

UNIVERSIDAD DE LAS AMÉRICAS PUEBLA

Escuela de Ingeniería

Departamento de Ingeniería Química, Alimentos y Ambiental

DOCTORADO EN CIENCIA DE ALIMENTOS



“Desarrollo y caracterización de aderezos de mayonesa reducidos en grasa estabilizados con proteínas de origen no animal”

Tesis que, en cumplimiento parcial de los requisitos para obtener el grado de Doctor en Ciencia de Alimentos, es presentada por

L.N. JORGE CARLOS METRI OJEDA

Directora de tesis:

Dra. Diana Karina Baigts Allende

Codirector de tesis:

Dr. Enrique Palou García

Santa Catarina Mártir, San Andrés Cholula, Puebla

Primavera 2023


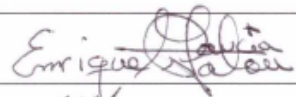



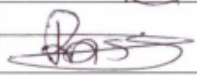
Nombre del estudiante: Jorge Carlos Metri Ojeda

ID: 164985

Nombre de la directora de tesis: Dra. Diana Karina Baigts Allende

Nombre del co-director de tesis: Dr. Enrique Palou García

Título de la tesis: "Desarrollo y caracterización de aderezos de mayonesa reducidos en grasa estabilizados con proteínas de origen no animal"

Integrantes del Comité Doctoral	Firma
Dra. Diana Karina Baigts Allende	
Dr. Enrique Palou García	
Dr. Aurelio López-Malo	
Dr. Roberto Rosas Romero	
Dra. Nelly Ramírez Corona	
Dr. Raúl Avila-Sosa Sánchez	

Los integrantes del Comité Doctoral expresamos que hemos leído y revisado el manuscrito de la tesis de Doctorado en Ciencia de Alimentos anteriormente descrita, por lo que estamos de acuerdo en que se proceda a generar la versión definitiva de la tesis y programar el examen de grado en la fecha, horario y lugar que se indican a continuación:

Fecha y hora de examen: viernes 12 de mayo de 2023 a las 11:30 h

Lugar: BI-310

Índice

Agradecimientos	i
Esquema de la tesis	1
Resumen	3
Abstract	5
1. Introducción general	7
Referencias	9
2. Justificación general	15
3. Objetivos	16
3.1. Objetivo general	16
3.2. Objetivos específicos	16
Marco teórico	17
Etiquetado limpio	17
Mayonesa: generalidades y su desarrollo con ingredientes de etiquetado limpio	21
Aprendizaje automático en la industria de alimentos	28
Referencias	32
Artículo 1: Estudio de la percepción y aceptabilidad de los ingredientes de mayonesas en consumidores mexicanos y su preferencia global	43
Resumen	44
Introducción	45

Métodos	46
Reclutamiento de participantes.....	46
Estructura de las encuestas	47
Estructura de los grupos de enfoque.....	47
Aprobación por el comité de ética	47
Análisis estadístico	48
Resultados	48
Preferencias de los consumidores.....	48
Grupos de enfoque: percepción de ingredientes.....	51
Discusión	56
Limitaciones y fortalezas.....	58
Conclusión	58
Referencias	61
Artículo 2: Desarrollo y caracterización de un aderezo de mayonesa para ensaladas reducido en grasas basado en concentrados de proteína de <i>Arthrospira platensis</i> y alginato de sodio	65
Aplicación destacada	66
Resumen	66
Introducción	67
Materiales y métodos	69
Preparación de la espirulina y extracción de proteínas.....	69

Caracterización de los concentrados de proteínas	69
Preparación de la mayonesa	71
Caracterización de la mayonesa	72
Análisis estadístico	74
Resultados y discusión	75
Caracterización de los concentrados de proteínas y propiedades tecnofuncionales.....	75
Caracterización de la mayonesa	76
Conclusiones	92
Referencias	97
Artículo 3: Detección rápida de la calidad de la mayonesa mediante visión por computadora y aprendizaje automático	106
Resumen	107
Introducción	108
Materiales y métodos	110
Materiales	110
Métodos	110
Resultados.....	118
Selección de características y modelos de aprendizaje automático.....	119
Modelos de aprendizaje automático frente a panelistas	124
Discusión	125

Aplicación práctica.....	127
Limitaciones y perspectivas a futuro	128
Conclusión.....	129
Material suplementario.....	130
Referencias	134
4. Conclusiones y recomendaciones generales	141
5. Anexos.....	143
Anexo 1	143
Anexo 2	144
Anexo 3	145
Anexo 4	146
Anexo 5	147
6. Evidencias de participación en congresos y publicaciones	148
6.1. Artículos originales	148
Artículo 1	148
Artículo 2.....	149
Artículo 3.....	150
6.2. Participación en congresos	151
Congresos del año 2019.....	151
Congresos del año 2020.....	153

Congresos del año 2021.....	153
Congresos del año 2022.....	154

Índice de tablas

Tabla 1. Diferentes definiciones de etiquetado limpio.	18
Tabla 2. Diferentes categorías de aditivos alimentarios, su principal función en el producto y ejemplos de acuerdo con su origen (natural o sintético).	20
Tabla 3. Uso de diferentes ingredientes de etiquetado limpio en mayonesas reducidas en grasa.	23
Tabla 4. Resultados de la prueba de independencia de Chi cuadrado.	50
Tabla 5. Formulación de mayonesas reducidas en grasa.	71
Tabla 6. Propiedades reológicas de las mayonesas reducidas en grasa con diferente contenido de grasa (%).	82
Tabla 7. Perfil de aminoácidos esenciales para las mayonesas reducidas en grasa E, D' y comercial.	90
Tabla 8. Recetas de mayonesas casera.	110
Tabla 9. Índice de correlación (IC) y características adecuadas seleccionadas para los modelos de aprendizaje automático.	120
Tabla 10. Evaluación de los modelos de aprendizaje automático (ML) y de los panelistas	124

Índice de figuras

Figura 1. Agrupación de algunas de las subdisciplinas de la inteligencia artificial y tipos de aprendizaje automático.	29
Figura 2. Representación del procedimiento general para el análisis de imágenes. A: imagen redimensionada; B: imagen suavizada con filtro gaussiano; C: imagen filtrada con filtros sobel; D: mascara binaria previo a la segmentación.....	30
Figura 3. Resumen de los resultados obtenidos de las encuestas de preferencias y consumo.	49
Figura 4. Percepción del grado de natural o sintético de los aditivos utilizados en mayonesas. Suero de leche M. = proteína de suero de leche microparticulada. Pectina M. = pectina microparticulada.....	52
Figura 5. Salubridad percibida por los consumidores en diferentes ingredientes utilizados en mayonesas.....	54
Figura 6. Aceptabilidad por los consumidores en diferentes ingredientes utilizados en mayonesas.....	55
Figura 7. Estabilidad térmica de mayonesas reducidas en grasa. A, B, C = muestras con alginato de sodio y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D, E, F = muestras con aislado de proteína de soya y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D', E', F' = muestras con concentrado de proteína de espirulina y 30, 22.5 y 15 % de aceite. Las letras diferentes en superíndice indican diferencia significativa ($\alpha = 0.05$)	77
Figura 8. Tamaño medio de partícula (barras de colores) y span (barras grises) de las mayonesas reducidas en grasa. A, B, C = muestras con alginato de sodio y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D, E, F = muestras con aislado de proteína de soya y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D', E', F' = muestras con concentrado de proteína de espirulina y 30, 22.5 y 15 % de aceite. Las letras diferentes en superíndice indican diferencia significativa ($p < 0.05$)	79

Figura 9. Distribución del tamaño de partícula de las diferentes mayonesas. (A) muestras con alginato de sodio (A, B, C = 30, 22.5 y 15 % de aceite, respectivamente). (B) muestras con aislado de proteína de soya (D, E, F = 30, 22.5 y 15 % de aceite, respectivamente). (C) muestras con concentrado de proteína de espirulina (D', E', F' = 30, 22.5 y 15 % de aceite, respectivamente). (D) mayonesa comercial..... 81

Figura 10. Viscosidad de mayonesas reducidas en grasa a diferentes velocidades de corte. (A) muestras con alginato de sodio (A, B, C = 30, 22.5, 15% de aceite, respectivamente). (B) muestras con proteína de soya (D, E, F = 30, 22.5, 15% de aceite, respectivamente). (C) muestras con proteína de espirulina (D', E', F' = 30, 22.5, 15% de aceite, respectivamente). (D) Mayonesa comercial. 84

Figura 11. Escala estructurada para la evaluación sensorial de mayonesas reducidas en grasa. Las líneas punteadas representan la media aritmética y la línea continua amarilla indica la media. Letras diferentes en el mismo panel indican diferencia significativa ($p < 0.05$)..... 85

Figura 12. Matriz de correlación de las características de las mayonesas reducidas en grasa y sus atributos sensoriales. 86

Figura 13. Mayonesas reducidas en grasa con 30%, 22.5 % y 15 % de aceite (paneles (A), (B) y (C), respectivamente). 1 = muestras A, B y C. 2 = muestras D, E, F. 3 = muestras D', E' y F'..... 87

Figura 14. Intención de compra de las diferentes formulaciones de mayonesas reducidas en grasa..... 89

Figura 15. Representación esquemática del montaje para la adquisición de imágenes. 112

