

G. Ripoll, B. Panea y P. Albertí

**APRECIACIÓN VISUAL DE LA CARNE BOVINA Y SU RELACIÓN
CON EL ESPACIO DE COLOR CIELab**

Separata ITEA

INFORMACIÓN TÉCNICA ECONÓMICA AGRARIA, VOL. **108** N.º 2 (222-232), 2012

Apreciación visual de la carne bovina y su relación con el espacio de color CIELab

G. Ripoll¹, B. Panea y P. Albertí

Centro de Investigación y Tecnología Agroalimentaria de Aragón (CITA).
Avda. Montañana, 930, 50059, Zaragoza

Resumen

El color es el factor de calidad más importante a la hora de la compra puesto que el consumidor lo utiliza como indicador de frescura. Numerosos estudios sobre la vida útil de la carne utilizan las coordenadas *triestimulus* del espacio de color CIELab, pero si bien estas variables son muy útiles para tipificar el color de la carne y sobre todo, son objetivas; el uso de las mismas plantea dudas de cómo ven o valoran esa carne los humanos. Además, es complicado definir el momento en que será rechazada por los consumidores. Se usaron 24 terneros de la categoría comercial Añojo. El *longissimus thoracis* de cada animal se extrajo, se muestreó y fue envasado con atmósfera modificada. Durante 8 días la carne se evaluó subjetivamente (1- Carne rojo oscuro o marrón a 5- Rojo extremadamente brillante) y se midió el color instrumental de la misma. Varias técnicas uni- y multi-variantes, lineales y no lineales y un algoritmo de aprendizaje automático se usaron para estudiar las relaciones entre la evaluación visual subjetiva y las variables de color instrumental. El uso de aprendizaje automático y reglas no lineales nos ofrece una aproximación a la nota de los evaluadores más precisa que otros métodos y demuestra que no se puede interpretar el color de la carne durante el tiempo de exposición de una forma lineal o usando las variables de forma independiente, siendo más precisas la luminosidad y la saturación, en detrimento de los índices de rojo y amarillo.

Palabras clave: Subjetivo, inteligencia artificial, carne de ternera, tiempo de exposición.

Summary

Visual appraisal of beef: Relationship with CIELab colour space

The meat colour is the most important quality factor at the moment of the purchase since the consumer uses it as indicator of freshness. Numerous studies on the shelf life of the meat use the *triestimulus* coordinates of the CIELab space of colour. Although these variables are very useful to typify the meat colour and are objective; the use of these ones raise concern about how the human beings really see the meat. In addition, it is complicated to define the time in which it will be rejected by the consumers. There were used 24 calves of the commercial category yearling calf. There was extracted the *longissimus thoracis* of every animal, steaks were placed on modified atmosphere packages. For 8 days the meat was evaluated subjectively (1-dark red or brown to 5- extremely brilliant red) and the instrumental colour of the same one measured up. Several technologies (skills) uni - and multi- variate, linear and not linear and an algorithm of artificial intelligence were used to study the relationships among the visual subjective evaluation and the variables of instrumental colour. The use of machine learning and non linear rules give us a more accurate estimation to the note of the assessors than other methods and demonstrates that it is not advisable to interpret the colour display of the meat of a linear form or using one variable. Lightness and chroma are more precise than redness and yellowness indexes.

Key words: Subjective, artificial intelligence, beef, colour display.

1. Autor para correspondencia: gripoll@aragon.es

Introducción

La conservación de la carne fresca siempre es motivo de preocupación y de esfuerzo de mejora, tanto por los problemas sanitarios que conlleva una carne deteriorada como por las pérdidas económicas que supone el no llegar a realizar la venta porque el aspecto de la carne no es el que el consumidor espera o desea. Este problema es más patente en la venta de carne envasada puesto que al filetear la carne y exponerla al público, factores como el oxígeno o la luz comienzan a deteriorar la apariencia y el color de la carne, y el color es, sobre cualquier otro factor de calidad el más importante a la hora de la compra puesto que el consumidor lo utiliza como indicador de frescura. Para evitar el deterioro del color de la carne, el uso de atmósferas modificadas se ha convertido en una práctica cotidiana.

Numerosos estudios sobre la vida útil de la carne utilizan ratios o cálculos realizados con los valores de reflectancia a determinadas longitudes de onda (Allen *et al.*, 1969; Kropf *et al.*, 1970a; Kropf *et al.*, 1970b) y otros muchos autores usan las coordenadas *tristimulus* del espacio de color CIELab, el tono (Albertí *et al.*, 2005; Liu *et al.*, 1996; Ripoll *et al.*, 2008) o saturación (Jeremiah *et al.*, 1971; Mancini y Hunt, 2005; McDougall, 1982) como mejor variable para determinar cambios del color de la carne durante su vida útil. Estas dos últimas variables, junto a la luminosidad parecen ser más fáciles de interpretar para el ojo humano (Albertí *et al.*, 2005; Ripoll *et al.*, 2008) mientras que la coordenada b^* (azul y amarillo) no se relaciona intuitivamente con la carne (Mancini y Hunt, 2005; McDougall, 1982) y su uso por los evaluadores es complicado (O'Sullivan *et al.*, 2003). (Wiszecky y Styles, 1982) recomiendan definir el color en términos de luminosidad, saturación y tono y otros autores (Albertí *et al.*, 2005; Ripoll *et al.*, 2008) advierten

