

Espectroscopia en el infrarrojo cercano (NIRS) como herramienta para el control de calidad y trazabilidad de la carne de tenca (*Tinca tinca*)

Alberto Ortiz^{1,*}, César Fallola², Juana Labrador³, José Martín-Gallardo³, Pedro Rodríguez⁴, Cristina Trenzado⁵, Amalia Pérez-Jiménez⁶, Susana García-Torres¹ y David Tejerina¹

¹ Área de Calidad de carnes, Centro de Investigaciones Científicas y Tecnológicas de Extremadura (CICYTEX-La Orden), Junta de Extremadura, Guadajira, Badajoz, Autovía A5. km 372, 06187 Guadajira, Badajoz, España.

² Centro de Acuicultura Vegas del Gadiana, Villafranco del Gadiana, Badajoz, España.

³ Departamento de Biología Vegetal, Ecología y Ciencias de la Tierra, Escuela de Ingenierías Agrarias, Universidad de Extremadura, Badajoz, España.

⁴ Departamento de Producción Animal y Ciencia de los Alimentos, Facultad de Veterinaria, Universidad de Extremadura, Cáceres, España.

⁵ Departamento de Biología Celular, Universidad de Granada, Granada, España.

⁶ Departamento de Zoología, Universidad de Granada, Granada, España.

Resumen

La composición nutricional de la dieta afecta directamente a la calidad final de la carne de tenca (*Tinca tinca* L.). Así, en los últimos años se ha apostado por sustituir el componente proteico de los piensos por alternativas vegetales más sostenibles. El diseño experimental del cual deriva este estudio consistió en sustituciones de harina de pescado ecológica por diferentes porcentajes de harina de soja ecológica y harina de soja pregerminada. Por tanto, el objetivo fue evaluar la capacidad de la tecnología espectroscópica de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) por reflectancia para la clasificación de la carne de tenca de acuerdo al tipo de dieta empleada y la cuantificación de los principales parámetros nutricionales. Se utilizaron diferentes pre-tratamientos espectrales previo a las regresiones por mínimos cuadrados parciales para predicciones cualitativas (PLS-DA) y cuantitativas (PLSR). El mejor modelo PLS-DA mostró una precisión para la clasificación del 97,5 % en validación cruzada; mientras que el mejor modelo PLSR mostró una buena capacidad predictiva para la materia seca (g/100 g), grasa (g/100 g Materia seca), y γ -tocoferol (mg/g materia seca) ($0,689 \leq R^2_{vc} \leq 0,804$), sugiriendo la posibilidad de realizar un control rápido e *in situ* de la trazabilidad y calidad de la carne de tenca mediante la tecnología NIRS.

Palabras clave: NIRS, PLS-DA, PLSR, tenca, control de calidad, predicción de antioxidantes.

* Autor para correspondencia: alberto.ortiz@juntaex.es

Cita del artículo: Ortiz A., Fallola C., Labrador J., Martín-Gallardo J., Rodríguez P., Trenzado C., Pérez-Jiménez A., García-Torres S., Tejerina D. (2024). Espectroscopia en el infrarrojo cercano (NIRS) como herramienta para el control de calidad y trazabilidad de la carne de tenca (*Tinca tinca*). ITEA-Información Técnica Económica Agraria 120(1): 13-29. <https://doi.org/10.12706/itea.2023.014>



Near infrared spectroscopy (NIRS) as a tool to guarantee traceability and quality control for tench

Abstract

The nutritional composition of the diet directly affects the final quality of tench meat (*Tinca tinca* L.). Thus, in recent years there has been a commitment to replace the protein component of feed with more sustainable vegetable alternatives. The experimental design from which this study is derived consisted of substituting organic fish meal with different percentages of organic soybean meal and pregerminated soybean meal. Therefore, the objective of this study was to evaluate the potential of Near infrared spectroscopy (NIRS) in categorizing tench according to the feed they received during its fattening phase and the quantification of the main nutritional parameters. Different spectral pretreatments were used previous to the partial least squares regressions for qualitative (PLS-DA) and quantitative (PLSR) predictions. The best PLS-DA model showed an accuracy for classification of 97.5 % in cross-validation; while the best PLSR model showed a good predictive capacity for dry matter (g/100 g), fat (g/100 g Dry Matter), and γ -tocopherol (mg/g dry matter) ($0.689 \leq R^2_{vc} \leq 0.804$), suggesting the possibility of performing a rapid and *in situ* control of the traceability and quality of tench meat by means of NIRS technology.

Keywords: NIRS, PLS-DA, PLSR, farmed tench, quality control, antioxidants prediction.

Introducción

La industria de la acuicultura intensiva es uno de los sectores productivos de mayor crecimiento en los últimos años (FAO, 2018). De hecho, la producción acuícola actual excede la pesca de captura (Tacon, 2020). Dentro de la producción acuícola, la producción de peces representa el mayor grupo de especies (47,7 % del total de la acuicultura; FAO, 2018), de la cual, carpas y ciprínidos de agua dulce superan el 53 % de la producción pesquera total.

Dentro de las especies de ciprínidos, la tenca (*Tinca tinca*, Linnaeus 1758) presenta un gran potencial para la diversificación de la producción acuícola y para la economía rural. Y es que, aunque esta especie ha estado tradicionalmente ligada a sistemas agroganaderos tales como la dehesa, estudios recientes han señalado sus buenos índices productivos así como su adaptabilidad a sistemas intensivos sin detrimento de su bienestar (Pula et al., 2018). Sin embargo, el mayor desafío para la producción intensiva de la tenca lo constituye su alimentación, puesto que actualmente, no existen piensos en el mercado formulados específicamente para esta espe-

cie. Las opciones actuales están basadas en harina y aceite de pescado, las cuales han sido ampliamente descritas como insostenibles (Silva et al., 2010). Es por ello que los últimos estudios han explorado la utilización de materias primas alternativas al pescado tales como insectos (Fabrikov et al., 2021), plumas (González-Rodríguez et al., 2014) o soja (García et al., 2015), con el objetivo de contribuir al crecimiento sostenible de la acuicultura. Esta última, podría constituir una fuente adecuada de proteínas para las dietas de acuicultura, con un gran aporte de antioxidantes, especialmente tras la germinación de las semillas (Kim et al., 2013), lo que podría mejorar el perfil nutricional de los productos derivados. En este contexto, resulta de interés el posible efecto que la dieta pueda ejercer sobre la composición final y por tanto la calidad de la carne de pescado, ya que de ello dependerá su valor de mercado. Se hace por tanto necesario controlar la trazabilidad y calidad de los productos finales desde su origen hasta el consumidor final.

La tecnología de espectroscopía de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) ha sido utilizada en los últimos años para asegurar la trazabilidad y calidad en carne (Horcada et

al., 2020) y productos cárnicos (Fernández-Cabanás et al., 2011; Zamora-Rojas et al., 2013; Tejerina et al., 2021), consolidándose como un método de control de calidad para dar confianza a proveedores y consumidores en matrices cárnicas. Por el contrario, su aplicación en matrices de carne de pescado ha sido mucho más limitada. Así, Olsen et al. (2008) reportaron la posibilidad de medir la sangre residual en músculo blanco de bacalao (*Gadus morhua*) a través de modelos cuantitativos construidos en el rango espectral comprendido entre 400 y 1100 nm (visible e infrarrojo cercano). Otro estudio llevado a cabo por Folkestad et al. (2008) exploró la posibilidad de medir el contenido en grasa y contenido en pigmentos en salmón (*Salmo salar* L.) en distintos formatos (pez vivo, eviscerado, y en filetes) a través de modelos cuantitativos NIRS, obteniendo coeficientes de determinación comprendidos entre 0,83 y 0,94; errores de entre 0,4-0,9 mg/kg pigmento, y de entre 0,9 y 1,6 % de grasa, sugiriendo la viabilidad de dichos modelos para monitorizar ambos parámetros, mientras que Zhou et al. (2019) y Pauline et al. (2021) utilizaron esta tecnología para predecir la frescura en la caballa (*Scomber australasicus*) y en la carpa (*Aristichthys nobilis*), respectivamente. Por tanto, la tecnología NIRS podría ser una herramienta prometedora para el control de la trazabilidad y calidad de los productos procedente de la tenca, con las garantías de calidad que vienen demandando industriales y consumidores.

