TESIS DE DOCTORADO

# ANÁLISIS Y TIPIFICACIÓN DE EXPLOTACIONES DE BOVINO DE CARNE EN GALICIA MEDIANTE UN MÉTODO DE CONTROL BASADO EN LÓGICA DIFUSA

Álvaro García Corral

DESARROLLO REGIONAL E INTEGRACIÓN ECONÓMICA

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

LUGO

2015

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

TESIS DE DOCTORADO

# ANÁLISIS Y TIPIFICACIÓN DE EXPLOTACIONES DE BOVINO DE CARNE EN GALICIA MEDIANTE UN MÉTODO DE CONTROL BASADO EN LÓGICA DIFUSA

Álvaro García Corral

DESARROLLO REGIONAL E INTEGRACIÓN ECONÓMICA

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

LUGO

2015

Esta tesis doctoral fue desarrollada parcialmente dentro del proyecto titulado “Ferramentas estratéxicas para a mellora competitiva das explotacións gandeiras de carne en Galicia”, financiado por la Consellería de Economía e Industria a través del Plan Gallego de Investigación, Desarrollo e Innovación Tecnológica, cofinanciado por el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER), en el marco del Programa Operativo FEDER Galicia 2007-2013 (Nº de registro 0MRU003CT).

# AUTORIZACIÓN DE LOS DIRECTORES DE LA TESIS

D. Francisco Sineiro García

Profesor del departamento de Economía Aplicada. Universidad de Santiago de Compostela.

D. Ricardo Bendaña Jacome

Profesor del departamento de Ingeniería de los materiales, mecánica aplicada y construcción. Universidad de Vigo.

Como directores de la Tesis de Doctorado titulada:

«Análisis y tipificación de explotaciones de bovino de carne en Galicia mediante un método de control basado en lógica difusa»

Presentada por D. Álvaro García Corral

Alumno del Programa de Doctorado: Desarrollo Regional e Integración Económica

*Autoriza la presentación de la tesis indicada, considerando que reune los requisitos exigidos en el artículo 34 del reglamento de Estudios de Doctorado, y que como Directores de la misma no incurre en las causas de abstención establecidas en la ley 30/1992.*

Asdo: Francisco Sineiro García Asdo: Ricardo Bendaña Jacome

Asdo: Álvaro García Corral

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

AGRADECIMIENTOS

Después del esfuerzo dedicado a esta tesis doctoral, practicar la gratitud me ha traído a la memoria, en primer lugar, a mi familia y amigos. Habéis estado en tantas cosas que ya casi ni me acuerdo, seguramente en muchas más de las que hubieseis querido y también en muchas más de las que os podéis imaginar.

Quiero agradecer la oportunidad que me ha dado el Centro Tecnológico de la Carne al participar en el proyecto 0MRU003CT, que ha sido el inicio de esta tesis doctoral. En este periodo he podido conocer a una parte del personal del departamento de economía financiera y contabilidad de la Universidad de Vigo (Campus Ourense): Ernesto y Beatriz, así como a alguno de sus colaboradores: Raúl y Fanny. Quiero agradeceros la atención y lo cómodo que me he sentido trabajando con vosotros.

Por su parte, reconocer el trabajo de los directores de esta tesis doctoral. A Francisco por el tiempo que ha dedicado a revisar este trabajo y las aportaciones en el conocimiento sectorial. Y a Ricardo por ayudarme con la base metodológica de los controladores borrosos y por poner a mi alcance los medios necesarios para que esta tesis doctoral sea una realidad (esto va por ti Eduardo, muchas gracias por la atención prestada y por todo lo que me has ayudado).

Además, en este devenir de reflexiones, tampoco quiero olvidar el buen papel que desempeña el Instituto de Estudios y Desarrollo de Galicia (IDEGA) en la iniciación de futuros investigadores, a cuyo programa de doctorado he pertenecido. Su labor formativa y la excelente atención que siempre he recibido, me ha facilitado llevar a buen término el tiempo empleado.

Por último, también quiero expresar mi gratitud al personal de la Subdirección General de Análisis, Prospectiva y Coordinación del MAGRAMA, por la disposición a colaborar y por el afecto con el que siempre me habéis tratado.

A todos, mi más sincero agradecimiento.

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

**RESUMEN**

En esta tesis doctoral se elabora un análisis y tipología de explotaciones de bovino de carne en Galicia en función de su competitividad. La metodología se basa en lógica difusa. El material utilizado es una muestra incluida en el programa de explotaciones sostenibles en el año 2010. Se pueden clasificar en tres tipos. El primero agrupa a una cuarta parte de las unidades productivas, que corresponde a las menos competitivas, se caracterizan por un grado de profesionalización muy bajo, una baja rentabilidad y dependencia de apoyo público. El segundo compuesto por un tercio de ellas, que apenas alcanza viabilidad económica. El tercero, que concentra al 43 %, está formado por explotaciones que pueden competir por consumos intermedios con otras unidades productivas, soportar el coste laboral de un trabajador a tiempo completo y ser la actividad principal en la renta familiar. La competitividad está ligada sobre todo al margen bruto obtenido por unidad ganadera. Los principales factores son los ingresos y los costes de alimentación unitarios. La lógica difusa y el álgebra de los conjuntos borrosos han demostrado ser un medio adecuado para establecer la tipología de las explotaciones.

PALABRAS CLAVE: bovino carne, competitividad, lógica difusa.

**RESUMO**

Nesta tese de doutormento elabórase unha análise e tipoloxía das explotacións de bovino de carne en Galicia en función da súa competitividade. A metodoloxía está baseada no lóxica difusa. O material empregado é unha mostra incluida no programa de explotacións sostibles no ano 2010. Pódense clasificar en tres grupos. O primeiro agrupa a unha cuarta parte das unidades produtivas, que corresponde ás menos competitivas, caracterízanse por un grado de profesionalización moi baixo, unha baixa rendibilidade e dependencia de apoio público. O segundo composto por un tercio delas, que apenas alcanza viabilidade económica. O terceiro, que concentra ao 43% está formado por explotacións que poden competir por consumos intermedios con outras unidades produtivas, soportar o coste laboral dun traballador a tempo completo e ser a actividade principal na renda familiar. A competitividade está ligada sobre todo ao marxe bruto obtido por unidade gandeira. Os principais factores son os ingresos e os custes de alimentación unitarios. A lóxica difusa e a álxebra dos conxuntos borrosos demostraron ser un medio adecuado para establecer a tipoloxía das explotacións.

PALABRAS CHAVE: bovino de carne, competitividade, lóxica difusa

**ABSTRACT**

In this dissertation an analysis and typology of beef cattle farms in Galicia in terms of competitiveness is made. The methodology is based on fuzzy logic. The material used is a sample included in the program of sustainable farms in 2010. They can be classified into three types. The first brings together a quarter of the production units, which corresponds to the less competitive, are characterized by a very low degree of professionalization, low profitability and dependence on public support. The second contains a third of them, just reaches economic viability. The third, which accounts for 43% consists of holdings that can compete for intermediate consumption with other production units, support the labor cost of a full time worker and be the main activity in family income. Competitiveness is linked mainly to the gross margin per livestock unit. The main factors are income and unit costs of feeding. Fuzzy logic and algebra of fuzzy sets have proven to be an appropriate means to establish the typology of farms.

KEY WORDS: Beef cattle, Competitiveness, Fuzzy logic

USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

# INDICE


**I INTRODUCCIÓN 1**

I.1 OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO 1
I.2 ANTECEDENTES 2
I.2.1 La competitividad como elemento discriminante entre explotaciones 2
I.2.2 El vacuno de carne en Galicia 6
I.2.2.1 Tipificación de las explotaciones 10
I.2.2.2 Fuentes de información de interés para este trabajo 17
I.2.3 El razonamiento aproximado 21
I.2.4 Sistemas de lógica difusa 24
I.2.4.1 Definiciones 24
I.2.4.2 Teorema de representación o Principio de identidad 26
I.2.4.3 Principio de extensión 26
I.2.4.4 Tipos de modelos borrosos 28
I.3 MATERIAL Y MÉTODOS 30
I.3.1 Material 30
I.3.2 Métodos 31
I.3.2.1 Elaboración de la muestra 31
I.3.2.2 Análisis estadístico 34
I.3.2.3 Diseño del controlador 37
I.3.2.4 Tipificación de las explotaciones 39

**II ANÁLISIS EXPLORATORIO 43**

II.1 INDICADORES DE PRODUCTIVIDAD FÍSICA 45
II.2 INDICADORES ECONÓMICOS 51

**III SELECCIÓN DE INDICADORES EN LAS EXPLOTACIONES 61**

III.1 ANÁLISIS FACTORIAL: COMPONENTES PRINCIPALES 63
III.1.1 Selección de indicadores en la matriz de correlaciones 63
III.1.2 Normalidad 63


USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

III.1.3 Multicolinealidad 65
III.1.4 Medidas de adecuación muestral 66
III.1.5 Estimación del modelo factorial 69
III.1.6 Rotación e interpretación de los factores 72
III.1.7 Identificación de los factores 75

**IV DISEÑO DEL SISTEMA EXPERTO BASADO EN REGLAS 81**

IV.1 ARQUITECTURA DEL CONTROLADOR 83
IV.2 DISEÑO DEL CONTROLADOR BORROSO 85
IV.2.1 Módulo de borrosificación 86
IV.2.1.1 Particiones borrosas 87
IV.2.1.2 Transformación del valor discreto en su equivalente borroso 88
IV.2.1.3 Parámetros de las funciones de pertenencia 90
IV.2.2 Motor de inferencia borrosa 95
IV.2.2.1 Base de conocimiento 96
IV.2.2.2 Base de datos 96
IV.2.2.3 Base de reglas 102
IV.2.2.4 Operaciones de composición 103
IV.2.2.5 Funcionamiento básico del motor de inferencia 109
IV.2.3 Módulo de desborrosificación 111
IV.2.4 Selección de operadores 115
IV.2.4.1 Operadores de agregación 118
IV.2.4.2 Selección del desborrosificador 120

**V SIMVAC$_C$: SIMULADOR PARA LA MEDIDA DE LA COMPETITIVIDAD 125**

V.1 EL LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN 126
V.2 CUESTIONARIO 128
V.3 LA INTERFAZ CON EL USUARIO 130

**VI TIPIFICACIÓN POR COMPETITIVIDAD 139**

VI.1 COMPETITIVIDAD MUY BAJA 142

VI.2 COMPETITIVIDAD BAJA 146
VI.3 COMPETITIVIDAD MEDIA 149
VI.4 COMPETITIVIDAD ALTA 152
VI.5 COMPETITIVIDAD MUY ALTA 155

**VIIDISCUSIÓN DE RESULTADOS 161**

VII.1 ANÁLISIS DE CONSISTENCIA DE LOS INDICADORES 161
VII.2 FUNCIONALIDAD DEL CONTROLADOR BORROSO 164
VII.2.1 Validación del software 167
VII.2.1.1 Resultado vectorial 167
VII.2.1.2 Resultado escalar 168
VII.3 COMPETITIVIDAD DE LAS EXPLOTACIONES DE BOVINO DE CARNE EN GALICIA 170
VII.3.1 Localización 173
VII.3.2 Tamaño de las explotaciones 174
VII.3.3 Variables explicativas de una explotación de bovino de cría 177
VII.3.4 Apoyo público: subvenciones corrientes 186

**VIII CONCLUSIONES 193**

**BIBLIOGRAFÍA 203**

**ÍNDICE DE GRÁFICOS 225**

**ÍNDICE DE FIGURAS 229**

**ÍNDICE DE TABLAS 231**

**ÍNDICE DE ECUACIONES 235**

**APÉNDICE A. METODOLOGÍA EMPLEADA EN LOS CUADERNOS DEL CES239**

EFECTIVOS GANADEROS Y RAZAS EMPLEADAS 240
BASE TERRITORIAL 243
MAQUINARIA AGRÍCOLA Y EDIFICACIONES 244

INGRESOS CORRIENTES 246
COSTES VARIABLES 247

**APÉNDICE B. ANÁLISIS Y SELECCIÓN DE LA MUESTRA 251**

INDICADORES DE PRODUCTIVIDAD FÍSICA 251
INDICADORES ECONÓMICOS 253
HISTOGRAMAS Y CURVAS DE NORMALIDAD 256
RESULTADOS DETALLADOS DEL ANÁLISIS FACTORIAL 262

**APÉNDICE C. CONTROLADOR BORROSO 271**

BLOQUE DE REGLAS 271
CÓDIGO FUENTE 278

USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

## TABLA DE ABREVIATURAS

| | |
|---|---|
| **CES** | Contrato de Explotación Sostenible |
| **CI/T** | Cruces Industriales sobre efectivos ganaderos Totales |
| **GA/IT** | Gasto en Alimentación sobre los Ingresos Totales |
| **GA/IV** | Gasto en Alimentación sobre los Ingresos por Ventas |
| **GA/UGM** | Gasto de Alimentación por Unidad de Ganado Mayor |
| **GV/IT** | Gasto variable sobre los Ingresos Totales |
| **GV/IV** | Gasto Variable sobre los Ingresos por Ventas |
| **IV/UGM** | Ingresos de Ventas por Unidad de Ganado Mayor |
| **M/V** | Muertes de vacas sobre Vacas totales |
| **MBT/UGM** | Margen Bruto Total por Unidad de Ganado Mayor |
| **MBTA/UGM** | Margen Bruto (Total menos alimentación) por Unidad de Ganado Mayor |
| **MBV/UGM** | Margen Bruto de Ventas por Unidad de Ganado Mayor |
| **MBVA/UGM** | Margen Bruto de (Ventas menos alimentación) por Unidad de Ganado Mayor |
| **OTE** | Orientación Técnico Económica |
| **P/SF** | Potencia empleada por superficie forrajera |
| **P/UGM** | Potencia empleada por Unidad de Ganado Mayor |
| **PAC** | Política Agrícola Común |
| **PT/V** | Producción de Terneros por vaca |
| **SI/UGM** | Superficie de instalaciones para el alojamiento del ganado por Unidad de Ganado Mayor |
| **SimVac$_c$** | Simulador Vacuno de Carne |
| **SR** | Superficie media del recinto |
| **TM/TN** | Terneros Muertos con 6 meses o menos sobre los Terneros Nacidos |
| **TN/V** | Terneros Nacidos sobre vacas totales |
| **UGM/SF** | Unidad de Ganado Mayor sobre Superficie Forrajera |
| **UGM/ST** | Unidad de Ganado Mayor sobre Superficie Total |
| **V/SF** | Vacas por Superficie Forrajera |

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO I:

# INTRODUCCIÓN

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# I INTRODUCCIÓN

Esta tesis doctoral tiene como propósito analizar y tipificar las explotaciones de vacuno de carne en Galicia. El desarrollo de la investigación se ha centrado en la creación de una aplicación informática que simula el razonamiento de un experto, basándose en la lógica difusa y los conjuntos borrosos, que puede ser utilizada como herramienta de apoyo en la toma de decisiones. La información sectorial utilizada se ha obtenido de explotaciones acogidas a los Contratos de Explotaciones Sostenibles (CES) y agregada en diferentes indicadores que fueron sometidos a un análisis exploratorio. Entre estos indicadores, fueron seleccionados aquéllos con mayor capacidad para explicar el comportamiento de una explotación de bovino de cría mediante un análisis factorial. Los indicadores resultantes fueron utilizados como entradas del controlador borroso, que ha sido diseñado para medir la competitividad de las explotaciones. Finalmente, se ha realizado la tipificación mediante el apoyo de una función discriminante, que utiliza como variable dependiente los grupos de competitividad obtenidos con el controlador borroso.

## I.1 OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

El objetivo general de esta tesis doctoral es analizar la competitividad de las explotaciones de bovino de carne en Galicia orientadas a la cría. Para ello se plantea una hoja de ruta basada los siguientes objetivos secundarios:

- Estudiar la fiabilidad de los Cuadernos de Explotación Sostenible como base de datos con fines estadísticos.
- Identificar indicadores clave para caracterizar las explotaciones de bovino de carne.
- Desarrollar un controlador borroso basado en reglas capaz de medir la competitividad de las explotaciones a partir de variables económicas y productivas.
- Crear un programa informático fácil de manejar, cuyos usuarios objetivo puedan ser: Administración Pública, las Organizaciones de Productores, las cooperativas y/o los ganaderos. Esta herramienta permitirá obtener un diagnóstico general de la explotación y en concreto se podrá visualizar:
    - los resultados de las variables intermedias de competitividad,
    - el resultado vectorial y escalar en la variable final de competitividad.
- Tipificar las explotaciones de bovino de carne de Galicia en función de su competitividad.

Para alcanzar esos objetivos se ha estructurado en ocho capítulos y tres apéndices. El Capítulo I es de carácter introductorio con una revisión bibliográfica sobre los aspectos clave de este trabajo: la competitividad como base para tipificar explotaciones, las características que diferencian a este sector y las fuentes de información disponible, el origen y evolución del razonamiento aproximado y finalmente unas breves notas sobre la lógica difusa. El Capítulo II contiene el análisis exploratorio de las variables extraídas del CES, clasificadas en dos grupos: productivas y económicas. Se analizan posibles inconsistencias y se muestran los principales resultados de la muestra. En el Capítulo III, las variables del capítulo anterior se someten a un análisis factorial por componentes principales. El resultado obtenido serán los indicadores con mayor capacidad para explicar el funcionamiento de una explotación de bovino de carne. En el Capítulo IV se desarrolla un controlador borroso basado en un sistema experto a partir de los indicadores anteriores. En el Capítulo V se programan las operaciones anteriores para generar un programa informático, así como una guía de funcionamiento. En el Capítulo VI se puede ver la tipificación de las explotaciones por competitividad y las relaciones con respecto a las principales variables productivas. En el Capítulo VII se discuten los resultados y en el Capítulo VIII se elaboran unas conclusiones. Finalmente, se han utilizado los anexos para ampliar información y facilitar la lectura del documento. En el Apéndice A, se puede consultar con detalle la estructura del CES. En el Apéndice B se incluyen tablas y gráficos que completan la información estadística de los principales resultados y el Apéndice C, está dedicado al controlador borroso, en él se encuentra disponible el bloque de reglas y el código fuente de $SimVac_c$.

## I.2 ANTECEDENTES

### I.2.1 La competitividad como elemento discriminante entre explotaciones

A partir de los modelos teóricos, la valoración de la competitividad es un concepto que a menudo se utiliza para justificar estrategias en el ámbito empresarial y en el desarrollo de políticas públicas. Sin embargo, no existe un consenso a cerca de lo que es competitivo, cómo medirlo y cómo interpretar los índices resultantes (Markusen, 1992; Martin, 2003; Notta et al., 2011 y Jovan et al., 2014). En parte es debido a que este concepto puede ser aplicado a diferentes entes organizativos y espaciales (empresas, sectores, regiones, Países) y además puede ser medido con diferentes aproximaciones (balanza comercial, cuota de mercado, costes, creación de empleo) (Gorton et al, 2001).

Según algunos autores (Krugman, 1993 y Duren et al., 1994), el uso del término competitividad se ha vuelto tan común que corre el riesgo de perder el sentido. Por ello, esta dificultad puede abordarse mediante la adopción de una definición acorde a los objetivos de estudio (Markusen, 1992).

En la escala internacional se suele aceptar que la competitividad es la capacidad de un País para incrementar su participación en el mercado doméstico y en sus exportaciones.

Al nivel de las empresas la competitividad ha sido analizada utilizando tres enfoques teóricos: el general del comercio, de la organización industrial y de la gestión estratégica (Thorne, 2004). La teoría general del comercio pone el énfasis en las diferencias en los precios relativos como indicadores de la competitividad, estando de este modo centrada en los factores de oferta sin tener en cuenta los aspectos de la demanda (diferencias en los productos, en el marketing y los servicios aportados). La teoría de la organización industrial trata de identificar las variables que afectan a los resultados económicos de la empresa. El modelo S-C-P (Structure-Conduct-Performance) está basado en la asunción de que el resultado de una empresa depende de la conducta de los compradores y vendedores de un producto (políticas de precios, publicidad), que a su vez depende en la estructura del mercado relevante (número de operadores, presencia de barreras de entrada o salida). La teoría de la gestión estratégica puede ser contemplada como una teoría de la competitividad que incorpora a la vez los conceptos de las teorías del comercio y de la organización industrial. Según esta teoría la competitividad es la capacidad de crear y generar valor de modo rentable por medio del liderazgo en costes y diferenciación del producto (Kennedy et al, 1997). El trabajo de Porter (1990) ha sido identificado como la fuente de referencia en la literatura sobre la gestión estratégica por medio de su capacidad para ampliar e integrar numerosas contribuciones a la teoría de la competitividad. Pero reconociendo su importancia en la identificación de las fuentes de la competitividad, se le critica su carencia en establecer la relación entre las fuentes y las medidas de la competitividad (Harrison et al, 1997).

El "Diamante de la competitividad" de Porter enlaza el éxito de las industrias con factores sistémicos asociados con la competitividad y se representa gráficamente en forma de un rombo. Los cuatro atributos interconectados, o factores básicos, caracterizan la competitividad del País y son en los que se basan las empresas para alcanzar su ventaja: condiciones de los factores de producción, de la demanda, estrategia, estructura y rivalidad, y sectores conexos y de apoyo, a los que se pueden sumar dos elementos exógenos: gobierno y

azar. Entre todos determinan el potencial competitivo de una empresa. (Haguenauer 1989; McFetridge, 1995; OCDE, 1996; Alic et al., 1997; citado por Bejarano 1998; EU Commission, 2003).

En la escala de las explotaciones agrarias se puede caracterizar la competitividad por su capacidad para competir en el mercado con éxito. Una buena competitividad significa que una explotación puede producir y vender sus productos y servicios de modo eficaz, como resultado de unos precios competitivos, de la variedad, la calidad, el tiempo de entrega, la ubicación u otra especificidad (como la singularidad, el origen, o la producción ecológica) (Dillon et al, 2008). Se suele analizar por medio de indicadores de eficiencia técnica, productividad y rentabilidad. La expresión de los diferentes indicadores de competitividad varía dependiendo de los tipos de explotaciones examinados. En el caso de la producción de leche se pueden utilizar como indicadores de la competitividad el porcentaje del coste sobre el ingreso y los costes unitarios; además se utilizan las productividades parciales por animal, de la tierra y del trabajo como indicadores de la competitividad potencial (Thorne et al, 2006).

Algunas de las definiciones de competitividad en el sector agroalimentario se pueden encontrar en: Martin et al., 1991; Abbott et al., 1994; García 1995, Lall 2001 y Fisher et al., 2007. Todas admiten que el crecimiento de la productividad, la formación de capital y la tecnología son factores determinantes en el largo plazo. Sin embargo, la evaluación requiere ir más allá de la teoría tradicional de comercio para determinar la estructura y la forma en la que se ve influenciada por la estrategia de la empresa (Barlett et al; 1989; Doz et al, 1987; Hamel et al, 1989, 1990), así como la intervención de los factores exógenos (Buckley et al., 1998; Lu, 2006; Latruffe, 2010).

La existencia de diferentes definiciones indica que el concepto de competitividad es multidimensional en su naturaleza y en consecuencia difícil de evaluar, tanto desde el punto de vista teórico como empírico (Fisher, 2006), existiendo para ello diferentes metodologías que se basan en distintos factores condicionantes (Rojas, 2000). Son varios los autores que consideran que los estudios en el sector agroalimentario no recogen todos los aspectos que engloba la competitividad y no es raro encontrar estudios que calculan una sola medida (sólo índices de exportación, sólo costes de producción o sólo incrementos de la productividad) a pesar de la evidencia de que un ranking de competitividad puede variar en función del componente medido (Masters et al., 1995 y Wijnands et al., 2008). Lo recomendado por algunos autores (Fisher et al., 2007; Carrarese et al., 2008 y Wijnands et al., 2008; Latruffe,

2010 y Notta et al., 2011) es medir varios componentes y agregarlos en una sola medida de competitividad, aún a sabiendas que es una cuestión delicada la ponderación de cada uno de los componentes que la forman (Latruffe, 2010).

Además, la competitividad debe ser medida respecto a un punto de referencia, ya que al ser un concepto relativo, las cifras absolutas no tienen sentido y deberán ser comparadas entre sí. Harrison et al., 1997 dicen que dos empresas que reducen su coste de producción no son más competitivas sino que lo serán cuando el coste relativo disminuya respecto al realizado por el resto de las empresas.

En el caso del sector agrario conviene además prestar especial atención a los factores no pagados en las explotaciones, como por ejemplo la mano de obra familiar. Algunos trabajos ponen de manifiesto que las mediciones de competitividad pueden variar si el valor de los factores propios se incluye o no, como es el caso del trabajo no remunerado y del capital propio (Goldin, 1990; Bureau et al., 1992a; Bureau et al., 1992b; Davidova et al., 2003; Thorne, 2005; Cesaro et al., 2008).

Finalmente, es necesario tener en cuenta la distorsión que se puede producir en la medida de la competitividad por el efecto de la intervención del gobierno. En este sentido, son varios los autores que inciden en la necesidad de ser medida bajo el supuesto de no intervención. En concreto, Machinea (2007) dice que el papel apropiado del gobierno es ser un catalizador y un provocador, es decir, alentar o incluso presionar a las empresas para que eleven sus aspiraciones y suban a niveles más altos de desempeño competitivo, incluso cuando este proceso puede ser intrínsecamente desagradable y difícil. En este sentido, en Europa existe un amplio debate sobre el papel que desempeña la PAC en la protección de la agricultura o el sector agroalimentario, que se acentúa cada vez que se lleva a cabo una revisión de la política comunitaria. Autores como Brinkman (1987), Makki et al., 1999 y Latruffe (2010), consideran que el análisis de la competitividad de los factores exógenos en el sector agrario debe centrarse en el efecto potencial de las políticas, con el fin de evaluar sin un uso alternativo de los recursos públicos podría aumentar el bienestar de una nación. Algunas de estas medidas van en la misma dirección y consisten en incrementar el apoyo al I+D y al desarrollo de infraestructuras, incorporándolas como medidas del primer pilar de la PAC.

Otros factores exógenos que pueden ser determinantes en la competitividad de una empresa y que no se pueden controlar, son los que se atribuyen al azar. Por ejemplo: el cambio climático, entre otros, que impiden el funcionamiento normal de las explotaciones.

Según Latruffe (2010) las fuentes de competitividad para el sector agroalimentario es un tema poco estudiado. En contra de lo que ocurre con alguno de sus componentes: la productividad, la eficiencia o la rentabilidad. El número de trabajos se reduce considerablemente cuando se utilizan los costes como criterio, llegando a producirse un cierto vacío en la investigación cuando se estudia las cadenas de valor. Para un mejor conocimiento recomienda añadir a las líneas de investigación la mano de obra y la política fiscal. En este sentido, se ha podido encontrar algún trabajo que ya incluye este tipo de recomendaciones, como por ejemplo, el de Fisher, (2006).

Tomando como referencia la literatura consultada y la disponibilidad de información en la fuente original de los datos (el CES aplicado en el Programa de Desarrollo Rural de Galicia en el periodo 2007-2013), se ha establecido una definición de competitividad para esta tesis doctoral basada en la capacidad que tienen las explotaciones para afrontar los costes de los factores productivos (excluido el trabajo y el capital familiar) en ausencia de apoyo público y la capacidad de competir por insumos intermedios con otras unidades productivas.

### I.2.2 El vacuno de carne en Galicia

La producción de la rama agraria gallega suma 3.078 millones de euros en el año 2011. A diferencia de lo que ocurre en el conjunto nacional, la ganadería tiene más peso en las cuentas económicas que la producción agrícola, al aportar dos terceras partes del valor total. Por lo tanto, la especialización ganadera de esta CCAA, configura una agricultura que globalmente se asemeja más a la existente en los países atlánticos de Europa (Bardají et al., 1998).

Los ingresos generados por la venta de ganado bovino son de 384 millones de euros y ocupan el tercer lugar por facturación, por detrás de las ventas de leche (706 millones) y de las aves (390 millones).

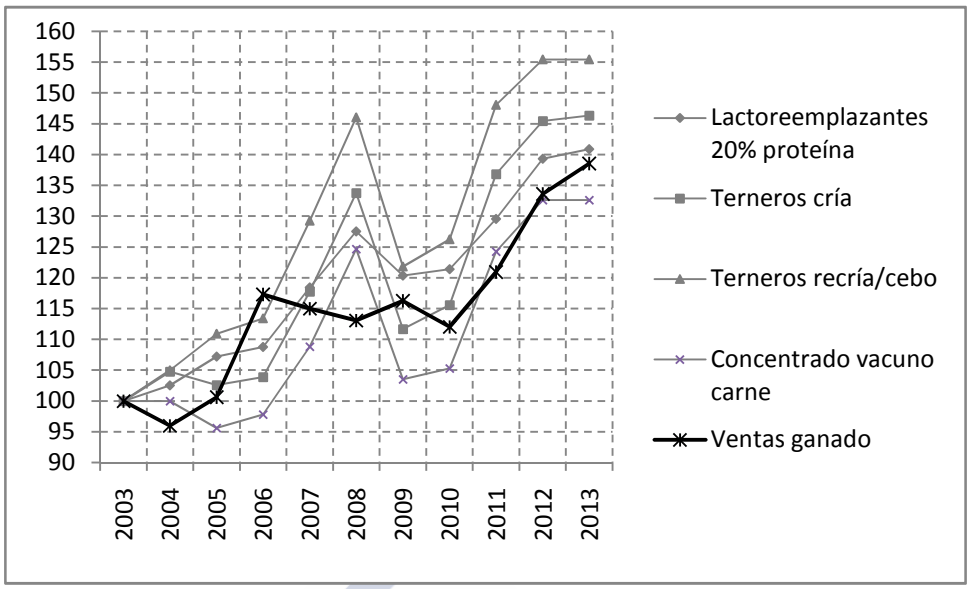
La evolución reciente (1990-2008, últimos datos disponibles para Galicia) indica que el cambio que se ha producido a nivel estructural no ha repercutido en las cuentas económicas de la agricultura gallega. La aportación de la ganadería a la producción de la rama agraria ha

seguido en torno a las dos terceras partes. Mientras que los ingresos con vacas de carne siguen siendo de 1 euro por cada 4 que genera el conjunto del sector ganadero.

Durante este tiempo, los ingresos por venta de animales han crecido a un ritmo anual del +0,3%. En los costes, el año 2007 marca el inicio de una etapa caracterizada por un fuerte incremento de precio de las materias primas agrícolas a nivel mundial (Langreo et al., 2008; Farooq, 2009; Doporto et al., 2011), que repercute en los precios pagados por los ganaderos y que puede tener consecuencias importantes en las explotaciones de vacuno de carne (Bernués et al., 2011). El análisis económico de la evolución reciente es complejo en el caso de Galicia al no disponer de la serie temporal completa de las macro magnitudes agrarias. Sin embargo, lo ocurrido en esta CCAA con la evolución de los costes no es diferente al resto de España, por tratarse de sistemas altamente dependientes de insumos externos. Así, el resultado obtenido para el conjunto nacional indicaría que los costes crecieron de forma irregular en dos etapas diferenciadas, una desde 1990 hasta 2006, con una variación anual del 3,7%, y otra que daría comienzo a partir de 2007, con un incremento de los consumos intermedios del 11% en ese año, un 8% el siguiente y una volatilidad importante hasta el año 2012.

En el Gráfico I-1 se muestra la evolución porcentual de los precios percibidos por la venta de ganado vacuno para abasto y los precios pagados por los piensos en la última década. En este tiempo se observa dos etapas diferentes: una hasta el año 2010 y otra en los tres últimos años. La primera se caracteriza por una etapa irregular de los precios, especialmente desde que comienza la crisis en el año 2007. En esta subetapa se aprecia una importante pérdida del poder adquisitivo de los ganaderos al crecer los precios de los piensos al tiempo que el valor de las ventas se redujo durante los dos primeros años de crisis. Luego se recupera algo durante el año 2009 y vuelve a empeorar en el año 2010. Mientras la segunda parte se caracteriza por una evolución más regular entre los precios percibidos y pagados, que ha permitido ir recuperando algo del poder adquisitivo perdido en los años anteriores, sobre todo en el año 2013.

**Gráfico I-1. Evolución % de los precios pagados y percibidos de los ganaderos. Galicia 2003-2013.**




**Fuente: Elaboración propia, MAGRAMA**

Las causas que han propiciado esta nueva situación han sido ampliamente estudiadas, entre otros, por Cascante et al., 2008. Apuntan en varias direcciones: competencia por recursos con los biocombustibles, difícil acceso a la tierra por parte de los pequeños agricultores, falta de inversión en agricultura, incrementos de la renta que ha ocasionado cambios en la dieta, etc. Sin embargo, entre todos los factores estudiados el más habitual señala a una crisis general del sistema, que comienza con el *crash* del mercado de hipotecas de baja calidad crediticia o *subprime* en los EEUU en agosto de 2007. Las principales corrientes en el estudio de las causas que han afectado a los precios de los alimentos van en varias direcciones. Por un lado, están quienes relacionan esta crisis alimentaria con el papel de los flujos de carácter especulativo. El argumento se basa en los operadores que sacan su dinero de los mercados de bonos, de acciones y de hipotecas para invertirlos en los mercados de futuro, conocido en Wall Street como el superciclo de las *commodities* (Macwhirter, I., 2008; visto en Cascante et al., 2008). La participación de estos nuevos inversores parece guiarse por una mera cuestión de diversificación de riesgos en lugar de una valoración de los precios existentes en los mercados y de esa manera el enorme flujo de capitales especulativos ha ido distorsionando el mercado de futuros, hasta el punto de hacer que no se cumplan sus funciones fundamentales: formación de precios y cobertura. Por otro lado (Colier, 2008; visto en Cascante et al., 2008) apunta a una rigidez de la oferta y una insuficiente globalización, que llevó al abandono de la agricultura comercial a gran escala en favor de los pequeños agricultores. Otros como Martin Wolf o Paul Krugman, considera que ha sido un problema de

baja oferta cerealista debido en parte a la sequía, al precio del crudo y a la fuerte demanda que ha llevado a bajos niveles en el inventario de los cereales. Esta situación explicaría el alza de los precios y no la especulación como causa de la crisis de las materias primas (Wolf, 2008 y Krugman, 2008; visto en Cascante et al., 2008). No obstante, este argumento no está exento de críticas. En concreto, cuando las existencias se concentran cerca del consumidor, en cuyo caso, la teoría de los flujos de capital recobra fuerza.

Según los datos del MAGRAMA para el año 2011 y el conjunto nacional, el gasto en pienso en las explotaciones especializadas en carne supone algo más de la mitad (51%) de los consumos intermedios. La importancia que supone en la contabilidad queda de manifiesto al compararlo, por orden de gasto, con otros consumos intermedios: la energía y lubricantes (9%), los fertilizantes y enmiendas (8,4%) y el mantenimiento de material (7,3%). En Galicia, la dependencia de insumos externos para la alimentación del ganado es todavía mayor que en el conjunto nacional y el gasto en pienso llega a ser casi tres cuartas partes del consumo intermedio (73%) y muy similar al de las explotaciones de recría de Navarra, en las que el mantenimiento del rebaño de vacas madre supone un 70% del coste de producción de los terneros (Casasús et al., 2003). Siguiendo el orden por peso relativo en la cuenta de resultados, el resto de gastos ocupan una posición menos importante y similar al conjunto nacional pero en distinto orden. En este sentido el siguiente es el mantenimiento de material (8,4%).

Sin embargo, la estructura de costes puede ser muy diferente según la metodología que se emplee para su cálculo. Sobre todo cuando se incluyen como componentes adicionales los estimados por la mano de obra familiar, la tierra en propiedad y los capitales propios (Iraizoz et al., 2004).

La carne de bovino, al contrario que la leche o la carne de cerdo, no da lugar en España y en Galicia a procesos de transformación industrial de gran trascendencia económica, limitándose las fases posteriores al sacrificio del ganado al despiece de las canales y a la industrialización de los subproductos. Según los datos publicados en el Anuario de Estadística del MAGRAMA para el año 2012 (último disponible), sólo se destina un 10% a consumo industrial, aunque en Galicia es más elevado con el 21%. Esta diferencia con el resto de España se explica porque en Galicia se sacrifica un mayor volumen de vacas con destino industrial, que en buena parte proceden del desvieje de las explotaciones lecheras. Los datos

del MAGRAMA cifran este volumen en algo más de 14 mil toneladas, que viene siendo un poco más de la mitad del total producido en España.

Uno de los cambios más importantes que se ha producido en los mercados alimentarios de los países desarrollados es el paso de la venta de productos básicos, no diferenciados, a la venta de productos de calidad diferenciada, ya que desde la perspectiva de los productores, constituye una de las estrategias básicas de marketing (Olaizola et al., 2012).

La calidad se ha convertido en una palabra clave tanto para los consumidores como para los productores (Bosmans et al., 2005, Verbeke et al., 2005 y Resano et al 2012) y por lo tanto podría ser entendida como parte de la competitividad de las explotaciones. Sin embargo, medir la calidad es un trabajo complejo, ya que su concepto no es absoluto universal, sino relativo (Olaizola et al., 2012).

En Galicia hay una denominación de calidad ligada al origen mediante la IGP Ternera de Galicia. Inicia su labor de control y certificación en el año 1989 y está reconocida por la UE desde 1996. En el año 2013, último disponible en el momento de redactar esta tesis, el número de terneros registrados superó las 115 mil cabezas, se certificaron algo más de 81 mil canales y se comercializaron bajo la IGP más de 17 mil seiscientas toneladas de carne. En términos económicos, el valor en primera venta superó los 98 millones de euros y las carnes fueron comercializadas en más de mil cien establecimientos. Las instalaciones que intervienen en la cadena de valor la forman las más de 7 mil explotaciones inscritas en la IGP (7.665) y 75 industrias, que incluyen mataderos, salas de despiece y comerciales cárnicas.

#### I.2.2.1 Tipificación de las explotaciones

La explotación agraria es sensible a un amplio abanico de factores de índole biofísica, sociológica, económica, ecológica y política (Jones et al., 1997). Gibon (1891) define el manejo como un subsistema, dentro del sistema explotación, que engloba a los elementos que intervienen en la producción animal: efectivos ganaderos, recursos forrajeros, instalaciones, mano de obra disponible y recursos financieros.

En el último cuarto de siglo, el número de trabajos que se puede encontrar en la bibliografía sobre la transformación del sistema productivo en la ganadería española es abundante, algunos ejemplos son: Bueno et al., 1974; García Sanz et al., 1991; Atienza (1993) o Simpson (1997).

En Galicia, las transformaciones históricas y los cambios en la distribución pecuaria que ha sufrido la ganadería fueron estudiadas, entre otros, por: Bouhier (1979 y 1984); Carmona (1982); Bardají et al., 1989; Barreiro (1990); Sineiro (1992); Barbeyto (1993); Martínez López (1999), que cita además otros trabajos: Barreiro (1990); Fernández Prieto (1992) y Martínez López (1995); a los que se puede añadir la tesis doctoral de Soto (2002).

Las transformaciones recientes en el ganado vacuno de España y en particular de una parte de la cornisa cantábrica (Galicia y Asturias), han sido analizadas en las tesis doctorales de Lorenzana (2006) y Vázquez (2013), que contienen información segmentada para el periodo 1962-2003 la primera y 1982-2007 la segunda, así como los trabajos de López-Iglesias (1996) y Sineiro et al., 2004, más centrados en el caso particular de Galicia.

Los cambios registrados en las explotaciones responden a su proceso de ajuste a las condiciones del mercado, a las innovaciones tecnológicas y a los cambios en el entorno institucional, que incluye los efectos derivados de la integración en la CEE.

El elevado descenso en el número de explotaciones y el aumento de su tamaño son el resultado conjunto de dos movimientos opuestos: el abandono de la mayoría de las más pequeñas y el aumento de tamaño de buena parte de las que de las que permanecen activas. Este proceso de ajuste ha estado acompañado de modo muy limitado por la transferencia de tierras de las explotaciones que abandonaban hacia las que permanecían activas, de modo que el aumento de su base territorial ha sido limitado y ha dificultado su desarrollo y viabilidad en la agricultura (López Iglesias, 1996). Al mismo tiempo se han registrado otros cambios en las explotaciones como son un elevado descenso en el número de ocupados (Camarero, 1999), su especialización productiva, el aumento de los arrendamientos y la contratación de servicios.

En la Tabla I-1 se puede ver las principales características físicas de las explotaciones de bovino de cría en Galicia y en el ámbito nacional, así como la evolución reciente para el periodo 1982-2007, recogidas de la tesis doctoral de Vázquez (2013). A groso modo, merece destacar el incremento generalizado que ha experimentado la dimensión física de esta actividad. Ha crecido el número y el tamaño de las explotaciones en el ámbito nacional y más aún en el caso de Galicia. En total hay 34,6 miles de explotaciones y algo más de una cuarta parte se encuentran en Galicia (26%). Al utilizar la Tasa Anual de Variación para evaluar el crecimiento, se puede observar que en esta CCAA el número de explotaciones ha aumentado a razón de un 3,1% anual más que la media española. Además del número de explotaciones

también ha aumentado el censo de UGM. En el año 2007 hay 982,5 miles en España y 128,2 miles en Galicia. En los dos casos crece el número de efectivos ganaderos y de nuevo es más acusado en Galicia (el TAV es un 8,5% mayor). A la vista de la evolución reciente del número de explotaciones y del censo ganadero se puede observar que el tamaño medio de las explotaciones gallegas ha crecido más que en el ámbito nacional. No obstante, las diferencias entre ambos siguen siendo importantes. En el caso de Galicia una explotación tiene por término medio 14,1 UGM, mientras que la media española es de 33,9.

**Tabla I-1. Principales características estructurales de las explotaciones de bovino de cría**

| | Galicia | | España | |
|---|---|---|---|---|
| | Unidades | TAV % 1982/2007 | Unidades | TAV % 1982/2007 |
| Nº explotaciones | 9,1* | +6,4 | 34,6* | +3,3 |
| Nº UGM | 128,2* | +12,4 | 982,5* | +4,9 |
| Tamaño medio del rebaño | 14,1 | +1,9 | 33,9 | +1,5 |
| SAU media (Ha) | 15,0 | - | 42,1 | - |
| UTA/Explotación | 1,4 | - | 1,3 | - |
| Vacas carne/UTA | 10,0 | +4,6 | 21,8 | +0,6 |

**Fuente: Encuesta de estructuras de la explotación agraria; visto en Vázquez 2013.**

* Unidades expresadas en miles

Las causas que han propiciado estos cambios parecen responder a causas globales. Según un informe publicado por la CE (2011), son varios factores: mayor orientación de la agricultura hacia el mercado y aumento de la productividad (muy ligado a los avances tecnológicos como la mecanización y la mejora genética en los cultivos y los animales). Sin embargo, el proceso de cambio estructural no ha impedido que la explotación agraria europea siga siendo: pequeña, familiar y "masculina", CE (2013). Este fenómeno empezó a hacerse evidente a partir del S. XIX al comprobar que las explotaciones no desaparecían al ritmo que estaba previsto. El primer autor que investigó este fenómeno fue Kautsky, seguido más tarde por Chayanov. Sin embargo, ambos seguían considerando estas explotaciones como anómalas.

En cuanto a la evolución de los últimos años, la gran mayoría de las explotaciones sigue teniendo una base familiar (Urarte, 1988; Lana y Garriz, 1998; Lavín 1996), aunque parte de las de mayor tamaño tenga cambiado su titularidad individual adoptando diversas formas societarias compuestas por varios miembros de la misma familia y recurran al empleo asalariado. Esta modalidad familiar de los sistemas productivos es la más habitual en los países más desarrollados (Moreno et al., 2011). En concreto, se estima que hay 500 millones de explotaciones familiares en el mundo, representando en muchos países más del 80% de las

explotaciones agrarias (MacDonald, 2014). Sin embargo, el término "explotación familiar" está abierto a una amplia gama de interpretaciones y es utilizado para referirse a realidades muy diversas y heterogéneas. Según Moyano et al., 2014, estamos ante un término ambiguo y confuso debido a los profundos cambios que ha sufrido la agricultura familiar en los últimos cincuenta años. En este sentido, la FAO focaliza el mayor grado de atención sobre las explotaciones de pequeño tamaño, mientras que en los países más desarrollados la definición se centra en la propiedad y la gestión, de manera que se suele aceptar como empresa familiar agraria aquélla en la que su propiedad y gestión se transmiten dentro de la familia (Gasson y Errignton, 1993; Stiglbauer y Weiss, 2000). En EEUU, el servicio de investigación económica (ERS) del USDA, incluye las empresas unipersonales, sociedades e incluso corporaciones, siempre y cuando la familia del principal operador posea más de la mitad del negocio empresarial (O'Donoghue et al., 2009). En el año 2006, según el análisis del ERS, el 97% de las explotaciones estadounidenses son de carácter familiar y el 92% obtienen ventas iguales o superiores a 250 mil dólares. Estas explotaciones generan el 84% de las ventas totales de los productos agrícolas de EEUU. Su perfil, desde el año 2005 y basado en la encuesta de gestión de recursos agrícolas, corresponde a una explotación propiedad del operador y las relacionadas con él por lazos de consanguinidad, así como por matrimonio o adopción, incluidos los parientes que no viven en el hogar del operador.

Para aproximarse a la definición de la FAO, los investigadores suelen utilizar dos criterios para medir el peso que tiene la mano de obra procedente de la unidad familiar (Visto en MacDonald, 2014): el primero se centra en medir si el trabajo lo realiza fundamentalmente el titular de la explotación y su cónyuge, mientras el resto del trabajo lo aporta el resto de la familia y el personal asalariado, que en ambos casos forman parte del negocio agrícola, por su parte, el segundo indicador toma en consideración al titular de la explotación, al cónyuge y a las empresas externas que prestan servicios de carácter laboral temporal a la explotación.

De todos los elementos tradicionalmente ligados al concepto de agricultura familiar, los que más han variado son (visto en Moyano, 2014): la imbricación entre el patrimonio familiar y el agrario, la asociación entre trabajo familiar y trabajo agrícola y el control sobre los recursos productivos. En este sentido, desde el punto de vista conceptual, se estrechan las diferencias entre la agricultura familiar y la capitalista. No obstante, todavía pueden encontrarse elementos que ayudan a diferenciarlas (visto en Moyano, 2014): la mayor

integración de la agricultura familiar en la economía del territorio y el hecho de estar orientadas hacia el trabajo (autoempleo) más que hacia el mercado y la cadena alimentaria.

El nivel estructural y el tamaño óptimo de las explotaciones de vacuno de carne ha sido abordado intensamente en la literatura agraria y las conclusiones se podrían agrupar en dos tipos de interpretaciones (Iraizoz, 2004). Por un lado, Hill et al., 1993 defienden que las explotaciones grandes presentan algunas ventajas, ya que pueden aprovecharse de las economías de escala, presentan mejor organización administrativa y comercialización y disponen de mejor acceso al crédito. Mientras que otra corriente de autores coincide con las conclusiones de Hagedorn (1994), que se basan en que los costes de transacción impiden a las grandes explotaciones agrarias beneficiarse de su mayor tamaño y ello explicaría la supervivencia de las explotaciones pequeñas en la actividad agrícola.

Un estudio reciente, CE (2013), atribuye el mantenimiento de estructuras de pequeño tamaño a la falta de otras oportunidades de empleo, la ausencia de inversores potenciales en la agricultura, la falta de capital necesario para que se creen y al papel que desempeñan en tiempos difíciles como red de seguridad en la renta familiar. Sin embargo, se desconoce qué criterios económicos y/o físicos y qué umbrales se deberían utilizar para completar su estudio, al no existir consenso a cerca de lo que es una pequeña explotación.

En este sentido, en la bibliografía existen diferentes trabajos que han definido las pequeñas explotaciones a partir de la SAU, el factor trabajo, el nivel de autoconsumo y la dimensión económica de la explotación. Bajo estas condiciones la supervivencia de las pequeñas explotaciones está relacionada con las estrategias económicas que les permitan compensar sus menores recursos en tierra y capital, revalorizando el trabajo de los miembros de la familia (McKinnon et al., 1991; visto en Vázquez et al 2014). Estas estrategias incluyen el desarrollo de productos de mayor valor por su calidad diferenciada o por el desarrollo de actividades en la explotación que son complementarias a la producción agrícola o mediante el trabajo fuera de la explotación (De Janvry y Sadoulet, 2001; visto en Vázquez et al., 2014).

Uno de los principales obstáculos que se debe afrontar a la hora de estudiar las explotaciones es la enorme diversidad y sistemas de producción existentes (Capillon, 1985). La identificación de dichas prácticas permite establecer las bases para clasificar las explotaciones en categorías relacionadas con la manera de hacer las cosas, mejor que a partir de estructuras homogéneas o tipos de producción (Beranger y Vissac, 1994). No obstante, la

evaluación y comparación entre explotaciones es compleja por la escasez de datos y por la correlación entre distintos factores de manejo (Enevoldsen et al., 1996).

Los métodos empleados para el estudio y clasificación de las explotaciones pueden ser abordados desde diferentes perspectivas. Uno de las más extendidos y con más tradición es el empleado por la Red Integrada de Contabilidad Agraria (RICA), (EC, 1965, 1985; Van der Ploeg et al., 2009), basada en la orientación productiva y el tamaño de las explotaciones. Otra es la que utiliza el USDA, focalizada en el valor de la producción, de los activos agrarios y el importe de otros ingresos no agrarios (Cook y Mizer, 1994; Briggeman et al., 2007). Cuando se pretende desarrollar modelos sistémicos, una opción es la descrita por Deffontainnes y Petit (1985), que proponen un sistema conocido como "doble embudo", que consiste en comenzar por el estudio del entorno que las rodea para luego centrarse en el más próximo. Se estudia la explotación y luego se vuelve a la colectividad para conocer la diversidad de explotaciones. En este sentido, en la tesis de Vázquez 2013, se citan otros métodos para estudiar la tipología de las explotaciones: a través de procesos iterativos dirigidos (Perrot, 1990) o mediante un árbol de decisión en etapas sucesivas (Valbuena et al., 2008).

Las variables que definen las características de la explotación y su entorno están limitadas a los mecanismos de descripción que se pretendan utilizar. Por eso, una de las líneas de investigación que más se ha desarrollado en los últimos años es la simulación mediante la construcción de modelos (Ruíz et al., 2001), que permiten incorporar un número de variables más elevado. Como resultado del estudio de toda esa diversidad y con el objeto de ofrecer una visión lo suficientemente simplificada de la realidad mediante la reducción de la multitud de casos individuales, pero tratando al mismo tiempo de mantener la idea original de heterogeneidad, es conveniente proceder a la agrupación en tipos homogéneos (Ruíz et al., 2001).

A la hora de abordar el conocimiento sobre la diversidad de las explotaciones se pueden emplear diferentes bases de información: encuestas, análisis de bases de datos, monitorización o seguimiento de un número determinado de explotaciones y/o la consideración de un panel de expertos. Todas tienen ventajas e inconvenientes por lo que es habitual informar en los trabajos de investigación de las limitaciones que se han encontrado.

En Ruíz et al., 2001 se puede ver una revisión bibliográfica sobre los aspectos y variables a tener en cuenta a la hora de analizar una explotación individual. Aunque está enfocado a

modelos sistémicos en la producción ganadera, la revisión recoge la complejidad de los sistemas desde lo que se conoce como una "aproximación" global de la explotación y por lo tanto podría ser aplicado a una visión general. Algunos de los aspectos a tener en cuenta tienen que ver con la situación familiar y su unidad de gestión (Doppler, 1994), las posibilidades de continuación (Capillon, 1985), las decisiones de gestión: utilización de la superficie (Ingrand y Dedieu, 1996), fuerza de trabajo disponible (Dedieu, 1993), asignación de la renta y la naturaleza de las inversiones. A estas decisiones de gestión se les ha ido incorporando las ligadas al clima, a los ciclos productivos y las fases del ciclo familiar. Por otro lado, también se recoge la importancia de considerar la capacidad de regulación de los diferentes subsistemas de la explotación (por ejemplo: caída de precios, epizootias, etc.), que deberían ser analizadas considerando diferentes escalas de tiempo en términos de coste, dilación y eficacia.

En otros trabajos, como el de Larran et al., 1998, indican que se debería ampliar la visión del objeto material del análisis incluyendo, junto a la cuentas anuales, toda aquella información no contable que pueda ser relevante para la toma de posición ante la empresa (Sabater, 2002). En el caso específico del sector agrario, autores como: Iraizoz (2001) y Serrano et al., 2004, han incluido en la clasificación de las explotaciones de ganado los factores de producción (trabajo y el uso de la tierra) y las características productivas (tipos y cantidades de productos).

En el caso de Serrano et al., 2004, los resultados fueron obtenidos a través del análisis factorial y las conclusiones indican que las variables con más capacidad para clasificar las explotaciones de vacuno son[1]: en el primer factor, con un 18,9% de la varianza (ingresos de leche/Vaca, % vacas de leche, ingresos por la venta de ganado/vaca), en el segundo, con un 12,2% de la varianza (margen bruto/vaca, vacas/explotación e ingresos/vaca). En el tercero y sucesivos, las variables correlacionan menos del 80% y no se han descrito para facilitar la lectura. Sin embargo, los indicadores de este trabajo no son del todo útiles para la clasificación de las explotaciones de vacuno de carne al contener una parte importante de variables que pertenecen a explotaciones lecheras.

En el de Iraizoz (2001), para el caso de Navarra en los años 1998 y 1999. Utiliza como referencia el trabajo de Porter (1990), centrándose en la rentabilidad y la productividad como

[1] A modo de simplificación, se han puesto aquéllas variables que correlacionan con su factor al menos el 80%, a pesar de que el trabajo original contiene todas las que superan el 50%.

elementos explicativos de la competitividad y cuantificando, por un lado, la relación entre el coste de los factores productivos y los ingresos totales (ambos a precios de mercado y estableciendo diferentes variantes según se hayan tenido en cuenta las subvenciones o no), y por otro, la productividad de los factores a través de un número índice (Tornquist-Theil).

Sin embargo, han sido numerosos los trabajos que han analizado la tipología en el sector agrario, tanto en el ámbito internacional como en el nacional y el autonómico, tal y como se puede ver en la revisión bibliográfica de la tesis de Vázquez 2014.

En la producción en vacuno de carne coexisten modelos de producción con estructuras diferentes. Las explotaciones que se dedican a la fase de cría, son en general más pequeñas en términos de mano de obra, cabaña ganadera utilizada y de producción obtenida, pero disponen como media de más SAU (Iraizoz et al., 2004).

En todo caso, es un sistema de producción con bajos márgenes unitarios, para obtener una renta aceptable es necesario manejar un elevado número de vacas por persona (Sánchez et al., 2002). En algunos trabajos, como el realizado por el Departamento de Agricultura de la Diputación Foral de Guipúzcoa consideran necesario una media de 32 vacas de carne para justificar los ingresos de una persona con dedicación exclusiva a esta actividad (citado por Alberdi, 2001).

#### I.2.2.2 Fuentes de información de interés para este trabajo

La información de interés para este trabajo es la contabilidad analítica por tipo de gasto y otra información técnica adicional sobre medidas de eficiencia técnica, que puedan relacionar la competitividad con sus factores.

Se necesita adaptar la información contable a la gestión por medio del desglose de partidas como son el aprovisionamiento y las ventas por distintos conceptos (gastos por semillas, fertilizantes, alimentos del ganado, sanidad, combustibles, etc.; y ventas por tipo de productos). Esta adaptación de la contabilidad a la gestión se puede ver en DEFRA (2004).

Cuando se pretende realizar un seguimiento de las macro magnitudes agrarias, la principal fuente de información es la elaborada por el MAGRAMA. Sin embargo, al buscar información desagregada a nivel regional la base de datos no está tan actualizada como a nivel nacional. Las diferencias entre las series temporales disponibles son importantes. En las CCAA, los datos publicados corresponden al periodo 1990-2000 y de forma aislada se

encuentran disponibles los resultados para los años 2011 y 2012. Mientras que a nivel nacional la serie llega hasta 2012 (en el momento de redacción de esta tesis) y el desfase respecto al presente es alrededor de un año y medio.

Otra fuente disponible es el INE (que utiliza los datos del MAGRAMA), que sólo aborda la información nacional, para la misma serie 1990-2012.

A nivel autonómico, en Galicia se puede encontrar información sobre las macro magnitudes agrarias a través de la Consellería de Medio Rural y del Mar y del IGE, ambos dependientes de la Xunta de Galicia. No obstante, la información disponible es más escasa. En el primero de los casos porque los datos publicados corresponden al trienio 2006, 2007 y 2008. En el caso del IGE la serie temporal es más larga (2000-2012) y se puede obtener información a nivel provincial, sin embargo el capítulo de gastos no está tan desglosado y se limita las posibilidades de análisis. En ambos casos, el desfase respecto al presente es ya importante, dificulta el análisis de la evolución reciente y pone en duda la continuidad de la publicación de este tipo de estadísticas.

La información contable agraria a nivel micro se puede encontrar en: la Red Contable Agraria Nacional (RECAN; *http://www.magrama.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/economia/red-contable-recan/*), la Red Nacional de Granjas Típicas (RENGRATI; *http://www.magrama.gob.es/es/ganaderia/temas/produccion-y-mercados-ganaderos/sectores-ganaderos/red-de-granjas-tipicas/*) y en los Estudios de Costes y Rentas Agrícolas (ECREA; *http://www.magrama.gob.es/es/ministerio/servicios/analisis-y-prospectiva/ecrea.aspx*). Las tres son de ámbito estatal y son elaboradas por el actual Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, pudiendo obtener datos a nivel autonómico para Galicia en el caso de la RECAN y RENGRATI. La información de estas bases de datos se ha completado con los resultados ofrecidos por el Institut de l'elevage.

Estas bases de datos aportan información de gestión. RECAN sigue la contabilidad general europea de la RICA (European Commission; *http://ec.europa.eu/agriculture/rica/index.cfm?new_language=en*) e incluye el desglose por partidas de gestión así como algún dato general del balance en cuanto al inmovilizado y a las deudas en largo y el corto plazo. Algo similar a lo que hacen los estudios franceses, que incluyen más información técnica de las explotaciones, frente a la contabilidad analítica de GEA o la aproximación a la contabilidad financiera de RENGRATI.

La selección de explotaciones puede realizarse de diferentes maneras: empleando el criterio OTE (disponible en RICA, RECAN, en la encuesta de estructrura de las explotaciones agrarias, y ECREA), asignando resultados por actividades en las explotaciones mixtas (RICA; *ec.europa.eu/agriculture/rica/publications_en.cfm* y ECREA) o creando una granja tipo "virtual" mediante el conocimiento experto (RENGRATI).

Con la metodología OTE se obtiene la orientación principal que desarrolla la explotación en función del Margen Bruto que aporta cada actividad, que a su vez está medido por el MBS. De esta manera, la actividad que aporte al menos dos tercios del MBT total será considerada como principal. La variante que ofrece ECREA y RICA permite introducir los datos asociando cada uno de los factores que intervienen en el proceso de producción. En este sentido, la mayor dificultad en las explotaciones de bovino de carne es la de atribuir el coste de la mano de obra asalariada y maquinaria general de la explotación, y los gastos indirectos pagados y calculados a cada uno de los ganados. Para solventarlo, el criterio empleado para el reparto de estos costes en las distintas actividades ganaderas se basa en el producto bruto de cada una de ellas, estableciendo unos coeficientes, que para el caso de explotaciones de ganado es proporcional a la aportación del producto bruto y para el caso de explotaciones mixtas de cultivos y ganados se asigna un coeficiente para cultivos y otro para ganado.

Desde el punto de vista del diseño muestral existen dos grandes diferencias entre ECREA y RECAN: la explotación tipo y el tamaño de la muestra. La RECAN ofrece resultados para explotaciones de cría, de engorde y mixtas, mientras que ECREA ofrece los resultados para bovino de carne, si bien es cierto que los resultados se pueden obtener también por CCAA y con ellas seleccionar las actividades especializadas en engorde o en cría.

En ECREA el muestreo es reducido para vacuno de carne. Cuenta con 64 explotaciones para el año 2010 que se localizan en tres CCAA (Navarra, Andalucía y Castilla y León). La ubicación permite aproximar los sistemas de producción más extensivos con vacas nodrizas a los resultados de Andalucía y Castilla y León, mientras que el cebo de terneros se correspondería con los datos de Navarra. En el caso de pretender un marco de comparación de los resultados con las explotaciones de Galicia, la aproximación más lógica es hacerlo con Andalucía y/o Castilla y León. No obstante, es necesario tener en cuenta que las características productivas de la dehesa española no son iguales que las gallegas y además, de las 64 explotaciones de la muestra, sólo 15 corresponden a las zonas de interés.

La RECAN se integra en la Red de Información Contable Agraria (RICA) desde la entrada de España en la CEE en 1986. Es la mayor fuente de datos económicos de explotaciones agrarias, seleccionadas por un mínimo grado de profesionalidad (establecido en 4 UDE). La clasificación se realiza por OTE (4210 para el bovino de cría) y por estratos de UDE (4<8 y 8<16). La muestra contiene explotaciones de Galicia (58), Asturias (42), Cantabria (17), País Vasco (73), Navarra (26), Castilla y León (49), Madrid (14) y Extremadura (88), así como los resultados agregados a nivel nacional.

RENGRATI se crea en 2003 y sigue la metodología de la Red Internacional del Análisis Comparativo de Granjas (Agribenhmark). El muestreo de explotaciones de bovino de carne es reducido (18). Aquí, no sólo se clasifica entre cebo (10) y cría (8), sino que para cada uno de los tipos de sistemas productivos se distinguen cuatro subtipos de modelos de producción. Uno de ellos está representado por una explotación de Galicia, que en particular representa la cría en este ámbito territorial. El proceso de control se realiza a través de un panel regional de las principales zonas productoras, formado por asociaciones de productores, técnicos y académicos. Desde el punto de vista metodológico, no permite separar costes asociados a cultivos o a ganado. Sin embargo, en este trabajo no tiene demasiada importancia porque las explotaciones seleccionadas son puras. Algunas de las debilidades de la metodología de cálculo de costes en RENGRATI es que operan con explotaciones tipo, una cuestión muy discutible teniendo en cuenta la gran variabilidad existente en los resultados entre explotaciones, similar a lo que ocurre en otros sectores de actividad y de ahí la necesidad de utilizar muestras más amplias.

La muestra de los estudios franceses contiene 120 explotaciones de tamaño superior a la media regional, con una gran diversidad de usos del territorio: extensivos en zonas de montaña (<1 UGM/Ha), semi-intensivo en zonas de montaña (entre 1 y 1,4 UGM/Ha) e intensivo en zonas llanas (>1,4 UGM/Ha). (Institut de l'elevage; 2012).

Teniendo en cuenta el enfoque dado a cada una de ellas, se ha considerado que son más comparables las muestras de ECREA, RECAN y las francesas con las características de los CES.

### I.2.3 El razonamiento aproximado

El razonamiento aproximado es el de tipo incierto realizado mediante métodos numéricos. Consiste en realizar inferencias aunque los hechos no satisfagan totalmente las reglas.

Warren Weaver (Weaver, 1948) es el autor de una de las clasificaciones más clásicas de la complejidad aplicada a sistemas. El fundamento teórico consiste en complementar los modelos matemáticos tradicionales con aquéllos que incorporan el grado de aleatoriedad, diferenciando tres rangos de complejidad: simplicidad organizada, complejidad desorganizada y complejidad organizada. Cada uno de ellos lleva asociado el tratamiento matemático que requieren los sistemas para su estudio.

Cuando se pretende medir el grado de competitividad de las explotaciones de bovino de carne hay un gran número de aspectos que no pueden ser despreciados, éstos desvirtuarían la validez del modelo a desarrollar e imposibilitarían el análisis matemático usado en los problemas de simplicidad organizada. Al mismo tiempo, no tienen un grado de aleatoriedad tan elevado para que los métodos estadísticos sean la mejor opción de análisis (complejidad desorganizada), y por lo tanto, es necesario aplicar otras formas de simplificación, en particular, aquellas basadas en la complejidad organizada.

En este tipo de simplificaciones, un avance importante es la teoría del razonamiento aproximado (lógica difusa), como una extensión a los juicios de valor de la lógica clásica bivalente de Aristóteles y la trivaluada de Lukasiewicz. Fue desarrollada por Zadeh (1965, 1975 a, 1975 b) a partir de las ideas utilizadas en la definición de los conjuntos borrosos de Black (1937).

Una introducción a la matemática difusa se encuentra en Buckley (2002) y un tratado completo de la fundamentación matemática de los conjuntos difusos en Trillas (1980), Kaufman (1982), Kaufman et al., 1990 y/o Jang et al., 1997.

Los sistemas de lógica difusa son una alternativa a la lógica clásica. Introducen el concepto de la vaguedad, de lo impreciso, incierto, ambiguo, inexacto o probabilístico por naturaleza, para calificar una cosa. De esta manera se amplía la capacidad de la lógica clásica al tratar de dar respuesta al conocimiento no perfecto.

No obstante, no es la única técnica para tratar la incertidumbre. Existen diferentes metodologías extraídas de la teoría de la probabilidad: la inferencia bayesiana, la teoría de las probabilidades subjetivas, la teoría de la evidencia de Dempster y Shafer, etc. Sin embargo, el concepto de vaguedad queda fuera de todas ellas y este concepto es habitual en el razonamiento humano. En estos casos la teoría de probabilidad es sustituida por la teoría de la posibilidad, que va ligada a la valuación, definida en Kaufmann et al., 1994, como la expresión de un nivel de verdad. Su estudio lleva asociado frecuentemente información difusa, inherente a los conceptos cotidianos que se utilizan en el vocabulario y el propio razonamiento basado en experiencias similares pero no iguales.

Desde la aparición del razonamiento aproximado se han ido incorporando nuevas aportaciones al desarrollo metodológico, que se pueden ver en Barragán 2007 y en Bubarski et al., 2013, entre otros.

La incorporación paulatina de diferentes grupos de investigación a esta técnica y en especial en países como Japón, impulsó el rápido crecimiento de la lógica borrosa en el campo de la ingeniería. No obstante, en sus inicios no ha estado exenta de críticas por parte de la comunidad científica. Sobre todo por hacer énfasis en el concepto de imprecisión.

La aplicación de esta técnica llegó en 1974, de la mano del profesor Mamdani, que experimentó con éxito un controlador borroso en una máquina de vapor. Le siguió una planta cementera en Dinamarca en el año 1980 (F.L. Smidth & Co.). En 1983, Fuji aplica la lógica borrosa para el control de inyección química para plantas depuradoras de agua en Japón y en 1987, la empresa OMRON desarrolla los primeros controladores borrosos comerciales con el profesor Yamakawa.

A partir de entonces, el crecimiento ha sido muy rápido y se ha aplicado en muy diversas ramas tecnológicas: metalurgia, robots de fabricación, controles de maniobra de aviones y barcos, ascensores o trenes (tren-metro de Sendai, Japón, 1987), sensores, imagen y sonido, electrodomésticos, automoción y una larga lista de aplicaciones comerciales.

Después de su aplicación en el sector industrial, se extendió exitosamente en un gran número de disciplinas: negocios, economía, sistemas de soporte a la toma de decisiones, medicina, psicología, etc.

En el campo de la economía, la lógica difusa se aplica también en la solución de problemas financieros. Algunos autores, como Medina (2006), ha analizado la justificación de esta técnica aplicada a: la selección óptima de un portafolio de inversión, matemáticas financieras, análisis técnico, análisis de crédito y análisis financiero.

Entre sus principales virtudes como método de control está la solución a problemas complejos que no vienen determinados por una única expresión matemática, además de proporcionar un método formal para la expresión del conocimiento y de fácil comprensión.

No obstante, la metodología en la aplicación de este tipo de modelos ha evolucionado hacia sistemas de cálculo más complejos, que hoy día no suponen ningún problema debido a los recursos informáticos disponibles, que permiten modelar con mayor realismo el razonamiento del ser humano. Así, la variedad de métodos es importante y la decisión de utilizar uno u otro depende del problema a resolver.

En el sector agrario se ha modelado bajo esta técnica diferentes tipos de funciones: la predicción de la intensidad de pastoreo (Salski et al., 2006), la gestión en el uso de fertilizantes (Davatgar et al., 2012), la advertencia de posibles heladas (Robert et al., 2012), la elección de acciones de gestión de compensación para aumentar la capacidad de recuperación de las áreas protegidas frente al cambio climático (Prato, 2012), la simulación de un índice de calidad del agua utilizada por el ganado lechero (Gharibi et al., 2012), el guiado de tractores (Zhang et al., 2013), la sostenibilidad en la producción de trigo combinando esta técnica con GIS (Houshyar et al., 2014), etc.

Sin embargo, la aplicación de la lógica difusa en el proceso de toma de decisiones de las explotaciones agrarias es menos frecuente. En la bibliografía reciente se ha encontrado algún trabajo, como por ejemplo: Tanure et al., 2013. Pero ninguno que utilice variables técnico-económicas para desarrollar un sistema de apoyo a la toma de decisiones basado en el grado de competitividad de las explotaciones de bovino de carne.

Gil-Lafuente (1998) dice que la teoría de los conjuntos borrosos constituye actualmente una teoría matemática construida con todo rigor que permite el tratamiento de la subjetividad y/o incertidumbre.

### I.2.4 Sistemas de lógica difusa

Los pasos esenciales para el diseño de un sistema difuso están descritos en los trabajos de: Jang, 1997, Kasavov, 1998 y Kosko 1992.

#### I.2.4.1 Definiciones

- α-corte. Valores de $X$ con un grado mínimo α. $A_\alpha = \{x \in X \mid A(x) \geq \alpha\}$. Se suele denotar como $[A]^\alpha$.

- α-corte estricto. Es el conjunto de elementos con grado de pertenencia estrictamente mayor que alfa. Es decir: $A_\alpha = \{x \in X \mid A(x) > \alpha\}$.

- Altura o peso de un conjunto difuso. El valor más alto de su función de pertenencia: $sup_{x \epsilon X} A(x)$. Si $A$ es un conjunto normal y normalizado su altura o peso será igual a 1.

- Conjunto difuso. Un conjunto difuso $A$ se define como una función de pertenencia que enlaza o empareja los elementos de un dominio o Universo de discurso $U$ con elementos del intervalo [0,1].

  Un conjunto difuso $A$ puede representarse como un conjunto de pares de valores. Cada elemento $x \in X$ con su grado de pertenencia a $A$:

  $$A = \{ A(x)/x, x \in X \}$$

  También puede ponerse como una "suma" de pares:

  $$A = \sum_{i=1}^{n} A(x_i)/x_i \qquad \text{Los pares en los que } A(x_i) = 0 \text{ no se incluyen}$$

  $$A = \int_x A(x)/x \qquad \text{Si el Universo de discurso es continuo}$$

- Conjunto difuso normal. Si existe algún elemento de $x \in X$, tal que pertenece al conjunto difuso totalmente, es decir, con grado 1 o que la altura de $A$ sea igual a 1.

- Conjunto difuso normalizado. Se dice que A es un conjunto normalizado si solo si $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$.

En la práctica el término normalizado no suele aparecer en la literatura, pero lo cierto es que se puede generalizar este concepto a casi todos los casos posibles, ya que no tiene mucho sentido trabajar con grados de pertenencia superiores a 1.

- Función de pertenencia. Es la función que representa un conjunto borroso. El eje de abscisas contiene el Universo de discurso de la variable y el de ordenadas el grado de pertenencia a ese conjunto borroso. Esta función suele representarse mediante el símbolo griego μ. De manera que la función de pertenencia del conjunto borroso *A* se representaría como $\mu_A(x)$.

- Grado de pertenencia. Representa la claridad con la que un elemento pertenece a un determinado conjunto. Su valor oscila entre el 0 y el 1. El 0 indica ausencia total de pertenencia y el 1 presencia total.

- Número borroso. Un número borroso A es un conjunto borroso definido en $\Re$, cuya función de pertenencia es continua y su soporte limitado. Si el soporte no es limitado, pero se cumple la condición de límite dada por la ecuación:

$$\lim_{|x|\to\infty} A(x) = 0$$

También se puede decir que *A* es un número borroso o más exactamente cuasi-borroso.

- Núcleo de un conjunto difuso. Lo elementos de *X* que pertenecen al conjunto con grado igual a 1. $Núcleo\ (A) = \{x \epsilon X \mid A(x) = 1\}$. El $Núcleo\ (A) \subseteq Soporte\ (A)$.

- Punto de cruce. Es el elemento *x* de *U* para el cual $\mu_A(x) = 0{,}5$.

- Soporte de un conjunto difuso. Son los elementos de *X* que pertenecen a *A* con grado mayor a 0. $Soporte\ (A) = \{x \epsilon X \mid A(x) > 0\}$

- Universo de discurso. Es el dominio de definición de la función de pertenencia de un conjunto. Recoge todos los valores que puede tomar una variable x y que pueden ser evaluados por $\mu_A(x)$.

- Valor lingüístico. Son las diferentes clasificaciones que se efectúan sobre la variable lingüística. Por ejemplo, la superficie de una parcela se podría dividir en los siguientes valores lingüísticos: baja, media y alta.

- Variable lingüística. Es una variable cuyos valores son palabras o sentencias en un idioma natural o artificial. Fue introducido por Zadeh, permite el acercamiento de la lógica borrosa al lenguaje natural y se formuló finalmente en el enunciado de su conocido Principio de incompatibilidad:

  *A medida que la complejidad de un sistema aumenta, disminuye nuestra capacidad para hacer afirmaciones precisas, incluso significativas, sobre su comportamiento, hasta que se alcanza un umbral más allá del cual precisión y relevancia son características mutuamente excluyentes.*

#### I.2.4.2 Teorema de representación o Principio de identidad

Mediante este teorema todo conjunto difuso puede descomponerse en una familia de conjuntos difusos y de la misma manera, cualquier conjunto difuso puede reconstruirse a partir de una familia de conjuntos α-cortes anidados. En ambos casos la solución se determina utilizando técnicas no difusas.