que el uso separado de los índices de rojo y amarillo por separado puede llevar a errores a la hora de definir el color. Si bien estas variables son muy útiles para tipificar el color de la carne y sobre todo, son objetivas; el uso de las mismas plantea dudas acerca de cómo ven o valoran esa carne los consumidores. Además, es complicado definir un umbral o umbrales para estas variables a partir del cual podamos decir que la carne ha llegado al final de su vida útil o el momento en que será rechazada por los consumidores. La percepción del color de la carne, y su valoración en términos de aceptabilidad, es un tema complejo. De hecho, Hood y Riordan en (1973) ya reconocían la importancia de establecer una relación clara entre las medidas instrumentales de color y lo que ve el ojo humano.

Los algoritmos de aprendizaje automático (AA) tratan de sintetizar conocimiento a partir de una fuente de información desorganizada. Su papel es el de transcribir un conocimiento no estructurado pero que resulta relativamente accesible, para convertirlo en un conjunto de instrucciones y, por tanto en conocimiento estructurado (Bahamonde *et al.*, 2001). Esta estructura del conocimiento no tiene que ser lineal, y por ello salva las limitaciones de ciertos modelos de predicción simples como pueden ser las regresiones lineales, uni- o multi-variantes. En los últimos años, distintos métodos no lineales se están usando para abordar problemas donde los métodos lineales no han dado los resultados esperados (Bahamonde *et al.*, 2001; Díez *et al.*, 2006; Goyache *et al.*, 2005; Jackman *et al.*, 2008; Peres *et al.*, 2010).

El objetivo de este trabajo es estudiar la relación entre la apreciación visual de la carne de ternera y las coordenadas de color L^* , a^* , b^* , C^* y H^* por medio de aproximaciones uni- o multi-variantes, lineales o no, así como usando un algoritmo de aprendizaje automático.

Material y métodos

Se usaron 24 animales, machos y hembras, alimentados con pienso comercial y silo, y se sacrificaron dentro de la categoría comercial Añejo. Se extrajo el *longissimus thoracis* de cada animal y se midió el pH a las 24 horas del sacrificio para descartar problemas de estrés que afectarían a la evolución normal del color. El *longissimus* se dividió en 6 partes de 3 cm de espesor que se colocaron en bandejas con atmósfera modificada (70% O₂; 20 % CO₂; 10 % N₂) y se guardaron en frigorífico a 4°C iluminadas 24 horas al día (410 lx). Las bandejas se cerraron con un film de polietileno y poliamida con una permeabilidad al oxígeno de 40-50 mL•m⁻²•24 h⁻¹ y una permeabilidad al vapor de agua de 5-7 g mL•m⁻²•24 h⁻¹ at 23 °C (Irma, Spain).

La carne fue evaluada cada día durante 6 días por dos evaluadores entrenados en una superficie blanca iluminada por fluorescentes comerciales (Philips, Eindhoven, Holland; 4100 K) suministrando 612 lx en la superficie de la muestra de carne. La escala de cinco puntos utilizada por los evaluadores fue la propuesta por AMSA (1991) para valorar la estabilidad del color de carne de bovino durante su exposición (1- Carne rojo oscuro o marrón, 2- carne moderadamente rojo oscuro o marrón, 3- carne roja, 4- carne rojo brillante, 5- Rojo extremadamente brillante). También se controló la decoloración de la carne con la escala propuesta por AMSA (1991) y las muestras con valores de decoloración mayores de 3 se clasificaron con un 1 en la escala de color (el séptimo día el 100 % de las muestras obtuvieron la nota más baja).

Además, se midió la luminosidad (L*), el índice de rojo (a*) y el de amarillo (b*) con un espectrofotómetro Minolta CM-2600d (iluminante D65, ángulo del observador de 10°, diámetro de apertura 8 mm). El iluminante D65 fue elegido por ser el más usado en la bibliografía (Tapp III *et al.*, 2011). También se calculó el tono (H*) expresado en grados y la saturación (C*).