Figura 16. Metodología de procesamiento de imágenes para la extracción de características. 114

Figura 17. Descriptores de calidad de mayonesas 119

Figura 18. Visualización de las variables con Índice de Correlación < 0.100 para la clasificación de los modelos.	121
Figura 19. Visualización de las variables con Índice de Correlación > 0.100 para la clasificación de los modelos.	123
Figura 20. Evidencia de la publicación del primer artículo original.	148
Figura 21. Evidencia de la publicación del segundo artículo original.....	149
Figura 22. Evidencia de la publicación del tercer artículo original.....	150
Figura 23. Evidencia de la publicación del primer manuscrito <i>in-extenso</i> en congreso internacional.	151
Figura 24. Evidencia de la publicación del segundo manuscrito <i>in-extenso</i> en congreso internacional.	152
Figura 25. Evidencia de la publicación de la primera participación con cartel en congreso internacional.	153
Figura 26. Evidencia de la publicación de la segunda participación con cartel en congreso internacional.	153
Figura 27. Evidencia de la publicación de la tercera participación con cartel en congreso internacional.	154

Agradecimientos

Quisiera agradecer a la Universidad de las Américas Puebla y a todos y todas en el Departamento de Ingeniería Química, Alimentos y Ambiental por abrirme las puertas de la universidad. Le agradezco mucho especialmente a la Dra. Diana Karina Baigts Allende por su guía, apoyo, enseñanzas y la oportunidad de mejorar como profesional; a los Drs. Enrique Palou García y Aurelio López-Malo por compartir sus conocimientos, contribuir a mejorar mis ideas y el apoyo en las actividades de laboratorio, académicas y en mi desarrollo profesional; al Dr. Roberto Rosas Romero por su contribución en mis conocimientos en aprendizaje automático y temas ajenos a mi formación académica. De igual manera agradezco a todos mis compañeros de clase y compañeros que compartieron conmigo sus conocimientos, me brindaron su apoyo siempre que lo necesité y con los que compartí tanto buenos como malos momentos.

Quisiera agradecerles ampliamente a mis colegas y amigos del doctorado en Sistemas Inteligentes: Gabriel Solana Lavalle, David Limón Cantú, Jesús Cabello Lima porque gracias a ellos me atreví a explorar y aprender temas totalmente nuevos para mí.

Por último, quisiera agradecerle con todo mi corazón a María de Lourdes Ojeda Solís, Irán Omar Metri Duarte, Valeria Narvárez Caballero, Montserrat Aguayo Aguayo y Enrique Cajiga Orozco por creer en mis capacidades y apoyarme en el transcurso del doctorado, sin ellos nada de esto hubiera sido posible.

Esquema de la tesis

La presente tesis está organizada en los siguientes apartados. Primero, se contextualizará con una breve introducción y un apartado del trabajo relacionado con el proyecto, seguida de los objetivos y la justificación que motivó al desarrollo de esta tesis doctoral. Posterior a esto, se desarrollan 4 capítulos, los cuales presentan la información que se describe a continuación.

Primero se presenta un marco teórico en el que se sintetiza el trabajo relacionado y el estado del arte en los temas abordados en el proyecto de investigación; esto abarca el etiquetado limpio y la percepción de ingredientes relacionado con la aceptabilidad, el desarrollo de productos tipo mayonesas con ingredientes de etiquetado limpio, y el uso de aprendizaje automático para el análisis de alimentos (en general) y mayonesas (en particular). Los siguientes apartados corresponden a los tres artículos originales ya publicados en revistas especializadas. Los artículos uno y dos presentan el diseño y evaluación del prototipo alimentario. El primero describe el estudio de mercado para determinar la percepción de los ingredientes usados en mayonesas regulares y reducidas en grasa, así como la determinación de tendencias en nuevos productos. El segundo se enfoca en el desarrollo y estudio de las mayonesas reducidas en grasa usando proteínas de origen no animal (soya y espirulina) y alginato de sodio, así como la caracterización de sus propiedades físicas y sensoriales. Por último, el tercer artículo presenta la clasificación de productos aceptables y no aceptables utilizando visión por computadora y algoritmos de aprendizaje automático.

Debido a que los artículos fueron enviados a diferentes revistas, los formatos de referencias y citas se estandarizaron al formato de la Asociación Americana de Psicología 7^a edición (APA 7th edition). Las referencias correspondientes a cada artículo se presentan a continuación, en el formato original de cita de acuerdo con la revista.

Artículo 1: Metri Ojeda, J., Ramírez Rodrigues, M., y Baigts Allende, D. (2022). Estudio de la percepción y aceptabilidad de los ingredientes de mayonesas en consumidores mexicanos y su preferencia global. *Revista Española de Nutrición Humana y Dietética*, 26(Supl. 1). <https://doi.org/10.14306/renhyd.26.S1.1620>.

Artículo 2: Metri-Ojeda, J.; Ramírez-Rodrigues, M.; Rosas-Ordoñez, L.; Baigts-Allende, D. Development and Characterization of a Low-Fat Mayonnaise Salad Dressing Based on *Arthrospira platensis* Protein Concentrate and Sodium Alginate. *Appl. Sci.* **2022**, *12*, 7456. <https://doi.org/10.3390/app12157456>.

Artículo 3: Metri-Ojeda, J., Solana-Lavalle, G., Rosas-Romero, R., Palou, E., Ramírez-Rodrigues, M., Baigts-Allende, D. Rapid Screening of Mayonnaise Quality Using Computer Vision and Machine Learning. *Food Measure*, (2023). <https://doi.org/10.1007/s11694-023-01814-x>

Resumen

La demanda de ingredientes de origen natural es una tendencia que obliga a la industria de alimentos a reformular sus productos, sin descuidar los aspectos tecnológicos como la calidad organoléptica y diversas propiedades físicas como su estabilidad. Esto es especialmente complicado en productos con alto contenido de grasa, por ejemplo, en mayonesas, donde la grasa juega un papel fundamental en el desarrollo de su estabilidad física, textura y propiedades sensoriales. Así mismo, con el rápido crecimiento de nuevas fórmulas, es de vital importancia el desarrollo de técnicas automatizadas para el análisis y control de calidad. Este trabajo se centró en identificar tendencias y preferencias entre los consumidores de mayonesas, el desarrollo de mayonesas reducidas en grasa utilizando ingredientes de origen natural, y la generación de un prototipo de software basado en análisis de imágenes para la detección de la aceptabilidad de mayonesas.

Las tendencias y preferencias de los consumidores se identificaron a través de una encuesta estructurada y grupos de enfoque aplicados a 303 y 12 participantes, respectivamente. Para el desarrollo del producto, se utilizó una metodología de emulsiones gelificadas utilizando proteínas no-animales como proteína de soya y de la microalga espirulina, al cual se le evaluaron sus propiedades físicas (viscosidad, estabilidad y tamaño de partícula), propiedades sensoriales y la intención de compra. En cuanto al software generado, se creó una base de datos con imágenes de mayonesas, las cuales se procesaron en el lenguaje de programación Julia y se entrenaron modelos de aprendizaje automático en Python.

Se observó que un bajo aporte de grasas y los ingredientes naturales se consideraron como características saludables por el 64 y 27 % de los participantes, respectivamente. Entre las principales tendencias detectadas, las personas entre 18 y 29 años estuvieron interesadas en productos suplementados con probióticos, mientras que los adultos de 51 a 60 años prefirieron productos con ingredientes naturales.

Las mayonesas elaboradas demostraron una gran estabilidad durante 30 días de almacenamiento a 4 °C (sin separación de fases), mientras que su estabilidad ante un tratamiento térmico de 85 °C por 30 min osciló entre el 80 y el 95 %. El tamaño de partícula de las mayonesas obtenidas fue mayor (6 – 30 μm) en comparación con una mayonesa comercial ($\sim 4 \mu\text{m}$). Las mayonesas adicionadas con proteína de soya y 22.5 % de aceite obtuvieron calificaciones en apariencia, sabor, textura y aceptabilidad similares a las de la mayonesa comercial; así mismo, la intención de compra de dichos productos y de la mayonesa con espirulina y 30 % de aceite fue mayor o similar (65 – 79 %) a la del producto comercial (68 %).

En el análisis de imágenes se determinó que los valores estadísticos (media, desviación estándar, curtosis y asimetría) del espacio HSV y CIELab, así como la medida de correlación obtenida de los rasgos de Haralick tuvieron una gran influencia en la detección entre productos aceptables y no aceptables. Los modelos de aprendizaje automático (máquina de soporte vectorial, *Gradient Boosting*, y K-vecinos más cercanos) demostraron una buena exactitud (92 – 93 %), precisión (89 – 93 %) y sensibilidad (91 – 96 %) que fue estadísticamente comparable con un panel de evaluadores.

Como conclusión, aún existe una demanda de mayonesas reducidas en grasa, además, los consumidores esperan que los productos nuevos contengan ingredientes que puedan favorecer su salud (como los probióticos y/o ingredientes naturales). En este trabajo se desarrolló un producto con bajo contenido de grasa ($\sim 22.5 \%$) con buenas propiedades físicas y sensoriales utilizando (en su mayoría) ingredientes de origen natural. Finalmente, los modelos de aprendizaje automático obtenidos demostraron que es posible desarrollar programas de inteligencia artificial útiles para la industria de alimentos; a pesar de que su rendimiento no fue estadísticamente superior al de los evaluadores, este estudio puede abrir la oportunidad de desarrollar software con un mejor entrenamiento para obtener una mejor exactitud y precisión comparado con panelistas entrenados.