En este contexto, el presente estudio tiene como objetivo evaluar la viabilidad de la tecnología NIRS para clasificar carne de tenca de acuerdo al tipo de pienso experimental durante su fase de engorde, considerando varios porcentajes de sustitución de harina de pescado ecológica por harina de soja ecológica y harina de soja pregerminada. En paralelo, se evaluó la capacidad de predecir los principales parámetros de calidad relacionados con la composición, la textura, y los antioxidantes.

Material y métodos

Diseño experimental

Este estudio se llevó a cabo utilizando 240 tencas (*Tinca tinca*) de tamaño homogéneo (peso de $29,58 \pm 6,61$ g; longitud de $109,41 \pm 7,49$ mm y factor de condición (K) de $2,23 \pm 0,19$) de un estanque de engorde de tencas. Se establecieron cuatro grupos de peces, todos ellos criados en las mismas condiciones intensivas; en tanques circulares de poliéster a una densidad de cultivo de $1,60 \pm 0,02$ kg/m³ (equivalente a unos 250 peces por tanque) en el Centro de Acuicultura de Vegas Del Guadiana (Villafranco del Guadiana (Badajoz), Junta de Extremadura) (Material Complementario, Figura M1). Sin embargo, cada grupo estuvo sujeto a un pienso experimental distinto durante su fase de engorde (80 días); un pienso de control a base de trucha (*Salmo trutta*) ecológica (C); piensos con una sustitución del 25 % (S25) y del 50 % (S50), respectivamente, de la harina de pescado por harina de soja (*Glicine max*) ecológica; y por último, un pienso con una sustitución del 50 % de la harina de pescado por harina de soja ecológica previamente germinada o activada (S50A) (n = 60 peces por grupo experimental). Para este último caso, se activó el metabolismo de la semilla, lo que conduciría a la germinación si le proporcionáramos tiempo suficiente (entre 48 y 60 h). Sin embargo, se optó por 24 h, el tiempo justo para que el endospermo de la semilla empezara a convertir sus componentes complejos en elementos más biodisponibles. Todos los piensos mencionados fueron isoenergéticos, formulados con una composición similar en proteínas, lípidos y cenizas. La información relativa a la composición proximal y en antioxidantes de los diversos piensos experimentales se presenta en la Tabla M1 del material complementario. La alimentación durante la fase de engorde se llevó a cabo utilizando alimentadores de cinta, manteniendo

do la alimentación a un ritmo constante durante 7 h (de 13:30 a 20:30) durante el periodo diurno (de 7:15 a 21:15) durante 5 días a la semana (de lunes a viernes). La alimentación se calculó en función del 2 % de la biomasa total. Los sábados y domingos (por motivos de disponibilidad de instalaciones y personal), la alimentación (calculada también en función de la biomasa) se realizó en una sola vez, de forma manual y a primera hora de la mañana.

El fotoperiodo fue constante y controlado mediante un controlador on-off: 14 h de luz (40 lux) (de 7:15 a 21:15) y 10 hs de oscuridad (14:10). La temperatura de los tanques se mantuvo constante durante el experimento, a un valor medio de $24,7 \pm 2,3$ °C mediante una caldera y un sistema automático de intercambiadores de calor. Los tanques recirculaban agua, con una tasa de renovación diaria del 10 %. Además, los parámetros físico-químicos (oxígeno, saturación de oxígeno, pH, salinidad, nitrógeno amoniacal total, amoníaco, nitritos, nitratos y fosfatos) se controlaron dos veces por semana, manteniéndose dentro de los valores óptimos para el cultivo de la tenca.

Tras la fase de engorde, los peces se aturdieron con aceite de clavo y posteriormente se sacrificaron por percusión en la cabeza con un pomo de madera. Posteriormente, los peces fueron eviscerados y fileteados. Se recogieron los filetes del lado derecho e izquierdo y se mantuvieron en refrigeración (4 °C \pm 2) durante 24 h antes de la adquisición de espectros NIRS y los análisis físico-químicos. Dado el bajo peso de los filetes de tenca, se utilizaron los lomos de 3 peces al azar pertenecientes al mismo grupo experimental para conformar cada unidad experimental, con el fin de asegurar una cantidad de muestra suficiente para realizar todos los análisis propuestos. Por lo tanto, para cada grupo experimental se dispuso de 20 muestras de carne de tenca. El sexo de los peces no se tuvo en cuenta en el presente estudio.

Instrumentación NIRS y adquisición de datos espectrales

Previamente a la determinación de los parámetros físico-químicos, se obtuvo la información espectral de las muestras utilizando el equipo LabSpec 2500 (ASD Inc., EE.UU.), que proporciona mediciones con una resolución de 2 nm en el rango de 1000 a 2500 nm. Para ello, las muestras se picaron y luego se expusieron al infrarrojo cercano utilizando la sonda ASD turntable gyro-disk con un diámetro de 150 mm, una velocidad de rotación de 22 rpm y una fuente de luz halógena (Figura 1). El espectro utilizado fue el resultado de la media de las dos repeticiones de cada muestra, expresado en unidades de absorbancia ($\text{Log}1/R$, donde R es la reflectancia). Antes de la adquisición de los espectros de las muestras, se calibró el instrumento realizando una medición del espectro de referencia en una placa cerámica (referencia blanca). La monitorización del instrumento y procesamiento inicial de los espectros se llevaron a cabo con el paquete de software Indico TM Pro (Analytical Spectral Device-ASD Inc., Boulder, CO, USA).

Desarrollo de modelos cualitativos

El desarrollo de los modelos de clasificación de las muestras de carne de pescado de acuerdo a la dieta de los peces a la que fueron sometidos durante su etapa de engorde se abordó a partir del algoritmo de mínimos cuadrados parciales (PLS-DA) utilizando el programa de análisis Unscrambler X vs 10.5 (CAMO® Trondheim, Noruega). Se trata de un método de clasificación supervisado en el que las clases definidas (variables Y) funcionan como variables "ficticias" (Naes et al., 2002) ya que no son continuas, como en el análisis cuantitativo. Así, se asigna un valor de 1 a las muestras pertenecientes a la categoría que se desea discriminar del resto de categorías, a las que se asigna un valor 0. Esta asignación