La relación entre las 5 variables de color CIE-Lab y la nota de los evaluadores se estableció por medio de la rho (r) de Pearson. Con la variable que mayor correlación tuvo con la nota se realizó una regresión lineal univariante con la nota dada por los evaluadores como variable dependiente y la variable seleccionada como independiente. Para determinar si existen relaciones no lineales entre la nota y las variables de color se probaron las relaciones logarítmica [$y = a + b \cdot \ln(x)$], cuadrática [$y = a + b \cdot x + c \cdot x^2$], cúbica [$y = a + b \cdot x + c \cdot x^2 + d \cdot x^3$] y exponencial [$y = a \cdot e^{b \cdot x}$] donde "y" es la nota de evaluación visual y "x" es una variable de color CIELab. También se realizó una regresión lineal multivariante con el método de introducción por pasos hacia delante entre las variables de color y la nota, y un análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS). Se realizaron dos análisis de componentes principales (ACP), el primero con las variables de color instrumental y la nota de evaluación y el segundo solo con las variables de color. Posteriormente, se realizó una regresión lineal multivariante con el método de introducción por pasos hacia delante con la nota dada por los evaluadores como variable dependiente y con los componentes principales del último ACP como variables independientes. Para hacer las regresiones y el análisis de componentes principales se utilizó el programa estadístico SPSS. Como algoritmo de aprendizaje artificial se utilizó el sistema comercial Cubist 2.07 (Cubist, 2010), que construye reglas de regresión cubriendo todas las posibilidades. El set de datos con que trabaja el algoritmo de AA asocia para cada muestra de carne evaluada, la nota dada por los evaluadores y las variables medidas con el espectrofotómetro. A partir de esta matriz de datos, el algoritmo genera un árbol de decisiones o set de reglas con funciones lineales en sus hojas. Este tipo de algoritmos de AA son más transparentes que otros basados en redes neuronales.

Resultados y discusión

En la Tabla 1 se muestran los valores medios y la variación de los datos instrumentales de la carne usada.

El pH a las 24 horas tuvo un valor medio de 5.73 con una variación del 1.7%, descartando que hayan existido problemas de estrés que pudieran influir en el color de la carne.

Tabla 1. Media general y variación del color instrumental y el pH a 24 horas
Table 1. General average and variation of instrumental colour and pH at 24 hours

	L*	a*	b*	H*	C*	pH24h
Media	39.87	13.77	6.74	26.67	15.49	5.73
d.e.	1.831	5.742	0.813	7.481	5.537	0.098
c.v.	4.59	41.70	12.07	28.05	35.75	1.71

Tabla 2. Correlaciones entre la nota de evaluación visual y las variables de color
Table 2. Correlations among visual appraisal score and colour variables

	L*	a*	b*	H*	C*
Nota	NS	0,50***	0,48***	NS	0,63***
L*		-0,58***	0,62***	0,78***	-0,37***
a*			NS	-0,68***	0,94***
b*				0,74***	0,27*
H*					-0,40***

NS, P<0.05; *, P<0.05; **, P<0.01; ***, P<0.001.

Las variables a*, C* y H mostraron una gran variación en sus valores mientras que L* tuvo muy poca variación. Las variables de color estuvieron significativamente correlacionadas entre sí (Tabla 2), con la excepción de a* y b*. La nota dada por los evaluadores tuvo la mayor correlación con C* (r = 0.63) y no estuvo correlacionada significativamente (P>0.05) con L* ni con H*. Destefanis *et al.* (2000) encontraron una relación significativa entre L* y la apariencia en carne de bovino,

aunque no la encontraron con H*. Denoyelle y Berny (1999) y Hulsegge *et al.* (2001) encontraron correlaciones altas entre la L* y la valoración visual pero en el músculo *rectus abdominis* de bovino. Algunos autores también encontraron correlaciones positivas entre a* y la apreciación visual (Chan *et al.*, 1996; Renner y Mazuel, 1985). Channon *et al.* (2005), evaluando carne de cordero, tampoco encontraron correlación significativa entre la nota de color dada por evaluadores y L* y H*.

Tabla 3. Coeficientes de correlación (r) y significación de las relaciones no lineales entre la nota y las variables instrumentales de color

Table 3. Correlation coefficients (r) and signification of non linear relationships among visual appraisal and instrumental colour variables

	Logarítmica	Cuadrática	Cúbica	Exponencial
L*	NS	NS	NS	NS
a*	0.48***	0.50***	0.52***	0.49***
b*	0.46***	0.48***	0.48***	0.46***
H*	NS	NS	NS	NS
C*	0.62***	0.63***	0.63***	0.62***

NS, P<0.05; *, P<0.05; **, P<0.01; ***, P<0.001.

El coeficiente de determinación y la significación de las relaciones no lineales entre la nota y las variables de color se muestran en la Tabla 3. Al igual que con la correlación lineal, no hubo relación significativa de ningún tipo entre la nota y L* y H*. El coeficiente de correlación entre la nota y las demás variables fueron altamente significativas y muy similares independientemente del tipo de relación. Este tipo de relaciones no lineales no supuso un gran aumento del coeficiente de correlación con respecto a la correlación lineal. Hasta donde los autores conocen, no hay bibliografía que estudie en bovino este tipo de relaciones no lineales entre la percepción visual del color y las variables de color CIELab. Sin embargo, Morrissey *et al.* (2008) encontraron una relación cúbica significativa entre la valoración del color de carne ovina por parte de consumidores y el ratio de reflectancia de la luz 630 nm/580 nm que se usa para medir la conversión de oximioglobina en metamioglobina en la carne, y que está a su vez relacionada con la aceptabilidad de la carne por los consumidores. Las variables de color estuvieron significativamente correlacionadas entre ellas y con la nota de evaluación visual con unos coeficientes de correlación en general mo-

derados, demostrando que cada variable aporta información distinta sobre el color.