Abstract

The demand for ingredients of natural origin is a trend that compels the food industry to reformulate its products, without neglecting technological aspects such as organoleptic quality and some physical properties such as the stability. This is especially complicated in products with high fat content, for example, in mayonnaises, where fat plays a fundamental role in the development of physical stability, texture, and sensory properties. Furthermore, with the rapid growth of new formulations, the development of automated techniques for analysis and quality control is of vital importance. This work focused on identifying trends and preferences among mayonnaise consumers, the development of reduced-fat mayonnaises using ingredients of natural origin, and the generation of a software prototype based on image analysis for the detection of mayonnaise acceptability.

Consumer trends and preferences were identified through a structured survey and focus groups applied to 303 and 12 participants, respectively. For product development, a methodology of gelled emulsions using non-animal proteins such as soy protein and spirulina microalgae was utilized; the product was evaluated in terms of its physical properties (viscosity, stability, and particle size), sensory properties, and purchase intention. In the case of the software generated, a database was created with images of mayonnaises, which were processed in the Julia programming language and machine learning models were trained in Python.

It was observed that low fat and natural ingredients were considered as healthy characteristics by 64 and 27 % of the participants, respectively. Among the main trends detected, people aged 18 to 29 were interested in products supplemented with probiotics, while adults aged 51 to 60 preferred products with natural ingredients.

The processed mayonnaises demonstrated high stability during 30 days of storage at 4 °C (without phase separation), while their stability to a heat treatment of 85 °C for 30 min ranged from 80 to 95 %. The particle size of the mayonnaises obtained was larger (6 - 30 μm) compared to a commercial mayonnaise ($\sim 4 \mu\text{m}$). The mayonnaises added with soy protein

and 22.5 % oil demonstrated ratings in appearance, flavor, texture, and acceptability similar to those of the commercial mayonnaises; likewise, the purchase intention of these products and of the mayonnaise with spirulina and 30 % oil was higher or similar (65 - 79 %) to that of the commercial products (68 %).

The image analysis determined that the statistical values (mean, standard deviation, kurtosis, and skewness) of the HSV and CIELab space, as well as the correlation measure obtained from the Haralick Features had a great influence in the detection between acceptable and unacceptable products. The machine learning models (support vector machine, *Gradient Boosting*, and K-nearest neighbors) demonstrated good accuracy (92 - 93 %), precision (89 - 93 %) and sensitivity (91 - 96 %) that were statistically comparable with the panel of evaluators.

In conclusion, it was determined that there is still a demand for reduced-fat mayonnaise, and consumers expect new products to contain ingredients that can promote their health (e.g., probiotics and/or natural ingredients). In this work, a low-fat product (~22.5 %) with good physical and sensory properties was developed using (mostly) natural ingredients. Finally, the obtained machine learning models demonstrated that it is possible to develop artificial intelligence programs useful for the food industry; although their performance was not statistically better to that of the panel of evaluators, this study may open the opportunity to develop software with better training to obtain better accuracy and precision compared to trained panelists.

1. Introducción general

En la actualidad, los consumidores han generado consciencia del impacto de los alimentos en su salud, por lo que ponen mayor atención a los productos que consumen en su dieta habitual, específicamente, en los ingredientes contenidos y los procesamientos para su obtención (do Nascimento *et al.*, 2018). Debido a lo anterior, nace el concepto del etiquetado limpio, el cual se usa en los productos alimentarios que contienen una lista corta de ingredientes (aproximadamente 5) y que además son de origen natural (Asioli *et al.*, 2017; do Nascimento *et al.*, 2018; Grant *et al.*, 2021). A pesar de no haber una regulación oficial del etiquetado limpio, dicha tendencia ha dado lugar a la reformulación de productos lácteos (por ejemplo: quesos, yogurts, cremas, y helados), productos de panadería, productos cárnicos, bebidas, aderezos y condimentos sin aditivos sintéticos (conservadores, saborizantes, y colorantes artificiales), mínimamente procesados, o reducidos en ingredientes asociados con daños a la salud como azúcares, sodio, y grasas (do Nascimento *et al.*, 2018).

Las grasas o lípidos son uno de los tres macro nutrientes que componen la dieta humana, sin embargo, es el que aporta más energía (9 kcal/g), por lo que el consumo excesivo puede conllevar al padecimiento o un aumento del riesgo de padecer algunas enfermedades como diabetes tipo 2, dislipidemias, eventos cardiovasculares, obesidad, y síndrome metabólico (Billingsley *et al.*, 2018). Debido a lo anterior, la reducción de grasas en productos alimentarios ha sido una estrategia para disminuir los riesgos de padecer dichas enfermedades (Jawaldeh y Al-Jawaldeh, 2018). Sin embargo, las grasas tienen un rol fundamental en el desarrollo de características físicas y sensoriales de los productos alimentarios, por ejemplo, proveen estabilidad estructural, textura, y mejoran la palatabilidad. Por lo tanto, la reducción de grasas en productos alimentarios sin comprometer las propiedades físicas y sensoriales representa un gran reto en la industria alimentaria (Quiles *et al.*, 2022), especialmente en aquellos productos donde es el componente principal, por ejemplo, en mayonesas y aderezos (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019; Taslikh *et al.*, 2021).

La mayonesa es un aderezo popular consumido en todo el mundo, con un mercado valorado en alrededor de 10.8 mil millones de dólares y se estima que se incremente cerca de 3 mil millones de dólares en los próximos 5 años (Saget *et al.*, 2021). Para satisfacer las tendencias de consumo actual (alimentos que promuevan la salud y de etiquetado limpio), se ha intentado reducir su alto contenido de grasa desde un 75 % hasta un rango entre 15 y 30 % (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019; Taslikh *et al.*, 2021). Para elaborar mayonesas reducidas en grasa, usualmente se emplean almidones químicamente modificados o goma xantana; actualmente se están estudiando numerosos compuestos de origen natural (mucílago de chíca, inulina y proteínas vegetales, entre otros) para la generación de nuevos productos (Alvarez-Sabatel *et al.*, 2018; Fernandes y Mellado, 2018; Sun *et al.*, 2018).

Un enfoque reciente para la elaboración de mayonesas reducidas en grasa ha sido el uso de emulsiones gelificadas; estas últimas son matrices de gel en las que parte de la fase acuosa es reemplazada por partículas de aceite emulsionado que se caracterizan por su comportamiento reológico similar al de un gel, su gran estabilidad a la coalescencia y el cremado (Farjami y Madadlou, 2019; Geremias-Andrade *et al.*, 2016), además, se ha demostrado que son capaces de imitar la textura de una mayonesa comercial (Li *et al.*, 2020; Yang, Li, *et al.*, 2020). Para su elaboración, es necesario utilizar un agente emulsionante (por ejemplo, proteínas) y un agente gelificante (generalmente polisacáridos). En el caso de los agentes emulsionantes, las proteínas son componentes ideales para este fin, ya que son relativamente económicas, son generalmente seguras (no tóxicas) y tienen gran accesibilidad. Entre las proteínas más comunes se pueden mencionar las proteínas de la soya, de chícharo y de suero de leche (Paglarini *et al.*, 2020). Actualmente existe un gran interés por el uso de proteínas más sustentables, por ejemplo, las proteínas de microalga espirulina (*Arthrospira platensis*), ya que no compiten por las tierras de cultivo. Además, se consideran proteínas de alto valor nutricional por su composición de aminoácidos esenciales y tienen una buena calidad como agente emulsionante (capacidad emulsionante de 80 – 85 %) (Lupatini Menegotto *et al.*, 2019; Vieira *et al.*, 2020). Por otro lado, los agentes gelificantes más empleados son polisacáridos como la carragenina, agar-agar, inulina o alginato de sodio. Este último tiene un gran potencial para el desarrollo de emulsiones gelificadas ya que se gelifica irreversiblemente al entrar contacto con cloruro de calcio (Geremias-Andrade *et al.*, 2016; Li *et al.*, 2020; Yang, Gong, *et al.*, 2020).

Además de la innovación en las formulaciones de los productos, el gran volumen de producción requiere que las industrias, incluida la industria de la mayonesa, desarrollen y adopten nuevas técnicas de caracterización y análisis más eficientes en tiempo y en costo. De manera tradicional, se realizan análisis químicos, microbiológicos, sensoriales, análisis instrumentales (p.e.: cromatografía) y análisis de propiedades físicas (p.e.: textura, estabilidad, color, entre otras) que pueden ser costosas, tardadas y muchas de ellas son invasivas (se pierde la muestra tras el análisis) (Zhong y Wang, 2019). En este sentido, la inteligencia artificial (IA) puede ser una gran herramienta para la creación de técnicas no invasivas y económicas para el estudio de diferentes propiedades de un producto (Mavani *et al.*, 2022; Mohammadi y Minaei, 2019). Estos modelos de IA son capaces de detectar patrones en una base de datos para realizar predicciones y clasificaciones, por ejemplo, en la detección de adulteraciones, trazabilidad y autenticación, control de calidad, así como para el análisis de composición química (Andrade *et al.*, 2019; Cho *et al.*, 2020; Goel *et al.*, 2020; Koyama *et al.*, 2021).