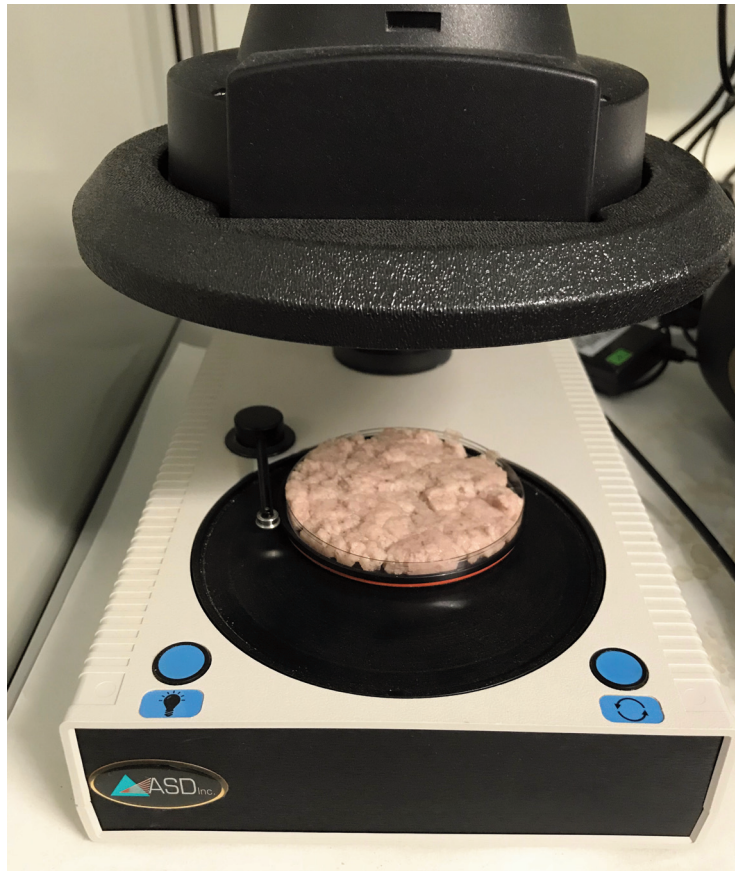


Figura 1. Adquisición de espectros NIR con el equipo Labspec 2500 (ASD Inc., Madrid) utilizando la sonda ASD turntable gyro-disk de 150 mm de diámetro, con una velocidad de rotación de 22 rpm y suministro de luz halógena.

Figure 1. Acquisition of NIR spectra with the Labspec 2500 (ASD Inc., Madrid) using the ASD turntable gyro-disk probe of 150 mm diameter, with a rotation speed of 22 rpm and halogen light supply.

de valores permite utilizar el algoritmo de mínimos cuadrados parciales en casos cualitativos, con el objetivo de obtener un modelo único para la clasificación de la carne de tenca en las distintas clases definidas. En este caso, las clases definidas a predecir fueron: Control, S25, S50 y S50A. Las variables latentes se eligieron en función del menor error de validación cruzada mediante el método

leave-one-out. Los modelos se desarrollaron utilizando los datos espectrales originales (absorbancia), así como después de varios pretratamientos espectrales, individualmente o en combinación. Así, para la corrección de fenómenos de dispersión se utilizó el pretratamiento Standard Normal Variation (SNV) y De-trending (DE) (Barnes *et al.*, 1989). Además, como tratamientos matemáticos se pro-

baron dos derivadas de Savitzky-Golay; una primera derivada con 4 puntos de suavizado en los lados izquierdo y derecho (núcleo simétrico), y primer orden polinómico (1,4,4,1), y una segunda derivada con 5 puntos de suavizado en ambos lados, y segundo orden polinómico (2,5,5,2) (Savitzky y Golay, 1964). Además, los pretratamientos mencionados se probaron en varios rangos espectrales: el rango completo, de 1000 a 2500 nm, y uno acotado, de 1000 a 1800 nm, ya que estudios recientes sobre productos cárnicos han indicado una mayor cantidad de información útil (mayor relación señal-ruido) en este último (Ortiz et al., 2021; Tejerina et al., 2021). Durante la construcción de los modelos, se eliminaron las muestras que presentaban un patrón anómalo en el trazado del espectro obtenido en el análisis de componentes principales (ACP). El criterio para su eliminación fue la distancia de la muestra al centro de la población espectral superior a tres veces la distancia media (Shenk y Westerhaus, 1995).

A continuación, con el mejor modelo, elegido en función del valor más elevado del coeficiente de determinación en calibración (R^2c), menor error estándar de calibración (EEc) y menor número de LVs, así como menor grado de pretratamiento de la información espectral, una validación mediante validación-cruzada fue realizada. Esta última se evaluó según la Sensibilidad (SE) y la Especificidad (SP) (Oliveri et al., 2018), precisión y Coeficiente de correlación de Matthews (MCC) (Cáceres-Nevado et al., 2021);

- Sensibilidad (SE), definida como la proporción de las muestras de una categoría determinada que el modelo atribuye correctamente a dicha categoría (Oliveri et al., 2018):

$$SE (\%) = \frac{VP}{VP+FN} \quad [1]$$

- Especificidad (SP), definida como la proporción de las muestras que no pertenecen a la categoría objetivo y son correctamente rechazadas (Oliveri et al., 2018):

$$SP (\%) = \frac{VN}{VN+FP} \quad [2]$$

- Precisión en la clasificación (Precisión), definida como el porcentaje de muestras correctamente clasificadas durante en la validación cruzada (Cáceres-Nevado et al., 2021):

$$\text{Precisión } (\%) = \frac{VN+VP}{VN+VP+FN+FP} \quad [3]$$

- Coeficiente de correlación de Matthews (MCC) (Matthews, 1975);

$$MCC = \frac{(VP \times VN - VP \times FN)}{\sqrt{(VP+FN)(VP+FP)(VN+FN)(VN+FP)}}, \quad [4]$$

donde VP = verdaderos positivos, VN = verdaderos negativos, FP = falsos positivos y FN = falsos negativos obtenidos en validación cruzada.

Respecto al estadístico MCC, un valor de 1 indica una predicción perfecta; -1 representa un desacuerdo total entre la predicción y los valores reales; y cero significa "no mejor que una predicción aleatoria" (Boughorbel et al., 2017; Cáceres-Nevado et al., 2021).

Análisis de referencia

Los análisis físico-químicos de los parámetros para los cuales se elaboraron los modelos predictivos se llevaron a cabo como sigue. El contenido en MS se determinó según AOAC (2003) –método 939.15–. El contenido de nitrógeno total de las muestras se determinó mediante el método Kjeldahl –método 2001.11– de AOAC (2003), y el contenido en proteínas se obtuvo utilizando un factor de conversión de 6,25.

El contenido en grasa se obtuvo por extracción con cloroformo/metanol (2:1 v/v) siguiendo el método de Folch *et al.* (1957). La dureza se evaluó como la fuerza máxima para cortar la carne de pescado cocida mediante una sonda Kramer Ottawa (miniKramer) acoplada al texturómetro TA XT-2i Texture Analyser, (Stable Micro Systems Ltd., Surrey, UK).

α - y γ -tocoferol se determinaron por el método de Liu *et al.* (1996) mediante un equipo HPLC Serie 1100 de Agilent Technologies (Agilent Technologies, Santa Clara, CA, EE.UU.), equipado con una columna de sílice Kromasil (tamaño de partícula de 5 μ m; 150 x 4,6 cm) (Symta, Madrid, España) y una columna de guarda de sílice Kromasil (10 μ m) (Symta, Madrid, España). Como fase móvil se utilizó hexano:isopropanol:etanol (98,5:1:0,5 v/v) con un caudal de 1 mL/min. Los parámetros del detector de fluorescencia (Agilent Technologies Serie 1200) fueron los siguientes: λ -excitación fue 295 nm y λ -emisión fue 330 nm. La identificación y cuantificación de los picos se realizó por comparación con patrones de α -tocoferol y γ -tocoferol (0,2-14 μ g/mL).

Tras comprobar la distribución normal de las variables aleatorias a través de la prueba de Shapiro-Wilk, se llevó a cabo el análisis estadístico que consistió en un análisis multivariante de la varianza (ANOVA) utilizando el paquete informático SPSS.PC + v.20.0, para estudiar el efecto de la dieta de la tenca durante su fase de engorde en los parámetros anteriormente mencionados. Los resultados se expresaron como media \pm desviación típica. Seguidamente, se aplicó el test de Tukey para comparar las medias de cada grupo (Control, S25, S50 y S50A). La significación estadística se fijó en $P \leq 0,05$.