En la Figura 1 se aprecia que la evolución de la nota dada por los evaluadores cae casi linealmente de 5 a 1 durante los 6 días de almacenamiento. Panea *et al.* (2005) encontraron también un descenso lineal de la valoración del color de carne de cordero durante 8 días. L* se mantuvo muy constante en ese tiempo, de acuerdo con Resconi (2007), con valores entre 37 y 43, lo que explicaría la falta de relación con la evaluación visual. Estos valores de L* son similares a los encontrados por Insausti *et al.* (1999) en carne de 5 razas bovinas españolas conservadas en atmósfera modificada durante 15 días. C* también disminuyó de manera paulatina, estando relacionado este descenso con la aparición del color marrón en la carne (Renner y Mazuel, 1985). Mientras, H* descendió bruscamente hasta el día 4 para luego aumentar bruscamente hasta el día 8. Esta evolución de H* hace que sea difícil fijar un umbral a partir del cual se pueda decir que la carne está deteriorada, aunque en trabajos en los que se usan dietas ricas en antioxidantes como vitamina E en la dieta de los animales, la evolución de H* tiene una ten-

dencia exponencial y creciente (Albertí *et al.*, 2005; Resconi, 2007; Ripoll *et al.*, 2011). Los valores de C* y a* fueron similares a los de los trabajos de Insausti *et al.* (1999) y Casasús *et al.* (2012) y los valores de L*, a y b* a 254 horas fueron similares a los encontrados por Panea *et al.* (2011) en añojos de raza Avileña.

Dado que la saturación (C*) fue la variable más correlacionada con la nota, se realizó una regresión lineal univariante con ella encontrando la relación [Nota = -2.963 + 0.356•C*] con un r = 0.63 y un error estándar de 1.08 (Tabla 4). Cuando se realizó una regresión lineal multivariante, el método de introduc-

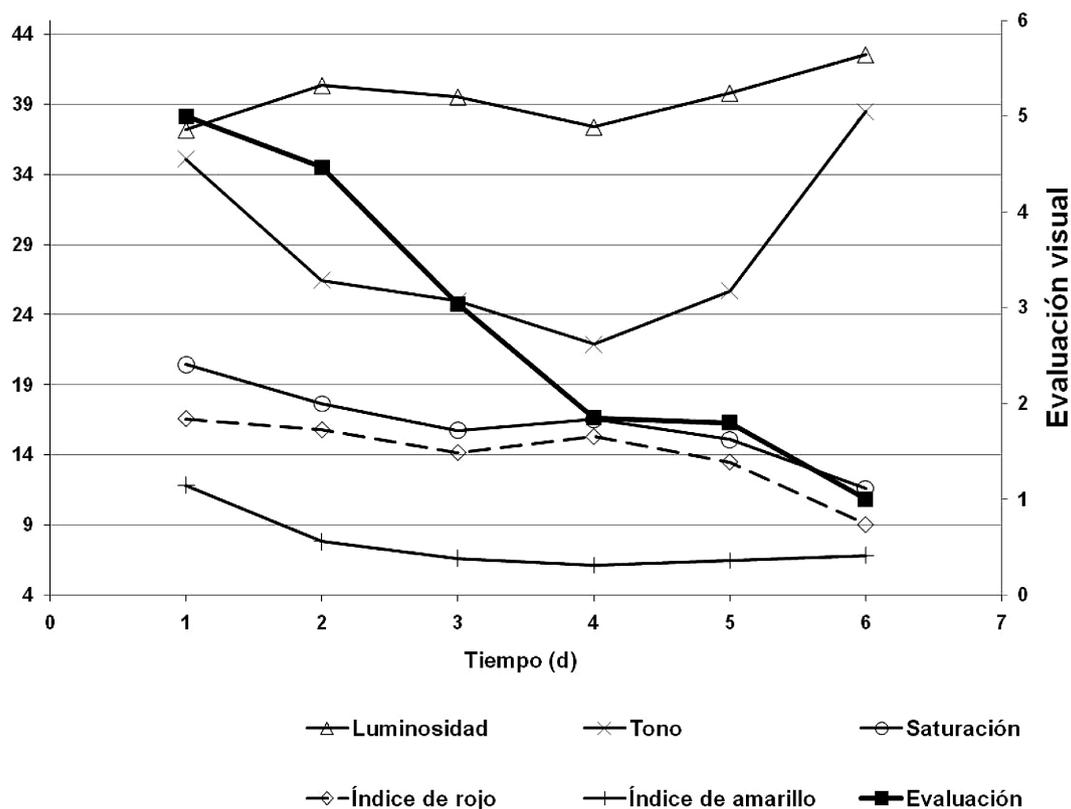


Figura 1. Evolución de la Luminosidad, Tono, Saturación y de la nota de la evaluación visual en el tiempo.
 Figure 1. Evolution on time of lightness, hue angle, chroma and visual appraisal.