Por el momento, los modelos de inteligencia artificial reportados en mayonesas han estado enfocados en la determinación de pH e índice de peróxido usando espectroscopía de fluorescencia (Azcarate *et al.*, 2017) y para la predicción de viscosidad o color a partir de la formulación del producto (Mohebbi *et al.*, 2009; Samhoury *et al.*, 2007). El uso de este tipo de modelos tiene un impacto positivo para la industria alimentaria, ya que ahorra una cantidad considerablemente alta de tiempo, cantidad de muestra e incluso el uso de reactivos contaminantes para el medio ambiente (Kakani *et al.*, 2020; Yu *et al.*, 2018). Por lo tanto, existe un área de oportunidades de investigación para crear modelos predictivos de la composición química o propiedades sensoriales de mayonesas, que podrían ayudar a la reducción de costos e impacto ambiental en la formulación de productos de esta industria.

Referencias

Alvarez-Sabatel, S., Martínez de Marañón, I., y Arboleya, J. C. (2018). Impact of oil and inulin content on the stability and rheological properties of mayonnaise-like emulsions processed by rotor-stator homogenisation or high pressure homogenisation (HPH).

Innovative Food Science & Emerging Technologies, 48, 195–203.
<https://doi.org/10.1016/J.IFSET.2018.06.014>

Andrade, J., Pereira, C. G., Almeida Junior, J. C. de, Viana, C. C. R., Neves, L. N. de O., Silva, P. H. F. da, Bell, M. J. V., y Anjos, V. de C. dos. (2019). FTIR-ATR determination of protein content to evaluate whey protein concentrate adulteration. *LWT*, 99, 166–172. <https://doi.org/10.1016/J.LWT.2018.09.079>

Asioli, D., Aschemann-Witzel, J., Caputo, V., Vecchio, R., Annunziata, A., Næs, T., y Varela, P. (2017). Making sense of the “clean label” trends: A review of consumer food choice behavior and discussion of industry implications. *Food Research International*, 99, 58–71. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2017.07.022>

Azcarate, S. M., Teglia, C. M., Karp, F., Camiña, J. M., y Goicoechea, H. C. (2017). A novel fast quality control strategy for monitoring spoilage on mayonnaise based on modeling second-order front-face fluorescence spectroscopy data. *Microchemical Journal*, 133, 182–187. <https://doi.org/10.1016/J.MICROC.2017.03.036>

Billingsley, H. E., Carbone, S., y Lavie, C. J. (2018). Dietary Fats and Chronic Noncommunicable Diseases. *Nutrients*, 10(10), 1385.
<https://doi.org/10.3390/NU10101385>

Cho, B. H., Koyama, K., Olivares Díaz, E., y Koseki, S. (2020). Determination of “Hass” Avocado Ripeness During Storage Based on Smartphone Image and Machine Learning Model. *Food and Bioprocess Technology*, 13(9), 1579–1587.
<https://doi.org/10.1007/S11947-020-02494-X/FIGURES/5>

do Nascimento, K. D. O., Paes, S., y Augusta, I. M. (2018). A review “Clean Labeling”: Applications of natural ingredients in bakery products. *J. Food Nutr. Res*, 6(5), 285–294.

Farjami, T., y Madadlou, A. (2019). An overview on preparation of emulsion-filled gels and emulsion particulate gels. *Trends in Food Science and Technology*, 86, 85–94.
<https://doi.org/10.1016/j.tifs.2019.02.043>

- Fernandes, S. S., y Mellado, M. de las M. S. (2018). Development of Mayonnaise with Substitution of Oil or Egg Yolk by the Addition of Chia (*Salvia Hispânica* L.) Mucilage. *Journal of Food Science*, 83(1), 74–83. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.13984>
- Geremias-Andrade, I., Souki, N., Moraes, I., y Pinho, S. (2016). Rheology of Emulsion-Filled Gels Applied to the Development of Food Materials. *Gels*, 2(3), 22. <https://doi.org/10.3390/gels2030022>
- Goel, L., Raman, S., Dora, S. S., Bhutani, A., Aditya, A. S., y Mehta, A. (2020). Hybrid computational intelligence algorithms and their applications to detect food quality. *Artificial Intelligence Review*, 53(2), 1415–1440. <https://doi.org/10.1007/S10462-019-09705-8/FIGURES/15>
- Grant, K. R., Gallardo, R. K., y McCluskey, J. J. (2021). Consumer preferences for foods with clean labels and new food technologies. *Agribusiness*, 37(4), 764–781.
- Jawaldeh, A. al, y Al-Jawaldeh, H. (2018). Fat Intake Reduction Strategies among Children and Adults to Eliminate Obesity and Non-Communicable Diseases in the Eastern Mediterranean Region. *Children*, 5(7), 89. <https://doi.org/10.3390/CHILDREN5070089>
- Kakani, V., Nguyen, V. H., Kumar, B. P., Kim, H., y Pasupuleti, V. R. (2020). A critical review on computer vision and artificial intelligence in food industry. *Journal of Agriculture and Food Research*, 2, 100033. <https://doi.org/10.1016/J.JAFR.2020.100033>
- Koyama, K., Tanaka, M., Cho, B. H., Yoshikawa, Y., y Koseki, S. (2021). Predicting sensory evaluation of spinach freshness using machine learning model and digital images. *PLOS ONE*, 16(3), e0248769. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0248769>
- Li, A., Gong, T., Hou, Y., Yang, X., y Guo, Y. (2020). Alginate-stabilized thixotropic emulsion gels and their applications in fabrication of low-fat mayonnaise alternatives.

International Journal of Biological Macromolecules, 146, 821–831.
<https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2019.10.050>

- Lupatini Menegotto, A. L., Souza, L. E. S. de, Colla, L. M., Costa, J. A. V., Sehn, E., Bittencourt, P. R. S., Moraes Flores, É. L. de, Canan, C., y Colla, E. (2019). Investigation of techno-functional and physicochemical properties of *Spirulina platensis* protein concentrate for food enrichment. *LWT*, 114, 108267. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2019.108267>
- Mavani, N. R., Ali, J. M., Othman, S., Hussain, M. A., Hashim, H., y Rahman, N. A. (2022). Application of Artificial Intelligence in Food Industry—a Guideline. *Food Engineering Reviews*, 14(1), 134–175. <https://doi.org/10.1007/s12393-021-09290-z>
- Mirzanajafi-Zanjani, M., Yousefi, M., y Ehsani, A. (2019). Challenges and approaches for production of a healthy and functional mayonnaise sauce. *Food Science y Nutrition*, 7(8), 2471–2484. <https://doi.org/10.1002/FSN3.1132>
- Mohammadi, V., y Minaei, S. (2019). Artificial Intelligence in the Production Process. En *Engineering Tools in the Beverage Industry* (Vol. 3, pp. 27–63). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815258-4.00002-0>
- Mohebbi, M., Fathi, M., y Shahidi, F. (2009). ANFIS modeling of viscosity in low-fat mayonnaise. *The International Symposium on Food Rheology and Structure-ISFRS 2009*.
- Paglarini, C. de S., Vidal, V. A. S., Martini, S., Cunha, R. L., y Pollonio, M. A. R. (2020). Protein-based hydrogelled emulsions and their application as fat replacers in meat products: A review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 62(3), 1–16.
- Quiles, A., Llorca, E., Moraga, G., y Hernando, I. (2022). Clean Label Foods with Reduced Fat Content. En C. M. Galanakis (Ed.) *The Age of Clean Label Foods* (pp. 103–133). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-96698-0_4
- Saget, S., Costa, M., Styles, D., y Williams, M. (2021). Does Circular Reuse of Chickpea Cooking Water to Produce Vegan Mayonnaise Reduce Environmental Impact

Compared with Egg Mayonnaise? *Sustainability*, 13(9), 4726.
<https://doi.org/10.3390/SU13094726>

Samhouri, M., Abughoush, M., y Herald, T. (2007). Fuzzy identification and modeling of a gum-protein emulsifier in a model mayonnaise color development system. *International Journal of Food Engineering*, 3(4). <https://doi.org/10.2202/1556-3758.1255/MACHINEREADABLECITATION/RIS>

Sato, A. C. K., Moraes, K. E. F. P., y Cunha, R. L. (2014). Development of gelled emulsions with improved oxidative and pH stability. *Food Hydrocolloids*, 34, 184–192.
<https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2012.10.016>

Shen, Y., Babu, K. S., Amamcharla, J., y Li, Y. (2022). Emulsifying properties of pea protein/guar gum conjugates and mayonnaise application. *International Journal of Food Science y Technology*, 57(7), 3955–3966. <https://doi.org/10.1111/IJFS.15564>

Sun, C., Liu, R., Liang, B., Wu, T., Sui, W., y Zhang, M. (2018). Microparticulated whey protein-pectin complex: A texture-controllable gel for low-fat mayonnaise. *Food Research International*, 108, 151–160.
<https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2018.01.036>

Taslikh, M., Mollakhalili-Meybodi, N., Alizadeh, A. M., Mousavi, M.-M., Nayebzadeh, K., y Mortazavian, A. M. (2021). Mayonnaise main ingredients influence on its structure as an emulsion. *Journal of Food Science and Technology*, 59, 1–9.
<https://doi.org/10.1007/S13197-021-05133-1>