Esta operación consiste en utilizar diferente α-corte teniendo en cuenta la restricción de consistencia:

$$\text{Si } \alpha_1 > \alpha_2 \text{ Entonces } A_{\alpha 1} \subset A_{\alpha 2}$$

De forma que, cualquier conjunto difuso $A$ puede descomponerse en una serie de sus α-cortes:

$$A = \bigcup_{\propto \epsilon [0,1]} \propto \times A_{\propto}$$

O lo que es lo mismo:

$$A(x) = Sup_{\propto \epsilon [0,1]} \{\propto \times A_{\propto}(x)\}$$

Donde $A_{\alpha}(x) \in \{0,1\}$, dependiendo de si x pertenece o no al α-corte $A_{\alpha}$

#### I.2.4.3 Principio de extensión

Se utiliza para transformar conjuntos difusos, que tengan iguales o distintos universos, según una función de transformación en esos universos.

- Sean $X$ e $Y$ dos conjuntos y $f$ una función de transformación de uno en otro; $f$: $X \longrightarrow Y$

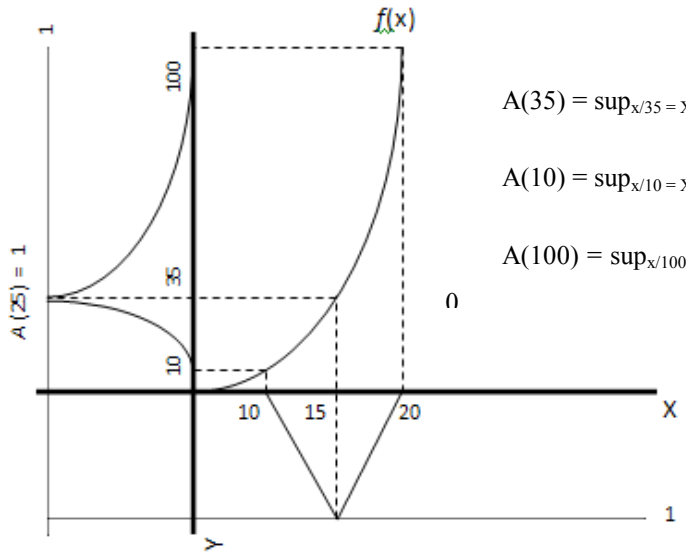
- Sea *A* un conjunto difuso en *X*

El principio de extensión sostiene que la imagen de *A* en *Y*, bajo la función *f* es un conjunto difuso *B*=*f*(*A*), definido como:

$$B(y) = Sup\ \{\ A(x)\ |\ x \in X, y = f(x)\}$$

La función Sup se aplica si existen dos o más valores de x que tengan igual valor de *f*(*x*).

A continuación se muestra un ejemplo gráfico para clarificar este concepto. Sean dos conjuntos B y A definidos en los universos U = [10, 20] y V = [10,100] respectivamente. Y sea f: U⟶ V de la forma y = x^2. Se trata de encontrar F(A) = B a través del principio de extensión.




A(35) = $\sup_{x/35 = X^2}$ (B(x)) = sup (A(15)) = 1

A(10) = $\sup_{x/10 = X^2}$ (B(x)) = sup (A(10)) = 0

A(100) = $\sup_{x/100 = X^2}$ (B(x)) = sup (A(20)) =

Este principio se puede generalizar para el caso en que el Universo *U* sea el producto cartesiano de *n* Universos (U = $U_1$ x $U_2$ x … x $U_n$).

De esta manera, el Principio de extensión transforma *n* conjuntos difusos $A_1$, $A_2$,… , $A_n$ de los Universos $U_1$, $U_2$,… , $U_n$ respectivamente, en un conjunto difuso $B = f(A_1, A_2, \ldots, A_n)$ en *Y*, definido como:

$$B(y) = \sup\ \{\ \min\ [\ A_1(x_1), A_2(x_2), \ldots, A_n(x_n)\ ]\ \mid\ x \in X, y = f(x)\ \}$$

A continuación se muestra un par de ejemplos numéricos como apoyo a la comprensión de este concepto, sacados de unos apuntes del profesor Galindo de la Universidad de Málaga. Sean *X* e *Y*, ambos, el universo de los números naturales.

En el primero de los ejemplos se obtendrá un conjunto difuso *B* a partir de otro conjunto difuso *A*, del que se conoce los pares de puntos x e y, y de $f(x) = x + 5$.

- $A = (0{,}1/2 + 0{,}4/3 + 1/4 + 0{,}6/5)$
- $B = f(A) = (0{,}1/7 + 0{,}4/8 + 1/9 + 0{,}6/10)$

En el segundo de los ejemplos, la operación a realizar es: $f(x_1, x_2) = x_1 + x_2$

- $A_1 = (0{,}1/2 + 0{,}4/3 + 1/4 + 0{,}6/5)$
- $A_2 = (0{,}4/5 + 1/6)$
- $B = f(A_1, A_2) = (0{,}1/7 + 0{,}4/8 + 0{,}4/9 + 1/10 + 0{,}6/11)$

#### I.2.4.4 Tipos de modelos borrosos

Los modelos borrosos son modelos matemáticos que pueden representarse verbalmente mediante reglas lingüísticas. La ventaja respecto a otro tipo de modelos (matemáticos, físicos, mentales y verbales) es que conjugan la precisión matemática con la interpretabilidad (Barragán, 2007).

Existen diferentes tipos de modelos borrosos. Cada uno de ellos tiene una estructura diferente que lo hace más o menos apto para aplicar al problema que se pretende resolver.

La clasificación difiere según autores, Kóczy, 1996 y Sugeno 1999 establecen tres tipos de sistemas borrosos en función de las consecuencias o salidas de cada regla:

- Sistemas tipo I o Mamdani:

  SI $x_1$ es $F_i^1$ Y $x_2$ es $F_i^2$, … , $x_n$ es $F_i^n$ ENTONCES. $y=H_i$; $i$= 1,… ,M

  Donde $F_i^j$ y $H_i$ son conjuntos borrosos.
- Sistemas tipo II o Singleton:

  SI $x_1$ es $F_i^1$ Y $x_2$ es $F_i^2$, … , $x_n$ es $F_i^n$ ENTONCES. $y=h_i$; $i$= 1,… ,M

  Donde $h_i$ es un número real.

Las bases de estos modelos se pueden consultar en Mamdani (1974).

- Sistemas tipo III o Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

  SI $x_1$ es $F_i^1$ Y $x_2$ es $F_i^2$, … , $x_n$ es $F_i^n$ ENTONCES. $y=g_i(x_1,..,x_n)$; $i$= 1,… ,M

  Donde $g_i$ es una función arbitraria de $x_1,..,x_n$.

Las bases del modelo TSK se encuentran en Takagi et al., 1985.

Los modelos tipo Mamdani son excelentes en los casos en los que se desea priorizar la interpretabilidad sobre la exactitud, mientras que si la precisión es la característica más deseada, los modelos borrosos TSK serían la elección adecuada (Barragán, 2007; Vilen et al., 2004; Cordon et al., 2000).

En los dos se obtiene un modelo matemático equivalente. En el caso de los modelos borrosos de TSK, hay un sistema de inferencia predominante: el operador producto y un sistema de agregación por promedio ponderado. Mientras que en Mandani no ocurre lo mismo y es necesario obtener el modelo matemático equivalente en función de la combinación de operadores que se desee emplear.

Otros autores, como Gordon 1997 y Yen et al., 1999 clasifican estos sistemas en cuatro grupos al tener en cuenta además el tipo de entradas y las reglas. De esta manera se añaden a los anteriores: los modelos aditivos de Kosko y algunas variantes como el modelo de Tsukamoto.

- Modelo aditivo estándar (SAM). Este sistema fue propuesto por Kosko y su desarrollo se puede ver en Kosko (1991 y 1997). Utiliza la estructura de reglas de un sistema Mamdani, por lo que podría considerarse una variante de éste. Sin embargo, el esquema de inferencia es similar al de los modelos TSK.
- Modelo de Tsukamoto. Una de las características que lo diferencia de los demás es que el mecanismo de inferencia no sigue estrictamente la regla composicional de inferencia[2]. Las salidas son siempre numéricas y por lo tanto no necesita transformar la solución vectorial en escalar, en lo que se conoce como desborrosificación. Sin embargo tiene algunos inconvenientes que limitan su utilización, como por ejemplo la falta de transparencia respecto a los modelos de Mamdani o Sugeno.

[2] El mecanismo de inferencia se describe en el Capítulo IV.

## I.3 MATERIAL Y MÉTODOS

### I.3.1 Material

La fuente original de información sobre las explotaciones ganaderas de vacuno de carne corresponde al ejercicio del año 2010 y ha sido cedida por una entidad de asesoramiento, reconocida por la Xunta de Galicia según las normas dispuestas en el Decreto 235/2007, del 29 de noviembre, por el que se regulan los servicios de asesoramiento y de gestión de las explotaciones agrarias.

Los titulares de las explotaciones facilitan a la entidad colaboradora el Documento Nacional de Identidad (DNI) y el PIN recibido mediante carta personalizada remitida por el Fondo Gallego de Garantía Agraria (FOGGA). Mediante estas credenciales, la entidad de asesoramiento tiene acceso al sistema integrado de gestión, que es una medida comunitaria, desglosada en el capítulo 4 del Reglamento (CE) 73/2009, del 19 de enero de 2009, por el que se establecen las disposiciones comunes aplicables a los regímenes de ayuda directa a los agricultores en el marco de la política agrícola común y se instauran determinados regímenes de ayuda a los agricultores y por el que se modifican los Reglamentos (CE) 1290/2005, 247/2006, 378/2007 y se deroga el Reglamento 1782/2003. Los elementos que contiene el sistema integrado están definidos en el artículo 15 del citado Decreto; esta información se complementa con la entregada por el ganadero hasta completar los campos del Cuaderno de Explotación sostenible (CES):

- Descripción de la explotación: maquinaria y edificaciones
- Insumos/Gastos
- Salidas
- Estados fenológicos de los cultivos
- Situación fitosanitaria
- Situación inicial de la aplicación mineral en campañas anteriores
- Aplicación mineral/orgánico durante la campaña
- Operaciones de cultivo
- Situación inicial de la aplicación de productos en campañas anteriores
- Aplicación de productos
- Análisis
- Plan agroambiental

- Aprovechamientos

### I.3.2 Métodos

#### I.3.2.1 Elaboración de la muestra

El material cedido por la Entidad de Asesoramiento contiene explotaciones con diferentes orientaciones productivas. Por ello ha sido necesario seleccionar aquéllas que se corresponden con el vacuno de carne. Se ha recurrido a la clasificación más generalizada de explotaciones por medio de su Orientación Técnico Económica (OTE). En este trabajo se han seleccionado únicamente las explotaciones especializadas, utilizando como elemento de discriminación el tipo de ingresos y la raza de los animales. Las unidades productivas seleccionadas fueron aquéllas que sólo venden ganado para vida o para carne y que en su cabaña ganadera sólo existen razas con aptitud cárnica. De esta manera se han eliminado todas aquellas explotaciones que venden leche, independientemente de la cantidad y, las que tienen otro ganado que no sea vacuno.

En total se han obtenido 201 observaciones y la información disponible para cada una de ellas ha sido clasificada en diferentes áreas: efectivos ganaderos, maquinaria, edificaciones, superficie, ingresos y gastos.

Los efectivos ganaderos se han introducido por rango de edad, siguiendo la definición de la Orden de 1 de febrero de 2013 para las Unidades de Ganado Mayor y el pliego de condiciones de la Indicación Geográfica Protegida Ternera Gallega para la definición de los terneros. Además, se ha incluido el número de efectivos ganaderos con raza autóctona, incluidas las que se encuentran en peligro de extinción y por otro lado, los correspondientes a cruces industriales.

En el apartado dedicado a la maquinaria se han utilizado tres variables: un sumatorio de potencia medido en caballos de vapor, el número de tractores y el de aperos, sumando los de arrastre y los accionados por la toma de fuerza del tractor.

Las edificaciones se dividen en dos subapartados: las dedicadas al alojamiento de los animales y el resto. Éstas últimas contienen instalaciones del tipo: alpendres para el resguardo de la maquinaria, almacenes, silos, fosas de purín, oficinas, etc.

Para la superficie se ha utilizado la información desagregada al máximo nivel y medido en hectáreas. Para cada recinto se dispone del tipo de cultivo sembrado, producto y variedad en el caso de los pastos permanentes. Toda la información sobre la superficie que figura en los cuadernos del CES está codificada y ha sido desbloqueada mediante las indicaciones de los anexos VIII y IX de la Orden de 1 de febrero de 2013. De forma que, mediante esta operación, queda convertida una parcela SIGPAC en una parcela agrícola o de plantación.

Los ingresos se han clasificado diferenciando los debidos a las ventas y las subvenciones. Los ingresos por ventas incluyen los animales destinados para vida y los destinados para carne. Mientras que el capítulo de subvenciones ha sido desglosado en: pago único, ayudas acopladas y ayudas agroambientales. Por lo tanto son todos ingresos corrientes.

Entre los gastos, se encuentran disponibles los variables. De ellos, se ha prestado especial atención al coste en alimentación, por ser el más elevado, separándolo del resto. En este coste se computa el pienso, forrajes, semillas, fertilizantes y enmiendas y productos fitosanitarios, no siendo posible incorporar la contratación de servicios destinados a la obtención de forraje, por no disponer del desglose de gastos suficiente en la prestación de servicios.

La depuración de la muestra se realizó sobre cada una de las variables en su forma desagregada mediante la detección de valores atípicos en 201 explotaciones, empleando el método propuesto por Tuckey, 1977. Finalmente, la muestra ha quedado formada por 128 explotaciones.

A continuación fueron seleccionadas 21 variables, que sintetizan los principales recursos productivos y económicos de la explotación, que están definidas en la Tabla I-2.

La información recogida en cada una de las explotaciones de vacuno de carne se ha basado en estudios previos de caracterización y tipificación de los sistemas productivos ganaderos (Vázquez 2013, Riveiro et al., 2013, Milán et al., 2006, Serrano et al., 2004, Iraizoz et al., 2004, Bellido et al., 2001, Solano et al., 2000, Olaizola et al., 1995 y Dobremez et al., 1990), teniendo presente las limitaciones que contiene el material de partida.

**Tabla I-2. Denominación y definición de las variables seleccionadas**

| | |
|---|---|
| $TM_TN = \frac{Tm}{Tn}$ | Tm; es el número de terneros muertos con menos de 6 meses<br>Tn; es el número de nacimientos totales |
| $TM_V = \frac{Vm}{Vt}$ | Vm; es el número de vacas muertas (hembras con 24 meses o más)<br>Vt; es el número total de vacas vendidas (hembras con 24 meses o más). |

| | |
|---|---|
| $TN_V = \frac{Tn}{EF \geq 24}$ | Tn; es el número de nacimientos totales – muertes de terneros<br>EF ≥ 24; Son las hembras con 24 meses o más |
| $PT_V = \frac{Nt}{EF \geq 24}$ | Nt; número de terneros (nacidos + comprados - muertos)<br>EF ≥ 24; Son las hembras con 24 meses o más |
| $CI_T = \frac{Nc}{EFt}$ | Nc; número de animales en la explotación procedentes de cruce industrial<br>EFt; efectivos ganaderos totales en la explotación |
| $P_UGM = \frac{\sum CV}{UGM}$ | CV; sumatorio de la potencia (cv) de las máquinas autopropulsadas<br>EFt; efectivos ganaderos totales en la explotación |
| $P_SF = \frac{\sum CV}{SF}$ | CV; sumatorio de la potencia (cv) de las máquinas autopropulsadas<br>SF; superficie forrajera (Ha) |
| $SI_UGM = \frac{Sa}{UGM}$ | Sa; superficie ocupada por instalaciones de alojamiento de animales ($m^2$)<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $SR = \frac{St}{Nr}$ | St; superficie total (Ha)<br>Nr; número de recintos |
| $UGM_ST = \frac{UGM}{St}$ | UGM; Unidades de Ganado Mayor<br>St; superficie total (Ha) |
| $UGM_SF = \frac{UGM}{Sf}$ | UGM; Unidades de Ganado Mayor<br>Sf; superficie forrajera[3] |
| $V_SF = \frac{EF \geq 24}{Sf}$ | EF ≥ 24; Son las hembras con 24 meses o más<br>Sf; superficie forrajera |
| $GA_UGM = \frac{GA}{UGM}$ | GA; Gasto en alimentación<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $IV_UGM = \frac{IV}{UGM}$ | IV; ingresos de ventas (ganado)<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $MBV_UGM = (IV - GV)/UGM$ | IV; ingresos por ventas<br>GV; gastos variables (alimentación + otros)<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $MBT_UGM = (IC - GV)/UGM$ | IC; ingresos corrientes (ventas + subvenciones)<br>GV; gastos variables<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $MBVA_UGM = (IV - GA)/UGM$ | IV; ingresos por ventas<br>GA; gasto alimentación<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $MBTA_UGM = (IC - GA)/UGM$ | IC; ingresos corrientes<br>GA; gasto alimentación<br>UGM; Unidad de Ganado Mayor |
| $GA_IC = \frac{GA}{IC}$ | GA; gasto en alimentación (€)<br>IC; ingresos corrientes (ventas + subvenciones) (€) |
| $GV_IC = \frac{GV}{IC}$ | GV; gastos variables (€)<br>IC; ingresos corrientes (ventas + subvenciones) (€) |
| $GA_IV = \frac{GA}{IV}$ | GA; gasto en alimentación (€)<br>IV; ingresos por ventas (€) |
| $GV_IV = \frac{GV}{IV}$ | GV; gastos variables (€)<br>IV; ingresos por ventas (€) |

[3] La superficie forrajera calculada se corresponde con la definición dada en el artículo 10, apartado 1.i, de la orden de 1 de febrero de 2013.

#### I.3.2.2 Análisis estadístico

En el análisis exploratorio los indicadores utilizados fueron: de tendencia central, de variabilidad, de asimetría y de apuntamiento, complementados con histogramas y diagramas de caja y bigotes para una mejor comprensión de la naturaleza de los datos. En aquéllas observaciones que continúan siendo casos atípicos, se ha analizado la conveniencia de tratarlos utilizando otros trabajos como referencia. Estos casos fueron aquellos en los que la distancia con la tendencia central de los datos superaba más de diez veces la amplitud intercuartil, considerando estos valores como errores y siendo sustituidos por la mediana.

A continuación, la muestra fue sometida a la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov (en adelante K-S), cuya hipótesis nula es que la distribución de la variable seleccionada se distribuye según la curva normal. Tal y como señala Pérez (2004), este estadístico resulta demasiado sensible a pequeñas desviaciones de la normalidad cuando se trabaja con muestras de gran tamaño. Por ello, no resulta recomendable utilizar los estadísticos de contraste como único método de evaluación de la normalidad. Pérez (2010), propone un método alternativo que consiste en estimar los índices de asimetría y curtosis, considerando que los valores dentro del umbral ± 1,5 indican variaciones leves de la normal.

Las variables que no siguen la distribución normal fueron transformadas según las necesidades: para las variables que presentan puntuaciones con valor cero y de potencias, siguiendo las indicaciones propuestas en la escalera de Tuckey. En el trabajo se podrán reconocer por la letra t minúscula que llevan al lado del acrónimo correspondiente.

**Ecuación 1. Escalera de las transformaciones de Tukey.**

| | | |
|---|---|---|
| Asimetría positiva | Fuerte | $T = -1/x$ |
| | | $T = log\ x$ |
| | Suave | $T = \sqrt{x}$ |
| Asimetría negativa | Fuerte | $T = antilog\ x$ |
| | | $T = x^3$ |
| | Suave | $T = x^2$ |

A continuación se ha realizado una prueba de multicolinealidad para asegurar que no existe redundancia entre indicadores, utilizando las recomendaciones de Martínez, (1999).

La muestra fue estratificada siguiendo las recomendaciones de Botella et al., 1993, que invocan el hallazgo realizado en el ámbito de la Psicología Cognitiva, de que el ser humano tiene en su capacidad de procesar información de manera simultánea un límite establecido en torno a 7 ± 2 unidades de información.

Así, la partición final para cada variable es de 5 intervalos. Este método de estratificación ha sido elegido sobre las propuestas de Glas et al., 1994 o Sturges 1926, entre otros, por estar orientado a las necesidades de este trabajo, en el que interviene el procesado de información de un experto.

El criterio empleado para obtener los límites de los intervalos ha sido el de los percentiles: 20, 40, 60 y 80.

**Ecuación 2. Cálculo de deciles y cuantiles.**

$$P_k = L_i + \left( \frac{\frac{k \times n}{100} - n_d}{n_c} \right) \times I$$

Donde,

$P_k$: puntuación correspondiente al percentil k
$L_i$: límite exacto inferior del intervalo crítico
n: número total de observaciones
k: porcentaje de observaciones inferiores a $P_k$
$n_d$: frecuencia absoluta acumulada por debajo del intervalo crítico
$n_c$: frecuencia absoluta del intervalo crítico
I: amplitud del intervalo crítico

En la variable maquinaria e instalaciones el cálculo de los límites es diferente. El primero de los intervalos se ha utilizado exclusivamente para las explotaciones que no cuentan con este tipo de activo. Mientras que los 4 siguientes se han obtenido a partir de los percentiles: 25, 50 y 75.

Se ha aplicado un método estadístico multivariante, concretamente un análisis factorial múltiple, siguiendo las bases conceptuales y metodológicas de Pérez et al., 2010 y Ferrando et al., 2010 para extracción de factores mediante componentes principales. Este tipo de modelos es conocido como Thurstone (1947), por ser su principal impulsor.

La situación inicial es una matriz de datos en la que cada fila contiene la información correspondiente a una explotación, utilizando las columnas para incorporar los resultados de las variables.

En la extracción de factores se ha utilizado la matriz de correlaciones, comprobando ítem a ítem la relación entre variables. Para el número de factores a extraer se ha seguido el método de Kaiser (1960), cumpliendo al mismo tiempo las indicaciones de Merenda (1997). Así, se han seleccionado aquéllos con autovalores igual o mayor a dos, analizando la solución factorial sin rotar, rotada y el gráfico de sedimentación. Éste gráfico, conocido también como *scree-test*, ha sido empleado como criterio complementario en la extracción del número adecuado de factores, desarrollado por Catell (1966) y citado entre otros en: Cuadras (1981), Ferrando et al., 2010 y en Pérez et al., 2010.

En la parte descriptiva del modelo factorial se han incluido los estadísticos univariados y la solución inicial. Finalmente, este apartado se ha completado con la inclusión para la matriz de correlaciones de: los coeficientes, los niveles de significación, el valor del determinante, el índice de Kaiser-Mayer-Olsein (en adelante KMO), el test de esferidad de Barlett, la matriz reproducida y la matriz anti-imagen.

La rotación de los factores se ha realizado mediante una solución de tipo oblicuo, siguiendo las recomendaciones de Thabachnick et al., 2001 y de Beavers et al., 2013 y, empleando el método *oblimin directo* (disponible en SPSS). En la rotación de la solución se ha manteniendo la delta en la posición de máxima oblicuidad y el resultado se ha mostrado mediante la matriz factorial rotada de estructura y de configuración. A partir de ellas, la elección de las variables que ha de contener cada factor se ha realizado mediante las indicaciones de Glutting, 2002.

Por último, se analiza el resultado de las puntuaciones factoriales mediante la matriz de coeficientes.

El error muestral, con respecto a las explotaciones de vacuno de cría en Galicia, para un nivel de significación del 95% se ha calculado mediante la expresión:

$$e = \sqrt{\frac{\left(k^2 \times P \times Q(N-1)\right)}{n \times (N-1)}}$$

donde:

e: error muestral

K: valor para asignar el nivel de confianza, K=1,96 para un nivel de confianza del 95%.

P y Q: valores de confianza de los datos. Para un nivel de confianza del 95%, P=Q y toman el valor 0,5

N: población de la muestra

n: tamaño de la muestra

La distribución de las unidades muestrales diseñadas se ha realizado de acuerdo al criterio de asignación proporcional, de manera que, el número de explotaciones de la muestra en cada estrato es directamente proporcional al peso relativo de dicho estrato sobre la población total.

#### I.3.2.3 Diseño del controlador

Las variables de entrada del controlador son el resultado del análisis factorial. Son de tipo cuantitativo y la partición es la misma que se ha obtenido mediante los percentiles utilizados en al análisis exploratorio.

El controlador borroso que se ha desarrollado está basado en la estructura de Mamdani. Las reglas fueron concretadas a través de un experto y modeladas mediante el técnico de control. Ambos papeles han sido desarrollados por el doctorando.

En el módulo de borrosificación se han utilizado funciones de pertenencia de tipo lineal, asignado formas triangulares sobre los indicadores que contienen información proporcionada por el agricultor y trapezoidales para los indicadores que se obtienen a partir del sistema integrado de gestión y control.

El motor de inferencia se ha basado en el silogismo del *modus ponens*, utilizando el conocimiento de un experto para obtener los consecuentes de cada regla. El modelado posterior se ha realizado utilizando operadores de entrada tipo *min* y operadores de agregación de la salida de tipo *max*. En cada caso se han analizado diferentes expresiones matemáticas y se ha determinado si existen diferencias significativas mediante una prueba no paramétrica, en particular, la de Wilcoxom para dos muestras relacionadas De ser así, la elección se ha realizado basándose en el conocimiento del experto.

En el módulo de desborrosificación también se han estudiado diferentes opciones y utilizado el mismo criterio que en el caso anterior para elegir el más conveniente.

Todas las reglas se han ponderado con la misma importancia, asignando a cada una de ellas el valor 1.

Finalmente, la solución se concentra en una variable de salida que contiene información que puede ser analizada en forma vectorial o escalar. La primera se divide en una escala de 5 etiquetas lingüísticas y la segunda en una que va de 0 a 100, siendo el 0 las explotaciones con el peor resultado y el 100 las más competitivas.

Todo el proceso será programado en Delphi y se realizará la validación del software mediante la introducción de datos reales, correspondientes a explotaciones de la muestra inicial.

La validación es el conjunto de procesos de comprobación y análisis que aseguran que el software que se desarrolla está acorde a su especificación y cumple las necesidades determinadas por el experto.

En la literatura es habitual encontrar dos técnicas: inspección y pruebas. La primera es mucho más económica y en ocasiones puede llegar a optimizar la revisión. La segunda es más costosa, sobre todo por la necesidad de ejecutar el programa, que se agrava con aplicaciones complejas en las que se hace necesario ejecutar y validar por partes.

Para la validación de $SimVac_c$ se ha considerado más fiable la realización de pruebas, ya que éstas son un fiel reflejo de la utilidad que se le pretende dar a esta aplicación.

La realización de pruebas consiste en contrastar los resultados de una implementación a series de datos experimentales y examinar las respuestas que ofrecen el programa y su comportamiento operacional para comprobar que se desempeña conforme a lo requerido.

Llevar a cabo pruebas sistemáticas de los programas requiere que se desarrollen, ejecuten y examinen diferentes pruebas. En el caso de $SimVac_c$ comprende pruebas de defectos y pruebas estadísticas. Con las primeras se pretende encontrar inconsistencias entre un programa y su especificación. Estas inconsistencias se deben habitualmente a fallos o defectos en el código del programa. Con las segundas se espera probar el desempeño y la fiabilidad del programa y comprobar cómo trabaja bajo condiciones operacionales.

La mejor prueba sería aquélla que consigue activar al menos una vez todas las reglas posibles del controlador. En el modelo general del proceso de prueba de defectos los casos son especificaciones de las entradas y de la salida esperada del sistema, más una declaración de lo que se prueba.

La estructura del sistema difuso, así como las operaciones realizadas en cada módulo fueron programadas en Delphi para generar una aplicación informática denominada $SimVac_c$. Para su validación se introdujeron las 128 explotaciones de la muestra y se analizaron posibles inconsistencias en el resultado vectorial, asegurando que no se obtienen resultados de tipo cóncavo, y el resultado escalar mediante la supervisión del experto.

#### I.3.2.4 Tipificación de las explotaciones

La tipificación de las explotaciones se realiza mediante un análisis discriminante en SPSS. La variable dependiente será la competitividad, que estará estratificada en cinco grupos obtenidos con la utilización del controlador borroso que se ha desarrollado en esta tesis doctoral y en particular utilizando el operador *min* en la entrada, el operador *max* en la salida y el desborrosificador *media de máximos*: 1 (Muy baja), 2 (baja), 3 (media), 4 (alta) y 5 (muy alta). Por su parte, las variables independientes serán los indicadores que se han utilizado como entradas en el modelo borroso y que fueron el resultado del análisis factorial.

Para obtener las variables que configurarán la función discriminante resultante se ha utilizado el *método de inclusión por pasos*.

Los estadísticos empleados han sido: en la parte descriptiva, para contrastar la igualdad de las matrices de varianza y covarianza de los grupos, la prueba *M de Box* y en la parte de los coeficientes, para identificar la función discriminante con mayor poder explicativo, los de *clasificación de Fisher* y los *no tipificados*.

Las condiciones de partida se han establecido de la siguiente manera: las probabilidades previas se han calculado según los *tamaños de los grupos*, se ha utilizado para la clasificación la *matriz de covarianzas intra-grupos*, se ha chequeado la opción de visualización en una tabla resumen y se han revisado los gráficos de *grupos combinados* y *grupos separados*.

Finalmente, el método por el cual deben seleccionarse las variables que se van a utilizar en el modelo discriminante ha sido el de *Lambda de Wilks* y como criterio se ha utilizado el

*valor de F* con los valores de entrada y salida que muestra por defecto el SPSS (3,84 y 2,71 respectivamente).

# CAPÍTULO II:

# ANÁLISIS EXPLORATORIO

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# II Análisis exploratorio

La muestra, después del primer proceso de depuración, está formada por 128 explotaciones de vacuno de carne. Se localizan principalmente en la provincia de Lugo (82) y de A Coruña (26) y en menor medida en Pontevedra (11) y Ourense (9). Sobre el total de explotaciones, dos de cada tres se ubican en zonas desfavorecidas, asociadas generalmente a zonas de montaña (55 %).

La extrapolación de los resultados obtenidos en la muestra a la población de las explotaciones de Galicia debe ser cuidadosa, teniendo en cuenta el sesgo que contienen los cuadernos de explotación sostenible; el error muestral calculado es del 8,7%.

El patrón que caracteriza a las explotaciones indica que se trata de unidades de negocio pequeño, en las que el margen bruto por explotación obtenido en un ejercicio contable, correspondiente al año 2010, es de 15.015 €. De igual manera, el tamaño físico es también reducido, al emplear un número de animales equivalente a 27,2 UGM y una base territorial de 22,5 Ha de superficie forrajera. El modelo de producción es extensivo, entendiendo como tal la baja presión que ejerce la cabaña ganadera sobre el territorio disponible, que es de 1,2 UGM/Ha. El número de reproductores agrupa el 54% de los efectivos totales, que corresponden a animales de 24 meses o más. El ganado se encuentra alojado principalmente, en instalaciones bajo cubierta, con una superficie media de 201 $m^2$. Y por último, el parque de maquinaria autopropulsado empleado cuenta con una potencia media de 101 cv, que se obtiene básicamente de la utilización de 1 ó 2 tractores.

La superficie forrajera es la declarada por el ganadero en el marco de las ayudas directas y al desarrollo rural. Incluye las partes correspondientes a: pasto permanente (que se ha calculado como el sumatorio de: pasto arbustivo, pasto con arbolado, pasteros y prados de 5 años o más, siendo la superficie de pasto permanente igual a la de pasto arbustivo), prados de menos de 5 años y cereales (básicamente maíz y algo de trigo).

Prácticamente, todas las explotaciones cuentan con maquinaria autopropulsada e instalaciones bajo cubierta para el alojamiento del ganado. Sin embargo, se han encontrado diferencias estructurales importantes. Se trata de un número reducido de explotaciones que no utilizan tractor (7), otras que mantienen los animales en estabulación libre (11) y otras que reúnen estas dos características (4).

A efectos de cálculo, los valores medios de potencia y de superficie de las instalaciones, se han obtenido mediante el sumatorio de los totales dividido por el número total de explotaciones. De esta manera, el cociente resultante es un valor que tiende a la baja. Sin embargo, a la hora de realizar un análisis más exhaustivo, cuando se evalúa un indicador que tiene en cuenta una de estas variables, se han separado del resto las explotaciones que no tienen maquinaria autopropulsada o que carecen de instalaciones para el alojamiento del ganado.

Los ingresos corrientes se obtienen de la venta de animales (49%) y el restante 51% procede de las subvenciones corrientes. En total, sumando el pilar uno (pago único + pagos acoplados) y el dos (ayudas agroambientales), el valor medio por explotación es de 11.482 €.

Las ayudas del primer pilar son la principal vía de canalización de apoyo al sector. Cada explotación recibe una media de 7.569 € por este concepto, que es el equivalente a dos terceras partes de las ayudas directas (68%). Entre las medidas que contempla, los pagos acoplados son los más abundantes (45%).

Por su parte, cuando se utiliza como unidad de referencia las UGM, el valor medio de las subvenciones es de 420 €. En este caso, 273 € corresponden a las ayudas del primer pilar y 156 € al segundo.

En cuanto a los gastos variables, el más importante es el coste de alimentación, que supone un 70%.

**Tabla II-1. Caracterización de la muestra. Principales resultados**

| | Media | Mediana | Desv. Tip | Coef. Var |
|---|---|---|---|---|
| Efect. Ganaderos (UGM) | 28,5 | 27,2 | 13,0 | 45,6 |
| Sup. Forrajera (Ha) | 23,2 | 22,5 | 11,0 | 47,4 |
| Potencia maq. (cv) | 104 | 101 | 39,8 | 38,3 |
| Inst. Ganado ($m^2$) | 246 | 201 | 161 | 65,4 |
| Ingresos Corrientes (€) | 22.513 | 19.181 | 11.162 | 52,2 |
| Gastos Variables (€) | 4.518 | 4.166 | 2.585 | 57,2 |

Las variables fueron agregadas en indicadores de productividad y económicos. Para cada uno de ellos se ha seguido la misma estructura de análisis, primero uno de tipo exploratorio y luego una observación preliminar sobre la relación entre indicadores y el tamaño de la explotación.

A modo de facilitar la lectura, se ha realizado una simplificación en la redacción de los resultados del análisis exploratorio. Así, el primer indicador descrito viene acompañado de los criterios de decisión para valorar cada uno de los estadísticos, que servirá de ejemplo para los sucesivos.

Los valores de la media y la mediana fueron comparados con los resultados de los Estimadores-M[4] disponibles en SPSS, que cumplen las propiedades que definen la robustez: eficiencia y estabilidad. Desde un punto de vista amplio e informal, el cálculo pondera de diferente manera las puntuaciones, limitando la influencia de los *outliers*. Para una mayor información sobre la teoría de la estimación robusta se puede consultar Zamar (1994).

En consecuencia, la mediana es en todos los indicadores más similar a estos estadísticos y por este motivo será tenida en cuenta a la hora de abordar la discusión de los resultados.

## II.1 INDICADORES DE PRODUCTIVIDAD FÍSICA

Los resultados sobre los valores medios se pueden ver en la Tabla II-2, mientras que los resultados detallados se han llevado al Apéndice B para facilitar la lectura del capítulo. A continuación se indican las principales observaciones encontradas para cada una de ellas:

**Tabla II-2. Indicadores de productividad física: principales resultados**

| | Valor medio y desv. típica |
|---|---|
| Terneros nacidos por vaca (TN_V) | 0,70 ± 0,19 |
| Producción de terneros por vaca (PT_V) | 0,73 ± 0,19 |
| Tasa mortalidad de los terneros (TM_T) | 0 |
| Tasa mortalidad de las vacas (TM_V) | 0 |
| Cruces industriales sobre efectivos ganaderos totales (CI_T) | 0,41 ± 0,27 |
| Potencia empleada por UGM (P_UGM) | 4,29 ± 2,22 |
| Potencia empleada por superficie forrajera (P_SF) | 5,49 ± 2,93 |
| Superficie media de los recintos (SR) | 0,43 ± 0,32 |
| UGM por superficie total (UGM_ST) | 1,25 ± 0,45 |
| UGM por superficie forrajera (UGM_SF) | 1,31 ± 0,45 |
| Vacas por superficie forrajera (V_SF) | 0,83 ± 0,32 |
| Sup. de las instalaciones para el alojamiento del ganado por UGM (SI_UGM) | 9,32 ± 6,00 |

Los terneros que nacen por vaca es un indicador que ayuda a medir la eficiencia productiva de una explotación. La media de 0,7 es baja y todavía puede ser inferior al destete, teniendo en cuenta el mayor riesgo de muerte de los terneros en los primeros meses de vida.

[4] Estimador-M de Huber, Bioponderado de Tukey, Estimador-M de Hampel y Onda de Andrews

Las causas que han podido llevar a algunas explotaciones a convertirse en las más ineficientes desde el punto de vista reproductivo no se pueden explicar por problemas estructurales, pues el tamaño de la explotación, entendiendo como tal el número de UGM, así como la distribución de reproductoras en la cabaña ganadera, no difieren considerablemente de la tendencia central. En todo caso, se trata de explotaciones un poco más grandes y con más orientación a la reproducción que al cebo, al contar con un número de vacas por UGM (V_UGM) que es ligeramente superior al de otras explotaciones (68%, frente al 63% de la mediana).

Con una reproducción tan baja y con una parte importante de la cabaña ganadera formada por hembras en edad reproductora, el número de terneros disponibles para la venta es reducido (amén de los animales para reposición). De manera que sólo precios unitarios muy elevados podrían compensar la ineficiencia reproductiva de la explotación.

Existe una cierta linealidad entre los terneros nacidos por vaca (TN_V) y el Margen Bruto de Ventas por UGM (MBV_UGM), que se rompe cuando TN_V es superior a 0,83, cuando baja considerablemente. El origen de esta discontinuidad en el MBV/UGM no parece debida a su mayor nivel de fertilidad. Pueden más bien ser debidas a diferencias en la estructura de los ingresos y gastos, ya que los ingresos los aportan no sólo los animales que nacen en la explotación, si no también los comprados, de manera que éstos últimos pueden ayudar a explicar este comportamiento. Por su parte, los costes, y especialmente los de alimentación, pueden marcar las diferencias entre explotaciones con sistemas más orientados al cebo de terneros.

La Producción de terneros por vaca (PT_V) incorpora sobre TN_V los terneros comprados en la explotación, que según la muestra de los CES han sido pocos. Así pues, el análisis es muy parecido al anterior. La media es ahora de 0,73 y la desviación típica la misma. Por este motivo, una de las dos podría ser excluida del análisis estadístico posterior. Sin embargo, a efectos prácticos, una compra en exceso de terneros podría ser tenido en cuenta como un elemento a valorar.

La mortalidad de los terneros (TM_TN) recoge las bajas por muerte en los efectivos ganaderos con 6 meses o menos de edad en el espacio temporal de un año. Según la muestra utilizada, el resultado medio es del 0%, existiendo 111 de las 128 que contiene la muestra con el mismo resultado, que parece indicar una escasa fiabilidad en la anotación de las bajas de

los terneros en estas explotaciones, pues estos resultados no concuerdan con los valores medios de mortalidad que recogen otros trabajos, que sitúan este indicador en torno al 7% en Galicia y valores entre el 1 y el 8,3% en el resto de España (RENGRATI, 2012). Por este motivo se desecha la utilización de esta variable.

Con la mortalidad de las vacas (TM_V) ocurre algo similar. De nuevo los datos se encuentran fuertemente agrupados respecto al cero, incluso más que en los terneros (121 de las 128 explotaciones) que hace que la media no refleje los valores esperados si se comparan con otras bases de datos, que cifran este valor entre el 1 y el 2%.

Se ha considerado como cruce industrial a todos los animales que no pertenecen a una raza autóctona, en peligro de extinción o no, denominados en el REGA como "Conjunto". El empleo de Cruces Industriales sobre los efectivos Totales (CI_T) es algo inferior al de las razas autóctonas. En concreto, la media de las explotaciones utiliza un 41% de cruces industriales y el resto pertenecen principalmente a la raza Rubia Gallega. No obstante, la amplitud total indica que la muestra contiene, desde explotaciones que utilizan sólo animales de razas autóctonas, hasta aquéllas que sólo utilizan cruces industriales. En ambos casos se trata de una medida muy poco habitual. Son 4 las explotaciones que utilizan sólo razas autóctonas y 2 las que sólo tienen cruces industriales.

En ganaderías predominantemente autóctonas, el tamaño de la explotación, entendido como el número de UGM, es superior al de la media (33,7) y la carga ganadera, calculada como UGM por superficie forrajera, próxima a la media (1,23). El resultado económico, determinado por el MBV_UGM es bajo comparado con la rentabilidad que se le puede sacar a la explotación cuando se incrementa la proporción de cruces industriales en la cabaña ganadera. En este sentido, para conseguir mejorar el resultado es necesario reducir de forma considerable la proporción de razas autóctonas hasta niveles inferiores al 60% aproximadamente, de lo contrario el resultado económico empeora.

Por el contrario, las explotaciones que albergan principalmente cruces industriales son de tamaño más reducido (22,5 UGM). Esta reducción también se produce respecto a la superficie forrajera disponible y en consecuencia, la carga ganadera utilizada también es baja. El MBV_UGM es en estos casos de 201 €.

Para el cálculo de la Potencia por UGM (P_UGM) y el de la Potencia por Superficie Forrajera (P_SF) se han separado las explotaciones que no utilizan maquinaria

autopropulsada, que son aquéllas con valor 0. De manera que los estratos se han calculado de diferente manera respecto a los otros indicadores. Así, el primero de los intervalos corresponde a las explotaciones que no tienen maquinaria autopropulsada y los otros cuatro se han determinado aplicando los percentiles: 25, 50 y 75. La P_UGM media es de 4,29 cv y la P_SF de 5,49 cv.

La muestra inicial de 128 explotaciones queda así fragmentada en dos. Un grupo de 121 observaciones que usan maquinaria y otro grupo, con las 7 restantes, que no la emplean. Éstas últimas tienen un patrón común: la mayor parte de su superficie es pasto permanente (de media el 97%), son las que obtienen el MBV/UGM más bajo, su cabaña ganadera es inferior a la media (18,6 UGM) y la carga ganadera baja (0,60). Los mejores resultados económicos se producen cuando la P_UGM se sitúa entre 4,9 y 6,9 cv.

La superficie media de los recintos (SR) es la unidad básica en la que se encuentra desagregada la base territorial de las explotaciones. La interpretación de los resultados es compleja, ya que en si mismo, es un indicador que no puede ser interpretado como una medida de la concentración parcelaria o en su defecto, de las posibilidades que tienen las explotaciones a la hora de formar una unidad de gestión.

El interés de este indicador es una posible diferenciación de explotaciones que utilizan como base territorial aquéllas tierras de menor productividad[5]. En estos casos, el pasto permanente cubre una parte muy importante de la superficie total y el tamaño medio del recinto suele ser más elevado.

En la muestra inicial había 6 explotaciones que cumplían estas condiciones pero han sido eliminadas por el efecto de la depuración de otras variables, y por lo tanto este indicador no será empleado en fases posteriores.

La media de los recintos es de 0,34 Ha y se considera que la unidad básica de superficie no es un buen indicador de competitividad, pues la agrupación con otros recintos en la formación de una parcela, así como la colindancia entre ellas, pueden ser más objetivos a la hora de reflejar diferencias importantes entre explotaciones.

[5] Puede ser bastante variable porque abarca superficies de pastos con un potencial productivo muy diferente, desde praderas que se renuevan cada cierto tiempo (más de 5 años) a pastos arbustivos de menor valor por estar parcialmente cubiertos de matorral; por consiguiente la productivad de estas superficies depende sobre todo del pasto arbustivo.

La carga ganadera media respecto a la superficie total (UGM_ST) es de 1,25 UGM/Ha. Se trata pues, de explotaciones de tipo extensivo, entiendo como tal, la baja presión que se ejerce con el ganado sobre la superficie.

Los valores de UGM_ST que obtienen mejores resultados económicos son los que se sitúan en el intervalo 0,9 – 1,1 y a medida que nos acercamos a los extremos el MBV empeora, sobre todo cuando la UGM_ST toma los valores más altos.

Resulta llamativo que el Gasto en Alimentación por UGM (GA_UGM) tenga una relación inversa con la intensificación del sistema productivo, medida por la variable UGM_ST. Es decir, que a medida que las explotaciones tienen más carga ganadera, el coste de alimentación es más bajo. Esta situación se puede explicar con una infrautilización de los recursos propios con más tierras a monte o por un menor potencial forrajero o por una mayor descentralización de la superficie, por la distancia con el núcleo de la explotación en las más extensivas.

Al tomar la superficie forrajera como denominador en la carga ganadera (UGM_SF), la media es un poco superior (1,31). En principio, desde el punto de vista estadístico, las dos variables son adecuadas para ser aprovechadas en el análisis factorial que se realizará en etapas posteriores de este trabajo. Así, por el momento se decide continuar con las dos en la muestra. Si en fases posteriores es necesario prescindir de alguna de ellas, no será considerada la anterior (UGM_ST), por estar la UGM_SF más relacionada con la producción por el mayor contenido de información almacenado y por ser la más utilizada en otros estudios. En concreto, esta última, es la definición utilizada para determinar la carga ganadera en las ayudas al desarrollo rural en la Unión Europea.

Las variables UGM_ST y UGM_SF guardan una cierta relación lineal con el número de UGM por explotación. Así, las explotaciones con menor carga ganadera son más pequeñas y las más intensificadas las más grandes, entendiendo por tamaño el número de UGM.

Por lo tanto, las explotaciones más pequeñas poseen más tierra y sin embargo, no se traduce en mayor capacidad de producción de forraje. La base territorial está formada principalmente por pasto permanente y el coste de alimentación es superior al que obtienen explotaciones con menos tierra, pero con más praderas de menos de 5 años y con más cereal forrajero. A pesar de ello, el resultado económico medido por el MBV_UGM desciende con

la intensificación debido a ser más elevados el resto de costes variables. La diferencia entre los dos estratos extremos es de media de 99 €.

Plantear el estudio de la presión que ejerce el ganado en el territorio contabilizando únicamente las vacas, resulta de interés para los modelos de producción incluidos en esta muestra. En este sentido, existen sistemas amparados por la IGP Ternera de Galicia que permiten el mantenimiento de los terneros en estabulación permanente desde el nacimiento hasta el sacrificio, siendo las madres las que salen al pasto para regresar y amamantar a los terneros. En este tipo de sistemas, la presión que ejerce el ganado sobre los recursos alimenticios del territorio es similar a aquéllos en los que todos los animales salen al pastoreo, pues parte del forraje conservado como silo o heno es consumido por los terneros durante el invierno. Sin embargo, cuando la carga ganadera trata de medir la presión del ganado sobre la erosión del suelo, las V_UGM dan una información adicional sobre el impacto que puede tener la explotación en el territorio. En este sentido, el número de reproductoras es algo superior a la mitad (54%) de las UGM que contiene cada unidad productiva y a pesar de ser los animales más pesados y por lo tanto los que pueden ocasionar más daño al suelo, se reduce la carga total sobre las parcelas.

Con este criterio, vacas por superficie forrajera, la carga ganadera se reduce, concretamente hasta 0,81 Vacas/Ha. Tal y como se puede observar, la diferencia entre el resultado de este indicador y los dos anteriores es importante. Por este motivo, sería factible un replanteamiento en la forma de cálculo de las UGM, con el fin de adaptarlo con más precisión a lo que realmente se quiere medir. Así, parece lógico pensar que la edad no es un criterio suficiente y que se debería incorporar el uso que se hace del territorio, ajustando las cargas ganaderas al modelo de producción empleado.

Para el tratamiento de la Superficie de las Instalaciones por UGM (SI_UGM) se han separado las explotaciones que no disponen de instalaciones para el alojamiento del ganado. Así, del total de 128 observaciones que contiene la muestra, 11 se encuentran en esta situación. Con las 117 restantes se realizó el análisis exploratorio de la variable. La superficie empleada para el alojamiento de ganado por UGM es de 9,3 $m^2$ de media.

Las explotaciones que cuentan con un sistema de alojamiento de ganado en estabulación libre son aquéllas con el tamaño más reducido, la mediana es de 23,2 UGM, con una tasa de nacimientos de terneros por vaca reducida (0,67 frente a los 0,73 de la mediana) y con el

resultado económico, medido como MBV_UGM, más bajo (99 €). Cuando el ganado cuenta con alojamiento bajo cubierta, la superficie dedicada a cada UGM guarda relación con el tamaño de la explotación y con el resultado económico.

## II.2 INDICADORES ECONÓMICOS

En la Tabla II-3 se pueden ver los resultados medios y la desviación típica para cada uno de los indicadores utilizados. Mientras que los resultados detallados se han concentrado en las tablas que contiene el Apéndice B.

**Tabla II-3. Indicadores económicos: principales resultados**

| | Valor medio y desv. típica |
|---|---|
| Gasto de alimentación por UGM (GA_UGM) | 110,39 ± 58,89 |
| Ingresos de venta de ganado por UGM (IV_UGM) | 355,23 ± 178,39 |
| Margen bruto total por UGM (MBT_UGM) | 625,21 ± 302,40 |
| MBT sobre el gasto en alimentación por UGM (MBTA_UGM) | 683,05 ± 308,47 |
| MBV sobre el gasto en alimentación por UGM (MBVA_UGM) | 254,51 ± 174,60 |
| Margen bruto de ventas por UGM (MBV_UGM) | 196,68 ± 178,33 |
| Gasto en alimentación sobre los ingresos corrientes (GA_IV) | 0,14 ± 0,08 |
| Gasto variable sobre los ingresos corrientes (GV_IC) | 0,23 ± 0,12 |
| Gasto en alimentación sobre los ingresos por ventas (GA_IV) | 0,32 ± 0,17 |
| Gasto variable sobre los ingresos por ventas (GV_IV) | 0,57 ± 0,51 |

La fiabilidad de la información que contiene la variable que recoge el Gasto en Alimentación por UGM (GA_UGM) está supeditada a las buenas prácticas de gestión de los ganaderos, siendo necesario que entregue todas las facturas a la entidad de asesoramiento.

El GA_UGM es el principal gasto de las explotaciones de bovino de carne. En la muestra el valor medio es de 110 €.

No se ha observado linealidad entre el GA_UGM con ninguna de las variables: productivas o económicas. Aunque se pueden diferenciar varios grupos dentro de cada una de ellas.

En las productivas: cuando el GA_UGM es menor de 157,4 € y cuando es mayor. En el primero de los casos se encuentran las explotaciones que cuentan con una cabaña ganadera y una superficie forrajera ligeramente superior al de la mediana. Mientras que en el segundo están las más pequeñas, que además, ofrecen una carga ganadera algo menor.

Por otro lado, cuando el GA_UGM se enfrenta al MBV_UGM, también se diferencian otros dos grupos, pero esta vez separados por un GA_UGM de 94,6 €. Cuando es menor, el

resultado económico es sensiblemente más bajo. Mientras que al superar esta cifra, los ingresos por la venta de animales crecen por encima de GA_UGM y permite que el MBV_UGM se incremente.

Los Ingresos de Ventas por UGM (IV_UGM) reflejan el valor generado por la venta de animales, que se corresponden fundamentalmente con terneros, para vida o sacrificio, siendo la segunda opción lo más habitual.

De nuevo, la fiabilidad de la información que contiene este indicador está supeditada a las buenas prácticas de gestión de los ganaderos, siendo necesario que comunique las salidas de los animales de la explotación al Registro de Explotaciones Ganaderas (REGA) y que entregue todas las facturas a la entidad de asesoramiento.

El resultado obtenido es de 355 €/UGM y de nuevo se observan deficiencias en los cuadernos del CES. Las salidas de animales según el REGA se cruzaron con el número de animales vendidos que figura según las facturas y no coinciden, siendo mucho menor el número que figura en el REGA.

Las explotaciones que se encuentran entre el percentil 20 y el 40 para la variable IV_UGM, son las que tienen mayor tamaño, en concreto 35,2 UGM y una superficie forrajera ligeramente superior a la mediana, de 23,5 Ha.

El Margen Bruto Total por UGM (MBT_UGM) se ha obtenido como la diferencia de los ingresos totales (ventas + subvenciones) y los gastos variables (alimentación, energía, servicios de mantenimiento de la maquinaria y las instalaciones, productos zoosanitarios y plásticos). El valor medio es de 625 €. Fue estratificado en 5 intervalos, comparando cada uno de ellos con diferentes variables productivas: UGM/Explotación, Superficie Forrjera/Explotación, Caballos Vapor/Explotación y Superficie Instalaciones/Explotación.

No se observa relación lineal con ninguna de ellas. De manera que las conclusiones que se pueden obtener están relacionadas con grupos que pueden tener comportamientos similares o a veces ni siquiera eso, siendo necesario describir casos específicos.

El MBTA se ha calculado como la diferencia entre los ingresos corrientes (ventas + subvenciones) y los gastos en alimentación (concentrados, plantas y semillas, productos fitosanitarios y fertilizantes y enmiendas). El resultado se ha expresado por UGM y ha sido de media 683 €. Si se compara con el resultado del anterior indicador (MBT_UGM), la

diferencia es muy pequeña debido a la gran importancia que supone la alimentación en los gastos variables.

El resultado del MBTA_UGM y la variabilidad de la muestra indican que las explotaciones pueden obtener resultados muy diferentes según el modelo de producción que sigan. Esta observación se deduce también del resultado que se puede obtener a partir de ECREA, donde las explotaciones de Andalucía tienen un MBTA/Vaca de 335 €, las de Castilla y León de 184 € y las de Navarra de 462 €. Si se iguala la escala de medida, el resultado medio en Galicia sería similar al de Andalucía.

Cada uno de los estratos de MBTA_UGM fue comparado con diferentes variables que escenifican el tamaño general de la explotación: cabaña ganadera, superficie forrajera, potencia empleada e instalaciones para el alojamiento del ganado.

El MBTA_UGM no se comporta de forma lineal con ninguna de las variables observadas, más bien, cada uno de los estratos encuentra una configuración de los recursos productivos específica. En ese sentido, es difícil analizar cuáles varían más, ya que sería necesario tipificar las variables. Pero a la vista de los resultados, parece que el número de UGM/Explotación y la SI/Explotación son las que más fluctúan en torno a la mediana.

El Margen Bruto MBVA se ha calculado por la diferencia entre los ingresos por la venta de animales y los gastos en alimentación, utilizando como unidad de referencia el número de UGM. De esta manera se ha obtenido un valor medio de 254 €.

En este indicador, las partidas de ingresos y gastos no forman parte del Sistema Integrado de Gestión y Control. La fiabilidad depende exclusivamente de las buenas prácticas de gestión del ganadero.

El análisis respecto a la linealidad con otras variables productivas es muy similar al obtenido con el MBTA en términos absolutos, pues las diferencias vendrían explicadas por cambios derivados de las subvenciones corrientes.

El MBV se ha calculado como la diferencia entre los ingresos por venta de ganado y los gastos variables y ha tenido como resultado 197 €/UGM. Se diferencia del MBT porque este indicador descuenta el valor de las subvenciones.

El efecto en el resultado económico de las explotaciones que producen las ayudas directas y al desarrollo rural es muy notorio. Los valores obtenidos pasan de los 599 €/UGM, con subvenciones, a los 156 €/UGM sin ellas.

Entre los dos indicadores, MBT y MBV, puede resultar de mayor interés el segundo cuando se plantea un indicador de competitividad de las explotaciones. Así, si fuera necesario prescindir de alguno de ellos en etapas posteriores, sería el MBT_UGM.

En cuanto al análisis descriptivo de los datos obtenidos para el MBV, las diferencias son muy pequeñas respecto al indicador anterior (MBVA), teniendo en cuenta otra vez la importancia que tienen los gastos de alimentación en la muestra.

El MBV_UGM fue estratificado de la misma manera que se hizo con otras variables, utilizando los percentiles: 20, 40, 60 y 80. Se ha medido su posible relación con el tamaño de la explotación (UGM).

El estrato más bajo de MBV_UGM corresponde a aquellas explotaciones con un resultado inferior a 48 €. En líneas generales, el tamaño medio de estas explotaciones es bajo. La única variable productiva que es ligeramente superior a la mediana de todas las observaciones es la cabaña ganadera (28,6 UGM frente a 27,2). Las demás son menores al resultado del conjunto de explotaciones. Todas ellas obtienen el resultado más bajo comparado con el resto de estratos.

En el estrato de MBV_UGM más alto, las explotaciones son de tamaño medio alto. Ahora el comportamiento de las variables productivas es el contrario, todas son mayores que la mediana excepto la cabaña ganadera. La variable que mejor define estas explotaciones es la potencia utilizada, por ser la mayor de todos los estratos. Otras como la superficie destinada al alojamiento del ganado y la superficie forrajera son importantes en el sentido de ser superiores a los resultados del conjunto de las explotaciones.

La ratio Gasto en Alimentación sobre los Ingresos Corrientes (GA_IC) indica que por cada 1.000 € de ingresos, 140 € se invierten en alimentación para el ganado. Los resultados obtenidos indican limitaciones en la información disponible con esta variable. En concreto se han encontrado cinco explotaciones con valor igual a cero: dos de ellas coinciden con explotaciones que no emplean maquinaria y una que apenas tiene superficie. Teniendo en cuenta la metodología de cálculo empleada para el GA, no es probable este resultado, que

puede ocurrir por un defecto en la entrega de las facturas correspondientes a los concentrados, los fertilizantes y los productos fitosanitarios. Sin embargo, su alejamiento respecto a la tendencia central de los datos no es importante. De manera que el resultado estadístico no los identifica como valores anómalos. Ante esta situación, se ha considerado que el efecto distorsionador es menor que la reducción de información que supone la retirada de 5 explotaciones de la muestra. En el otro extremo se encuentran las que invierten una parte importante en la alimentación del ganado. Según el criterio de los valores atípicos se produciría a partir de un GA_IC igual al 35%. En esta situación se encuentran dos explotaciones.

Cuando el GA_IC es inferior al 7,8 %, las explotaciones son de pequeño tamaño. Las variables productivas (UGM, SF, CV y SI) se sitúan por debajo de la mediana, excepto la SF, que es prácticamente igual a ella. Las características que mejor representan a estas explotaciones son el reducido tamaño de la potencia empleada en la maquinaria autopropulsada y la menor superficie de las instalaciones dedicadas al alojamiento del ganado. Por su parte, la cabaña ganadera también es reducida, al ser menor que la mediana del conjunto de explotaciones, pero en este caso no se observa un efecto tan acusado como en las anteriores.

En el otro extremo, cuando el GA_IC se encuentra en el estrato más alto, las explotaciones también son de pequeño tamaño, pero configuradas de forma diferente a las anteriores. Ahora, la cabaña ganadera y la superficie forrajera son las más bajas de todos los estratos analizados. Mientras que la superficie dedicada al alojamiento del ganado es mayor que la mediana del conjunto de explotaciones. Por último, la potencia empleada no es una variable destacable, pues su valor es próximo a la mediana, en particular un poco más bajo.

No se observa una relación directa entre GA_IC con alguna de las variables productivas analizadas. Los valores fluctúan bastante entre intervalos, por lo que sería necesario emplear técnicas multivariantes para determinar una posible linealidad o la formación de grupos con características similares.

El Gasto Variable sobre los Ingresos Corrientes (GV_IC) se diferencia del anterior porque incorpora todos los gastos variables, incluido el de alimentación. Tal y como se ha podido comprobar en el análisis de indicadores anteriores, la estimación que se ha realizado

en los cuadernos del CES sobre el coste energético, de plásticos y de contratación de servicios, está infravalorado.

En la práctica supone que este indicador tiende a infraestimar estos resultados. En concreto y según las puntuaciones de la muestra, el gasto variable de las explotaciones supone algo más de una quinta parte de los ingresos totales (21 %).

Cuando el GV_IC son bajos las explotaciones tienen un tamaño un poco mayor a la media. En ellas destaca la SF como elemento productivo más relevante, que es algo superior a la mediana que se obtiene con todas las explotaciones. El resto de variables productivas, teniendo en cuenta la tendencia central de los datos, indican que se tratan de explotaciones que contienen pocos animales, que emplean poca maquinaria autopropulsada y que las naves de alojamiento para el ganado son pequeñas.

Cuando los GV_IC son elevados, la variable más notable por tamaño es la potencia empleada, que es ligeramente superior a la mediana (102 frente a 101 cv). En cambio, el resto de variables productivas no alcanza el valor medio. De ellas, la superficie de las instalaciones que alberga el ganado es la más separada de la tendencia central de los datos, si bien es cierto, que puede estar afectada por no estar tipificados previamente los datos. Por su parte, la cabaña ganadera y la superficie forrajera empleada se puede considerar baja, tendiendo en cuenta el resultado del resto de los estratos.

Una vez más, es complejo determinar una posible relación entre el GV_IC con alguna de las variables productivas. En principio y a la vista de los resultados obtenidos con el análisis univariante, no se encuentra ningún tipo de correlación.

El Gasto en Alimentación sobre los Ingresos de Ventas de animales (GA_IV) enfrenta dos variables muy importantes para las explotaciones de bovino de carne. Por un lado el gasto en alimentación, que es el más importante, como ya se ha comentado en apartados anteriores. Por otro, los ingresos por venta de animales, que son el reflejo de los generados por la propia actividad.

El gasto en alimentación supone algo menos de un tercio de los ingresos por venta de animales (30 %).

Las explotaciones que se encuentran en el estrato más bajo de GA_IV cuentan con una estructura productiva de pequeño tamaño. De las variables analizadas, sólo la superficie es

ligeramente superior a la mediana, las demás indican que el tamaño es pequeño. Este tipo de explotaciones cuenta con 23 UGM, 23 Ha, emplean 81 cv de potencia y el alojamiento del ganado es de 143 $m^2$.

En el otro extremo, las explotaciones que tienen una GA_IV más elevado son de tamaño productivo elevado. En este caso, sólo la SF es inferior a la mediana (20,8 frente a 22,5), el resto son más elevadas, especialmente la maquinaria y las instalaciones, que rebasan con creces el valor medio del conjunto de las explotaciones. Por su parte, la cabaña ganadera es ligeramente superior a la mediana (2 UGM más), de manera que no es esta variable la característica que mejor define este tipo de explotaciones.

La relación entre GA_IV con las variables productivas no sigue un comportamiento lineal. Es más, en el caso de la cabaña ganadera, ésta permanece invariante, excepto en el primer estrato, donde el número de UGM es 5 unidades menor que en los demás. En el resto no se ha podido determinar un comportamiento concreto, o una agrupación de valores más altos o más bajos en torno a determinados estratos de GA_IV.

El Gasto Variable respecto a los Ingresos por Venta de animales (GV_IV) indica que algo más de la mitad de estos ingresos se cubre con este tipo de gastos (57%).

Las explotaciones con el GV_IV más bajo se pueden considerar de tamaño grande, a pesar de que la cabaña ganadera es ligeramente inferior a la mediana. Se trata de las explotaciones que tienen la SF y el CV más alto, si se compara con el resto de lo estratos, y de las más altas cuando se mide la SI.

Por el contrario, cuando el GV_IV son los más elevados, las explotaciones tipo son de tamaño medio-bajo. A esta conclusión se llega por la diferencia de las variables productivas respecto a la mediana, que es leve en el caso de las UGM y la SF, y un poco más acusada cuando se mide la CV y la SI.

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO III:

# SELECCIÓN DE INDICADORES EN LAS EXPLOTACIONES

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# III Selección de indicadores en las explotaciones

En muchas ocasiones el investigador dispone de una matriz de datos en la que existen demasiadas variables que deben ser empleadas para analizar un fenómeno complejo. En estos casos, es deseable reducir su número sin que las conclusiones que se extraigan sufran variaciones significativas (Cuadras et al., 1995).

El análisis multivariante fue definido por Hair et al., 2004, como todos los métodos estadísticos que analizan simultáneamente medidas múltiples de cada individuo u objeto sometido a estudio. Cuando se trata de acotar esta definición, la literatura existente difiere entre autores. Unos emplean este término para referirse al estudio entre dos o más variables y otros lo emplean para aquellos casos en los que se supone que todas las variables tienen una distribución normal multivariante. En particular, Hair et al., 2004, señalan que para que algo pueda ser considerado multivariante, todas las variables deben ser aleatorias y estar interrelacionadas de tal forma que sus diferentes efectos puedan ser interpretados separadamente con algún sentido.

Los métodos estadísticos multivariantes se pueden clasificar de diferentes maneras. Los más comunes son los que diferencian entre un análisis exploratorio (cuando no se establece una hipótesis previa) y uno confirmatorio (con hipótesis previa) y, los que diferencian un análisis de reducción de variables (análisis factorial, componentes principales, correlación canónica, análisis de clúster y análisis de correspondencias) del análisis de dependencia (análisis de la varianza, de la covarianza, regresión múltiple, discriminante, de probabilidad condicional *logit* y probabilidad condicional *probit*).

En este trabajo no se establece ninguna hipótesis previa sobre los indicadores iniciales. Todos han sido tratados desde un plano de igualdad, por lo que el método aplicado será de tipo exploratorio.

En el segundo tipo de clasificación (reducción de datos o dependencia), el método a elegir depende de dónde está el problema a resolver: en la variable dependiente o en las variables independientes. En este estudio, interesa reducir el número de variables a partir de una base de datos elaborada a partir del CES y así obtener en etapas posteriores indicadores estándar que definan el patrón de éxito de una explotación de vacuno de carne. Por este motivo, el análisis se centra en los métodos reductivos y en las variables independientes.

Entre los métodos estadísticos multivariantes de tipo reductivo se puede utilizar el análisis factorial y el análisis de componentes principales (ACP). Algunos autores consideran que son técnicas diferentes y otros engloban el ACP en el análisis factorial.

En general, el modelo factorial se puede expresar como:

$$X_{ij} = F_{i1}\, a_{j1} + F_{i2}\, a_{j2} + \ \ldots + F_{ik}\, a_{jk} + V_{ij}\, d_j$$

Donde:

- $X_{ij;}$ la puntuación del individuo i en la variable j
- $F_k$; el k-ésimo factor
- $a_{jk}$; puntuaciones factoriales en el peso de la regresión del factor k en la variable j. También se les llama cargas factoriales o saturación de la variable j en el factor k.
- $V_j$; es el factor único de cada variable.
- $d_j$; es la discrepancia existente entre la puntuación observada y el valor que daría la relación funcional exacta

Las diferencias entre el análisis factorial y el ACP es que el primero busca factores que expliquen la mayor parte de la varianza común, mientras que el segundo busca factores que expliquen la varianza total. Por lo tanto, en el análisis factorial se distingue entre varianza común y varianza única. La común es la parte de la variación de la variable que está compartida con otras variables y se puede cuantificar con la denominada comunalidad. Mientras que la varianza única es la parte de la variación de la variable que es propia de esa variable. Por su parte, el ACP no hace distinción entre los dos tipos de varianza, centrándose en la total y expresándose como una combinación lineal de las variables originales. Además, en el análisis factorial se hace la suposición de que existe un factor común subyacente a todas las variables, mientras que en el ACP no se hace tal suposición.

En ambos casos se han de cumplir dos condiciones: parsimonia e interpretabilidad. En la primera su fundamento radica en que los fenómenos tienen que poder explicarse con el menor número de elementos posibles, es decir, el número de factores debe ser el mínimo sin por ello perder información importante. La segunda se refiere a que todos los factores tienen que tener capacidad de interpretación sustantiva. Así, Kerlinger et al., 2002, señalan que una de las utilidades del análisis factorial es que sirve al principio de parsimonia, ya que reduce la multiplicidad de pruebas y medidas a una mayor simplicidad.

## III.1 ANÁLISIS FACTORIAL: COMPONENTES PRINCIPALES

### III.1.1 Selección de indicadores en la matriz de correlaciones

De los 22 indicadores estudiados en el análisis exploratorio se ha decidido prescindir de: TM_TN, TM_V y SR. En los 19 restantes se han seguido las recomendaciones metodológicas para la caracterización y tipificación de sistemas ganaderos propuesto por Cabrera et al., 2004. En este trabajo se cita a diferentes autores, que recomiendan distintos criterios para la selección de las variables con mayor poder discriminatorio en la formación de grupos. Por un lado, Paz et al., 2003, utiliza como criterio un coeficiente de variación (CV) superior al 50%. Y por otro, Ávila et al., 2000, un CV entre el 60 y 70%.

### III.1.2 Normalidad

Tal y como señala Pérez (2004), la prueba de Kologorov-Smirnov resulta demasiado sensible a pequeñas desviaciones de la normalidad cuando se trabaja con muestras de gran tamaño. Por ello, no resulta recomendable utilizar los estadísticos de contraste como único método de evaluación de la normalidad. Pérez (2010), propone un método alternativo que consiste en estimar los índices de asimetría y curtosis, considerando que los valores dentro del umbral ± 1,5 indican variaciones leves de la normal.

Los dos criterios fueron aplicados sobre los indicadores productivos y económicos de las explotaciones. En algunos casos hay consenso en cuanto al ajuste de los datos a la distribución normal. Esto sucede con: UGM_ST, UGM_SF, IV_UGM y MBT_UGM.

En otros, el criterio de Pérez et al., 2004, indica desviaciones muy pequeñas, en contra de lo que sugiere la prueba de K-S, que indica que los datos no se ajustan a la distribución normal. Estos casos se han dado en: TN_V PT_V, CI_T, P_UGM, P_SF, MBTA_UGM y GA_IV. Ante la duda de aplicar algún tipo de corrector, se visualizaron los histogramas antes y después de aplicar el factor de corrección. En todos ha prevalecido como discriminante el resultado de la prueba K-S.

Un tercer escenario fue cuando la asimetría o la curtosis eran mayores a 1,5 y sin embargo, la prueba K-S determinaba que los datos se distribuían según la normal. En estos casos el desequilibrio vino marcado siempre por el apuntamiento, que además fue de tipo leptocúrtico. Los indicadores en los que se ha producido esta situación fueron: V_SF y GA_UGM. De nuevo, la discriminación respecto a la aplicación de un corrector vino marcada

por la inspección visual de los histogramas, y otra vez ha prevalecido el resultado de la prueba K-S.

Una cuarta situación se produce cuando la asimetría o la curtosis indican que hay desplazamiento sobre la normal y la prueba K-S indica lo mismo. Este caso se ha dado en los indicadores: GA_IC y GV_IC. En todos ellos se ha aplicado el corrector correspondiente.

Por último, se da una quinta situación, en la que ambos indicadores concluyen que los datos no se ajustan a la distribución normal. En concreto, esto sucede en los indicadores: GV_IV, MBVA_UGM, MBV_UGM y SI_UGM.

Algunas de las variables han necesitado otras transformaciones, a veces complementarias. En el caso del MBVA_UGM y el MBV_UGM, tienen como parte de su resultado puntuaciones negativas. A la hora de transformar los datos para alcanzar la distribución normal se ha realizado una transformación lineal previa, que ha consistido en sumar a todas las puntuaciones el valor mínimo más la unidad. En otros indicadores, una posible solución es el cero y esto también hace necesario la transformación lineal previa (sumando la unidad) a la aplicación del corrector exponencial. Estos casos son: CI_T y SI_UGM. Por último, otro resultado posible es la permanencia de valores extremos muy alejados de la tendencia central de los datos. Este caso se ha producido en GV/IV. Los valores de asimetría y curtosis son muy elevados: 6,1 y 52,9 respectivamente, de manera que la corrección a la distribución normal se ha realizado sustituyendo esos valores extremos por la mediana.

**Tabla III-1. Análisis de la distribución. Indicadores productivos**

| | | | Kolmogorov-Smirnov | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Indicador | Asimetría | Curtosis | Estadístico | Significación | Corrector |
| TN/V | -0,66 | -0,06 | 0,11 | 0,001 | $X^2$ |
| PT/V | -0,69 | 0,11 | 0,09 | 0,014 | $X^2$ |
| CI/T | 0,29 | -0,96 | 0,09 | 0,015 | Log x |
| P/UGM | 0,91 | 0,19 | 0,13 | 0,000 | Log x |
| P/SF | 1,11 | 1,34 | 0,11 | 0,001 | Log x |
| UGM/ST | 0,28 | -0,09 | 0,05 | 0,200 | (*) |
| UGM/SF | 0,28 | 0,19 | 0,05 | 0,200 | (*) |
| V/SF | 1,29 | 5,66 | 0,07 | 0,200 | (*) |
| SI/UGM | 2,08 | 7,31 | 0,13 | 0,000 | $\sqrt{x}$ |

El valor de la asimetría, curtosis, el estadístico y la significación de la prueba K-S, así como el corrector que se ha aplicado cuando ha sido conveniente, se muestran en dos tablas a modo de facilitar su lectura: una contiene los resultados para los indicadores productivos y la otra los pertenecientes a los indicadores económicos.

En principio los valores de las asimetrías son suaves en todos los indicadores y los correctores más empleados han sido: $\sqrt{x}$ y log x.

**Tabla III-2. Análisis de la distribución. Indicadores económicos**

| Indicador | Asimetría | Curtosis | Kolmogorov-Smirnov | | Corrector |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | Estadístico | Significación | |
| CA/UGM | 1,19 | 3,78 | 0,07 | 0,200 | (*) |
| IV/UGM | 0,61 | 1,26 | 0,06 | 0,200 | (*) |
| MBTA/UGM | 0,54 | 0,28 | 0,07 | 0,096 | $\sqrt{x}$ |
| MBT/UGM | 0,50 | 0,21 | 0,05 | 0,200 | (*) |
| MBVA/UGM | 1,58 | 6,41 | 0,09 | 0,011 | $\sqrt{x}$ |
| MBV/UGM | 1,54 | 5,75 | 0,08 | 0,041 | $\sqrt{x}$ |
| GA/IT | 0,70 | 1,59 | 0,07 | 0,092 | $\sqrt{x}$ |
| GV/IT | 1,35 | 3,80 | 0,12 | 0,000 | $\sqrt{x}$ |
| GA/IV | 0,79 | 1,41 | 0,07 | 0,085 | $\sqrt{x}$ |
| GV/IV | 6,17 | 52,90 | 0,20 | 0,000 | (**) |

(*) La distribución de los datos es normal

(**) Los valores extremos fueron sustituidos por la mediana

### III.1.3 Multicolinealidad

La técnica del análisis factorial exploratorio exige intercorrelación entre las variables, si estas son superiores o iguales a 0,90 es probable que se debilite el análisis y se obtenga una solución factorial poco estable (Martínez, 1999).