ción por pasos incluyó además de C* a L*, aunque no estaba correlacionada con la nota, en la expresión [Nota = -10.835 + 0.437C* + 0.166L*]. L* tiene en este caso una función de variable supresora, esto es que aunque no haya relación directa entre la

nota y L*, para unos determinados valores de C*, cuanto mayor es L*, mayor es la nota. Esta regresión tuvo un r = 0.72 y un error estándar de 0.97, mejorando la regresión univariante. La regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) obtuvo idénticos coeficiente de

correlación y error estándar que la regresión multivariante. Aunque la regresión PLS es especialmente adecuada cuando las variables dependientes están muy correlacionadas (Blanco y Peguero, 2008), en este caso no supuso ninguna mejora en el ajuste.

El análisis de componentes principales (ACP) usando las 5 variables de color instrumental y la nota de la evaluación visual (Figura 2) explicó con los dos primeros componentes principales el 89,4 % de la variación. El primer componente principal estuvo formado por

Tabla 4. Resumen del ajuste de las distintas estimaciones de la evaluación visual
Table 4. Summary of the adjust of several estimations of visual appraisal

Método ^a	r	e.e.
Regresión lineal univariante	0.63	1.083
Regresión lineal multivariante	0.72	0.966
PLS	0.72	0.966
ACP+RLM	0.73	0.972
Aprendizaje automático	0.82	0.798

^a Regresión lineal univariante con C* como variable independiente; PLS, regresión por mínimos cuadrados parciales; ACP+RLM, análisis de componentes principales y regresión lineal multivariante con los 3 primeros componentes principales.

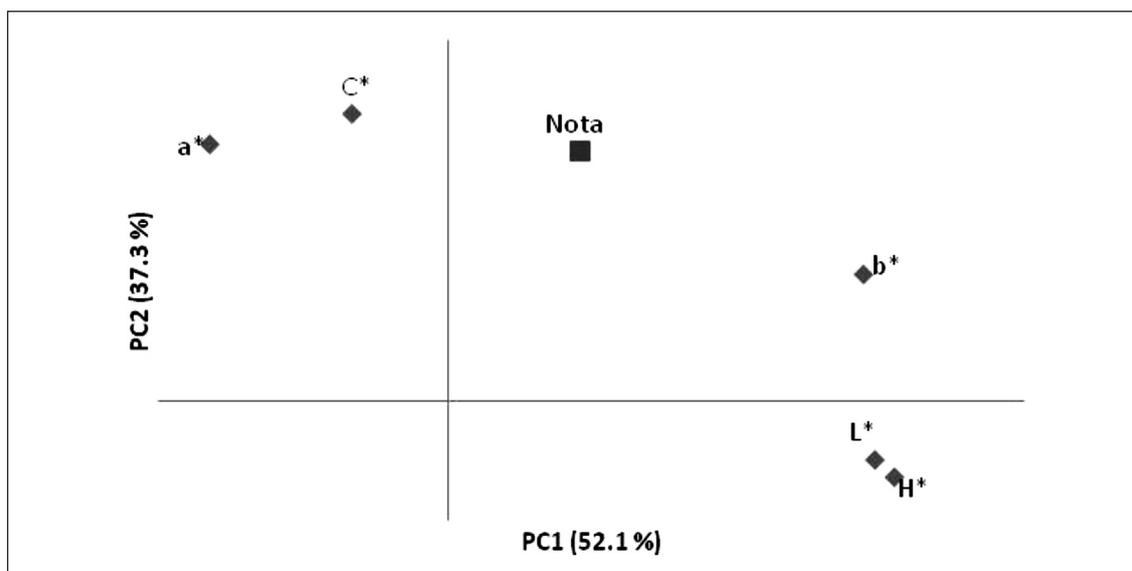


Figura 2. Gráfica del análisis de componentes principales de las variables instrumentales de color y la nota de evaluación visual.

Figure 2. Plot of principal component analysis of instrumental colour variables and visual appraisal.

L*, b* y H* mientras que el segundo englobó a C* y la nota, y en menor medida al índice de rojo. Como ya se había visto antes, la nota no está muy correlacionada con ninguna variable de color y queda situada entre los dos componentes principales.