Desarrollo de modelos cuantitativos

La regresión entre el análisis químico de referencia y los datos espectrales se construyó

mediante el algoritmo de Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLSR) para la predicción cuantitativa de la materia seca (MS) (g/100 g), grasa (g/100 g MS), contenido en proteína (g/100 g MS), textura [Dureza (N)], y contenido en antioxidantes α - y γ -tocoferol (mg/100 g MS). Para optimizar la precisión de los modelos de calibración, se emplearon los pretratamientos espectrales descritos anteriormente y sus diversas combinaciones, es decir; SNV-DE; SG 1,4,4,1 y SG 2,5,5,2. Asimismo, todas las ecuaciones de predicción se construyeron en los mismos dos rangos espectrales (1000-25000 nm y 1000-1800 nm). La capacidad predictiva de los modelos se evaluó mediante el valor más alto del R^2c , menor EEC y menor número de LVs y grado de pretratamiento. Para el mejor modelo predictivo, se realizó una validación cruzada, para la que se presenta el coeficiente de determinación en validación cruzada (R^2vc), error cuadrático medio después de la validación cruzada (EECCV) así como la desviación residual de predicción (RPD) (que representa la relación entre la desviación típica (DE) de las muestras utilizadas para el modelo y el EECCV), como indicador de la precisión del modelo (Williams, 2001).

Resultados y discusión

Información espectral

La Figura 2 muestra los espectros medios de los datos en absorbancia (Log 1/R) de la carne de tenca agrupados según los distintos piensos experimentales durante la fase de engorde del pez. En general, se observaron espectros NIR con un patrón similar, independientemente del tipo de pienso suministrado a los peces. No obstante, se observaron diferencias en la intensidad de absorbancia a las longitudes de onda en torno a 1090, 1200 y 1700 nm. Concretamente, el espectro medio correspondiente al pienso C fue el que

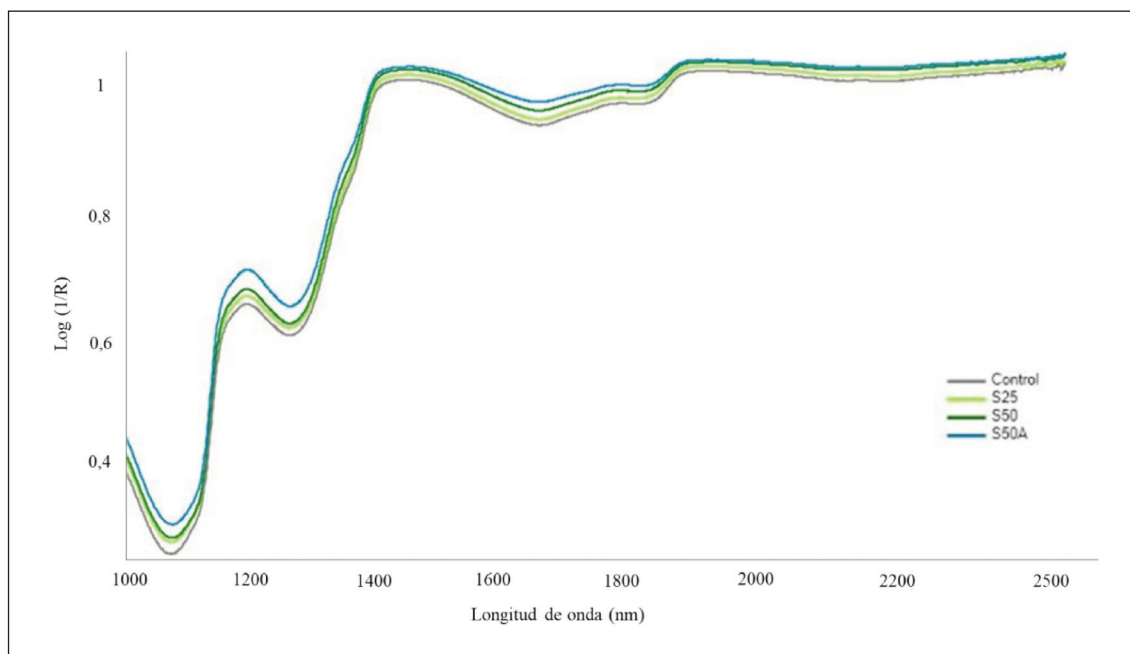


Figura 2. Espectros medios NIR (en absorbancia; Log (1/R)) de la carne de tenca, agrupados por el tipo de pienso experimental al que estuvo sujeto el pez durante la fase de engorde; pienso control a base de trucha (*Salmo trutta*) ecológica (C); piensos con una sustitución del 25 % (S25) y del 50 % (S50), respectivamente, de la harina de pescado por harina de soja ecológica (*Glicine max*); pienso con una sustitución del 50 % de la harina de pescado por harina de soja ecológica pregerminada (S50A).

Figure 2. Mean NIR spectra (in absorbance; Log (1/R)) of tench flesh, grouped by the type of experimental feedstuff to which the fish was subjected during the fattening phase; control feed based on organic trout (*Salmo trutta*) (C); feed with 25 % (S25) and 50 % (S50), respectively, substitution of fish meal by organic soybean meal (*Glicine max*); feed with 50 % substitution of fish meal by pre-germinated organic soybean meal (S50A).

mostró un valor de absorbancia ligeramente inferior durante todo el rango espectral. Estas diferencias en intensidad de absorbancia podrían estar asociadas a las posibles variaciones en determinados constituyentes de la carne de pescado debido al tipo de pienso al que estuvo sujeto el pez durante la fase de engorde. Y es que, el espectro global medio representa la composición química general del grupo de muestras. Más en detalle, las bandas anteriormente mencionadas se han asociado previamente a tercer, segundo y primer sobretono, respectivamente, de los enlaces de carbono e hidrógeno (Murray y Wi-

lliams, 1987; Barbin et al., 2014), que son la base de las cadenas hidrocarbonadas de los ácidos grasos y de los tocoferoles. Por lo tanto, las diferencias en la absorción de energía en estas longitudes podrían reflejar variaciones en la cantidad y composición de la grasa y los antioxidantes de la carne de pescado. De hecho, la carne de pescado procedentes de peces con las dietas C y S25, obtuvieron valores de grasa significativamente superiores a la carne procedente de los peces sujetos a las dietas S50 y S50A. Además existieron variaciones en el perfil de antioxidantes asociadas a la dieta experimental seguida por el

pez durante su fase de engorde (Tabla M2). Más en detalle, los valores más elevados de tocoferoles en las muestras procedentes de peces alimentados con S50A podrían atribuirse a la pregerminación de la soja. Y es que, durante la germinación, se sintetizan enzimas que modifican las propiedades bioquímicas y nutricionales de la semilla, lo que podría haber conducido a la mejora de la calidad nutricional y funcional de las semillas Kim et al. (2003), haciéndolas más fáciles de digerir. Por otra parte, la dieta podría haber afectado al perfil lipídico, ya que en este sentido, Pula (2018) observaron una asociación entre el perfil lipídico de los piensos y el de la tenca para los ácidos grasos poliinsaturados, al estudiar la influencia de los distintos piensos comerciales (formulados a partir de dorada y tilapia). En cualquier caso, estos resultados sugieren que dichas variables podrían ser informativas a efectos de clasificación.

Modelos cualitativos- PLS-DA

Los resultados de los modelos PLS-DA con los distintos pre-tratamientos aplicados, así como de los distintos rangos espectrales, se muestran en la Tabla M3. En la Tabla 1 se presentan los estadísticos del modelo de predicción con mejor ajuste para la clasificación de la carne de la tenca según la dieta de los peces durante la fase de engorde.