En la muestra se han encontrado pares de variables que podrían ser redundantes. Los casos más ajustados son entre el número de TN y la PT, en ellos, la correlación es de 0,91. O bien entre los IV_UGM y el MBVA_UGM, que es de 0,92. Sin embargo, se dan combinaciones que tienen correlaciones más altas. En concreto son las obtenidas entre el MBTA_UGM y el MBT_UGM (0,98), o bien entre MBVA_UGM y MBV_UGM (0,97).

Todas estas posibles combinaciones de multicolinealidad fueron ya anticipadas en el análisis exploratorio, al encontrar variaciones leves entre los resultados que proporcionan algunos de los indicadores.

A la vista de los resultados se ha decidido mantener todas las variables en el análisis factorial y tener en cuenta el resultado de las correlaciones a la hora de elegir los indicadores que mejor explican cada factor.

### III.1.4 Medidas de adecuación muestral

La matriz de correlaciones es una matriz cuadrada y simétrica que tiene en la diagonal y fuera de ella los coeficientes de correlación entre las variables. La finalidad de este análisis es comprobar si las características de la muestra son las adecuadas para realizar un análisis factorial.

Según Ferrando et al., 2010, para el buen funcionamiento de este análisis es importante el estudio de las correlaciones ítem a ítem. Esta tarea se ha realizado visualizando el resultado de la matriz de correlaciones, obtenida con SPSS. En ella se obtiene el coeficiente de correlación múltiple, que mide el grado de asociación lineal entre variables, de tal manera que, cuando éstos son bajos, las variables podrían ser eliminadas del modelo y, cuando son altos, la matriz se considera adecuada para ser sometida al análisis factorial. Así se consigue eliminar ítems que solo aportan "ruido" y empezar el AF desde un imput más limpio.

Los resultados obtenidos muestran grupos de variables correlados, utilizando como criterio de decisión los valores superiores a 0,5. Y por otro lado, no se ha encontrado ninguna variable incorrelada con todas las demás, en este caso se ha utilizado como criterio los valores inferiores a 0,2.

No obstante, no siempre una correlación baja es sinónimo de inexistencia de factores compartidos (o viceversa). Por este motivo, se han aplicado una serie de medidas de adecuación muestral, aconsejadas en la base teórica del análisis factorial: evaluación del determinante en la matriz de correlaciones (1), el *test de esferidad de Barlett* (2), *la medida de adecuación de la muestra KMO propuesta por Kaiser, Meyer y Olkin* (3), *la medida de adecuación de la muestra para cada variable (MSA)* (4) y *el coeficiente de correlación anti-imagen* (5).

(1) Uno de los requisitos que debe cumplir la matriz de datos es que las variables independientes deben estar altamente correlacionadas y para su verificación se tiene en cuenta el determinante de la matriz de correlaciones. Si su valor es muy bajo significa que existen variables con intercorrelaciones muy altas y entonces es factible continuar con el análisis factorial. Sin embargo el valor del determinante no debe ser igual a cero (matriz no singular), pues esto indicaría que algunas de las variables son linealmente dependientes y no se podrían realizar ciertos cálculos necesarios en el análisis factorial. Así, el valor del determinante en la matriz de correlaciones ha sido satisfactorio ($5{,}13 \times 10^{-13}$).

(2) Mediante el test de esferidad de Barlett se contrasta, bajo la hipótesis de normalidad multivariante, si la matriz de correlación de las variables observadas es la identidad. Si una matriz de correlaciones es la identidad significa que las intercorrelaciones entre las variables son cero. Si se confirma la hipótesis nula significa que las variables no están intercorrelacionadas.

En la práctica, este resultado se obtiene a partir de una transformación del determinante de la matriz de correlación. El estadístico empleado en SPSS es el que se pude ver en la Ecuación 3:

**Ecuación 3. Transformación del determinante de la matriz de correlación**

$$d_R = -\left[n - 1 - \frac{1}{6}(2p + 5)\right] log|R| = -\left[n - \frac{2p + 11}{6}\right] \sum_{j=1}^{p} log(\varphi_j)$$

Donde n es el número de individuos de la muestra y $\varphi_j$ (j=1, 2,…, p) son los valores propios de R.

Bajo la hipótesis nula este estadístico se distribuye asintóticamente según una distribución $\chi^2$ con p (p-1)/2 grados de libertad. Si $H_0$ es cierta los valores propios valdrían 1, o equivalentemente su logaritmo sería nulo, por tanto, el estadístico del test valdría cero. Por el contrario, si se obtienen valores altos de $\chi^2$, o equivalentemente un determinante bajo, esto significa que hay variables con correlaciones altas. Así, si el valor del test toma valores altos, se rechaza la hipótesis nula con un cierto grado de significación. En caso de no rechazarse la hipótesis nula significaría que las variables no están intercorrelacionadas y en este supuesto debería reconsiderarse la aplicación de un análisis factorial.

Si Sig. (p-valor) < 0,05 aceptamos $H_0$ (hipótesis nula). Se puede aplicar el análisis factorial.

Si Sig. (p-valor) > 0,05 rechazamos $H_0$ (hipótesis nula). No se puede aplicar el análisis factorial.

El resultado obtenido de $\chi^2$ ha sido de 2.967 y la significación de 0,000. Por lo tanto se acepta la hipótesis nula.

(3) El índice KMO sirve para comparar las magnitudes de los coeficientes de correlación general o simple con respecto a las magnitudes de los coeficientes de correlación parcial.

Éstos últimos indican la fuerza que existe entre dos variables sin considerar la fuerza de las demás. Si las variables comparten factores comunes, el coeficiente de correlación parcial entre pares de variables deberá ser bajo, puesto que se eliminan los efectos lineales de las otras variables. Así, el índice obtenido debería ser próximo a uno para considerar adecuado el análisis factorial, ya que se supone que los factores están incorrelados entre sí.

Una forma de evaluar el índice KMO es la que se muestra en la Ecuación 4:

**Ecuación 4. Índice KMO**

$$KMO = \frac{\sum_{j \neq i} \sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{j \neq i} \sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{j \neq i} \sum_{i \neq j} r_{ij(p)}^2}$$

Donde $r_{ij\ (p)}$ es el coeficiente de correlación parcial entre las variables $X_i$ y $X_j$ eliminando la influencia de las otras variables.

Kaise, Meyer y Olkin aconsejan que si KMO $\geq$ 0,75 la idea de realizar un análisis factorial es buena. Si está entre 0,50 y 0,75 es aceptable y si KMO es < 0,5 el análisis factorial es inaceptable. El resultado obtenido ha sido de 0,68

(4) El índice MSA mide el grado de adecuación de cada variable al modelo factorial. La Ecuación 5 para su cálculo es:

**Ecuación 5. Índice MSA**

$$MSA = \frac{\sum_{j \neq i} r_{ji}^2}{\sum_{j \neq i} r_{ji}^2 + \sum_{j \neq i} a_{ji}^2}$$

En el paquete estadístico SPSS el índice MSA queda reflejado en la diagonal principal de la matriz de correlaciones anti-imagen. Cuando los valores son bajos se desaconseja incluir la variable en el análisis factorial y por el contrario, cuando son próximos a 1 indica que la variable es adecuada.

En el resultado obtenido hay casos susceptibles de ser eliminados, los más extremos son: P_UGM (0,39), P_SF (0,41), PT_V (0,45), TN_V (0,49) y SI_UGM (0,54).

Este grupo de variables representa el capital fijo y la capacidad de reproducción de las explotaciones de la muestra. A priori puede ser información que ayude a definir los principales factores que caracterizan a una explotación, al obtener en cada una de esas

variables, coeficientes pequeños en la matriz de correlaciones anti-imagen. En ningún caso, estos valores han sido inferiores a 0,35. Por este motivo se decide mantener esas variables en el análisis factorial.

(5) El coeficiente de correlación anti-imagen es el negativo del coeficiente de correlación parcial entre dos variables. Existen factores comunes cuando se observa en los elementos no diagonales de la matriz anti-imagen pocos valores elevados en términos absolutos y no hay un número elevado de coeficientes igual a cero. Como valores elevados se ha considerado los superiores a ±0,5 y se encontraron 7 elementos, que es un número reducido (3,7 %). Por su parte, sólo se ha encontrado un valor igual a cero (0,5 % del total). Por lo que puede considerarse que la matriz de datos original supera esta prueba de ajuste y será capaz de proporcionar factores comunes.

### III.1.5 Estimación del modelo factorial

En determinadas circunstancias la elección del método de extracción de factores no tiene trascendencia. Según la bibliografía existente sobre el análisis factorial, esto ocurre cuando las comunalidades son altas (>0,6), en esta situación todos los procedimientos tienden a dar la misma solución. Esto también ocurre cuando el número de variables es elevado (>30), en esta circunstancia las estimaciones de la comunalidad tienen menos influencia en la solución obtenida y todos los métodos tienden a dar el mismo resultado.

En este trabajo los factores se han extraído mediante el programa SPSS, utilizando como método los componentes principales. El método consiste en estimar las puntuaciones factoriales mediante las puntuaciones tipificadas de las k primeras componentes principales y la matriz de cargas factoriales mediante las correlaciones de las variables originales con dichas componentes. Este método tiene la ventaja de que siempre proporciona una solución. Pero también tiene un inconveniente, pudiendo llevar a estimadores muy sesgados de la matriz de cargas factoriales, particularmente si existen variables con comunalidades muy bajas. Esto no ha ocurrido en este trabajo, pues el valor más bajo ha sido de 0,69 que corresponde a la variable GV/IV.

La determinación del número de factores correcto (que sea lo bastante reducido como para ser claramente interpretable y lo bastante completo como para dar cuenta de las relaciones entre las variables) es posiblemente, la decisión más importante del AF (Thurstone, 1947). Otros autores, como Cattell (1966), consideran que esta etapa es una de las decisiones

más problemáticas del AF. En todo caso, la etapa de estimación debe guiarse por el principio de parsimonia, es decir, determinando la solución más simple (la que tiene el menor número de factores) compatible con residuales suficientemente cercanos a cero (Ferrando et al., 2010). Este mismo autor recomienda no tomar una decisión basándose únicamente en un solo indicador o criterio. Dice que son convenientes múltiples indicadores que nos proporcionen más información y, por tanto, elementos de juicio, amén de la información teórica previa sobre el número de factores más conveniente.

Si la alternativa es extraer más factores o menos, la sobre extracción es menos riesgosa, puesto que conduce a menos error en la medición (Reise et al., 2000). No obstante, la decisión acerca del número de factores a extraer debería sustentarse siempre en una evidencia empírica (Pérez et al., 2010).

La matriz factorial puede presentar un número de factores superior al necesario para explicar la estructura de los datos originales, siendo los primeros los que explican la mayor parte de la variabilidad total. Los otros factores suelen contribuir relativamente poco. Uno de los problemas que se plantean, por tanto, consiste en determinar el número de factores que debemos conservar.

Para determinar el número de factores existen diferentes criterios, propuestos por distintos autores. En principio, cuantos más ítems existan que midan con precisión un factor, más determinado estará dicho factor y más estable será la solución. Aunque existen recomendaciones divergentes (Cattell, 1988). Según Ferrando et al., 2010, los mejores modelos son aquellos en los que se utilizan marcadores y se proponen un buen número de ítems para medir cada factor. En concreto, para identificar claramente un factor, aconsejan un mínimo de cuatro variables con pesos substanciales en el mismo.

Decidir si un modelo con m factores resulta adecuado requiere una evaluación del ajuste de ese modelo. Para ello existen una amplia variedad de criterios y procedimientos: Kaiser (1960), porcentaje de la varianza, gráfico de sedimentación, el método MAP (Minimum Average Partial), el de la división a la mitad, una prueba estadística para contrastar la hipótesis nula de que los restantes p-m autovalores son iguales (siendo p el número original de variables y m el número de factores o componentes retenidos), el análisis paralelo y un criterio de bondad de ajuste pensado para la utilización del método de extracción de máxima verosimilitud, que se distribuye según ji-cuadrado.

En este trabajo se ha evaluado el ajuste del modelo factorial mediante el método de Kaiser, el porcentaje de la varianza y el gráfico de sedimentación. A continuación se describe brevemente en qué consiste cada uno de ellos.

El de Kaiser (1960) es uno de los más conocidos para determinar el número de factores, éste aconseja conservar solamente aquéllos cuyos autovalores son mayores a la unidad. Este criterio es el que suelen utilizar los programas estadísticos por defecto. No obstante, tiene el inconveniente de tender a una sobreestimación en el número de factores, particularmente cuando los ítems a evaluar son muchos (Pérez et al., 2010, considera este número en 50 o más). Además, se trata de un método que ha sido desarrollado específicamente para ACP.

Otra forma de identificar el número de factores adecuados es el criterio del porcentaje de la varianza. Consiste en tomar como número de factores el número mínimo necesario para que el porcentaje acumulado de la varianza explicado alcance un nivel satisfactorio, que suele ser del 75 al 80%. En cambio autores como Merenda (1997), recomiendan que la solución factorial explique, al menos, un 50% de la variabilidad total. Este método tiene la ventaja de poder aplicarse cuando la matriz analizada es la de varianzas y covarianzas y el inconveniente de estar desarrollado para ACP.

Pérez et al., 2010, recomienda estos dos métodos como procedimientos complementarios pero no esenciales en la mayoría de los casos.

Finalmente, el de Catell (1966), citado en: Cuadras (1981), Ferrando et al., 2010 y en Pérez et al., 2010, denominado Scree-test o gráfico de sedimentación. Consiste en representar en un sistema de ejes los valores que toman los autovalores (ordenadas) y el número de factor (abscisas). El gráfico obtenido es una función decreciente y a partir de cierto punto se hace prácticamente horizontal, y es este punto, según Catell, el que indica el número adecuado de factores. Este efecto se denomina criterio de contraste de caída (Hair et al., 1999). La lógica es que a partir de ese valor, los sucesivos factores son triviales y sólo explican varianza residual. Según Ferrando et al., 2010, los inconvenientes de este criterio es que la decisión se apoya en una inspección visual y por tanto, tiene una fuerte componente de subjetividad, además de compartir el mismo inconveniente que los casos anteriores, que es el de un método desarrollado para ACP. Sin embargo, Kline (2000) ha verificado su confiabilidad y Pérez et al., 2010, determina que el scree test es confiable en la mayoría de los casos, a pesar de que en algunas ocasiones, cuando el número de factores es elevado, o cuando existen varios cambios

de dirección en la pendiente, resulta difícil determinar el número exacto de factores con un mero examen visual.

Como se ha podido comprobar en la literatura existente, los métodos descritos han sido desarrollados específicamente para el ACP. Autores como Ferrando et al., 2010, consideran estos métodos inapropiados para el análisis factorial, basándose en el principio de que si el número de factores propuesto es adecuado, entonces las correlaciones residuales entre las variables tras eliminar la influencia de los factores deben ser todas prácticamente cero. De acuerdo con este principio, los criterios más claros para evaluar el ajuste de un modelo de m factores serán aquellos que más directamente se relacionan con la evaluación de las correlaciones residuales. Los métodos propuestos por este autor para validar el ajuste del modelo factorial son: la raíz media cuadrática residual y el índice gamma o GFI propuesto inicialmente por Tanaka y Huba (1985) cuando el método de extracción es por mínimos cuadrados ordinarios y, el coeficiente TLI-NNFI propuesto inicialmente por Tuker y Lewis (1973) y el índice RMSEA, propuesto por Steiger y Lind (1980), cuando el método de extracción es por máxima verosimilitud.

### III.1.6 Rotación e interpretación de los factores

El resultado del análisis factorial indica que hay 6 factores con valores propios superiores a la unidad, que explican el 85% de la varianza.

Una vez obtenidos los factores quedarán reflejados en la matriz factorial. Ésta es una reproducción sencilla de la matriz de correlaciones inicial que vincula factores con variables. Esta solución inicial puede ser interpretable sin ninguna transformación previa. El caso más claro es cuando se analiza un conjunto de ítems que pretenden medir una sola dimensión. Sin embargo, la interpretación de los factores en base a la matriz factorial puede ser compleja cuando los factores están relacionados con casi todas las variables. Es decir, cuando se espera encontrar una solución de múltiples factores, la solución inicial es arbitraria. Para solventar los casos en que se produce esta situación se realiza la rotación factorial, que permite transformar la matriz inicial en una matriz factorial rotada (Carroll, 1953).

Las rotaciones son transformaciones lineales que facilitan la interpretación sin alterar la proporción de la varianza explicada por los factores (Nunnally et al., 1994). Existen dos formas básicas de rotación: ortogonal y oblicua. En la rotación ortogonal, se obtienen factores no relacionados. Son de interpretación más sencilla, cada factor representa una fuente de

varianza distinta e independiente de los demás factores. En la oblicua, los factores pueden estar o no relacionados (no se fuerza la relación). Son en general de más difícil interpretación, el investigador no sólo debe interpretar y explicar la estructura factorial, sino además las relaciones entre factores (Rennie, 1997). Por último, cabe tener en cuenta, que al rotar la matriz factorial, las comunalidades y porcentajes de varianza total explicada no cambian, aunque sí el porcentaje de varianza atribuido a cada uno de los factores.

Una solución ortogonal genera como salida una matriz factorial rotada, mientras que una solución oblicua genera dos matrices: de estructura y de configuración. En la de estructura se presentan las correlaciones de cada variable con el factor o coeficientes estructurales. En cambio, en la de configuración los coeficientes observados son análogos a los coeficientes beta del análisis de regresión lineal múltiple. Los coeficientes de configuración indican la importancia relativa de cada factor para explicar el puntaje individual en cada variable, controlando los restantes factores (Pérez et al., 2010). La mayoría de investigadores interpretan la matriz de configuración debido a su mayor facilidad de interpretación (Tabachnick et al., 2001, visto en Pérez et al., 2010), pero se recomienda atender a ambas matrices para una interpretación más adecuada de los resultados (Thompson, 2004, visto en Pérez et al., 2010). Finalmente se visualizarán las correlaciones de cada variable con cada factor, utilizando el conocimiento teórico para determinar la composición de variables que explican cada uno de ellos.

La elección del método de rotación, ortogonal u oblicua, ha sido abordada por diferentes autores. Gable et al., 1986 y Kline, 1994, dicen que los dos tipos son útiles y que es recomendable realizar los dos. Nunnaly et al., 1994 y Rennie, 1997, recomiendan escoger la utilización de la opción más sencilla, la ortogonal, aunque otros como Costello et al., 2005 dicen que no siempre es la más recomendable. Otra forma de determinar qué método es más conveniente es el descrito por Ferrando et al., 2010. Consiste en elegir una solución ortogonal cuando las correlaciones entre factores son consistentemente bajas (Thabachnick et al., 2001, recomienda este método cuando se obtienen valores por debajo de 0,32). Finalmente, si los factores son conceptualmente independientes, la rotación ortogonal es más aceptable, sin embargo, en las ciencias sociales, en las que los factores suelen estar relacionados, la rotación oblicua puede ser más apropiada (Beavers et al., 2013).

Sea cual sea la elección, ambos métodos (ortogonal y oblicuo) intentan aproximar la solución obtenida al Principio de Estructura Simple (Thurstone, 1935), según el cual, la matriz de cargas factoriales debe reunir las siguientes características:

- Cada factor debe contener unos pocos pesos altos y los otros próximos a cero.
- Cada variable no debe estar saturada en más que un factor.
- No deben existir factores con la misma distribución, es decir, dos factores distintos deben presentar distribuciones diferentes de cargas altas y bajas.

De esta forma, cada factor tendrá una correlación alta con un grupo de variables y baja con el resto de variables. Por lo tanto, cada factor contendrá unos rasgos comunes que podrán ser identificados mediante una denominación específica.

Cada una de las soluciones (ortogonal u oblicua) cuenta con diferentes métodos específicos. La ortogonal: varimax, quartimax y equamax. Mientras que en la oblicua, son: oblimin, promax y promin. Ferrando et al., 2010, asegura que cuando las variables están "limpias", se han utilizado marcadores y los factores están bien determinados, los métodos específicos deben llevar esencialmente a la misma solución. Si esto no es así, los métodos darán resultados muy heterogéneos.

En este trabajo se ha utilizado la solución oblicua, que ha convergido en 10 iteraciones, utilizando como método de rotación: normalización oblimin con Kaiser.

Una vez que se dispone de la matriz factorial rotada, Pérez et al., 2010, recomienda retener aquellas correlaciones ítem-factor de al menos 0,35. Glutting, 2002, visto en Pérez et al., 2010, recomienda que cada factor debe poseer, al menos, cuatro ítems con correlaciones iguales o superiores a 0,40 para ser interpretado y, que se debe atender a las correlaciones ítem-factor más elevadas para inferir el nombre de cada factor.

Con los factores determinados, se procede a seleccionar las variables más representativas de cada uno de ellos. El objetivo es obtener las variables que contienen la mayor información posible de las explotaciones de vacuno de carne, que serán aquellas con mayor capacidad para explicar la información que contiene la muestra.

Una manera de llevar a cabo dicha selección es estudiar la matriz de correlaciones de las variables con los factores, seleccionando como representante de cada factor la variable con la

correlación más elevada en éste, que sea más fácil de medir y que tenga más sentido desde un punto de vista teórico.

### III.1.7 Identificación de los factores

El primer componente principal está ligado a la viabilidad de las explotaciones, entendiendo como tal la diferencia entre los ingresos y los gastos. Explica el 32% de la varianza y el autovalor es de 6,1. Presenta coeficientes de correlación elevados y positivos con: IV_UGM, MBVA_UGM, MBV_UGM, MBT_UGM y MBTA_UGM, mientras que con GV/IC el signo es negativo. Este factor es indicativo del resultado económico alcanzado por las explotaciones, especialmente cuando se descuenta el efecto de las subvenciones, que mejora con el incremento del margen bruto y de los ingresos por ventas, y empeora cuando crece el gasto variable. Así, cuando se descuentan las subvenciones, las cargas factoriales son muy próximas a 1 y cuando son tenidas en cuenta, la carga no llega a 0,8.

La segunda componente principal está relacionada con la carga ganadera. Explica el 16% de la varianza y el autovalor es de 3,0. Las correlaciones más altas son las de los indicadores: UGM_ST, UGM_SF y V_SF. Todos son de signo positivo y próximo a 1, especialmente los dos primeros. Además, también se observa una cierta correlación con otros de tipo económico: MBTA_UGM y MBT_UGM. Aunque en este caso son de menor importancia, ya que su valor está próximo a 0,6. No obstante, es razonable que este grupo de indicadores tenga cierta relación con la carga ganadera, que se explica con las ayudas acopladas que se mantienen en España para el bovino de carne, en concreto las correspondientes por vaca nodriza. Así, cuantos más animales (con derechos) posee la explotación, más ayudas reciben y por lo tanto, mejor es el resultado del margen bruto cuando se contabilizan las subvenciones.

El tercer componente comprende resultados económicos centrados en el coste de alimentación. Explica el 14% de la varianza y el autovalor de 2,7. Los indicadores que presentan correlación con este factor son de signo positivo: GA_IT, GA_UGM, GA_IV y GV_IC. Tal y como han sido ordenados, es el peso que tienen en este factor, siendo la carga factorial del primero de ellos de 0,87 y la del último de 0,78. No obstante, el resto de indicadores económicos tienen una cierta correlación con este factor, que no será tenida en cuenta por ser valores inferiores a 0,4 y estar ya representados en el primero de ellos.

El cuarto componente está relacionado con la producción de terneros, los nacidos en la explotación y los comprados fuera de ella. Explica el 9% de la varianza y el autovalor es de

1,8. Se trata de un factor que caracteriza a las explotaciones que producen pocos terneros, ya sea porque hay pocos partos, porque son poco exitosos o porque no se compran en otras explotaciones. La relación que se produce entre factor y los indicadores: TN_V y la PT_V es fuerte (muy próximo a 1), de signo negativo y muy incorrelado con el resto de indicadores.

**Tabla III-3. Matriz de estructura**

| | Componente o factor | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| (TN_Vt) | ,169 | ,007 | -,013 | -,968* | -,169 | -,117 |
| (PT_Vd) | ,110 | ,015 | -,106 | -,969* | -,124 | -,109 |
| (CI_Tt) | ,140 | -,126 | ,137 | -,051 | -,269 | -,793* |
| (P_UGMt) | ,184 | -,229 | ,085 | -,158 | -,944* | -,035 |
| (P_SFt) | -,017 | ,384 | ,107 | -,213 | -,883* | -,061 |
| (UGM_ST) | -,290 | ,970 | ,042 | -,114 | ,022 | -,078 |
| (UGM_SF) | -,289 | ,969* | ,038 | -,115 | ,022 | -,076 |
| (V_SF) | -,090 | ,889* | ,020 | ,069 | -,020 | ,004 |
| (SI_UGMt) | ,135 | -,202 | ,015 | ,199 | -,406 | ,689* |
| (GA_UGM) | ,270 | -,263 | ,787* | ,069 | -,213 | ,033 |
| (IV_UGM) | ,952* | -,233 | ,000 | -,115 | -,172 | -,020 |
| (MBTA_UGMt) | ,773 | -,598 | -,191 | -,050 | -,017 | ,043 |
| (MBT_UGM) | ,787 | -,597 | -,259 | -,069 | -,017 | ,060 |
| (MBVA_UGMt) | ,934* | -,158 | -,275 | -,179 | -,152 | -,035 |
| (MBV_UGMt) | ,924* | -,108 | -,337 | -,143 | -,158 | ,022 |
| (GA_ICt) | -,331 | ,271 | ,870* | ,068 | -,029 | -,160 |
| (GV_ICt) | -,498 | ,219 | ,777 | -,048 | -,027 | -,234 |
| (GA_IVt) | -,485 | ,076 | ,785* | ,108 | -,062 | -,103 |
| (GV_IVt) | -,700* | ,063 | ,577 | ,060 | ,021 | -,176 |

El quinto factor contiene información sobre la dimensión de la maquinaria autopropulsada. Explica el 8% de la varianza y el autovalor es de 1,5. Las variables más correlacionadas con este componente son la P_UGM y la P_SF y tienen signo negativo. Ambas están muy próximas a 1, en concreto, en el primero de los casos es de 0,93 y en el segundo de 0,88. Son con diferencia las variables que marcan la orientación de este factor, pues en el resto de los casos la correlación no supera el 0,1 (excepto la SI_UGM y la CI_T, con valores de 0,40 y 0,26 respectivamente).

El sexto componente es difícil de catalogar al conjugar una variable de capital fijo con otra relativa a la genética de la explotación. Aporta el 5% de la varianza y el autovalor de 1,0. En este caso ya no está tan claro identificar el contenido del factor. Las variables que mejor correlación tienen están vinculadas a la pureza de las razas empleadas (CI_T) y la superficie de las instalaciones dedicadas al alojamiento del ganado (SI_UGM). Entre las dos, la primera

tiene más influencia, por tener una correlación más alta (-0,82 frente a +0,66). En ambos casos hay una relación con los animales utilizados.

A partir del sexto factor los autovalores no alcanzan la unidad y en el gráfico de sedimentación la curva es casi plana.

La aplicación del análisis factorial ha permitido reducir las 19 variables de inicio a 7. Éstas fueron seleccionadas entre los factores que explican la mayor proporción de la varianza y teniendo en cuenta la política de determinación que se utilizará en el controlador borroso, que es la competitividad de las explotaciones de bovino de carne.

Se han aplicado criterios de elección más restrictivos que los aconsejados en la bibliografía sobre el análisis factorial por componentes principales, sustituyendo los autovalores igual a 1 por los superiores a 2. De esta manera se reduce la varianza explicada desde el 71,4 % hasta el 62,4 %, eliminando factores que explican una parte pequeña de la información que contiene la muestra, el quinto factor un 8 % y el sexto un 5 %. La reducción de la varianza explicada repercute en una menor posibilidad de introducir efectos residuales en el resultado del análisis factorial.

Además, se ha tenido en cuenta las limitaciones de algunas variables, bien por mostrar resultados poco satisfactorios (detectados en el análisis exploratorio) o bien por posibles redundancias entre indicadores (detectadas en la prueba de multicolinealidad), así como, las que sin dar un resultado positivo ofrecen puntuaciones muy correladas. Estas variables son las recogidas en el cuarto factor: TN_V y PT_V, que aportan un 9% de la varianza al modelo.

Finalmente, el modelo factorial resultante explica un 62,4% de la varianza y lo forman los indicadores: UGM_SF, V_SF, GA_UGM, IV_UGM, MBV_UGM, GA_IV y GV_IC.

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO IV:

# DISEÑO DEL SISTEMA EXPERTO BASADO EN REGLAS

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# IV Diseño del sistema experto basado en reglas

Los sistemas expertos son sistemas informáticos que simulan el proceso de aprendizaje, de memorización, de razonamiento, de comunicación y de acción en consecuencia de un experto humano en cualquier rama de la ciencia.

La lógica difusa, junto al álgebra de los conjuntos borrosos, es la base de los sistemas expertos difusos como el que se pretende desarrollar (Mamdani).

La lógica difusa es básicamente una lógica multivaluada que permite valores intermedios para poder definir evaluaciones convencionales. Así, nociones como más bien, poco, mucho, etc., pueden formularse matemáticamente y ser procesadas mediante un ordenador.

Por su parte, los conjuntos borrosos describen esas variables lingüísticas asignándoles un grado de pertenencia o inclusión, tomando valores que oscilan entre el 0 y el 1. Siendo el 0 un grado de exclusión total, el 1 de inclusión total y el 0,5 la zona de mayor incertidumbre.

El proceso se puede automatizar mediante un controlador borroso, que trabaja de una forma bastante diferente a los controladores convencionales. La principal diferencia es que usa el conocimiento experto en vez de ecuaciones diferenciales para describir un sistema.

Por lo tanto, en el diseño de un controlador borroso intervienen dos agentes: el experto y el ingeniero del conocimiento. El papel que desempeña cada uno de ellos es complementario. El primero utiliza reglas heurísticas basadas en la experiencia adquirida en campo y el segundo se encarga de dar forma simbólica y automáticamente manipulable al conocimiento proporcionado por el experto.

En este trabajo, el papel de los dos agentes ha sido desarrollado por el doctorando y la supervisión la han realizado los directores de esta tesis doctoral. En este sentido, el papel del experto ha sido revisado por un especialista en agronomía y el papel del ingeniero del conocimiento por un especialista en el desarrollo de controladores borrosos.

Los sistemas de inferencia difuso tipo Mamdani (1977) y Mamdani et al 1981, fueron los primeros sistemas en ser probados de manera práctica como aproximador universal de funciones. Posteriormente se estableció de manera formal que cualquier relación entre variables de entrada y salida puede ser aproximada por medio de un sistema difuso construido

en términos lingüísticos con alto grado de exactitud, también llamado aproximador universal (Kosko, 1994; Wang, 1992). De esta manera se garantiza un comportamiento del controlador borroso correcto y estable, siempre y cuando el bloque de reglas se haya completado satisfactoriamente.

El controlador borroso que se ha planteado en esta tesis utiliza los aproximadores universales desarrollados por Wang (1993) y Castro (1994).

Usando el teorema de Stone-Weierstrass, Wang ha probado que un sistema de control basado en:

- Reglas del tipo $R_i$: si X es A e Y es B, entonces Z es C
- Funciones de pertenencia para antecedentes y consecuencias del tipo:
  - $\mu_A(X) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{(x-b)}{a})\text{^}2}$
  - $\mu_B(X) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{(x-b)}{a})\text{^}2}$
  - $\mu_C(X) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{(x-b)}{a})\text{^}2}$
- Borrosificadores tipo singleton para las variables de entrada
- Implicación de Larsen
- Desborrosificación por el método de gravedad

es un aproximador universal.

Castro probó, además, que los controladores basados en el mecanismo de Mamdani con las condiciones siguientes:

- Funciones de pertenencia basadas en Números Triangulares Difusos (NTD) y/o Números Trapezoidales Difusos (NTrD)
- Conjunción por la t-norma del mínimo
- Implicación por el mínimo
- Agregación de la t-connorma por el máximo

también son aproximadores universales.

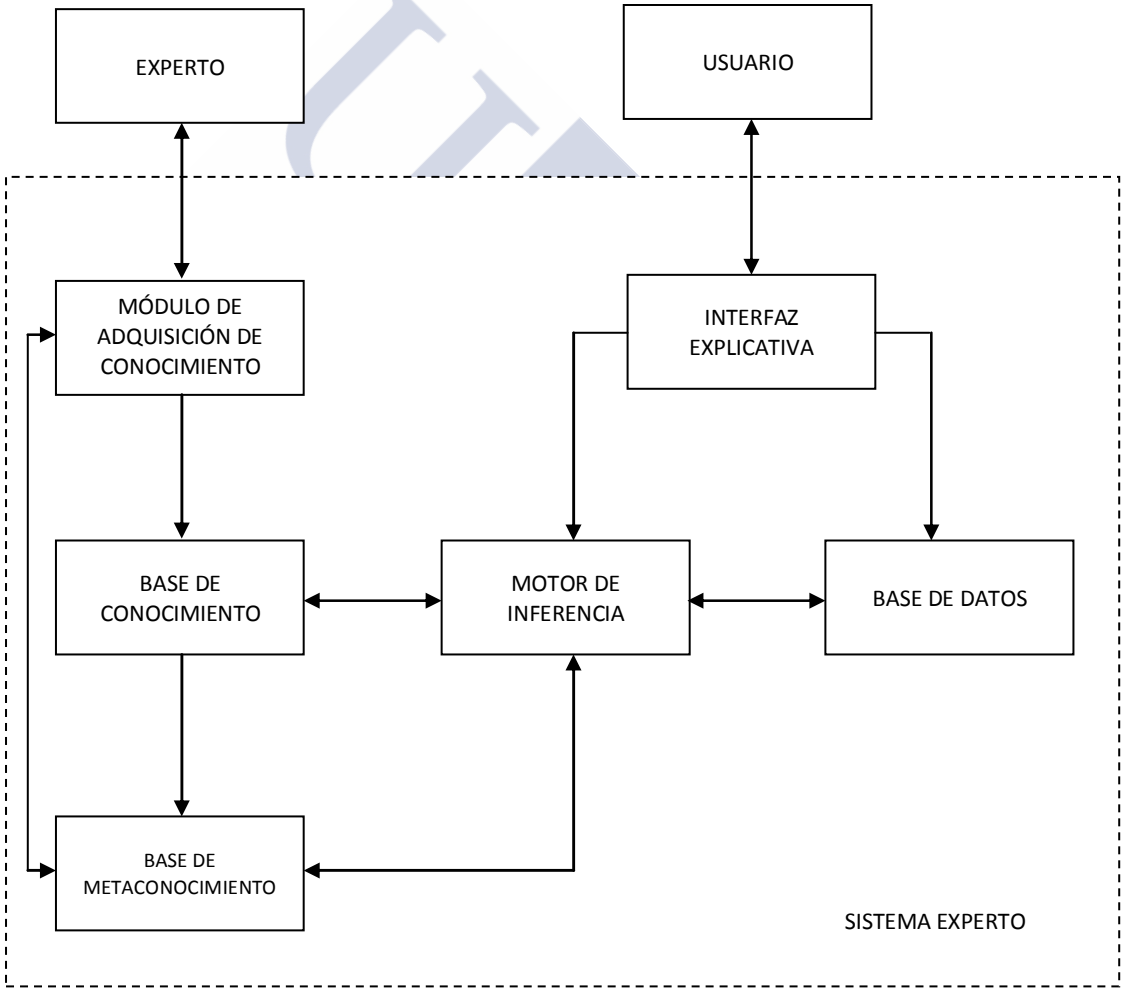
A lo largo de este capítulo se irá explicando en qué consiste cada uno de estos pasos y la manera en la que la aplicación obtiene resultados.

## IV.1 ARQUITECTURA DEL CONTROLADOR

La arquitectura del producto es la descripción de las formas en que los elementos funcionales del sistema se asignan a sus secciones o subsistemas, así como la manera en que estos elementos interactúan (Takakuwa et al., 2013).

El núcleo de un sistema experto está formado por: la base de conocimiento, una base de datos y un motor de inferencia. Estas tres unidades junto a la interfaz de comunicación con el usuario, forman la configuración mínima para ser un sistema experto (Jri et al., 1995). Las relaciones que se producen entre cada una de estas unidades se pueden ver en la Figura IV-1.

**Figura IV-1. Arquitectura típica de un sistema experto**




Fuente: Klir et al., 1995.

La base de conocimiento contiene la información que maneja el sistema experto. Normalmente está representado por un conjunto de reglas de producción difusa, que conectan

antecedentes con consecuencias, premisas con conclusiones o condiciones con acciones. La forma más común es del tipo "Si A, entonces B" donde A y B son conjuntos difusos.

El propósito de la base de datos es almacenar información para cada tarea específica del sistema experto. Esta información puede ser obtenida a través del diálogo entre el sistema experto y el usuario. Normalmente, la información contiene parámetros del problema u otro hecho relevante, mientras que otra parte de los datos se obtienen por inferencia del sistema experto.

El motor de inferencia utiliza la base de conocimiento y la base de datos para obtener nuevos hechos o conclusiones. El mecanismo que emplea es similar al que hace el ser humano en su razonamiento. En este sentido, Durkin (1994) ha estudiado cómo los expertos utilizan diferentes tipos de reglas y estrategias de inferencia y control. A modo de resumen, las principales reglas son: el *modus ponens* y el *modus tollens*, y las principales estrategias de inferencia: el encadenamiento de reglas y el encadenamiento de reglas orientado a un objetivo.

Las reglas empleadas por el experto en esta tesis doctoral se han basado en el *modus ponens*. Este tipo de reglas de inferencia se utiliza para obtener soluciones simples. Se examina la premisa de la regla y si es cierta, la conclusión pasa a formar parte del conocimiento. Esto viene a ser, que si se plantea una regla del tipo "Si A es cierto, entonces B es cierto" y si se sabe además que es A cierto, el mecanismo de inferencia del *modus ponens* concluye que B es cierto también.

Por su parte, la estrategia de inferencia empleada en este trabajo ha sido el encadenamiento de reglas. Con esta estrategia los hechos pueden utilizarse para dar lugar a nuevos hechos. De manera que esto se repite hasta que no pueden darse más conclusiones. Este proceso se realiza mediante la utilización de un algoritmo, que puede ser implementado de muchas formas. En este trabajo, el proceso comienza con reglas cuyas premisas tienen valores conocidos, que son los percentiles calculados para cada variable en el análisis exploratorio.

El motor de inferencia puede usar también un metaconocimiento. En un sistema experto, este módulo se utiliza para asegurar la gestión de la base de conocimiento: estructurar, arbitrar, asegurar la coherencia y/o generalizar conocimientos. Es decir, pueden representar estrategias de resolución o de aprendizaje. En este trabajo se ha empleado únicamente una

estrategia de resolución, que es objeto de esta tesis doctoral y que consiste en determinar la competitividad de las explotaciones de bovino de carne.

La interfaz explicativa facilita la comunicación entre el usuario y el sistema experto. Permite al usuario determinar como se obtienen conclusiones intermedias o finales, o qué información específica está siendo requerida. Además, permite identificar errores, omisiones, inconsistencias, etc., durante la depuración de la base de conocimiento o del motor de inferencia.

El módulo de adquisición de conocimiento se incluye sólo en algunos sistemas expertos, en concreto, en este trabajo no se ha utilizado. Este tipo de módulos hace posible la generación de nueva base de conocimiento o de metaconocimiento sin la necesidad de interactuar con un experto. Es decir, el conocimiento de los humanos se sustituye por el empleo de diferentes algoritmos, conceptualizados en términos de redes neuronales artificiales.

## IV.2 DISEÑO DEL CONTROLADOR BORROSO

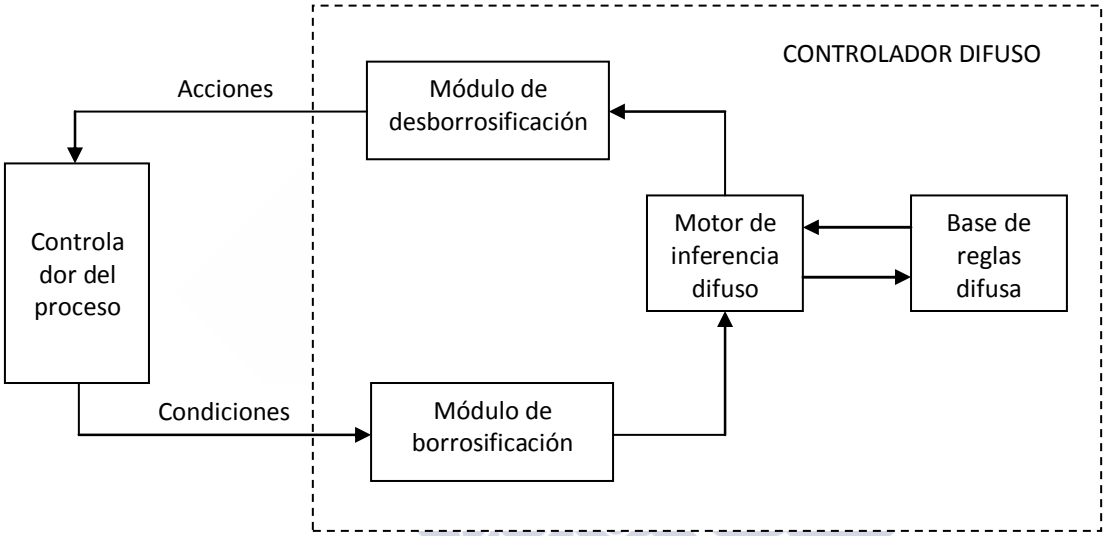
En el diseño del controlador borroso se han tenido en cuenta los cuatro módulos principales que los caracterizan. Según Klir et al 1995, son: una base de reglas difusa, un motor de inferencia difusa, una etapa de borrosificación de las variables y una etapa de desborrosificación. Las interconexiones que se producen entre los diferentes módulos y el proceso de control se pueden ver en la Figura IV-2.

El funcionamiento del controlador borroso es de tipo cíclico, repitiendo cuatro pasos esenciales. El primero de ellos consiste en tomar los valores de las variables de entrada, que son aquéllas que fueron obtenidas mediante el análisis factorial y parametrizadas según los percentiles 20, 40, 60 y 80. El segundo paso convierte estos intervalos en conjuntos borrosos, capaces de expresar la incertidumbre que contienen estas variables. Este proceso se conoce como borrosificación y en la práctica supone asignar un grado de pertenencia a cada intervalo. En el tercer paso, las variables difuminadas son utilizadas por el motor de inferencia y evaluadas por la base de reglas difusas. Como resultado de este proceso se obtienen nuevos conjuntos difusos definidos en el universo de posibles acciones. Este conjunto difuso es convertido, al final del ciclo, en un valor único, que para este controlador oscilará entre 0 y 100, o bien en valores vectoriales, que en cierto sentido es la mejor representación del conjunto o conjuntos difusos. La conversión se conoce como desborrosificación.

En algunos casos, el último paso no tiene interés. Esto pude ocurrir cuando el resultado esperado del controlador es una decisión dicotómica. Sin embargo, esto no sucede cuando se trata de evaluar la competitividad de las explotaciones de bovino de carne. En estos casos, además de la información que proporciona una variable cualitativa, resulta interesante obtener un grado de precisión más fácil de interpretar, que se consigue transformando esta variable en cuantitativa y en una escala determinada.

En los siguientes subapartados se describen los pasos que se han seguido en el diseño del controlador borroso.

**Figura IV-2. Esquema general de un controlador difuso**




**Fuente: Klir et al., 1995**

### IV.2.1 Módulo de borrosificación

Se ha empleado el método singleton para variables cuantificables. En el desarrollo práctico de sistemas expertos, las variables que se puede evaluar numéricamente se conocen como *hard fast*.

En este módulo, cada uno de los indicadores de las explotaciones de bovino de carne recibe una etiqueta de tipo lingüístico para cada intervalo. Este proceso se conoce como partición borrosa.

A continuación se elige una función de pertenencia que determine el grado de inclusión en cada intervalo a partir de cualquier valor de X en el universo U. En particular han sido de dos tipos: en algunos indicadores se utilizarán las de tipo triangular y en otros trapezoidal.

Por último, dentro de esta etapa, se cuantifican los parámetros de la función de pertenencia y se construyen las funciones lineales para cada indicador.

#### IV.2.1.1 Particiones borrosas

En los conjuntos clásicos un elemento pertenece o no a dicho conjunto. Este tipo de simplificaciones tiene ciertas limitaciones cuando se trata de parametrizar una variable. Por ejemplo, si se pretende dividir la superficie de una explotación en intervalos o subconjuntos, las fronteras quedarán delimitadas por un único valor. En la práctica supone, que si vamos a considerar que una explotación tiene una superficie elevada cuando es mayor de 50 ha, cuando el valor sea de 49,8 ha, una parametrización clásica no será capaz de considerarla como tal.

Esto carece de sentido cuando la respuesta es razonada: las superficies anteriores deberían ser consideradas como elevadas las dos. Este tipo de incongruencias puede ser abordada por la teoría de los conjuntos borrosos, que parte de la teoría clásica de los conjuntos, añadiendo una función de pertenencia definida por un número real en el intervalo [0,1]. Con esta premisa, todos los valores que puede tomar un indicador llevará asociado un grado de pertenencia a un valor lingüístico, definido por un adjetivo, un adverbio o una etiqueta. Por ejemplo, volviendo a las superficies anteriores, se resolvería calificando la superficie de 50 ha como elevada y con un grado de pertenencia 1, mientras que para 49,8 ha, la etiqueta seguiría siendo elevada pero con un grado de pertenencia de 0,95.

La siguiente cuestión a abordar es el léxico que se utiliza para nombrar las etiquetas lingüísticas. Lo habitual para describir subconjuntos borrosos es utilizar adjetivos calificativos. No obstante, está reconocido también el empleo de adverbios de modo o cantidad, aunque su uso está orientado a la creación de modificadores de otras etiquetas. Por ejemplo: “Muy alto” sería el modificador de la función de pertenencia que describe el valor difuso “Alto”. La forma matemática de trasladar la modificación lingüística se puede ver en Lakoff 1973 y Aranda et al., 1999, que se puede resumir en dos tipos de modificadores: exigentes (muy, bastante, hiper…) y relajadores (poco, casi, algo…).

La utilización de modificadores lingüísticos está restringido a determinados tipos de funciones de pertenencia, en concreto las de tipo S, π o similares. De aplicar otro tipo de función, se perdería la geometría de la curva y el valor de los números triangulares y trapezoidales difusos sería diferente y por lo tanto, sería necesario un ajuste previo de las funciones. Este paso ha sido abordado por Bedaña, 2002. En este trabajo no se han empleado modificadores y sin embargo sí se han empleado adverbios del tipo "muy". El tratamiento que se les ha dado es como conjuntos borrosos independientes.

Al conjunto de todos los elementos que pueden ser incluidos o no en un conjunto borroso se le conoce como universo de discurso U. En términos matemáticos, un conjunto borroso *A* queda definido por una función de pertenencia de tipo:

$$\mu_A(\mathbf{x}) = A \subset U \quad \rightarrow [0, 1]$$

donde $\mu_A$ ($x$) representa el grado en el que x pertenece al conjunto borroso.

#### IV.2.1.2 Transformación del valor discreto en su equivalente borroso

La utilidad de un conjunto borroso para modelar un concepto o una etiqueta lingüística dependerá de la forma que tome su función de pertenencia. Entre las diferentes soluciones posibles, los métodos más usados son empíricos: evaluación subjetiva, métodos psicológicos, frecuencias o probabilidades y funciones ad-hoc.

El método empleado en este controlador ha sido las funciones ad-hoc por ser el habitual en sistemas borrosos. Con este método existen diferentes tipos de funciones de pertenencia, que básicamente son: triangular, trapezoidal, singleton, S, exponencial y tipo π.

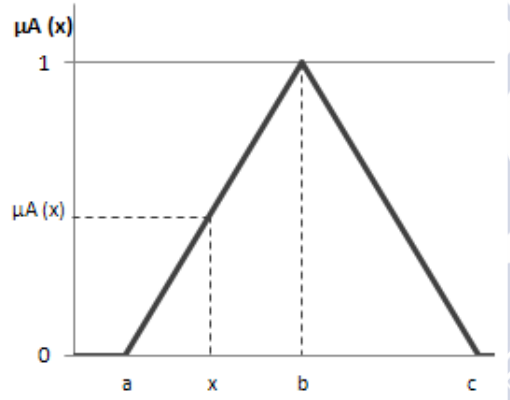
La elección de la forma de la función de pertenencia es un tanto subjetiva y ésta depende de los conceptos que se quieran representar con ella. Puede adquirir distintas formas y en ocasiones se pueden seleccionar con cierta libertad por parte del diseñador, lo que en la práctica se traduce en introducir el conocimiento experto (Suarez, 2007).

Para el diseño de este controlador borroso, la decisión está directamente relacionada con el empleo de los aproximadores universales. El criterio adoptado reconoce como válido la utilización de funciones de pertenencia de tipo triangular y trapezoidal, que además, son de menor complejidad de cálculo.

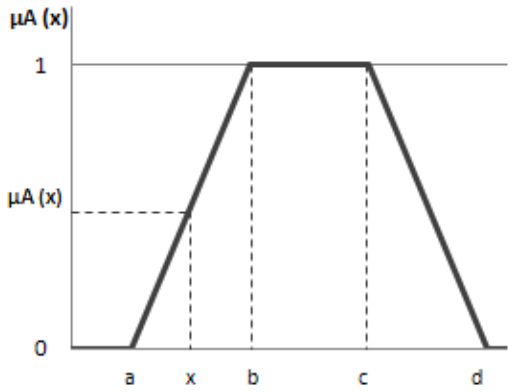
La función triangular sirve para modelar propiedades con un valor de inclusión distinto de cero para un rango de valores estrecho en torno a un punto b. En el desarrollo de este controlador fueron modeladas bajo esta función las variables sobre las que se tiene menos fiabilidad, que son aquéllas en las que la información es aportada directamente por el ganadero. En particular se trata de: GA/IV y GV/IT.

Por su parte, la función trapezoidal se utiliza habitualmente para modelar propiedades con un rango de certeza total definido por el intervalo [a, b]. Este tipo de función se ha utilizado en el resto de indicadores productivos y económicos obtenidos a partir de la muestra. Tanto para los que contienen sólo información del sistema integrado de gestión y control, como para los que la combinan con la aportada por el ganadero: TN/V, UGM/SF, V/SF, CA/UGM, MBV/UGM, IV/UGM.

**Figura IV-3. Modelado para funciones paramétricas: triangulares y trapezoidales**




$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0; \text{ si } x < a \\ (x-a)/(b-a); \text{ si } a \le x \le b \\ (c-x)/(c-b); \text{ si } b \le x \le c \\ 0; \text{ si } x > c \end{cases}$$




$$\mu_A x) = \begin{cases} 0; \text{ si } x < a \\ (x-a)/(b-a); \text{ si } a \le x \le b \\ 1; \text{ si } b \le x \le c \\ (d-x)/(d-c); \text{ si } c \le x \le d \\ 0; \text{ si } x > d \end{cases}$$

Estas funciones también se pueden representar de la siguiente manera:

- Triangular: $A(x; a, b, c)$=max { min { (x-a)/(b-a), (c-x)/(c-b) }, 0}
- Trapezoidal: $A(x; a, b, c, d)$=max { min { (x-a)/(b-a) }, 1, min { (c-x)/(c-b) }, 0}

#### IV.2.1.3 Parámetros de las funciones de pertenencia

Los valores que puede tomar un variable lingüística a lo largo de estas funciones de pertenencia, se conocen como: número triangular difuso (NTD) o número trapezoidal difuso (NTrD), según sea el tipo de función. Un NTD está definido por los parámetros (a,b,c) y un NTrD por (a,b,c,d), tal y como se ha representado en la Figura IV-3.

Cada uno de los números difusos tiene asociado un intervalo de confianza, que viene determinado por las siguientes expresiones:

**Ecuación 6. Intervalo de confianza para un número triangular difuso**

$$A_\alpha = \left[x_i^\alpha, x_j^\alpha\right] = [c \times \alpha + a, -(c - b) \times \alpha + c] \qquad \forall\, \alpha \in [0,1]$$

**Ecuación 7. Intervalo de confianza para un número trapezoidal difuso**

$$A_\alpha = \left[x_i^\alpha, x_j^\alpha\right] = [(b - a) \times \alpha + a, -(d - c) \times \alpha + d] \qquad \forall\, \alpha \in [0,1]$$

Donde:

$x_i^\alpha$ son los valores que puede tomar la variable estudiada entre a y b

$x_j^\alpha$ son los valores que puede tomar la variable estudiada entre b y c en la función triangular y entre c y d en la función trapezoidal.

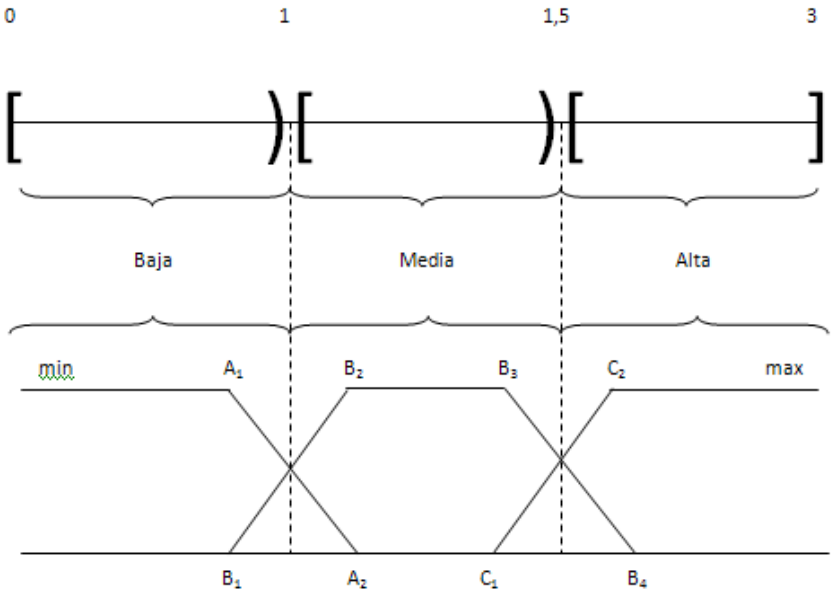
El discurso del universo corresponde al intervalo cerrado, que está fijado por el valor mínimo y máximo que puede tomar cada variable. El indicador IV/UGM es una excepción a esta regla al quedar acotado por la cola derecha por el valor del primer caso atípico. Esta modificación se ha realizado en este indicador por considerar que los casos extremos se encuentran muy alejados de la amplitud intercuartil y por lo tanto que pudieran provocar desajustes en la partición borrosa. En concreto se ha sustituido el valor 1.077 por 550.

Cuando hay información previa de la variable de interés, la distribución de los conjuntos borrosos en el universo de discurso puede basarse en un análisis estadístico previo de la serie histórica conjugada con la opinión de los expertos, mientras que para aquellas variables que caracterizan posiciones subjetivas puede definirse una escala de calificación donde los expertos ubican los niveles o valores lingüísticos de la variable y a los que se les asocian los conjuntos difusos.

En este trabajo, los valores que toma cada conjunto borroso para cada uno de los indicadores de las explotaciones se ha obtenido por medios estadísticos. Concretamente, teniendo en cuenta la partición inicial obtenida en el análisis exploratorio. Este proceso es lo que Klir et al., 1995 denomina como "cuantización" (*quantization*).

A continuación se presenta un ejemplo de cómo se ha realizado este paso para completar la partición borrosa del indicador UGM/SF, que a modo de facilitar la comprensión, se ha decidido partir en tres conjuntos borrosos: baja, media y alta. Se va a suponer además, que la partición clásica de la variable dice que es "baja" cuando UGM/SF ≤ 1, que "media" es entre 1 y 1,5, que alta es > 1,5 y que el indicador se encuentra en el discurso del universo [0,3].

El proceso que se ha seguido para la "cuantización" fue el que se puede ver a continuación:




En el ejemplo y en el desarrollo de este controlador los conjuntos son simétricos en su parte borrosa pero no tienen porqué serlo.

La etiqueta lingüística "Baja" estará representada por el conjunto borroso A y los valores que toma serán el mínimo en el discurso de universo, que para este ejemplo es el cero, $A_1$ y $A_2$. De la misma manera, la etiqueta "Media" la contiene el conjunto B y los valores que toma: $B_1$, $B_2$, $B_3$ y $B_4$. Finalmente, la etiqueta "Alta" está representada por los puntos: $C_1$, $C_2$ y el máximo en el discurso del universo, que para este caso es tres.

Cada uno de estos valores lo forma el par de puntos x e y. Los valores de *y* representan el grado de pertenencia a esa etiqueta y son fácilmente deducibles en el gráfico. El mínimo, $A_1$, $B_2$, $B_3$, $C_2$ y el máximo, toman como valor de *y* el 1. Los valores de x representan la posición sobre el discurso del universo de cada variable. Estos valores de $A_1$, $B_2$, $B_3$, $C_2$ no son directamente deducibles y hay que calcularlos.

El procedimiento de cálculo forma parte del diseño de la partición borrosa que se quiera hacer para cada variable y es el ingeniero del conocimiento y el experto los que deciden la solución óptima.

Cada una de las particiones clásicas fue dividida en tres partes iguales. En el ejemplo, se utilizaría el extremo superior para definir la parte borrosa de la etiqueta "Baja", los dos extremos para definir la etiqueta "Media" y el extremo inferior para definir la etiqueta "Alta".

Existe todo un catálogo de posibles adverbios y sus modificadores asociados. Las modificaciones más habituales son la normalización, la concentración, la dilatación, la intensificación del contraste y la difuminación.

Los adverbios o modificadores pueden componerse entre sí, obteniendo múltiples combinaciones para representar enunciados complejos. Algunos simuladores disponen de varios modificadores predefinidos.

En el desarrollo de este controlador borroso no se ha utilizado ningún tipo de modificador. Se estableció como premisa, que el punto de corte de la partición clásica fuese el punto de corte entre las etiquetas de dos conjuntos borrosos interconexos. Y que este valor habrá de coincidir con un grado de pertenencia igual a 0,5. La decisión responde a un criterio de equilibrio matemático entre funciones, pero podría ser diseñado en función de los resultados ofrecidos por diferentes pruebas, eligiendo la más realista.

En el ejemplo, la etiqueta "Baja" discurre en el intervalo [0,1), de manera que el valor $A_1$ y $A_2$ se calcularían de la siguiente manera:

$$A_1 = 1 - \left( \frac{\left(\frac{1-0}{3}\right)}{2} \right) = 0{,}83 \qquad A_2 = 1 + \left( \frac{\left(\frac{1-0}{3}\right)}{2} \right) = 1{,}16$$

Para calcular el resto de valores se sigue el mismo procedimiento, teniendo en cuenta que hay valores en el discurso del universo que coinciden: $A_1$=$B_1$, $A_2$=$B_2$, $B_3$=$C_1$ y $B_4$=$C_2$.

**Figura IV-4. Partición borrosa TN_V**

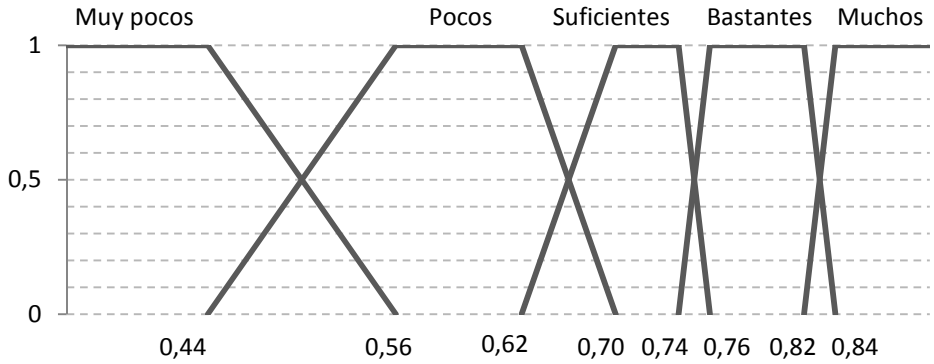



**Figura IV-5. Partición borrosa UGM_SF**

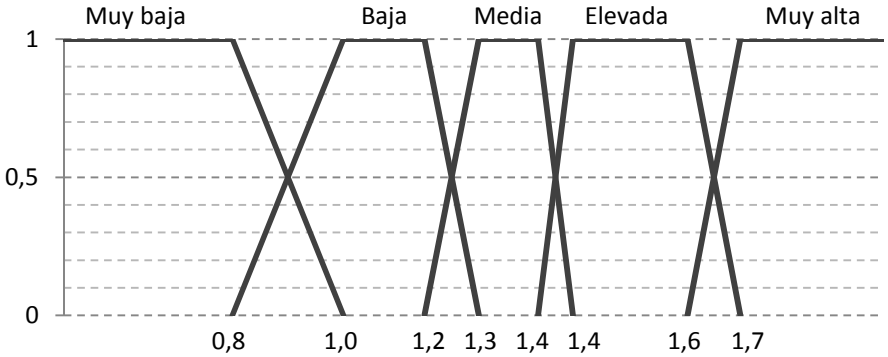



**Figura IV-6. Partición borrosa V/SF**

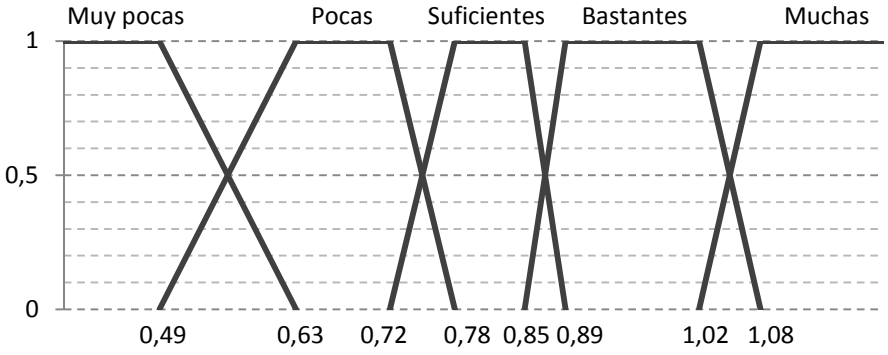



**Figura IV-7. Partición borrosa CA/UGM**

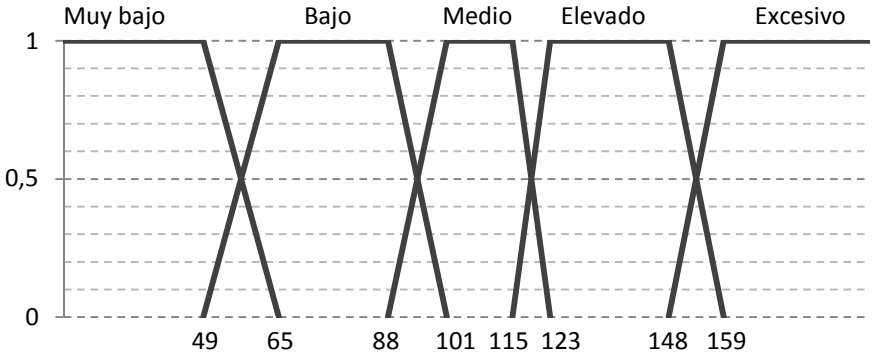


**Figura IV-8. Partición borrosa MBV/UGM**

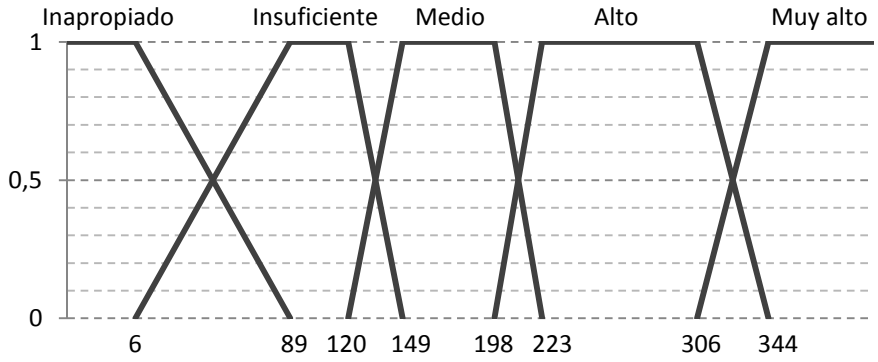



**Figura IV-9. Partición borrosa GA/IV**

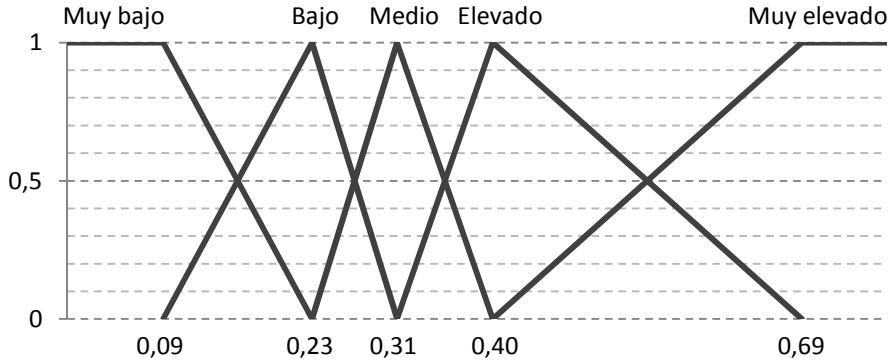



**Figura IV-10. Partición borrosa GV/IT**

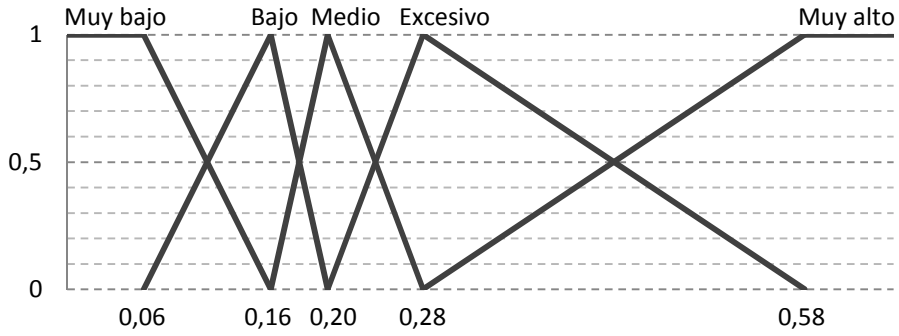
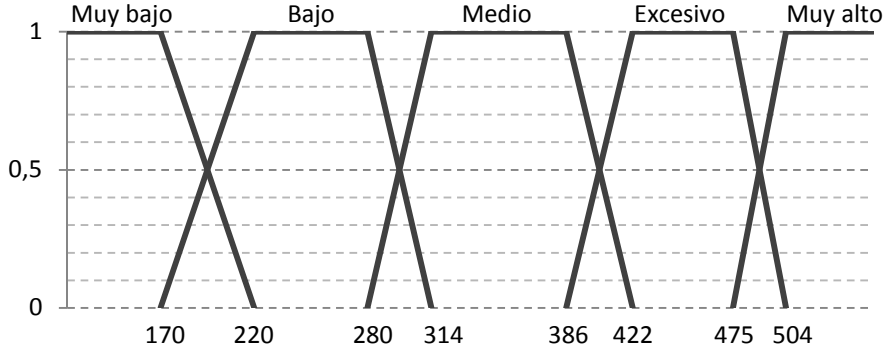



**Figura IV-11. Partición borrosa IV/UGM**



En el ejemplo se explicó el cálculo de los pares de datos x e y para cada conjunto borroso en funciones trapezoidales. En el caso de las triangulares se calculó la media de cada intervalo y el valor obtenido es el que se corresponde con b en la Figura IV-3, que lleva asociado un α =1. Este número marcará además donde finaliza el subconjunto borroso anterior (α = 0) y donde empieza el siguiente (α = 0). Este procedimiento se siguió hasta completar los cinco subconjuntos borrosos.

Después de aplicar esta metodología de cálculo. En la Figura IV-9 y en la Figura IV-10 se puede ver que las etiquetas lingüísticas *Muy elevado* y *Muy alto*, respectivamente, están definidas con un grado de borrosidad importante. Esto sucede porque ambos indicadores (GA/IV y GV/IT) contienen valores extremos dentro de estos subconjuntos borrosos, incluso después de la depuración realizada sobre la base de datos en el análisis exploratorio. En la práctica supone una restricción a la hora de asignar una pertenencia igual a 1, pero no por ello incorrecto, ya que la valoración del experto considera estos valores extremos como una posible realidad de las explotaciones de bovino de carne.

Lo mismo ocurre en la Figura IV-4, aunque esta vez es menos pronunciado y ocurre por el margen inferior.

Finalmente, aunque el intervalo del universo es cerrado, si se diera el caso de introducir un valor correspondiente a una explotación que está fuera de dicho intervalo, el controlador le asigna automáticamente el límite inferior o superior según corresponda y le asignaría las consecuencias programadas para ese valor.

### IV.2.2 Motor de inferencia borrosa

El motor de inferencia borrosa es el mecanismo que permite obtener la salida de un sistema borroso en función de sus reglas y las entradas que le sean aplicadas. Esta salida puede ser tanto un conjunto borroso como un valor numérico, según se requiera por la aplicación.

Matemáticamente puede verse como un sistema de interpolación no lineal, ya que permite la fusión de información de múltiples reglas en una conclusión única. Esta conclusión se obtiene a partir de la combinación de los consecuentes de las reglas del sistema, ponderadas según una función del grado de cumplimiento de cada una de ellas. Y desde el punto de vista lógico puede verse como una generalización del esquema clásico del *modus ponens*.

El sistema de inferencia que aquí se plantea responde al tipo *Multiple Input Single Output* (MISO).

#### IV.2.2.1 Base de conocimiento

La base de conocimiento almacena las reglas que ha de seguir el controlador y las pautas fijadas por el experto. Este elemento se divide en dos partes: la base de datos y la base de reglas.

La base de datos contiene la definición de las variables lingüísticas empleadas en las reglas y la base de reglas contiene la colección de las reglas lingüísticas del sistema.

#### IV.2.2.2 Base de datos

En la base de datos intervienen diferentes tipos de variables: las iniciales, las intermedias o de abstracción y la final. Las iniciales son las obtenidas en el análisis factorial y ya fueron definidas en el análisis exploratorio. Por lo tanto, en este apartado nos centraremos en las siguientes.

Las variables intermedias o de abstracción son agregaciones de otras variables. Suponen un paso en la simplificación del problema inicial y al mismo tiempo un acercamiento a la solución final, que en este caso es una variable que medirá la competitividad de las explotaciones de vacuno de carne.

Dentro de las variables intermedias hay dos tipos: las que se generan directamente a partir de las variables iniciales y las que se generan por otras variables intermedias creadas previamente. Las primeras son las denominadas de capa uno, en concreto: CG, CA y NC. Mientras que las segundas se les denominará de capa dos: RVG y RGE.

En algunas ocasiones, como ocurre con este controlador, algunas variables intermedias están formadas por combinación de variables iniciales y otras intermedias. En estos casos se dice que la variable puede captar valores mixtos. En este controlador hay una variable de este tipo, que es RVG y no supone ningún tipo de dificultad añadida, ni desde el punto de vista de cálculo (por estar todas las variables ya difuminadas) ni conceptual (las capas sirven únicamente para dar una información sobre el grado de agregación que puede contener una variable en concreto, o dicho de otra forma, la proximidad con la variable final).

No existe ningún procedimiento tipo para determinar el número necesario de variables intermedias. Además, en la literatura de control consultada, estas variables tienen muy poca importancia al no ser necesarias en muchos casos, por ser pequeño el número de variables de entrada y hacerse el cálculo de las salidas directamente de las entradas. (Bendaña, 2002).

En el caso que nos ocupa, estas variables se consideran de interés, porque facilitan información sobre la explotación que complementan a la variable de salida y nos ayuda a conocer valoraciones intermedias.

A la hora de diseñar este proceso se ha seguido las recomendaciones de Bendaña 2002. A continuación se exponen y definen las variables intermedias escogidas.

- Carga Ganadera (CG)

Los precedentes de esta variable son UGM/SF y V/SF. Entre las dos, juega un papel más importante la primera, por ser la definición clásica de carga ganadera en la legislación comunitaria y nacional. En este trabajo se ha incorporado también, con un papel secundario, el indicador V/SF. De esta manera se ha pretendido incluir en esta definición la presión que se puede ejercer sobre el pasto, al ser estos animales (junto a los machos mayores de 24 meses) los que necesitan ingerir mayor cantidad para cubrir las necesidades biológicas y porque en Galicia coexisten modelos de producción de recría en los cuales los terneros no salen al pasto.

La partición borrosa se realiza mediante cinco etiquetas: Baja, Medio-baja, Normal, Medio-alta y Alta, que se considera lo suficientemente descriptivas del concepto que se pretende representar y diferenciadoras del espectro de todos los casos que se pudieran dar.

Esta variable intermedia es además el precedente de la variable final “Competitividad”.

- Gasto en Alimentación (GA)

En esta variable intermedia también se han utilizado dos precedentes: CA/UGM y GA/IV. Las dos son variables importantes para la explotación. Sin embargo parece evidente que si los gastos en alimentación superan o se acercan a los ingresos obtenidos por la venta de ganado, la rentabilidad de la explotación no será buena. Por este motivo se ha decidido dar mayor peso al indicador GA/IV.

La partición borrosa de esta variable intermedia está definida por cinco etiquetas lingüísticas: Muy bajo, Bajo, Medio, Alto y Muy alto. Como se puede observar, se han cambiado respecto a la variable intermedia anterior, aunque conceptualmente son similares. Este tipo de cambios no tienen porqué realizarse. Cuando se utilizan es para cubrir una función específica y en este caso es para facilitar la interpretación del conocimiento.