Cuando se realizó otro ACP solo con las variables de color, este explicó con los dos primeros componentes principales (PC) que tuvieron un autovalor mayor de 1 el 81.88 % de la variación. El PC1 reunió a* y C*, el PC2 estuvo formado por b* y H* y el PC3 por L*. Al hacer una regresión con los 3 PCs se obtuvo la siguiente expresión [Nota = 2.547 + 0.874•PC1 + 0.427•PC2 + 0.242•PC3] con un r = 0.73 y un

error estándar de 0.97. La calidad fue muy similar a la regresión con las variables brutas y complica en exceso la interpretación, por lo que no se recomienda el uso de este método. El uso de aprendizaje automático (AA) ofreció un árbol de decisiones que se muestra en la Figura 3. El software de AA seleccionó como variables de decisión L* y C* mejorando el coeficiente de correlación y disminuyendo el error estándar de la estimación respecto de los anteriores métodos usados. La primera decisión depende del valor de C* y las muestras con C* ≤ 12,98 reciben la nota más baja. La siguiente regla depende de L* y la última regla depende otra vez de

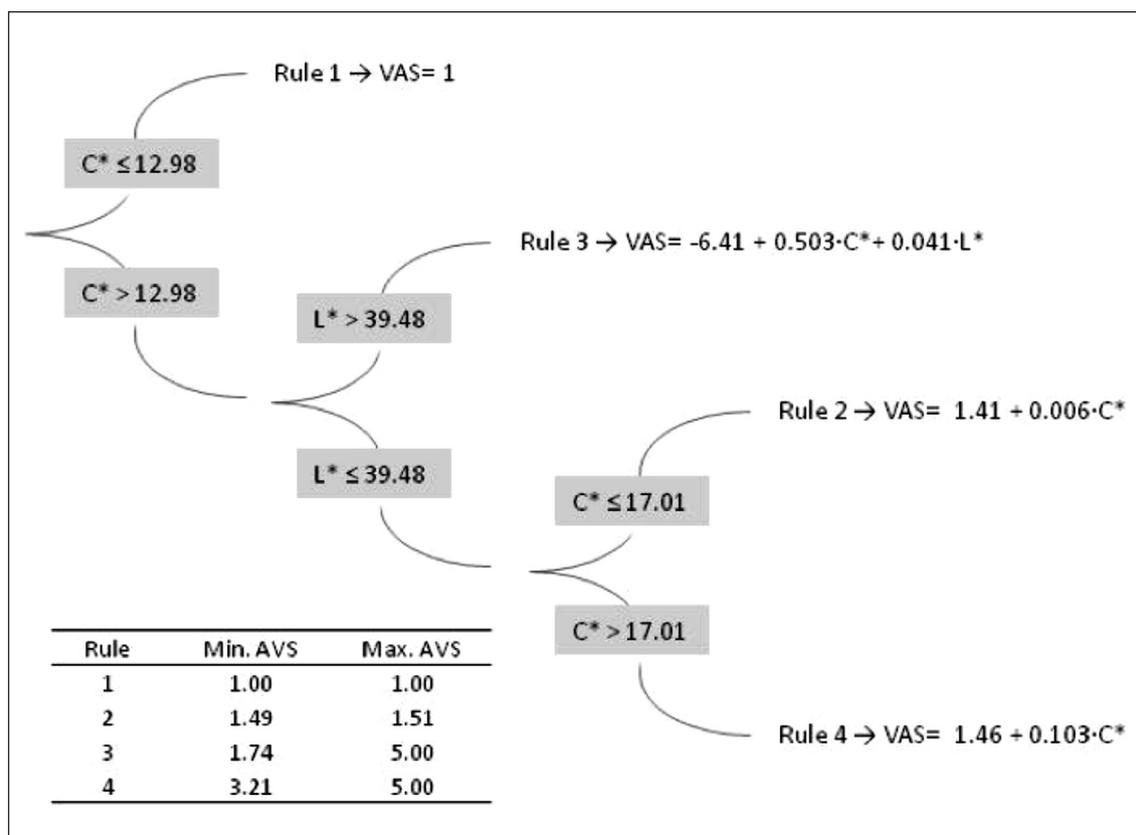


Figura 3. Árbol de decisión de Cubist.
 Figure 3. Decision tree of Cubist.

C*. Estos resultados concuerdan con que C* era la variable más correlacionada con la evaluación visual, y con la introducción de L* como variable supresora en la regresión multivariante. McDougall (1982) encontró que la carne bovina con valores de C* por encima de 20 era rojo brillante, alrededor de 18 tiene un rojo apagado, con 14 es claramente marrón (40% de metamioglobina) y por debajo de 12 es marrón o marrón grisáceo. Esta serie de umbrales es aceptada por otros autores (Resconi, 2007) y son similares a los que usa el árbol de decisión, donde por debajo de 13 la carne obtiene la peor calificación, y si tiene valores muy altos de C* y L* (Reglas 3 y 4) obtendría las mayores notas.