El modelo con el mejor ajuste en la predicción se obtuvo tras la primera derivada de Savitzky-Golay en el intervalo acotado, ofreciendo un ajuste (R²c) entre 0,910 y 0,961; con un error no superior a 0,130; proporcionando valores SE y SP consistentes a los estadísticos anteriores tras la validación cruzada. Además, la precisión y el estadístico MCC obtuvieron resultados satisfactorios y acordes con los valores de los estadísticos anteriormente mencionados; por encima del 97 % en el primero y cercano a 1 en el segundo. Respecto a este último, solo adquiere un valor alto, es

Tabla 1. Resultados PLS-DA del mejor modelo de clasificación de la carne de tenca de acuerdo a los distintos piensos experimentales a los que estuvo sujeto el pez durante la fase de engorde.
 Table 1. PLS-DA results of the best fitting model for tench flesh according to the various experimental feedstuffs to which the fish were subjected during the fattening phase.

Pretratamiento	Rango	n	LVs	Pienso experimental	Calibración		Validación cruzada			
					R ² c	EEC	SE (%)	SP (%)	Precisión (%)	MCC
SG 1,4,4,1	1000-1800	80	8	C	0,961	0,086	100,00	100,00	97,50	0,917
				S25	0,937	0,109	80,00	97,50		
				S50	0,910	0,130	100,00	97,50		
				S50A	0,949	0,097	90,00	100,00		

SG: derivadas de Savitzky-Golay, con el primer número correspondiente al orden de la derivada, el segundo y el tercero indicando las puntas de suavizado en los lados izquierdo y derecho y el último número correspondiente al orden polinómico; n: número de unidades experimentales. LVs: Variables latentes. C: pienso control a base de trucha (*Salmo trutta*) ecológica; S25 y S50: piensos con una sustitución del 25 % y del 50 %, respectivamente, de la harina de pescado por harina de soja ecológica (*Glicine max*); S50A: pienso con una sustitución del 50 % de la harina de pescado por harina de soja ecológica pregerminada; R²c: coeficiente de determinación en calibración; EEC: error estándar de calibración; SE: sensibilidad; SP: especificidad; MCC: Coeficiente de correlación de Matthews.

decir; cercano a uno, cuando el modelo es capaz de realizar una clasificación exitosa en todas las clases consideradas (Boughorbel et al., 2017), por lo que en este caso, sugiere una muy buena predicción de la dieta experimental seguida por el pez durante su engorde. Por otra parte, el mejor ajuste de los modelos utilizando un rango acotado, concretamente por debajo de los 1800 nm puede ser explicado por la escasez de variables –longitudes de onda– relevantes para el modelo por encima de los 1800 nm junto con el mayor ruido a partir de esta longitud, y por tanto menor calidad espectral (Figura S3 del material complementario). Los coeficientes de regresión PLS-DA de las longitudes de onda se muestran en la Figura 3. Esto permite obtener información cualitativa de la importancia de cada longitud de onda en la clasificación aplicando el modelo seleccionado. La capacidad del modelo para clasificar la carne de pescado en función de la dieta se podría explicar por las diferencias de composición y propiedades tecnológicas inducidas por la dieta. Concretamente, los coeficientes de regresión mostraron que las longitudes de onda relacionadas con la textura (Kamruzzaman et al., 2013), es decir; en torno a 1090 nm, fueron relevantes para discriminar las muestras procedentes de peces engordados con pienso C, y en menor medida con S25, de las demás (Figura 3). Esto podría derivar de los valores de dureza significativamente más elevados de estas muestras con respecto al resto (Tabla M2 del material complementario). Por otra parte, el comportamiento seguido por la dureza de acuerdo a la dieta es difícil de explicar, ya que el contenido de grasa, parámetro de gran importancia para explicar el patrón textural, fue mayor en los filetes de peces bajo las dietas C y S25 y, por tanto, cabría esperar valores de dureza más bajos en estos. En cualquier caso, y dado que todos los peces se encontraron bajo las mismas condiciones de producción, excepto por el tipo de dieta, las diferencias en la textura podrían estar

asociadas a la composición de ésta. De hecho, la alimentación ha sido previamente relacionada con la expresión de calpaína en dorada por Salmerón et al. (2013). Además, estudios recientes señalan una disminución de los parámetros de textura, incluida la dureza, en los filetes de carpa (Abouel Azm et al., 2021) o lenguado (Valente et al., 2016) alimentados con dietas a base de proteínas vegetales en comparación con los alimentados con harina de pescado.

Igualmente, los coeficientes de regresión demostraron de las bandas alrededor de 1200 nm fueron importantes para la clasificación de las muestras procedentes de peces alimentados con S25, S50, al igual que algunas variables alrededor de 1700 nm para las muestras de peces engordados con S50A. Estas bandas podrían reflejar, por tanto, la variación en compuestos antioxidantes y perfil de ácidos grasos (Murray y Williams, 1987; Barbin et al., 2014) en estas muestras en comparación con las procedentes de los peces engordados con C (Tabla M2).

Para nuestro conocimiento, aún no se ha abordado el uso de la tecnología NIR en combinación con el PLS-DA con fines cualitativos en matrices de carne de pescado. No obstante, trabajos anteriores en otras matrices coinciden en la capacidad de la tecnología NIRS en combinación con la herramienta PLS-DA para la construcción de modelos predictivos cualitativos. Más en detalle, Agudo et al. (2020) obtuvieron una elevada precisión en la clasificación de la grasa perirrenal de Cordero Merino en función del tipo de alimentación suministrada durante el periodo de engorde del animal. Concretamente, obtuvieron modelos con valores de SE y SP que superaron el 90 %. En esta línea, Horcada et al. (2020) también alcanzaron porcentajes de precisión en la clasificación superiores al 90 % para carne fresca y grasa subcutánea de cerdos ibéricos en función de los regímenes de alimentación del animal.