El gasto en alimentación es además la premisa de otra variable intermedia, que es la "Renta Generada en la Explotación".

- Nivel de Costes (NC)

Se genera a partir de los indicadores: GA/IV y GV/IT. El primero de ellos es una premisa compartida con la variable intermedia anterior (GA), que desde el punto de vista metodológico no supone ningún problema. La versatilidad de este indicador lo hace adecuado también para evaluar el nivel de costes de la explotación. De nuevo vuelve a ser el indicador con mayor peso ya que en GV/IT se tiene en cuenta también los ingresos debidos a las subvenciones y éstas en términos de competitividad se les ha querido dar un papel secundario.

La partición borrosa ha sido de nuevo adaptada para la mejor representación posible de la variable que se quiere representar y lo que sí se ha mantenido es la base conceptual de cinco etiquetas lingüísticas, que en este caso son: Muy reducido, Reducido, Normal, Alto y Muy alto.

En cuanto a su posición en el organigrama del conocimiento, esta variable intermedia es precursora de la "Rentabilidad Ventas Ganado".

- Rentabilidad de las Ventas por Ganado (RVG)

Es la variable intermedia de mayor complejidad desde el punto de vista de cálculo debido a la necesidad de valorar tres premisas de forma conjunta. Los precedentes son: MBV/UGM, NC e IV/UGM, y pertenecen a niveles de agregación diferente. El primero y el tercero son indicadores de entrada al modelo, mientras que el segundo pertenece a la primera capa intermedia.

La influencia que el experto ha dado a cada uno de los indicadores es gradual, de forma positiva para MBV/UGM e IV/UGM y negativa para NC.

El consecuente obtenido para RVG está fuertemente condicionado por el resultado del MBV/UGM, mientras que NC e IV/UGM participan en un plano secundario de igualdad. Esta decisión tiene mucho que ver con el concepto que se pretende aunar, que está directamente relacionado con la capacidad de generar ingresos por la venta de ganado, ya sea para vida o para sacrificio.

La partición borrosa de RVG se ha definido utilizando cinco intervalos, cada uno de ellos representado de forma gradual por las siguientes etiquetas: Mala, Baja, Normal, Buena y Excelente.

Además, RVG cumple una función precursora en la formación de una nueva variable intermedia, que es la "Renta Generada en la Explotación".

- Renta Generada en la Explotación (RGE)

Con esta variable intermedia se pretende realizar una estimación indirecta de la renta generada a partir de las principales variables que intervienen en los ingresos y gastos de las explotaciones de bovino de carne. De esta manera, las premisas utilizadas han sido: GA y RVG. Ambas son variables intermedias del modelo que intervienen de forma gradual. En el caso de GA, a medida que aumenta el resultado de RGE empeora y en el caso de RGE, al revés.

El consecuente se ha elaborado maximizando el resultado obtenido por RGE por ser conceptualmente más completo (incorpora ingresos y gastos) a la hora de valorar el resultado económico de la explotación.

La partición borrosa se ha definido mediante cinco estratos denominados gradualmente por las siguientes etiquetas lingüísticas: Muy baja, Insuficiente, Aceptable, Buena y Excelente.

Finalmente, se le ha atribuido una función más a esta variable. En concreto actúa como precursora de la variable final "Competitividad".

- Competitividad (C)

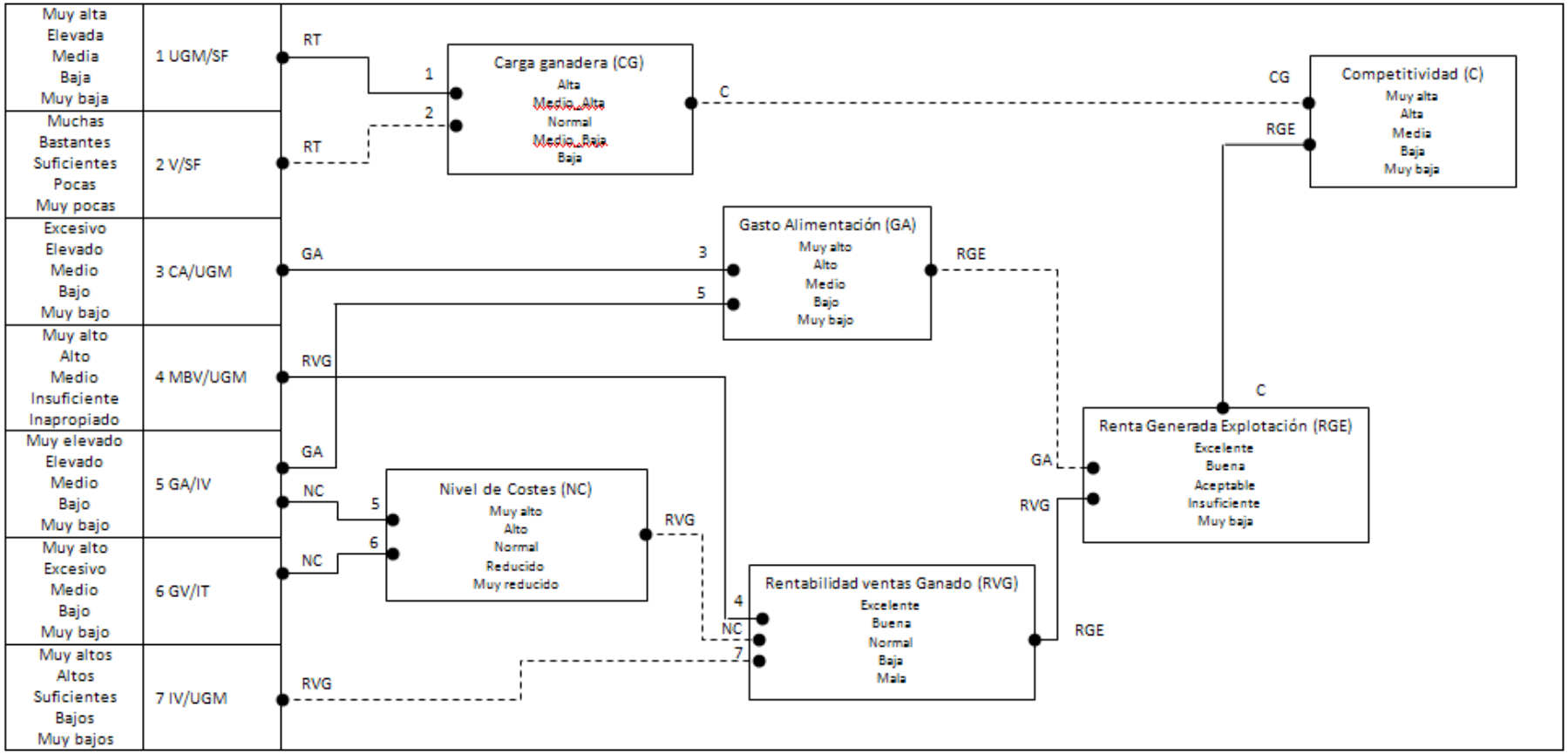
Esta variable contiene el máximo nivel de agregación de información. Se ha generado a través de todos los procesos de razonamiento en el diseño de este controlador borroso y más concretamente en el motor de inferencia.

La definición que se pretende representar está directamente relacionada con la disponibilidad de variables en el CES y el resultado estadístico obtenido en las etapas previas de este trabajo. En este sentido, dentro de las distintas acepciones en las que se puede conceptualizar la competitividad, la utilizada en este trabajo está orientada a la rentabilidad y eficiencia de las explotaciones.

El resultado de esta variable se puede ver en forma de vector y de escalar. El vector está representado por la partición borrosa: Muy baja, Baja, Media, Alta y Muy Alta. Mientras que el escalar será una puntuación en el intervalo cerrado 0-100.

USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

**Figura IV-12. Estructura del sistema de lógica difusa**



En el diseño propuesto se ha marcado con línea continua los indicadores y variables intermedias con más peso en la esquematización del conocimiento del experto.

Entre los indicadores de entrada, el de mayor peso es el MBV/UGM. La importancia que se le ha dado hace que una explotación con resultado negativo tenga como respuesta una competitividad muy baja y a medida que el valor de este indicador crece el resultado obtenido vaya mejorando.

#### IV.2.2.3 Base de reglas

Una regla borrosa es una sentencia condicional que tiene la estructura SI… ENTONCES, siendo el conjunto de reglas de un sistema borroso lo que se conoce como base de reglas o base de conocimiento del sistema.

La base de reglas se ha representado mediante una *Fuzzy Associative Memory* (FAM). Esta matriz contiene la consecuencia de cada regla definida por combinación de las entradas. (Ver en Apéndice C).

Una regla expresa un tipo de relación entre dos conjuntos A y B cuya función característica sería $\mu_{A\rightarrow B}(x,y)$ y representa lo que conocemos como implicación lógica. En este tipo de operaciones $(p\longrightarrow q)$ el cumplimiento de la verdad de una de las proposiciones tiene como consecuencia el cumplimiento de la otra.

Este tipo de implicaciones se ha formulado mediante reglas del tipo:

**SI** $A_1$ **Y** $A_2$ **Y** … $A_n$ $\longrightarrow$ **ENTONCES** B

La parte del SI es el antecedente o premisa y la parte del ENTONCES la consecuencia o conclusión de la regla y el operador que relaciona la premisa con la consecuencia se conoce como operador de implicación.

En lógica borrosa se puede inferir el consecuente aunque las premisas no sean exactas. Por ejemplo, si en la etapa de borrosificación se obtiene una etiqueta lingüística con un grado de pertenencia de 0,6 y otra con 0,8, el motor de inferencia borroso asigna a la etiqueta lingüística del consecuente el grado de pertenencia que le corresponda. Esta propiedad de la lógica borrosa es lo que caracteriza al razonamiento aproximado y es la principal diferencia con la lógica clásica.

Cada conclusión se ha obtenido por la decisión de un experto (que en este caso ha sido el propio doctorando) mediante una política de reglas basada en la competitividad de las explotaciones de bovino de carne.

#### IV.2.2.4 Operaciones de composición

Los conjuntos borrosos se pueden operar entre sí del mismo modo que los conjuntos clásicos, puesto que los primeros son una generalización de los segundos. Sin embargo, la interpretación no es tan simple porque se utilizan las características de las funciones de pertenencia.

Las operaciones básicas con conjuntos borrosos parten de los escritos iniciales de Zadeh y se basan en: el complemento, la unión y la intersección. Para cada una de ellas existen distintos tipos de operadores que cumplen los principios básicos que garantizan su consistencia: idempotencia, monotonía, conmutatividad y asociatividad, así como las Leyes de Morgan. En la tesis doctoral de Bendaña (2002) se citan algunos autores que han propuesto diferentes operadores: Schweizer-Sklar (1960), Frank (1979), Yager (1979), Dombi (1982), Weber (1983), Dubois-Prade (1985) y Yu (1985).

En operaciones entre conjuntos borrosos, los operadores binarios que establecen modelos genéricos para las operaciones de intersección y unión se conocen como *t-normas* y *t-conormas* respectivamente. (Trillas 1980; Kaufman et al., 1990; Jang et al., 1997; Kasabov, 1998 y Kulkarni, 2001).

Las operaciones entre dos conjuntos borrosos A(x) y B(x) que se han utilizado en este trabajo se definen de la siguiente manera:

**Ecuación 8. Intersección entre conjuntos borrosos**

$$C = A \cap B, en\ el\ cual\ C(x) = min[A(x), B(x)]$$

**Ecuación 9.Unión entre conjuntos borrosos**

$$C = A \cup B, en\ el\ cual\ C(x) = max[A(x), B(x)]$$

**Ecuación 10. Suma limitada entre conjuntos borrosos**

$$C = A \oplus B, en\ el\ cual\ C(x) = min[1, A(x) + B(x)]$$

A partir de operaciones generales, el motor de inferencia de este controlador borroso incluye dos partes diferenciadas de cálculo: *agregación de premisas* y *agregación de*

*resultados*. La primera surge cuando los indicadores se enfrentan bajo el silogismo SI…. Y…. para formar las entradas de una regla. Los puntos suspensivos de SI y de Y los ocupan las etiquetas que definen el universo de discurso de una variable, que además llevan asociado un grado de pertenencia α a esa etiqueta (calculados previamente en el proceso de borrosificación). La segunda operación es la que completa la regla y corresponde con el ENTONCES, que se obtiene a partir del conocimiento del experto.

En ambos casos existen diferentes combinaciones de operadores, así como la posibilidad de manipular el grado de compensación entre variables para cada regla en cada uno ellos.

Por ejemplo, en lógica Booleana los operadores min y max representan los extremos de las posibles soluciones: o se cumplen todas las premisas (operardor Y) o se cumple al menos una de ellas (operador O). Sin embargo, la lógica difusa permite analizar las situaciones intermedias, matemáticamente correctas, que pueden resultar más eficaces a la hora de controlar un proceso de toma de decisiones al lograr una representación más realista del razonamiento humano. Alguno de estos operadores tiene un interés puramente matemático y responden a la necesidad de ser estructuralmente una t-norma. Otros son especialmente complejos en su evaluación y por lo tanto su eficiencia computacional es baja. Pero lo que comparten todos ellos es la propiedad de ser parametrizados, es decir, disponen de un regulador capaz de hacer funcionar el operador de una forma u otra en función del contexto donde se esté trabajando y es labor del desarrollador encontrar el valor más apropiado para que el funcionamiento sea el apropiado (Bendaña, 2002).

Entre todos los posibles operadores y todas las posibles soluciones, no existen unos mejores que otros desde el punto de vista conceptual. Es el diseño de cada controlador y la valoración del experto lo que determina la idoneidad del operador.

Por ejemplo, si se ha decidido comprar un tractor y las premisas son: el precio y las prestaciones técnicas, y la decisión de compra está condicionada por unas prestaciones mínimas, por mucho que baje el precio, si no se cumple el requerimiento mínimo, no se hará la compra. Por lo tanto, para este caso en concreto, el grado de pertenencia a las etiquetas de la variable precio son indiferentes mientras no se alcancen los requerimientos mínimos.

A la hora de valorar la competitividad de las explotaciones de bovino de carne, en principio, no se producen este tipo de restricciones. Todas las premisas deben ser valoradas con su grado de pertenencia y por lo tanto ese tipo de soluciones no parece la más adecuada.

Desde el punto de vista del diseño que se ha realizado, cada variable de abstracción tiene dos premisas, excepto "Rentabilidad Ventas Ganado". Por lo tanto, la información que se pierde no es tan alta y eso hace que un operador *min*, que es más simple en su fórmula de cálculo, pueda dar buenos resultados. Este tipo de simplificaciones pueden resultar de gran interés cuando el controlador tiene que trabajar en tiempo real.

Sin embargo, cuando se pretende simular el razonamiento del ser humano es necesario incluir efectos de compensación entre variables. Esto significa que se ha de tener en cuenta los grados de pertenencia de todas las premisas. Volviendo al ejemplo del tractor y cambiando la decisión de compra por la más razonable, parece que lo óptimo sería el menor precio con las mejores prestaciones técnicas. En este caso será necesario modelar toda una gama de soluciones intermedias que pueden tener como resultado la decisión de compra del tractor.

Existen dos formas de aportar mayor conocimiento sobre las soluciones intermedias. Una consiste en incrementar el número de conjuntos borrosos con el que se define el discurso de universo de una variable, siempre y cuando el número de premisas sea manejable. La otra es la utilización de algoritmos difusos (operadores lógicos difusos).

En la bibliografía hay diferentes trabajos que han desarrollado operadores lógicos difusos que permiten usar compensaciones para representar el conocimiento humano, en Zimmerman (1991) se pueden consultar los detalles. Algunos de los más habituales son las familias de operadores: *Min-Max*, *Min-AVG* y *Gamma*. Sobre ellos, existen trabajos (Von Altrock, 1996) que consideran que el operador *Gamma*, como el que mejor prestaciones ofrece a la hora de representar el conocimiento humano.

En el operador *Min-Max*, la forma paramétrica es una combinación lineal de los operadores Mínimo y Máximo.

**Ecuación 11. Agregación de premisas: operador Min-Max**

$$\mu = \lambda \times \max_{i=1}^{m}\{\mu_i\} + (1-\lambda) \times \min_{i=1}^{m}\{\mu_i\}$$

El parámetro λ determina la combinación lineal.

Otro operador, menos citado en la bibliografía, es el *Min-AVG*. Consiste en una combinación lineal entre el operador Mínimo y el Promedio, combinados con un parámetro λ.

**Ecuación 12. Agregación de premisas: operador Min-AVG**

$$\mu = \frac{\lambda}{n}\sum_{i=1}^{m}\mu_i + (1-\lambda) \times \min_{i=1}^{m}\{\mu_i\}$$

Según Von Altrock (1996), este operador puede ser una alternativa interesante para aplicaciones que necesiten hacer cálculos masivos de datos.

Por último el operador *gamma*, que es mucho más complejo desde el punto de vista de cálculo pero considerado más apropiado para modelar el razonamiento humano.

**Ecuación 13. Operador *gamma***

$$\mu = \left[\prod_{i=1}^{m}\mu_i\right]^{(1-\gamma)} \times \left[1 - \prod_{i=1}^{m}(1-\mu_i)\right]^{(1-\gamma)}$$

El valor de γ cubre todas las agregaciones que puede realizar el ser humano, desde la ausencia de compensación, que se corresponde con γ=0, hasta la compensación total con γ=1. En Von Altrock (1996) se define un procedimiento para encontrar el valor de γ más apropiado en cada regla que consiste en comenzar en 0,25 y si no satisface las exigencias del experto ir subiendo o bajando 0,05 unidades. En todo caso, este autor dice que en la mayoría de las implementaciones prácticas el valor de γ se sitúa entre 0,1 y 0,4.

Existen otros procedimientos sistemáticos para determinar el grado de compensación a considerar (descritos en Zimmerman, 1983). Según Bendaña 2002, adolecen básicamente de dos problemas: el primero es que sirven para estimar un grado de compensación para una determinada regla y no para un bloque conjunto, con la complejidad que esto supone y el segundo es que el proceso es un poco artificial y carente de base que lo justifique suficientemente.

Para el diseño de este controlador se han utilizado cinco etiquetas lingüísticas en cada variable, que definirán la agregación de las premisas. Con ellas se espera una precisión suficiente para modelar las explotaciones de bovino de carne siguiendo el razonamiento del experto, que será complementada con la selección de operadores: *Min-Max* y *Min-AVG*. Las pruebas para obtener la mejor solución se han realizado para λ=0,1. Con este valor del parámetro, desde el punto de vista conceptual, las diferencias que se pueden esperar son muy escasas.

Para realizar la agregación de resultados existen también diferentes modelos matemáticos, Von Altrock (1996) define dos: el *máximo* y *la suma limitada*.

En lógica difusa la operación O se representa con el máximo (equivale a que se cumpla al menos una de las premisas). Con este método si se evalúa más de una regla con el mismo resultado, escogerá el conjunto que tiene mayor valor de pertenencia α. En estos casos, que muchas reglas indiquen un cierto resultado sólo quiere decir que muchas reglas han sido formuladas bajo el mismo contexto. Por lo tanto, que muchas reglas indiquen un cierto resultado no significa que el resultado sea más verdadero.

En algunas aplicaciones resulta más interesante puntuar todos los posibles resultados. En este caso el operador a utilizar es la suma limitada. En estos casos el valor resultante de activación de una regla puede llegar a se mayor que 1, sin embargo siempre estará limitado a este valor. Por lo tanto, con este método el valor de activación de una regla se considera como totalmente cierto.

Cuando se emplea este método es necesario interpretar con cautela el resultado obtenido, pues si la regla está formada por tres términos iguales, cada uno de ellos con un valor de activación de 0,33, el resultado que ofrecerá será 0,99 y por lo tanto poco ajustado a la realidad. Esta problemática ha sido abordada por muchos autores, entre otros: Runmelhart et al., 1986; Sugeno (1992); Tong et al., 1984; Wasserman (1989), Von Altrock (1992b) y Stump et al., 1993.

Puesto que las operaciones binarias de unión e intersección sólo pueden aplicarse entre conjuntos definidos sobre el mismo universo, es necesario definir una transformación que permita interpretar estos conjuntos sobre un universo común.

El grado de presencia o ausencia de asociación, interacción o interconexión entre elementos de dos o más conjuntos difusos se representa mediante la relación difusa, que en la práctica, es un nuevo conjunto difuso. En este proceso se puede producir dos situaciones: que los universos de discurso coincidan o que no lo hagan. En el primero de los casos, es suficiente la aplicación de las operaciones binarias de unión e intersección. En el segundo es necesario definir una transformación que permita interpretar estos conjuntos sobre un universo común. Así:

- Si las relaciones difusas R(x,y) y S(x,y) coinciden en el mismo espacio producto UxV. La intersección o unión entre R y S se definen como:

$$\mu_{R\cap S}(x,y) = \mu_R(x,y) * \mu_S(x,y)$$

$$\mu_{R\cup S}(x,y) = \mu_R(x,y) + \mu_S(x,y)$$

donde * es cualquier t-norma y + cualquier t-conorma

- Si las relaciones difusas R y S pertenecen a distintos universos de discurso R (U,V) y S (V,W) es necesario realizar una proyección cilíndrica de cada uno de los conjuntos. Así, dado un conjunto difuso *A* sobre el universo *U*, se define la proyección cilíndrica de A sobre el universo *V* como un conjunto difuso *A* definido sobre *U*x*V*, cuya función de pertenencia es la siguiente:

$$\mu_A = \mu_A(u), \forall v \in V$$

La composición difusa se define de forma análoga a la composición clásica, teniendo en cuenta que R tiene asociada una función característica μR(x,y) que toma valores en el intervalo [0,1] y que S también tiene asociada una función característica μS(y,z) que toma valores en [0,1]. En estos casos, la composición difusa entre R y S se define como la relación difusa en UxW cuya función de pertenencia viene dada por:

$$\mu_{R^{o}S}(y,z) = \sup_{y\in V}[\mu_R(x,y) * \mu_S(y,z)]$$

donde sup es el operador *max* y * puede ser cualquier t-norma

Esta expresión puede simplificarse mucho cuando se consideran funciones de pertenencia de una forma determinada. Este es el caso del controlador que se ha desarrollado en esta tesis doctoral, al incluir funciones de pertenencia triangular y trapezoidal. Así, en una de tipo triangular, definida por tres parámetros (a, b, c), la suma es de nuevo una función de pertenecía de tipo triangular que viene dada por:

$$(a_1, b_1, c_1)\oplus(a_2, b_2, c_2) = (a_1 + a_2, b_1 + b_2, c_1 + c_2)$$

Los indicadores que se han utilizado como entradas para el controlador borroso que se pretende desarrollar son del segundo tipo. Si bien es cierto, que las premisas de las variables intermedias RT y NC, tienen universos muy parecidos.

### IV.2.2.5 Funcionamiento básico del motor de inferencia

A modo de ejemplo se muestra una simulación de los cálculos que realizará el controlador para obtener una variable de abstracción o intermedia a partir de los indicadores de inicio de las explotaciones, por ejemplo: "Carga Ganadera (CG)", definida por una partición borrosa de 3 etiquetas lingüísticas: "bajo", "medio", "alto", y que se forma a partir de dos precedentes: (1) UGM/SF y (2) V/SF.

A modo de facilitar el seguimiento del ejemplo se ha utilizado una partición borrosa simplificada con una función de pertenencia de tipo triangular, que no corresponde con la real de este controlador, definida en su intervalo cerrado correspondiente [0,3], tal y como se muestra en la Figura IV-13, en este caso con las etiquetas del indicador (1).

El primer paso consiste en evaluar el antecedente de cada regla. Para ello se introduce el valor del precedente (1), que correspondería con el valor real de una explotación. Vamos a suponer que ese valor (x) es igual a 1,2. En la Figura IV-13 podemos ver que se produce una doble lectura: una es que ese valor de x puede ser considerado como una UGM/SF alto con un grado de pertenencia $\alpha_2$=0,2 o bien considerar que es bajo con $\alpha_1$=0,8.

De la misma manera se procede con el precedente (2), con su función de pertenencia, su universo de discurso y su partición borrosa, que supondremos igual a la del precedente (1), pero con las etiquetas lingüísticas "Muchas" y "Pocas" y con $\alpha_3$=0,6 y $\alpha_4$=0,4.

**Figura IV-13. Partición borrosa para el ejemplo Carga Ganadera.**

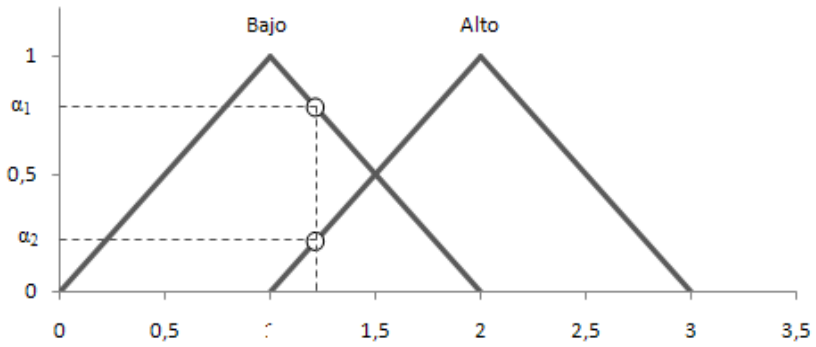
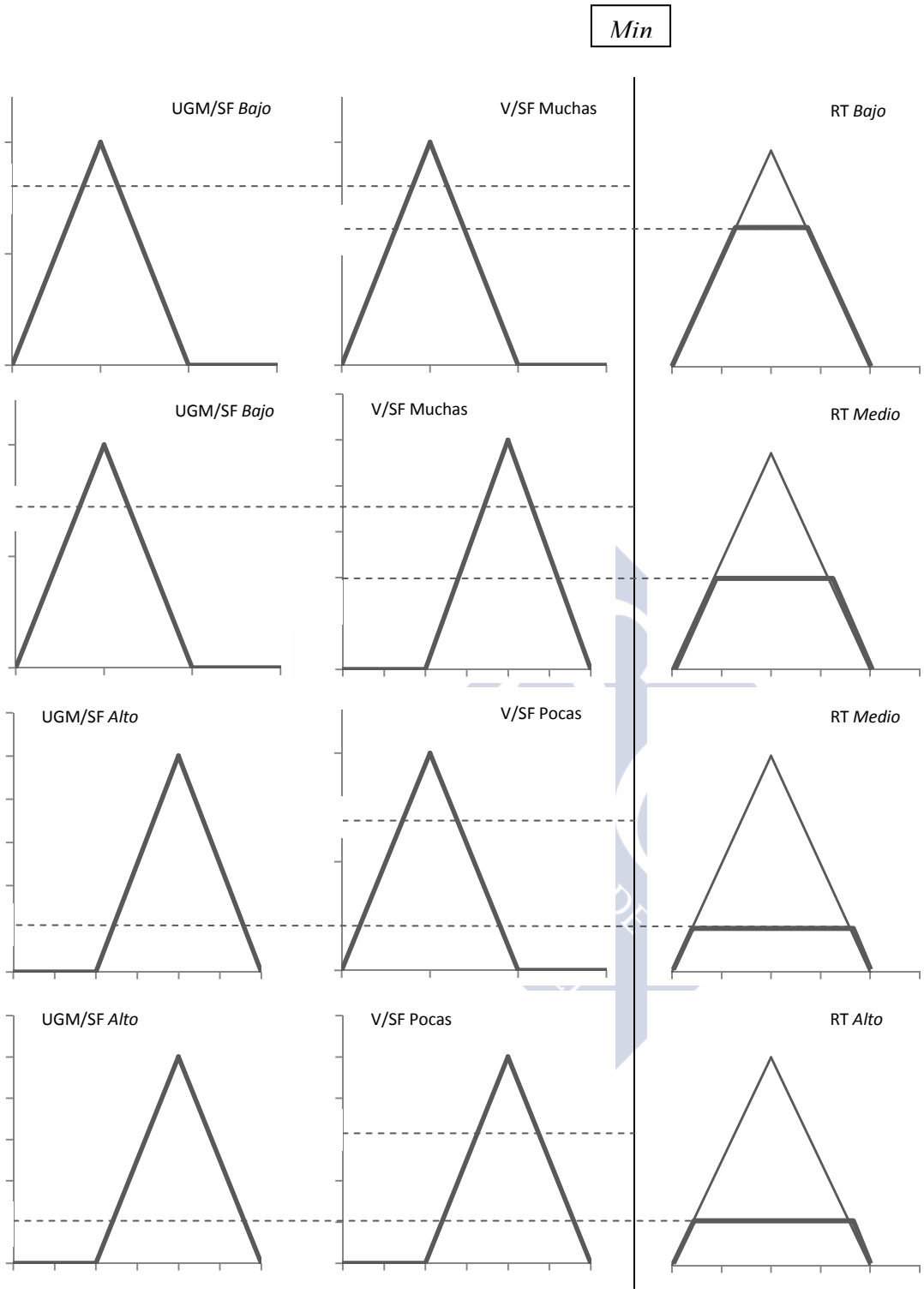


**Gráfico IV-1. Agregación de las entradas. Ejemplo.**




En este paso se obtiene el grado de pertenencia a cada regla ($R_i$). Supongamos que el bloque de reglas, construido en base al conocimiento del experto, es de la forma:

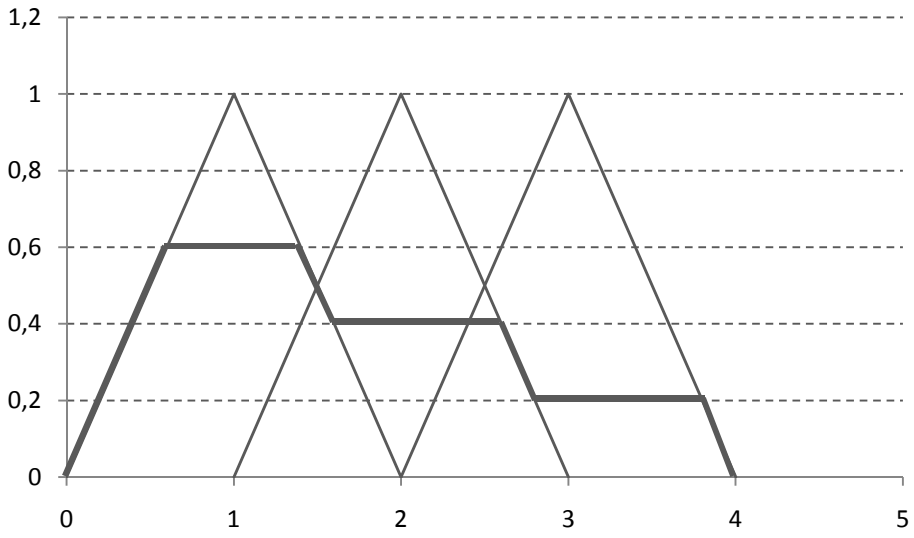
R 1: SI UGM/SF es bajo Y V/SF es pocas ENTONCES RT es bajo
R 2: SI UGM/SF es bajo Y V/SF es muchas ENTONCES RT es medio
R 3: SI UGM/SF es alto Y V/SF es pocas ENTONCES RT es medio

R 4: SI UGM/SF es alto Y V/SF es muchas ENTONCES RT es alto

Las reglas que se activan aumentan a medida que los grados de pertenencia son mayores que cero y menores que uno. Por lo tanto, si se escogen funciones de tipo triangular hay más posibilidades de obtener resultados vectoriales más complejos de interpretar.

Como se puede ver, en este ejemplo se activan cuatro reglas, cada una de ellas con su grado de pertenencia. Por lo tanto, se necesita construir una función que agrupe todas las posibles soluciones. Este paso se realiza mediante un proceso de agregación de las salidas utilizando una t-conorma y en el ejemplo, concretamente, un operador *max*. El resultado para la variable RT, sería el que se muestra a continuación:

**Gráfico IV-2. Agregación de las salidas. Ejemplo.**




### IV.2.3 Módulo de desborrosificación

Este tipo de módulos es opcional en el desarrollo de controladores borrosos. Su utilización depende de las características que se pretenden resolver. En ocasiones, el resultado vectorial que ofrece el motor de inferencia es suficiente para poder tomar decisiones. Estos casos pueden estar asociados a variables de salida dicotómicas. Por ejemplo, si se da solución a la pregunta ¿Es competitiva esta explotación? El controlador responderá "Sí" o "No" y para cada etiqueta nos dará su valor de pertenencia.

En el controlador que se pretende desarrollar esta información no es suficiente. Se necesita una variable de salida que aporte más información y que ayude a discriminar entre las opciones intermedias. Esta solución es la que aporta el modulo de desborrosificación, que

convertirá el conjunto borroso en un valor numérico del universo de discurso de salida. Este valor será representativo de la conclusión obtenida.

Existen muchos métodos de desborrosificación (Jerry, 1995) y aún sigue siendo frecuente la aparición de nuevos métodos en la literatura (Dimitar et al., 1993). Mizumoto (1994) ha comparado cerca de treinta métodos.

La decisión de cuál utilizar no es arbitraria. En el caso de los sistemas expertos esta interpretación juega un papel importante y debe ser cuidadosamente elegida, pues al contrario que en los procesos de control puro, en donde la salida numérica representa el valor de una variable matemática si ningún otro sentido que el de la propia acción de control, en el caso de los sistemas expertos una borrosificación matemáticamente correcta, puede acarrear resultados indeseables. (Bendaña, 2002).

Los principales métodos son tres: centro de área, centro de máximos y media de máximos. De todos ellos el más utilizado en los procesos de toma de decisión es el centro de área. Sin embargo no conviene descartar otras opciones, pues debe ser el experto quien decida cual ofrece los mejores resultados. A continuación se muestran las principales características que muestran cada uno de ellos:

- Centro de área, centro de gravedad o método del centroide

Es el método más complejo desde el punto de vista de cálculo. Sin embargo es el más empleado ya que proporciona variaciones suaves y continuas de los valores de salida. (Barragán, 2009).

El valor discreto se obtiene calculando el valor que divide en dos partes iguales el área del conjunto borroso resultante de las agregaciones de reglas.

En el caso de que la función de pertenencia de este conjunto final sea continua, la expresión es:

**Ecuación 14. Centro de gravedad para funciones continuas**

$$z_0 = \frac{\int z \times \mu(z) dz}{\int \mu(z) dz}$$

Para el caso discreto la expresión se convertiría en:

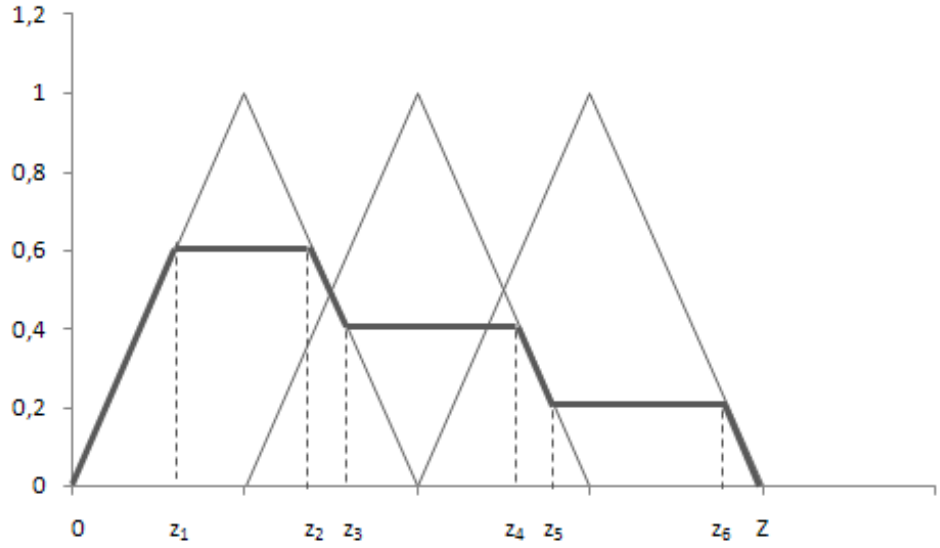
**Ecuación 15. Centro de gravedad para valores discretos**

$$z_0 = \frac{\sum z_i \times \mu(z_i)}{\sum \mu(z_i)}$$

$Z_0$ es el valor que representa la acción de control, o dicho de otra manera, el resultado de transformar la solución vectorial en escalar. Gráficamente representa el punto de equilibrio del conjunto borroso de salida. En el Gráfico IV-3 se ha situado al azar con el único objeto de representar un posible valor de salida.

A continuación se muestra un ejemplo gráfico de cómo se realizaría el cálculo del valor escalar mediante este método. Para ello se utilizará la función obtenida por agregación de reglas para la variable CG.

**Gráfico IV-3. Desborrosificación por centro de gravedad.**




Cada uno de los valores $z_i$ se puede obtener haciendo el paso contrario a la borrosificación. La diferencia es que ahora el valor conocido es $\mu(z_i)$ y lo que habrá que calcular es $z_i$. Luego se aplica la Ecuación 14 o Ecuación 15, según como sea la variable: discreta o continua.

- Método de la máxima pertenencia

El desborrosificador de máxima pertenencia se caracteriza por ser de muy fácil implementación, sin embargo, genera cambios bruscos en la salida que en muchas aplicaciones no son admisibles (Barragán, 2009). Para asegurar el buen funcionamiento en un controlador como el que se pretende desarrollar se ha llevado a la práctica un ensayo y así

determinar su conveniencia frente a otras opciones. Los resultados se pueden ver en el siguiente apartado.

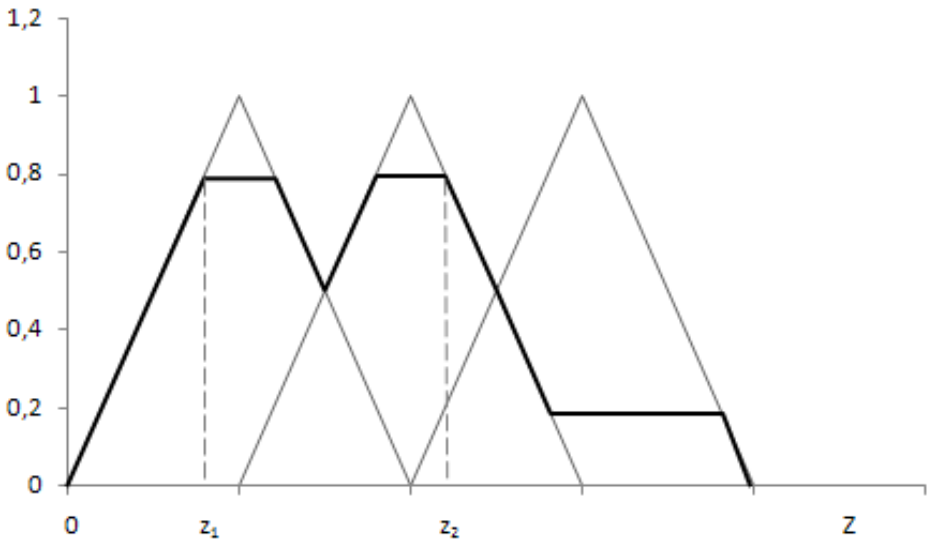
Siendo Z(i) el conjunto borroso de salida, el valor numérico $Z_0$ obtenido mediante el desborrosificador del máximo se corresponde con el valor de i para el que $\mu(z_i)$ alcanza su valor máximo. Puesto que pueden existir múltiples valores para los que $\mu(z_i)$ tenga un mismo valor máximo se hace necesario escoger algún método para elegir el valor de $z_i$. Existen diferentes métodos y entre ellos los más frecuentes son el centro de máximos y la media de máximos.

- Centro de máximos

El valor de control se determina calculando la media entre los extremos superior e inferior de los valores de la variable de salida, que tienen como valor de su función de pertenencia la altura del conjunto borroso final.

$$z_0 = (z_1 + z_2)/2$$

**Gráfico IV-4. Desborrosificación por máxima pertenencia: centro de máximos**




- Media de máximos

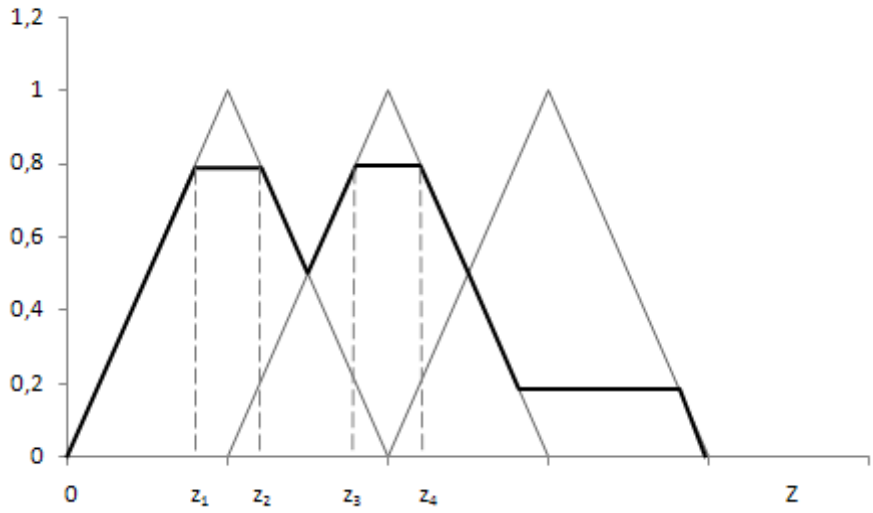
En este método se utiliza el valor más alto de alfa, que estará definido por dos valores de $z_i$. Se calcula la media y el valor obtenido $z_0$ determina el resultado escalar. En este caso la solución dada es la misma que con el desborrosificador por centro de máximos.

También puede ocurrir que exista más de un máximo, tal y como se ha representado en la figura. En este caso, el método calcula por separado la media de cada uno de ellos ($z_{01}$ y $z_{02}$) y luego calcula la media entre estos dos valores. Este será el resultado escalar final.

A continuación se muestra la expresión de cálculo:

$$z_0 = (z_1 + z_2 + \cdots + z_n)/n$$

**Gráfico IV-5. Desborrosificación por máxima pertenencia: media de máximos**




### IV.2.4 Selección de operadores

Tal y como se ha podido comprobar, la decisión de aplicar uno u otro operador se basa en las necesidades concretas de cada caso. En ocasiones, una expresión de cálculo más sencilla puede resolver el problema al tiempo que minimiza los requerimientos informáticos y convertirse así en la solución óptima.

En el controlador borroso que se ha diseñado no es necesario trabajar en tiempo real. Los datos de cada explotación se introducen en la aplicación con intervalos de tiempo separados por algunos segundos. Este tipo de simplificaciones permite la utilización de expresiones matemáticas más complejas sin que puedan llegar a suponer algún tipo de contratiempo. Sin embargo, son varias las opciones disponibles.

Para comprobar el efecto de los distintos operadores en la valoración de las explotaciones de bovino de carne, se ha realizado una prueba no paramétrica con los resultados obtenidos de

cada uno de los operadores, en particular, la de Wilcoxom para dos muestras relacionadas. Esta prueba es adecuada cuando utilizamos el mismo grupo bajo dos tratamientos.

Los pares de muestras a comparar serán los distintos operadores que se pueden utilizar en la agregación de entradas, la agregación de salidas y en la desborrosificación.

La hipótesis nula ($H_0$) que se ha planteado es: "Las puntuaciones $X_i$ e $Y_i$ proceden de poblaciones con la misma mediana".

Se tomaron dos medias ($X_i$ e $Y_i$) a un grupo de 48 explotaciones, utilizando como técnica el musetreo aleatorio estratificado. Por inferencia, el error muestral es del 14,1% para un nivel de significación del 95%.

El número de elementos de muestra que ha de contener cada uno de los estratos se ha realizado mediante la asignación proporcional. Con este método el tamaño de la muestra de cada estrato es proporcional al tamaño del estrato correspondiente con respecto a la población total. De esta manera, la población de 128 explotaciones se dividió en 5 subpoblaciones o estratos, empleando como criterio la distribución de frecuencias. En particular se ha utilizado la estratificación determinada por los resultados del desborrosificador MoM, cuyas puntuaciones siempre fueron: (8,33), (33,33), (50), (66,67) y (91,67).

La distribución de frecuencias en valor porcentual y el número de explotaciones incluidas en cada estrato es el que se puede ver en la siguiente tabla.

**Tabla IV-1. Muestreo de la prueba de Wilcoxom**

| Estrato | Valor MoM | Frecuencia observada (%) | Nº de elementos/Estrato |
|---|---|---|---|
| 1 | 8,33 | 24,8 | 12 |
| 2 | 33,33 | 12,0 | 6 |
| 3 | 50 | 20,8 | 10 |
| 4 | 66,67 | 21,6 | 10 |
| 5 | 91,67 | 21,6 | 10 |

Se calcularon las diferencias en valor absoluto entre las dos puntuaciones de cada par:

$$D_i = |X_i - Y_i| \quad i = 1, 2 \ldots 48$$

Se desechan las $D_i$ nulas y se consideran únicamente las n diferencias $D_i$ no nulas. Se asignan rangos ($R_i$) desde 1 hasta n a esas $D_i$ no nulas de la siguiente manera: el rango 1 a la $D_i$ más pequeña, el rango 2 a la $D_i$ más pequeña de las restantes,… el rango n a la $D_i$ más grande (si existen empates, se resuelven asignando el promedio de los rangos). Luego se

suman, por un lado, los $R_i^+$ (los rangos correspondientes a las $D_i$ con $X_i > Y_i$) y se le llama $S_+$ a esta suma, y por otro lado se invierte el papel para asignar los $R_i^-$, y se le llama $S_-$. Si se supone que las puntuaciones $X_i$ e $Y_i$ proceden de poblaciones con la misma mediana, se espera que:

$$P(X_i < Y_i) = P(X_i > Y_i)$$

Si se cumple la hipótesis nula, en una muestra aleatoria de n observaciones se encontrarán aproximadamente tantos valores $X_i > Y_i$ como $X_i < Y_i$ y además, si la distribución de las diferencias es simétrica (lo cual exige escala de intervalo o razón), las $D_i$ positivas se alejarán del cero en igual media que las $D_i$ negativas, de donde se deduce que:

$$S_+ = \sum R_i^+ \quad \approx \quad S_- = \sum R_i^-$$

Wilcoxom (1945 y 1949) dice que una discrepancia entre estos valores nos hará dudar de $H_0$. Para medir esta discrepancia de una forma más concisa se puede obtener una tipificación de S, cuya distribución se aproxima, conforme el tamaño muestral va aumentando, al modelo de probabilidad Normal (0, 1). La expresión del estadístico se muestra a continuación:

**Ecuación 16. Estadístico para la tipificación de la prueba de Wilcoxom**

$$z = \frac{S - \frac{n(n+1)}{4}}{\sqrt{\frac{n(n+1)\times(2n+1)}{24} - \sum_{i=1}^{k} \frac{t_i^3 - t_i}{48}}}$$

Donde:

*k*; se refiere al número de rangos distintos en los que existen empates

$t_i$; se refiere al número de puntuaciones empatadas en el rango i

La prueba se ha realizado mediante el paquete estadístico SPSS (*Analizar > Pruebas no paramétricas > 2 muestras relacionadas*).

El resultado que ofrece este programa incorpora el nivel crítico bilateral resultante de multiplicar por la probabilidad de obtener valores menores o iguales que Z. Cuando este nivel asintótico bilateral es mayor que 0,05 se acepta $H_0$.

### IV.2.4.1 Operadores de agregación

La selección de operadores de agregación consta de dos fases: la que opera con las entradas y la que opera con las salidas, tal y como se ha comentado en apartados anteriores. Siguiendo las recomendaciones de los aproximadores universales de Mamdani y Castro, en las entradas se utiliza una operación basada en una t-norma, mientras que en las salidas se aplica una t-conorma.

Las pruebas se realizaron mediante tres ensayos, tal y como se muestra en la siguiente tabla:

| | t-norma | | t-conorma | |
|---|---|---|---|---|
| Ensayo | *Min-max* | *Min-AVG* | *max* | *Sum. Limit.* |
| 1 | x | | x | |
| 2 | | x | x | |
| 3 | x | | | X |

Para encontrar la t-norma más satisfactoria se han puesto en práctica los operadores *min-max* y *min-AVG*, manteniendo en la agregación de salidas el operador *max* y en la desborrosificación el *centro de gravedad*.

Por su parte, la t-conorma más apropiada será seleccionada entre el operador *max* y la *suma limitada*, utilizando como t-norma el operador *min* y el desborrosificador por *centro de gravedad*.

Los resultados obtenidos fueron valorados en la variable final ("Competitividad") en su forma escalar.

A continuación se muestran los resultados obtenidos para los operadores de entrada:

**Tabla IV-2. Rangos de Wilcoxon. Operadores de entrada: *Min-max* vs *Min-AVG***

| | N | Rango promedio | Suma de rangos |
|---|---|---|---|
| Rangos negativos | 3(a) | 5,00 | 15,00 |
| Rangos positivos | 3(b) | 2,00 | 6,00 |
| Empates | 42(c) | | |
| Total explotaciones | 48 | | |

a Min-AVG < Min-Max
b Min-AVG > Min-Max
c Min-AVG = Min-Max

La utilización del operador min-max o min-AVG ha resultado ser indiferente a la hora de valorar la competitividad de las explotaciones mediante el controlador borroso desarrollado. De las 48 explotaciones analizadas, 42 tienen el mismo resultado y de las 6 restantes, una mitad obtienen rangos positivos y la otra mitad rangos negativos.

Al realizar la prueba de los rangos de Wilcoxon el resultado obtenido permite aceptar $H_0$.

**Tabla IV-3. Prueba de los rangos de Wilcoxon. Min-Max vs Min-AVG**

| | Min-Max vs Min-AVG |
|---|---|
| Z | -,943(a) |
| Sig. asintót. (bilateral) | ,345 |

a Basado en los rangos positivos.

Estos resultados se explican porque el parámetro λ utilizado para simular el razonamiento del experto fue muy bajo (=0,1). En estas condiciones, la representación gráfica que muestra la agregación entre las funciones de las variables de entrada es muy similar entre los dos operadores.

En la segunda fase de cálculo ocurre algo similar, existen diferentes opciones para modelar de forma satisfactoria la agregación de reglas. Estas técnicas proceden de los cálculos realizados en el campo del álgebra de los conjuntos borrosos (Zinmermann, 1983).

En particular se han probado las opciones antes comentadas de los operadores *max* y *suma limitada*, Entre las dos posibilidades, la t-conorma más empleada es el operador *max* (Von Altrock, 1996).

Al igual que en el caso anterior. Se plantea un ensayo de prueba utilizando como t-norma un operador de tipo *min* y el desborrosificador *centro de gravedad*. Los resultados se pueden ver en la siguiente tabla:

**Tabla IV-4. Rangos de Wilcoxon. Operadores de salida: *Sum. Limit.* vs *Max***

| | N | Rango promedio | Suma de rangos |
|---|---|---|---|
| Rangos negativos | 10(a) | 8,90 | 89,00 |
| Rangos positivos | 10(b) | 12,10 | 121,00 |
| Empates | 28(c) | | |
| Total explotaciones | 48 | | |

a Suma limitada < Max
b Suma limitada > Max
c Suma limitada = Max

De las 48 explotaciones sobre las que se ha realizado este ensayo, 28 obtienen la misma puntuación de competitividad independientemente del operador utilizado. Cuando aparecen diferencias, es el mismo número de explotaciones que obtiene rango positivo que las que obtiene rango negativo.

**Tabla IV-5. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon. *Sum. Limit.* vs *Max***

| | *Sum. Limit.* vs *Max* |
|---|---|
| Z | -,597(a) |
| Sig. asintót. (bilateral) | ,550 |

a Basado en los rangos negativos.

En la tabla se puede ver el resultado de la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon. El valor obtenido para la significación asintótica bilateral es de 0,55 y por lo tanto se confirma que los resultados que se obtienen con los operadores *Sum. Limit.* y *Max* son muy parecidos y se acepta $H_0$.

En igualdad de resultados se decide utilizar el operador max por los posibles inconvenientes que se pueden dar con la suma limitada y que ya fueron explicados en el apartado de de *Operaciones de composición*.

### IV.2.4.2 Selección del desborrosificador

En este apartado se determina el desborrosificador que mejor resultado ofrece. En particular se ha probado el *Centro de gravedad*, por ser el de uso más extendido y la *Media de máximos,* por considerar que su forma de cálculo es más completa entre las opciones de máxima pertenencia, al poder representar a la de *Centro de máximos*.

**Tabla IV-6. Rangos de Wilcoxon. Desborrosificador: *MoM* vs *CoM***

| | N | Rango promedio | Suma de rangos |
|---|---|---|---|
| Rangos negativos | 12(a) | 15,50 | 186,00 |
| Rangos positivos | 11(b) | 8,18 | 90,00 |
| Empates | 25(c) | | |
| Total explotaciones | 48 | | |

a MoM< CoM
b MoM > CoM
c MoM = CoM

La valoración se realiza comprobando si ofrecen resultados diferentes en el escalar de la variable competitividad. Si fuera así el experto decidirá cual de los resultados ofrece una visión más realista sobre la valoración de las explotaciones.

En el ensayo se ha mantenido el motor de inferencia en las posiciones *min-max* y *max*, por ser la que ha resultado más efectiva.

Al realizar la prueba de Wilcoxon se han encontrado 25 explotaciones que tienen el mismo resultado al aplicar los dos tipos de desborrosificadores. Así pues, las diferencias vienen marcadas por el valor promedio de $S_+$ (8,2) y de $S_-$ (15,5), que en el primero de los casos se cumple en 11 explotaciones y el segundo en 12.

Siguiendo las recomendaciones para este método, se ha comprobado el valor de significación asintótica bilateral y el resultado es mayor que 0,05 y por lo tanto, los resultados que se obtienen al aplicar el operador min y el operador prod no difieren desde el punto de vista estadístico.

**Tabla IV-7. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon. *MoM* vs *CoM***

| | *MoM* vs *CoM* |
|---|---|
| Z | -1,460(a) |
| Sig. asintót. (bilateral) | ,144 |

a Basado en los rangos positivos.

A la vista del resultado estadístico, la elección dependerá de la solución que mejor se ajuste al criterio del experto y se ha optado por mantener como desborrosificador el *Centro de máximos*.

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO V:

# SimVac$_C$: SIMULADOR PARA LA MEDIDA DE LA COMPETITIVIDAD

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# V SimVac$_c$: Simulador para la medida de la competitividad

Para resolver problemas mediante sistemas basados en lógica difusa existe una gama de herramientas y librerías tales como *Fuzzy Tech* (de la empresa IN-FORM GmbH), *Fuzzy Logic Toolbox*, una caja de herramientas de la plataforma *Matlab* (de la empresa MathWorks) y *Fuzzy Logic*, entre otros. El último es un paquete basado en Java que permite la selección de distintas funciones de pertenencia, métodos de desborrosificación y de implicación, y las tres primeras son las herramientas de carácter general de uso más extendido, tanto en el mundo académico como el profesional. (Maguiña et al., 2009).

Sin embargo, existen otras muchas herramientas útiles a la hora de desarrollar estos sistemas. FuzzyCLIPS (de Togai Infralogic) es un paquete de software que proporciona métodos para el diseño, la depuración y el test de sistemas expertos basados en la lógica borrosa. FIDE (de Aptronix) es un conjunto de herramientas para facilitar el desarrollo de productos basados en lógica borrosa integrado con microcontroladores comerciales, ofreciendo ayudas para la depuración, la simulación y el control en tiempo real. El entorno Xfuzzy es una plataforma de desarrollo de sistemas complejos difusos que facilitan las diferentes etapas de diseño, desde su descripción inicial hasta la implementación final. (Maguiña et al., 2009).

Resulta evidente la existencia de diferentes desarrollos en el mercado. Sin embargo, los de mayor aceptación se encuentran bajo licencia de pago y las de licencia libre poseen características que algunas veces no se ajustan a las necesidades de los usuarios. (Maguiña et al., 2009).

Entre las diferentes opciones siempre es necesario que el usuario tenga unas ciertas habilidades en el manejo de herramientas informáticas y un ligero conocimiento de inglés, pues la mayoría de las aplicaciones disponibles se encuentran en este idioma.

Con el desarrollo de esta aplicación se ha procurado obtener una interfaz con el usuario lo más gráfica y sencilla de manejar. Se ha intentado adecuar y simplificar al máximo posible el contenido de los menús, adaptándolo a términos conocidos por el ganadero. En este sentido se ha diseñado un cuestionario inicial, basado en variables de la explotación en su nivel más desagregado, que automáticamente calcule los indicadores de inicio.

## V.1 EL LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN

Existen diferentes posibilidades de lenguajes de programación que se han podido ver en diferentes publicaciones y tesis doctorales. De ellas las más habituales son: Visual Basic, Visual C++ y Delphi.

Todas son correctas y permiten obtener de forma satisfactoria el resultado deseado. En este trabajo se ha optado por utilizar Delphi 5 de la empresa Borland. Delphi utiliza el Object Pascal, cuyo uso está extendido a muchos tipos de funciones. Uno de ellos es de especial interés para este trabajo y se trata de la orientación que posee al desarrollo de aplicaciones visuales y de base de datos cliente-servidor y multicapas. Además, permite producir archivos ejecutables para Windows, GNU/Linux y la plataforma .NET, que satisface con creces las necesidades de este trabajo.

Como entorno visual, la programación en Delphi consiste en diseñar los formularios que componen el programa colocando todos sus controles (botones, etiquetas, campos de texto, etc.) en las posiciones deseadas, normalmente usando el ratón. Luego se asocia código a los eventos de dichos controles y se crean módulos de datos, que regularmente contienen los componentes de acceso a datos y las reglas de una aplicación.

Una característica importante que aporta Delphi a un controlador de este tipo es que permite establecer puntos de ruptura, la ejecución paso a paso del programa, el seguimiento de los valores de las variables y de la ejecución, así como la evaluación de expresiones con datos de la ejecución del programa.

La implementación del controlador borroso tipo Mandani en el lenguaje de programación Delphi se ha realizado siguiendo el procedimiento indicado en trabajos como el de Guarnizo, 2011, adaptado a las condiciones de este controlador. La declaración de la función de membresía es para 7 entradas, cada una de ellas con 5 funciones de pertenencia y una salida del modelo borroso.

```
FUNCTION X: REAL
VAR_INPUT
U1, U2, U3, U4, U5, U6, U7: REAL;
END_VAR

VAR_TEMP
EFP: ARRAY [1…7, 1…5] OF REAL;
AFP: ARRAY [1…7, 1…5] OF BOOL;
```

```
WS: ARRAY [1…5] OF REAL;
S: ARRAY [1…5] OF REAL;
var1,… varn, temp: REAL;
n: INT;
END_VAR
```

*EFP*.- almacena los valores de evaluación de las funciones de pertenencia. *AFP*.- almacena qué funciones de pertenencia se activaron. *S*.- contiene las posiciones de las constantes de las funciones de salida. *WS*.- contiene el peso de cada una de las salidas. *temp*.- almacena valores intermedios de WS. *n*.- se utiliza para el ciclo iterativo en el cálculo de las salidas. var1…varn.- serían las variables que contiene cada una de las expresiones de los operadores utilizados.

La definición y evaluación de las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal se realiza mediante una estructura de tipo SI, de manera que en el caso de que la entrada se encuentre en el rango definido de la función de pertenencia, entonces se hace verdadero el valor de activaciones correspondiente a esa función. Luego, dependiendo del valor de entrada, se calcula el valor de pertenencia y se almacena en otro vector. El ejemplo que se muestra a continuación es el utilizado por Guarnizo (2011) para una función de pertenencia triangular y adaptado a un número de entradas igual a 7:

```
IF (U1 > 15) AND (U1 < 30) THEN
AFP [1,7]:= True;
IF U1 <= 20 THEN
EFP [1,7]:= "poner la ecuación descrita en la Figura IV-3 para los valores entre 15 y 20"
IF U1 > 25 THEN
EFP [1,7]:= "poner la ecuación descrita en la Figura IV-3 para los valores entre 20 y 25"
END_IF;
END_IF;
```

Los métodos de implicación utilizados son los de tipo Y (agregación de entradas) y O (agregación de salidas), tal y como se ha visto en el capítulo anterior. Al final, se obtiene un consecuente (o una regla) que está asociado a una función de pertenencia. Para evaluar cada

una de estas reglas se emplea un vector booleano de activación. En el siguiente ejemplo se ha realizado a partir de dos entradas para facilitar la lectura.

```
IF AFP [1,1] AND [2,1] THEN
IF EFP [1,1] > EFP [2,1] THEN
        temp:= EFP [2,1];
ELSE
        temp:= EFP [1,1];
END_IF;
IF WS [1] < temp THEN
        WS [1]:= temp;
END_IF;
END_IF;
```

Finalmente, la aplicación generada está libre de derechos y no es necesario tener ninguna aplicación simultánea en tiempo de ejecución del tipo "runtime".

## V.2 CUESTIONARIO

La primera interacción entre usuario y controlador es mediante un cuestionario. Será necesario rellenar diferentes campos que demandan información sobre aspectos productivos y económicos de la explotación.

El objetivo es facilitar al usuario el cálculo de las ratios con las que necesita trabajar el controlador, que se corresponden con los indicadores obtenidos en el análisis factorial.

Para cubrir el cuestionario es recomendable tener a disposición una copia del Cuaderno de Explotación Sostenible (CES), si se posee, y sino, el libro de explotación ganadera, así como las facturas de gastos e ingresos del último año natural.

El diseño del cuestionario permite valorar el resultado de las explotaciones a lo largo de todo el año. Por lo tanto si se pretende realizar comparaciones entre explotaciones, o analizar la misma a lo largo de diferentes años, se deberá utilizar un mes de referencia y de esta manera evitar resultados confusos por la estacionalidad en las ventas de ganado o por disponibilidad de mayor o menor calidad de recursos propios para la alimentación del ganado.

Las operaciones de cálculo para obtener las ratios serán las mismas que se han descrito en la metodología.

Una vez se ha accedido al cuestionario, en primer lugar es necesario cubrir el campo "Fecha de Consulta", que será utilizado como referencia para determinar la edad de los

animales y que se corresponde con el de la fecha que queremos evaluar. El formato es numérico y se cumple introduciendo: (día/mes/año). El campo días contiene dos dígitos, el mes otros dos y el año cuatro.

En el siguiente paso hay que dar de alta todos los animales de la explotación. Se incluirán todos los presentes en el último año móvil. Por ejemplo, si hemos seleccionado como "Fecha de consulta" el 20 de marzo de 2014, se contabilizarán los presentes desde el 20 de marzo de 2013 y no dar de alta los que hayan podido fallecer durante ese año. Para cada uno de los animales habrá que introducir la "Fecha de Nacimiento" y el "Sexo". El primero con el mismo formato que la "Fecha de Consulta" y el segundo chequeando entre las opciones H (Hembra) y (Macho).

A continuación, en el capítulo de gastos, se introducirá la suma de todas las facturas (en euros) del último año móvil, correspondientes a los campos: gasto en alimentación y otros gastos variables.

En el caso del "Gasto en Alimentación" se abrirá un desplegable, que demandará el gasto en: concentrados, semillas y plantas, fertilizantes y enmiendas y productos fitosanitarios y zoosanitarios. Es importante sumar sólo aquellos productos que se utilizan para cultivos forrajeros que se emplean en la propia explotación.

En "Otros gastos variables" aparece una sola casilla que ha de contener la suma de: gasoil, plásticos y trabajos contratados.

A continuación aparece el capítulo de "Ingresos corrientes", que incluye dos rúbricas diferentes: los que proceden de la venta de ganado y el de subvenciones.

Para las "Ventas de Ganado" se incluirá únicamente la que procede del ganado, ya sea para vida o para sacrificio. Se cubre una sola casilla que contiene la suma de ambos conceptos. En esta casilla no se puede sumar las ventas de otros productos ni de otras especies que no sean bovinos.

Por su parte, el capítulo de "Subvenciones" se rellenará sumando las ayudas percibidas de la PAC en el último año y en particular: pago único, las acopladas y las agroambientales. En este caso es importante no incluir las ayudas a planes de mejora o incorporación de jóvenes agricultores.

Finalmente será necesario introducir información relativa la "Superficie Forrajera" de la explotación. Este campo ha de contener la superficie declarada en la Política Agrícola Común (PAC) en hectáreas.

Una vez que se ha cubierto el formulario, la aplicación calculará de forma automática los indicadores de entrada al controlador, así como la solución para las variables intermedias y la final de competitividad.

### V.3 LA INTERFAZ CON EL USUARIO

El primer paso a realizar consiste en dar de alta la explotación en la aplicación. Para ello basta con pulsar el botón + de color verde que se encuentra en el margen inferior izquierdo. Aparecerán tres campos a cubrir DNI, FECHA DE CONSULTA y NOMBRE. El primero es un código numérico de 8 dígitos, tecleados sin puntos, que no tiene porqué ser el Documento Nacional de Identidad, al que se puede añadir de forma opcional una letra. El segundo es la fecha de consulta, que será del tipo: día, mes, año (--/--/----), sólo habrá que teclear los dígitos. Por último, un nombre con el que se quiera identificar la consulta, el código puede ser alfanumérico, sólo letras o sólo números.

En el caso de querer dar de baja una explotación, se hace un clic en la fila correspondiente y a continuación se pulsa el botón – de color rojo disponible en el margen inferior izquierdo.

El segundo paso consiste en introducir los datos de la explotación. Cada una de las partidas se puede introducir tecleando directamente el importe en euros o bien utilizar la calculadora disponible en cada una de las casillas. El campo destinado a los animales de la explotación sigue una dinámica muy similar al paso anterior. Cada fila corresponde a un animal, que se genera al pulsar el botón + del margen inferior derecho. Si se trata de un macho, la lista de chequeo de la columna HEMBRA deberá permanecer inactiva. Finalmente, se deberá introducir la fecha de nacimiento de cada animal, siguiendo el mismo procedimiento que el descrito en el paso anterior para la fecha de consulta.

En el caso de querer borrar un animal, se hace un clic en la fila correspondiente y se pulsa el botón – de color rojo que está disponible en el margen inferior derecho.

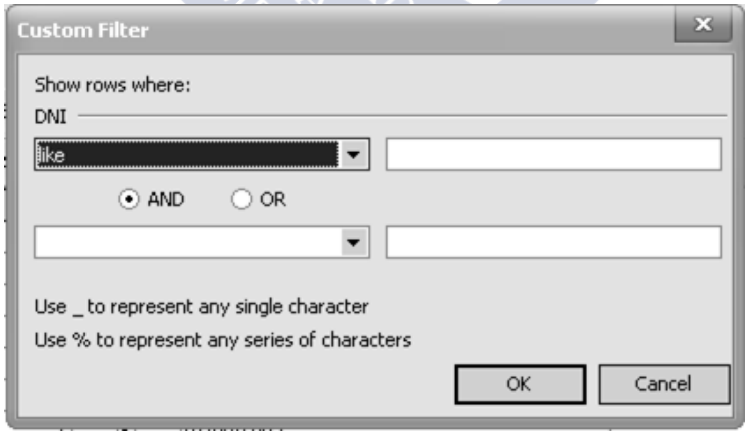
El tercer paso consiste en visualizar los resultados. Esta información está disponible en el botón + que se encuentra al lado del campo DNI. Al pulsarlo se despliega un menú donde

aparecen los valores que toman las variables iniciales, las intermedias y la final (COMPETITIVIDAD).

Además de estos tres pasos principales, hay una serie de opciones secundarias que nos pueden ayudar a organizar la información disponible mediante la utilización de filtrados. Existen dos opciones: una genérica y otra personalizada. La primera ordena los datos automáticamente de menor a mayor. Para ello se hace un doble clic sobre la columna sombreada que se desea filtrar. En el caso de hacer esta operación en la fecha de nacimiento de los animales, la aplicación organiza la cabaña ganadera de la explotación, colocando en la primera fila el más joven y en la última el más viejo. La segunda opción permite hacer una selección de registros en la base de datos de la aplicación. Esta opción es más importante para usuarios que manejen una base de datos con un número de explotaciones elevado, por ejemplo, Administración Pública, Cooperativas u Organizaciones de Productores.

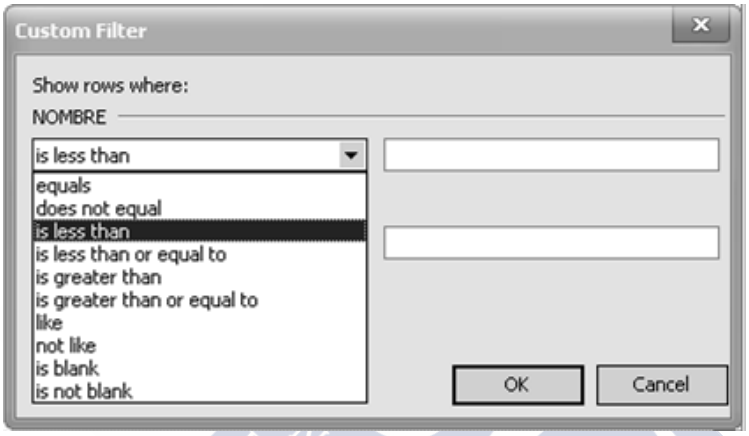
El filtrado por explotación permite obtener datos individuales o por grupos de explotaciones.

Para obtener datos individuales, hay que mover el cursor hasta el campo por el que se pretende filtrar. En el borde derecho aparecerá un botón con forma de filtro, sobre el que habrá que hacer un clic. Se desplegará un menú y se elige la opción *custom.* Al pulsar sobre ella se abrirá una ventana como la que se muestra a continuación:




Este ejemplo se corresponde con un filtrado por DNI. En este caso aparece por defecto la opción *like,* que es una opción válida para localizar un caso concreto. Así que sólo falta introducir el DNI de la persona que identifica a la explotación que se quiere localizar. Para ello se utiliza el campo en blanco situado a la derecha y se teclea primero el símbolo % y a continuación el DNI.

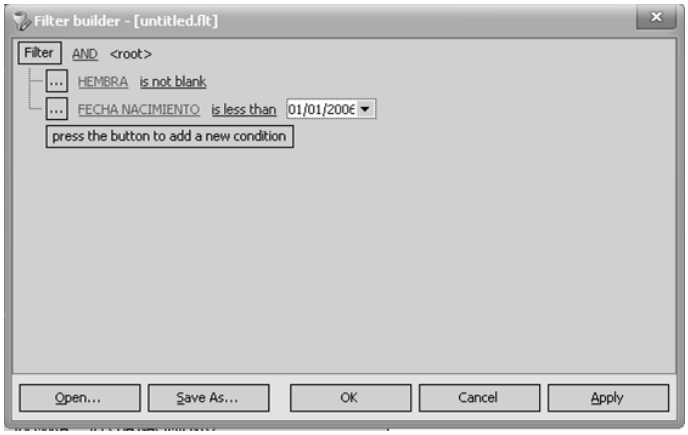
Para realizar una selección de registros se necesita utilizar uno de los campos (DNI o NOMBRE) como elemento discriminante. Por ejemplo, si se quiere filtrar por puntuación de competitividad, ésta deberá ser anotada en uno de los campos anteriores. El procedimiento sería de la siguiente manera. La forma de acceso al menú de personalización del filtrado es como en el caso anterior. Ahora vamos a suponer que se quiere filtrar aquéllas explotaciones con puntuación de competitividad menor que 50. En el menú desplegable se escoge la opción *is less than* y en al campo vacío de la derecha se teclea, primero % y luego 50 (en el caso de tener que teclear un solo carácter, en vez de % se teclea primero guión bajo _). Se pulsa OK y se obtiene el resultado.




Para obtener datos por características de explotaciones el proceso es exactamente el mismo, lo único que cambia es la selección del campo.

El cuadro de diálogo incorpora también dos opciones de chequeo: AND y OR. El operador lógico AND se utiliza para localizar registros que contengan todos los términos de búsqueda especificados (es el más restrictivo). Mientras que el operador lógico OR se utiliza para localizar registros que cumplan al menos una de las condiciones dadas.

Hasta ahora se ha visto la personalización de uno o más filtrados dentro del mismo campo, pero también puede ser de interés añadir más de un campo de filtrado. Por ejemplo, en el caso de querer seleccionar vacas con más de cuatro años. El acceso al menú correspondiente es a través del botón con forma de embudo de color amarillo situado en el margen inferior derecho (para filtrar por explotación) o izquierdo (para filtrar por características propias). Para resolver el ejemplo planteado se pulsaría sobre el izquierdo. A continuación se muestra el proceso paso a paso.




La primera cuestión a abordar es la elección del tipo de operador lógico que se quiere utilizar. Por defecto aparece AND. Al pulsar sobre ella se abre un desplegable con las opciones posibles: *and, or, not and y not or*. Para el ejemplo sería la primera.

Los dos primeros ya se explicaron anteriormente, mientras que los dos últimos son nuevos. El operador lógico *not and* es de exclusión de conjuntos, devuelve los registros que contienen los elementos del primer conjunto y que no son los del segundo. Es muy útil para minimizar los problemas ocasionados por la polisemia. Se suele utilizar después de explorar de forma preliminar los resultados devueltos por el buscador y así refinar de la búsqueda los resultados irrelevantes. Por su parte, el operador lógico *not or*, indica al buscador que recupere sólo las explotaciones que contengan una de las dos o más palabras clave indicadas, pero que excluya aquellas que contiene las dos a la vez. Estas opciones tienen una aplicación escasa en este controlador, sobre todo, la segunda.