Uribe-Wandurraga, Z. N., Martínez-Sánchez, I., Savall, C., García-Segovia, P., y Martínez-Monzó, J. (2021). Microalgae fortification of low-fat oil-in-water food emulsions: an evaluation of the physicochemical and rheological properties. *Journal of Food Science and Technology*, 58(10), 3701–3711. <https://doi.org/10.1007/S13197-020-04828-1/FIGURES/5>

- Vieira, M. v., Pastrana, L. M., y Fuciños, P. (2020). Microalgae Encapsulation Systems for Food, Pharmaceutical and Cosmetics Applications. *Marine Drugs*, 18(12), 644. <https://doi.org/10.3390/md18120644>
- Yang, X., Gong, T., Lu, Y. hong, Li, A., Sun, L., y Guo, Y. (2020). Compatibility of sodium alginate and konjac glucomannan and their applications in fabricating low-fat mayonnaise-like emulsion gels. *Carbohydrate Polymers*, 229, 115468. <https://doi.org/10.1016/j.carbpol.2019.115468>
- Yang, X., Li, A., Yu, W., Li, X., Sun, L., Xue, J., y Guo, Y. (2020). Structuring oil-in-water emulsion by forming egg yolk/alginate complexes: Their potential application in fabricating low-fat mayonnaise-like emulsion gels and redispersible solid emulsions. *International Journal of Biological Macromolecules*, 147, 595–606.
- Yu, P., Low, M. Y., y Zhou, W. (2018). Design of experiments and regression modelling in food flavour and sensory analysis: A review. *Trends in Food Science y Technology*, 71, 202–215. <https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2017.11.013>
- Zhong, J., y Wang, X. (2019). An introduction to evaluation technologies for food quality. En J. Zhong y X. Wang (Eds.), *Evaluation Technologies for Food Quality* (pp. 1–3). Woodhead Publishing.

2. Justificación general

Debido al alto contenido de grasa en las mayonesas regulares, el consumo excesivo de este producto puede aumentar el riesgo de padecer sobrepeso, obesidad, entre otras enfermedades. Por ello, se creó una versión reducida en grasa (mayonesa reducida en grasa), la cual necesita el uso de aditivos como espesantes y estabilizantes para brindarle la estabilidad física y la textura necesaria al producto. Uno de lo más empleados es el almidón químicamente modificado, el cual puede percibirse como dañino por algunos consumidores.

Debido a lo anterior, conocer la percepción de los consumidores acerca de los ingredientes utilizados en mayonesas reducidas en grasa puede ayudar a generar nuevos productos que cumplan con las expectativas del mercado. Además, el diseño y estudio de una mayonesa elaborada con ingredientes de etiquetado limpio podría ayudar a las empresas a crear productos para dicho mercado, el cual tiene un alto potencial económico y se prevé que aumente su demanda en los próximos años.

En cuanto al desarrollo de modelos de inteligencia artificial utilizando métodos no destructivos y rápidos, como el análisis de imágenes, puede derivar en la generación de nuevas herramientas en esta industria (producción de mayonesas), con el fin de que las empresas puedan reducir costos, tiempo e impacto ambiental en la caracterización de sus productos.

Este trabajo se enfoca en el desarrollo de conocimiento en las áreas mencionadas anteriormente, con el fin de que puedan ser utilizados por investigadores o industrias para el desarrollo y caracterización de nuevas formulaciones de mayonesas reducidas en grasa.

3. Objetivos

3.1. Objetivo general

Desarrollar y caracterizar aderezos de mayonesa reducidos en grasa estabilizados con proteínas de origen no animal.

3.2. Objetivos específicos

- 3.2.1. Determinar las preferencias y la percepción de ingredientes de mayonesas en consumidores mexicanos para diseñar un prototipo de mayonesa reducida en grasa.
- 3.2.2. Analizar algunas propiedades tecno-funcionales como la retención de agua y retención de aceite de un concentrado de proteínas extraídas de microalga espirulina.
- 3.2.3. Desarrollar mayonesas reducidas en grasa utilizando concentrados de proteínas de microalga y alginato de sodio.
- 3.2.4. Analizar algunas propiedades físicas (viscosidad, estabilidad y tamaño de partícula) y diversas propiedades sensoriales de las mayonesas reducidas en grasa estabilizadas con concentrados de proteínas de espirulina.
- 3.2.5. Desarrollar y evaluar modelos de aprendizaje automático usando visión por computadora para la determinación de la aceptabilidad visual de mayonesas comerciales durante su almacenamiento.

Marco teórico

Etiquetado limpio

La búsqueda de impulsar una mejor calidad de vida ha incrementado la atención por el consumo de alimentos más naturales (alimentos con mínimamente procesados y/o elaborados sin aditivos obtenidos por síntesis química) o que proporcionen un beneficio extra a la salud. Sumado a ello, la preocupación por la sustentabilidad, derechos animales y la equidad social (apoyo al comercio local o pequeños productores) ha impulsado el consumo de este tipo de productos (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019; do Nascimento *et al.*, 2018).

El etiquetado limpio es una tendencia que contribuye parcialmente al cumplimiento de dichas preferencias de los consumidores. Comenzó en el Reino Unido en la década de 1990 y actualmente tiene una gran presencia en diferentes países como Francia, Alemania y los Estados Unidos de América (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019; do Nascimento *et al.*, 2018). Su popularidad ha crecido tanto que se estima que el mercado (mundial) de este tipo de productos se aproxime a los 47.5 mil millones de dólares para el año 2023 (Chang y Chen, 2022); teniendo un crecimiento importante en países como Brasil, Estados Unidos de América y México (do Nascimento *et al.*, 2018).

Actualmente no existe una definición oficial del etiquetado limpio, sin embargo, en la Tabla 1 se presentan diferentes definiciones de este concepto. Como puede observarse, la mayoría de ellas se enfocan en que el producto tenga pocos ingredientes, ausencia de ingredientes sintéticos y presencia de ingredientes naturales. Por lo tanto, se podría inferir que un producto de etiquetado limpio debe cumplir con algunos o todos de los siguientes atributos:

- Una lista corta ingredientes (5 – 7) con nombres fáciles de pronunciar
- Contener en su mayoría ingredientes de origen natural
- Mínimamente procesado
- Transparencia (en cuanto a ingredientes y procesamiento)

Tabla 1. Diferentes definiciones de etiquetado limpio.

Definición	Autores
<i>“Alimentos libres de aditivos químicos; una lista simple de ingredientes (sin ingredientes que suenen ‘químicos’ o artificiales); mínimamente procesados usando técnicas tradicionales que son conocidas por los consumidores y que no sean percibidas como artificiales.”</i>	McDonagh (2012).
<i>“Alimentos producidos sin aditivos ‘químicos’, con una lista de ingredientes fáciles de entender y elaborados con técnicas tradicionales o con procesamiento limitado.”</i>	Edwards (2013).
<i>“Para los consumidores un producto de etiquetado limpio implica que el producto es natural, orgánica y/o libre de aditivos o conservadores. Para los productores de alimentos, un producto de etiquetado limpio es aquel que contiene ingredientes generalmente aceptados por los consumidores, con una lista corta y simple de ingredientes (sin nombres con denotación química) y que sean mínimamente procesados.”</i>	Ingredion (2014).
<i>“Alimentos que reportan ingredientes ‘cortos y simples’, que no contienen ‘ingredientes artificiales’ ni ‘con nombres químicos’, y únicamente con ‘ingredientes que se pueden encontrar en la cocina’ que se espera que sean conocidos por los consumidores.”</i>	Asioli et al. (2017).
<i>“Un producto de etiquetado limpio es aquel que los consumidores prefieren debido a la ausencia de ingredientes con una percepción negativa; entre ellos se puede mencionar alérgenos, aditivos, ingredientes industrializados o aquellos con una denotación química. En cambio, los productos de etiquetado limpio deberán contener ingredientes percibidos como naturales, inofensivos, simples y conocidos para los consumidores.”</i>	Aschemann-Witzel et al. (2019).
<i>“Los productos de etiquetado limpio están asociados con (1) todo natural: sin aditivos artificiales o ingredientes con nombres químicos; (2) simplicidad: mínimamente procesados y compuestos por una lista corta de ingredientes reconocibles por el consumidor; (3) transparencia: ingredientes de fuentes sustentables.”</i>	Quiles et al. (2022).

Debido a que esta definición está determinada por la interpretación de los consumidores, los productos son catalogados como “de etiquetado limpio” o no directamente por estos últimos, y es realizado a través las opiniones subjetivas (o heurísticas) producto del conocimiento de cada individuo (Asioli et al., 2017; Busken, 2015). En este sentido, la percepción de ingredientes en términos de naturalidad y de salubridad juegan un papel fundamental. De manera general, los consumidores tratan de evitar ciertos ingredientes o aditivos que asocian con un nombre químico, que no conocen o que tenga un origen sintético

(p.e.: conservadores, saborizantes y colorantes) (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019; Román *et al.*, 2017).

Los aditivos se pueden definir como una sustancia añadida a un alimento con propósitos tecno-funcionales o sensoriales, que pueden ser de origen natural o sintético (en la Tabla 2 se presentan su definición y ejemplos de cada uno); los primeros se refieren a sustancias que se obtengan por extracción química, enzimática, física o biológica (p.e.: fermentación) de especias, hierbas, material vegetal o tejido animal. Por el contrario, los aditivos artificiales se refieren a aquellos que se obtienen por medio de síntesis química y generalmente usando derivados del petróleo como fuente de obtención (Baines, 2012; Carocho *et al.*, 2014).