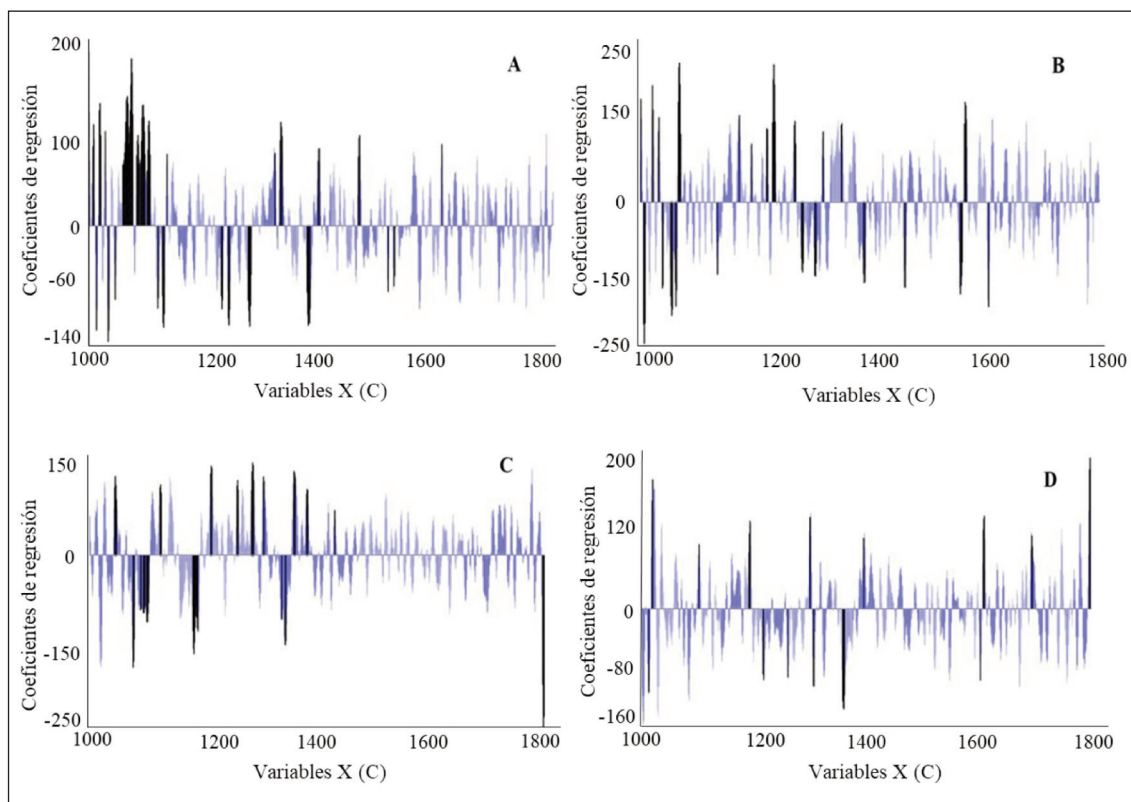


Figura 3. Representación gráfica de los coeficientes de regresión tras SG 1,4,4,1 (Log (1/R)) a 1000-1800 nm de los datos espectrales de las muestras de tenca procedentes de tencas alimentadas con los distintos piensos experimentales: A: pienso control a base de trucha (*Salmo trutta*) ecológica (C); B y C: piensos con una sustitución del 25 % (S25) y del 50 % (S50), respectivamente, de la harina de pescado por harina de soja ecológica (*Glycine max*); D: pienso con una sustitución del 50 % de la harina de pescado por harina de soja ecológica pregerminada (S50A). Los coeficientes en color negro indican mayor peso que los azules.

Figure 3. Graphical representation of regression coefficients after SG 1,4,4,1 (Log (1/R)) at 1000-1800 nm of samples spectral data from fish fed with C (A), S25 (B), S50 (C) and S50A (D) feedstuffs. Coefficients in black colour indicate higher weight than those in blue. C: control feed based on organic fishmeal from trout (*Salmo trutta*); S25 and S50: feedstuffs with a 25% and 50% substitution, respectively, of organic fishmeal by organic soybean meal (*Glycine max*); S50A: feed with a 50% substitution of fishmeal by pre-germinated organic soybean meal.

Modelos cuantitativos- PLSR

La Tabla 2 muestra los principales estadísticos descriptivos de los principales parámetros de composición nutricional, textura y antioxidantes analizados mediante métodos convencionales. En general, los parámetros considerados

mostraron un amplio rango, probablemente debido a la variabilidad de las dietas suministradas, la cual es esencial para obtener modelos predictivos sólidos. No obstante, parámetros como la MS y la grasa mostraron menor rango en sus valores.

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de los parámetros fisicoquímicos medidos en la carne de tenca.
 Table 2. Descriptive statistics of the physicochemical parameters measured in tench fish flesh.

Parámetro	Media	Min	Máx	Rango	DE
Composición y Textura					
MS (g/100 g)	23,27	22,39	24,37	1,98	0,43
Grasa (g/100 g MS)	2,65	2,10	3,42	1,32	0,35
Proteína (g/100 g MS)	80,82	76,54	84,22	7,68	1,64
Dureza (N)	68,54	36,23	99,28	63,05	15,07
Antioxidantes (mg/g MS)					
α -tocopherol	115,75	71,21	153,92	82,71	17,06
γ -tocopherol	1,26	0,77	2,16	1,39	0,32

Min: mínimo; Máx: máximo; DE: Desviación típica; MS: materia seca.

Los estadísticos de calibración y validación cruzada de las ecuaciones de predicción NIR con mejor ajuste para cada parámetro se recogen en la Tabla 3, mientras que los derivados de los distintos pretratamientos y rangos espectrales se recopilaban en las Tablas M4 y M5.

En primer lugar, conviene señalar que los mejores modelos predictivos se obtuvieron en el rango de 1000-1800 nm, al igual que en el análisis cualitativo, lo cual se explicaría por la mayor cantidad de información útil contenida en este rango. En general, todos los modelos presentaron valores elevados en R^2_c , los cuales oscilaron entre 0,924 y 0,995. No obstante, los coeficientes de la validación cruzada fueron menores. En cuanto a los parámetros de composición, los valores más altos de R^2_{vc} se obtuvieron para la MS y la grasa, con 0,707 y 0,804, respectivamente. Por tanto, de acuerdo a Shenk y Westerhaus (1995) estos proporcionaron una buena predictibilidad. No obstante, de acuerdo al valor de RPD, tan sólo el modelo desarrollado para la predicción del contenido de grasa podría utilizarse para una predicción aproximada (Saeys et al., 2004).

En cuanto a los modelos de predicción del contenido de antioxidantes, según los valores de R^2_{vc} (Shenk y Westerhaus, 1995) e índice RPD (Saeys et al., 2004), sólo podían utilizarse para separar las muestras con valores más altos, medios y bajos.

En general, los valores de RPD obtenidos en los modelos fueron bajos, que junto con el menor valor de R^2_{vc} con respecto al R^2_c , sugieren una reducción de la capacidad predictiva de los modelos tras la validación cruzada. Esto podría deberse a la baja desviación presentada por parámetros tales como materia seca, grasa o γ -tocoferol junto con el elevado error de la validación cruzada, bastante superior al error obtenido en calibración.

La utilidad de la tecnología NIRS para la cuantificación de parámetros físico-químicos ha sido ampliamente demostrada a través de estudios llevados a cabo en carne fresca porcina (Cáceres-Nevado et al., 2021; Fernández-Barroso et al., 2021), y sus productos cárnicos derivados (Fernández-Cabanás et al., 2011; Tejerina et al., 2019), carne de cordero (Guy et al., 2011) o ternera (Maduro et al., 2021). Sin embargo, hasta el momento, lite-

Tabla 3. Resultados PLSR de los modelos de predicción con mejor ajuste de los distintos parámetros de calidad.
 Table 3. PLSR results of the best-fitting prediction models of the various quality parameters.

Parámetro	Pretratamiento	Rango (nm)	n	LVs	Calibración		Validación cruzada		RPD	
					R ² c	EEC	R ² vc	EECCV		
Composición y Textura										
MS (g/100 g)	SNV-DE SG 1,4,4,1	1000-1800	72	5	0,981	0,060	0,707	0,233	1,850	
Grasa (g/100 g MS)	SNV-DE	1000-1800	74	7	0,924	0,095	0,804	0,157	2,217	
Proteína (g/100 g MS)	SNV-DE	1000-1800	78	10	0,995	0,107	0,513	1,137	1,445	
Dureza (N)	SG 1,4,4,1	1000-1800	68	5	0,976	2,284	0,593	9,686	1,556	
Antioxidantes (mg/ g MS)										
α-tocoferol	SNV-DE SG 1,4,4,1	1000-1800	76	5	0,970	2,742	0,429	12,319	1,385	
γ-tocoferol	SG 1,4,4,1	1000-1800	70	5	0,967	0,056	0,689	0,176	1,795	

MS: materia seca; SNV: Standard Normal Variation; DE: De-trending; derivadas de Savitzky-Golay, con el primer número correspondiente al orden de la derivada, el segundo y el tercero indicando las puntas de suavizado en los lados izquierdo y derecho y el último número correspondiente al orden polinómico; n: número de unidades experimentales; LVs: variables latentes; R²c: coeficiente de determinación en calibración; EEC: error estándar de calibración; R²vc: coeficiente de determinación en validación cruzada; EECCV: error cuadrático medio después de la validación cruzada; RPD: desviación residual de predicción.