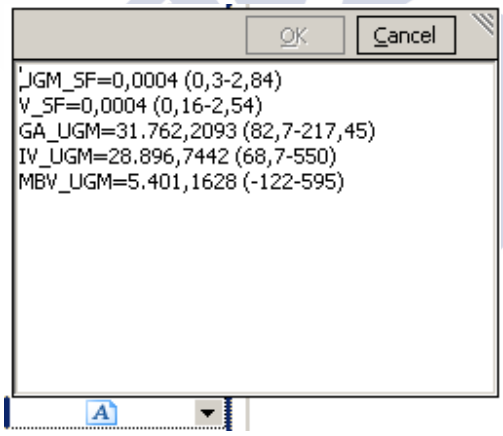
Una vez seleccionado el operador, el siguiente paso es añadir una condición, pulsando el botón *press the button to add a new condition*. Se muestran tres nuevos campos que es necesario cubrir: *clave, equals* y *empty*. Al pulsar sobre *clave* se despliegan los campos por los que se puede realizar el filtrado: *clave cuestionario, id, hembra* y *fecha de nacimiento*. Para el ejemplo se seleccionaría HEMBRA. Al pulsar sobre *equals*, se despliegan las opciones: *equals, does not equal, is blank* y *is not blanck*. Se seleccionaría *is not blank* para quedarse con las opciones chequeadas, que corresponden a las hembras. Automáticamente desaparece la opción *empty* porque en este caso no es necesario establecer ninguna condición alfa-numérica.

A continuación se introduce la segunda condición mediante el mismo proceso que se ha descrito en el párrafo anterior. En el campo clave se seleccionaría FECHA DE

NACIMIENTO y el condicional sería *is less than*. En estos casos, al ser un campo numérico el número de operaciones disponible es muy amplio, que no se citan para facilitar la lectura de este documento (hay 34 disponibles). Después de seleccionar una, es necesario introducir el valor de la condición como ocurría en casos anteriores. Siguiendo con el ejemplo, si se quieren seleccionar las hembras con más de cuatro años, habrá que descontar cuatro años a la fecha de consulta que se ha introducido.

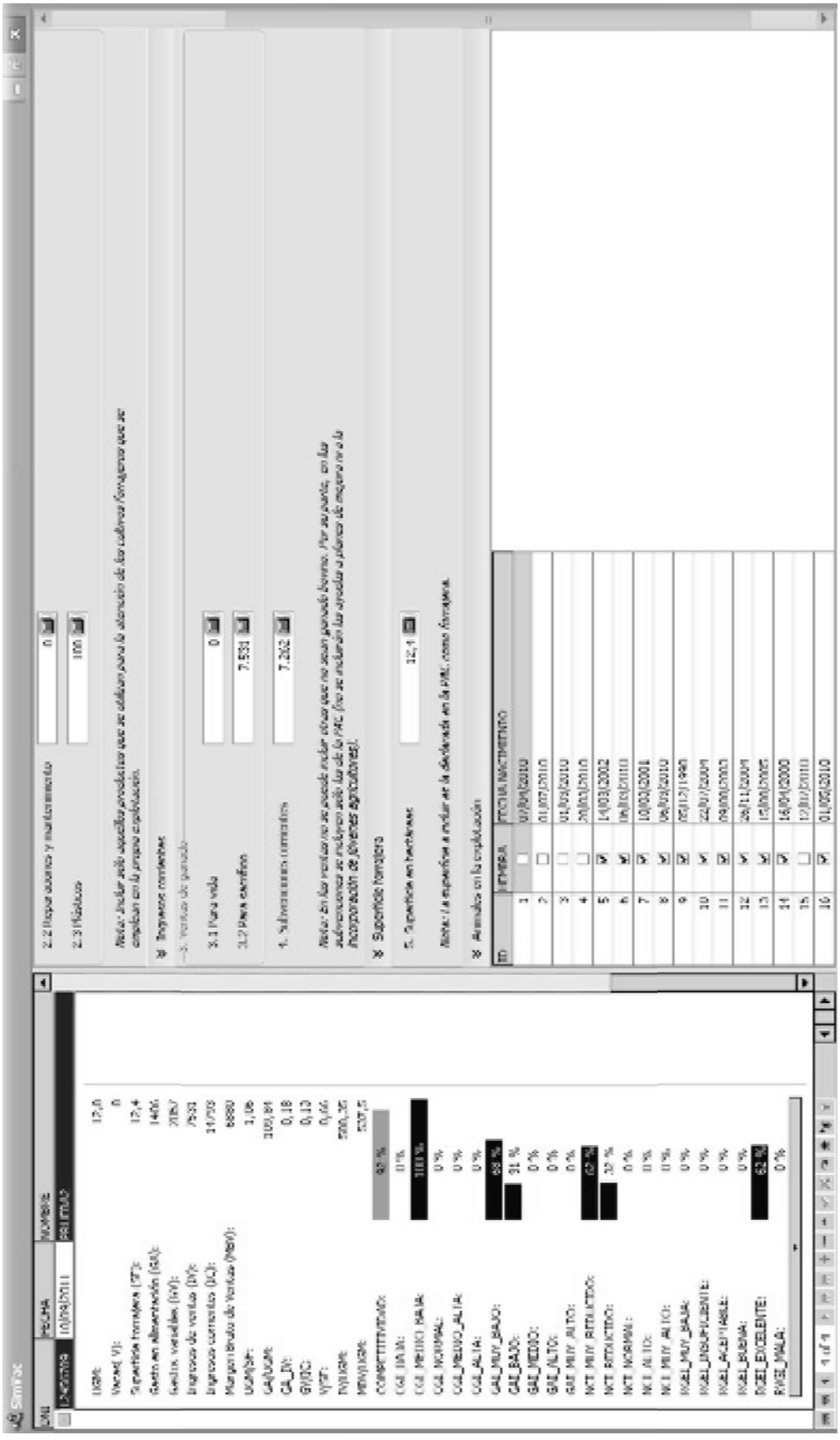
Finalmente, se aplica el filtro personalizado pulsando el botón *Apply*. El resultado obtenido se puede guardar siguiendo el procedimiento formal de cualquier aplicación, mediante el botón *Save as*. De esta manera se podrá recuperar la búsqueda en otro momento. Para ello se pulsa el botón *Open* y se selecciona el fichero guardado.

En el caso de introducir valores que están fuera de rango, la aplicación emite un pequeño informe de los indicadores que se encuentran en esta situación. Este documento se encuentra en la parte inferior de los resultados obtenidos, en un botón con la letra *a*. Si no hay valores anómalos la letra está en minúscula y estará inactivo, si los hay la letra será mayúscula y al pulsar sobre ella podremos ver un cuadro como el que se muestra a continuación:




Si se toma como ejemplo UGM_SF, la interpretación del aviso sería que este indicador toma el valor 0,0004 para el ejemplo dado, que está fuera del intervalo definido (0,3-2,84). Cuando ocurre esto, es necesario tomar con prudencia el resultado obtenido, sobre todo cuando se trata de las variables con más peso en el modelo, que se estudian en el capítulo VI.

En la siguiente página se puede ver la interfaz de $SimVac_c$, que consta de una sola página. Por su parte, el código fuente se ha incluido como anexo en el Apéndice C, que corresponde a las unidades principales en las que se implementa la solución del modelo borroso.



USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO VI:

# TIPIFICACIÓN POR COMPETITIVIDAD

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# VI Tipificación por competitividad

Cada una de las 128 explotaciones de bovino de carne fue introducida en $SimVac_c$, anotando el resultado escalar y vectorial y utilizando como operadores los obtenidos en Capítulo IV.

La tipificación de las explotaciones se ha realizado a partir de los resultados de competitividad, agrupándolas en cinco intervalos: Muy baja, Baja, Media, Alta y Muy alta. Las fronteras de cada estrato fueron determinadas utilizando el desborrosificador *Media de máximos*. Mientras que el estudio intra-grupos se ha apoyado en los resultados que ofrece el deborrosificador *Centro de máximos*.

En ambos casos el análisis está basado en las soluciones escalares y el estudio intra-grupos se ha completado utilizando también las soluciones vectoriales.

El resultado escalar es un valor comprendido en el intervalo 0-100 y su interpretación no requiere ningún tipo de conocimiento. Pero además, se obtiene el resultado vectorial. El análisis de una solución de este tipo no es tan inmediato, sin embargo, aporta información que puede resultar de interés. Por un lado, porque ante resultados escalares similares, permite conocer qué grado de pertenencia tienen las explotaciones en cuestión a una etiqueta en concreto. Por otro, porque puede resultar de interés premiar ciertas características entre explotaciones que en principio son igual de competitivas. Por ejemplo, entre explotaciones con puntuación 50, puede interesar premiar aquéllas que tienen una carga ganadera menor y para ello se puede apoyar en la información contenida en las variables intermedias.

En todo caso, ambos tipos de resultados responden a las decisiones de un experto. El papel que juega cada variable para determinar cuando una explotación es competitiva se puede ver en el bloque de reglas. Sin embargo, es difícil sacar conclusiones a partir de las 250 reglas que contiene el controlador desarrollado en esta tesis doctoral.

Con el objeto de clarificar este proceso y de identificar entre los indicadores aquéllos que mejor explican la competitividad de las explotaciones se ha realizado un análisis discriminante. La variable dependiente será la competitividad, que tiene como categorías la etiqueta de cada uno de los grupos obtenidos con el controlador borroso (Muy baja, Baja,

Media, Alta y Muy alta). Mientras que las variables independientes serán los indicadores que se han utilizado como entradas en el modelo borroso.

Este tipo de técnicas permiten comprobar hasta qué punto las variables independientes consideradas en la investigación clasifican correctamente a los sujetos u objetos.

Los supuestos paramétricos del análisis discriminante consisten en que las variables originales se deben distribuir como una normal multivariante y las matrices de covarianzas deben ser iguales en todos sus grupos. En la práctica es una técnica robusta y funciona bien aunque las dos restricciones no se cumplan (Torrado et al., 2013).

La primera de ellas ya fue estudiada en el análisis factorial y la segunda se ha comprobado utilizando la prueba *M de Box*. El resultado obtenido se aproxima por una *F de Snedecor* y el *p-valor* obtenido ($p<0,05$) confirma que las matrices de varianzas-covarianzas son diferentes. El no cumplimiento de este supuesto paramétrico es especialmente sensible en muestras grandes y en desviaciones de la normalidad multivariante de alguna de las variables. Así pues, teniendo en cuenta la casuística de la muestra empleada en este trabajo, las restricciones necesarias para aplicar el método se cumplen.

Los valores obtenidos indican que existe una función discriminante que permite de forma significativa (Sig = 0,000) clasificar a las explotaciones en los cinco niveles de competitividad (Muy baja, Baja, Media, Alta y Muy alta). La pertenencia de las explotaciones a cada grupo es elevada (correlación canónica = 0,91) y las similitudes entre grupos muy pequeña ($\lambda$ de Wilks = 0,13). Mediante esta función se representa el 96,2% de la varianza.

Las variables independientes que resultan significativas en el modelo discrminante son: MBV/UGM, GA/IV e IV/UGM. Es por este mismo orden el grado de influencia en la función discrminante, que se ha obtenido a través de la matriz de estructura y que ha tenido como resultado los siguientes valores correlativos: 0,92, -0,53 y 0,39, respectivamente.

La función permite discrimar entre grupos porque las medias son diferentes entre ellos, tal y como se ha podido comprobar en la matriz de centroides. En este sentido, los valores negativos de las explotaciones clasificadas en los grupos: Muy baja, Baja y Media, muestran la influencia de las variables seleccionadas. Así, a mayor valor en los indicadores MBV/UGM e IV/UGM y menor en GA/IV (según el signo de la matriz de estructura), más influencia para que las explotaciones se clasifiquen en los grupos: Alta y Muy alta.

Al utilizar los coeficientes de las funciones canónicas discriminantes se obtienen los coeficientes de la función discriminante, que están representados en la Ecuación 17:

**Ecuación 17. Competitividad explotaciones: función discriminante**

$$D = -14{,}43 - 4{,}76\left(\frac{GA}{IV}\right) + 0{,}004\left(\frac{IV}{UGM}\right) + 0{,}57\left(\frac{MBV}{UGM}\right)$$

En la Tabla VI-1 se pueden ver los resultados de la clasificación para cada grupo de competitividad enumerados del 1 (las menos competitivas) al 5 (las que más), que resume la capacidad predictiva de la función discriminante, así como el número de observaciones de cada grupo. Así, las explotaciones de competitividad muy baja son clasificadas correctamente en el 68,8% de los casos, las bajas en el 73,3%, las medias en el 65,4%, las altas en el 85,2% y las muy altas en el 70,4%. En total, la función discriminante consigue clasificar correctamente el 72,4% de las explotaciones.

**Tabla VI-1. Análisis discriminante: resultados de la clasificación.**

| | | | Grupo de pertenencia pronosticado | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Competitividad | 1,00 | 2,00 | 3,00 | 4,00 | 5,00 | Total |
| Original | Recuento | 1,00 | 22 | 8 | 2 | 0 | 0 | 32 |
| | | 2,00 | 2 | 11 | 2 | 0 | 0 | 15 |
| | | 3,00 | 0 | 3 | 17 | 6 | 0 | 26 |
| | | 4,00 | 0 | 0 | 1 | 23 | 3 | 27 |
| | | 5,00 | 0 | 0 | 0 | 8 | 19 | 27 |
| | % | 1,00 | 68,8 | 25,0 | 6,3 | ,0 | ,0 | 100,0 |
| | | 2,00 | 13,3 | 73,3 | 13,3 | ,0 | ,0 | 100,0 |
| | | 3,00 | ,0 | 11,5 | 65,4 | 23,1 | ,0 | 100,0 |
| | | 4,00 | ,0 | ,0 | 3,7 | 85,2 | 11,1 | 100,0 |
| | | 5,00 | ,0 | ,0 | ,0 | 29,6 | 70,4 | 100,0 |

1- Muy baja
2- Baja
3- Media
4- Alta
5- Muy alta

En la Tabla VI-2 se pueden ver los valores de las variables discriminantes según el grupo de competitividad, que serán analizadas con mayor profundidad en los apartados siguientes.

**Tabla VI-2. Competitividad: variables discriminantes**

| | Estimador M de Huber[a] | | | |
|---|---|---|---|---|
| Competitividad | GA/IV | IV/UGM (€) | MBV/UGM (€) | Discriminante (D) |
| Muy Baja | 0,62 | 226,8 | -8,95 | -15,7 |
| Baja | 0,51 | 240,9 | 45,9 | 15,1 |
| Media | 0,40 | 349,3 | 141,0 | 69,2 |
| Alta | 0,29 | 429,6 | 241,9 | 126,7 |
| Muy Alta | 0,24 | 542,2 | 339,8 | 182,6 |

[a] La constante de ponderación es 1,34

En general no se observa una correlación en el tamaño de las explotaciones por estrato de competitividad (Tabla VI-3). En este capítulo se estudiará si al menos a nivel intragrupo existe relación lineal y si estas variables pueden ser parte de una combinación múltiple que ayude a explicar la competitividad de las explotaciones.

**Tabla VI-3. Media y desviación típica: número de animales y superficie por estrato de competitividad**

| Competitividad | UGM | SF |
|---|---|---|
| Muy Baja | 22,5 ±11,5 | 19,1 ± 12,8 |
| Baja | 31,4 ± 9,9 | 21,9 ± 9,0 |
| Media | 25,0 ± 12,1 | 20,6 ± 10,2 |
| Alta | 33,0 ± 13,9 | 27,6 ± 11,6 |
| Muy Alta | 31,3 ± 12,0 | 25,8 ± 7,9 |

## VI.1 COMPETITIVIDAD MUY BAJA

En la Figura VI-1 se puede ver el recorrido a través del modelo borroso de las explotaciones menos competitivas, desde los indicadores iniciales, pasando por las variables intermedias, hasta alcanzar la variable de competitividad. Así, a partir de GA/IV, IV/UGM y MBV/UGM se puede observar el camino crítico que sigue la puntuación de las explotaciones menos competitivas y cómo a su paso se justifican los principales resultados vectoriales del modelo borroso. De acuerdo con el modelado del razonamiento experto desarrollado, lo más destacado es el papel principal que desempeñan las variables intermedias NC, RVG y RGE en la tipificación de estas explotaciones.

Lo más habitual en ellas es que la renta generada por la explotación sea muy baja, una rentabilidad de las ventas de ganado baja y un nivel de costes muy alto. En las tres variables intermedias estas etiquetas corresponden con el peor resultado posible.

Estas características la cumplen la mayoría de las explotaciones menos competitivas tal y como se desprende del grado de activación de la regla correspondiente, que en todos los casos se sitúa entre 0,7 y 0,8. A partir de ahí, otras soluciones son muy poco habituales pero no imposibles. En este sentido, los conjuntos difusos permiten observar que algunas explotaciones consiguen activar condiciones un poco más ventajosas para mejorar la competitividad. Sin embargo, el valor de alfa es tan bajo que explicaría muy pocos casos.

En otro orden de importancia está el gasto en alimentación del ganado, que es el siguiente con mayor capacidad predictiva. A diferencia de las variables intermedias que se acaban de describir, su papel es más secundario, pero ayuda a discriminar entre explotaciones intra-

grupos. Del análisis de esta variable, se ha podido comprobar que lo más habitual en este tipo de explotaciones es que el gasto en alimentación sea muy alto. Esta etiqueta es con diferencia la que más se activa (α=0,4), pero no la única. Otras opciones son posibles cuando la competitividad es muy baja. Así, se pueden encontrar explotaciones con un gasto en alimentación alto e incluso medio. De todas formas, estas soluciones son menos comunes en este tipo de explotaciones, tal y como se puede comprobar con el valor de alfa obtenido, que es bajo (algo superior a 0,2).

Al introducir un nuevo elemento de desagregación en el análisis de los datos se pasa de las variables intermedias a los indicadores iniciales del modelo borroso. En la Tabla VI-2 se pueden ver los resultados medios para los indicadores extraídos del análisis discriminante. Al respecto, en términos de gasto, la alimentación supera la mitad de los ingresos generados por la venta de ganado (GA/IV = 0,62). Mientras que en el apartado de ingresos, las ventas de animales por UGM, son de 226,8 € y el MBV/UGM negativo, de valor 8,95 €.

El tamaño de este tipo de explotaciones es pequeño, tanto en lo que a número de animales se refiere, de media 22,5 UGM, como en lo que superficie forrajera tienen a su disposición, que es de 19,1 Ha. Sin embargo la variabilidad es alta y no se puede concluir que sólo los tamaños pequeños de explotación condicionan la competitividad de la explotación. En este sentido hay un 25% de las explotaciones que cuentan con más de 30 UGM y una superficie forrajera media de 22,5 Ha y otro 25% que tiene menos de 15 UGM y de 12,7 Ha.

Para obtener mayor precisión se ha analizado el tamaño de estas explotaciones sobre la competitividad a partir del desborrosificador *Centro de gravedad*. La diferencia entre la puntuación de las más pequeñas (8,39) y las más grandes (16,14) ha permitido comprobar, que las explotaciones que se sitúan por tamaño en el percentil 75 (que tienen más de 30 UGM y una superficie media superior a 22,5 Ha), están más próximas a obtener un nivel de competitividad superior.

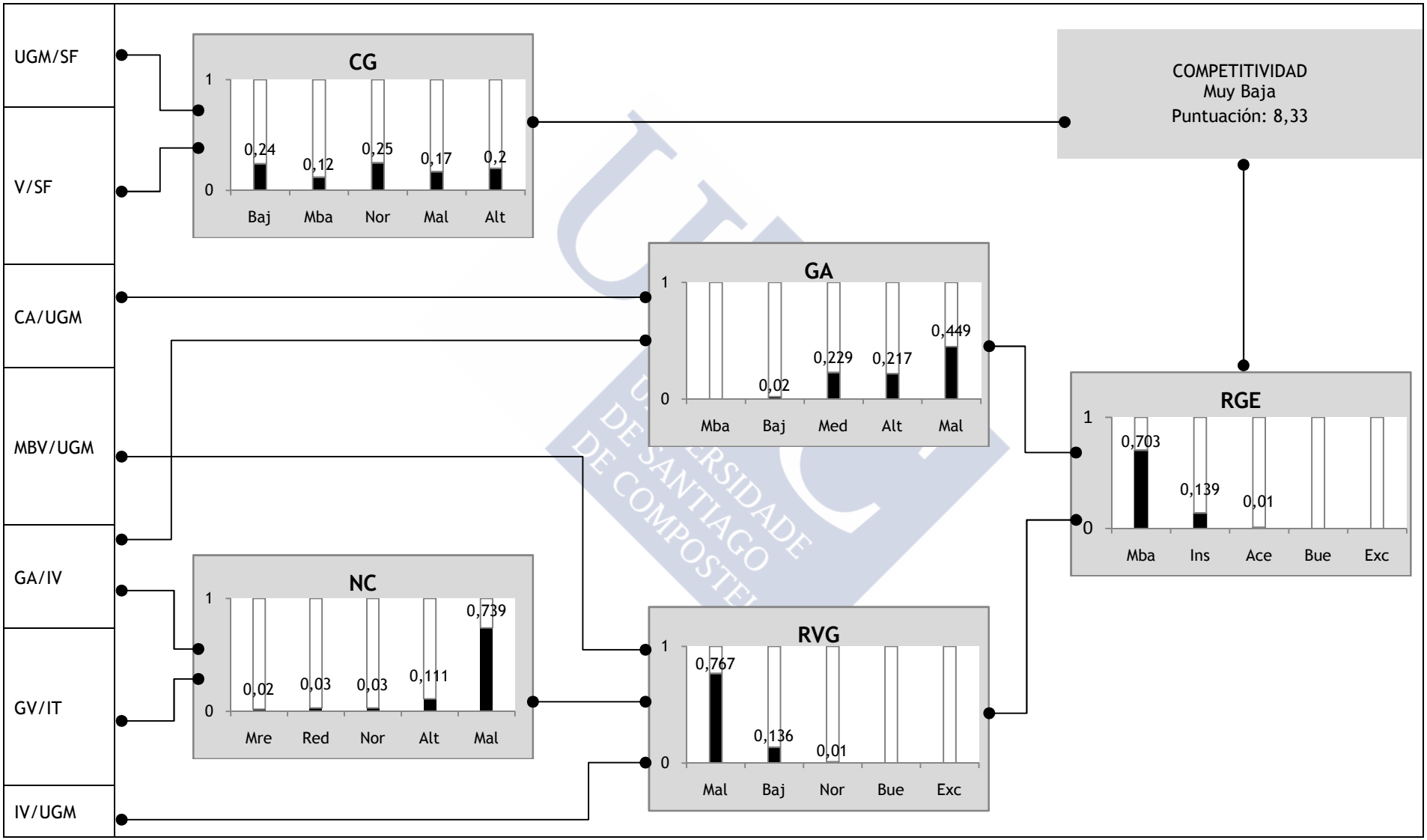
Los elementos que ayudan a explicar esta afirmación se pueden encontrar en algunos de los indicadores que no resultaron ser significativos en la clasificación. Sin embargo, alguno de ellos resulta ahora importante para comprender comportamientos intra-grupos. Este es el caso del gasto en alimentación por UGM, que ha resultado ser mucho más elevado en las explotaciones más pequeñas (179,5 €) que en las grandes (121,1 €).

Otra característica diferenciadora es el bajo volumen de negocio, medido por los IV, que es de media 5.186 € por explotación. La correspondencia con el margen bruto indica que los ingresos sólo pueden aproximarse a los gastos, de manera que el beneficio llega de la mano de las subvenciones, que de media son de 6.019 euros. Por este motivo, la posibilidad de realizar inversiones o la contratación de mano de obra cualificada, sería muy escasa.

La principal vía de apoyo público de estas explotaciones, descontando las subvenciones de capital, es mediante ayudas del primer pilar de la PAC, que aportan 6,1 € por cada 3,9 del segundo.

USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

**Figura VI-1. Variables intermedias: competitividad Muy Baja**



## VI.2 COMPETITIVIDAD BAJA

Las explotaciones con un nivel de competitividad *baja* se caracterizan principalmente por una *insuficiente* RGE y una *baja* RVG. Este resultado es el más habitual, tal y como se desprende de los valores de activación de las etiquetas (0,58 y 0,54 respectivamente) respecto a otras soluciones, que en todo caso están más próximas a una RGE *Muy baja* y una RVG *Mala*.

Las variables intermedias que les preceden explican la heterogeneidad en el nivel de gasto realizado por las explotaciones de competitividad *baja*, que se hace extensible tanto al NC como al GA. Tanto es así que llegan a activarse todas las etiquetas posibles, aunque alguna de ellas es prácticamente nula (valores de $\alpha < 0,1$). Aún así y a pesar de la variabilidad encontrada, es fácil identificar los principales resultados, que indican que el NC tiende a ser *Muy alto* ($\alpha$=0,39) y el GA de tipo *Medio* ($\alpha$=0,43).

Por lo tanto, una de las causas que explica la mejora de la competitividad respecto al grupo anterior es la reducción del GA (105,1 €/UGM, -42%), que pasa de *Muy alto* a *Medio*. Esta situación ocurre en la mayoría de las explotaciones. Sin embargo, otras opciones son posibles y en este sentido la heterogeneidad de GA observada es considerable en este grupo (se activaron todas las etiquetas posibles pero con valores de $\alpha$ poco importantes). Por su parte, el resto de los costes variables también es ahora más bajo (75,9 €/UGM, un -26%) y aún así, el NC sigue manteniéndose *Muy alto*.

Otra característica derivada de la aplicación de este modelo es que no hay una explotación tipo en lo que a CG se refiere. El elenco de posibilidades es amplio y ninguno de los valores de activación de las etiquetas permite extraer conclusiones. En todo caso parece existir una cierta tendencia dentro del grupo hacia sistemas de producción más intensivos. En concreto la más repetida es una CG muy alta, con $\alpha$=0,31.

Al seguir desagregando la información, el siguiente paso lleva a los indicadores de entrada en el modelo borroso. En la Tabla VI-2 se puede ver los valores medios que toman las variables de discriminación, así como el valor de la Ecuación 17.

Las principales diferencias respecto al anterior grupo es que estas explotaciones consiguen mejorar ligeramente los resultados de GA/IV, IV/UGM y MBV/UGM. De los tres, el que más ha cambiado es el GA, que ahora es prácticamente la mitad de los IV (0,51) y

unido a la mejora de los IV en 14 € por UGM ha permitido que el MBV/UGM haya pasado de ser negativo (-8,9 €) a 45,9 € y que el valor del discriminante (D) sea más elevado.

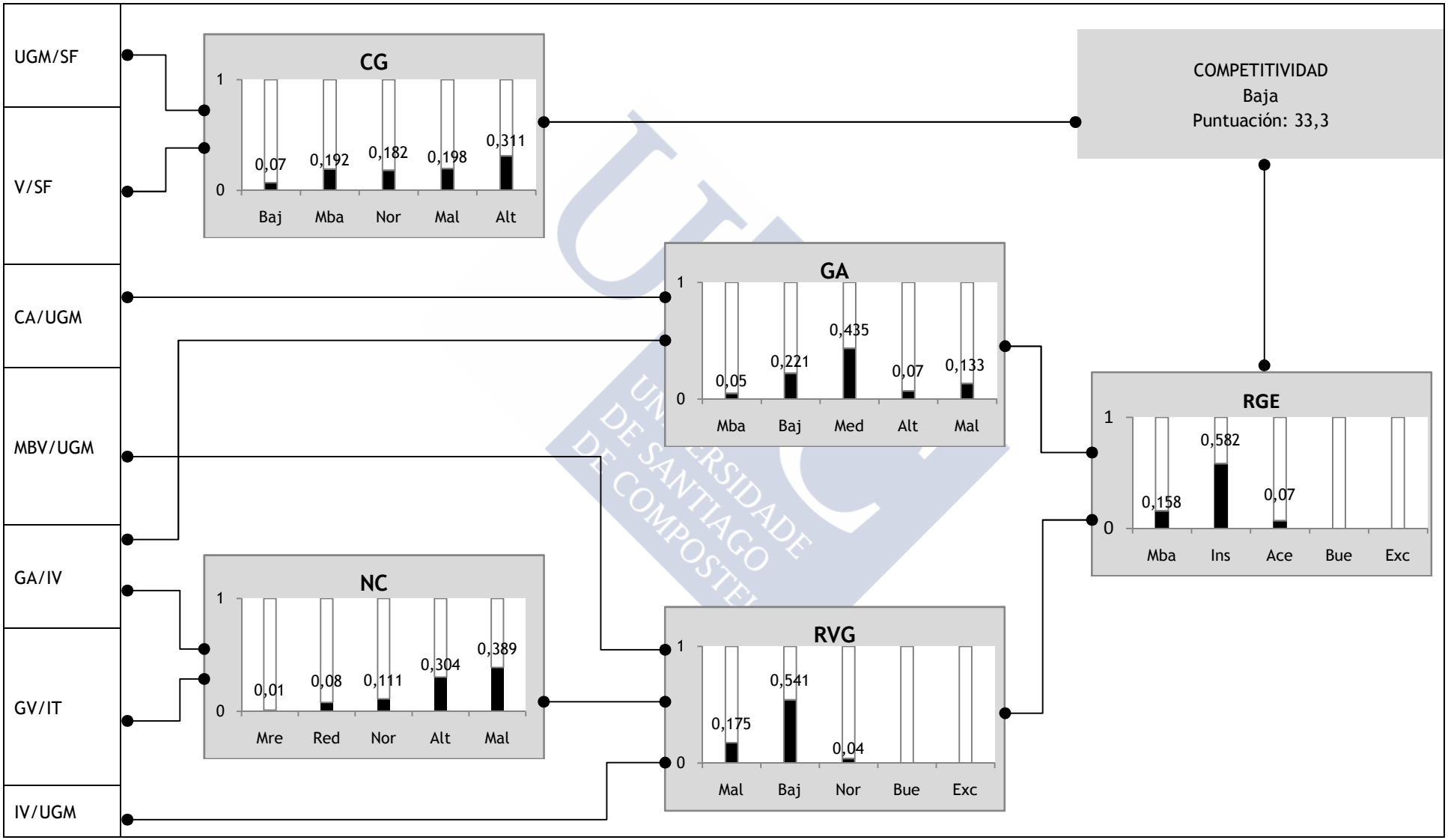
Los resultados vectoriales de las variables intermedias obtenidos para las explotaciones clasificadas en este grupo se pueden ver en la Figura VI-2 y los resultados de las variables discriminantes en la Tabla.

El tamaño de explotación tipo en este estrato corresponde a la utilización de 31,4 UGM y 21,9 Ha de superficie forrajera, cuando se toma como referencia el resultado de la tendencia central. Sin embargo, estos valores deben ser tomados con prudencia, pues la variabilidad encontrada es alta, tanto en el caso de los animales (el valor de la desviación típica es de 9,9), como en la superficie forrajera (9,0).

Entre las diferentes opciones que se dan por tamaño, no se observa que exista relación lineal intra-grupo entre las variables UGM y SF con el valor de competitividad (en el análisis de regresión lineal múltiple y después simple, se ha utilizado como variable dependiente el valor obtenido con el desborrosificador *Centro de masas*), ni tampoco con el número de terneros. Los valores de correlación son tan bajos (en todos los casos < 0,12) que ni siquiera es posible hacer una clasificación por subgrupos como entre las explotaciones menos competitivas.

En términos económicos la solvencia de las explotaciones de este grupo es un poco mejor que en el caso anterior tal y como se puede observar a partir del MBV/UGM, que ahora es de 45,9 €. El volumen de negocio es de media de 7.853 € y las explotaciones siguen siendo dependientes de otras actividades complementarias y/o subvenciones para completar la renta familiar. Por su parte, el apoyo público es importante al suponer más del doble de los IV (54,3%).

**Figura VI-2. Variables intermedias: competitividad Baja**



## VI.3 COMPETITIVIDAD MEDIA

En este grupo de competitividad se encuentran aquellas explotaciones con una RGE *Aceptable* y una RVG *Normal*. En ambos casos es el resultado más generalizado, tal y como se desprende del valor de activación correspondiente (0,59 y 0,62 respectivamente) y además, la posibilidad de encontrar otra solución es muy reducida tal y como se puede observar a partir de los resultados de α para estas opciones, que es de 0,1 o menor.

Entre los resultados iniciales, el análisis vectorial permite ver una reducción del NC respecto al grupo anterior, que ha dejado de ser *Muy alto* para concentrarse de forma ascendente sobre las etiquetas centrales (*Reducido*, *Normal* y *Alto*). A pesar de las distintas posibilidades, que indican que existen explotaciones con un NC muy variable, la tendencia tiende a ser *Alto*, según se puede comprobar con el resultado de activación de cada una de las etiquetas (0,21, 0,33 y 0,41 respectivamente).

Al descomponer el NC se puede extraer una mejora de estas explotaciones respecto al grupo anterior, que consiste en una reducción de la parte de los costes variables que no tienen que ver con la alimentación, pues este tipo de gasto (GA) sigue siendo de tipo *Medio*.

Por su parte, las explotaciones con competitividad *Media* tienen una CG muy heterogénea y ausencia de relación lineal aparente. Sin embargo, la variabilidad de observaciones que muestra el resultado vectorial tiene un cierto sesgo hacia explotaciones de tipo extensivo (los valores de α más elevados (entre 0,15 y 0,37) se concentran en las etiquetas *Muy Baja*, *Baja* y *Normal*.

En el siguiente nivel de desagregación se encuentran los indicadores de entrada en el modelo difuso. La cuantificación de estas variables permite observar cambios importantes respecto a las explotaciones tipificadas en los grupos anteriores, el principal es el aumento de los IV/UGM (+33%, 349 €/UGM).

Otro cambio se observa al descomponer el GA en sus preceptores. Antes se comentaba que seguía siendo *Medio*, como en las explotaciones del grupo anterior. Sin embargo, al descomponer esta variable se puede comprobar que se está produciendo una mejora, ya que, por un lado, se reduce el gasto en alimentación sobre los ingresos de venta (-21,6%, 0,40) y por otro, aumenta el GA_UGM (19,7%, 139,5 €/UGM), que puede ser debido a un incremento del número de animales, a un mayor peso vivo o a una mayor calidad.

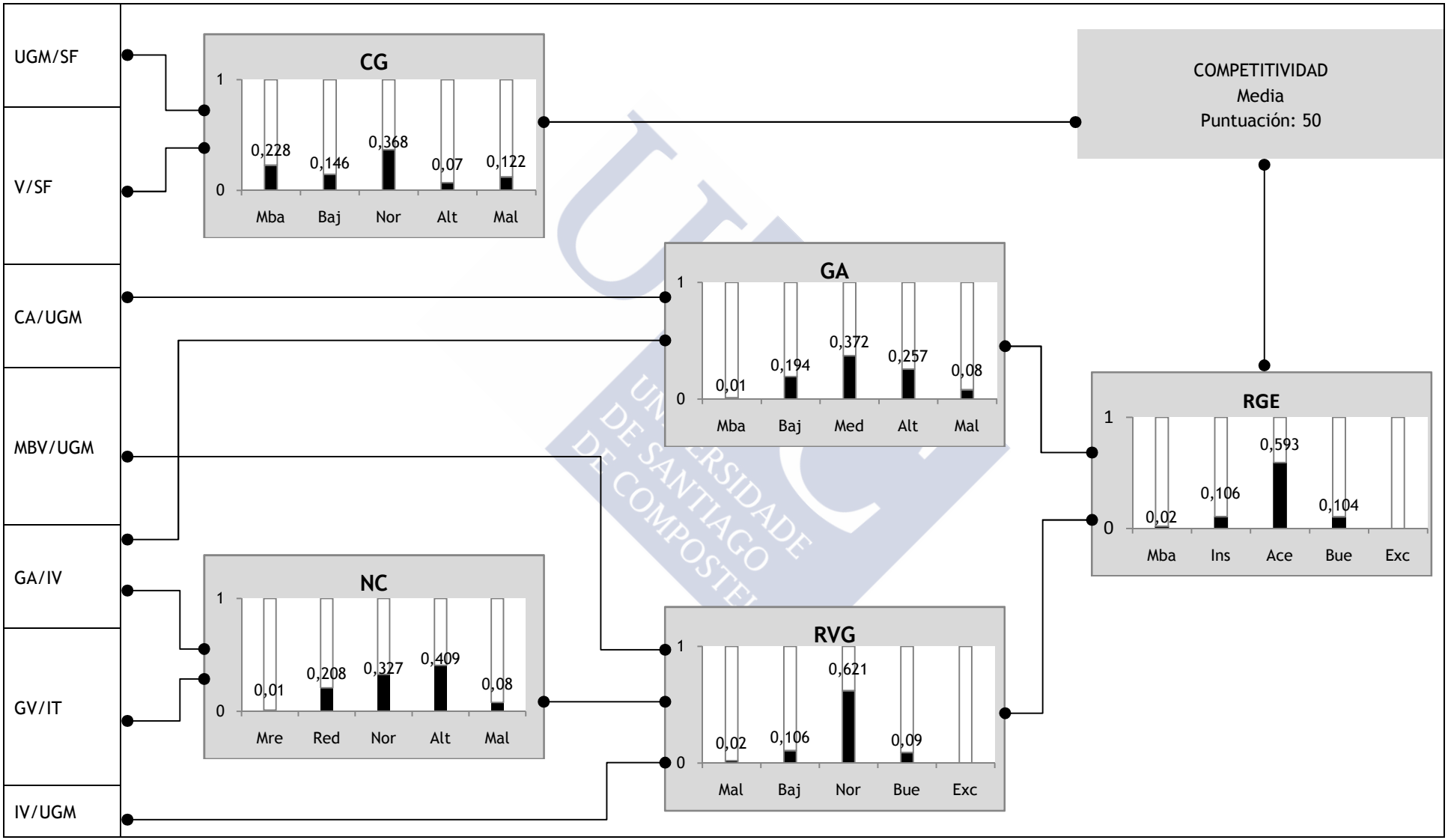
El resultado de combinar ingresos de ventas y gastos variables permite que el MBV/UGM mejore en este grupo hasta alcanzar un balance positivo por valor de 141 €/UGM. En la Tabla VI-2 se muestra el resumen de los resultados medios de las variables discriminantes y de la Ecuación 17 para las explotaciones de competitividad *Media*.

El número medio de animales es de 25,0 UGM y de 20,6 Ha de superficie forrajera. Sin embargo la variabilidad es elevada en ambos indicadores (las desviaciones típicas son de 12,1 y 10,2 respectivamente) y por lo tanto no es demasiado realista, a pesar de que se han utilizado estimadores robustos de tendencia central (*M de Huber*). Así, coexisten explotaciones con menos de 10 UGM hasta otras que tienen más de 50, que utilizan desde algo menos de 7 Ha a más de 39 de superficie forrajera.

Tampoco se ha observado que exista linealidad intra-grupo entre estas dos variables y la competitividad (utilizando como variable dependiente los resultados obtenidos con el desborrosificador *Centro de máximos*). Por lo tanto, no se ha encontrado una explotación tipo (por tamaño) que pueda caracterizar un grado de competitividad medio.

El MBV/UGM se mantiene en niveles muy similares al grupo anterior cuando se tiene en cuenta la media y las limitaciones que conlleva. Así medida, el valor obtenido es de 7.789 € y no refleja el importante incremento que los IV/UGM han adquirido en este grupo. El capítulo de ingresos se completa con una media de 9.323 € en subvenciones.

**Figura VI-3. Variables intermedias: competitividad Media**



## VI.4 COMPETITIVIDAD ALTA

El resultado del análisis vectorial en las explotaciones de competitividad *Alta* muestra un rasgo característico en las variables intermedias estudiadas, compartido por la mayoría de las observaciones y definidos por unos niveles de activación que permiten clasificar con claridad la RGE (*Buena*), la RVG (*Buena*) y el NC (*Reducido*). Los valores obtenidos de α son: 0,64, 0,65 y 0,68 respectivamente y la posibilidad de encontrar otro tipo de soluciones es muy poco frecuente, en concreto se trata de valores que se sitúan próximos a la frontera de estos intervalos y consiguen activar ligeramente las etiquetas anterior y posterior.

Respecto al grupo de competitividad anterior, la mejora observada ha consistido en incrementar la RGE y la RVG hasta alcanzar la siguiente etiqueta de clasificación y en reducir el NC en una. Además, los resultados que obtienen las explotaciones son más homogéneos, sobre todo en lo que a gastos variables se refiere ya que ahora la activación de etiquetas está más centrada en dos posibles opciones, mientras que en el caso anterior eran tres. Al descomponer el gasto realizado, el GA es más heterogéneo que el NC y esta variabilidad viene explicada por las diferencias entre los indicadores que les preceden: el GA/UGM, la parte de los costes variables que no tiene en cuenta la alimentación y en menor medida el efecto de las subvenciones (el efecto de GV/IT dado por el experto es menor que el aportado por GA/IV). Para comprobarlo se puede observar las diferencias en el resultado vectorial entre GA y NC para ver que difieren.

Los valores medios de los indicadores que permiten discriminar entre grupos de competitividad se pueden ver en la Tabla VI-2. De los resultados obtenidos se puede apreciar que los ingresos por ventas siguen aumentado por encima de los gastos variables, hasta alcanzar los 241,9 €/UGM de MBV, que supone un incremento respecto al grupo anterior del 71,6%.

Otras variables económicas indican también una mejora competitiva, como el GA/UGM, que se ha reducido hasta una media de 122 € o el GV/IC que también es ahora menor (0,16). Sin embargo como sucedía en casos anteriores, la variabilidad de resultados entre explotaciones es alta en el caso del GA/UGM y la media debe ser analizada con cautela. En concreto la desviación típica es de 27 €/UGM.

Dentro del grupo no se observa linealidad entre esta variable y la competitividad r=0,2) ni tampoco en los resultados de la CG. Los resultados vectoriales de estas explotaciones son

prácticamente iguales que en el caso anterior, mucha heterogeneidad y ligera concentración hacia sistemas extensivos. Llama la atención que los valores de α son casi iguales que cuando la competitividad era de tipo medio. Se activan todas las etiquetas, pero entre las soluciones, las tres primeras: *Muy baja*, *Baja* y *Media* son las más habituales (los valores de activación fueron: 0,22, 0,18 y 0,36 respectivamente).

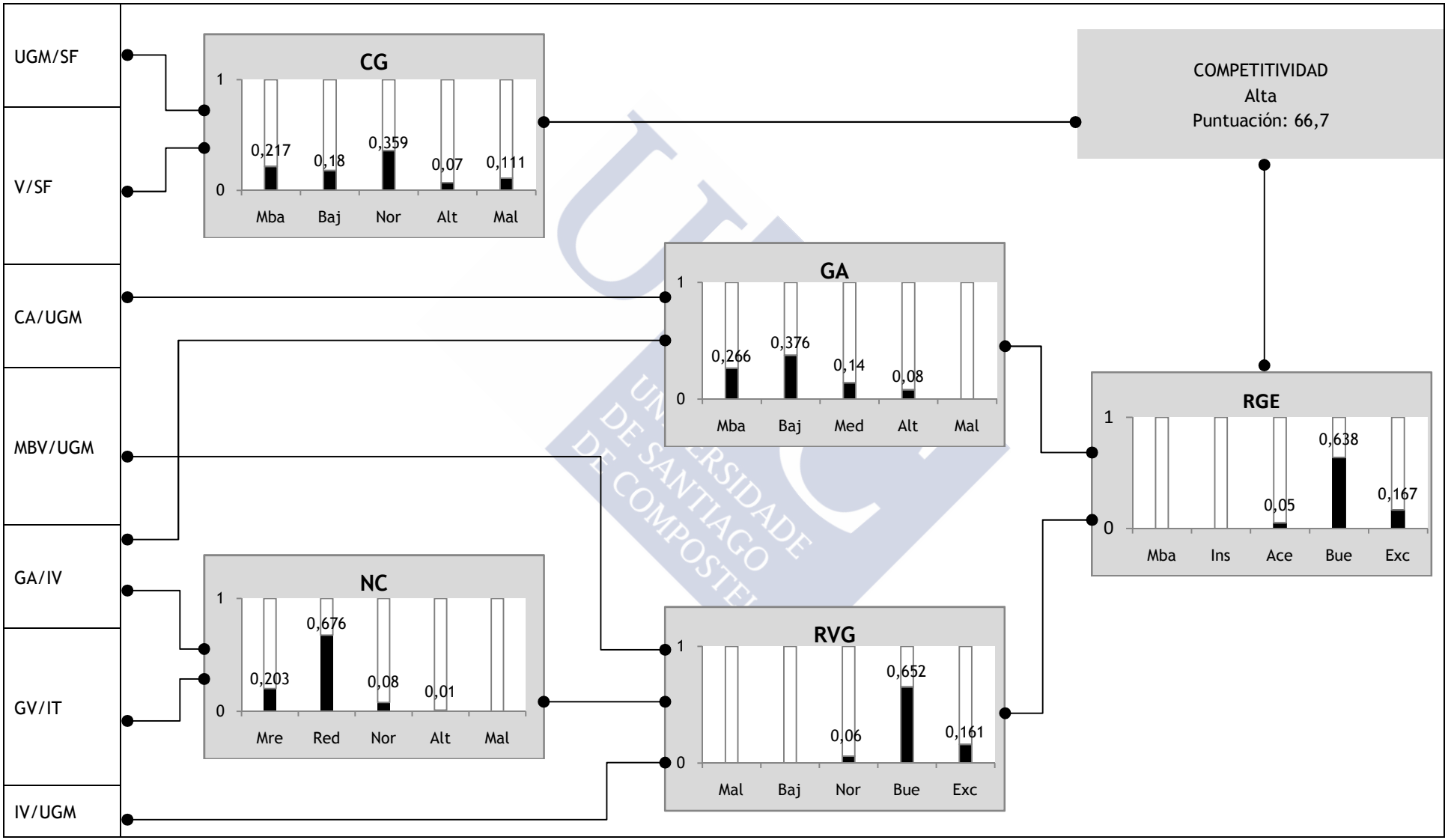
Los ingresos corrientes medios de estas explotaciones suman 28.704 €, que suponen un incremento considerable (+83,5%) respecto al resultado que se obtiene cuando la competitividad es *Media*. El origen es prácticamente a partes iguales entre las subvenciones (52,1%) y los ingresos por venta de animales (47,9%).

Al descomponer la CG en sus indicadores preceptores (UGM/SF de 1,26 y V/SF de 0,77) tampoco se encuentra relación intra-grupo con el valor de competitividad alcanzado, al obtener valores de correlación muy bajos: 0,01 y 0,00 respectivamente. Y lo mismo ocurre al deshacer estas ratios. Los valores de correlación para UGM, SF y V fueron: 0,01, 0,04 y 0,05 respectivamente.

El tamaño medio es de 33 UGM y la SF de 27,6 Ha. Así medido se aprecia un incremento importante (+32%) cuando la competitividad de las explotaciones pasa de ser *Media* a *Alta*. Pero como en casos anteriores, la variabilidad de resultados es considerable e incluso superior a la obtenida en el estrato anterior. En el caso de las UGM la desviación típica es de 13,9 y en el de la SF de 11,6.

USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

**Figura VI-4. Variables intermedias: competitividad Alta**



## VI.5 COMPETITIVIDAD MUY ALTA

En este apartado se describen los resultados de las explotaciones con el mejor resultado posible en lo que a competitividad se refiere. La primera característica es la uniformidad de la RGE y la RVG, en ambos casos, el resultado vectorial se centra en la etiqueta que las califica como *Excelente*, como consecuencia del buen comportamiento obtenido en el indicador MBV/UGM (339,8 €). En este sentido, el resultado se optimiza porque los ingresos por ventas crecen hasta los 17.116 € (+22,2%) y los gastos variables se mantienen en niveles muy similares a los obtenidos en el grupo anterior (6.127 € de media; +2,0%).

La partida de gastos va desde explotaciones con un NC *Muy reducido* a *Reducido*, siendo la segunda opción la más habitual (los valores de activación fueron 0,38 y 0,51 respectivamente). Este tipo de resultados se obtiene cuando el GA es aproximadamente una cuarta parte de los IV (0,24) y además los GV están por debajo de una quinta parte de los IC (0,18).

Los resultados mostrados de estas ratios (GA/IV y GV/IC) son homogéneos en las explotaciones de mayor competitividad, pues los resultados de la desviación típica para cada una de ellas así lo confirman (0,05 en ambos casos). Sin embargo, al descomponer las ratios se ha observado que el GA y los IV son algo más variables, tal y como se desprende del resultado del coeficiente de variación, que es mayor (39,5 y 35,4% respectivamente frente al 20,8 y el 29,4% del GA/IV y el GV/IC).

Cuando el análisis se concentra en el GA, los resultados son más variables pero similares al NC. Es fácil reconocer que la mayoría de explotaciones de este grupo se caracterizan por tener un GA *Muy bajo* o *Bajo* y que al igual que ocurría con el NC, los valores de α se distribuyen de forma similar, en el sentido de dar más importancia a la segunda opción (0,27 y 0,35 respectivamente). En la formación del GA se ha dado peso también al GA/UGM. El comportamiento de este indicador, en cuanto a variabilidad, es similar al del resto de costes y su valor medio es de 125 €.

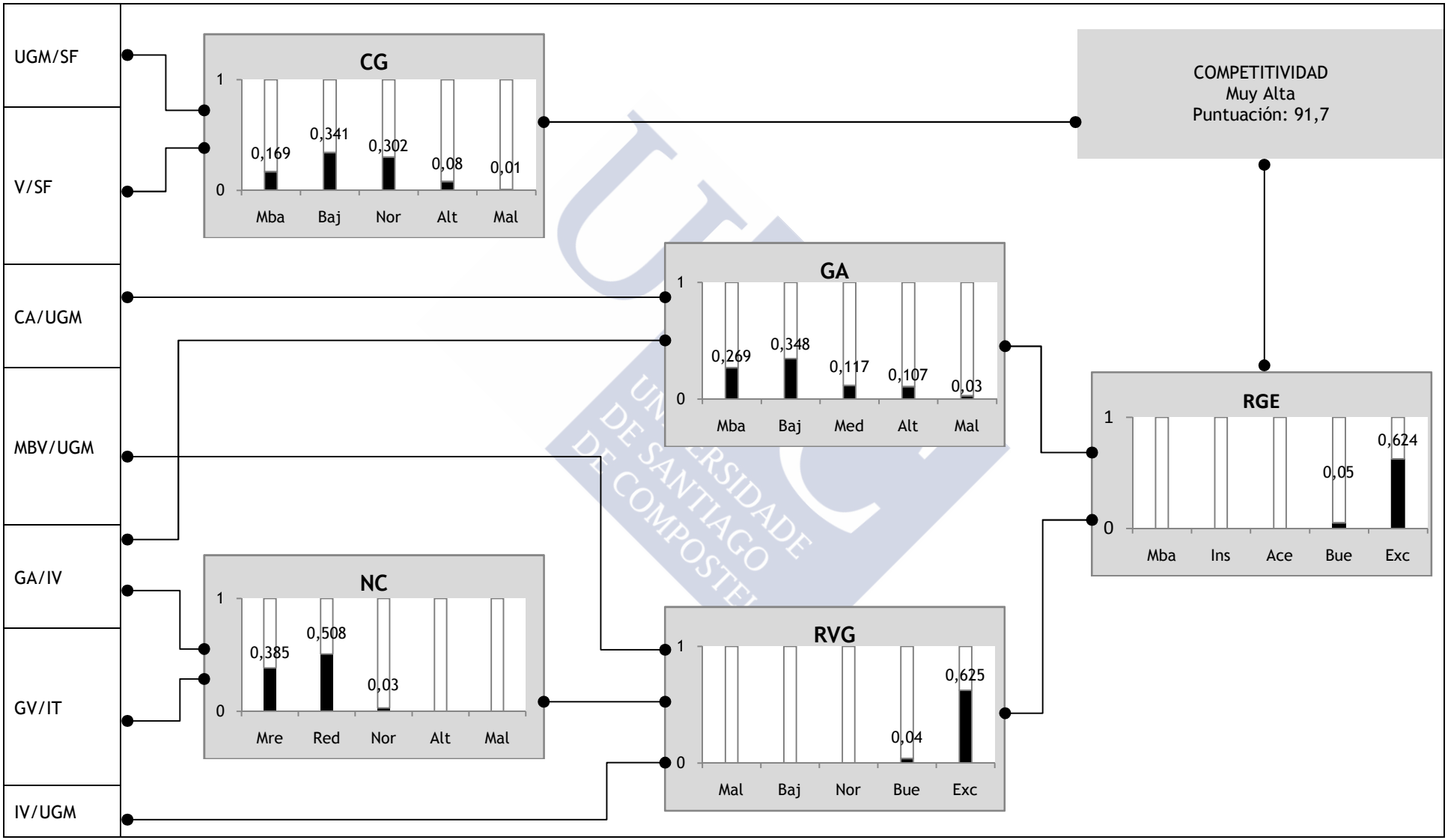
Respecto al grupo anterior, el resultado de la Ecuación 17 indica que las explotaciones de competitividad *Muy alta* obtienen valores próximos a 183. La evolución es consecuencia del GA/IV que ha disminuido hasta 0,24 y de que los IV/UGM y el MBV/UGM aumentaron un 26,2 y un 40,5% respectivamente. Los resultados medios de las variables discriminantes se pueden ver en la Tabla VI-2.

La CG que mejor define a estas explotaciones es la de tipo *Baja*, oscilando entre niveles de *Muy Baja* hasta *Normal*, mientras que las soluciones con CG *Altas* o *Muy Altas* son prácticamente inexistentes en este grupo de competitividad. El valor medio obtenido a través de sus variables precursoras es de 1,22 UGM/SF y de 0,79 V/SF. Al desagregarlas se puede obtener el tamaño medio, que estaría definido por 31,3 UGM y 25,8 Ha de SF y por lo tanto, los valores obtenidos son ligeramente inferiores al grupo anterior. Sin embargo, la probabilidad de encontrar explotaciones pequeñas es más reducida que en el caso anterior. Para ello basta con tomar como referencia el resultado del percentil 10. En esta probabilidad, el valor de UGM pasa de 14,2 a 17,3 y la SF de 12,4 a 17,1 Ha.

Las explotaciones más pequeñas (n=4) por número de animales (<20 UGM) lo son también por superficie forrajera (<20 Ha). Dos de estas explotaciones obtienen un MBV/UGM elevado porque el GA/UGM es muy bajo, lo cual es discordante con la distribución de las tierras, que es más abundante en forma de pastos permanentes que en prados de más de 5 años (el resto del grupo posee una parte mucho más importante de prados). Por su parte, las otras dos explotaciones se caracterizan por unos IV/UGM que están muy por encima de la media. En este caso, no se dispone de información complementaria para analizar con más profundidad el resultado obtenido. No obstante, al tratarse de casos aislados, podrían ser explotaciones que están introduciendo cierto ruido.

Los ingresos totales en este tipo de explotaciones son de 34.716 €, un 45,9% corresponde a los ingresos por venta de animales y los 18.775 € restantes proceden de las ayudas comunitarias.

**Figura VI-5. Variables intermedias: competitividad Muy Alta**



USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO VII:

# DISCUSIÓN DE RESULTADOS

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# VII Discusión de resultados

## VII.1 ANÁLISIS DE CONSISTENCIA DE LOS INDICADORES

La base de datos de los CES contiene una información a nivel explotación con datos productivos y económicos que pueden resultar de gran interés para el estudio sectorial.

Cuando se pretenda utilizar esta base de datos hay que tener en cuenta las limitaciones existentes para medir la dimensión empresarial de las explotaciones y sus principales características. Esta problemática se puede resumir en: ausencia, desajustes o escasa fiabilidad de algunas variables.

La ausencia de algunas variables supone una limitación a la hora de abordar un análisis de las cuentas de la explotación. En concreto, los costes indirectos, las amortizaciones y el coste de la mano de obra (familiar y asalariada).

En cuanto a los desajustes, se han observado incoherencias en el número de ventas de animales. Así, el registro llevado en el capítulo de ingresos de la cuenta de resultados de la explotación, no coincide con el declarado en el Registro de Explotaciones Ganaderas (REGA).

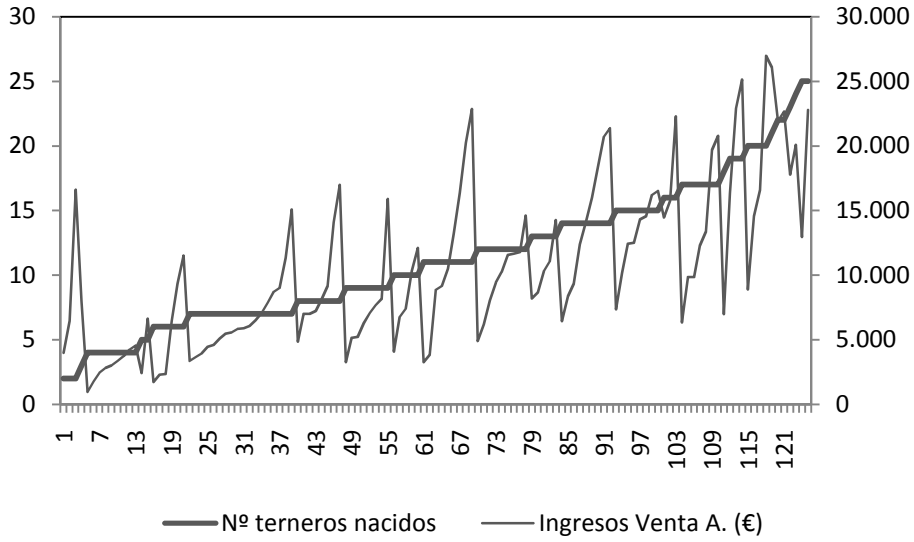
El ganadero no comunica todas las salidas de animales. De esta forma, el desfase que se produce entre lo vendido y lo que figura en el REGA es en muchos casos muy elevado. Tanto es así, que sólo en 8 de las 128 explotaciones, que finalmente forman parte de la muestra de este trabajo, el valor coincide. También llama la atención la ausencia de movimientos de animales en algunas explotaciones. Se trata de los casos más extremos y no por ello menos frecuentes. En concreto, se han encontrado 44 observaciones en esta situación.

En este apartado se ha realizado una evaluación de la consistencia de los datos, que ha consistido en la verificación de si todas las explotaciones de la muestra almacenan valores posibles de los respectivos indicadores.

Al tratarse de indicadores que relacionan aspectos productivos con otros económicos, se emplearon dos tipos de comprobaciones. La primera consistió en relacionar el número de terneros nacidos con los ingresos por la venta de ganado y la segunda en comparar el número

de UGM con el coste de alimentación. En ambos casos el resultado esperado es que a medida que aumenta una de las variables lo haga la otra también.

**Gráfico VII-1. Terneros nacidos vs Ingresos por la venta de animales**




En el gráfico se puede ver que existe una tendencia positiva a incrementar los ingresos por la venta de animales a medida que la explotación cuenta con un mayor número de terneros nacidos. En este sentido, la correlación bivariada de Pearson es significativa y de valor 0,713. Sin embargo, las oscilaciones entre variables son muy pronunciadas en algunos casos. En concreto, algunas explotaciones muestran unos ingresos por venta de terneros impropios al número de nacidos, tratándose de actividades de cría. Este tipo de incongruencia lleva en algunas observaciones a la sobreestimación de los ingresos y en otras a una infravaloración. En ambos casos se puede intuir que existe error en la medida, que puede ser debida a uno de los dos indicadores o a los dos.

En el análisis exploratorio ya se habían encontrado ciertas evidencias respecto a la fiabilidad de algunas de las variables de los cuadernos del CES. En concreto cobran ahora especial interés las incongruencias entre lo declarado como ingresos por la venta de animales en la cuenta de resultados y las salidas de animales que figuran en el REGA. Cuando se produce esta situación, el importe de venta de las facturas es por un número de animales muy superior al de salidas de la explotación que figura en el REGA. Entre los dos, el de la cuenta de resultados guarda más relación con el número de vacas y los posibles niveles de fertilidad en un año natural.

Por otro lado, el número de terneros nacidos que figura en el REGA es especialmente bajo en algunas explotaciones y no se corresponde con las posibilidades biológicas de las mismas, al tener un número de vacas muy superior. Aún así, esta situación podría ser factible en modelos de producción que compran terneros para el cebo. Sin embargo no es lo habitual en explotaciones de cría en Galicia.

Otra posibilidad es que los terneros lleguen de otra explotación que pertenece al mismo titular pero que tiene distinto CEA. Estos casos son poco habituales en la muestra y además no explican la anormalidad en el número de terneros nacidos.

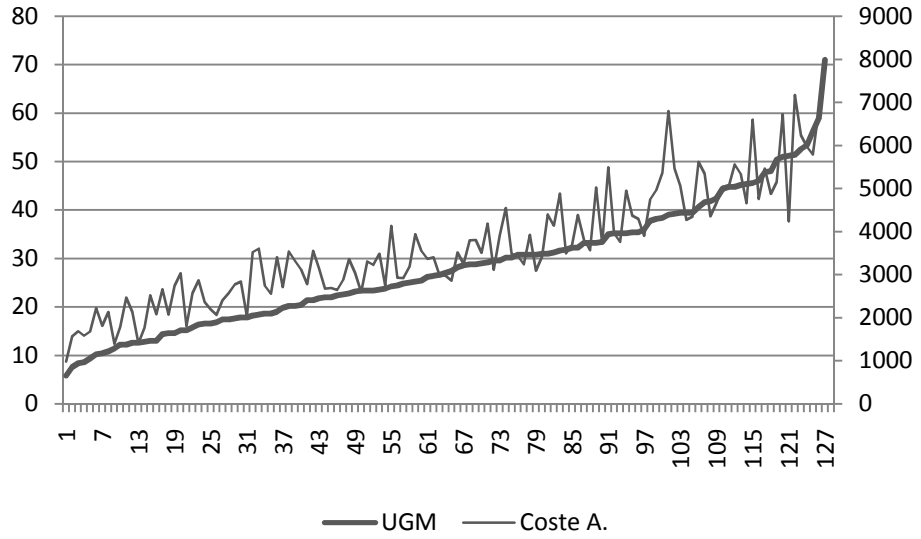
Advertidas este tipo de carencias, se ha decidido excluir de la discusión de resultados el indicador TN_V.

El segundo indicador de consistencia (UGM vs CA) muestra un resultado más estable. Se puede ver que a medida que la explotación tiene un número de animales mayor el coste de alimentación total crece. La correlación de Pearson bivariada es significativa y de valor 0,919.

Las oscilaciones que se pueden observar en el Gráfico VII-2 no son tan elevadas como en el caso anterior y en todo caso, ayudan a explicar las variaciones que diferencian a las explotaciones y que son objeto de estudio a la hora de determinar el nivel de competitividad.

En este caso se considera oportuno mantener el indicador GA_UGM.

**Gráfico VII-2. UGM Vs Coste de alimentación**



La detección de estas explotaciones se ha realizado utilizando estratos por UGM divididos en 10 grupos iguales. Para cada uno de los grupos se calcularon los percentiles 25 y 75 de los ingresos por venta de animales y se eliminaron todas las explotaciones que obtenían valores por debajo y por encima de este intervalo.

Por este motivo se ha filtrado de nuevo el número de explotaciones que pueden servir de base para la construcción del controlador borroso que se pretende diseñar.

### VII.2 FUNCIONALIDAD DEL CONTROLADOR BORROSO

La medida de la competitividad que realiza este controlador borroso está fuertemente ligada al Margen Bruto de Ventas de la explotación. Por lo tanto, la interpretación de la competitividad no ha podido ser abordada desde un punto de vista más integral, como sugiere parte de la bibliografía mencionada en los antecedentes de este trabajo.

En cuanto a las generalidades en el funcionamiento, al introducir los valores en las variables de entrada se puede observar que la sensibilidad de los diferentes indicadores es muy heterogénea. El más destacado es el MBV/UGM y esto se debe al resultado de modelar el razonamiento del experto. De esta forma, cuando este indicador tiene un resultado negativo, la competitividad de la explotación siempre será considerada por el controlador borroso como *Muy baja* y a medida que va aumentando, la valoración de la explotación será más positiva.

El mayor peso que se le ha otorgado a este indicador, hace que las variaciones en los valores de entrada del resto de indicadores puedan llegar a ser inapreciables sobre el resultado escalar de la variable final "Competitividad" o incluso que el valor no varíe nada.

Esto no significa que el resto de indicadores no aporten información, si no que el controlador ha sido diseñado para poder discriminar entre explotaciones que tienen puntuaciones similares. La interpretación de estas soluciones se encuentra en el resultado vectorial que proporcionan las variables intermedias.

Otra consideración a tener en cuenta es la utilidad del controlador borroso en el tiempo. Fue diseñado mediante una parametrización estática de los indicadores de entrada y en este sentido, el trabajo se ha planteado para la situación del vacuno de carne en Galicia en el año 2010. Por lo tanto, si se pretende utilizar la aplicación informática en años sucesivos es necesario tener en cuenta el proceso de reestructuración del sector, las situaciones

coyunturales y/o la evolución de los precios percibidos y pagados por los ganaderos. Esto significa que las particiones de los indicadores iniciales caducan y que deben ser revisados.

Una alternativa a esta revisión es una posible mejora de este controlador borroso, que consistiría en desarrollar un módulo de aprendizaje, mediante el cual, los datos introducidos quedan guardados en la aplicación y posteriormente los utiliza para recalcular las nuevas particiones borrosas. Este tipo de mejora estaría especialmente indicada en el caso de utilizar el programa de forma continua e introduciendo un número de explotaciones similar al utilizado en esta muestra o superior.

Los operadores que se pueden utilizar cuando se utiliza una estructura de Mamdani son varios. Todos cumplen los axiomas de idempotencia, monotonía, conmutatividad y asociatividad, que se exige en los modelos borrosos. Por lo tanto, a la hora de elegir uno u otro operador, lo que se ha de exigir es que su comportamiento simule de la mejor forma posible el razonamiento del experto (Bendaña, 2002).

En este trabajo, la discusión de los operadores se ha basado además en una medición de las diferencias entre los resultados escalares que se obtiene con cada operador, utilizando la prueba de Wilcoxom.

En la agregación de premisas, las soluciones encontradas que mejor han simulado el razonamiento del experto han sido aquéllas en las que los parámetros de compensación de los operadores *min-max* y *min-AVG* permanecen en el cero, en contra de los resultados obtenidos en otros trabajos. Alguno de ellos (Von Altrock, 1996) cifra el valor óptimo de $\lambda$ entre 0,1 y 0,4 y en otros se pueden ver casos particulares de estudio, como el de Bendaña (2002), que ha encontrado la mejor solución en valores comprendidos entre el 0,3 y el 0,5.

Desde el punto de vista estadístico no se han encontrado diferencias a la hora de aplicar estos dos operadores: *min-max* o el *min-AVG*.

Sin embargo, se ha podido observar que a medida que la incertidumbre de pertenencia a un conjunto borroso aumenta también lo hacen las diferencias en el resultado vectorial que se obtienen con los operadores. En todo caso son variaciones muy pequeñas que llegan a ser inapreciables en el resultado escalar y la solución adoptada fue la utilización del operador *min-max*.

En este sentido, cuando se necesita trabajar con una precisión muy elevada, será necesario buscar un valor de λ, que además de satisfacer el razonamiento del experto, deberá minimizar las diferencias entre las casuísticas de los datos de entrada.

Una vez superada la agregación de premisas, el siguiente paso es agregar las salidas y tal y como se ha visto en otro capítulo se puede realizar con distintos operadores. Bendaña (2002) estudiaba dos posibles opciones: el operador *max* y la *suma limitada*. Entre las dos opciones, recomienda usar uno u otro en función de cómo sean las variables de entrada. En el caso de que sean directas e inversas se debe usar el operador *max* y en el caso de variables donde todas las entradas son directas se puede emplear el operador *suma limitada*.

En este trabajo todas las entradas son cuantitativas y la prueba de Wilcoxom ha determinado que no hay diferencias significativas entre la utilización de uno u otro operador. Por lo tanto siguiendo las recomendaciones de Bendaña (2002) y de Von Altrock (1996) se ha decidido utilizar el operador *max*.

Finalmente, la selección de algoritmos ha finalizado con la elección del método de desborrosificación entre las opciones: *centro de gravedad* (CoM) y *media de máximos* (MoM).

El primer resultado indica igualdad entre medianas y por lo tanto no parece que la decisión de utilizar uno u otro operador vaya a cambiar el resultado de clasificación de las explotaciones. Sin embargo se ha apreciado dos potenciales utilidades, una para cada método. En el caso de realizar una tipificación por competitividad, como es el caso de este trabajo, el desborrosificador MoM agrupa todos los posibles resultados en intervalos o etiquetas lingüísticas. Mientras que si lo que se pretende es analizar el resultado individual de una explotación, el desborrosificador CoM ofrece un nivel de precisión mucho mayor.

De esta manera, se considera apropiado decidir el método de conversión del resultado vectorial a escalar en función de los objetivos del controlador borroso. En este trabajo, el CoM se ha utilizado para el Capítulo de tipificación de las explotaciones y el MoM para encontrar diferencias intragrupos.

Una vez que ha sido diseñado el controlador borroso, aunque matemáticamente sea correcto y estable, pueden generarse situaciones con resultados anómalos. Éstas se producen

cuando se introducen incongruencias en las variables de entrada. Por ejemplo, no puede haber un MBV_UGM negativo y que el valor de los IV_UGM sea superior al de GA_UGM.

La respuesta que ofrece $SimVac_c$ se ha diseñado para que la evaluación sea independiente y por lo tanto no es objetivo detectar este tipo de incongruencias. En los casos en que se producen, el resultado ofrecido será el correspondiente al peso que le ha otorgado el experto a cada indicador y en este sentido no se producirán grandes desviaciones.

Este tipo de defectos no se producen en la base de datos empleada, en parte debido al tratamiento estadístico correspondiente a la depuración de la muestra. No obstante existen otras formas de dar respuesta a este tipo de problemas, que serían una herramienta de mejora de esta tesis doctoral. Una solución consistiría en eliminar del bloque de reglas todas las que no tienen razón de ser y esta decisión le correspondería tomarla al experto. Otra posibilidad es seleccionar como entradas de prueba explotaciones que obtienen resultados reales, se ejecutan en el controlador y se anotan todas las reglas que se han activado (o las que no se han activado) y de esta manera se seleccionan las soluciones posibles y se elimina el resto.

### VII.2.1 Validación del software

Las entradas seleccionadas para probar el sistema han sido las 128 explotaciones de bovino de carne que contiene la muestra, desestimando otros formatos posibles, como por ejemplo: generar las entradas de forma automática. Así, la valoración se centra en casos posibles o reales.

Finalmente, las pruebas de defectos se han aplicado a los resultados vectoriales de las variables intermedias y final, mientras que las pruebas estadísticas se han probado sobre el resultado escalar de la variable final "Competitividad".

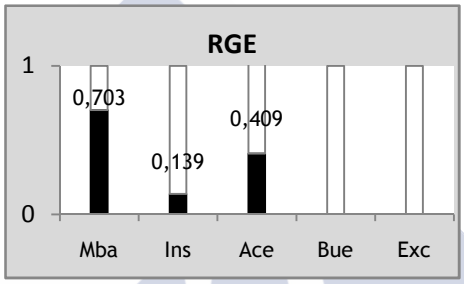
#### VII.2.1.1 Resultado vectorial

La interpretación de los resultados vectoriales es más compleja a medida que la incertidumbre de las variables aumenta. Así, cuando los valores iniciales están en la frontera difusa entre dos etiquetas lingüísticas, el proceso de agregación de reglas tiende a activar varias soluciones. En estos casos, la suma de de los valores de α no tiene que ser igual a 1 porque los valores que representa no son probabilidades de ocurrencia.

A nivel vectorial, el tipo de resultados tiene que ajustarse a: una parábola con las ramas hacia abajo, una función creciente o bien una función decreciente. Es decir, que si se activan tres valores lingüísticos, por ejemplo *baja, media* y *alta*, el valor alfa de cada uno de ellos debe seguir las directrices de un resultado lógico. Así, no puede ser que *baja* tenga un alfa de 0,6, que *media* sea 0,2 y *alta* 0,4. Si esto llegase a ocurrir se habrá detectado un error y la necesidad de revisar el bloque de reglas por la presencia de consecuentes incongruentes.

En la Figura VII-1 y a modo de ejemplo, se ha representado un tipo de salida para la variable RGE incorrecta. No puede suceder que el valor de la etiqueta "Insuficiente" tenga un valor inferior a 0,409. Y estos son los casos a detectar mediante pruebas.

**Figura VII-1. Ejemplo: Validación del resultado vectorial de $SimVac_c$**




Las áreas sombreadas indican el grado de activación de cada valor lingüístico (el valor de α) y son la parte a valorar en esta prueba de defectos.

Después de revisar todas las explotaciones, no se encontraron resultados vectoriales anormales en ninguna de las variables (intermedias y final), por lo que se puede esperar que los resultados que ofrece el controlador sean estables desde el punto de vista matemático.

#### VII.2.1.2 Resultado escalar

La prueba estadística ha consistido en evaluar la relación entre las puntuaciones obtenidas de competitividad y el valor del MBV/UGM. El peso que ha sido otorgado a esta variable en el diseño del controlador es muy elevado y por este motivo se espera que la correlación entre ambas variables sea lineal y así confirmar las especificaciones del experto.

El indicador MBV/UGM no se distribuye según la normal, tal y como se ha visto en Capítulo III y la variable "Competitividad" fue sometida a la prueba K-S, que tuvo como resultado una distribución de los datos que no se ajusta a la normal.

Este tipo de comprobaciones se han realizado con el objeto de determinar el coeficiente de correlación más adecuado a aplicar. De manera que ha resultado de interés el de Rho Spearman. Este coeficiente es el de Pearson pero aplicado después de tipificar las puntuaciones originales en rangos. Se puede utilizar como una alternativa al de Pearson cuando las variables estudiadas son ordinales y/o se incumple el supuesto de normalidad.