A pesar de que conocer la diferencia entre los aditivos naturales y sintéticos podría ser fácil entre los expertos en el área de la industria y ciencia de alimentos, los consumidores pueden tener una percepción diferente porque usualmente no cuentan con el conocimiento acerca del tema (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019). Por el momento, existe bastante información de acuerdo con las preferencias de los consumidores con respecto a los alimentos o ingredientes naturales (Dickson-Spillmann *et al.*, 2011; Shim *et al.*, 2011); sin embargo, la percepción acerca de los ingredientes y aditivos en términos de naturalidad y salubridad de acuerdo con el nombre de cada uno no ha sido ampliamente estudiado.

Estudiar la percepción de los ingredientes con respecto a su nombre es importante porque los consumidores conocen a grandes rasgos las categorías de cada ingrediente (p.e.: conservadores, saborizantes, colorantes, etc.) pero puede existir confusión en cuanto a sus funciones y cuales ingredientes pertenecen a cada categoría (Shim *et al.*, 2011). Por ejemplo, Varela y Fiszman (2013) estudiaron la percepción de agentes espesantes a través de una encuesta aplicada a 140 participantes entre 22 y 66 años. En la encuesta se les pidió a los participantes responder a los siguientes apartados: 1) escribir las palabras, descripciones o pensamientos que tenga acerca de “aditivos”; 2) enlistar todos los aditivos que conozca; 3) escribir las palabras, descripciones o pensamientos que tenga acerca de “espesantes”; 4) enlistar todos los espesantes que conozca; 5) enlistar todos los alimentos que compra que contengan espesantes; 6) en una escala del 1 (no saludable) al 9 (muy saludable) que tan saludable considera un producto lácteo que contenga [nombre del agente espesante].

Tabla 2. Diferentes categorías de aditivos alimentarios, su principal función en el producto y ejemplos de acuerdo con su origen (natural o sintético).

Categoría	Función	Naturales	Sintéticos
Colorantes	Ayudan a recuperar el color perdido durante el procesamiento de los alimentos.	Carotenoides; Antocianinas; Curcumina; Cantaxantina.	Amarillo de quinoleína; Amarillo crepúsculo; Carmosina; Rojo allura.
Conservadores	Previenen o inhiben el deterioro de los alimentos por contaminación con hongos, bacterias y otros microorganismos.	Nisina; Natamicina; Lisozima.	Ácido sórbico; Sorbato de potasio; Ácido benzoico; Benzoato de sodio; p-Hidroxibenzoatos; Nitrito de sodio; Ácido propiónico; Propionato de sodio.
Antioxidantes	Inhiben el proceso de oxidación en los alimentos.	Ácido ascórbico y sus sales; Tocoferoles.	Terbutil hidroquinona; Butil hidroxianisol; Hidroxitoluano butilado.
Edulcorantes	Son sustitutos del azúcar de caña que proveen sabor dulce con un menor o nulo aporte calórico.	Sorbitol; Manitol; Taumatina; Esteviosido; Maltitol; Lactitol; Xilitol.	Aspartame; Ciclamato; Sacarina; Sucralosa; Neotame.
Estabilizantes	Se subdividen en emulsificantes, agentes espesantes y gelificantes. Sus funciones pueden variar entre crear y estabilizar sistemas bifásicos (p.e.: emulsión), aumentar la viscosidad del alimento (p.e.: espesantes), o gelificar la fase acuosa (p.e.: gelificantes).	Lecitina; Proteínas; Gelatina; Gomas (xantanam guar, algarrobo, etc.); Almidones nativos; Mucílagos; Pectina; Agar; Alginato; Carragenina.	Ésteres de poliglicerilo; Ésteres de sorbitano.
Potenciadores del sabor	Potencializan el sabor percibido.	N/A	Glutamato monosódico.

N/A = No aplica. Adaptada de Wu *et al.* (2021).

Entre sus resultados se observó que los aditivos con nombres familiares, que se utilizan en casa o que especifican alguna fuente natural (p.e.: almidón de maíz, almidón de papa y gelatina) fueron percibidos como más saludables. Por el contrario, los aditivos con nombres con sonido químico como los almidones modificados, celulosa microcristalina, metilcelulosa y carboximetilcelulosa fueron percibidos como menos saludables.

En un estudio similar usando yogurt como objetivo de estudio, se determinó la percepción y la aceptabilidad de 20 ingredientes usados en un total de 43 productos comerciales. Para ello, se aplicó una encuesta a 526 participantes donde se les presentó una lista con los nombres de los 20 ingredientes. Se les pidió a los participantes que calificaran cada ingrediente en términos de 1) naturalidad percibida; 2) aceptabilidad; 3) aceptabilidad sin considerar su función; 4) aceptabilidad con información del origen del ingrediente; 5) familiaridad con el nombre del ingrediente. Los resultados de este trabajo demostraron que el azúcar de caña, jugo vegetal y los ácidos orgánicos (ácido láctico y cítrico) tuvieron una naturalidad percibida más alta que los estabilizantes (o agentes espesantes), colorantes y el sorbato de potasio. Además, se demostró que existe una correlación positiva entre el 0.55 y el 0.69 entre la naturalidad percibida y la aceptabilidad de los ingredientes (Maruyama *et al.*, 2021).

La evidencia descrita anteriormente sugiere que los hidrocoloides, normalmente empleados como agentes espesantes, estabilizantes y emulsionantes, pueden tener una percepción negativa por parte de los consumidores. De este modo, es posible que estos últimos no consideren un producto como natural o de etiquetado limpio por la presencia de estos ingredientes. Sin embargo, dichos aditivos son de vital importancia, especialmente en productos donde puede haber una separación de fases o donde la textura es uno de los factores organolépticos más importantes; este es el caso de productos como las cremas vegetales o los aderezos como la mayonesa (Quiles *et al.*, 2022).

Mayonesa: generalidades y su desarrollo con ingredientes de etiquetado limpio

La mayonesa es un aderezo consumido en todo el mundo, el origen de este producto se estima que fue tras la conquista de Port Mahon, Francia en el año de 1757 por Louis Francois Armand de Vignerot du Plessis, duc de Richelieu que era llamado “Maho’nnaise”. No fue hasta el año de 1917 – 1927 que la mayonesa comenzó a ser un producto muy popular en el

mercado de los Estados Unidos de América (EE. UU.) y en la década de 1980 en el mercado de Japón (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019). Actualmente, las ventas en la industria de la mayonesa se encuentran valoradas en alrededor de 10.8 mil millones de dólares y se estima que esta cifra incremente cerca de 3 mil millones de dólares en los próximos 5 años (Saget *et al.*, 2021).

La mayonesa es una emulsión (combinación de al menos dos líquidos inmiscibles entre sí) semisólida preparada principalmente por aceite (~70 %), y que contiene además yema de huevo, vinagre o jugo de limón, sal y azúcar. Cada uno de estos componentes tiene una función importante en el alimento. Por ejemplo, el aceite contribuye a la generación de la textura, lubricidad, liberación de sabores, viscosidad y estabilidad; la yema de huevo es comúnmente utilizada como agente emulsionante, gracias a la presencia de lipoproteínas y lecitina; el vinagre o el jugo de limón tienen la función de ajustar el pH cerca del punto isoeléctrico de las lipoproteínas de la yema de huevo, esto ayuda a incrementar el grado de desdoblamiento de dichas proteínas y su agregación, aumentando la viscoelasticidad y estabilidad del producto; finalmente, la sal y el azúcar actúan principalmente como ingredientes para impartir sabor, aunque la sal también ayuda a mejorar la solubilidad de las proteínas de la yema de huevo y su adsorción en las partículas de aceite (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019; Taslikh *et al.*, 2021).

Una de las variedades más comunes de la mayonesa es la mayonesa reducida en grasa, la cual fue diseñada para cumplir con las demandas del mercado, ya que, el consumo excesivo de mayonesa puede aumentar el riesgo de padecer sobrepeso u obesidad por su alto contenido de grasa. Sin embargo, reemplazar el aceite puede comprometer el sabor, la estabilidad y/o la textura del producto (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019). Para evitar la pérdida de textura y de propiedades físicas como la estabilidad, viscosidad, y tixotropía por la reducción de aceite, se añaden hidrocoloides en la formulación de las mayonesas reducidas en grasa (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019; Quiles *et al.*, 2022; Taslikh *et al.*, 2021). Los más utilizados son los almidones químicamente modificados, que generalmente se obtienen por esterificación, acetilación, etc; sin embargo, los almidones químicamente modificados pueden tener una percepción negativa por parte de los consumidores (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019; Park y Kim, 2021; Varela y Fiszman, 2013). Debido a esto, hace varios años que se ha comenzado

a investigar el uso de otros hidrocoloides (Tabla 3), incluyendo almidones nativos (sin modificación química), proteínas, gomas, entre otros, que puedan tener una percepción más natural sin comprometer la calidad organoléptica y/o física del producto final.

Tabla 3. Uso de diferentes ingredientes de etiquetado limpio en mayonesas reducidas en grasa.