ratura científica que aborde el uso de la tecnología NIRS para la construcción de modelos cuantitativos para predecir parámetros de composición y/o calidad en carne de pescado es muy escasa. No obstante, los resultados obtenidos en este estudio están en concordancia con los de estudios previos tales como la predicción cuantitativa de sangre residual en músculo blanco de bacalao (*Gadus morhua*) (Olsen et al., 2008) o la predicción del contenido en grasa y pigmentos en salmón (*Salmo salar* L.) (Folkestad et al., 2008). Este último obtuvo coeficientes de determinación comprendidos entre 0,83 y 0,94; errores de entre 0,4-0,9 mg/kg pigmento, y de entre 0,9 y 1,6 % de grasa. Además, varios estudios recientes han abordado el uso de esta tecnología para predecir la frescura del pescado, a través de la cuantificación de determinados parámetros relacionados con ésta. Así, Pauline et al. (2021) se centraron en la predicción de la cantidad de histamina en la caballa (*Scomber australasicus*). Éstos obtuvieron modelos PLS con un R^2c superior a 0,90, siendo el coeficiente de determinación en la validación (R^2p) un 20 %, pero, en cualquier caso, concluyendo una buena predictibilidad. Por su parte, Zhou et al. (2019) utilizaron la tecnología NIR para cuantificar parámetros tales como el pH, el nitrógeno volátil total u oxidación lipídica a través de sustancias reactivas del ácido tiobarbitúrico, en este caso en la carpa (*Aristichthys nobilis*). Estos autores obtuvieron valores de R^2c para estos parámetros comprendidos entre 0,81 y 0,95, concluyendo por tanto la capacidad predictiva del NIRS en estos parámetros.

Conclusión

Los resultados obtenidos en el presente estudio relativos al análisis cualitativo fueron satisfactorios, obteniéndose una precisión en la clasificación de la carne de tenca de acuerdo

al tipo de dieta del pez superior al 95 %, sugiriendo por tanto la posibilidad de un control rápido de la trazabilidad del producto. En cambio, los modelos cuantitativos presentaron unos coeficientes de determinación en validación cruzada de entre 0,513 y 0,804 e índices de RPD inferiores a 2, por lo que estos modelos podrían ser utilizados para distinguir entre valores altos y bajos de los parámetros de calidad estudiados, a excepción del contenido en grasa, cuyo valor de RPD fue de 2,2; por lo que podría ser utilizado para predicciones cuantitativas aproximadas.

En cualquier caso, los resultados de este estudio podrían servir de base para la generación de conocimientos sobre modelos quimiométricos cualitativos en este tipo de productos y ayudar a sentar las bases para llegar a una monitorización de la trazabilidad y calidad de productos finales procedentes de la acuicultura continental en general, su estandarización, y discriminación de calidades diferenciadas para segmentos de mercado específicos. Por otra parte, los resultados obtenidos deben entenderse como un estudio preliminar, y en el que sería necesario ampliar la población muestral, con animales de distintas explotaciones y sistemas productivos. Esto proporcionaría la variabilidad suficiente para garantizar la robustez, especialmente de los modelos cuantitativos obtenidos.

Agradecimientos

Este estudio fue financiado por el programa PLEAMAR de la Fundación Biodiversidad "Gestión Sostenible de la Acuicultura Ecológica: Optimización de las estrategias de alimentación en la producción ecológica de tencas". También se agradece el trabajo de laboratorio realizado por el Área de Calidad de la Carne del Centro de Investigaciones Científicas y Tecnológicas de Extremadura (CICY-TEX), las actividades de cría y manejo de pe-

ces del Centro de Acuicultura Vegas del Guadiana, y los trabajos de diseño y formulación de los distintos piensos experimentales realizados por la Universidad de Extremadura y la Universidad de Granada.

Material complementario

El material complementario de este artículo se puede consultar en la URL:
<https://doi.org/10.12706/itea.2023.014>

Referencias bibliográficas

- Abouel Azm F.R., Kong F., Tan Q., Zhu Y., Yu H., Yao J., Luo Z. (2021). Effects of replacement of dietary rapeseed meal by distiller's dried grains with solubles (DDGS) on growth performance, muscle texture, health and expression of muscle-related genes in grass carp (*Ctenopharyngodon idellus*). *Aquaculture* 533: 736169. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2020.736169>
- Agudo B., Delgado J.V., López M.M., Rodríguez P.L. (2020). Comparación de herramientas quimiométricas de clasificación para la identificación de grasa perirrenal en corderos. *Archivos de Zootecnia* 69(265): 6-12. <https://doi.org/10.21071/az.v69i265.5033>
- AOAC (2003). Official methods of analysis of the Association of Official Analytical Chemists (17th ed.). Association of Official Analytical Chemists.
- Barbin D.F., Felicio A.L.S.M., Sun D.W., Nixdorf S.L., Hirooka E.Y. (2014). Application of infrared spectral techniques on quality and compositional attributes of coffee: An overview. *Food Research International* 61: 23-32. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2014.01.005>
- Barnes R.J., Dhanoa M.S., Lister S.J. (1989). Standard normal variate transformation and detrending of near-infrared diffuse reflectance spectra. *Applied Spectroscopy* 43(5): 772-777. <https://doi.org/10.1366/0003702894202201>
- Boughorbel S., Jarray F., El-Anbari M. (2017). Optimal classifier for imbalanced data using Matthews Correlation Coefficient metric. *PLOS ONE* 12(6): e0177678. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0177678>
- Cáceres-Nevaldo J.M., Garrido-Varo A., De Pedro-Sanz E., Tejerina-Barrado D., Pérez-Marín D.C. (2021). Non-destructive Near Infrared Spectroscopy for the labelling of frozen Iberian pork loins. *Meat Science* 175: 108440. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2021.108440>
- Fabrikov D., Barroso F.G., Sánchez-Muros M.J., Hidalgo M., Cardenete G., Tomás-Almenar C., Melenchón F., Guil-Guerrero J.L. (2021). Effect of feeding with insect meal diet on the fatty acid compositions of sea bream (*Sparus aurata*), tench (*Tinca tinca*) and rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) filets. *Aquaculture* 545: 737170. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2021.737170>
- FAO (2018). The state of world fisheries and Aquaculture 2018. Meeting the Sustainable Development Goals. Disponible en: <https://www.fao.org/family-farming/detail/en/c/1145050/> (Consultado: 20 enero 2023).
- Fernández-Barroso M.Á., Parrini S., Muñoz M., Palma-Granados P., Matos G., Ramírez L., Crovetti A., García-Casco J.M., Bozzi R. (2021). Use of NIRS for the assessment of meat quality traits in open-air free-range Iberian pigs. *Journal of Food Composition and Analysis* 102: 104018. <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2021.104018>
- Fernández-Cabanás V.M., Polvillo O., Rodríguez-Acuña R., Botella B., Horcada A. (2011). Rapid determination of the fatty acid profile in pork dry-cured sausages by NIR spectroscopy. *Food Chemistry* 124(1): 373-378. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2010.06.031>
- Folch J., Lees M., Sloane-Stanley G. (1957). A simple method for the isolation and purification of total lipids from animal tissues. *Journal of Biological Chemistry* 226(1): 497-509.
- Folkestad A., Wold J.P., Rørvik K.A., Tschudi J., Haugholt K.H., Kolstad K., Mørkøre T. (2008). Rapid and non-invasive measurements of fat and pigment concentrations in live and slaugh-