El coeficiente de Spearman ($r_{xy}$) obtenido es de 0,986 y se ha obtenido tipificando el promedio de los productos de las puntuaciones diferenciales de cada caso (desviaciones de la media) en las dos variables correlacionadas mediante una expresión como la indicada a continuación:

**Ecuación 18. Coeficiente de correlación de Pearson**

$$r_{xy} = \frac{\sum x_i y_i}{n S_x S_y}$$

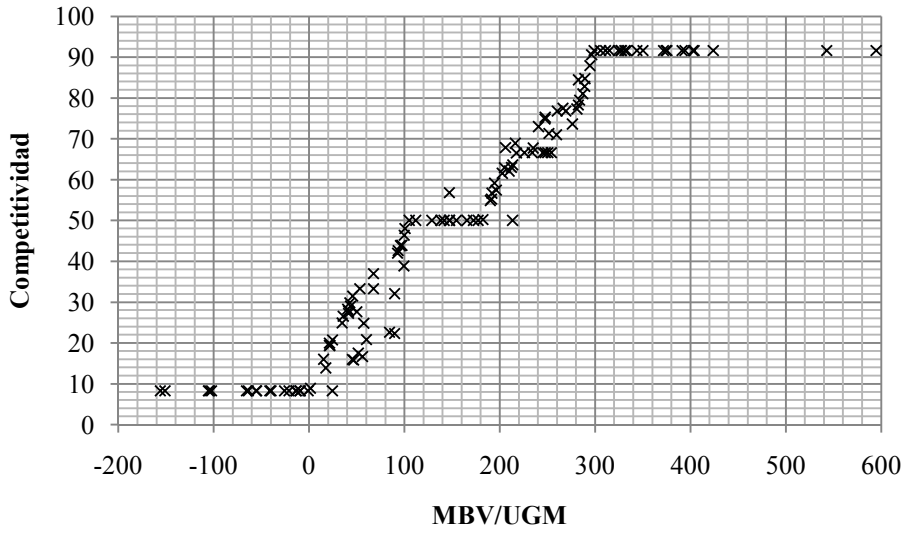
$x_i$ e $y_i$ se refieren a las puntuaciones diferenciales de cada par; n al número de casos; y $S_x$ y $S_y$ a las desviaciones típicas de cada variable.

La prueba se ha realizado mediante SPSS (*Analizar* > *Correlaciones* > *Bivariadas*). El visor que contiene el resultado ofrece además una prueba de significación que se utiliza para contrastar la hipótesis nula de que el valor poblacional del coeficiente es cero. Esta hipótesis se contrasta mediante un valor tipificado, que en este caso, adopta la forma:

$$T = \frac{r_{xy}\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{xy}^2}}$$

El nivel crítico deseado que se ha utilizado es unilateral al ser la opción más apropiada cuando existen expectativas sobre la dirección de la relación, que se espera que sea positiva. El resultado permite decidir sobre la hipótesis nula de independencia lineal (o lo que es lo mismo, que el coeficiente vale cero en la población). En concreto, el nivel crítico obtenido (0,000) es menor que el nivel de significación (0,001). Por lo tanto, se concluye que existe relación lineal significativa entre MBV/UGM y “Competitividad”.

**Gráfico VII-3. Diagrama de dispersión: MBV/UGM vs Competitividad**




El gráfico de dispersión, además de ofrecer el reflejo de la relación lineal y positiva entre las dos variables, muestra también las principales pautas que sigue el controlador borroso a la hora de valorar el efecto de MBV/UGM sobre la "Competitividad".

En este sentido, la modelización con ecuaciones del razonamiento del experto se ha planteado de forma que, con valores de MBV/UGM negativos o entorno al cero absoluto, la puntuación asignada a la competitividad será siempre "Muy baja" y al revés, una vez que se ha superado los 300 euros de MBV/UGM, el controlador borroso dará como resultado un valor linguistico de competitividad "Muy alta". Mientras que el resto de valores, los intermedios, crecen de forma lineal, experimentando además pequeñas variaciones debidas al resto de indicadores.

## VII.3 COMPETITIVIDAD DE LAS EXPLOTACIONES DE BOVINO DE CARNE EN GALICIA

Entre las explotaciones menos competitivas existen dinámicas de comportamiento un poco diferentes al resto de estratos. En este nivel se aprecia que aquellas explotaciones que cuentan con más animales y más superficie forrajera están más próximas a alcanzar el siguiente nivel de competitividad porque consiguen reducir el coste de alimentación por UGM de forma considerable (de 179 € a 121 €). No obstante, la característica que mejor las define es el margen bruto de ventas, que es muy bajo y que está ocasionado por bajos valores de las ventas de ganado y un nivel de costes muy elevado (estos resultados se pueden ver en la Tabla VI-2). La combinación entre unos IV/UGM de 227 € y un GA que supone casi dos terceras partes de estos ingresos (0,62) lleva a estas explotaciones a tener un MBV/UGM negativo (-

8,95 €). A priori este tipo de explotaciones no resultan viables, a no ser que se añadan las subvenciones, que aportan 281 €/UGM a la cuenta de resultados. Éstas son otro elemento diferenciador de este grupo de explotaciones. En estos casos, el peso relativo de las ayudas del segundo pilar indica que son tan importantes como los pagos acoplados. Una vez sumadas, el MBT por explotación es positivo (5.975 €). Pero aún así, se trata de un valor escaso, que hace razonable pensar que el grado de profesionalización en este estrado de competitividad es bajo y el papel que desempeña la explotación en la renta de familiar se complementa con otras actividades económicas y/o de la percepción de las pensiones (Vázquez, 2013).

Al avanzar en el nivel competitivo de las explotaciones hasta las de nivel bajo, aparecen cambios importantes relacionados con la viabilidad. En este sentido el margen bruto y los ingresos de las ventas siguen su proceso gradual de cambio. Entre los valores cuantitativos del MBV_UGM (46 €), los IV_UGM (241 €) y el GA_IV (0,51) se observa una mejoría respecto al grupo anterior. No obstante, con los datos obtenidos, estas explotaciones tendrían muy poca capacidad para afrontar los costes de los factores productivos que no se han podido medir en este trabajo, como la mano de obra familiar y contratada, las rentas pagadas por la tierra o el coste asociado de las que se poseen en propiedad, así como la depreciación y los intereses pagados. Por otro lado, el margen es tan reducido que la posibilidad de competir con otras explotaciones por los consumos intermedios a precios de mercado es muy escasa. Por lo tanto se considera que las explotaciones de competitividad baja siguen siendo dependientes de las ayudas públicas. En este sentido, al desagregar las subvenciones corrientes y analizar el peso relativo de los principales pagos vía PAC respecto a las explotaciones menos competitivas, el apoyo recibido desde el segundo pilar (31%) se reduce de forma considerable y cobran mayor protagonismo los pagos acoplados (50%). Este tipo de distribución de las ayudas es similar en el resto de estratos, independientemente de cual sea el nivel de competitividad de las explotaciones. Sin embargo, en términos absolutos, las subvenciones corrientes (320 €/UGM) inducen otro cambio importante en estas explotaciones. El MBT por explotación es más del doble que en el caso anterior (11.209 €) y por lo tanto, a pesar de su dudosa rentabilidad, se puede considerar que el grado de profesionalización se incrementa lo suficiente para que el desarrollo de esta actividad sea una parte que empieza a ser importante en la renta familiar.

En el siguiente peldaño se encuentran las explotaciones de competitividad media. La principal característica de este grupo respecto al anterior es el incremento del valor de los productos vendidos. En este sentido, los IV_UGM se incrementan un +33% hasta alcanzar los

349 €. No obstante, se observa que hay margen de mejora en el sistema productivo, pues también se incrementa el gasto realizado en alimentación en un 20% (139 €/UGM) respecto al grupo anterior. Aún así, los cambios introducidos en estas explotaciones les permiten mejorar ligeramente la viabilidad, al reducir la ratio GA_IV hasta 0,4 y conseguir un MBV_UGM de 141 €. Con estos resultados, el MBV de la explotación (7.789 €) disponible mantiene la misma problemática que las anteriores: poca capacidad de competir con las explotaciones de rango superior de competitividad por los insumos externos. De esta manera, siguen siendo explotaciones de dudosa rentabilidad y por lo tanto dependientes de las subvenciones para alcanzar una mínima viabilidad económica. En este sentido, el MBT obtenido es de 13.070 euros y permite clasificar también a estas explotaciones como actividades económicas que complementan la renta familiar.

Al llegar a las explotaciones con un grado de competitividad alta, los resultados económicos obtenidos muestran un salto de nivel importante. En este sentido, las mejoras respecto al grupo anterior consisten en la mayor margen bruto y en el importe de las ventas, al mismo tiempo que se ha reducido el peso relativo de los costes. Los valores que identifican a este tipo de explotaciones son más homogéneos y por lo tanto con un patrón más característico del sistema productivo, que se caracteriza por una mejora el importe de los productos vendidos (IV/UGM de 430 €) y un incremento del MBV del 48% (13.749 €), respecto al grupo anterior, al mismo tiempo que optimizan la producción de terneros al reducir el gasto en alimentación por UGM (122 €), que supone un 29% de los ingresos de ventas. Por lo tanto, el resultado económico que obtienen estas explotaciones permite afrontar con garantía el gasto en consumos intermedios y perder parte de la dependencia de las subvenciones para el desarrollo de la actividad, que siguen siendo importantes en la cuenta de resultados de estas explotaciones (52% de los ingresos corrientes). En este estrato de competitividad ya se pueden encontrar explotaciones que son capaces de cubrir el coste laboral de una UTA, al contar con un MBT medio de 22.957 € que se acerca a la renta de referencia. Por lo tanto, este estrato marca una posible transición entre las explotaciones que pueden desarrollar el bovino de cría como actividad única o principal, de aquéllas que lo utilizan como una renta complementaria.

Por su parte, las explotaciones más competitivas introducen una nueva mejora, que está ligada a un nuevo incremento en las ventas, al aumentar los IV/UGM hasta los 542 € y al mismo tiempo, manteniendo el nivel de los gastos variables en un nivel similar al de las

explotaciones que se encuentran en el estrato anterior de competitividad o incluso algo menor, al mejorar los valores de activación de la etiqueta correspondiente de *Muy reducidos*. De esta manera, el sistema empleado por estas explotaciones permite optimizar la renta generada hasta alcanzar el máximo nivel, que corresponde con la etiqueta *Excelente*. En este sentido, el MBV/UGM de 340 € ofrece una rentabilidad suficiente para garantizar la cobertura de los costes de los factores productivos sin tener que depender de las subvenciones, que una vez sumadas a los ingresos corrientes, permiten a estas explotaciones competir incluso con otras actividades económicas por mano de obra cualificada al superar el MBT (28.455 €) la renta de referencia del año 2010 (26.305 €), o bien utilizar la explotación como actividad principal de la renta familiar.

### VII.3.1 Localización

En la Tabla VII-1 se muestra el resultado de la competitividad de las explotaciones por provincia. En el caso de Galicia el % Ic debería ser igual para todos los niveles, pues en este trabajo, las particiones de los indicadores con los que se ha desarrollado este controlador borroso se realizaron a partir de los percentiles: 20, 40, 60 y 80. No obstante, se puede ver que los dos estratos de menor competitividad están algo descompensados. En este sentido, esta diferencia se puede explicar con el empleo del desborrosificador utilizado: la media de máximos. Tal y como se ha explicado, siempre se pierde información cuando se transforma un vector en un escalar y en este caso, el método es menos preciso porque no tiene en cuenta toda la función resultante del proceso de agregación (ver en página 111). Por lo tanto es muy probable que el resultado vectorial de los estratos *Muy baja* y *Baja* posean niveles de activación de más etiquetas lingüísticas.

**Tabla VII-1. Distribución de la competitividad por provincias y zonas con LG**

| | A Coruña | | Lugo | | Ourense | | Pontevedra | | Galicia | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | % Ip | % LG | % Ip | % LG | % Ip | % LG | % Ip | % LG | % Ic | % LG |
| Muy baja | 26,9 | 22,2 | 20,7 | 11,9 | 44,4 | 40,0 | 36,4 | 25,0 | 25,0 | 16,0 |
| Baja | 34,6 | 44,4 | 3,7 | 3,4 | 33,3 | 40,0 | 9,1 | 12,5 | 12,5 | 11,1 |
| Media | 23,1 | 11,1 | 19,5 | 22,0 | 11,1 | 0,0 | 27,3 | 37,5 | 20,3 | 21,0 |
| Alta | 7,7 | 11,1 | 26,8 | 28,8 | 11,1 | 20,0 | 18,2 | 12,5 | 21,1 | 24,7 |
| Muy alta | 7,7 | 11,1 | 29,3 | 33,9 | 0,1 | 0,0 | 9,1 | 12,5 | 21,1 | 27,2 |
| Total (n) | 26 | 9 | 82 | 59 | 9 | 5 | 11 | 8 | 128 | 81 |

% Ip- Porcentaje de observaciones inter provincial

% LG- Porcentaje de explotaciones en zona con limitación geográfica por provincia

El 63,3% de las explotaciones se encuentran en zonas con limitación geográfica, principalmente por estar en zona de montaña (66). Algunas, además de estar en zona de

montaña se ubican también en zonas con riesgo por despoblación, sin embargo estos casos son muy reducidos (3), como ocurre también con las explotaciones ubicadas sólo en zonas con limitación geográfica causada por riesgo de despoblación (15).

A la vista de los resultados se pude observar que existen dos grupos diferenciados al evaluar el nivel de competitividad intra provincial. Por un lado están las explotaciones de A Coruña, Ourense y Pontevedra. En ellas, el 61,5%, el 77,7% y el 45,5% respectivamente, las observaciones se sitúan en los estratos de competitividad *Muy baja* y *Baja*. Mientras que el otro grupo lo forman las explotaciones de Lugo. En esta provincia la dinámica es todo lo contrario. Más de la mitad (56,1%) de las explotaciones se sitúan en los estratos de competitividad *Alta* y *Muy alta* y además, un 80,3% de ellas se encuentran en zonas con limitación geográfica.

En general puede decirse que las zonas de montaña albergan explotaciones más competitivas. El resultado medio que se ha obtenido en estos casos es de 57,5 puntos sobre 100, que podría ser entendido como un nivel de competitividad de tipo *Medio*. Mientras que las explotaciones que se encuentran fuera de estas zonas, la puntuación escalar se reducen en 19,5 puntos y la interpretación a nivel vectorial sería como un nivel de competitividad de tipo *Baja*.

Las medias son en estos casos un buen reflejo de los resultados obtenidos. Así, entre las explotaciones que se encuentran en zonas con limitación geográfica, el mayor número de observaciones se encuentra en los estratos de competitividad Alta y Muy alta (24,1 % y 26,5 % respectivamente). Mientras que el resto, cuando no existe este tipo de limitaciones, el resultado competitivo de las explotaciones empeora, al contabilizarse en los dos estratos más bajos el 52,2% de las observaciones.

Las causas que pueden explicar este tipo de incongruencias pueden estar relacionadas con la definición de las zonas con limitación geográfica en la normativa comunitaria.

### VII.3.2 Tamaño de las explotaciones

En Galicia, el bovino de carne especializado en la fase de cría cuenta con un tamaño de explotación medio de 27,2 UGM[6], que es inferior al de la media española (34,0 UGM según la RECAN; 2008) y superior en +5,7 unidades al resultado ofrecido por esta misma base de

[6] Obtenida mediante el estimador-M de Huber

datos para Galicia. La comparación entre las distintas fuentes apunta a una ligera sobrevaloración de los CES en el número de animales. En este sentido, al tener en cuenta la metodología empleada bajo el criterio OTE, lo esperado sería un mayor número de UGM en la RECAN.

Las cabañas ganaderas más grandes se ubican en zonas con limitación geográfica, pero esta relación ha de ser tomada con cautela, pues un 30% de explotaciones que tienen un número de UGM superior a la media y estar localizadas fuera de este tipo de ámbito geográfico.

Al reducir los efectivos ganaderos, las explotaciones se sitúan casi indistintamente entre las zonas con limitación geográfica de aquellas otras que no tienen esta consideración. En este caso la proporción encontrada de explotaciones en ambos espacios es de 58 y 42% respectivamente.

En la En general no se observa una correlación en el tamaño de las explotaciones por estrato de competitividad (Tabla VI-3). En este capítulo se estudiará si al menos a nivel intragrupo existe relación lineal y si estas variables pueden ser parte de una combinación múltiple que ayude a explicar la competitividad de las explotaciones.

Tabla VI-3 se puede observar el número de UGM medio que contiene cada estrato de competitividad y en principio no se aprecia linealidad entre ambas variables.

Sin embargo, al analizar la relación entre el número de UGM y el grado de competitividad se ha podido comprobar que una explotación por ser más grande no necesariamente dará mejores resultados de competitividad, ni tampoco cuando se plantea al revés los resultados serán más negativos, pues la correlación obtenida ha sido tan solo de r=0,3.

Sin embargo, algo que comparten todas las explotaciones más grandes (se utilizaron las que tienen más de 50 UGM) es un nivel de competitividad entre *Alto* y *Muy Alto*, cifrado en una media de 73,5 puntos sobre 100. Mientras que al seleccionar las explotaciones más pequeñas (< 12 UGM) el nivel competitivo es entre *Muy bajo* y *Bajo* y su valor medio escalar es de 25,8.

Una de las causas que impide obtener una mayor relación entre tamaño y competitividad es la enorme variabilidad de resultados. En este sentido se pueden encontrar hasta un tercio de

explotaciones pequeñas que resultan competitivas (el máximo grado que ha alcanzado fue de tipo *Medio*). Éstas se diferencian de sus homólogas por los ingresos de venta por animales, que son mucho más elevados. Mientras que en el otro extremo, cuando las explotaciones son grandes, el mínimo nivel de competitividad será de tipo *Medio* (sucede en una quinta parte de los casos) o mayor. Entre las causas que ayudan a explicar las diferencias está el mayor coste de alimentación que se ha observado en las explotaciones con un nivel de competitividad de tipo *Medio* (121 €/UGM de media frente a 110 €/UGM del resto).

Por lo tanto, el número de UGM no puede ser entendido como un elemento clave que justifique la competitividad. Sin embargo, existen indicios para pensar que puede ser un atenuante en el resultado competitivo de las explotaciones.

**Tabla VII-2. Tipo de superficie por estrato de competitividad**

| | UGM/Sc | UGM/Spp | UGM/Sp |
|---|---|---|---|
| Muy Baja | 9,6 ± 17,5 | 19,8 ± 35,4 | 3,1 ± 2,6 |
| Baja | 28,5 ± 76,9 | 11,2 ± 14,8 | 2,6 ± 1,4 |
| Media | 20,7 ± 42,9 | 8,0 ± 16,6 | 2,9 ± 2,6 |
| Alta | 31,7 ± 10,4 | 5,9 ± 6,6 | 2,7 ± 2,1 |
| Muy Alta | 32,4 ± 77,7 | 6,5 ± 8,2 | 2,2 ± 1,0 |

Sc.- Superficie de cultivo
Spp.- Superficie pasto permanente
Sp.- Superficie de prados temporales

En este sentido el papel de la superficie forrajera es otro factor que puede ayudar a entender la competitividad de las explotaciones, que de media es 22,5 Ha.

Por sí solo no es capaz de aportar más información sobre la competitividad y es todavía menor que la capacidad explicativa que puede tener el número de animales, al estar menos correlacionada (r=0,15) con la competitividad. Sin embargo, el análisis por estratos permite observar que las explotaciones con más superficie forrajera total (a partir de unas 26 Ha) son las más competitivas.

Al desagregar la superficie forrajera se ha podido comprobar las principales formas de aprovechamiento, que son: la destinada a los prados temporales de menos de cinco años (61 %) y los pastos permanentes (38 %), mientras que el cultivo de cereal forrajero ocupa una superficie en torno al 1%, que lo siembran una quinta parte de las explotaciones (24,4%), principalmente maíz y trigo, con una superficie media de 0,87 Ha. En este sentido, la distribución de las tierras se repite independientemente de cual sea el grado de competitividad de las explotaciones.

Sin embargo, se han encontrado desajustes en la base territorial al introducir el número de UGM, en concreto sobre la utilización de los pastos permanentes. Las explotaciones menos competitivas infravaloran la utilización de este tipo de superficies, que es muy reducida en relación a los animales presentes en la explotación. En cambio, en los estratos más altos de competitividad, las explotaciones cuentan con más superficie a pasto permanente. Las diferencias entre explotaciones pasan de una relación de UGM/PPP de 19,8 de los casos más desfavorables a valores en torno a 6 en las más competitivas.

Otro factor a tener en cuenta a la hora de valorar la utilización del pasto permanente y su relación con el número de UGM es la variabilidad de resultados, que es mucho más imprecisa en las explotaciones menos competitivas. Al igual que ocurre con la media de esta ratio, la desviación típica también se reduce de forma importante en los estratos que corresponden con un nivel de competitividad *Alto* o *Muy Alto*. Los valores se pueden consultar en la Tabla VII-2

En cuanto al ajuste del resto de superficies no se han observado diferencias importantes, excepto algunas situaciones particulares. En concreto, llama la atención la superficie sembrada de cereal forrajero en las explotaciones menos competitivas, que según los resultados obtenidos son la que más utilizan este tipo de cultivos. Sin embargo, parece ser una situación aislada que no responde a una reducción del coste de alimentación, pues este tipo de explotaciones tienen un resultado desfavorable en la cuenta de resultados.

De la misma manera que no se ha podido observar relación directa entre el número de animales o la superficie forrajera con la competitividad, tampoco se ha obtenido con la carga ganadera, pues no ha resultado estadísticamente significativa en el análisis discriminante. Además, los resultados de este indicador fueron muy heterogéneos entre los diferentes estratos de competitividad y es difícil establecer una carga óptima para mejorar el nivel competitivo.

### VII.3.3 Variables explicativas de una explotación de bovino de cría

Se han comparado los resultados técnico-económicos obtenidos en el CES con los de la Red Contable Agraria Nacional (RECAN) y Gestión de Explotaciones Agrarias (GEA), así como los publicados por el Institut l`Élevage de Francia para razas típicas de aprovechamiento cárnico: Blond, Limousin y Aubrac.

Los datos de los CES utilizados en la Tabla VII-3 corresponden a la mediana y difieren de los ofrecidos en el capítulo II, que se apoyaron en la media aritmética. En este caso, a la hora de valorar los resultados, puede ser más conveniente utilizar un indicador más robusto de la tendencia central de los datos debido a la importante variabilidad observada en la muestra.

**Tabla VII-3. Resultados medios de los indicadores según diferentes bases de datos.**

| | RECAN | GEA - CyL | GEA - Andalucía | CES | Francia. Vacas cría especializadas | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | Blond | Limousin | Aubrac |
| GA/UGM | 369,4 | 268,4 | 49,0 | 108 | 327,0 | 227,0 | 223,0 |
| GA/IV | 0,64 | 1,02 | 0,28 | 0,30 | 0,49 | 0,41 | 0,42 |
| GV/IC | 0,40 | 0,76 | 0,28 | 0,21 | 0,47 | 0,33 | 0,35 |
| IV/UGM | 578,4 | 262,2 | 173,6 | 369 | 664,0 | 554,2 | 530,1 |
| MBV/UGM | 130,6 | -90,5 | 74,4 | 156 | 338,0 | 384,0 | 391,0 |
| UGM/Ha | 1,11 | 0,59 | 0,38 | 1,31 | 1,14 | 1,14 | 0,96 |
| V/Ha | - | 0,39 | 0,31 | 0,81 | 1,96 | 1,44 | 1,36 |

La comparación de resultados debe realizarse con prudencia y la interpretación debe ser meramente orientativa al tratarse de estudios que se elaboran con distintas metodologías, con un tamaño muestral heterogéneo (en GEA es reducido), con una variedad de modelos de producción de cría de bovinos y con una fiabilidad de la muestra de los CES cuestionable, tal y como se ha justificado en el análisis exploratorio.

Con el objeto de unificar criterios para obtener los valores de los indicadores utilizados en la entrada del modelo borroso, se ha tomado como referencia la información disponible en el CES y partir de ella se ha obtenido los resultados homólogos en el resto de las bases de datos.

El GA en la RECAN ha sido el resultado de sumar: semillas y plantas, abonos, fitosanitarios, otros costes específicos de los cultivos, piensos comprados y piensos reempleados. Por su parte, en GEA se ha sumado: cultivos para el ganado, forrajes y subproductos y concentrados.

Los GV de la RECAN se han obtenido por medio del sumatorio de: las partidas incluidas en los gastos de alimentación más otros costes específicos de los ganados, trabajos por terceros y alquiler de máquinas, mantenimiento de máquinas, edificios y mejoras, energía, agua y otros costes no específicos. Mientras que en GEA, a los gastos de alimentación se añade: otros suministros para el ganado, trabajos contratados, carburantes y lubricantes y reparaciones y repuestos.

Los IV no están disponibles en la RECAN y en su defecto el valor utilizado en la comparación ha sido la producción bruta animal, que incluye, además de los ingresos por venta de ganado, las subvenciones y la variación de inventario, por lo tanto es una medida que no puede ser directamente comparable.

El capítulo de subvenciones es diferente entre bases de datos y conviene tenerlo presente a la hora de valorar los ingresos corrientes. En el caso de GEA, al tratarse del producto bruto, incluye sólo lo pagos acoplados, mientras que en la RECAN y en los CES se contabilizan las ayudas del primer y segundo pilar de la PAC.

La valoración general de los resultados en las diferentes fuentes de datos, incluida la muestra del CES, es que son muy heterogéneos. Las conclusiones que se pueden extraer difieren si los resultados se comparan con las muestras nacionales o con las explotaciones francesas. En el primero de los casos, la muestra del CES tiene valores más elevados para los IV/UGM y más bajos para los GA/UGM, dando como resultado un mayor valor para el MBV/UGM. En el segundo caso, respecto a las explotaciones francesas, los tres indicadores estarían medidos a la baja.

A continuación se describen las posibles causas que llevan a los CES ha obtener este tipo de resultados, abordando en primer lugar el capítulo de ingresos para finalizar con el de gastos.

Los IV/UGM son muy variables entre estudios y ámbitos geográficos. El máximo valor se obtiene con los resultados de la RECAN, pero tal y como se ha visto la media no es comparable con el resto de estudios por estar más agregada. Si se ignora este resultado, el máximo diferencial sigue siendo considerable, que se produce entre las explotaciones de la muestra del CES, cifradas en 369 €/UGM y las de Andalucía en 174 €/UGM.

Las explotaciones que contiene la muestra de GEA en Andalucía y Castilla y León corresponden a las comarcas de La Janda y el Campo de Gibraltar en Cádiz y a las comarcas de Arévalo-Madrigal, Ávila, Barco-Ávila y Gredos en Ávila. La caracterización del modelo de producción de las comarcas andaluzas se puede ver en el trabajo editado por la Consejería de Agricultura y Pesca (2007) de la respectiva CCAA y el de Castilla y León en Ciria (2008).

Una de las causas que explica la diferencia en el precio percibido por la venta de ganado entre ámbitos geográficos es la edad con la que son vendidos los terneros, que a su vez está

ligado al modelo de producción: reproducción y/o cebo. La muestra de los estudios GEA contiene los dos tipos de sistemas. Por un lado están las de Cádiz y Ávila, más orientadas a la reproducción. Los valores por venta de animales son de los 173,6 €/UGM y 262,2 €/UGM respectivamente. Por otro están las de Navarra, especializadas en el cebo de terneros, que obtienen valores por venta de animales más altos (587 €/UGM).

Sin entrar a discutir el valor absoluto de estos resultados, se han encontrado diferencias importantes entre modelos de producción, menores entre las explotaciones con más reproducción y mayores con las de cebo.

Entre las primeras, las causas que pueden explicar el valor de venta más elevado en el Sistema Central pueden ser varias: ventas de terneros anteriores al destete en las explotaciones andaluzas, mayor proporción de cebo de terneros en la propia explotación y/o la utilización de una marca de calidad bajo el sello de una IGP, en el caso de las de Ávila.

A la hora de comparar los resultados de estas explotaciones con las de Galicia, un aspecto importante a tener en cuenta es el modelo de producción. En esta CCAA, lo más habitual es mantener a los terneros en la explotación desde que nacen hasta el momento del sacrificio. Por lo tanto, cabe esperar que el valor de venta por UGM sea mayor que en Andalucía, Castilla y León y Navarra, que además se puede ver acrecentado por el efecto de la IGP Ternera Gallega. Según la muestra del CES, un 59 % de los animales presentes en las explotaciones son de la raza Rubia Gallega, que en principio tienen la base genética para ser marcados con este distintivo de calidad diferenciada, al margen de todos los cruces que pueden cumplir con el pliego de condiciones de la IGP. Sin embargo, el valor obtenido es de 369 €/UGM y se considera que los IV/UGM están infravalorados en la muestra del CES.

En el capítulo de gastos, los GV/UGM obtenidos en los CES (185 €/UGM) se sitúan en una posición intermedia entre las explotaciones de Andalucía (77,4 €/UGM) y Castilla y León (287,6 €/UGM) publicados en GEA e inferior a las gallegas de la RECAN (498,7 €/UGM).

La diferencia es especialmente abultada entre explotaciones gallegas. Al desagregar el GV y analizar el resultado de la contabilidad analítica, la ratio GA/GV obtenida en los CES es la más baja (58 %) y similar al obtenido en la RECAN (65 %). Por lo tanto se descarta la posibilidad de un desajuste en la valoración del gasto en alimentación respecto al resto de gastos variables. En este sentido, el resultado también es similar al obtenido por las explotaciones andaluzas (63%) y muy inferior a las de Castilla y León (93%).

La edad de venta de los terneros y los modelos de producción son importantes también a la hora de valorar el GA/UGM. En el caso de Galicia, bajo la etiqueta de calidad diferenciada de la IGP Ternera Gallega, pueden coexistir terneros con más o menos tiempo de lactación y con posibilidad o ausencia de salida al pastoreo. Cada uno de estos animales da lugar a una categoría comercial con características propias: organolépticas, de conformación y de grado de engrasamiento, que suponen diferencias en el valor añadido. En la muestra del CES no existe la posibilidad de localizar estas particularidades y el resultado obtenido corresponde a la tendencia central de todos los animales de la explotación, que es de 108 €/UGM. Es la cantidad más baja que se ha obtenido en los estudios consultados y la diferencia más importante se produce con la RECAN, que los cifra en 369,4 €/UGM. Una de las causas que puede explicar esta diferencia está relacionada con las actividades complementarias que desarrollan las explotaciones de bovino de cría en Galicia, que cuando no llegan a suponer un tercio del margen bruto total, los costes que proceden de ellas se contabilizan y se aplican a la actividad principal. En este sentido, no se dispone de un indicador eficaz en los datos publicados en la RECAN que permita valorar la presencia de estas actividades secundarias y lo que suponen en la cuenta de resultados. En su defecto, se puede obtener una aproximación a partir de la producción bruta vegetal por explotación, que en Galicia es casi un tercio de la total según los datos publicados en el informe anual de la RECAN de 2008.

Al comparar el GA/UGM obtenido en GEA con el de los CES, las explotaciones gallegas siguen la misma dinámica que ocurría con los GV. Es decir, se obtiene un valor intermedio entre las de Andalucía (49 €/UGM) y las de Castilla y León (268,4 €/UGM).

Entre las causas que pueden explicar las diferencias en el gasto realizado en alimentación entre explotaciones de distintos ámbitos geográficos pueden estar las relacionadas con los recursos propios disponibles con pastos más productivos en Galicia con respecto a las zonas de dehesa y del Sistema Central (Acero 2009[a]).

Esta casuística explica en parte la diferencia de resultados, por un lado entre los estudios GEA y por otro, las diferencias entre éstas y las explotaciones que contienen los CES. Al revisar el balance analítico de las explotaciones de Cádiz y el Sistema Central, se ha podido comprobar que el gasto en alimentación está fuertemente condicionado por la diferencia en el valor pagado por concentrados, que pasa de 8,6 €/UGM de las zona de dehesa (con características similares a la España húmeda) a 145,6 €/UGM del Sistema Central. La diferencia es muy importante teniendo en cuenta que, según Acero (2009), el ganado Avileño

se aloja en estructuras similares a la dehesa. Por este motivo, se considera que la variabilidad de resultados entre explotaciones es muy alta cuando se mide el GA/UGM y que puede estar sesgada cuando la muestra es pequeña (tal y como sucede con en los estudios de GEA).

En el caso de Galicia, tal y como se comentaba anteriormente, los terneros se acaban en la propia explotación. El tiempo de cebo es variable en función de la duración de la lactación y la edad de sacrificio. Si se toma como referencia las directrices de la IGP Ternera Gallega, es un periodo de lactación máximo de siete meses (para Ternera Suprema) y sacrificados antes de los 10 meses de edad. Por lo tanto, además de las vacas, los terneros también consumen concentrados y el valor gastado esperado debería ser, cuando menos, similar al de las explotaciones avilesas. Sin embargo no ha sido así, el resultado obtenido es menor (94 €/UGM) y se considera que está por debajo de lo esperado.

Al analizar *otros costes variables* el resultado obtenido es diferente. En este caso, la muestra de los CES parece sobrevalorar este gasto. El valor obtenido es de 77,2 €/UGM. Supera a todos los demás, obteniendo la mayor diferencia con las explotaciones avilesas (29 €/UGM). Sin embargo, la distorsión no es tan abultada como para compensar la infravaloración del GV ocasionado por el resultado del GA.

Además del contraste entre bases de datos, se evaluaron los resultados de la muestra de los CES utilizando criterios de eficiencia técnica, realizando una estimación del margen bruto de ventas obtenido por vaca.

En los ingresos por venta de animales se ha diferenciado entre los terneros y las vacas de desvieje para tres escenarios posibles: óptimo, normal y bajo. La estimación de la venta de terneros está directamente relacionada con la fertilidad, la mortalidad de los terneros y la vida útil de las vacas, mediante la expresión:

$$\frac{Venta\ terneros}{vaca} = fertilidad\ \times (1 - mortalidad\ terneros) - reposición$$

En la Tabla VII-4 se puede ver los valores que se han asignado a cada escenario, tomando como referencia el trabajo de Acero (2009b), (no se corresponden con la muestra del CES porque no están disponibles o porque no son fiables). Así como el resultado obtenido de la venta de terneros por vaca. Los valores de la reposición se han calculado como la inversa de la vida útil, que se consideró de 10 años en los tres escenarios.

**Tabla VII-4. Terneros vendidos por vaca esperados**

| | Fertilidad | Mortalidad t | Reposición | Venta t / Vaca |
|---|---|---|---|---|
| Óptimo | 0,85 | 0,05 | 0,10 | 0,71 |
| Normal | 0,80 | 0,07 | 0,10 | 0,64 |
| Bajo | 0,70 | 0,10 | 0,10 | 0,53 |

Mediante la Ecuación 19 se calcularon los ingresos medios que se obtendrían por la venta de terneros en cada escenario, considerando el número de vacas medio de las explotaciones que contiene la muestra del CES (17,6) y los precios de venta medios de los terneros, que incluye los machos de ternera gallega y ternera gallega suprema de 201 a 225 kg/canal y conformaciones U y R, según la información que recoge la memoria anual de la IGP Ternera de Galicia para el año 2010.

**Ecuación 19. Ingresos por venta de terneros**

$$IVt = \frac{Ternero}{Vaca} \times Nº\ vacas \times Peso(kg\ canal) \times Precio(\frac{€}{Kg\ canal})$$

Cabe mencionar que la formación de precios es sensible al peso con el que se venden los terneros, la conformación y el medio de comercialización. El peso utilizado en la estimación fue de 212 kg canal y el precio 4,55 €/ kg canal. Los resultados para cada escenario se pueden ver en la Tabla VII-5.

Otra parte de los ingresos por la venta de animales son las vacas de desvieje o deshecho. El número de animales que salen de la explotación al año se puede aproximar mediante la Ecuación 20.

**Tabla VII-5. Estimación de los ingresos anuales por venta de terneros en tres escenarios posibles**

| | IVt (€) | IVv (€) | IV (estimado) (€) | IV CES |
|---|---|---|---|---|
| Óptimo | 12.053 | 788 | 12.841 | |
| Normal | 10.865 | 609 | 11.474 | 10.628 |
| Bajo | 8.997 | 428 | 9.425 | |

Otra parte de los ingresos por la venta de animales son las vacas de desvieje o deshecho. El número de animales que salen de la explotación al año se puede aproximar mediante la Ecuación 20.

**Ecuación 20. Vacas de desvieje**

$$Nº\ vacas\ desvieje\ (Vd) = TR \times h \times (1 - M)$$

Donde:

- TR es la tasa de reposición y se calcula como la inversa de la vida útil (10 años)
- h es el número de hembras productivas en el rebaño (17,6 en los CES)
- M es la mortalidad de las vacas. Algunos autores como Acero (2009b) la desprecian por ser muy baja.

Los precios de las vacas de desvieje de la Tabla VII-6 fueron obtenidos de las subastas de la Central Agropecuaria de Galicia para el año 2011 (el más próximo a 2010 de los disponibles), en vacas de la categoría "Deshecho P", tomando las medias mensuales más bajas del año para el nivel Bajo y las más altas para el Óptimo.

**Tabla VII-6. Estimación de los índices de valor para vacas de desvieje**

| | Mortalidad | Nº Vacas desvieje | Precio (€/vaca) |
|---|---|---|---|
| Óptimo | 0 | 1,76 | 448 |
| Normal | 0,01 | 1,74 | 350 |
| Bajo | 0,02 | 1,72 | 248 |

En la Tabla VII-5 se puede ver el valor estimado en un año para las vacas desvieje y el total esperado por la venta de animales, diferenciado por los tres escenarios posibles.

Por lo tanto, según los resultados obtenidos, los valores de los ingresos medios por venta de animales que contiene la muestra de los CES (10.628 €) tienden a la baja.

En cuanto a los gastos variables, la estimación es más compleja que en el caso de los ingresos, pues los parámetros van a estar influidos o condicionados, a su vez, por otros muchos factores relacionados con el pasto, con el propio animal o con el manejo (Acero, 2009b). En principio, al comparar las ratios GV_IC y GA_IV con el resto de las bases de datos, la muestra de los CES da valores más bajos, sobre todo en el primero de los casos. De esta manera, la infravaloración es más acentuada en aquellos gastos variables que no tienen que ver con la alimentación.

En términos absolutos y atendiendo a criterios de eficiencia técnica (en el caso de los ingresos), entre el valor alcanzado por la venta de animales y los gastos variables, el desajuste es más elevado en los segundos y en consecuencia la diferencia entre ellos aumenta, obteniendo un MBV_UGM que estaría sobrevalorado en la muestra del CES respecto a las bases de datos nacionales. Y sin embargo, todavía seguirían obteniendo un margen mucho más reducido que el de las explotaciones francesas.

Por lo tanto, el controlador borroso tenderá a dar una valoración de competitividad a la baja si se toma en consideración las fuentes de datos nacionales y al alza cuando se tomen en cuenta los resultados de las explotaciones francesas.

El resultado de modelar el razonamiento del experto determina las explotaciones más competitivas como aquéllas que han obtenido un MBV_UGM de 340 euros o superior.

En este estrato la dispersión de los datos es muy elevada, incluso después de la depuración de los valores extremos. Tanto es así, que algunos resultados superan los 500 euros y no por ello se les ha asignado mejor puntuación respecto a la competitividad. Sin embargo, desde el punto de vista de la distribución de los datos y la posterior parametrización de las variables utilizando el percentil 80, el resultado obtenido puede ser correcto.

Por lo tanto, es necesario evaluar si a partir de los 340 euros de MBV_UGM es un valor suficiente para determinar que una explotación es competitiva. Al compararlo con los resultados de las distintas bases de datos se considera que la utilización de este controlador borroso puede ser adecuado para tipificar explotaciones de ámbito nacional, pues este valor es superior a la media del MBV_UGM de las explotaciones de Navarra (232 €) y de los sistemas de la dehesa 129 € en Andalucía y -17 € en Castilla y León). Mientras que si se pretende utilizar este controlador con explotaciones francesas, la tipificación no daría buenos resultados al ser un valor inferior a la media (371 €).

De la misma manera, apoyando la parametrización del indicador en los percentiles: 20, 40, 60 y 80, se considera que los valores de MBV_UGM por estratos de competitividad siguen la misma dinámica.

En el caso de considerar que una explotación no quede bien definida en su intervalo de competitividad, habría que modificar la parametrización de la variable MBV_UGM, utilizando por ejemplo, el propio conocimiento del experto o mediante la consulta a un panel externo, ya que la comparación con otros trabajos tiene demasiadas limitaciones: geográficas y metodológicas.

En la muestra utilizada en este trabajo no se dispone de información de los salarios pagados por la mano de obra contratada ni familiar, las rentas pagadas por la tierra o el coste de la que está en propiedad, la depreciación y los intereses pagados.

### VII.3.4 Apoyo público: subvenciones corrientes

Las actuaciones en relación con las ayudas directas a productores de vacuno de carne se llevaron a cabo durante el año 2010 en el marco del Reglamento (CE) 73/2009, del Consejo, de 19 de de enero de 2009.

Existen diferentes trabajos que destacan la importancia de las ayudas directas de la PAC en la renta de las explotaciones (EC 2011; Sineiro et al., 2011). En este trabajo se ha podido determinar que las ayudas directas medias en las explotaciones de bovino de cría (año 2010) fueron de 11.482 €/Explotación. Esta cantidad se puede considerar elevada al comprobar la aportación en la cuenta de resultados a los ingresos corrientes, que es muy similar a los ingresos por venta de animales (Sub/IC = 0,51). Esta relación se mantiene en niveles muy similares independientemente de cual sea el nivel de competitividad de las explotaciones. Sin embargo, difiere cuando se analizan en términos absolutos, que se incrementan a medida que las explotaciones son más competitivas (de media reciben unos 420 €/UGM).

La principal línea de subvenciones de la PAC son las ayudas del primer pilar (relativo a la política de precios y mercados). En general, suponen en la agricultura española el 90% de las ayudas directas (Sineiro et al., 2011). En este sector, el pilar uno (suma del pago único y los pagos acoplados) supone algo más de dos terceras partes de las ayudas directas (68%). No obstante, cabe recordar que las explotaciones de esta muestra suscriben el CES, que está directamente ligado a las ayudas agroambientales del pilar dos y por lo tanto la importancia de estas medidas puede ser mayor en las explotaciones de la muestra que en la población que representa.

**Tabla VII-7. Media y Desviación típica de ayudas directas percibidas por estrato de competitividad**

| | | | Pilar 1 | | Pilar 2 |
|---|---|---|---|---|---|
| | €/UGM | Sub/MBV | Pago Único | Acopladas | Desarrollo Rural |
| Muy Baja | 281 ± 158 | 29,4 ± 77,9 | 0,23 ± 0,22 | 0,39 ± 0,20 | 0,38 ± 0,25 |
| Baja | 320 ± 125 | 6,8 ± 3,0 | 0,19 ± 0,19 | 0,50 ± 0,21 | 0,31 ± 0,23 |
| Media | 367 ± 213 | 2,8 ± 1,6 | 0,23 ± 0,17 | 0,49 ± 0,20 | 0,28 ± 0,22 |
| Alta | 498 ± 188 | 2,1 ± 0,8 | 0,23 ± 0,10 | 0,45 ± 0,14 | 0,32 ± 0,19 |
| Muy Alta | 581 ± 187 | 1,6 ± 0,5 | 0,26 ± 0,20 | 0,42 ± 0,13 | 0,32 ± 0,15 |
| Tendencia central | 420 ± 223 | 9,6 ± 40,4 | 0,23 ± 0,18 | 0,45 ± 0,18 | 0,32 ± 0,21 |

La distribución de las ayudas directas por UGM y por estrato de competitividad es prácticamente la misma en todas las explotaciones: un 23% de pago único, un 45% de pagos acoplados y un 32% de ayudas al desarrollo rural. No obstante, la excepción se produce en las

explotaciones con competitividad *Muy baja*. En ellas, la política de desarrollo rural refuerza el papel que desempeñan estas explotaciones en la conservación del medio rural, incrementando la intensidad de estas ayudas por UGM hasta el nivel de los pagos acoplados (38 y 39% respectivamente).

Al descomponer el primer pilar se puede ver otra diferencia entre el conjunto de la agricultura española y el vacuno de carne. Si en general, la principal vía de apoyo es a través del pago único (dos tercios), en bovino de cría se invierte la situación, son los pagos acoplados la principal fuente de financiación del primer pilar (suponen también dos tercios).

En el año 2010, los pagos acoplados incluyen: la prima por vaca nodriza, una prima complementaria a ésta y una prima por sacrificio, que diferencia a los bovinos adultos (≥ 8 meses de edad) y los "tipo ternero" (≥1 mes y < 8 meses de edad). Por término medio, las explotaciones perciben bajo este concepto 189 €/UGM. El resultado no es directamente comparable con el ofrecido en la memoria anual del FOGGA, que es por cabeza. Sin embargo, teniendo en cuenta la metodología de cálculo de las UGM, lo esperado de forma aproximada para las explotaciones de cría es que los importes del FOGGA sean por lo menos un 50% superior, sin llegar a ser el doble. En este sentido, se considera que el resultado obtenido con la muestra se ajusta a lo esperado, pues el importe aproximado que ofrece la Xunta de Galicia es de 281 €/cabeza.

En el pilar dos, las ayudas contempladas en este trabajo corresponden al eje 2 del PDR de Galicia para el periodo 2007-2013 y en particular a las ayudas destinadas a indemnizar a los agricultores por las limitaciones naturales en las zonas de montaña, por despoblamiento y las ayudas agroambientales. Las dos primeras tienen por objeto compensar a los agricultores por los costes adicionales y las pérdidas de ingresos derivados de las dificultades que conlleva la producción agrícola en estas zonas. Sin embargo, tal y como se ha visto anteriormente, no parece que estas sean las explotaciones con más problemas de competitividad.

En líneas generales, el importe medio de las ayudas directas por UGM crece a medida que las explotaciones son más competitivas. En la Tabla VII-7 se puede comprobar como el valor medio obtenido va creciendo desde los 281 €/UGM del estrato más bajo a los 581 €/UGM del más alto. Sin embargo, el ajuste del modelo de regresión lineal entre las ayudas directas y la competitividad de las explotaciones tiene una correlación suave (r=0,47).

Entre las posibles causas, parece que la elevada variabilidad en las ayudas percibidas dentro de cada estrato es uno de los factores que puede condicionar el ajuste del modelo de regresión lineal. Esta heterogeneidad es más acusada en las explotaciones menos competitivas. En ellos el coeficiente de variación se aproxima al 60%. Sin embargo, una vez que se ha alcanzado un nivel de competitividad *Alto*, las ayudas percibidas son más homogéneas entre explotaciones, al reducir el coeficiente a un valor algo inferior al 40%.

En términos relativos, la concesión de subvenciones corrientes respecto al MBV generado por la explotación es diferente a medida que varía la competitividad, que cuanto menor es más apoyo recibe. En las explotaciones con peores resultados económicos, por cada euro que generan con su actividad reciben 29,5 euros vía PAC. Para ello, se refuerza el papel del desarrollo rural y en particular las ayudas agroambientales. Esta característica es todavía notable en explotaciones de competitividad Baja, que reciben unos ingresos de la PAC que multiplican por 6,8 el MBV generado en la explotación. Sin embargo, a diferencia del estrato anterior, el peso del segundo pilar disminuye hasta los niveles que caracterizan al resto de explotaciones. A partir de aquí, cuando alcanzan un nivel de competitividad medio o superior, el apoyo vía subvenciones corrientes toma valores respecto al MBV similares, tal y como se puede comprobar en la Tabla VII-7.

USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# CAPÍTULO VIII:

# CONCLUSIONES

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# VIII CONCLUSIONES

1. La primera cuestión a abordar es la utilidad de la base de datos de los CES, que a pesar de que no ha sido creada con fines estadísticos, puede resultar interesante para el seguimiento sectorial, pues contiene información que engloba la cuenta de resultados, la dimensión estructural, las prácticas de cultivo y el manejo de los animales a nivel de explotación.

   Las principales limitaciones afectan a los datos disponibles y a la fiabilidad de alguno de ellos. En el primero de los casos, se hace necesario un planteamiento específico de los gastos, al no disponer de los costes indirectos, las amortizaciones y el coste de la mano de obra (familiar y asalariada). En el segundo, se han encontrado desajustes de sincronización entre las declaraciones de los ganaderos y el REGA, que afecta a los terneros nacidos y los vendidos. El número de animales nacidos, que es especialmente bajo en algunas explotaciones, no se corresponde con el potencial reproductivo esperado y no puede ser justificado con la posible orientación al cebo, al no aparecer compras de terneros. Por su parte, los animales vendidos superan al número de salidas que figura en el REGA, en concreto, sólo coincide en 8 explotaciones de las 128 que contiene la muestra.

   Por lo tanto, es aconsejable un seguimiento en la ejecución de los CES, tanto desde la Administración Pública como de las entidades de asesoramiento que participan en este proceso, pues entidades y ganaderos reciben financiación específica para cumplir con el compromiso acordado.

2. Se considera que la lógica difusa y el álgebra de los conjuntos borrosos es una metodología original y adecuada para la clasificación y tipología de las explotaciones. Además, su aportación es muy interesante a la hora de interpretar conceptos sujetos a varias interpretaciones, como el utilizado en esta tesis doctoral: la competitividad. En estas situaciones, una parametrización clásica puede tener mayores dificultades para representar la realidad. Entre otras cuestiones, porque las fronteras entre los grupos de explotaciones y de sus variables serían rígidas. Mientras que con esta técnica se puede aplicar el razonamiento objetivo que caracteriza al ser humano, introduciendo el

grado de pertenencia a un grupo. Es decir, que si se considera que la superficie de una explotación es muy elevada a partir de 50 ha, cuando el valor de una explotación sea 49 ha, la parametrización clásica clasificará el resultado como elevado, mientras que la lógica difusa dará dos resultados: que es elevado y con un grado de pertenencia muy elevado (entre 0 y 1) a los dos grupos contiguos x e y.

Por otro lado, el desarrollo de esta metodología sienta las bases de un modelo formal para la evaluación de las explotaciones mediante el modelado del razonamiento humano, que puede ser automatizado en un programa informático y ser utilizado por cualquier usuario sin necesidad de conocimientos informáticos previos. En este sentido, una herramienta basada en esta metodología puede tener múltiples aplicaciones y destinatarios: desde las AAPP en el diseño y control de las políticas públicas, hasta cooperativas, organizaciones de productores o empresas en el análisis sectorial.

3. El estudio no se ha podido abordar desde un enfoque amplio de competitividad, tal y como sugiere parte de la bibliografía existente. Algunos indicadores relacionados con las tasas de mortalidad de los terneros y las vacas, así como el número de terneros nacidos por vaca, no se han podido incorporar al estudio de la competitividad por encontrar carencias en la base de datos del CES. Los indicadores de productividad física y eficiencia de las explotaciones fueron sustituidos sobre todo por indicadores de rentabilidad económica. Por lo tanto, el enfoque de trabajo de esta tesis doctoral está sustentada en una definición de competitividad en la que el rendimiento económico ha adquirido un papel protagonista.

   Con la información disponible y mediante el análisis factorial por componentes principales, se ha podido encontrar tres factores y las variables que más correlacionan con cada uno de ellos: rentabilidad económica, (GV/IC, IV/UGM, MBV/UGM), carga ganadera (UGM/SF y V/SF) y coste de alimentación (GA/UGM y GA/IV), que explican el 62,4% de la varianza.

   Entre las variables explicativas, la más importante ha sido el MBV/UGM, que junto a los IV/UGM y los GA/IV forman el modelo de análisis discriminante, que permite clasificar correctamente el 72,4% de las explotaciones. Mientras que el resto de variables desempeñan un papel de diferenciación entre explotaciones cuando tienen el

mismo nivel de competitividad. Esta decisión de ponderación de las variables es el resultado de modelar el razonamiento experto.

Al margen de estos resultados otros factoes internos y externos de las explotaciones pueden estar condicionando su competitividad. Entre los de tipo interno podemos citar las capacidades del titular, familia, expectativas de continuidad y otros ingresos. Y entre los externos localización de la explotación con respecto a los servicios, la proximidad a centros de trabajoy al mercado, así como las políticas agrarias.

Así que, más allá de los resultados que ofrece la varianza como reflejo de la información que explica el comportamiento de una explotación, hay determinados indicadores que son de especial interés cuando se pretende abordar la competitividad de las explotaciones. Entre los factores internos: el coste de alimentación y los ingresos por venta de animales, son el reflejo del desarrollo de la propia actividad al no tener en cuenta el papel de las subvenciones y son además una parte importante en la cuenta de resultados de las explotaciones (la alimentación supone un 70% de los gastos variables y los ingresos por venta de animales el 49% de los ingresos corrientes). Mientras que en los factores externos, es importante tener en cuenta el efecto que puede tener el apoyo público a la hora de medir conceptos como el de la competitividad, ya que el valor aportado es una parte muy importante de los ingresos corrientes de estas explotaciones, de media un 51%.

4. La clasificación de las explotaciones por grupos de competitividad ha permitido obtener tres grupos diferenciados:

   El primero corresponde con un 25% de las explotaciones, en las que se encuentran las clasificadas por el controlador borroso como de competitividad *Muy baja*. Se caracterizan por un grado de profesionalización muy escaso y por la ausencia de rentabilidad, que limita su competitividad, resultando en un MBV/UGM negativo, provocado en gran parte por los elevados gastos en alimentación en relación a los ingresos. Subsisten por las subvenciones y esta actividad constituye un aporte reducido a la renta familiar.

   El segundo grupo contiene a las explotaciones de competitividad *Baja* y *Media*, que suponen un 32% del total. En este grupo, las unidades cuentan con

recursos productivos similares (disponibilidad de tierras y efectivos ganaderos) y con resultados heterogéneos en lo que a ingresos por ventas y gastos variables se refiere, que en todo caso tiene como consecuencia una dudosa rentabilidad: el MBV/UGM es de 46 euros. La ausencia de algunos costes en la muestra de los CES, como la mano de obra familiar o asalariada, las rentas pagadas por la tierra o el coste de la superficie disponible en propiedad, así como los intereses pagados, podría situar a parte de las explotaciones en una seria dificultad para afrontar los costes de los factores productivos. En consecuencia, el papel que desempeña el apoyo público es también importante en los ingresos corrientes de este grupo. Sin embargo, no lo es tanto como en el caso anterior y el papel desempeñado por esta actividad económica puede considerarse como secundario en la renta familiar.

Finalmente podemos agrupar al 43% de las explotaciones, son las incluidas en las de competitividad *Alta* y *Muy alta*. Cuentan con un nivel de profesionalización mucho mejor que el resto de las unidades productivas, al obtener resultados de su actividad más homogéneos. En este sentido la clave de optimización puede estar ligada al elevado peso de los becerros vendidos, que alcanzan los ingresos por venta de animales más elevados (430 y 542 €/UGM en los grupos de mayor competitividad), y a la reducción de los gastos de alimentación por animal, que en los estratos de competitivad correspondiente se mantienen prácticamente constantes (122 y 125 €/UGM respectivamente). De esta manera, las explotaciones de este grupo consiguen ser viables (el MBV/UGM es de 242 y 340 €), pueden competir por los consumos intermedios con otras unidades productivas y pueden constituir la actividad principal en la renta familiar al ser capaces de soportar el coste laboral medio de un trabajador a tiempo completo, si se toma en consideración la renta de referencia.

5. Al margen de los indicadores que han resultado significativos en el análisis discriminante, hay otras variables que ayudan a profundizar en el conocimiento de las explotaciones de bovino de carne, indicando a continuación las principales conclusiones que se han podido extraer de las mismas:

La dimensión económica media de las explotaciones es baja: por el número de animales empleado, por la superficie forrajera utilizada y por la rentabilidad económica que se puede esperar de ellas.

En el contexto estructural de las explotaciones de bovino de carne en Galicia, la mayoría son de pequeño tamaño (27,9 UGM y 22,5 Ha). No se ha detectado un efecto del tamaño en la competitividad, aunque se ha podido observar que el número de efectivos ganaderos y la superficie forrajera empleada pueden ser precursores de ella. En este sentido, cuando el número de animales empleado es alto, que en nuestro caso sería por encima de 50 UGM, el nivel de competitividad lo será también. Mientras que al considerar menos de 12 UGM, el nivel competitivo es bajo o muy bajo. Lo mismo ocurre cuando se analiza la superficie forrajera empleada. En este caso la correlación con la competitividad es todavía menor que con los efectivos ganaderos. Por sí misma no es capaz de aportar más información sobre la competitividad y sólo se aprecian ciertas evidencias cuando las explotaciones utilizan más de 26 ha. En estos casos la competitividad tiende a ser elevada.

La principal forma de aprovechamiento de la superficie forrajera es en forma de prados temporales de menos de 5 años (61%) y pastos permanentes (38%). Por su parte, la siembra de cereal es muy escasa, lo utilizan una quinta parte de las explotaciones (24,4%) y consiste básicamente en maíz y trigo, con una superficie media de 0,84 Ha por explotación. Este patrón de aprovechamiento es muy similar en las explotaciones, independientemente de cual sea su nivel de competitividad.

Tampoco la agregación de estas variables en la carga ganadera correspondiente tiene como resultado una mejoría o empobrecimiento de la competitividad en las explotaciones.

6. Cada explotación recibe de los fondos comunitarios en subvenciones corrientes una media de 11.482 euros. La principal vía de apoyo se canaliza a través del pilar uno de la PAC (68%), con un aporte aproximado de 286 €/UGM, donde los pagos acoplados juegan un papel muy importante (45% del total), debido al peso que mantiene en este sector la prima a la vaca nodriza.

   Por estratos de competitividad, la distribución porcentual de las ayudas es similar, excepto en las menos competitivas. En este grupo, el papel del desarrollo rural es, con

los pagos acoplados, la fuente de financiación comunitaria más importante (38% cada una de ellas).

En términos absolutos, la financiación que proporcionan las subvenciones corrientes por UGM no causa distorsión entre los niveles de competitividad de las explotaciones, ya que la ayuda es más elevada a medida que las explotaciones son más competitivas. Para ello, una parte del sistema de concesión de las subvenciones se basa en importes unitarios más elevados, pues tal y como se ha visto, el número de animales no es determinante en la competitividad y por lo tanto no se puede justificar sólo con incrementos asociados a los pagos acoplados.

En términos relativos, cuando se compara el apoyo recibido con el valor generado por la propia actividad, se observa un efecto redistributivo de las ayudas. Las explotaciones menos competitivas son las que cuentan con el nivel de apoyo más alto. Por cada euro que generan de MBV reciben 29,5 euros en subvenciones corrientes. Es sin duda el estrato de competitividad más beneficiado por la política comunitaria y también resulta evidente el interés por apoyar a las explotaciones con más dificultades, pues la ratio Sub/MBV va en decrecimiento a medida que aumenta la competitividad.

La concesión de las ayudas agroambientales llega con más intensidad a las explotaciones que más lo necesitan, entendiendo como tal, aquéllas que tienen más limitaciones económicas. Sin embargo, la eficacia del pilar dos puede mejorar si se revisa la definición de las ayudas concedidas a las zonas reconocidas con limitación geográfica, ya sea por tratarse de zonas de montaña o por riesgo de despoblación. En este sentido, hay un 81% de explotaciones beneficiarias de este tipo de ayudas y entre ellas no parece que las limitaciones derivadas del medio natural o la escasez de la mano de obra por despoblación, sean un impedimento para alcanzar niveles de competitividad más elevados, pues dos tercios de estas explotaciones se encuentran en los rangos de competitividad *Alta* y *Muy alta*.

UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# BIBLIOGRAFÍA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

Abbott, P.C., Bredahl, M.E. (1994). Competitiveness: Definitions, useful Concepts, and Issues. En M. E. Bredahl, P.C. Abbott y M.R. Reed (Eds.). *Competitiveness in International Food Markets*. Westview Press. Boulder Pag: 11-35.

Acero, P. (2009a). *Planificación y manejo de las explotaciones de vacuno de leche. Consejería de Agricultura y Ganadería*. Colección prácticas agropecuarias, Junta de Castilla y León.

Acero, P. (2009b). *Planificación y manejo de las explotaciones de vacuno de leche. Consejería de Agricultura y Ganadería*. Colección prácticas agropecuarias, Junta de Castilla y León.

Alarcón, S., Gómez-Limón, J.A., Serrano, A. (2012). *Revisión del estado del conocimiento en materia de estudios de costes de la producción agraria*. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente. Pag: 164.

Alberdi, J.C. (2001). De leche a carne: hacia el abandono de la actividad ganadera. Estudios agrosociales y pesqueros, nº 193. Pag: 57-86.

Aranda, J., Fernández , J.L., Jimenez, J., Morilla, F. (1999); *Fundamentos de lógica matemática*. Sanz y Torres. Madrid.

Atienza L. (1993). La modernización de las estructuras agrarias. *Información Comercial Española*, nº 720-721. Agosto-septiembre. Pag: 125-136.

Ávila, L., Muños, M., Rivera, B. (2000). Tipificación de los sistemas de producción agropecuaria en la zona de influencia del programa UNIR (CALDAS). Universidad de Caldas. Departamento de sistemas de producción. Programa UNIR.

Barbeyto F. (1993). *Explotacións de vacún de leite en Galicia. Manexo técnico e resultados económicos*. Consellería de Agricultura, Gandería e Montes. Xunta de Galicia, Santiago de Compostela.

Bardají, I., Moreno C. (1989). Estructura social y económica de la agricultura y la ganadería en Galicia. *Revista de estudios agrosociales*, nº 150, octubre-diciembre. Pags: 195-223.

Barragán, A. J. (2009). *Síntesis de sistemas de control borroso estables por diseño*. Tesis doctoral de la Universidad de Huelva. Pag: 294.

Barreiro, J. (1990). *Prosperidade e atraso en Galicia durante o primeiro tercio do século XX*. Xunta de Galicia, A Coruña.

Bartlett, M.S. (1950). Tests of significance in factor analysis. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 3, 77-85.

Bartlett, A., Ghoshal, S. (1989). *Managing Across Borders*, Harvard Business School Press, Boston, MA.

Batista, J. y Martínez, R. (1989). *Análisis multivariable: análisis de componentes principales*. Editorial Hispano europea, Barcelona.

Beavers, A. S., Lounsbury, J.W., Richards, J.K., Huck, S.W., Skolits, G.J. y Esquivel S.L. (2013). Practical considerations for using exploratory factor analysis in educational research. *Practical Assesment, Research & Evaluation*. Vol 18, nº 6.

Bejarano, J., 1998. Elementos para un Enfoque de la Competitividad en el Sector Agropecuario. *Colección de Documentos IICA. Serie Competitividad* Nº2. Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. Colombia.

Bendaña, R. (2002). *Sistema de apoyo a la decisión para la selección de contratistas basado en la técnica del control borroso*. Tesis doctoral de la Universidad de A Coruña. Pag: 390.

Beranger C., Vissac B., 1994. An holistic approach to livestock farming systems: theoretical and metholological aspects. En: *The study of livestock farming systems in a research and development framework*. Ed.

Bernués, A., Olaizola, A., Villalba, D., Casasús, I, (2011). Sustainability of pasture-based livestock farming systems in the European Mediterranean context: synergies and trade-offs. *Livestock Science*, 139. Pag: 44-57.

Bosmans W, Verbeke W, Van Gysel L, 2005. Valorisation of meat production oriented on "superior" quality: A case study of Belgian farmer's motivations. *XIth EAAE Congress "The future of rural Europe in the global agri-food system"*. Copenhagen, Denmark. Pag: 14.

Breimyer, H. (1962). Three Economies of Agriculture, *Journal of Farm Economics*, XLIV: 3, August. Pag: 679-699.

Briggeman, B.C., Gray, A.W., Morehart, M.J., Baker, T.G.,Wilson, C.A. (2007). A New U.S. Farm Household Typology: Implications for Agricultural Policy. *Review of Agricultural Economics,* 29(4):765-782.

Buckley, P., Pass, C., and Prescott, K. (1988). Measures of international competitiveness: critical survey. *Journal of Marketing Management*, vol 4. Pag: 175-200.

Bueno M., Sánchez de la Nava I. (1974). Evolución de las explotaciones agrarias españolas en el periodo intercensal 1962-72. *IRYDA-Información*, nº 10, abril-junio. Pags: 1-11.

Bugarski V., Backalic T., Kuzmanov U. (2013). Fuzzy decision support system for ship lock control. *Expert Systems with Applications*, Volume 40, Issue 10, August 2013, Pag: 3953-3960

Cabrera, D.V., García Martínez, A., Acero de la Cruz, R., Castaldo, A., Pérez, J.A., Peinado, J.M. (2004). Metodología para la caracterización y tipificación de sistemas ganaderos. Documentos de trabajo. *Producción animal y gestión*. Vol 1. Pag: 1-9.

Capillon, A. (1985). Connaître la diversité des exploitations: un préalable a la recherche de réferences techniques regionales. *Agriscope* 6: 31–40.

Carbonell, P. J. (1999). *Técnicas de control borroso basadas en modelos locales aplicadas a convertidores dc/dc conmutados. Aplicación al convertidor buck*. Tesis doctoral de la Universidad Politécnica de Valencia. Pag: 127.

Carroll, J.B. (1953). An analytic solution for approximating simple structure in factor analysis. *Psychometrika*, 18,79-87.

Casasús, I.,Sanz, A., Bernués, A., Revilla, R. (2003). Adaptación de las explotaciones de vacuno de cría a las actuales condiciones de producción. *Surcos de Aragón*, 85. Pag: 34-38.

Cascante, K., Sánchez, A. (2008). *La crisis mundial de alimentos: alternativas para la toma de decisiones*. Fundación alternativas, Madrid.

Castro, J.L. (1994). «Fuzzy logics as families ofbivaluated logics». Fuzzy *Sets and Systems*, 64 (3), pp. 321-332.

Cattell, R.B. (1988). The meaning and strategic use of factor analysis. In J.R. Nesselroade and R.B. Cattell (eds.) *Handbook of multivariate experimental psychology* (pp 131-203). New York: Plenum Press.

Cattell, R. (1966). The Scree Test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*. 1, 141-161

Chevalier R. F., Hoogenboom G, McClendon R. W., Paz J. O. (2012). A web-based fuzzy expert system for frost warnings in horticultural crops. *Environmental Modelling & Software*, Volume 35, July 2012, Pages 84-91

Cook, P.J. y Mizer, K.L. (1994). The Revised ERS County Typology: an overview. *Rural development research report*, 49. Economic Research Service. U.S.Department of Agriculture.

Cordón, O., Herrera, F. (2000). A proposal for improving the accuracy of linguistic modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8(3). Pag: 335−344.

Costello, A.B. y Osborne, J. W. (2003). Exploring best practices in factor analysis: four mistakes applied researchs make. *Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association*, Chicago I.L.

Ciria, J. (2008). El futuro de la ganadería en Castilla y León. *El futuro de la agricultura en Castilla y León.* Caja España. Pag: 97-107.

Cuadras, C.M. (1981). *Métodos de análisis multivariante*. Barcelona: Barcelona.

Cuadras, C.M. y Foriana, J. (1995). A continuous metric scaling solution for a random variable. *Journal of Multivariate Analysis*, 52 (1), 1-14, 1995.

Davatgar N., Neishabouri M. R., Sepaskhah A. R. (2012). Delineation of site specific nutrient management zones for a paddy cultivated area based on soil fertility using fuzzyclustering. *Geoderma*, Volumes 173–174, March 2012, Pages 111-118

Decreto 235/2007, del 29 de noviembre, por el que se regulan los servicios de asesoramiento y de gestión de las explotaciones agrarias.

Dedieu B., 1993. Organisation du travail et fonctionnement d'exploitations d'élevage extensive du Massif Central. En: Pratiques d'elevage extensif. Identifier, modéliser, évaluer. Ed. Landais E. y Balent G. INRA, Paris. *Etudes et Recherches sur les SAD* 27, 303-323.

Deffontaines J.P., Petit M., (1985). Comment étudier les exploitations agricoles d'une région? Présentation d'un ensemble méthodologique. *Etudes et Recherches sur les SAD* 4, Pag: 47

DEFRA, (2004). Getting Started in Farm Management Accounting.Part I: Using the farm accounts to point the way.

Dimitar P. Filev and Ronald R. Yager (1993). An adaptive approach to defuzzification based on level sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 54(3):355−360.

Dombi, J. (1982). A general class of fuzzy operators, the De Morgan class of fuzzy operators and fuzziness measures induced by fuzzy operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 8(2), pp. 149-163.

Donnellan T., Hennessy T., Keane M., Thorne F., (2011). *Study of the International Competitiveness of the Irish Dairy Sector at Farm Level*. Teagasc, Agricultural and Food Development Authority, Ireland.

Doporto, I., Michelena, G. (2011). La volatilidad de los precios de las commodities: el caso de los productos agrícolas. *Revista del CEI*, nº 19. Pag: 35-53.

Doppler W., (1994). Farming systems approach and its relevance for Agricultural Development in Central and Easter Europe. En: Rural and Farming Systems Analysis. European Perspectives. Ed. Dent J.B. y McGregor M.J. CAB Int., Pag: 65-77.

Doz, Y.L., Prahalad, C.K. (1987). *The Multinational Mission*. New York, The Free Press.

Dubois, D., Prade, H. (1995). *Fuzzy sets and systems. Theory and applications*. Academic Press, Inc., ISBN 0-12-222750-6.

Duren, V.E., Martin, L. and Westgren, R. (1994) "A Framework in Assessing National Competitiveness", in Bredahl, E. M., Abbott, C. P. and Reed, R. M. Competitiveness in International Food Markets, Westview Press, Boulder, Colorado. Pag: 37-59.

Durkin, J. (1994). *Expert Systems: Design and Development*. Maxwell Macmillan, New York.

Enevoldsen C., Hindhede J., Kristensen T., (1996). Dairy herd management types assessed from indicators of health, reproduction, replacement and milk production. *J. of Dairy Science* 79, 1121-1236.

European Commision (1965). Council Regulation of 15 June 1965 establishing The Farm Accountancy Data Network (FADN). (79/65/EEC).

European Commision (1985). Commission Decision of 7 June 1985 establishing a Community typology for agricultural holdings (85/377/EEC).

European Commission (2011). What is a small farm. *EU Agricultural Economic Briefs, nº 2*. Pag: 11.

European Commission (2011). EU beef farms report 2010 based on FADN data. Directorate-General for Agriculture and Rural Development. European Commission.

European Commission (2013). Structure and dynamics of EU farms: changes, trends and policy relevance. *EU Agricultural Economic Briefs, nº 9*. Pag: 15.

Farooq, Q. (2009). Commodity prices, interest rates and the dollar. *Energy Economics*, vol 31. Pag: 838-851.

Fernández, P. (2008). *Métodos de valoración de empresas*. Documento de investigación, IESE Business School. Universidad de Navarra. Pag: 49.

Fernández Prieto, L. (1992). *Labregos con cíencia. Estado, sociedade e innovación tecnolóxica na agricultura galega, 1850-1939*. Xerais, Vigo.

Ferrando, P.J. y Anguiano-Carrasco, C. (2010). El análisis factorial como técnica de investigación en psicología. *Papeles del psicólogo*, vol. 31(1). Pag: 18-33.

Ferrás C., Macía X.C., García Y., Armas F.X. (2007). La agricultura familiar sostenible en sistemas minifundistas. Estudio de casos comparados en Galicia e Irlanda. Ager Revista de estudios sobre la despoblación y desarrollo rural, nº 6. Pag: 101-128.

Fischer, C. and Schornberg, S. (2007). Assessing the Competitiveness situation of EU food and drink manufacturing industries: an index –based approach. *Agribusiness*, vol. 23 (4). Pag: 473-495

Gable, R.K y Wolf, M.B. (1986). *Instrument development in the afective domain*. Boston: Kluwer-Nijhoff.

García, A., Rodriguez, J., Acero, R y Peinado, J., 1995. Análisis del punto de equilibrio de las explotaciones de vacuno de aptitud lechera de la campiña baja cordobesa. *Archivos de Zootecnia,* 44, Pag: 31-38.

García Sanz, A., Sanz, J. (1991). "Agricultura y Ganadería". *Enciclopedia de historia de España*. Economía y sociedad. Alianza, Madrid.

Garelli, S. (2007). *Competitiveness of nations: the fundamentals*. World Competitiveness Yearbook.

Gasson, R. , Errington, A. (1993). *The Farm Family Business*. CAB International, Wallingford, UK.

George, D. y Mallery, M. (2003). *Using SPSS for Windowsstep by step: a simple guide and reference.* Boston, MA: Allyn & Bacon.

Gharibi H., Sowlat M. H., Mahvi A. H., Mahmoudzadeh H., Arabalibeik H., Keshavarz M., Karimzadeh N., Hassani G. (2012). Development of a dairy cattle drinking water quality index (DCWQI) based on fuzzy inference systems. *Ecological Indicators*, Volume 20, September 2012, Pag: 228-237.

Gibon A. y Flamant J.C. Wageningen, Holanda. EAAP n.º 63, pp. 5-17.

Gil-Lafuente, A.M. (1998). *Fundamentos de Análisis Financiero*, Ariel Economía, Barcelona.

Glass, G.V. y Stanley, J.C. (1974). *Statistical methods in Education and Psychology*. Pretince Hall.

Glutting, J. (2002). Some psychometric properties of a system to measure ADHD. *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*. 34. Pag: 194- 209.

Gordon, O. (1997). *An Evolutionary Methodology for Designing Fuzzy Rule-Based Systems*. PhD thesis, University of Granada.

Gorton M., Davidova S., (2001). The International Competitiveness of CEEC Agriculture. *Paper presented to the British Association of Slavonic and East European Studies* (BASESS) Conference, Cambridge, 7th-9th April 2001.

Hagedorn, K. (1994). Changing Organisation of Agriculture as a Result of the Transformation Process. *Documento presentado en el workshop en The Impact of CEE Agricultural Reform on Domestic and International Markets*, Leuven.

Haguenauer, L., 1989. Competitividade, conceitos e medidas. Una resenha da bibliografia recente com êmfase no caso brasileiro. *IEI/UFRJ*, *TPD* Nº208, Rio de Janeiro.

Hair, J., Anderson, R., Thatan, R. y Black, W. (2004). *Análisis multivariante*. Madrid, España. Prentice Hall.

Hamel, G., Prahalad C.K. (1989). Strategic Intent. *HBR* no.3. Pag: 63 – 76.

Harrison, R.W. Kennedy, P.L (1997). A neoclassical economic strategic management approach to evaluating global agribusiness competitiveness. *Competitiveness Review*, 2(1), 14-25.

Hill, B. Y Brookes, B. (1993). *Farm Incomes in the European Community in the 1980s*. Document series. Brussels: The Commission of the EC.