Ingredientes utilizados	Porcentaje utilizado	Principales resultados	Referencia
Aislado de proteína de soya	1.00 – 11.00 %	El contenido de proteína de soya disminuyó la calificación en aroma y sensación en la boca. Sin embargo, la proteína de soya mejoró la calificación en la esparcibilidad.	García <i>et al.</i> (2009)
Goma Xantana Fibra cítrica Goma guar	0.55 – 1.00 %	El uso entre 0.70 y 1.00 de las gomas imitó la viscosidad de las mayonesas comparadas con el control; sin embargo, aumentó el tamaño de partícula de 7.49 μm hasta 27.78 μm . Las mayonesas con goma xantana y goma guar (0.90 %) no presentaron diferencias en cuanto a sabor, apariencia, aroma y aceptabilidad general.	Su <i>et al.</i> (2010)
Glucomanano de Konjac	1.20 – 1.60 %	El uso de glucomanano disminuyó el color amarillo, la firmeza, la viscosidad y la consistencia de las muestras con respecto al control.	Li <i>et al.</i> (2014)
Mucílago de plantago	2.00 – 3.00 %	Usando el 3 % de mucílago se pudo imitar las propiedades de textura (viscosidad, consistencia y firmeza) y se mejoraron ligeramente las propiedades organolépticas como la textura y la sensación en la boca	Aghdaei <i>et al.</i> (2014)
Mucílago de chíá	4.00 %	La firmeza y la consistencia de las mayonesas incrementó de 67.79 g y 2961 g·s en la muestra control hasta 248 g y 10897 g·s después del uso de mucílago de chíá. La viscosidad disminuyó de -291 a -1028 g·s después de la adición del hidrocoloide. La aceptabilidad de los productos estuvo en un rango de 6.30 a 6.52.	Fernandes <i>et al.</i> (2018)

Inulina	6.00 y 12.00 %	El uso de inulina mejoró la estabilidad de las mayonesas con 1.5, 20 y 52 % de grasa, además, incrementó la viscosidad y la viscoelasticidad de los sistemas.	Alvares-Sabatel <i>et al.</i> (2018)
Mezcla de proteína de suero de leche micro particulada y pectina	12.00 y 3.00 % (proteína/pectina)	El uso de hidrocoloides disminuyó el índice de consistencia de 82 – 19 Pa·s ⁿ pero incrementó la estabilidad. La sustitución del 20 y 40 % de grasa con hidrocoloides no demostró ninguna diferencia significativa en términos de apariencia, color, textura, sabor y aceptabilidad en comparación con una mayonesa tradicional	Sun <i>et al.</i> (2018)
Almidón nativo de yuca	1.00 %	El uso del almidón de yuca redujo la calificación de la textura de las mayonesas (6.57 – 7.02) en comparación con las muestras control (8.03). La aceptabilidad general también se redujo de 7.57 a 6.60 – 6.94 al incorporar el almidón	Carmo <i>et al.</i> (2019)
Glucomanano de Konjac y Alginato de sodio	1.40 y 4.00 %	La combinación de los dos hidrocoloides logró imitar la tixotropía de las mayonesas reducidas en grasa comparadas con un producto tradicional. Las propiedades organolépticas de las mayonesas reducidas en grasa demostraron una mayor aceptabilidad (6.8 – 6.93) comparado con un producto control (5.9)	Yang <i>et al.</i> (2020)

Con el objetivo de no utilizar aditivos sintéticos para la elaboración de mayonesas reducidas en grasa, se han explorado otras técnicas de procesamiento, por ejemplo, diferentes tipos de homogenización, uso de emulsiones múltiples y emulsiones gelificadas. Entre los diferentes tipos de homogenización se encuentran la asistida por ultrasonido (Guzmán-Gerónimo *et al.*, 2022; Kumar *et al.*, 2021) y la homogeneización con altas presiones (Aganovic *et al.*, 2018; Alvarez-Sabatel *et al.*, 2018); éstas son técnicas de homogenización que provocan diferentes fenómenos físicos en el sistema. Por ejemplo, el ultrasonido produce cavitación que facilita el proceso de formación de emulsiones, reduce el tamaño de partícula y puede provocar la inactivación de microorganismos; esta técnica de homogenización ha

demostrado que es capaz de proveer una gran estabilidad física debido a la reducción del tamaño de partícula (Kumar *et al.*, 2021). Por otra parte, la homogenización con altas presiones, además de ayudar a reducir el tamaño de partícula también puede inducir cambios estructurales en los ingredientes favoreciendo sus propiedades tecno-funcionales, mejorando algunas propiedades físicas del producto como la textura y la estabilidad (Alvarez-Sabatel *et al.*, 2018). Una de las principales desventajas de estas dos técnicas es el uso de maquinaria especializada y de alto costo.

Las emulsiones múltiples y las emulsiones gelificadas son otras alternativas de procesamiento que no requieren el uso de equipo especializado y que pueden ser elaboradas con ingredientes considerados de etiquetado limpio (p.e.: proteínas, gomas y almidones nativos). Las emulsiones múltiples más empleadas son las emulsiones de agua en aceite en agua (W/O/W) que se preparan en un proceso de dos pasos. El primer paso es crear una emulsión primaria (W/O) utilizando un emulsionante con un HBL (Balance Hidrofílico/Lipofílico) entre 3 – 4, posteriormente, en el segundo paso se necesita homogenizar la emulsión primaria con la segunda fase acuosa que deberá contener un emulsionante con HBL alto (>10); estas emulsiones se caracterizan por tener una buena estabilidad física ante el cremado, ya que las gotas de aceite son inmovilizadas por las múltiples fases continuas (Ding *et al.*, 2019).

Un estudio en el que se realizaron mayonesas con 36 – 60 % de aceite usando emulsiones dobles (W/O/W) donde la primera emulsión fue estabilizada con poliglicerol policrinolato (3 %) y la emulsión secundaria se estabilizó con diferentes biopolímeros (caseinato de sodio, goma xantana o una combinación de lecitina con proteína de suero de leche). Los autores demostraron que los productos elaborados con caseinato de sodio (15 %) y con la combinación de lecitina con proteína de suero de leche (4 %) lograron tamaños de partícula entre 3 y 13 μm , una buena estabilidad física (>85 %) y su viscosidad se encontró en un rango de 1 – 321 $\text{Pa}\cdot\text{s}^{\text{n}}$ (Yildirim *et al.*, 2016). Jolayemi *et al.* (2021) desarrollaron una mayonesa reducida en grasa (25 % aceite) usando únicamente goma xantana (0.8 %) como estabilizante en la emulsión primaria, mientras que en la segunda emulsión usaron únicamente agua para formar la emulsión doble. Estas mayonesas demostraron una buena estabilidad al no

presentar cremado ni separación de fases; en cuanto a su viscosidad, el rango observado fue de 8 – 13 Pa·sⁿ.

Una alternativa más sencilla para crear emulsiones físicamente estables es la elaboración de emulsiones gelificadas, tal como indica el nombre, estos sistemas se componen de una emulsión en la que su fase continua es gelificada para impedir el movimiento de las gotas de aceite (Farjami y Madadlou, 2019; Lu *et al.*, 2019). Para su preparación, se puede añadir una emulsión previamente estabilizada a un hidrogel (*red polimérica interconectada, que retiene agua, producida por la reacción simple de monómeros poliméricos* (Ahmed, 2015)) gelificado o pre-gelificado, o bien, elaborar una emulsión con un agente gelificante en la fase continua e inducir la gelificación del sistema (Farjami y Madadlou, 2019). Este tipo de emulsiones se han aplicado en la elaboración de mayonesas utilizando alginato de sodio y diferentes cantidades de vinagre (Yang, Li, *et al.*, 2020), alginato de sodio con glucomanano de konjac (Yang, Gong, *et al.*, 2020) y alginato de sodio con Tween 80 (A. Li *et al.*, 2020). Este enfoque permitió el desarrollo de mayonesas con aproximadamente 30 % de grasa con una estabilidad física del 100 % durante varios meses (sin separación de fases); por otra parte, la tixotropía de las mayonesas obtenidas mediante este método es similar a mayonesas tradicionales (Yang, Gong, *et al.*, 2020). En cuanto a las propiedades organolépticas de los productos elaborados con esta metodología, se observó que las propiedades de textura (pegajosidad y sensación en la boca) y la aceptabilidad general fueron superiores a las de una mayonesa regular (Yang, Li, *et al.*, 2020).

Las ventajas que ofrecen las emulsiones gelificadas sobre otras metodologías, como las antes descritas, pueden ser la facilidad de preparación porque permiten utilizar ingredientes que puedan considerarse de etiquetado limpio (p.e.: gomas, mucílagos, fibra insoluble, proteínas y almidones nativos, entre otros), que no requieren una selección tan estricta de los ingredientes (nivel de HLB) ni el uso de equipos especializados o de alto costo (p.e.: homogeneizadores asistidos por ultrasonido o altas presiones). Por lo tanto, se podría explorar la posibilidad de elaborar mayonesas con un porcentaje de grasa menor al 30 % usando emulsiones gelificadas, además, se podría estudiar el efecto de la incorporación de otros ingredientes de etiquetado limpio como las proteínas.