Albertí *et al.* (2002) usaron un algoritmo de AA para encontrar una función de L*, a*, b*, C* y H* que devolviese una nota desde 1 (carne clara y rosada) a 5 (carne oscura y roja). La función encontrada seleccionó L* y H* como variables más explicativas. Esta función coincidió en un 70 % con las notas dadas por los evaluadores. De hecho, observando las medias de las variables colorimétricas para cada nota, se observa como L* y H* fueron diferentes significativamente para cada nota y existe una clara relación lineal pero para a* y C* no hubo diferencias significativas ni un gradiente claro para cada nota. La razón por la que este algoritmo seleccionó H* y no C* puede ser que en este experimento solo se evaluó carne con poco tiempo de exposición al oxígeno. Mancini y Hunt (2005) señalaron que C* es un buen indicador de la decoloración de la carne, y es un indicador de la estabilidad de la carne (McDougall, 1982), y como en la experiencia de Albertí *et al.* (2002) no hubo evolución en el tiempo, por eso no entró en el algoritmo. Sin embargo, Liu *et al.*, (1996) recomiendan el uso de H* por ser preciso y fácil de entender, pero King *et al.* (2011) encontraron poco fiable la evolución del tono porque animales del mismo lote aumentaban H* y otros lo disminuían. En cualquier

caso, el uso de algoritmos de aprendizaje automático y reglas no lineales nos ofrece una aproximación a la nota de los evaluadores más precisa que los métodos anteriores y demuestra que no se puede interpretar el color de la carne de una forma lineal o usando las variables de forma independiente, siendo especialmente útiles la luminosidad y la saturación, en detrimento de los índices de rojo y amarillo.

A pesar de este comportamiento no lineal, se podrían definir como carnes de añejo claramente aceptables (carnes con notas igual o superiores a 3) las que tengan valores de L* y de C* inferiores a 39,5 y superiores a 17 respectivamente. Además, hay otro tipo de carne de añejo, con valores de L* y C* superiores a 39,5 y 13 que pueden tener notas aceptables o no. El que este tipo de carne tenga notas superiores a 3, dependerá de que sus valores de L* y C* sean muy superiores a 39,5 y 13, respectivamente. De hecho, en este tipo de carne es más importante el valor de C* que el de L*.

Agradecimientos

Proyecto financiado el Departamento de Agricultura y Alimentación del Gobierno de Aragón (DER 2009-02-50-729002-53) y fondos FEDER.

Bibliografía

- Albertí P, Ripoll G, Casasús I, Blanco M, Chapullé JLG, Santamaría J, 2005. Efecto de la inclusión de antioxidantes en dietas de acabado sobre la calidad de carne de terneros. ITEA, 101(2): 91-100.
- Albertí P, Sañudo C, Bahamonde A, Olleta JL, Panea B, Goyache F, Alonso J, Díez J, Fernandez I, 2002. Spectrophotometric characterisation of colour classification system of beef meat. In

- 48th International Congress of Meat Science and Tecnology (pp. 454-455). Rome, Italy.
- Allen CC, Kropf DH, Tuma HJ, Covingto.RI, Grant DL, 1969. Bovine maturity and marbling effects on prepackaged longissimus dorsi color as measured by reflectance spectrophotometry. *Journal of Animal Science*, 29(1): 119-&.
- AMSA, 1991. Guidelines for meat color evaluation. *Reciprocal Meat Conference Proceedings*, 44: 1-17.
- Bahamonde A, Goyache F, Del Coz JJ, Quevedo JR, López S, Alonso J, 2001. La inteligencia artificial en la clasificación de canales. In I congreso nacional de la carne (pp. 95-109). Madrid, Spain.
- Blanco M, Peguero A, 2008. An expeditious method for determining particle size distribution by near infrared spectroscopy: Comparison of PLS2 and ANN models. *Talanta*, 77(2): 647-651.
- Casasús I, Ripoll G, Albertí P, 2012. Inclusión de silo de maíz en las dietas de cebo de terneras: Rendimientos técnicos-económicos y calidad de la canal y de la carne. *ITEA-Informaciones Técnico-Económicas*. Vol. 108(2): 187-202.
- Cubist, 2010. www.rulequest.com/cubist-info.html
- Chan WKM, Hakkarainen K, Faustman C, Schaefer DM, Scheller KK, Liu Q, 1996. Dietary vitamin E effect on color stability and sensory assessment of spoilage in three beef muscles. *Meat Science*, 42(4): 387-399.
- Channon HA, Baud SR, Walker PJ, 2005. Modified atmosphere packaging improves retail display life of lamb cuts with variation between loin and knuckle. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 45(5): 585-592.
- Denoyelle C, Berny F, 1999. Objective measurement of veal color for classification purposes. *Meat Science*, 53(3): 203-209.
- Destefanis G, Barge MT, Brugiapaglia A, Tassone S, 2000. The use of principal component analysis (PCA) to characterize beef. *Meat Science*, 56(3): 255-259.
- Díez J, Albertí P, Ripoll G, Lahoz F, Fernández I, Olleta JL, Panea B, Sañudo C, Bahamonde A, Goyache F, 2006. Using machine learning procedures to ascertain the influence of beef carcass profiles on carcass conformation scores. *Meat Science*, 73(1): 109-115.
- Goyache F, Albertí P, Fernández I, Ripoll G, Lahoz F, Olleta JL, Panea B, Sañudo C, Bahamonde A, Díez J, 2005. Análisis de la influencia de los perfiles en la clasificación SEUROP de las canales bovinas mediante técnicas de aprendizaje automático. *ITEA*, vol. Extra, 26(II): 768-770.
- Hood DE, Riordan EB, 1973. Discolouration in prepackaged beef: measurement by reflectance spectrophotometry and shopper discrimination. *Journal of Food Tecnology*, 8: 333-343.
- Hulsegge B, Engel B, Buist W, Merkus GSM, Klont RE, 2001. Instrumental colour classification of veal carcasses. *Meat Science*, 57(2): 191-195.
- Insausti K, Beriain MJ, Purroy A, Alberti P, Lizaso L, Hernandez B, 1999. Colour stability of beef from different Spanish native cattle breeds stored under vacuum and modified atmosphere. *Meat Science*, 53(4): 241-249.
- Jackman P, Sun D-W, Du C-J, Allen P, Downey G, 2008. Prediction of beef eating quality from colour, marbling and wavelenght texture features. *Meat Science*, 80(4): 1273-1281.
- Jeremiah LE, Carpenter ZL, Smith GC, 1971. Development of color standars for beef muscle. *Journal of Animal Science*, 33: 219-219.
- King DA, Shackelford SD, Rodriguez AB, Wheeler TL, 2011. Effect of time of measurement on the relationship between metmyoglobin reducing activity and oxygen consumption to instrumental measures of beef longissimus color stability. *Meat Science*, 87(1): 26-32.
- Kropf DH, Allen CC, Dayton AD, 1970a. Reflectance spectrophotometry for following fresh beef color changes and cured meat fading. *Journal of Animal Science*, 31(1): 185-&.
- Kropf DH, Hunt MC, Dayton AD, 1970b. Reflectance spectrophotometry for following frozen beef and lamb color changes. *Journal of Animal Science*, 31(1): 185-&.
- Liu Q, Scheller KK, Arp SC, Schaefer DM, Frigg M, 1996. Color coordinates for assessment of dietary vitamin E effects on beef color stability. *J. Anim Sci.*, 74(1): 106-116.