- tered Atlantic salmon (*Salmo salar* L.). *Aquaculture* 280(1-4): 129-135. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2008.04.037>
- García V., Celada J.D., González R., Carral J.M., Sáez-Royuela M., González Á. (2015). Response of juvenile tench (*Tinca tinca* L.) fed practical diets with different protein contents and substitution levels of fish meal by soybean meal. *Aquaculture Research* 46: 28-38. <https://doi.org/10.1111/are.12154>
- González-Rodríguez Á., Celada J.D., Carral J.M., Sáez-Royuela M., Fuertes J.B. (2014). Evaluation of a practical diet for juvenile tench (*Tinca tinca* L.) and substitution possibilities of fish meal by feather meal. *Animal Feed Science and Technology* 187: 61-67. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2013.10.001>
- Guy F., Prache S., Thomas A., Bauchart D., Andueza D. (2011). Prediction of lamb meat fatty acid composition using near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS). *Food Chemistry* 127(3): 1280-1286. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2011.01.084>
- Horcada A., Valera M., Juárez M., Fernández-Cabanás V.M. (2020). Authentication of Iberian pork official quality categories using a portable near infrared spectroscopy (NIRS) instrument. *Food Chemistry* 318: 126471. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2020.126471>
- Kamruzzaman M., ElMasry G., Sun D.W., Allen P. (2013). Non-destructive assessment of instrumental and sensory tenderness of lamb meat using NIR hyperspectral imaging. *Food Chemistry* 141(1): 389-396. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.02.094>
- Kim S.L., Lee J.E., Kwon Y.U., Kim W.H., Jung G.H., Kim D.W., Kim S.L., Lee J.E., Kwon Y.U., Kim W.H., Jung G.H., Kim D.W., Lee C.K., Lee Y.Y., Kim M.J., Kim Y.H., Hwang T.Y., Chung, I.M. (2013). Introduction and nutritional evaluation of germinated soy germ. *Food Chemistry* 136: 491-500. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2012.08.022>
- Liu Q, Scheller K.K., Schaeffer D.M. (1996). Technical note: a simplified procedure for vitamin E determination in beef muscle. *Journal Animal of Science* 74: 2406-2410. <https://doi.org/10.2527/1996.74102406x>
- Maduro Dias C.S.A.M., Nunes H.P., Melo T.M.M.V., Rosa H.J.D., Silva C.C.G., Borba A.E.S. (2021). Application of Near Infrared Reflectance (NIR) spectroscopy to predict the moisture, protein, and fat content of beef for gourmet hamburger preparation. *Livestock Science* 254: 104772. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2021.104772>
- Murray I., Williams P.C. (1987). Chemical principles of near-infrared technology. En: *Near-Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries*, (Eds. Williams P.C., Norris, K.) PP. 17-34, American Association of Cereal Chemists Inc., St. Paul.
- Naes T., Isaksson T., Fearn T., Davies T. (2002). A user-friendly guide to multivariate calibration and classification. NIR publications, Chichester, UK. 344 pp.
- Oliveri P., Malegori C., Casale M. (2018). Multivariate Classification Techniques. En: *Encyclopedia of Analytical Science, Reference Module in Chemistry, Molecular Sciences and Chemical Engineering*, 3rd edn. (Ed. Worsford P., Poole C., Tornshend A., Miró M.), pp 481-486. Elsevier, Amsterdam. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409547-2.14239-8>
- Olsen S.H., Sørensen N.K., Larsen R., Elvevoll E.O., Nilsen H. (2008). Impact of pre-slaughter stress on residual blood in fillet portions of farmed Atlantic cod (*Gadus morhua*) – Measured chemically and by Visible and Near-infrared spectroscopy. *Aquaculture* 284(1-4): 90-97. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2008.07.042>
- Ortiz A., León L., Contador R., Tejerina D. (2021). Near-Infrared Spectroscopy (NIRS) as a Tool for Classification of Pre-Sliced Iberian *Salchichón*, Modified Atmosphere Packaged (MAP) According to the Official Commercial Categories of Raw Meat. *Foods* 10(8): 1865. <https://doi.org/10.3390/foods10081865>
- Pauline O., Chang H.T., Tsai I.L., Lin C.H., Chen S.M., Chuang Y.K. (2021). Intelligent assessment of the histamine level in mackerel (*Scomber australasicus*) using near-infrared spectroscopy coupled with a hybrid variable selection strategy. *LWT-Food Science and Technology* 145: 111524. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2021.111524>
- Pula H.J., Trenzado C.E., García-Mesa S., Fallola C., Sanz A. (2018). Effects of different culture sys-

- tems on growth, immune status, and other physiological parameters of tench (*Tinca tinca*). *Aquaculture* 485: 101-110. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2017.11.042>
- Pula H. (2018). Evaluación del estado de bienestar en el cultivo de la tenca (*Tinca tinca*). Mejora de su producción intensiva. Tesis Doctoral, Universidad de Granada, Granada (España).
- Saeyes W., Darius P., Ramon H. (2004). Potential for on-site analysis of hog manure using a visual and near infrared diode array reflectance spectrometer. *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 12: 299-309. <https://doi.org/10.1255/jnirs.438>
- Salmerón C., García de la Serrana D., Jiménez-Amilburu V., Fontanillas R., Navarro I., Johnston I.A., Gutiérrez J., Capilla E. (2013). Characterisation and expression of calpain family members in relation to nutritional status, diet composition and flesh texture in gilthead sea bream (*Sparus aurata*). *PLoS ONE* 8: e75349. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0075349>
- Savitzky A., Golay M.J.E (1964). Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry* 36(8): 1627-1639. <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>
- Shenk JS, Westerhaus M (1995). Routine operation, calibration, development and network system management manual. NIRSystems, Inc., Tech Road, Silver Spring, MD, USA.
- Silva S., Francis D., Tacon A. (2010). Fish Oils in Aquaculture. En: *Fish Oil Replacement and Alternative Lipid Sources in Aquaculture Feeds* (Ed. Turchini G.M., Ng W.K., Tocher D.R.), pp. 1-20. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781439808634-c1>
- Tacon A.G. (2020). Trends in Global Aquaculture and Aquafeed Production: 2000-2017. *Reviews in Fisheries Science & Aquaculture* 28(1): 43-56. <https://doi.org/10.1080/23308249.2019.1649634>
- Tejerina D., García-Torres S., Cabeza de Vaca M., Ortiz A., Romero-Fernández M. (2019). Evaluation of near-infrared spectroscopy (NIRS) for the quality control of packaged cured ham-sliced from Iberian pigs. *Proceedings of the 9th International Symposium on the Mediterranean Pig, Archivos de Zootecnia Extra* 1: 231-234. <https://doi.org/10.21071/az.v67iSupplement.3611>
- Tejerina D., Contador R., Ortiz A. (2021). Near infrared spectroscopy (NIRS) as tool for classification into official commercial categories and shelf-life storage times of pre-sliced modified atmosphere packaged Iberian dry-cured loin. *Food Chemistry* 356: 129733. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.129733>
- Valente L., Cabral E.M., Sousa V., Cunha L.M., Fernandes J.M. (2016). Plant protein blends in diets for Senegalese sole affect skeletal muscle growth, flesh texture and the expression of related genes. *Aquaculture* 453: 77-85. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2015.11.034>
- Williams P.C. (2001). Implementation of near infrared technology. En: *Near-Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries* (Ed. Williams P.C., Norris, K.), pp. 145-169. American Association of Cereal Chemists, St. Paul.
- Zamora-Rojas E., Garrido-Varo A., De Pedro-Sanz E., Guerrero-Ginel J.E., Pérez-Marín D. (2013). Prediction of fatty acids content in pig adipose tissue by near infrared spectroscopy: At-line versus in-situ analysis. *Meat Science* 95: 503-511. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2013.05.020>
- Zhou J., Wu X., Chen Z., You J., Xiong S. (2019). Evaluation of freshness in freshwater fish based on near infrared reflectance spectroscopy and chemometrics. *LWT-Food Science and Technology* 106: 145-150. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2019.01.056>

(Aceptado para publicación el 21 de septiembre de 2023)