Horn, J.L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30. Pag: 179-185.

Hotelling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of educational psycology*, vol 24. Pag: 417-441 and 498-520.

Houshyar E., SheikhDavoodi M. J., Almassi M., Bahrami H., Azadi H., Omidi M., Sayyad G., Witlox F. (2014). Silage corn production in conventional and conservation tillage systems. Part I: Sustainability analysis using combination of GIS/AHP and multi-fuzzy modeling. *Ecological Indicators*, Volume 39, April 2014, Pag: 102-114.

Ibarra, A. (2001). *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente: las bases de datos y las variables independientes en el sector hotelero de la bolsa mejicana de valores*. Tesis doctoral de la Universidad Autónoma de Barcelona. Pag: 307.

Ingrand S. Y Dedieu B., (1996). An approach of grouping management practices as a contribution to the study of livestock farming systems. En: Livestock Farming Systems: Research, Development, Socio-Economics and the land manager. Ed. Dent J.B., McGregor M.J., y Sibbald A.R.) Wageningen Pers, Wageningen, Holanda. EAAP N.º 79, Pag. 353-356.

Iraizoz, B. (2001). La competitividad de las explotaciones agrarias de Navarra. Resultados obtenidos a partir de la información suministrada por la Red Contable de Navarra. 4º Congreso de economía de Navarra. Pag: 551-564.

Iraizoz, B., Atance, I. (2004). Análisis de eficiencia técnica en explotaciones ganaderas de vacuno de carne en España. Estudios agrosociales y pesqueros, nº 204. Pag: 67-93.

Jang, J., Mizutani, E. y Sun, C. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: a computional approach to learning and machine intelligence*. New York: Pretince Hall.

Jerry M. Mendel (1995). Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial. *Proceedings of the IEEE*, 83(3):345−377.

Jolliffe, I.T. (2002). *Principal component analysis*. Second edition, New York: Springer-Verlag New York, Inc.

Jri, G., Yuan, B. (1995). *Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and aplications*. Pretince Hall. Pag: 574.

Kahn, J. H. (2006). Factor analysis in Counseling Psychology research, training and practice. *The Counseling Psychologist*, 34, 1-36.

Kasabov, N. (1998). *Foundations of neuronal networks, fuzzy systems and knowledge engineering*. Cambridge. The MIT Press.

Kaufman, A. (1982). *Introducción a la teoría de los subconjuntos borrosos: elementos teóricos de base*. Méjico: CECSA.

Kaufman, A. (1990). *Las matemáticas del azar y la incertidumbre: elementos básicos para su aplicación en economía*. Madrid: Ramón Areces.

Kaufmann, A., Gil-Aluja, J. y Terceño, A. (1994). *Matemáticas para la economía y la gestión de empresas*, Ediciones Foro Científico, S.L., Barcelona.

Kennedy, P.L., Harrison, R.W., Kalaitzandonakes, N.G, Peterson, H.C., Rindfuss, R.P, (1997). Perspectives on Evalutaing Competititveness in Agribusiness Industries. *Agribusiness*, 13 (4), 385-392.

Kerlinger, F. y Lee, H. (2002). *Investigación del comportamiento: métodos de investigación en ciencias sociales*. México: McGraw Hill Interamericana.

Kline, P. (2000). *Handbook of Psychological Testing*. London: Routledge.

Kline, P. (1994). *An easy guide to factor analysis*. Newbury park: Sage.

Krugman, P (1994). Competitiveness: A dangerous obsession. *Foreign Affairs*, 73. Pag: 28– 44.

Kosko, B. (1994). Fuzzy systems as universal approximators. *IEEE Transactions on Computers*, 43, (11). Pag: 1329-1333.

Kosko, B. (1997). *Fuzzy engineering*. Prentice−Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.

Kosko, B. (1991). *Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence*. Prentice−Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.

Kulkarni, A. (2001). *Computer visión and fuzzy neuronal systems*. New York: Pretince Hall.

Lakoff, G. (1973). Hedges: A study in meaning criteria and the logic of fuzzy concepts. *J. of Philosophical Logic*, 2 pp. 458-508.

Lall, S. (2001). *Competitiveness, technology and skills*. Cheltenham, UK, Northampton, MA, USA: Edward Elgar.

Lana M.P., Garriz I., 1998b. Evolución de los resultados técnico-económicos de ovino de leche en Navarra en los últimos doce años. *En: XXIII Jornadas Científicas de la SEOC*., Vitoria-Gasteiz, pp. 251-254.

Langreo A, Benito I, 2008. *Estudio de la cadena de valor de las producciones cárnicas y lácteas de ovino, caprino y bovino de Andalucía*. Acción conjunta Innogan, Cádiz, España.

Larran, M., García-Borbola, A., Abad, C. (1998). El análisis de estados financieros: objeto, objetivos, metodología y definición. *Revista Técnica Contable*, nºs: 596, 597 y 598.

Lavin P., (1996). *Los sistemas de producción ovina en la provincia de León: Factores condicionantes de su distribución y estructura*. Tesis Doctoral. Universidad de León

López, E. (1996). *Movilidad de la tierra y dinámica de las estructuras agrarias de Galicia*. Ministerio de Agricultura Ganadería y Pesca, Madrid, España.

Lorenzana, R. (2006). *El cambio estructural en las explotaciones de Bovino en Galicia (Años 1962 a 2003)*. Tesis doctoral de la Universidad de Santiago de Compostela.

Lu, W.S. (2006). *A system for assessing and communicating contractors competitiveness*. Thesis submitted to the Degree of Doctor of Philosophy in the Department of Building and Real Estate, the Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong.

McDonald, J. (2014). Family farming in the United States. *Farm Economy*, march. United States Department of Agriculture.

Machinea, J.L. (2007). Porter y el reto de concebir una estrategia nacional. *Harvard Business Review*. Pag: 20.

Maguiña, R., Campos, S., Carpio, D. y Flores, J. (2009). FISI LOGIC: Una nueva herramienta para sistemas de inferencia borroso. *Revista de ingeniería de sistemas e informática*. Vol 6, nº2. Pag: 99-110.

Mamdani, E. H. (1977). Application on fuzzy logic to aproxímate reasoning using linguistic synthesis. *IEEE Transations on Computers*, 26. Pag: 1182-1191.

Mamdani, E. H. (1974). Application of fuzzy algorithms for control of a simple dynamicplant. *Proceedings of the IEEE*, 121(12). Pag: 1585−1588.

Markusen, J.R. (1992). Productivity, Competitiveness, Trade Performance and Real Income: The Nexus Among Four Concepts. *Canada Communication Group- Publishing*.

Martin, L., Westgren, R., and van Duren, E. (1991). Agribusiness competitiveness across national boundaries. *American Journal of Agricultural Economics*, vol 73. Pag: 1456-1464.

Martínez, M. R. (1999). El análisis multivariante en la investigación científica. Madrid: La Muralla.

Martínez López, A. (1995). *Cooperativismo y transformaciones agrarias en Galicia (1886-1943)*. MAPA, Madrid.

Medina, S. (2006). Estado de la cuestión acerca del uso de la lógica difusa en problemas financieros. *Cuadernos de administración*, 19 (32).

Merenda, P. (1997). A guide to the proper use of Factor Analysis in the conduct and reporting of research: pitfalls to avoid. *Measurement and evaluation in counseling and evaluation*, 30, 156-163.

Merino, J.M., Moreno, E., Padilla, M., Rodriguez-Miñón, P. y Villarino, A. (2002). *Análisis de datos en Psicología I*. Universidad Nacional de Educación a Distancia. Madrid.

Milán, M.J., Bartolomé, J., Quintanilla, R., García-Cachán, M.D., Espejo, M., Herráiz, P.M., Sánchez-Recio, J.M. y Piedrafita, J. (2006). Structural characterisation and typology of beef cattle farms of Spanish wooded rangelands (dehesas). *Livestock Science*, Volume 99, Issues 2–3, Pages 197-209.

Moreno, O., Arnalte, E. y Ortiz, D. (2011). "Breaking down the growth of family farms: A case study of an intensive Mediterranean agriculture". *Agricultural Systems*, 104(6): 500-511.

Moyano, E., Arnalte, E.V., Díaz, C. (2014). Agricultura familiar. Algunas reflexiones para un debate necesario. *Economía Agraria y Recursos Naturales*, vol 14, nº 1. Pag: 147-150.

Novák, V., Perfilieva, I. (2004). On the semantics of perception-based fuzzy logic deduction. *International Journal of Intelligent Systems*, 19(11). Pag: 1007−1031.

Nunnally, J. y Bernstein, I. (1995). *Teoría Psicométrica*. México: Mc Graw Hill.

O'Donoghue E.J., Hoppe R.A., Banker D.A., Korb P., 2009. Exploring Alternative Farm Definitions. Implications for Agricultural Statistics and Program Eligibility. *Economic Information Bulletin*, Nº 49. Economic Research Service (ERS). USDA.

O'Hara, P. (1986). CAP Structural Policy – A New Approach to an Old Problem?. *The Changing CAP and its Implications*, Dublin: Economics and Rural Welfare Research Centre.

Olaizola, A., Bernués, A., Blasco, I., Sanz, A. (2012). Perspectivas de una carnde de calidad diferenciada: análisis exploratorio para la carne de vacuno "Serrana de Teruel". Información Ténica Económica Agraria, vol 108, nº 4. Pag: 546-562.

Orden del 1 de febrero de 2013 por la que se regula la aplicación de los pagos directos a la agricultura y la ganadería y de las ayudas al desarrollo rural para la utilización sostenible de las tierras agrícolas en el año 2013.

Orden de 28 de mayo de 1987 sobre Inscripción de Máquinas Agrícolas en los Registros Oficiales.

Organisation for Economic Co-operation and Development. (1996). Globalisation and competitiveness: Relevant indicators (STI Working Papers 5). http://www.oecd.org / LongAbstract/0,2546,en_2649_33703_1885987_1_1_1_1,00+html

Pagano, R. (1998). *Estadística para las ciencias del Comportamiento*. México: Thompson.

Paz, R., Lipshitz, H., Álvarez, R., Usandivaras, P. (2003). Diversidad y análisis económico en los sistemas de producción lecheros caprinos en el área de riego del Río Dulce-Santiago del Estero-Argentina. *ITEA* vol. 99 A nº1. Pag: 10-40.

Pearson, K. (1901). On lines and planes of closset fit to systems of points in space. *Philisophical magazine*, series 6, vol 2, nº 11. Pag: 559-572.

Pérez, C. (2004). *Técnicas de Análisis Multivariante de Datos. Aplicaciones con SPSS*. Madrid: Pearson Education.

Pérez, R. y Medrano, L. (2010). Análisis factorial exploratorio: bases conceptuales y metodológicas. *Revista argentina de ciencias del comportamiento*. Vol 2, nº1. Pag: 58-66.

Perrot, C. (1990). Typologie d'exploitations construite par agrégation autour de pôles définis à dire d'experts Proposition méthodologique et premiers résultats obtenus en Haute-Marne. *INRA Prod. Anim*, 3(1): 51-66.

Picardi, M.S., Blanco, J., Perrier, J. (2011). Competitividad de las explotaciones de carne vacuna de Argentina durante el periodo 1996-2007. Revista Atlántica de Economía, Vol:2. Pag: 29.

Porter, M. (1990). *The Competitive Advantage of Nations*. The Free Press. New York.

Prato T. (2012). Increasing resilience of natural protected areas to future climate change: A fuzzy adaptive management approach. *Ecological Modelling*, Volume 242, 10 September 2012, Pages 46-53

Real Decreto 479/2004, de 26 de marzo, por el que se establece y regula el Registro General de Explotaciones Ganaderas.

Real Decreto 2140/1985, de 9 de octubre, por el que se citan normas para la homologación de tipos de vehículos automóviles, remolques y semirremolques, así como de partes y piezas de dichos vehículos.

Reglamento (CE) nº 1122/2009 de la Comisión de 30 de noviembre de 2009 por el que se establecen normas de desarrollo del Reglamento (CE) nº 73/2009 del Consejo en lo referido a la condicionalidad, la modulación y el sistema integrado de gestión y control en los regímenes de ayuda directa a los agricultores establecidos por ese Reglamento, y normas de desarrollo del Reglamento (CE) nº 1234/2007 del Consejo en lo referido a la condicionalidad en el régimen de ayuda establecido para el sector vitivinícola.

Reglamento (CE) nº 1120/2009 de la Comisión de 29 de octubre de 2009 que establece disposiciones de aplicación del régimen de pago único previsto en el título III del Reglamento (CE) 73/2009 del Consejo por el que se establecen disposiciones comunes aplicables a los

regímenes de ayuda directa a los agricultores en el marco de la política agrícola común y se instauran determinados regímenes de ayuda a los agricultores.

Reglamento (CE) nº 73/2009 del Consejo de 19 de enero por el que se establecen disposiciones comunes aplicables a los regímenes de ayuda directa a los agricultores en el marco de la política agrícola común y se instauran determinados regímenes de ayuda a los agricultores y por el que se modifican los Reglamentos (CE) nº 1290/2005, (CE) nº 247/2006, (CE) nº 378/2007 y se deroga el Reglamento (CE) nº 1782/2003.

Reglamento (CE) nº 566/2008 de la Comisión de 18 de junio 2008 por el que se establecen disposiciones de aplicación del Reglamento (CE) nº 1234/2007 del Consejo en lo que se refiere a la comercialización de la carne de bovinos de edad igual o inferior a doce meses.

Reglamento 1234/2007 del Consejo de 22 de octubre de 2007, por el que se crea una organización común de mercados agrícolas y se establecen disposiciones específicas para determinados productos agrícolas (Reglamento único para las OCM).

Reglamento (CE) nº 1760/2000 del Parlamento Europeo y del Consejo de 17 de julio de 2000 que establece un sistema de identificación y registro de los animales de la especie bovina y relativo al etiquetado de la carne de vacuno y de los productos a base de carne de vacuno y por el que se deroga el Reglamento (CE) nº 820/97 del Consejo.

Rennier, M. (1997). Exploratory and confirmatory rotation strategies in Exploratory factor analysis. *Paper presented at the annual meeting of the southwest Educational Research Association*, Austin.

Resano H., Sanjuán A., Albisu L.M. (2012). Consumers' response to the EU Quality policy allowing for heterogeneous preferences. *Food Policy* 37. Pag: 355-365.

Riveiro, J.A., Mantecón, A.R., Álvarez, C.J. y Lavín, P. (2013). A typological characterization of dairy Assaf breed sheep farms at NW of Spain based on structural factor. *Agricultural Systems*, Volume 120, Pag: 27-37.

Ruíz R., Oregui, L.M. (2001). El enfoque sistémico en el análisis de la producción animal: revisión bibliográfica. *Invest. Agr.: Prod. Sanid. Anim*. Vol. 16 (1). Pag: 30-61.

Salski A., Holsten B. (2006). A fuzzy and neuro-fuzzy approach to modelling cattle grazing on pastures with low stocking rates in Central Europe. *Ecological Informatics*, Volume 1, Issue 3, November 2006, Pag: 269-276.

Sánchez, L.; Monserrat, L.; Moreno, T. (2002). Economía, ganadería y medio ambiente. *Revista Galega de Economía*, vol. 11, nº. 2. Pag: 1-15.

Schwartz, T. (1990). Fuzzy systems come to life in Japan. IEEE Expert, vol 5(1). Pag: 77-78.

Schweizer, B., Sklar, A. (1960). Statistical metric spaces. *Pacific J. of Mathematics*, l0, pp.313-334. 1960.

Secretaría General de Agricultura, Ganadería y Desarrollo Rural (2007). *Caracterización de explotaciones andaluzas del sector vacuno de carne*. Consejería de Agricultura y Pesca. Pag: 94

Serrano, E., Lavín, P., Giráldez, P.J., Bernués, A., Ruíz, A. (2004). Classification variables of cattle farms in the mountains of León, Spain. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 2(4). Pag: 504-511.

Simpson, J. (1997). *La agricultura española (1765-1965): la larga siesta*. Alianza, Madrid.

Sineiro, F., López, E., Lorenzana, R. Valdés, B. (2004). La tipología de las explotaciones en función de su viabilidad económica y demográfica: aplicación a las explotaciones de bovino de Galicia. *Economía Agraria y Recursos Naturales*, Vol. 4. Pag: 63-85.

Sineiro, F., Lorenzana, R., López, E. (2011). Distribución social, territorial y por orientaciones productivas del apoyo público a nivel de explotación. En: García Álvarez-Coque, J.M., Sineiro García, F. (coord.): *Apoyo público a la agricultura española 2003-2010*. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente (MAGRAMA), Madrid. Pag: 201-237.

Solano, C., Bernués, A., Rojas, F., Joaquín, N., Fernández, W. y Herrero, M. (2000). Relationships between management intensity and structural and social variables in dairy and

dual-purpose systems in Santa Cruz, Bolivia. *Agricultural Systems*, Volume 65, Issue 3, Pages 159-177.

Steiger, J.H. y Lind, J. (1980). Statistically based tests for the number of common factors. *Comunicación presentada en el meeting anual de la Psychometric Society*. Iowa City, Mayo de 1980.

Stiglbauer, A. y Weiss, C.R. (2000). "Family and Non-Family Succession in the Upper-Austrian Farm Sector". *Working Paper EWP 0008.* Department of Food Economics and Consumption Studies. University of Kiel.

Stumpf, H., Lux F. H. (1993). Extraction of subjective assessments of tires for handling, confort, and noise based on laboratory test by use of fuzzy logic. *Proceedings of the ISATA 26th international symposium on automotive technology and automation*. Pag: 415-424.

Soto, D. (2002). *Transformacións produtivas na agricultura galega contemporánea: da agricultura orgánica á Revolución Verde (1752-1986). Unha aproximación a partir das macromagnitudes*. Tese de doutoramento da Universidade de Santiago de Compostela. Pag: 460.

Suarez, R. (2007). *Estimación de la información mutua en problemas con datos difusos*. Tesis doctoral de la Universidad de Oviedo. Pag: 226.

Sugeno, M. (1992). Philosophic aspects of uncertainty: categories of uncertainty and their modalities. *Japanese-European Symposium on fuzzy system*.

Sugeno, M. (1999). On stability of fuzzy system expressed by fuzzy rules with singleton consecuents. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern*, Vol 7, Nº 2, April.

Tabachnick, B. y Fidell, L. (2001). *Using multivariatestatistics*. New York: Harper & Row.

Takagi, T. y Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15(1). Pag: 116−132.

Takakuwa, S., Veza, I. (2013). Technology Transfer and World Competitiveness. *Procedia Engineering* 69. Pag: 121 – 127.

Tanaka, J.S. y Huba, G.J. (1985). A fit index for covariance structure models under arbitrary GLS estimation. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38, 197-201.

Tanure, S., Nabinger, C. y Becker, J.L. (2013). Bioeconomic model of decision support system for farm management. Part I: Systemic conceptual modeling. *Agricultural Systems*, Volume 115, Pages 104-116.

Thompson, B. y Daniel, L. G. (1996). Factor analytic evidence for the construct validity of scores: An historical overview and some guidelines. *Educational and Psychological Measurement*, 56, 197-208.

Thorne, F., (2004). Measuring the Competitiveness of Irish Agriculture (1996-2000). Rural. *Economy Research Series* No. 9, Teagasc, Dublin.

Thorne F.S., Fingleton W., 2006. Examining the Relative Competitiveness of Milk Production: An Irish Case Study (1996 – 2004). *Journal of International Farm Management*: 3(4), 1-13.

Tong, R. M., Bonissone, P.P. (1984). Linguistic solutions to fuzzy decisions problems. In Zimmermann H.J., Zadeh, L.A., Gaines B.R. *Fuzzy sets and decision analysis*, Amsterdam. Pag: 323-334.

Trillas, E. (1980). *Conjuntos borrosos*. Madrid: Vicens Vives.

Tucker, L.R. y Lewis, C. (1973). The reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38, 1-10.

Tukey, J.W. (1977). *Exploratory data analysis*. Addison-Wesley.

Urarte E., (1988). *La raza Latxa: sistemas de producción y características reproductivas*. Tesis Doctoral. Fac. de Veterinaria, Univ. de Zaragoza. Serie tesis doctorales N.º 1. Dpto. Agricultura. y Pesca, Gobierno Vasco, Vitoria-Gasteiz.

Uriel, E. y Aldas, J. (2005). *Análisis Multivariante Aplicado*. España: Thomson.

Valbuena, D., Verburg P.H., Bregt A.K. (2008). A method to define a typology for agent-based analysis in regional land-use research. *Agriculture, Ecosystems and Environment,* 128: 27-36.

Van der Ploeg, J.D., Laurent, C., Blondeau, F., Bonnafous, P. (2009). Farm diversity, classification schemes and multifunctionality. *Journal of EnvironmentalManagement*, 90: 124-131.

Vázquez, I. (2013). *Situación actual, dinámica y estrategias de las explotaciones con bovino de carne en el norte de España*. Tesis doctoral de la Universidad de Santiago. Pag: 305.

Velicer, W.F. (1976). Determining the number of components from the matrix of partial correlations. *Psychometrika* 41, pp: 321–337.

Verbeke W., Demey V., Bosmans W., Viaene J. (2005). Consumer versus producer expectations and motivations related to "superior" quality meat: qualitative research findings. *Journal of Food Products Marketing* 11 (3). Pag: 27-41.

Visauta, B. (1998). *Análisis estadístico con SPSS para Windows*. Madrid, McGraw-Hill.

Von Altrock, C., Krause, B. (1992). On line development tolos for fuzzy knowledge base systems of higher order. *2nd international conference on fuzzy logic and neural networks proceedings*, Izuka-Japan.

Von Altrock, C., Krause, B., Zimmermann, H. J. (1992b). Advanced fuzzy logic control of a model car in extreme situations. *Fuzzy sets and systems*, vol 48(1). Pag: 41-52.

Wang, L. (1992). Fuzzy systems are universal approximators. *Documento presentado en la "Internacional Conference on Fuzzy Engineering"*.

Wang, H. F. (1993). Numerical analysis on fuzzy relation equations with various operators. *Fuzzy Sets and Systems*, 53(2), pp. 155-166.

Wasserman, P.D. (1989). Neuro computing: theory and practice. New York

Weaver, W. (1948). Science and Complexity. *American Scientist*, 36 (4), Pages 536-544.

Weber, S. (1983); A general concept of fuzzy connectives, negations and implications based on t-norms and t-conorms. *Fuzzy Sets and Systems*, ll(2), pp. 115-134.

Yager, R. R(1979). A measurement-informational discussion of fuzzy union and intersection. *Intern. J. of Man-Machine Studies*, ll(2), pp. 189-200.

Yen, J. y Langari, R. (1999). *Fuzzy Logic: Intelligence, control, and information*. Prentice Hall, 1999

Yu, Y. D.(1985). Triangular norms and TNF-sigma-algebras. *Fuzzy Sets and Systems*,16(3), pp: 251-264.

Zadeh L.A. (1965a). Fuzzy sets. *Information and control* 8, Pages 338-353

Zadeh L.A. (1965b). Fuzzy sets and systems. In Fox, J. Ed Systhems theory. *Polythenic Press*. Brooklin NY, Pages 29-37.

Zadeh L.A. (1975a). Fuzzy logic and approximated reasoning. *Synthese*, 30 (1), Pages 407-428.

Zadeh L.A. (1975b). The concept of a linguistic variable and its applications to approximated reasoning I, II, III. *Information Sciences*, 8, Pages 199-251, 301-357; 9, Pages 43-80.

Zamar R.H. (1994). Estimación robusta. *Estadística española*. Vol 26, nº 137. Pag: 327-367.

Zimmermann, H. J., Zisno, P. (1980). Latent connectives in human decision making. Fuzzy sets and systems, vol 4. Pag: 37-51.

Zimmermann, H. J., Zisno, P. (1983). Decision analysis and evaluations by hierarchical agregation of information. Fuzzy sets and systems, vol 10. Pag: 243-266.

Zhan M., Ma W., Liu Z., Liu G. (2013). Fuzzy-adaptive control method for off-road vehicle guidance system. *Mathematical and Computer Modelling*, Volume 58, Issues 3–4, August 2013, Pages 551-555

# ÍNDICES:

# GRÁFICOS, FIGURAS, TABLAS Y ECUACIONES

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico I-1. Evolución % de los precios pagados y percibidos de los ganaderos. Galicia 2003-2013. ..... 8

Gráfico IV-1. Agregación de las entradas. Ejemplo ..... 110

Gráfico IV-2. Agregación de las salidas. Ejemplo. ..... 111

Gráfico IV-3. Desborrosificación por centro de gravedad. ..... 113

Gráfico IV-4. Desborrosificación por máxima pertenencia: centro de máximos ..... 114

Gráfico IV-5. Desborrosificación por máxima pertenencia: media de máximos ..... 115

Gráfico VII-1. Terneros nacidos vs Ingresos por la venta de animales ..... 162

Gráfico VII-2. UGM Vs Coste de alimentación ..... 163

Gráfico VII-3. Diagrama de dispersión: MBV/UGM vs Competitividad ..... 170

Apéndice B-1. TN_V. Histograma ..... 256

Apéndice B-2. TN_V t. Histograma ..... 256

Apéndice B-3. PT_V. Histograma ..... 256

Apéndice B-4. PT_V t. Histograma ..... 256

Apéndice B-5. CI_T. Histograma ..... 257

Apéndice B-6. CI_T t. Histograma ..... 257

Apéndice B-7. P_UGM. Histograma ..... 257

Apéndice B-8. P_UGM t. Histograma ..... 257

Apéndice B-9. P_SF. Histograma ..... 257

Apéndice B-10. P_SF t. Histograma ..... 257

Apéndice B-11. SR. Histograma ..... 258

Apéndice B-12. SR t. Histograma ..... 258
Apéndice B-13. UGM_ST. Histograma ..... 258
Apéndice B-14. UGM_SF. Histograma ..... 258
Apéndice B-15. V_SF. Histograma ..... 258
Apéndice B-16. IV_UGM. Histograma ..... 258
Apéndice B-17. SI_UGM. Histograma ..... 259
Apéndice B-18. SI_UGM t. Histograma ..... 259
Apéndice B-19. GA_UGM. Histograma ..... 259
Apéndice B-20. MBTA_UGM. Histograma ..... 259
Apéndice B-21. MBTA_UGM t. Histograma ..... 259
Apéndice B-22. MBT_UGM. Histograma ..... 260
Apéndice B-23. MBVA_UGM. Histograma ..... 260
Apéndice B-24. MBVA_UGM t. Histograma ..... 260
Apéndice B-25. MBV_UGM. Histograma ..... 260
Apéndice B-26. MBV_UGM t. Histograma ..... 260
Apéndice B-27. GA_IC. Histograma ..... 261
Apéndice B-28. GA_IC t. Histograma ..... 261
Apéndice B-29. GV_IC. Histograma ..... 261
Apéndice B-30. GV_IC t. Histograma ..... 261
Apéndice B-31. GV_IV. Histograma ..... 261
Apéndice B-32. GV_IV t. Histograma ..... 261

Apéndice B-33. GA_IV. Histograma ..... 262

Apéndice B-34. GA_IV t. Histograma ..... 262

Apéndice B-35. Gráfico de sedimentación ..... 265

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# ÍNDICE DE FIGURAS

Figura IV-1. Arquitectura típica de un sistema experto ..... 83

Figura IV-2. Esquema general de un controlador difuso ..... 86

Figura IV-3. Modelado para funciones paramétricas: triangulares y trapezoidales ..... 89

Figura IV-4. Partición borrosa TN_V ..... 93

Figura IV-5. Partición borrosa UGM_SF ..... 93

Figura IV-6. Partición borrosa V/SF ..... 93

Figura IV-7. Partición borrosa CA/UGM ..... 93

Figura IV-8. Partición borrosa MBV/UGM ..... 94

Figura IV-9. Partición borrosa GA/IV ..... 94

Figura IV-10. Partición borrosa GV/IT ..... 94

Figura IV-11. Partición borrosa IV/UGM ..... 94

Figura IV-12. Estructura del sistema de lógica difusa ..... 101

Figura IV-13. Partición borrosa para el ejemplo Carga Ganadera. ..... 109

Figura VI-1. Variables intermedias: competitividad Muy Baja ..... 145

Figura VI-2. Variables intermedias: competitividad Baja ..... 148

Figura VI-3. Variables intermedias: competitividad Media ..... 151

Figura VI-4. Variables intermedias: competitividad Alta ..... 154

Figura VI-5. Variables intermedias: competitividad Muy Alta ..... 157

Figura VII-1. Ejemplo: Validación del resultado vectorial de $SimVac_c$ ..... 168

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# ÍNDICE DE TABLAS

Tabla I-1. Principales características estructurales de las explotaciones con vacas de carne ..... 12

Tabla I-2. Denominación y definición de las variables seleccionadas ..... 32

Tabla II-1. Caracterización de la muestra. Principales resultados ..... 44

Tabla II-2. Indicadores de productividad física: principales resultados ..... 45

Tabla II-3. Indicadores económicos: principales resultados ..... 51

Tabla III-1. Análisis de la distribución. Indicadores productivos ..... 64

Tabla III-2. Análisis de la distribución. Indicadores económicos ..... 65

Tabla III-3. Matriz de estructura ..... 76

Tabla IV-1. Muestreo de la prueba de Wilcoxom ..... 116

Tabla IV-2. Rangos de Wilcoxon. Operadores de entrada: *Min-max* vs *Min-AVG* ..... 118

Tabla IV-3. Prueba de los rangos de Wilcoxon. Min-Max vs Min-AVG ..... 119

Tabla IV-4. Rangos de Wilcoxon. Operadores de salida: *Sum. Limit.* vs *Max* ..... 119

Tabla IV-5. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon. *Sum. Limit.* vs *Max* ..... 120

Tabla IV-6. Rangos de Wilcoxon. Desborrosificador: *MoM* vs *CoM* ..... 120

Tabla IV-7. Prueba de los rangos con signo de Wilcoxon. *MoM* vs *CoM* ..... 121

Tabla VI-1. Análisis discriminante: resultados de la clasificación. ..... 141

Tabla VI-2. Competitividad: variables discriminantes ..... 141

Tabla VI-3. Media y desviación típica: número de animales y superficie por estrato de competitividad ..... 142

Tabla VII-1. Distribución de la competitividad por provincias y zonas con LG ..... 173

Tabla VII-2. Tipo de superficie por estrato de competitividad..... 176

Tabla VII-3. Resultados medios de los indicadores según diferentes bases de datos..... 178

Tabla VII-4. Terneros vendidos por vaca esperados ..... 183

Tabla VII-5. Estimación de los ingresos anuales por venta de terneros en tres escenarios posibles..... 183

Tabla VII-6. Estimación de los índices de valor para vacas de desvieje ..... 184

Tabla VII-7. Media y Desviación típica de ayudas directas percibidas por estrato de competitividad..... 186

Apéndice B-1. TN_V. ..... 251

Apéndice B-2. PT_V..... 251

Apéndice B-3. CI_T..... 251

Apéndice B-4. P_UGM..... 251

Apéndice B-5. P_SF..... 252

Apéndice B-6. SR ..... 252

Apéndice B-7. UGM_ST ..... 252

Apéndice B-8. UGM_SF ..... 252

Apéndice B-9. V_SF..... 252

Apéndice B-10. SI_UGM ..... 253

Apéndice B-11. GA_UGM..... 253

Apéndice B-12. IV_UGM..... 253

Apéndice B-13. MBT_UGM ..... 253

Apéndice B-14. MBTA_UGM ..... 254

Apéndice B-15. MBVA_UGM ..... 254

Apéndice B-16. MBV_UGM ..... 254

Apéndice B-17. GA_IC ..... 254

Apéndice B-18. GV_IC ..... 254

Apéndice B-19. GA_IV ..... 255

Apéndice B-20. GV_IV ..... 255

Apéndice B-VIII-21. Comunalidades ..... 262

Apéndice B-VIII-22. Matriz de correlaciones de componentes ..... 262

Apéndice B-VIII-23. Matriz de correlaciones ..... 263

Apéndice B-VIII-24. Matriz anti-imagen ..... 264

Apéndice B-VIII-25. Varianza total explicada ..... 265

Apéndice B-VIII-26. Matriz de configuración (a) ..... 266

Apéndice B-VIII-27. Matriz de estructura ..... 266

Apéndice C-28. Bloque de reglas RB1 ..... 271

Apéndice C-29. Bloque de reglas RB2 ..... 272

Apéndice C-30. Bloque de reglas RB3 ..... 272

Apéndice C-31. Bloque de reglas RB4 ..... 273

Apéndice C-32. Bloque de reglas RB5 ..... 277

Apéndice C-33. Bloque de reglas RB6 ..... 277

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Escalera de las transformaciones de Tukey. ..... 34

Ecuación 2. Cálculo de deciles y cuantiles. ..... 35

Ecuación 3. Transformación del determinante de la matriz de correlación ..... 67

Ecuación 4. Índice KMO ..... 68

Ecuación 5. Índice MSA ..... 68

Ecuación 6. Intervalo de confianza para un número triangular difuso ..... 90

Ecuación 7. Intervalo de confianza para un número trapezoidal difuso ..... 90

Ecuación 8. Intersección entre conjuntos borrosos ..... 103

Ecuación 9.Unión entre conjuntos borrosos ..... 103

Ecuación 10. Suma limitada entre conjuntos borrosos ..... 103

Ecuación 11. Agregación de premisas: operador Min-Max ..... 105

Ecuación 12. Agregación de premisas: operador Min-AVG ..... 106

Ecuación 13. Operador *gamma* ..... 106

Ecuación 14. Centro de gravedad para funciones continuas ..... 112

Ecuación 15. Centro de gravedad para valores discretos ..... 113

Ecuación 16. Estadístico para la tipificación de la prueba de Wilcoxom ..... 117

Ecuación 17. Competitividad explotaciones: función discriminante ..... 141

Ecuación 18. Coeficiente de correlación de Pearson ..... 169

Ecuación 19. Ingresos por venta de terneros ..... 183

Ecuación 20. Vacas de desvieje ..... 183

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# APÉNDICE A:

# METODOLOGÍA EMPLEADA EN LOS CUADERNOS DEL CES

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

## *APÉNDICE A. METODOLOGÍA EMPLEADA EN LOS CUADERNOS DEL CES*

Las entidades que prestan este tipo de servicios extienden su actividad, desde el diagnóstico de la situación hasta la propuesta y ejecución de mejoras en por lo menos las siguientes materias:

- Requisitos legales de gestión, relativos a la salud pública, sanidad animal, sanidad vegetal, ambiente y bienestar de los animales.
- Buenas condiciones agrarias y ambientales, atendiendo entre otras circunstancias, las características de la superficie de las que se trate, incluidas las condiciones climáticas y del suelo, los sistemas de explotación existentes, la utilización de tierras, la rotación de los cultivos, las prácticas de explotación agraria y las estructuras de explotación.
- Normas relativas a la seguridad laboral según la legislación comunitaria.
- En el caso de jóvenes agricultores, las relacionadas con el inicio de la actividad.
- La información correspondiente a las medidas de acción positiva desde la vertiente de género.

Además de las materias de obligado asesoramiento descritas anteriormente, se podrán alcanzar otras materias con el objeto de ofrecer un asesoramiento integral. En particular incluirá el relativo a las medidas que puedan establecerse en el desarrollo de los artículos 36. 2º y la disposición adicional séptima de la Ley 2/2007, del 28 de marzo, del trabajo en igualdad de las mujeres en Galicia.

En el artículo 4 del citado Decreto 235/2007 se recogen los requisitos que deben incluir las entidades que presten servicios de asesoramiento a las explotaciones. Entre ellos figura la necesidad de disponer de un equipo técnico formado por titulados universitarios según el área en el que la entidad preste sus servicios, además del personal administrativo. Así como, disponer de medios materiales y experiencia en materia de asesoramiento técnico a las explotaciones agrarias.

Entre sus funciones está la presentación del cuaderno de explotación, necesario para percibir la ayuda aprobada en el marco del Contrato de Explotación Sostenible (CES), tal y como contempla la Orden que regula la aplicación de los pagos directos a la agricultura y a la

ganadería y de las ayudas al desarrollo rural para la utilización sostenible de las tierras agrícolas (Orden del 1 de febrero de 2013).

El CES forma parte del eje 2 del Programa de Desarrollo Rural de Galicia para el periodo 2007-2013. Según la descripción ofrecida por la Orden de 1 de febrero de 2013, el CES son ayudas que tienen carácter compensatorio, bien por la zona en que ejercen la actividad los/as agricultores/as en el caso de las indemnizaciones compensatorias o bien como compensación de los costes adicionales y de las pérdidas de ingresos derivados del compromiso del agricultor en relación con el CES, por el sistema de producción agrícola o ganadero adoptado para la mejora del ambiente y del ámbito natural.

Los cuadernos del CES se entregan anualmente en formato digital en el servicio territorial del FOGGA correspondiente a la provincia de la explotación. Las entidades de asesoramiento tienen a su disposición la posibilidad de descargar una copia de la documentación entregada en formato pdf o xls. Esta información debe estar actualizada como mínimo a fecha de 31 de diciembre y entregada antes del 28 de febrero durante el periodo de vigencia de los contratos, que es de 5 años. Durante ese tiempo, las entidades de asesoramiento deben cumplir una serie de obligaciones generales, reguladas en el artículo 9 del Decreto 235/2007, que consisten básicamente en la coordinación con la Xunta de Galicia para asegurar el control de las metodologías de trabajo y los protocolos de actuación.

**EFECTIVOS GANADEROS Y RAZAS EMPLEADAS**

Los efectivos ganaderos y las razas empleadas se obtienen de forma automática al generar el informe final del cuaderno del CES. Los datos que contiene han sido elaborados según las indicaciones del Reglamento 1760/2000 del Parlamento Europeo y el Consejo, de 17 de julio de 2000, que establece un sistema de identificación y registro de los animales de la especie bovina y relativo al etiquetado de la carne de vacuno y de los productos en base a carne de vacuno y por el que se deroga el Reglamento (CE) 820/97 del Consejo.

En el artículo 3 de este Reglamento se incluyen los elementos que debe contener el sistema de identificación y registro de los animales, que consiste en:

- Marcas auriculares destinadas a identificar a cada animal individualmente
- Bases de datos informatizadas
- Pasaportes para animales

- Registros individuales llevados en cada explotación

A nivel nacional se crea el Registro de Explotaciones Agrarias (REGA), regulados en el Real Decreto 479/2004, de 26 de marzo, se caracteriza el Código de Explotación Agraria (CEA) que identifica a cada explotación y se establecen los datos necesarios para llevar a cabo las inscripciones en el REGA. Los datos mínimos que ha de contener el REGA están recogidos en el Anexo II de este Decreto. Una parte son los relativos al conjunto de la explotación y otra a cada una de las especies.

Ya a nivel autonómico, el Registro de Explotaciones Agrarias de Galicia (REAGA) fue creado y regulado por el Decreto 253/2008 de 30 de octubre, y modificado por el Decreto 200/2012 para crear una nueva sección para las explotaciones agrarias de titularidad compartida.

La identificación de las explotaciones se realiza mediante el CEA, que lleva asignado una codificación según lo estipulado en el artículo 5 del Real Decreto 479/2004. La estructura de este código, de izquierda a derecha, incorpora dos letras que identifican el país, dos dígitos para la provincia (según la codificación del Instituto Nacional de Estadística (INE)), tres dígitos para el municipio (también sobre el criterio del INE) y siete dígitos que identifican la explotación dentro del municipio de forma única.

La especie se aplica a animales de producción tal y como se definen en el artículo 3.2 de la Ley 8/2003, de 24 de abril, y en particular a las especies que se definen en el anexo 1 del RD 479/2004, que incluye la de los bóvidos: vacuno, búfalos y bisontes.

En la muestra, la información disponible por animal es: número de crotal, raza, sexo, fecha de nacimiento, fecha de entrada en la explotación, la explotación de origen (pondrá nacimiento si es la misma o el CEA si el animal viene de otra explotación), fecha de salida, explotación de destino, bajas y finalmente sacrificio. Todos los datos proceden del sistema integrado de control y gestión.

El crotal (o marca auricular) lleva un código que identifica a cada animal y la explotación en la que ha nacido. La codificación de identificación y registro está legislada en España desde el año 1998 a través del Real Decreto 1980/1998, de 18 de septiembre y modificada en varias ocasiones, la última en el año 2008. Según la legislación vigente, el código consta de los siguientes caracteres: las dos primeras letras identifican el país, un dígito que determina la

autoridad competente, un dígito de verificación o control, dos dígitos que identifican la Comunidad Autónoma y ocho dígitos de identificación individual de cada animal.

El campo raza permite separar los cruces industriales de las razas puras.

En el CES la información procede del REGA y queda recogida en el apartado titulado "animales y movimientos".

Según el pliego de condiciones de la Indicación Geográfica Protegida (IGP) Ternera Gallega, correspondiente al año 2013, el ganado apto para suministrar carne a esta IGP será de las razas Rubia Gallega y Morenas Gallegas, así como de los cruces entre sí y también de otras razas: Asturiana de los Valles, Limusina y Rubia de Aquitania. También son aptos los cruces de los machos de cualquiera de las razas anteriores con hembras de las razas: frisona y Pardo Alpina. Finalmente, para contabilizar cada uno de los casos se ha utilizado la función *CONTAR.SI* de Microsoft Excel.

A partir de la fecha de nacimiento de los animales se ha estratificado el censo de cada explotación por grupos de edad, que posteriormente se utilizarán para el cálculo de indicadores de utilidad en las explotaciones: Unidades de Ganado Mayor (UGM) y bovinos aptos para suministrar carne de ternera según la IGP Ternera Gallega. Para el primero de ellos el cálculo está estandarizado a nivel comunitario y la metodología[7] se puede seguir a través del artículo 10, punto 2, apartado n) de la Orden de 1 de febrero de 2013. Así, se ha diferenciado entre los que tienen menos de 6 meses, los que están entre 6 y 24 meses y finalmente los que tienen más de 24 meses. El segundo indicador está relacionado con la comercialización, separando los animales con menos de 10 meses, que es la edad máxima permitida en el pliego de condiciones de la (IGP) Ternera Gallega para la comercialización bajo la denominación de ternera. El pliego diferencia además dos tipos de carnes: ternera suprema gallega y ternera gallega. En la suprema se contemplan los animales que se crían en explotaciones con vacas madres y que tuvieron un periodo mínimo de lactancia materna de siete meses. En las restantes están los animales que se destetan a diferentes edades, siendo la base de su alimentación los forrajes y los alimentos concentrados autorizados.

[7] Bovinos > 24 meses = 1 UGM
Bovinos de 6 meses a dos años = 0,6 UGM
Bovinos < 6 meses = 0,4 UGM

En este sentido, otras estratificaciones posibles por edad, son las reguladas en la normativa comunitaria sobre la comercialización de la carne de ternera, disponible en el Anexo XI Bis del Reglamento (CE) 1234/2007, de 22 de octubre, por el que se crea el Reglamento Único para las Organizaciones Comunes de Mercado (OCM). Esta clasificación diferencia dos categorías: V, que son los que tienen menos de 8 meses y Z, que son los que tienen entre 8 y 12 meses. Los primeros se comercializan en España bajo la denominación ternera blanca o carne de ternera blanca, mientras que los segundos lo hacen bajo la denominación ternera o carne de ternera.

Para el cálculo de los tramos de edad se ha tomado como referencia el 31 de diciembre de 2010, por ser la fecha límite utilizada para el cierre de los cuadernos del CES correspondiente a ese año y se le ha restado la fecha de nacimiento de cada animal. Por último, mediante la función *CONTAR.SI* de Microsoft Excel, se han obtenido los bovinos que cumplen cada una de las condiciones anteriores.

**BASE TERRITORIAL**

La declaración de superficies en los cuadernos del CES se genera automáticamente una vez que se obtiene el informe final. La información recogida sigue las pautas definidas en la legislación vigente. A nivel comunitario (artículo 17 del Reglamento (CE) 73/2009), el sistema de identificación de parcelas agrícolas establece la identificación de las mismas a partir de mapas o documentos catastrales u otras referencias cartográficas. Posteriormente, el artículo 6 del Reglamento (CE) 1122/2009, recoge la necesidad de determinar para cada parcela de referencia la superficie máxima admisible al régimen de pago único o al régimen de pago único por superficie, así como, la necesidad de que los Estados Miembros velen porque las parcelas agrícolas estén identificadas con toda fiabilidad, exigiendo en particular, que las solicitudes únicas contengan los datos o vayan acompañadas por los documentos especificados por las autoridades competentes con el fin de poder localizar y medir cada parcela agrícola.

La trasposición de la normativa comunitaria en el estado español sobre el sistema de información de las parcelas agrícolas está recogida en el artículo 4 de la Orden de 1 de febrero de 2013, que regula los pagos directos y las ayudas al desarrollo rural (que es la misma que se ha aplicado en este sentido en el año 2010). En ella, se relaciona la totalidad de las

parcelas agrícolas y las superficies forrajeras[8] de la explotación, incluyendo las utilizaciones en cada una de ellas, incluso para las que no se solicite ningún régimen de ayuda.

La superficie cuenta con una referencia identificativa SIGPAC[9] de tipo alfanumérico, formada por los siguientes campos: provincia, ayuntamiento, zona, polígono, parcela y recinto[10]. Las parcelas aquí presentes están definidas en el artículo 10, punto 1, apartado j), de la Orden de 1 de febrero de 2013, como aquellas superficies continuas de terreno con una referencia alfanumérica única representada gráficamente en el SIGPAC. Mientras que la definición dada para las parcelas agrícolas o de plantación (art. 10, punto 1, apartado h)), corresponde a la superficie de tierra continua en que un/a solo/a agricultor/a cultiva un único producto.

En este trabajo se ha utilizado la información desagregada al máximo nivel y medido en hectáreas. Para cada recinto se dispone del tipo de cultivo sembrado, producto y variedad en el caso de los pastos permanentes. Toda la información sobre la superficie que figura en los cuadernos del CES está codificada y ha sido desbloqueada mediante las indicaciones de los anexos VIII y IX de la Orden de 1 de febrero de 2013. De forma que, mediante esta operación, queda convertida una parcela SIGPAC en una parcela agrícola o de plantación.

**MAQUINARIA AGRÍCOLA Y EDIFICACIONES**

En los cuadernos del CES, la información sobre la maquinaria y edificaciones disponibles se encuentra en un apartado titulado "Descripción de la explotación". No se actualiza automáticamente, como en los casos anteriores, sino que el ganadero debe aportar los

[8] Superficie forrajera.- Definido en el art. 10, punto 1, apartado l), de la Orden de 1 de febrero de 2013, como la superficie de la explotación, incluidas las superficies utilizadas en común y las que estén dedicadas a un cultivo mixto, disponible durante todo el año natural para la cría de bovinos, ovinos y caprinos, en relación a lo dispuesto en el sistema integrado de gestión y control previsto en el Reglamento (CE) 73/2009 del Consejo, del 19 de enero. No se contabilizará en esta superficie:

- Las construcciones, los bosques, los cursos de agua y los caminos.
- Las superficies que se empleen para cultivos beneficiarios de un régimen de ayuda comunitario o que se utilicen para cultivos permanentes u hortícolas.
- Las superficies a las cuales se les aplique el régimen de apoyo fijado a los productores de cultivos herbáceos, utilizadas para el régimen de ayuda a los forrajes desecados u objeto de un programa nacional o comunitario de retirada de tierras

[9] SIGPAC.- Sistema de Información Geográfico de parcelas agrícolas, de acuerdo con lo establecido en el artículo 17 del Reglamento (CE) 73/2009 y por el Real Decreto 2128/2004, del 29 de octubre, para el estado español. Establece los criterios básicos que deben garantizar el correcto funcionamiento como herramienta de obligada utilización en la gestión de ayudas comunitarias, ya que es la base identificativa de parcelas objeto de cualquier tipo de ayuda basada en la superficie. (Texto extraído de la Orden de 1 de febrero de 2013).

[10] Recinto SIGPAC.- Definido en el art. 10, punto 1, apartado k), de la Orden de 1 de febrero de 2013, como cada una de las superficies continuas de terreno dentro de una parcela SIGPAC con uso agrícola único entre los definidos en el anexo II del Real Decreto 2128/2004.

documentos a la entidad de asesoramiento que acrediten la descripción y características de las mismas.

Para la maquinaria agrícola, el registro en el estado español está regulado por la Orden de 28 de mayo de 1987. Determina los requisitos exigibles a los tractores agrícolas de ruedas, de cadenas, motocultores, portadores, tractocarros y máquinas automotrices, así como las máquinas agrícolas arrastradas y aquéllas no incluidas anteriormente para las que se haya solicitado un crédito o una subvención oficial y aquellas otras que determine el Ministerio de Industria.

Tal y como recoge esta Orden, están obligados a solicitar la inscripción de las máquinas indicadas: los agricultores y sus asociaciones, las empresas de servicios agrarios y los Organismos oficiales que las destinen a tareas específicas de mecanización agraria.

La inscripción se solicita al órgano competente de la Consejería de agricultura correspondiente de las Comunidades Autónomas. En Galicia, la "Consellería do Medio Rural e do Mar" tiene habilitado un portal web para la tramitación de la solicitud de registro.

La documentación que debe acompañar a la solicitud de matriculación está regulada por el Real Decreto 2140/1985, de 9 de octubre, en concreto en el anexo 11, apartado 1.4.

En los cuadernos del CES, la parte dedicada a la maquinaria cuenta con los apartados: clase, marca, modelo, bastidor, potencia, combustible, rodaje y matrícula, así como la provincia en la que ha sido dada de alta. De ellos, han sido utilizados para la elaboración de la muestra los campos clase y potencia. Así, en la base de datos que forman la muestra se han incluido tres variables. La primera es un sumatorio de potencia medido en caballos. La segunda es el número de tractores y la tercera el número de aperos, sumando los de arrastre y los accionados por la toma de fuerza del tractor.

En la parte dedicada a las construcciones, los cuadernos incluyen una descripción del tipo de instalación que se trata. Para cada una de ellas, la información disponible es la superficie ocupada en metros cuadrados y la localización, esta última codificada con el criterio descrito anteriormente para SIGPAC.

**INGRESOS CORRIENTES**

Los ingresos disponibles en los cuadernos del CES se dividen en dos grandes grupos: ventas y subvenciones.

El origen de los datos de ventas se registra mediante la entrega de facturas de los titulares de explotación en la entidad de asesoramiento. El técnico correspondiente introduce los datos en la aplicación informática, en particular en la tabla denominada "Salidas", los campos: fecha, tipo, grupo de producto, nombre o concepto, número de volante o albarán, proveedor, cantidad e importe.

Con los datos introducidos, los ingresos de explotación obtenidos en el último ejercicio quedan resumidos en la tabla "Cuenta", en particular en el punto 1 "Salidas e ingresos", mediante los campos: tipo de producción, grupo, producto e importe.

De toda la información disponible en los cuadernos del CES, los ingresos por ventas de las explotaciones se han agrupado en la muestra mediante los campos: ventas de animales (incluidos los destinados para vida y los destinados para carne) y otras ventas (que agrupa el resto).

En cuanto a las subvenciones, el marco legislativo comunitario que se aplica a los datos de la muestra es el Reglamento 73/2009 del Consejo, del 19 de enero de 2009, por el que se establecen disposiciones comunes aplicables a los regímenes de ayuda directa a los agricultores en el marco de la política agrícola común y se instauran determinados regímenes de ayuda a los agricultores y por el que se modifican los Reglamentos (CE) 1290/2005, 247/2006, 378/2007 y se deroga el Reglamento (CE) 1782/2003, estableciendo así, entre otras modificaciones, las relativas al régimen de pago único a partir del año 2009 y fundamentalmente en el año 2010.

Los ingresos se obtienen automáticamente al generar el cuaderno correspondiente a esa explotación a partir del sistema de gestión y control integrado. Así se conoce las ayudas directas y al desarrollo rural que ha percibido cada una de las explotaciones de vacuno de carne de la muestra.

Dentro de las subvenciones, las ayudas directas se definen como todo pago abonado directamente a los agricultores en virtud de un régimen de ayuda enumerado en el anexo I del Reglamento (CE) 73/2009. En líneas generales, se trata de pagos disociados, por superficie,

ayudas a la producción y primas. En España durante el año 2010, se aplicaron para el vacuno de carne diferentes tipos de primas: especial, por vaca nodriza, adicional por vaca nodriza, por extensificación y por sacrificio. Ésta última, en la actualidad (año 2013) está totalmente integrada en el pago disociado.

Las ayudas al desarrollo rural aplicadas en España están descritas en la Orden de 1 de febrero de 2013. Para el vacuno de carne, las líneas subvencionables son las mismas que en el año 2010:

- Ayudas integradas en el CES
    - Agroambientales
        - Variedades autóctonas vegetales en riesgo de erosión genética
        - Control integrado y producción integrada
        - Agricultura y ganadería ecológica
        - Lucha contra la erosión en medios frágiles
        - Mantenimiento de razas autóctonas en peligro de extinción
        - Utilización racional de los recursos forrajeros
        - Apicultura para la mejora de la diversidad en zonas frágiles
        - Mejora y conservación del medio físico en zonas de prados y pastos incluidos en la Red Natura 2000
    - Bienestar animal
        - Avicultura de corral para producción de carne
        - Porcino al aire libre para la cría y cebo
- Indemnización compensatoria

**COSTES VARIABLES**

En este apartado se estudia el valor de los gastos variables, así como la coherencia de los resultados obtenidos en los cuadernos del CES, comparándolos con otras fuentes disponibles.

El análisis de las principales partidas de coste se ha limitado a la disponibilidad de datos que aparecen en los cuadernos del CES. En ellos se encuentra desagregado las diferentes rúbricas que permiten el cálculo de los gastos variables, no existiendo la posibilidad de incorporar el de las amortizaciones y completar el de gastos indirectos, por no estar identificados. Otra ausencia de importancia es el coste de la mano de obra. En este sentido, sólo existe la posibilidad de extraer los cupones pagados a la Seguridad Social, siendo muy

pocas explotaciones las que los incorporan, de manera que ni siquiera el gasto debería ser añadido como coste de la mano de obra, si no como carga social dentro de los costes indirectos.

En el capítulo de gastos, toda la información disponible es la que el ganadero entrega en la entidad de asesoramiento mediante la factura correspondiente. De manera que la fiabilidad no es tan alta como en los casos en que la información forma parte del sistema integrado de gestión y control. La escasa rigurosidad en la recopilación de los gastos aconseja una validación de los resultados con otras fuentes disponibles, que se verán en el siguiente apartado.

Dentro de los cuadernos, los costes vienen en dos tablas diferentes. Una de ellas es específica para este tipo de información y se titula “Insumos”. En ella hay diferentes campos: fecha, tipo, concepto, albarán, proveedor e importe. El tipo permite seleccionar diferentes opciones: alimentación, construcción e instalaciones, energía, maquinaria, otros bienes, otros servicios, productos zoosanitarios y fitosanitarios, plásticos, semillas y plantas, fertilizantes y enmiendas y servicios técnicos. Pero además, los gastos aparecen resumidos en la tabla “Cuenta”, en particular en el punto 4 “Insumos/Gastos”.

Entre los gastos variables se ha prestado especial atención al coste en alimentación, por ser el más elevado, separándolo del resto de gastos. En él se computa los concentrados y forrajes. En este sentido llama la atención el hecho de coste cero en la partida de alimentación de alguna de las explotaciones de la muestra.

Una vez que se han extraído los datos y agrupados en alimentación y resto, dentro de una base de datos, se elaboran tablas y gráficos con el fin de observar la tendencia central de los gastos variables, la variabilidad de los mismos y se comprueba si éstos siguen una distribución normal.

# APÉNDICE B:

# ANÁLISIS FACTORIAL (TABLAS Y GRÁFICOS)

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

## INDICADORES DE PRODUCTIVIDAD FÍSICA

**Apéndice B-1. TN_V.**

| TN/V | Nº Explot. | UGM/Explot. | V/UGM | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,50 | 27 | 30,3 | 0,68 | 140 |
| 0,50 - 0,67 | 35 | 27,7 | 0,63 | 159 |
| 0,67 - 0,75 | 23 | 27,9 | 0,62 | 194 |
| 0,75 - 0,83 | 19 | 28,4 | 0,62 | 217 |
| > 0,83 | 24 | 28,5 | 0,59 | 184 |
| Mediana | | 27,2 | 0,63 | 159 |

**Apéndice B-2. PT_V**

| PT/V | Nº Explot. | UGM/Explot. | V/UGM | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,55 | 27 | 31,3 | 0,70 | 128 |
| 0,55 - 0,67 | 26 | 25,7 | 0,64 | 144 |
| 0,67 - 0,77 | 24 | 28,3 | 0,62 | 192 |
| 0,77 - 0,87 | 28 | 28,9 | 0,59 | 192 |
| > 0,87 | 23 | 28,3 | 0,59 | 225 |
| Mediana | | 27,2 | 0,63 | 159 |

**Apéndice B-3. CI_T**

| CI_T | Nº Explot. | UGM/Explot. | UGM/SF | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,13 | 26 | 33,7 | 1,23 | 141 |
| 0,13 - 0,32 | 26 | 32,5 | 1,46 | 125 |
| 0,32 - 0,45 | 25 | 30,5 | 1,46 | 188 |
| 0,45 - 0,70 | 27 | 23,1 | 1,32 | 217 |
| > 0,70 | 24 | 22,5 | 1,12 | 201 |
| Mediana | | 27,2 | 1,28 | 159 |

**Apéndice B-4. P_UGM**

| P_UGM (cv/UGM) | Nº Explot. | UGM/Explot. | UGM/SF | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| Sin maquinaria | 7 | 18,6 | 0,61 | 78 |
| <= 2,62 | 31 | 41,1 | 1,33 | 89 |
| 2,62 - 3,73 | 31 | 29,0 | 1,51 | 175 |
| 3,73 - 5,68 | 29 | 27,4 | 1,29 | 212 |
| > 5,68 | 30 | 17,1 | 1,09 | 162 |
| Mediana | | 27,2 | 1,28 | 159 |

**Apéndice B-5. P_SF**

| P_SF (cv/Ha) | Nº Explot. | UGM/Explot. | UGM/SF | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| Sin maquinaria | 7 | 18,6 | 0,61 | 88 |
| <= 3,28 | 30 | 37,1 | 1,15 | 128 |
| 3,28 - 4,91 | 31 | 30,8 | 1,21 | 174 |
| 4,91 -6,91 | 32 | 24,9 | 1,41 | 230 |
| > 6,91 | 28 | 19,6 | 1,47 | 124 |
| Mediana | | 27,2 | 1,28 | 159 |

**Apéndice B-6. SR**

| SR (Ha) | Nº Explot. | UGM/Explot. | GA/UGM | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,22 | 28 | 30,5 | 112 | 154 |
| 0,22 - 0,28 | 23 | 26,2 | 128 | 175 |
| 0,28 - 0,40 | 27 | 28,6 | 72 | 135 |
| 0,40 - 0,60 | 26 | 24,6 | 110 | 158 |
| > 0,60 | 24 | 26,8 | 107 | 95 |
| Mediana | | 27,2 | 108 | 159 |

**Apéndice B-7. UGM_ST**

| UGM_ST(Ha) | Nº Explot. | UGM/Explot. | GA/UGM | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,86 | 25 | 18,6 | 122 | 151 |
| 0,86 - 1,16 | 26 | 29,9 | 114 | 183 |
| 1,16 - 1,37 | 26 | 25,8 | 108 | 168 |
| 1,37 - 1,66 | 27 | 33,9 | 102 | 155 |
| > 1,66 | 23 | 32,7 | 83 | 76 |
| Mediana | | 27,2 | 108 | 159 |

**Apéndice B-8. UGM_SF**

| UGM_SF(Ha) | Nº Explot. | UGM/Explot. | GA/UGM | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,91 | 26 | 19,4 | 123 | 210 |
| 0,91 - 1,21 | 25 | 27,7 | 127 | 179 |
| 1,21 - 1,40 | 26 | 28,9 | 108 | 186 |
| 1,40 - 1,69 | 27 | 33,0 | 106 | 173 |
| > 1,69 | 24 | 33,9 | 91 | 121 |
| Mediana | | 27,2 | 108 | 159 |

**Apéndice B-9. V_SF**

| V_SF(Ha) | Nº Explot. | UGM/Explot. | GA/UGM | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| <= 0,56 | 26 | 20,1 | 106 | 202 |
| 0,56 - 0,75 | 27 | 26,0 | 132 | 187 |
| 0,75 - 0,87 | 27 | 31,8 | 104 | 158 |
| 0,87 - 1,05 | 24 | 33,8 | 126 | 153 |
| > 1,05 | 25 | 30,7 | 93 | 172 |
| Mediana | | 27,2 | 108 | 159 |

**Apéndice B-10. SI_UGM**

| SI_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | TN/V | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| Estabulación libre | 11 | 23,2 | 0,67 | 99 |
| <= 5,75 | 29 | 30,3 | 0,75 | 129 |
| 5,75 – 8,40 | 36 | 27,0 | 0,63 | 120 |
| 8,40 – 10,88 | 23 | 28,6 | 0,76 | 168 |
| > 10,88 | 29 | 25,0 | 0,67 | 194 |
| Mediana | | 27,2 | 0,73 | 159 |

## INDICADORES ECONÓMICOS

**Apéndice B-11. GA_UGM**

| GA_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| < 57,4 | 25 | 26,2 | 21,1 | 125 |
| 57,4 – 94,6 | 26 | 32,7 | 23,6 | 113 |
| 94,6 – 118,6 | 26 | 28,5 | 22,9 | 195 |
| 118,6 – 153,4 | 26 | 27,6 | 23,1 | 221 |
| > 153,4 | 24 | 20,2 | 19,5 | 173 |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 181 |

**Apéndice B-12. IV_UGM**

| IV_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | MBV/UGM |
|---|---|---|---|---|
| < 195 | 25 | 28,0 | 21,1 | 32 |
| 195 - 297 | 23 | 35,2 | 23,5 | 100 |
| 297 - 404 | 27 | 29,6 | 24,3 | 190 |
| 404 - 489 | 25 | 26,2 | 23,9 | 275 |
| > 489 | 25 | 23,6 | 19,5 | 373 |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 181 |

**Apéndice B-13. MBT_UGM**

| MBT_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 314 | 25 | 32,2 | 22,4 | 81 (2) | 186 (3) |
| 314 - 433 | 27 | 23,4 | 20,8 | 118 (2) | 192 (4) |
| 433 - 641 | 25 | 28,8 | 20,3 | 78 (2) | 244 (1) |
| 641 - 857 | 26 | 30,9 | 25,3 | 128 (1) | 236 |
| > 857 | 26 | 22,8 | 24,1 | 86 | 175 (3) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

[11] Entre paréntesis el número de explotaciones ni instalaciones para el ganado

**Apéndice B-14. MBTA_UGM**

| MBTA_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 375 | 25 | 35,2 | 23,4 | 99,4 (3) | 186 (5) |
| 375 - 541 | 26 | 22,7 | 16,9 | 95,3 (1) | 196 (2) |
| 585 - 718 | 26 | 28,9 | 21,4 | 95,4 (1) | 255 (1) |
| 718 - 936 | 25 | 31,8 | 25,9 | 114,5 | 221 |
| > 936 | 25 | 22,4 | 24,1 | 109,8 (2) | 208 (3) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

**Apéndice B-15. MBVA_UGM**

| MBVA_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 105 | 25 | 23,4 | 20,0 | 84 (3) | 141 (4) |
| 105 - 180 | 26 | 35,1 | 23,5 | 97 (3) | 252 (3) |
| 180 - 282 | 26 | 29,2 | 24,1 | 94 | 205 (1) |
| 282 - 365 | 26 | 22,8 | 20,6 | 83 | 174 (2) |
| > 365 | 24 | 25,8 | 23,6 | 118 (1) | 240 (1) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

**Apéndice B-16. MBV_UGM**

| MBV_UGM | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 24 | 25 | 28,6 | 20,8 | 87,5 (2) | 180 (3) |
| 24 - 98 | 26 | 30,8 | 24,1 | 86,0 (5) | 192 (4) |
| 98 - 212 | 26 | 22,2 | 22,6 | 94,5 | 196 |
| 212 - 288 | 26 | 29,0 | 22,1 | 95,5 | 248 (3) |
| > 288 | 25 | 25,4 | 23,4 | 112,5 | 231 (1) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

**Apéndice B-17. GA_IC**

| GA_IC | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 12 | 25 | 25,0 | 22,8 | 78 (4) | 148 (3) |
| 12 - 15 | 34 | 25,8 | 24,9 | 110 (2) | 268 (3) |
| 15 - 21 | 27 | 29,2 | 20,8 | 119 (1) | 195 (3) |
| 21- 25 | 18 | 29,0 | 24,7 | 78 | 170 |
| > 25 | 23 | 21,4 | 17,9 | 95 | 231 (2) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

**Apéndice B-18. GV_IC**

| GV_IC | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot. | SI/Explot. |
|---|---|---|---|---|---|
| < 18 | 25 | 26,2 | 24,1 | 88 (4) | 162 (3) |
| 18 - 23 | 29 | 25,2 | 24,4 | 84 (3) | 236 (5) |
| 23 - 33 | 28 | 28,9 | 19,9 | 109 | 289 |
| 33 – 40 | 27 | 26,6 | 23,5 | 86 | 189 (2) |
| > 40 | | 24,8 | 19,7 | 102 | 141 (1) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

**Apéndice B-19. GA_IV**

| GA_IV | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 26 | 24 | 23,0 | 23,1 | 81 (4) | 143 (1) |
| 26 - 31 | 28 | 28,8 | 21,0 | 110 | 261 (3) |
| 31 - 43 | 33 | 28,8 | 23,9 | 86 (1) | 199 (3) |
| 43 – 56 | 26 | 28,6 | 23,0 | 88 (1) | 205 (3) |
| > 56 | 17 | 28,6 | 20,8 | 123 (1) | 223 (1) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

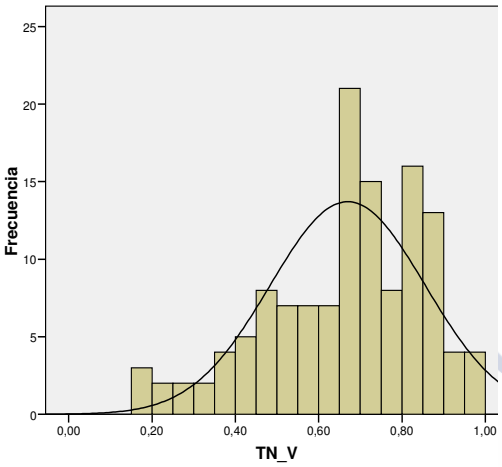
**Apéndice B-20. GV_IV**

| GV_IV | Nº Explot. | UGM/Explot. | SF/Explot. | CV/Explot.[11] | SI/Explot.[11] |
|---|---|---|---|---|---|
| < 39 | 24 | 25,1 | 25,3 | 116 (3) | 232 (1) |
| 39 - 50 | 29 | 30,8 | 20,8 | 83 (2) | 203 (5) |
| 50 - 65 | 30 | 29,9 | 24,3 | 95 (1) | 258 (2) |
| 65- 89 | 25 | 20,4 | 22,3 | 86 (1) | 177 (1) |
| > 89 | 20 | 27,6 | 21,6 | 88 | 151 (2) |
| Mediana | | 27,2 | 22,5 | 100,6 | 201 |

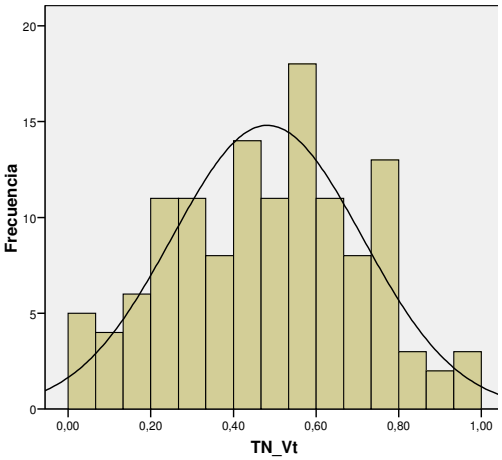
USC UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA

## HISTOGRAMAS Y CURVAS DE NORMALIDAD

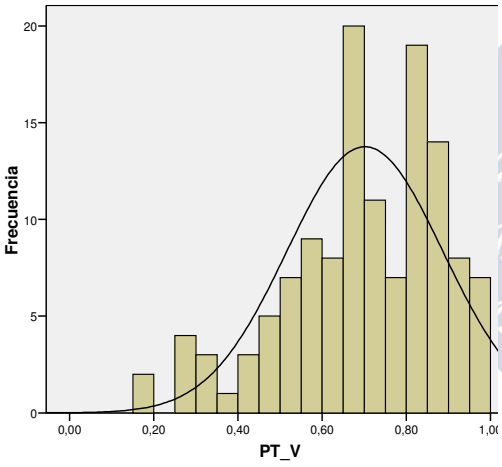
**Apéndice B-1. TN_V. Histograma.**



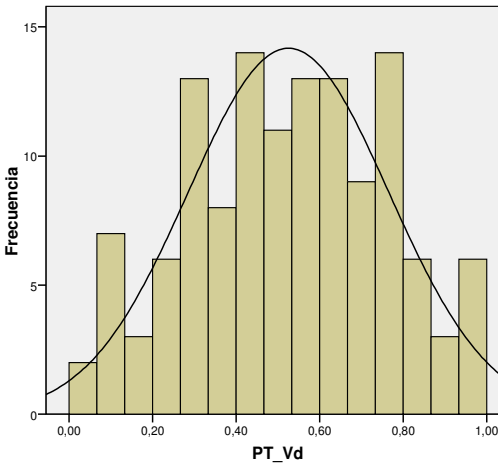

**Apéndice B-2. TN_V t. Histograma**



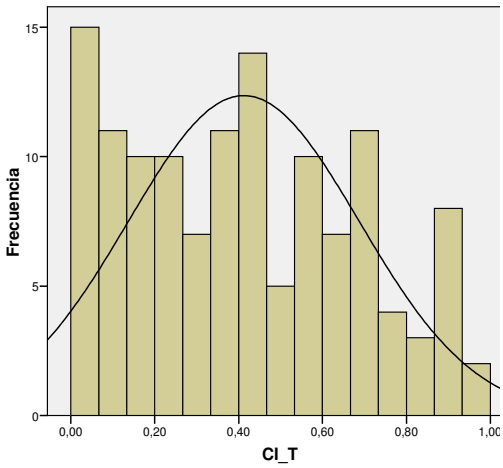

**Apéndice B-3. PT_V. Histograma.**



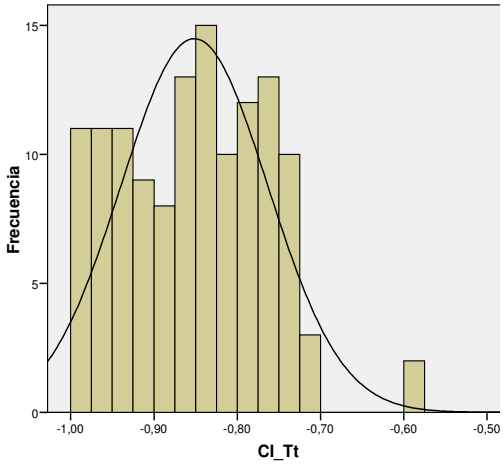

**Apéndice B-4. PT_V t. Histograma**



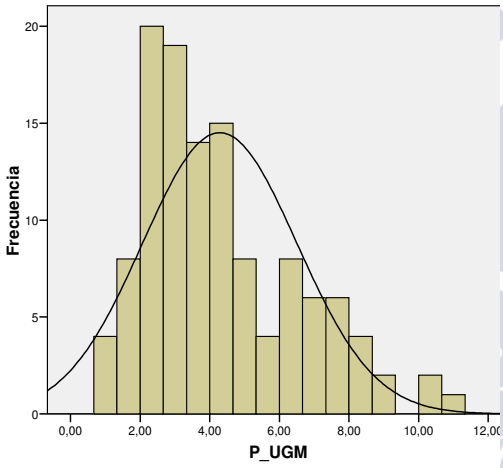
**Apéndice B-5. CI_T. Histograma**



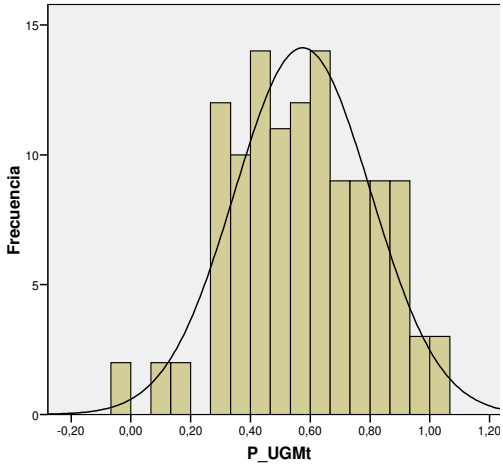

**Apéndice B-6. CI_T t. Histograma**



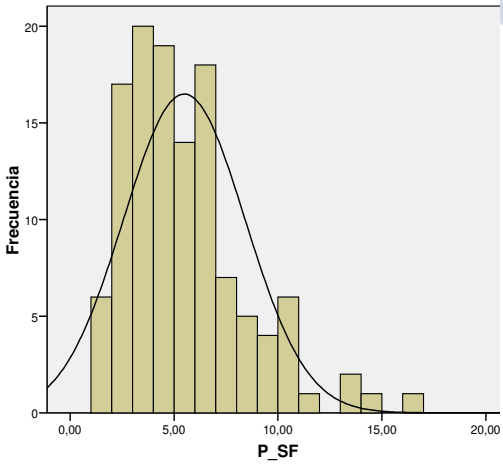

**Apéndice B-7. P_UGM. Histograma**



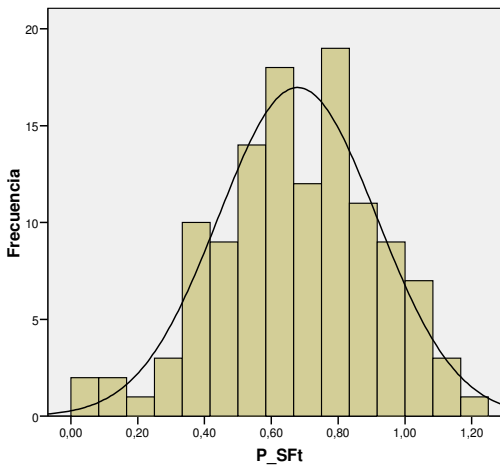

**Apéndice B-8. P_UGM t. Histograma**



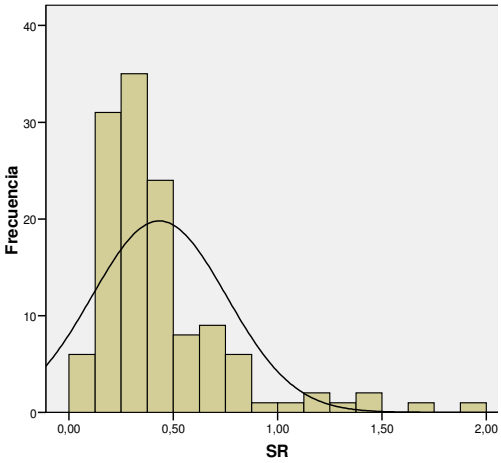

**Apéndice B-9. P_SF. Histograma**



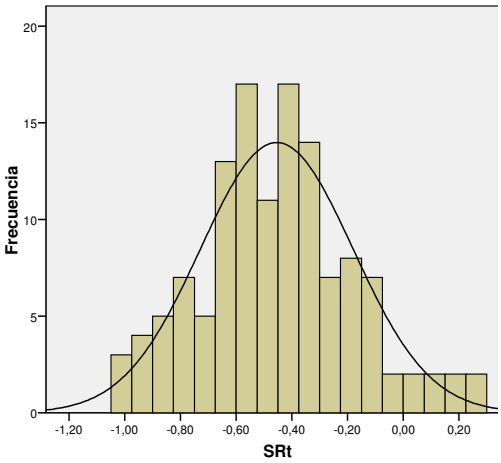

**Apéndice B-10. P_SF t. Histograma**



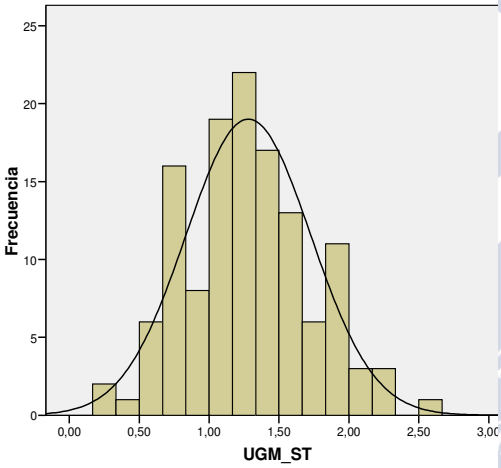
**Apéndice B-11. SR. Histograma**



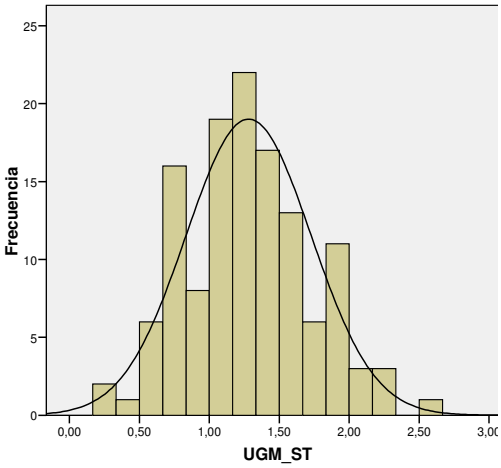

**Apéndice B-12. SR t. Histograma**



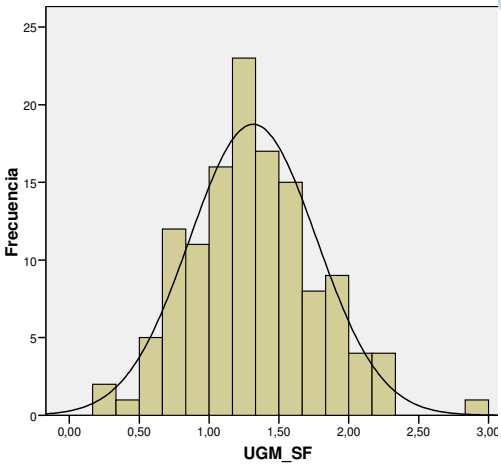

**Apéndice B-13. UGM_ST. Histograma**



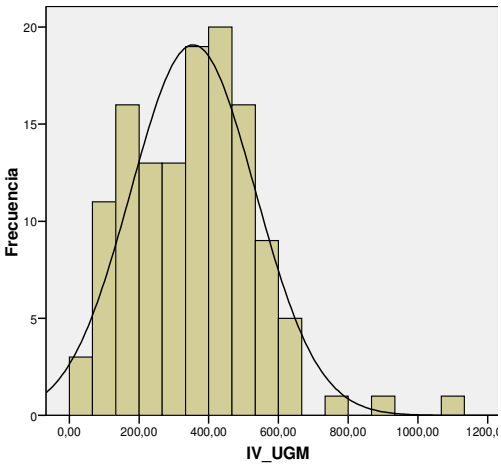

**Apéndice B-14. UGM_SF. Histograma**



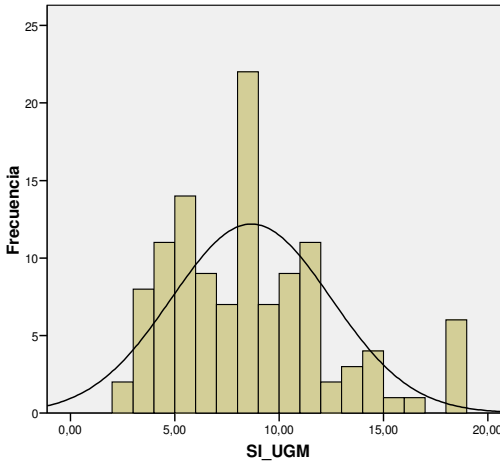

**Apéndice B-15. V_SF. Histograma**



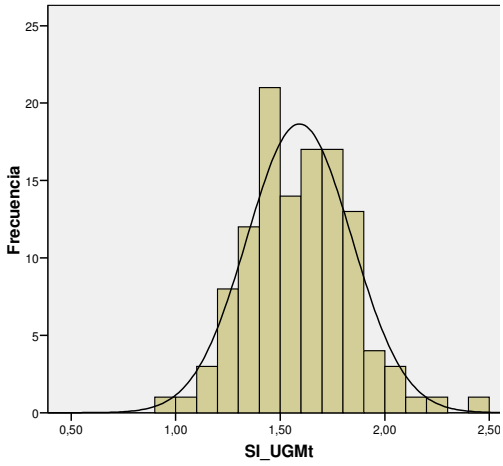

**Apéndice B-16. IV_UGM. Histograma**



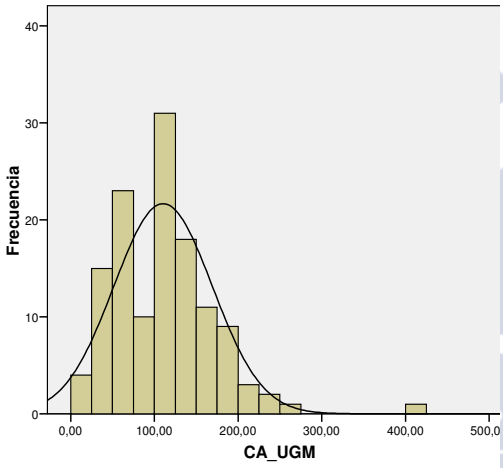
**Apéndice B-17. SI_UGM. Histograma**



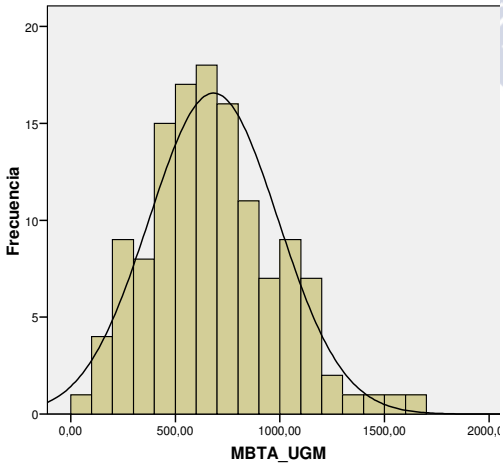

**Apéndice B-18. SI_UGM t. Histograma**



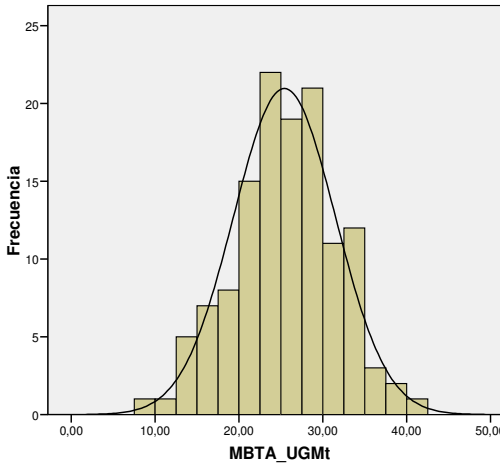

**Apéndice B-19. GA_UGM. Histograma**



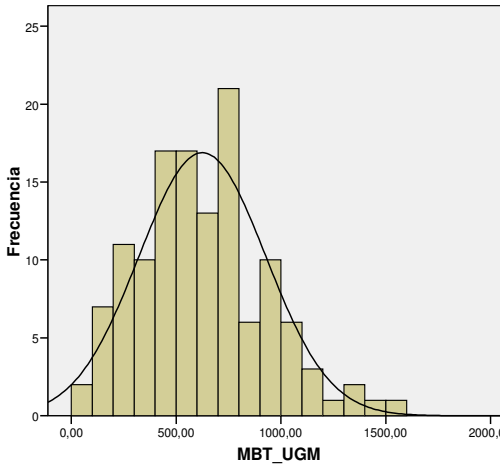

**Apéndice B-20. MBTA_UGM. Histograma**



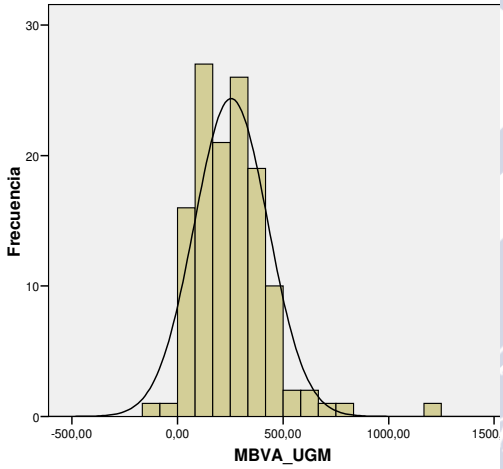

**Apéndice B-21. MBTA_UGM t. Histograma**



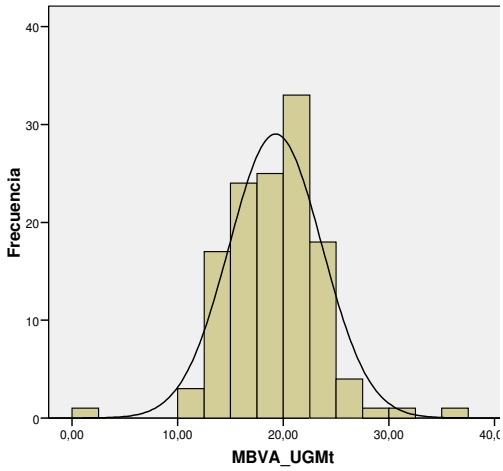
**Apéndice B-22. MBT_UGM. Histograma**



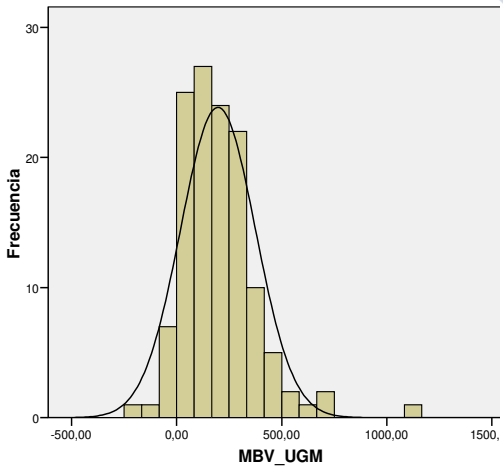

**Apéndice B-23. MBVA_UGM. Histograma**



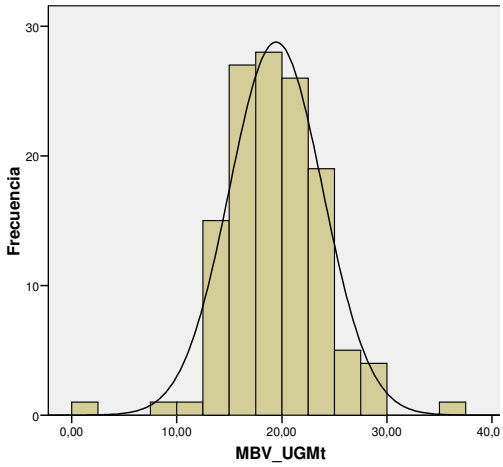

**Apéndice B-24. MBVA_UGM t. Histograma**



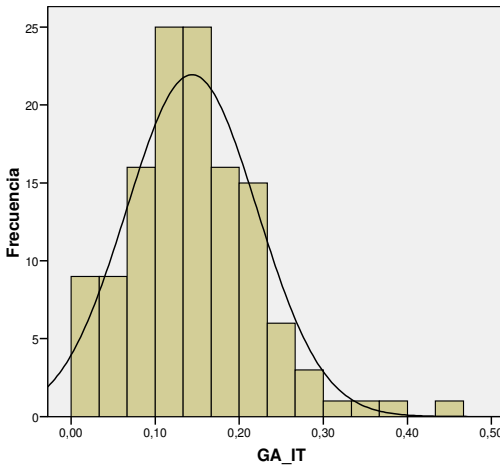

**Apéndice B-25. MBV_UGM. Histograma**



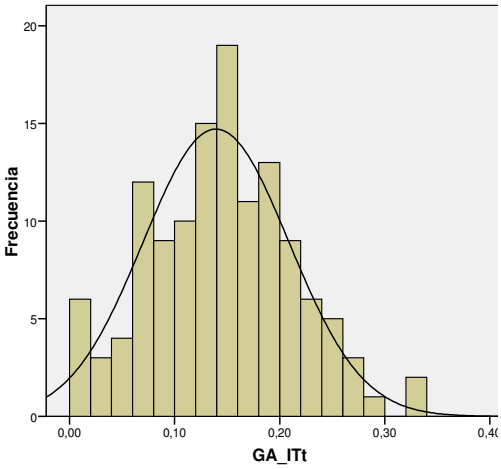

**Apéndice B-26. MBV_UGM t. Histograma**



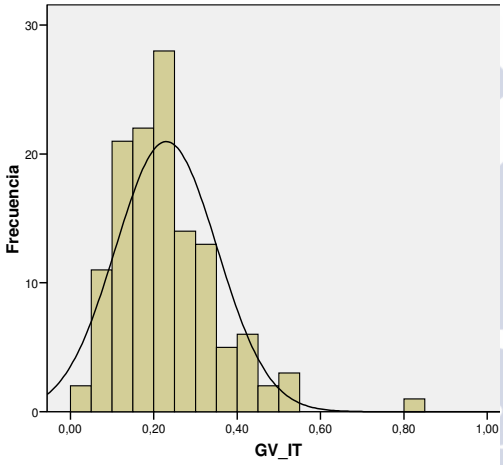
**Apéndice B-27. GA_IC. Histograma**



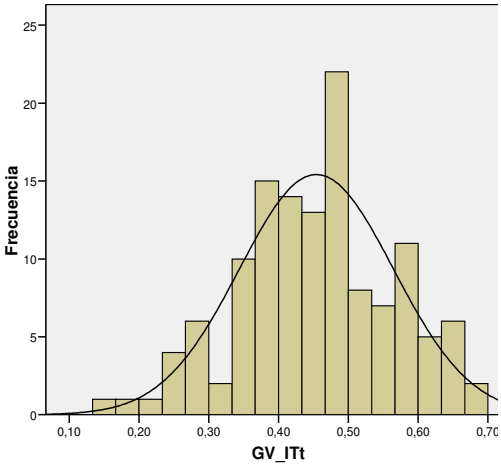

**Apéndice B-28. GA_IC t. Histograma**



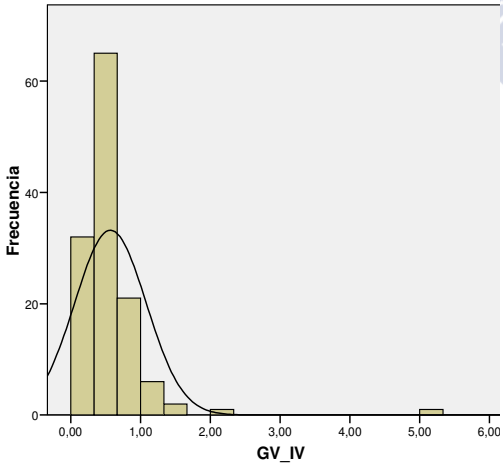

**Apéndice B-29. GV_IC. Histograma**



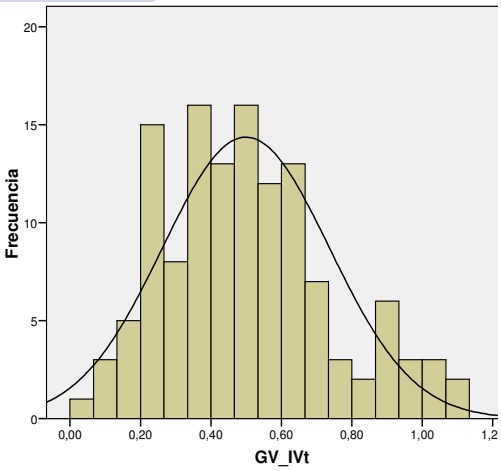

**Apéndice B-30. GV_IC t. Histograma**



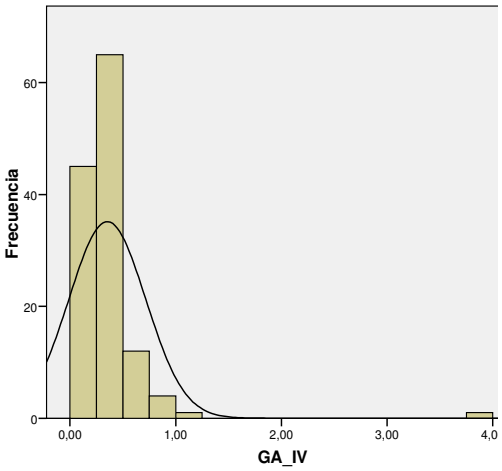

**Apéndice B-31. GV_IV. Histograma**



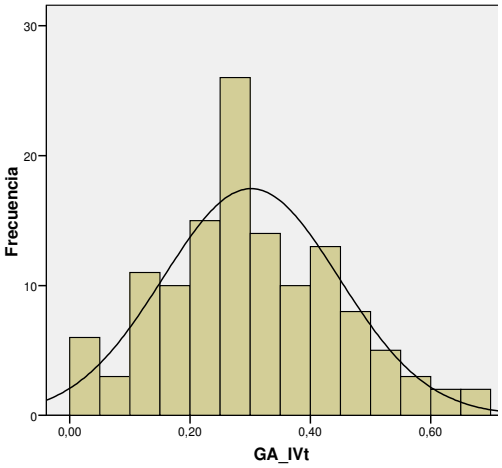

**Apéndice B-32. GV_IV t. Histograma**



**Apéndice B-33. GA_IV. Histograma**




**Apéndice B-34. GA_IV t. Histograma**




## RESULTADOS DETALLADOS DEL ANÁLISIS FACTORIAL

**Apéndice B-VIII-21. Comunalidades**

| | Inicial | Extracción |
|---|---|---|
| (TN_Vt) | 1,000 | ,953 |
| (PT_Vd) | 1,000 | ,944 |
| (CI_Tt) | 1,000 | ,756 |
| (P_UGMt) | 1,000 | ,946 |
| (P_SFt) | 1,000 | ,950 |
| (UGM_ST) | 1,000 | ,947 |
| (UGM_SF) | 1,000 | ,946 |
| (V_SF) | 1,000 | ,831 |
| (SI_UGMt) | 1,000 | ,680 |
| (GA_UGM) | 1,000 | ,879 |
| (IV_UGM) | 1,000 | ,961 |
| (MBTA_UGMt) | 1,000 | ,773 |
| (MBT_UGM) | 1,000 | ,799 |
| (MBVA_UGMt) | 1,000 | ,898 |
| (MBV_UGMt) | 1,000 | ,892 |
| (GA_ICt) | 1,000 | ,830 |
| (GV_ICt) | 1,000 | ,752 |
| (GA_IVt) | 1,000 | ,716 |
| (GV_IVt) | 1,000 | ,695 |

**Apéndice B-VIII-22. Matriz de correlaciones de componentes**

| Componente | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1,000 | -,258 | -,232 | -,087 | -,123 | ,046 |
| 2 | -,258 | 1,000 | ,024 | -,053 | ,015 | -,056 |
| 3 | -,232 | ,024 | 1,000 | ,061 | -,108 | -,111 |
| 4 | -,087 | -,053 | ,061 | 1,000 | ,099 | ,144 |
| 5 | -,123 | ,015 | -,108 | ,099 | 1,000 | -,011 |
| 6 | ,046 | -,056 | -,111 | ,144 | -,011 | 1,000 |

Metodo de rotación: Normalización Oblimin con Kaiser.

**Apéndice B-VIII-23. Matriz de correlaciones**

| | TN_V | PT_V | CI_T | P_UGM | P_SF | UGM_ST | UGM_SF | V_SF | SI_UGM | CA_UGM | IV_UGM | MBTA_UGM | MBT_UGM | MBVA_UGM | MBV_UGM | GA_IT | GV_IT | GA_IV | GV_IV |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| TN_V | 1,00 | 0,91 | 0,10 | 0,23 | 0,24 | 0,07 | 0,07 | -0,06 | -0,12 | 0,04 | 0,20 | 0,13 | 0,15 | 0,23 | 0,19 | -0,06 | 0,03 | -0,09 | -0,08 |
| PT_V | 0,91 | 1,00 | 0,10 | 0,16 | 0,20 | 0,07 | 0,07 | -0,10 | -0,09 | -0,08 | 0,12 | 0,06 | 0,08 | 0,19 | 0,18 | -0,10 | -0,01 | -0,15 | -0,12 |
| CI_T | 0,10 | 0,10 | 1,00 | 0,22 | 0,13 | -0,10 | -0,10 | -0,10 | -0,13 | 0,17 | 0,18 | 0,09 | 0,09 | 0,16 | 0,13 | 0,11 | 0,11 | 0,05 | 0,03 |
| P_UGM | 0,23 | 0,16 | 0,22 | 1,00 | 0,79 | -0,23 | -0,24 | -0,18 | 0,26 | 0,24 | 0,24 | 0,18 | 0,18 | 0,20 | 0,18 | -0,03 | -0,01 | 0,03 | -0,04 |
| P_SF | 0,24 | 0,20 | 0,13 | 0,79 | 1,00 | 0,38 | 0,39 | 0,34 | 0,12 | 0,08 | 0,04 | -0,18 | -0,19 | 0,04 | 0,06 | 0,13 | 0,11 | 0,12 | 0,04 |
| UGM_ST | 0,07 | 0,07 | -0,10 | -0,23 | 0,38 | 1,00 | 0,99 | 0,83 | -0,21 | -0,24 | -0,28 | -0,54 | -0,54 | -0,21 | -0,17 | 0,26 | 0,20 | 0,13 | 0,13 |
| UGM_SF | 0,07 | 0,07 | -0,10 | -0,24 | 0,39 | 0,99 | 1,00 | 0,84 | -0,22 | -0,23 | -0,28 | -0,53 | -0,53 | -0,22 | -0,18 | 0,26 | 0,19 | 0,12 | 0,13 |
| V_SF | -0,06 | -0,10 | -0,10 | -0,18 | 0,34 | 0,83 | 0,84 | 1,00 | -0,10 | -0,14 | -0,09 | -0,34 | -0,36 | -0,07 | -0,04 | 0,15 | 0,12 | 0,04 | 0,04 |
| SI_UGM | -0,12 | -0,09 | -0,13 | 0,26 | 0,12 | -0,21 | -0,22 | -0,10 | 1,00 | 0,19 | 0,11 | 0,07 | 0,08 | 0,08 | 0,12 | -0,10 | -0,14 | -0,07 | -0,12 |
| CA_UGM | 0,04 | -0,08 | 0,17 | 0,24 | 0,08 | -0,24 | -0,23 | -0,14 | 0,19 | 1,00 | 0,42 | 0,29 | 0,24 | 0,11 | 0,06 | 0,54 | 0,37 | 0,43 | 0,17 |
| IV_UGM | 0,20 | 0,12 | 0,18 | 0,24 | 0,04 | -0,28 | -0,28 | -0,09 | 0,11 | 0,42 | 1,00 | 0,68 | 0,67 | 0,92 | 0,88 | -0,13 | -0,26 | -0,34 | -0,56 |
| MBTA_UGM | 0,13 | 0,06 | 0,09 | 0,18 | -0,18 | -0,54 | -0,53 | -0,34 | 0,07 | 0,29 | 0,68 | 1,00 | 0,98 | 0,61 | 0,54 | -0,44 | -0,51 | -0,30 | -0,39 |
| MBT_UGM | 0,15 | 0,08 | 0,09 | 0,18 | -0,19 | -0,54 | -0,53 | -0,36 | 0,08 | 0,24 | 0,67 | 0,98 | 1,00 | 0,62 | 0,58 | -0,47 | -0,60 | -0,34 | -0,44 |
| MBVA_UGM | 0,23 | 0,19 | 0,16 | 0,20 | 0,04 | -0,21 | -0,22 | -0,07 | 0,08 | 0,11 | 0,92 | 0,61 | 0,62 | 1,00 | 0,97 | -0,35 | -0,39 | -0,51 | -0,63 |
| MBV_UGM | 0,19 | 0,18 | 0,13 | 0,18 | 0,06 | -0,17 | -0,18 | -0,04 | 0,12 | 0,06 | 0,88 | 0,54 | 0,58 | 0,97 | 1,00 | -0,35 | -0,49 | -0,52 | -0,72 |
| GA_IT | -0,06 | -0,10 | 0,11 | -0,03 | 0,13 | 0,26 | 0,26 | 0,15 | -0,10 | 0,54 | -0,13 | -0,44 | -0,47 | -0,35 | -0,35 | 1,00 | 0,71 | 0,69 | 0,43 |
| GV_ITt | 0,03 | -0,01 | 0,11 | -0,01 | 0,11 | 0,20 | 0,19 | 0,12 | -0,14 | 0,37 | -0,26 | -0,51 | -0,60 | -0,39 | -0,49 | 0,71 | 1,00 | 0,55 | 0,65 |
| GA_IV | -0,09 | -0,15 | 0,05 | 0,03 | 0,12 | 0,13 | 0,12 | 0,04 | -0,07 | 0,43 | -0,34 | -0,30 | -0,34 | -0,51 | -0,52 | 0,69 | 0,55 | 1,00 | 0,65 |
| GV_IV | -0,08 | -0,12 | 0,03 | -0,04 | 0,04 | 0,13 | 0,13 | 0,04 | -0,12 | 0,17 | -0,56 | -0,39 | -0,44 | -0,63 | -0,72 | 0,43 | 0,65 | 0,65 | 1,00 |

a Determinante = 5,13E-013

**Apéndice B-VIII-24. Matriz anti-imagen**

| | TN_V | PT_V | CI_T | P_UGM | P_SF | UGM_ST | UGM_SF | V_SF | SI_UGM | CA_UGM | IV_UGM | MBTA_UGM | MBT_UGM | MBVA_UGM | MBV_UGM | GA_IT | GV_ITt | GA_IV | GV_IV |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| TN_V | ,491(a) | -,911 | ,137 | -,364 | ,340 | -,137 | -,078 | -,068 | ,145 | -,130 | -,022 | -,028 | ,018 | -,013 | ,014 | ,124 | -,048 | -,119 | ,013 |
| PT_V | -,911 | ,494(a) | -,145 | ,386 | -,376 | ,139 | ,049 | ,203 | -,127 | ,135 | ,029 | ,095 | -,110 | -,026 | ,018 | -,083 | -,030 | ,119 | ,026 |
| CI_T | ,137 | -,145 | ,675(a) | -,147 | ,117 | ,004 | -,050 | -,031 | ,195 | -,058 | ,038 | -,001 | ,000 | -,015 | -,039 | -,041 | -,036 | ,008 | -,060 |
| P_UGM | -,364 | ,386 | -,147 | ,391(a) | -,988 | ,068 | ,459 | ,103 | -,084 | ,002 | ,053 | ,255 | -,281 | -,274 | ,290 | -,161 | ,133 | ,138 | -,042 |
| P_SF | ,340 | -,376 | ,117 | -,988 | ,411(a) | -,061 | -,467 | -,104 | ,050 | -,014 | -,058 | -,252 | ,287 | ,271 | -,288 | ,175 | -,124 | -,156 | ,038 |
| UGM_ST | -,137 | ,139 | ,004 | ,068 | -,061 | ,762(a) | -,803 | -,032 | -,064 | ,015 | ,135 | ,103 | -,050 | -,277 | ,196 | -,177 | ,135 | -,055 | ,024 |
| UGM_SF | -,078 | ,049 | -,113 | ,459 | -,467 | -,803 | ,712(a) | -,167 | ,087 | -,020 | -,024 | ,045 | -,086 | ,066 | -,019 | -,021 | ,010 | ,140 | -,058 |
| V_SF | -,068 | ,203 | -,111 | ,103 | -,104 | -,032 | -,167 | ,174(a) | -,147 | ,103 | -,284 | -,007 | ,018 | ,092 | ,030 | ,216 | -,078 | -,029 | -,008 |
| SI_UGM | ,145 | -,127 | ,195 | -,084 | ,050 | -,064 | ,087 | -,147 | ,540(a) | -,346 | ,081 | ,017 | ,061 | ,044 | -,104 | ,146 | ,095 | ,051 | -,021 |
| CA_UGM | -,130 | ,135 | -,113 | ,002 | -,014 | ,015 | -,020 | ,103 | -,346 | ,637(a) | -,495 | -,166 | ,051 | ,339 | -,121 | -,231 | -,230 | -,126 | -,099 |
| IV_UGM | -,022 | ,029 | ,038 | ,053 | -,058 | ,135 | -,024 | -,284 | ,081 | -,495 | ,822(a) | -,064 | -,092 | -,447 | -,030 | -,337 | -,090 | ,133 | ,228 |
| MBTA_UGM | -,028 | ,095 | -,111 | ,255 | -,252 | ,103 | ,045 | -,007 | ,017 | -,166 | -,064 | ,698(a) | -,911 | -,467 | ,560 | ,092 | ,110 | -,096 | ,106 |
| MBT_UGM | ,018 | -,110 | ,000 | -,281 | ,287 | -,050 | -,086 | ,018 | ,061 | ,051 | -,092 | -,911 | ,737(a) | ,375 | -,406 | ,014 | ,160 | ,030 | -,163 |
| MBVA_UGM | -,013 | -,026 | -,113 | -,274 | ,271 | -,277 | ,066 | ,092 | ,044 | ,339 | -,447 | -,467 | ,375 | ,647(a) | -,858 | ,325 | -,464 | ,094 | -,240 |
| MBV_UGM | ,014 | ,018 | -,113 | ,290 | -,288 | ,196 | -,019 | ,030 | -,104 | -,121 | -,030 | ,560 | -,406 | -,858 | ,667(a) | -,186 | ,532 | -,133 | ,245 |
| GA_IT | ,124 | -,083 | -,141 | -,161 | ,175 | -,177 | -,021 | ,216 | ,146 | -,231 | -,337 | ,092 | ,014 | ,325 | -,186 | ,741(a) | -,327 | -,410 | ,121 |
| GV_ITt | -,048 | -,030 | -,113 | ,133 | -,124 | ,135 | ,010 | -,078 | ,095 | -,230 | -,090 | ,110 | ,160 | -,464 | ,532 | -,327 | ,749(a) | ,050 | -,295 |
| GA_IV | -,119 | ,119 | ,008 | ,138 | -,156 | -,055 | ,140 | -,029 | ,051 | -,126 | ,133 | -,096 | ,030 | ,094 | -,133 | -,410 | ,050 | ,113(a) | -,393 |
| GV_IV | ,013 | ,026 | -,111 | -,042 | ,038 | ,024 | -,058 | -,008 | -,021 | -,099 | ,228 | ,106 | -,163 | -,240 | ,245 | ,121 | -,295 | -,393 | ,147(a) |

(a) Medida de adecuación muestral

**Apéndice B-VIII-25. Varianza total explicada**

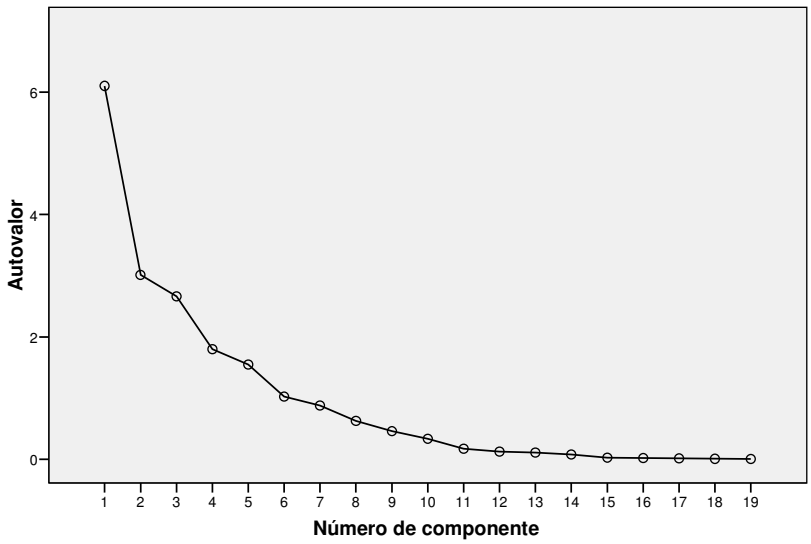
| | Autovalores iniciales | | | Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción | | | (a) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Componente | Total | % de la varianza | % acumulado | Total | % de la varianza | % acumulado | Total (*) |
| 1 | 6,102 | 32,116 | 32,116 | 6,102 | 32,116 | 32,116 | 5,292 |
| 2 | 3,012 | 15,854 | 47,970 | 3,012 | 15,854 | 47,970 | 3,932 |
| 3 | 2,662 | 14,012 | 61,981 | 2,662 | 14,012 | 61,981 | 3,275 |
| 4 | 1,799 | 9,468 | 71,450 | 1,799 | 9,468 | 71,450 | 2,119 |
| 5 | 1,547 | 8,142 | 79,592 | 1,547 | 8,142 | 79,592 | 2,082 |
| 6 | 1,024 | 5,388 | 84,980 | 1,024 | 5,388 | 84,980 | 1,277 |
| 7 | ,878 | 4,623 | 89,603 | | | | |
| 8 | ,626 | 3,297 | 92,900 | | | | |
| 9 | ,458 | 2,413 | 95,313 | | | | |
| 10 | ,336 | 1,767 | 97,080 | | | | |
| 11 | ,172 | ,906 | 97,986 | | | | |
| 12 | ,124 | ,652 | 98,638 | | | | |
| 13 | ,110 | ,577 | 99,215 | | | | |
| 14 | ,079 | ,415 | 99,630 | | | | |
| 15 | ,027 | ,142 | 99,771 | | | | |
| 16 | ,018 | ,093 | 99,864 | | | | |
| 17 | ,014 | ,071 | 99,935 | | | | |
| 18 | ,007 | ,038 | 99,973 | | | | |
| 19 | ,005 | ,027 | 100,000 | | | | |

* Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

a Cuando los componentes están correlacionados, las sumas de los cuadrados de las saturaciones no se pueden añadir para obtener una varianza total.

**Apéndice B-35. Gráfico de sedimentación**



**Apéndice B-VIII-26. Matriz de configuración (a)**

| | Componente | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| TN_V | ,086 | -,022 | ,063 | -,963 | -,055 | ,022 |
| PT_V | ,002 | -,033 | -,046 | -,968 | -,032 | ,022 |
| CI_T | ,130 | -,131 | ,045 | ,094 | -,265 | -,818 |
| P_UGM | ,007 | -,220 | -,011 | -,068 | -,935 | -,049 |
| P_SF | -,036 | ,380 | -,003 | -,104 | -,883 | -,034 |
| UGM_ST | -,045 | ,954 | ,013 | -,067 | ,010 | -,010 |
| UGM_SF | -,044 | ,953 | ,009 | -,068 | ,010 | -,010 |
| V_SF | ,167 | ,940 | ,030 | ,129 | -,022 | ,034 |
| SI_UGM | ,043 | -,142 | ,050 | ,137 | -,399 | ,661 |
| CA_UGM | ,424 | -,166 | ,891 | ,035 | -,065 | ,098 |
| IV_UGM | 1,005 | ,018 | ,228 | -,033 | -,022 | -,035 |
| MBTA_UGM | ,665 | -,428 | -,019 | -,019 | ,070 | -,010 |
| MBT_UGM | ,661 | -,427 | -,086 | -,036 | ,064 | ,001 |
| MBVA_UGM | ,930 | ,076 | -,069 | -,076 | -,040 | -,071 |
| MBV_UGM | ,916 | ,129 | -,135 | -,040 | -,058 | -,023 |
| GA_IT | -,064 | ,232 | ,847 | ,026 | ,049 | -,053 |
| GV_IT | -,309 | ,110 | ,696 | -,096 | ,017 | -,122 |
| GA_IV | -,328 | -,025 | ,702 | ,041 | -,030 | -,018 |
| GV_IV | -,629 | -,116 | ,423 | -,011 | -,009 | -,105 |

Metodo de rotación: Normalización Oblimin con Kaiser.
a La rotación ha convergido en 10 iteraciones.

**Apéndice B-VIII-27. Matriz de estructura**

| | Componente | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| TN_V | ,169 | ,007 | -,013 | -,968 | -,169 | -,117 |
| PT_V | ,110 | ,015 | -,106 | -,969 | -,124 | -,109 |
| CI_T | ,140 | -,126 | ,137 | -,051 | -,269 | -,793 |
| P_UGM | ,184 | -,229 | ,085 | -,158 | -,944 | -,035 |
| P_SF | -,017 | ,384 | ,107 | -,213 | -,883 | -,061 |
| UGM_ST | -,290 | ,970 | ,042 | -,114 | ,022 | -,078 |
| UGM_SF | -,289 | ,969 | ,038 | -,115 | ,022 | -,076 |
| V_SF | -,090 | ,889 | ,020 | ,069 | -,020 | ,004 |
| SI_UGM | ,135 | -,202 | ,015 | ,199 | -,406 | ,689 |
| CA_UGM | ,270 | -,263 | ,787 | ,069 | -,213 | ,033 |
| IV_UGM | ,952 | -,233 | ,000 | -,115 | -,172 | -,020 |
| MBTA_UGM | ,773 | -,598 | -,191 | -,050 | -,017 | ,043 |
| MBT_UGM | ,787 | -,597 | -,259 | -,069 | -,017 | ,060 |
| MBVA_UGM | ,934 | -,158 | -,275 | -,179 | -,152 | -,035 |
| MBV_UGM | ,924 | -,108 | -,337 | -,143 | -,158 | ,022 |
| GA_IT | -,331 | ,271 | ,870 | ,068 | -,029 | -,160 |
| GV_IT | -,498 | ,219 | ,777 | -,048 | -,027 | -,234 |
| GA_IV | -,485 | ,076 | ,785 | ,108 | -,062 | -,103 |
| GV_IV | -,700 | ,063 | ,577 | ,060 | ,021 | -,176 |

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# APÉNDICE C:

# CONTROLADOR BORROSO

USC
UNIVERSIDADE
DE SANTIAGO
DE COMPOSTELA

# *APÉNDICE C. CONTROLADOR BORROSO*

## BLOQUE DE REGLAS

**Apéndice C-28. Bloque de reglas RB1**

| | | | |
|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 25<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 2<br>Nº de salidas: 1 | | | |
| SI | | ENTONCES | |
| UGM_SF | V_SF | DoS | CG |
| Muy_Baja | Muy_Pocas | 1.00 | Baja |
| Muy_Baja | Pocas | 1.00 | Baja |
| Muy_Baja | Suficientes | 1.00 | Baja |
| Muy_Baja | Bastantes | 1.00 | Baja |
| Muy_Baja | Muchas | 1.00 | Medio_Baja |
| Baja | Muy_Pocas | 1.00 | Medio_Baja |
| Baja | Pocas | 1.00 | Medio_Baja |
| Baja | Suficientes | 1.00 | Medio_Baja |
| Baja | Bastantes | 1.00 | Medio_Baja |
| Baja | Muchas | 1.00 | Medio_Baja |
| Media | Muy_Pocas | 1.00 | Medio_Baja |
| Media | Pocas | 1.00 | Normal |
| Media | Suficientes | 1.00 | Normal |
| Media | Bastantes | 1.00 | Normal |
| Media | Muchas | 1.00 | Medio_Alta |
| Elevada | Muy_Pocas | 1.00 | Normal |
| Elevada | Pocas | 1.00 | Normal |
| Elevada | Suficientes | 1.00 | Normal |
| Elevada | Bastantes | 1.00 | Normal |
| Elevada | Muchas | 1.00 | Medio_Alta |
| Muy_Alta | Muy_Pocas | 1.00 | Medio_Alta |
| Muy_Alta | Pocas | 1.00 | Medio_Alta |
| Muy_Alta | Suficientes | 1.00 | Medio_Alta |
| Muy_Alta | Bastantes | 1.00 | Medio_Alta |
| Muy_Alta | Muchas | 1.00 | Alta |

**Apéndice C-29. Bloque de reglas RB2**

| | | | |
|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 25<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 2<br>Nº de salidas: 1 | | | |
| SI | | ENTONCES | |
| GA_IV | GV_IC | DoS | NC |
| Muy_Bajo | Muy_Bajo | 1.00 | Muy_Reducido |
| Muy_Bajo | Bajo | 1.00 | Muy_Reducido |
| Muy_Bajo | Medio | 1.00 | Muy_Reducido |
| Muy_Bajo | Excesivo | 1.00 | Reducido |
| Muy_Bajo | Muy_Alto | 1.00 | Reducido |
| Bajo | Muy_Bajo | 1.00 | Muy_Reducido |
| Bajo | Bajo | 1.00 | Reducido |
| Bajo | Medio | 1.00 | Reducido |
| Bajo | Excesivo | 1.00 | Normal |
| Bajo | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Medio | Muy_Bajo | 1.00 | Reducido |
| Medio | Bajo | 1.00 | Reducido |
| Medio | Medio | 1.00 | Normal |
| Medio | Excesivo | 1.00 | Alto |
| Medio | Muy_Alto | 1.00 | Alto |
| Elevado | Muy_Bajo | 1.00 | Normal |
| Elevado | Bajo | 1.00 | Normal |
| Elevado | Medio | 1.00 | Alto |
| Elevado | Excesivo | 1.00 | Alto |
| Elevado | Muy_Alto | 1.00 | Muy_Alto |
| Muy_Elevado | Muy_Bajo | 1.00 | Alto |
| Muy_Elevado | Bajo | 1.00 | Alto |
| Muy_Elevado | Medio | 1.00 | Muy_Alto |
| Muy_Elevado | Excesivo | 1.00 | Muy_Alto |
| Muy_Elevado | Muy_Alto | 1.00 | Muy_Alto |

**Apéndice C-30. Bloque de reglas RB3**

| | | | |
|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 25<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 2<br>Nº de salidas: 1 | | | |
| SI | | ENTONCES | |
| GA_IV | GA_UGM | DoS | GA |
| Muy_Bajo | Muy_Bajo | 1.00 | Muy_Bajo |

| | | | |
|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 25<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 2<br>Nº de salidas: 1 | | | |
| SI | | ENTONCES | |
| Bajo | Muy_Bajo | 1.00 | Muy_Bajo |
| Medio | Muy_Bajo | 1.00 | Bajo |
| Elevado | Muy_Bajo | 1.00 | Bajo |
| Muy_Elevado | Muy_Bajo | 1.00 | Medio |
| Muy_Bajo | Bajo | 1.00 | Muy_Bajo |
| Bajo | Bajo | 1.00 | Bajo |
| Medio | Bajo | 1.00 | Bajo |
| Elevado | Bajo | 1.00 | Medio |
| Muy_Elevado | Bajo | 1.00 | Medio |
| Muy_Bajo | Medio | 1.00 | Bajo |
| Bajo | Medio | 1.00 | Bajo |
| Medio | Medio | 1.00 | Medio |
| Elevado | Medio | 1.00 | Medio |
| Muy_Elevado | Medio | 1.00 | Alto |
| Muy_Bajo | Elevado | 1.00 | Bajo |
| Bajo | Elevado | 1.00 | Medio |
| Medio | Elevado | 1.00 | Medio |
| Elevado | Elevado | 1.00 | Alto |
| Muy_Elevado | Elevado | 1.00 | Muy_Alto |
| Muy_Bajo | Excesivo | 1.00 | Medio |
| Bajo | Excesivo | 1.00 | Alto |
| Medio | Excesivo | 1.00 | Alto |
| Elevado | Excesivo | 1.00 | Muy_Alto |
| Muy_Elevado | Excesivo | 1.00 | Muy_Alto |

**Apéndice C-31. Bloque de reglas RB4**

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 125<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 3<br>Nº de salidas: 1 | | | | |
| SI | | | ENTONCES | |
| IV_UGM | MBV_UGM | NC | DoS | RVG |
| Muy_Bajos | Inapropiado | Muy_Reducido | 1.00 | Mala |
| Muy_Bajos | Inapropiado | Reducido | 1.00 | Mala |
| Muy_Bajos | Inapropiado | Normal | 1.00 | Mala |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 125<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 3<br>Nº de salidas: 1 | | | | |
| SI | | | ENTONCES | |
| Muy_Bajos | Inapropiado | Alto | 1.00 | Mala |
| Muy_Bajos | Inapropiado | Muy_Alto | 1.00 | Mala |
| Muy_Bajos | Insuficiente | Muy_Reducido | 1.00 | Baja |
| Muy_Bajos | Insuficiente | Reducido | 1.00 | Baja |
| Muy_Bajos | Insuficiente | Normal | 1.00 | Baja |
| Muy_Bajos | Insuficiente | Alto | 1.00 | Baja |
| Muy_Bajos | Insuficiente | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Muy_Bajos | Medio | Muy_Reducido | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Medio | Reducido | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Medio | Normal | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Medio | Alto | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Medio | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Alto | Reducido | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Alto | Normal | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Alto | Alto | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Alto | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Muy_Bajos | Muy_Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Buena |
| Muy_Bajos | Muy_Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Muy_Bajos | Muy_Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Muy_Bajos | Muy_Alto | Alto | 1.00 | Normal |
| Muy_Bajos | Muy_Alto | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Bajos | Inapropiado | Muy_Reducido | 1.00 | Mala |
| Bajos | Inapropiado | Reducido | 1.00 | Mala |
| Bajos | Inapropiado | Normal | 1.00 | Mala |
| Bajos | Inapropiado | Alto | 1.00 | Mala |
| Bajos | Inapropiado | Muy_Alto | 1.00 | Mala |
| Bajos | Insuficiente | Muy_Reducido | 1.00 | Baja |
| Bajos | Insuficiente | Reducido | 1.00 | Baja |
| Bajos | Insuficiente | Normal | 1.00 | Baja |
| Bajos | Insuficiente | Alto | 1.00 | Baja |
| Bajos | Insuficiente | Muy_Alto | 1.00 | Mala |
| Bajos | Medio | Muy_Reducido | 1.00 | Normal |
| Bajos | Medio | Reducido | 1.00 | Normal |
| Bajos | Medio | Normal | 1.00 | Normal |
| Bajos | Medio | Alto | 1.00 | Normal |
| Bajos | Medio | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Bajos | Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Buena |
| Bajos | Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Bajos | Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Bajos | Alto | Alto | 1.00 | Normal |
| Bajos | Alto | Muy_Alto | 1.00 | Normal |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 125<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 3<br>Nº de salidas: 1 | | | | |
| SI | | | ENTONCES | |
| Bajos | Muy_Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Excelente |
| Bajos | Muy_Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Bajos | Muy_Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Bajos | Muy_Alto | Alto | 1.00 | Normal |
| Bajos | Muy_Alto | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Suficientes | Inapropiado | Muy_Reducido | 1.00 | Mala |
| Suficientes | Inapropiado | Reducido | 1.00 | Mala |
| Suficientes | Inapropiado | Normal | 1.00 | Mala |
| Suficientes | Inapropiado | Alto | 1.00 | Mala |
| Suficientes | Inapropiado | Muy_Alto | 1.00 | Mala |
| Suficientes | Insuficiente | Muy_Reducido | 1.00 | Baja |
| Suficientes | Insuficiente | Reducido | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Insuficiente | Normal | 1.00 | Baja |
| Suficientes | Insuficiente | Alto | 1.00 | Baja |
| Suficientes | Insuficiente | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Suficientes | Medio | Muy_Reducido | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Medio | Reducido | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Medio | Normal | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Medio | Alto | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Medio | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Alto | Alto | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Alto | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Suficientes | Muy_Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Excelente |
| Suficientes | Muy_Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Muy_Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Muy_Alto | Alto | 1.00 | Buena |
| Suficientes | Muy_Alto | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Altos | Inapropiado | Muy_Reducido | 1.00 | Mala |
| Altos | Inapropiado | Reducido | 1.00 | Mala |
| Altos | Inapropiado | Normal | 1.00 | Mala |
| Altos | Inapropiado | Alto | 1.00 | Mala |
| Altos | Inapropiado | Muy_Alto | 1.00 | Mala |
| Altos | Insuficiente | Muy_Reducido | 1.00 | Normal |
| Altos | Insuficiente | Reducido | 1.00 | Baja |
| Altos | Insuficiente | Normal | 1.00 | Baja |
| Altos | Insuficiente | Alto | 1.00 | Baja |
| Altos | Insuficiente | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Altos | Medio | Muy_Reducido | 1.00 | Buena |
| Altos | Medio | Reducido | 1.00 | Normal |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 125<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 3<br>Nº de salidas: 1 | | | | |
| SI | | | ENTONCES | |
| Altos | Medio | Normal | 1.00 | Normal |
| Altos | Medio | Alto | 1.00 | Normal |
| Altos | Medio | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Altos | Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Excelente |
| Altos | Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Altos | Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Altos | Alto | Alto | 1.00 | Buena |
| Altos | Alto | Muy_Alto | 1.00 | Buena |
| Altos | Muy_Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Excelente |
| Altos | Muy_Alto | Reducido | 1.00 | Excelente |
| Altos | Muy_Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Altos | Muy_Alto | Alto | 1.00 | Buena |
| Altos | Muy_Alto | Muy_Alto | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Inapropiado | Muy_Reducido | 1.00 | Mala |
| Muy_Altos | Inapropiado | Reducido | 1.00 | Mala |
| Muy_Altos | Inapropiado | Normal | 1.00 | Mala |
| Muy_Altos | Inapropiado | Alto | 1.00 | Mala |
| Muy_Altos | Inapropiado | Muy_Alto | 1.00 | Mala |
| Muy_Altos | Insuficiente | Muy_Reducido | 1.00 | Normal |
| Muy_Altos | Insuficiente | Reducido | 1.00 | Baja |
| Muy_Altos | Insuficiente | Normal | 1.00 | Baja |
| Muy_Altos | Insuficiente | Alto | 1.00 | Baja |
| Muy_Altos | Insuficiente | Muy_Alto | 1.00 | Baja |
| Muy_Altos | Medio | Muy_Reducido | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Medio | Reducido | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Medio | Normal | 1.00 | Normal |
| Muy_Altos | Medio | Alto | 1.00 | Normal |
| Muy_Altos | Medio | Muy_Alto | 1.00 | Normal |
| Muy_Altos | Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Excelente |
| Muy_Altos | Alto | Reducido | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Alto | Normal | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Alto | Alto | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Alto | Muy_Alto | 1.00 | Buena |
| Muy_Altos | Muy_Alto | Muy_Reducido | 1.00 | Excelente |
| Muy_Altos | Muy_Alto | Reducido | 1.00 | Excelente |
| Muy_Altos | Muy_Alto | Normal | 1.00 | Excelente |
| Muy_Altos | Muy_Alto | Alto | 1.00 | Excelente |
| Muy_Altos | Muy_Alto | Muy_Alto | 1.00 | Excelente |

**Apéndice C-32. Bloque de reglas RB5**

| | | | |
|---|---|---|---|
| Nº de reglas: 25<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 2<br>Nº de salidas: 1 | | | |
| SI | | ENTONCES | |
| GA | RVG | DoS | RGE |
| Muy_Bajo | Mala | 1.00 | Muy_Baja |
| Muy_Bajo | Baja | 1.00 | Insuficiente |
| Muy_Bajo | Normal | 1.00 | Buena |
| Muy_Bajo | Buena | 1.00 | Buena |
| Muy_Bajo | Excelente | 1.00 | Excelente |
| Bajo | Mala | 1.00 | Muy_Baja |
| Bajo | Baja | 1.00 | Insuficiente |
| Bajo | Normal | 1.00 | Aceptable |
| Bajo | Buena | 1.00 | Buena |
| Bajo | Excelente | 1.00 | Excelente |
| Medio | Mala | 1.00 | Muy_Baja |
| Medio | Baja | 1.00 | Insuficiente |
| Medio | Normal | 1.00 | Aceptable |
| Medio | Buena | 1.00 | Buena |
| Medio | Excelente | 1.00 | Excelente |
| Alto | Mala | 1.00 | Muy_Baja |
| Alto | Baja | 1.00 | Insuficiente |
| Alto | Normal | 1.00 | Aceptable |
| Alto | Buena | 1.00 | Buena |
| Alto | Excelente | 1.00 | Excelente |
| Muy_Alto | Mala | 1.00 | Muy_Baja |
| Muy_Alto | Baja | 1.00 | Insuficiente |
| Muy_Alto | Normal | 1.00 | Aceptable |
| Muy_Alto | Buena | 1.00 | Aceptable |
| Muy_Alto | Excelente | 1.00 | Aceptable |

**Apéndice C-33. Bloque de reglas RB6**

| |
|---|
| Nº de reglas: 25<br>Agregación: Min-Max<br>Parámetro: 0<br>Resultado agregación: Max<br>Nº de entradas: 2<br>Nº de salidas: 1 |

| IF | | THEN | |
|---|---|---|---|
| CG | RGE | DoS | Competitividad |
| Baja | Muy_Baja | 1.00 | Muy_Baja |
| Medio_Baja | Muy_Baja | 1.00 | Muy_Baja |
| Normal | Muy_Baja | 1.00 | Muy_Baja |
| Medio_Alta | Muy_Baja | 1.00 | Muy_Baja |
| Alta | Muy_Baja | 1.00 | Muy_Baja |
| Baja | Insuficiente | 1.00 | Baja |
| Medio_Baja | Insuficiente | 1.00 | Baja |
| Normal | Insuficiente | 1.00 | Baja |
| Medio_Alta | Insuficiente | 1.00 | Baja |
| Alta | Insuficiente | 1.00 | Baja |
| Baja | Aceptable | 1.00 | Media |
| Medio_Baja | Aceptable | 1.00 | Media |
| Normal | Aceptable | 1.00 | Media |
| Medio_Alta | Aceptable | 1.00 | Media |
| Alta | Aceptable | 1.00 | Media |
| Baja | Buena | 1.00 | Alta |
| Medio_Baja | Buena | 1.00 | Alta |
| Normal | Buena | 1.00 | Alta |
| Medio_Alta | Buena | 1.00 | Alta |
| Alta | Buena | 1.00 | Alta |
| Baja | Excelente | 1.00 | Muy_Alta |
| Medio_Baja | Excelente | 1.00 | Muy_Alta |
| Normal | Excelente | 1.00 | Muy_Alta |
| Medio_Alta | Excelente | 1.00 | Muy_Alta |
| Alta | Excelente | 1.00 | Muy_Alta |

**CÓDIGO FUENTE**

```
unit uFuzzy;

interface

uses System.SysUtils, System.Classes, Vcl.ComCtrls, Vcl.StdCtrls,
  Vcl.Graphics, Vcl.ExtCtrls,
  Vcl.Controls, System.Types, System.Math,
  Winapi.Windows, Vcl.Dialogs, Winapi.Messages, FTRUN32, URutinasGeneral;

type

  TFuzzyItemType = (ftInput, ftOutput, ftIntermediate);
  TChangeInputVariable = procedure (sender: TObject; indexVariable: integer; Value:
double)
   of object;

  TFuzzyItem = class(TStringList)
```

```
  // anida los item a traves del objeto del TString List  es la representación del árbol de fuzzy
 private
  fitemName: string;
 public
  property itemName: string read fitemName write fitemName;
 end;

 TDataType = array of double;

 TFuzzyData = class(TObject)
 private
  { Private declarations }
  fIndexData: integer;
  fRoot: TFuzzyItem;
  fFileData: TStringList;
  fOnChangeInput: TChangeInputVariable;
  fOnChangeOutput: TNotifyEvent;
  formatSettings: TFormatSettings;
  fListOutputVar: TStringList;
  fListInputVar: TStringList;
  fListVarRules: TStringList;
  fListRules: TStringList;
  fSchemaPos: TStringList;
  fListLinks: TStringList; // listado de linkado linea ITEMBEGIN=ITEMEND
  fInput: TDataType;
  fOutput: TDataType;
  FileNameRunTime: string;
  iSchemaPos: UTF8String;
  // esquema de posicion de los componentes en el fichero completo fnn
  hftrFuzzySystem: integer; { FTRUN handle for fuzzy system }
  ftrOkFuzzy: longbool; { ok status flag for fuzzy system }
  function ProcessData(data: TStringList; var index: integer; Name: string): TFuzzyItem;
  procedure ExtractListVariablesRules;
  function VarCount: integer;
  function getVar(index: integer): TFuzzyItem;
  function RulesCount: integer;
  function getRule(index: integer): TFuzzyItem;
  function findItemInt(parent: TFuzzyItem; Name: string): TFuzzyItem;
  function CountClassObject(parent: TFuzzyItem; nameClass: string): integer;
  function findClassObject(parent: TFuzzyItem; nameClass: string; index: integer):
TFuzzyItem;
  procedure Initialize;
  procedure loadFiledata(filename: Tfilename; handleInstance: integer);
  procedure ChangeInput(indexVariable: integer; Value: double; readOut: boolean = false);

 public
  { Public declarations }
```

```
    procedure ReadFuzzyOut;
    function findItem(Name: string): TFuzzyItem;
    function findVarItem(Name: string): TFuzzyItem;
    function findChildItem(parent: TFuzzyItem; Name: string): TFuzzyItem;
    function empty: boolean;
    procedure SetInput(Name: string; Value: double);
    function GetInput(Name: string): double;
    procedure GetLimits(Name: string; var max: double; var min: double);
    procedure Test;
    constructor create(filename: Tfilename; handleInstance: integer);
    destructor destroy; override;
    property FileData: TStringList read fFileData;
    property ListOutputVar: TStringList read fListOutputVar;
    property ListInputVar: TStringList read fListInputVar;
    property ListVarRules: TStringList read fListVarRules;
    property ListRules: TStringList read fListRules;
    property OnChangeInput: TChangeInputVariable read fOnChangeInput write
fOnChangeInput;
    property OnChangeOutput: TNotifyEvent read fOnChangeOutput write
fOnChangeOutput;
    property DataInput: TDataType read fInput;
    property DataOutput: TDataType read fOutput;
  end;

implementation

{ TFuzzyData }

{$REGION 'constructores y destructores objeto'}

constructor TFuzzyData.create(filename: Tfilename; handleInstance: integer);
begin
  fFileData := TStringList.create;
  fListOutputVar := TStringList.create;
  fListInputVar := TStringList.create;
  fSchemaPos := TStringList.create;
  fListRules := TStringList.create;
  fListVarRules := TStringList.create;
  fListLinks := TStringList.create;
  if fileexists(filename) then
  begin
    loadFiledata(filename, handleInstance);
    fRoot := ProcessData(fFileData, fIndexData, 'root');
    ExtractListVariablesRules;
    if handleInstance <> 0 then
      Initialize;
  end;
```

```
end;

destructor TFuzzyData.destroy;
begin
  fFileData.Free;
  fListOutputVar.Free;
  fListInputVar.Free;
  fSchemaPos.Free;
  fListRules.Free;
  fListVarRules.Free;
  fRoot.Free;
  fListLinks.Free;
  inherited;
end;

procedure TFuzzyData.loadFiledata(filename: Tfilename; handleInstance: integer);
var
  FileDataStream, fruntimeStream: TfileStream;
  len: integer;
  iString: UTF8String;
  procedure readRuntime(filename: string);
  begin
    FileNameRunTime := changefileExt(filename, '.FTR'); // variable global
    if not fileexists(FileNameRunTime) then
      MessageDlg('No se ha localizado el fichero ' + FileNameRunTime + #13 + #10 +
        'Unicamente prodrá visualizar la estructura fuzzy', mtWarning, [mbOK], 0)
    else if handleInstance <> 0 then
    begin
      ftrOkFuzzy := ftrOpen(handleInstance, PansiChar(AnsiString(FileNameRunTime)),
        hftrFuzzySystem); { FTRUN init }
    end;
  end;

begin
  if uppercase(ExtractFileExt(filename)) = '.FNN' then
  begin
    iSchemaPos := '';
    try
      FileDataStream := TfileStream.create(filename, fmOpenRead);
      FileDataStream.readBuffer(len, 4); // esquema
      if len > 0 then
      begin
        setLength(iString, len);
        FileDataStream.readBuffer(iString[1], len);
      end;
      fFileData.text := iString; // run time
      FileDataStream.readBuffer(len, 4); // posiciones
```

```
        if len > 0 then
        begin
          setLength(iSchemaPos, len);
          FileDataStream.readBuffer(iSchemaPos[1], len);
        end;
        FileDataStream.readBuffer(len, 4);
        FileNameRunTime := changefileExt(filename, '.FTR');
        try
          fruntimeStream := TfileStream.create(FileNameRunTime, fmCreate);
          fruntimeStream.CopyFrom(FileDataStream, len);
        finally
          fruntimeStream.Free;
        end;
      finally
        FileDataStream.Free;
      end;
      readRuntime(FileNameRunTime);
    end
    else if uppercase(ExtractFileExt(filename)) = '.FTL' then
    begin
      fFileData.LoadFromFile(filename);
      readRuntime(filename);
    end;
  end;
  {$ENDREGION}
  {$REGION 'Procesado del fichero de datos que contiene toda la estructura fuzzy y listas de
variables y reglas'}

  function TFuzzyData.ProcessData(data: TStringList; var index: integer; Name: string):
TFuzzyItem;
  var
    line: string;
  begin
    result := TFuzzyItem.create;
    result.itemName := Name;
    while index < fFileData.Count do
    begin
      line := trim(data[index]);
      inc(index);
      if (Name = 'RULES') and (pos('}', line) = 0) then
      begin
        while pos(';', line) = 0 do
        begin
          line := line + (data[index]);
          inc(index);
        end;
        result.Add(line);
```

```
        end
        else if (pos('{', line) > 0) then
        begin
          if (pos('}', line) = 0) then
            result.AddObject(trim(ParseSection(line, 1, '{')), ProcessData(fFileData, index,
              trim(ParseSection(line, 1, '{'))))
          else
            result.Values[trim(ParseSection(line, 1, '{'))] := trim(ExtractParam(line, 1, '{', '}'));;
        end
        else if pos('=', line) > 0 then
        begin
          while pos(';', line) = 0 do
          begin
            line := line + trim(data[index]);
            inc(index);
          end;
          line := copy(line, 1, pos(';', line) - 1);
          result.Values[trim(ParseSection(line, 1, '='))] := trim(ParseSection(line, 2, '='));
        end
        else if pos('}', line) > 0 then
          exit;
      end;
    end;

    procedure TFuzzyData.ExtractListVariablesRules;
    var
      i, j, indexVar: integer;
      item, auxItem: TFuzzyItem;
    begin
      // if itemFuzzy.Values['INPUT'] = 'FUZZY' then    else if (itemFuzzy.Values['OUTPUT'] =
'NO') then
      indexVar := 0;
      for i := 0 to VarCount - 1 do
      begin
        item := getVar(i);
        if item.Values['INPUT'] <> '' then
        // existe propiedad INPUT es una variable de entrada
        begin
          if item.Values['INPUT'] <> 'FUZZY' then
            fListInputVar.AddObject(item.Values['NAME'] + '=' + intTostr(indexVar), item)
          else
          begin
            for j := 0 to CountClassObject(item, 'TERM') - 1 do
            begin
              auxItem := findClassObject(item, 'TERM', j);
              fListInputVar.AddObject(item.Values['NAME']          +          '.'          +
auxItem.Values['TERMNAME'] + '=' +
```

```
            intTostr(indexVar), item);
          inc(indexVar);
        end;
        dec(indexVar);
        // el inc(indexVar) esta al final de la funcion como la usamos en el bucle nos pasamos y
resto
      end;
      // guardo nombre indice y itemFuzzy
    end
    else if item.Values['OUTPUT'] <> '' then
    begin
      if (item.Values['OUTPUT'] <> 'NO') then
        fListOutputVar.AddObject(item.Values['NAME'] + '=' + intTostr(indexVar), item)
      else
      begin
        for j := 0 to CountClassObject(item, 'TERM') - 1 do
        begin
          auxItem := findClassObject(item, 'TERM', j);
          fListOutputVar.AddObject(item.Values['NAME']          +          '.'          +
auxItem.Values['TERMNAME'] + '=' +
            intTostr(indexVar), item);
          inc(indexVar);
        end;
        dec(indexVar);
        // el inc(indexVar) esta al final de la funcion como la usamos en el bucle nos pasamos y
resto
      end;
    end
    else
      fListVarRules.AddObject(item.Values['NAME'] + '=' + intTostr(indexVar), item);
    inc(indexVar);
  end;
  for i := 0 to RulesCount - 1 do
  begin
    item := getRule(i);
    fListRules.AddObject(item.Values['NAME'] + '=', item);
  end;
  setLength(fInput, fListInputVar.Count);
  setLength(fOutput, fListOutputVar.Count);
end;

{$ENDREGION}
{$REGION 'Funciones de busqueda en el arbol de datos TFuzzyItem nodo 0 froot'}

function TFuzzyData.findVarItem(Name: string): TFuzzyItem;
var
  i: integer;
```

```
begin
  result := nil;
  for i := 0 to VarCount - 1 do
    if getVar(i).Values['NAME'] = Name then
    begin
      result := getVar(i);
      break;
    end;
end;

function TFuzzyData.findItem(Name: string): TFuzzyItem;
begin
  result := findItemInt(self.fRoot, name);
end;

function TFuzzyData.findItemInt(parent: TFuzzyItem; Name: string): TFuzzyItem;
var
  i: integer;
begin
  result := nil;
  for i := 0 to parent.Count - 1 do
  begin
    if result <> nil then
      break;
    if parent.Objects[i] <> nil then
      if TFuzzyItem(parent.Objects[i]).itemName = Name then
      begin
        result := TFuzzyItem(parent.Objects[i]);
        break;
      end
      else
        result := findItemInt(TFuzzyItem(parent.Objects[i]), name);
  end;
end;

function TFuzzyData.VarCount: integer;
var
  item: TFuzzyItem;
begin
  item := findItem('VARIABLE_SECTION');
  if item <> nil then
    result := item.Count
  else
    result := 0;
end;

function TFuzzyData.getVar(index: integer): TFuzzyItem;
```

```
var
  item: TFuzzyItem;
begin
  item := findItem('VARIABLE_SECTION');
  if item <> nil then
  begin
    if index > item.Count - 1 then
      raise exception.create('Indice fuera de rango')
    else
      result := TFuzzyItem(item.Objects[index]);
  end
  else
    result := nil;
end;

function TFuzzyData.CountClassObject(parent: TFuzzyItem; nameClass: string): integer;
var
  i: integer;
begin
  result := 0;
  for i := 0 to parent.Count - 1 do
    if parent.Objects[i] <> nil then
      if TFuzzyItem(parent.Objects[i]).itemName = nameClass then
        result := result + 1;
end;

function TFuzzyData.findChildItem(parent: TFuzzyItem; Name: string): TFuzzyItem;
begin
  result := findItemInt(parent, Name);
end;

function TFuzzyData.findClassObject(parent: TFuzzyItem; nameClass: string; index:
integer)
  : TFuzzyItem;
var
  i, j: integer;
begin
  result := nil;
  j := 0;
  for i := 0 to parent.Count - 1 do
    if parent.Objects[i] <> nil then
      if TFuzzyItem(parent.Objects[i]).itemName = nameClass then
      begin
        if j = index then
          result := TFuzzyItem(parent.Objects[i]);
        inc(j);
      end;
```

```
end;

function TFuzzyData.RulesCount: integer;
var
  item: TFuzzyItem;
  i: integer;
begin
  result := 0;
  item := findItem('OBJECT_SECTION');
  if item <> nil then
    result := CountClassObject(item, 'RULEBLOCK')
end;

function TFuzzyData.getRule(index: integer): TFuzzyItem;
var
  item: TFuzzyItem;
  i, j: integer;
begin
  item := findItem('OBJECT_SECTION');
  if item <> nil then
  begin
    if index > RulesCount - 1 then
      raise exception.create('Indice fuera de rango')
    else
    begin
      result := findClassObject(item, 'RULEBLOCK', index);
    end;
  end
  else
    result := nil;
end;

{$ENDREGION}
{$REGION 'ejecucion de las funnciones fuzzy}

procedure TFuzzyData.Initialize;
var
  i: integer;
  itemFuzzy: TFuzzyItem;
begin
  for i := 0 to fListInputVar.Count - 1 do
  begin
    itemFuzzy := TFuzzyItem(fListInputVar.Objects[i]);
    if itemFuzzy.Values['INPUT'] = 'FUZZY' then
    begin
      if itemFuzzy.Values['NAME'] + '.' + findClassObject(itemFuzzy, 'TERM',
0).Values['TERMNAME']
```

```
          = fListInputVar.Names[i] then
          ChangeInput(strToint(fListInputVar.ValueFromIndex[i]), 1)
        else
          ChangeInput(strToint(fListInputVar.ValueFromIndex[i]), 0);
      end
      else
        ChangeInput(strToint(fListInputVar.ValueFromIndex[i]), 0);
    end;
    ReadFuzzyOut;
  end;

  procedure TFuzzyData.ChangeInput(indexVariable: integer; Value: double; readOut:
boolean = false);
  begin
    ftrOkFuzzy := ftrOkFuzzy And ftrSetShellValue(hftrFuzzySystem, indexVariable, Value);
    fInput[indexVariable] := Value;
    if assigned(OnChangeInput) then
      OnChangeInput(self, indexVariable, Value);
    if readOut then
      ReadFuzzyOut;
  end;

  procedure TFuzzyData.ReadFuzzyOut;
  var
    i, l, index: integer;
    NoHitFlag: longbool;
    Value: double;
    itemName: string;
  begin
    for i := 0 to ListOutputVar.Count - 1 do
    begin
      index := strTointDef(ListOutputVar.ValueFromIndex[i], -1);
      if i > -1 then
      begin
        ftrOkFuzzy := ftrOkFuzzy And ftrGetShellValue(hftrFuzzySystem, index, Value,
NoHitFlag);
        fOutput[index - fListInputVar.Count] := Value;
        itemName := ListOutputVar.Names[i];
        if pos('.', itemName) > 0 then
          itemName := copy(itemName, 1, pos('.', itemName) - 1);
      end;
    end;
    if assigned(OnChangeOutput) then
      OnChangeOutput(self);
  end;
  {$ENDREGION}
```

```
function TFuzzyData.empty: boolean;
begin
  result := fFileData.Count = 0;
end;

procedure TFuzzyData.SetInput(Name: string; Value: double);
var
  i: integer;
begin
  i := strTointDef(ListInputVar.Values[name], -1);
  if i > -1 then
    ChangeInput(i, Value);
end;

function TFuzzyData.GetInput(Name: string): double;
var
  i: integer;
  NoHitFlag: longbool;
  Value: double;
begin
  i := strTointDef(ListInputVar.Values[name], -1);
  if i > -1 then
  begin
    ftrOkFuzzy := ftrGetShellValue(hftrFuzzySystem, i, Value, NoHitFlag);
    if ftrOkFuzzy then
      result := Value
    else
      result := 0;
  end;
end;

procedure TFuzzyData.GetLimits(Name: string; var max, min: double);
var
  i, BufSize: integer;
  CategoryNames:string;
  pCategoryNames: PansiChar;
begin
  i := strTointDef(ListInputVar.Values[name], -1);
  if i > -1 then
  begin
    setLength(CategoryNames, 255);
    pCategoryNames := Addr(CategoryNames[1]);
    ftrOkFuzzy := ftrGetIORangeEx(hftrFuzzySystem, i, min, max, BufSize,
pCategoryNames);
  end;
end;
```

```
procedure TFuzzyData.Test;
var
  i, l, index: integer;
  NoHitFlag: longbool;
  Value: double;
  infoTopic: integer;
  rest: integer;
  myString: AnsiString;
  myCharPtr: PansiChar;

begin
  for i := 1 to 4 do
    infoTopic := ftrGetInfo(hftrFuzzySystem, i);
  myString := '1234567890';
  myCharPtr := Addr(myString[1]);
  for i := 0 to 10 do
    ftrOkFuzzy := ftrGetShellValue(hftrFuzzySystem, i, Value, NoHitFlag)

end;

end.
```

UNIVERSIDADE DE SANTIAGO DE COMPOSTELA