- Mancini RA, Hunt MC, 2005. Current research in meat color. *Meat Science*, 71(1): 100-121.
- McDougall DB, 1982. Changes in the colour and opacity of meat. *Food Chemistry*, 9: 74-88.
- Morrissey ER, Jacob RH, Pluske JM, 2008. Perception of red brown colour by consumers. In 54th International Congress of Meat Science and Technology. Cape Town, South Africa.
- O'Sullivan MG, Byrne DV, Martens H, Gidskehaug LH, Andersen HJ, Martens M, 2003. Evaluation of pork colour: prediction of visual sensory quality of meat from instrumental and computer vision methods of colour analysis. *Meat Science*, 65(2): 909-918.
- Panea B, Ripoll G, Olleta JL, Sañudo C, 2011. Effect of sex and crossbreeding on instrumental and sensory quality and appraisal of meat from Avilena-Negra Iberica cattle breed. *Itea-Information Tecnica Economica Agraria*, 107(3): 239-250.
- Panea B, Sañudo C, Juárez M, Casado P, Ramas E, 2005. Efecto de la adición de vitamina E en la dieta sobre la valoración visual de carne de corderos de la IGP Ternasco de Aragón. *Eurocarne*, 142: 103-106.
- Peres AM, Dias LG, Joy M, Teixeira A, 2010. Assessment of goat fat depots using ultrasound technology and multiple multivariate prediction models. *Journal of Animal Science*, 88(2): 572-580.
- Rennerre M, Mazuel JP, 1985. Relationships between Instrumental and Sensory Measurement Methods of Meat Color. *Sciences Des Aliments*, 5(4): 541-557.
- Resconi VC, 2007. The effect of diet on vitamin E concentration, colour shelf life and lipid oxidation during simulated retail display in beef steaks from different production systems Unpublished Tesis master, CIHEAM, Zaragoza, Spain.
- Ripoll G, Joy M, Muñoz F, 2011. Use of dietary vitamin E and selenium (Se) to increase the shelf life of modified atmosphere packaged light lamb meat. *Meat Science*, 87(1): 88-93.
- Ripoll G, Joy M, Muñoz F, Albertí P, 2008. Meat and fat colour as a tool to trace grass-feeding systems in light lamb production. *Meat Science*, 80(2): 239-248.
- Tapp III WN, Yancey JWS, Apple JK, 2011. How is the instrumental color of meat measured? *Meat Science*, 89(1): 1-5.
- Wyszecki G, Styles WG, 1982. *Colour Science: Concepts and methods, quantitative data and formulae* (2nd ed.): John Wiley and Sons, Inc.
- (Aceptado para publicación el 27 de enero de 2012)