Las proteínas son uno de los ingredientes más importantes y populares en el diseño de alimentos, debido a su contribución nutrimental en la dieta humana y a sus propiedades tecnofuncionales (p.e.: solubilidad, capacidad y estabilidad emulsionante o espumante, retención de agua y aceite) que permiten la estabilización de sistemas complejos como geles, espumas y emulsiones (Haque *et al.*, 2016). Las proteínas lácteas (caseína y suero de leche), de leguminosas (soya, haba, chícharo y frijoles) y de cereales (trigo y arroz) son las más empleadas como ingrediente emulsionante para fines de investigación y desarrollo (Kim *et al.*, 2020; Semba *et al.*, 2021). A pesar de ello, en los últimos años se ha priorizado el estudio de fuentes más sustentables que no compitan con tierras de cultivo, por ejemplo, las microalgas (Chen *et al.*, 2019). Las microalgas (cianobacterias) son organismos fotosintéticos unicelulares que comprenden una gran cantidad de especies, entre las más conocidas se encuentran *Haemotococcus pluvialis*, *Chlorella vulgaris*, *Tetraselmis impellucida* y *Arthrospira platensis* o *Spirulina platensis* (Teuling *et al.*, 2019; Torres-Tiji *et al.*, 2020).

La espirulina (*S. platensis*) es una microalga nativa de Latino América y África que fue consumida por las civilizaciones antiguas de lo que actualmente es México, se caracteriza por tener una gran cantidad de pigmento color azul-verdoso llamado ficocianina, por ser una fuente de grasas insaturadas y su alto contenido de proteínas (46 – 65 % b.s.) de alta calidad, ya que cumple contiene todos los aminoácidos esenciales (Lupatini *et al.*, 2017). Además de sus propiedades nutrimentales, la proteína de espirulina tiene buenas propiedades emulsionantes (80 – 85 % de capacidad emulsionante a pH 5 – 7) y buena estabilidad (índice de cremado 10 – 20 %) (Benelhadj *et al.*, 2016; Lupatini Menegotto *et al.*, 2019).

Actualmente, existen alimentos como yogurt (da Silva *et al.*, 2019), pasta (Zen *et al.*, 2020) y galletas (Donato *et al.*, 2019; Vieira *et al.*, 2020) elaborados con biomasa o proteína de espirulina; las galletas y el yogurt demostraron aproximadamente un 2 % de aumento en el contenido de proteína comparado con el control, en cuanto a las pastas, se obtuvieron productos con calificaciones organolépticas similares a una pasta control y el índice de aceptabilidad estuvo en un rango del 80 – 88 %. Por el momento, el uso de la proteína (o la biomasa) de espirulina para el desarrollo de aderezos o mayonesas se limita al estudio realizado por Uribe-Wandurraga *et al.* (2021), quienes desarrollaron un producto con 30 %

de aceite, 4 % de vinagre y 1 % de proteína que demostró una buena estabilidad indicada por mínimos cambios en las propiedades reológicas durante 60 días de almacenamiento ($G' = 597 - 429$ Pa y $G'' = 85 - 62$ Pa). Debido a que sus productos demostraron una buena estabilidad durante el almacenamiento, sería importante el estudio de las propiedades organolépticas (sensoriales) de este tipo de productos.

Aprendizaje automático en la industria de alimentos

Tal como se ha mencionado en los apartados anteriores, la innovación en el desarrollo de productos alimentarios es esencial para la adaptación de la industria de alimentos a las demandas y tendencias del mercado; así mismo, la adopción de nuevas tecnologías para el análisis de calidad, trazabilidad y caracterización de productos puede ser de mucha ayuda para ahorrar costos y tiempo. El uso de Inteligencia Artificial (IA) es una alternativa que puede cumplir de manera eficiente y precisa con las tareas mencionadas anteriormente. La IA se define como el campo de las ciencias computacionales que imitan el proceso humano de pensamiento, aprendizaje y almacenamiento de conocimiento (Mavani *et al.*, 2022). La IA *per se*, ha sido aplicada desde hace varias décadas en el área agroalimentaria (Duong *et al.*, 2020; Suprem *et al.*, 2013), especialmente en ámbitos como el análisis de datos a través de sensores (Pydipati *et al.*, 2006) y los procesos automatizados por robótica (Brogårdh, 2007). En la actualidad, el aumento en la capacidad computacional ha impulsado en gran medida la implementación de aprendizaje automático en diferentes sectores agroalimentarios (Sarker, 2021).

El aprendizaje automático (ML por sus siglas en inglés [*Machine Learning*]) es una subdisciplina de la IA que se define como la ciencia que se encarga de crear programas computacionales capaces de aprender (a través de los datos proporcionados) sin ser explícitamente programadas para ello (Liakos *et al.*, 2018). Los algoritmos de ML se pueden dividir en modelos de aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y de aprendizaje reforzado (Figura 1). El aprendizaje supervisado como su nombre lo indica, se trata de modelos predictivos donde se especifica cual es la variable objetivo; en esta rama se encuentran modelos como el de árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial, k-vecinos más cercanos, regresión logística y lineal, entre otros. En el caso del aprendizaje no

supervisado no se cuenta con una variable objetivo, estos algoritmos ayudan a extraer información y patrones entre las variables, un ejemplo de este tipo de algoritmos puede ser el análisis de componentes principales (APC), el algoritmo de k-medias, agrupación jerárquica, entre otros. Por último, el aprendizaje reforzado está basado en la teoría de la psicología conductista, en éstos se utiliza un agente inteligente que interactúa con un entorno virtual, durante esa interacción, se añaden penalizaciones y reforzamientos al agente de acuerdo con sus acciones (Mavani *et al.*, 2022; Sarker, 2021).

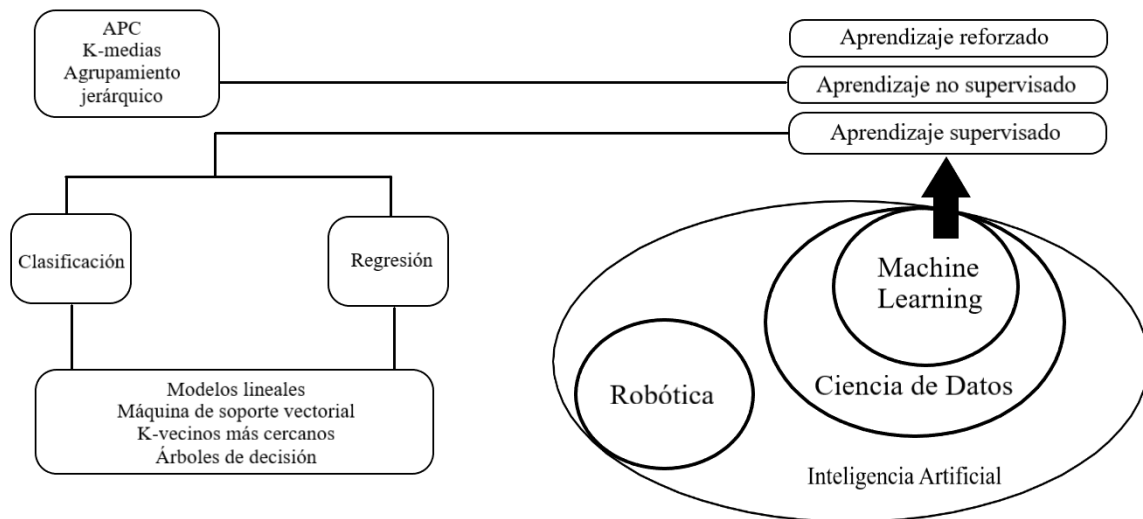


Figura 1. Agrupación de algunas de las subdisciplinas de la inteligencia artificial y tipos de aprendizaje automático.

Los modelos de aprendizaje supervisado son de los modelos más utilizados en el área de alimentos para el control de calidad, análisis químico y detección de adulteraciones, entre otras aplicaciones. En estos modelos se utiliza una gran cantidad de datos que pueden obtenerse de diversas fuentes, en el caso del área de alimentos a través de análisis químicos y microbiológicos, análisis instrumentales (métodos de espectroscopía y cromatografía), sensores, texto, imágenes y videos (Bhargava y Bansal, 2021; Fuentes *et al.*, 2018; Hiura *et al.*, 2021; Miller *et al.*, 2021; Zhang *et al.*, 2019). Estos dos últimos son utilizados por una subrama de las ciencias computacionales conocida como visión por computadora, encargada de identificar, procesar y analizar imágenes a través de la detección de patrones y extracción de características de una imagen o video tal como lo haría un ser humano (Khan *et al.*, 2021; Szeliski, 2022). Una imagen se representa como una matriz de dimensiones $N \times M \times P$ que

representan el largo, el ancho y el número de canales de color, respectivamente. El procesamiento de imágenes sigue una metodología dividida en varias etapas (Figura 2). Primero se convierte la imagen a escala de grises y reducen las dimensiones (N y M) para facilitar el procesamiento, opcionalmente se pueden aplicar filtros para suavizar o intensificar los bordes de los elementos previo a la segmentación. La segmentación es una de las etapas clave en el procesamiento de imágenes, este proceso se encarga de aislar la región de interés (RDI) del fondo de la imagen original; entre los métodos más comunes de segmentación se encuentra el uso del algoritmo de Otsu, la aplicación de filtros laplacianos o sobel (detección de bordes y contornos), algoritmo de Watershed, entre otros. Finalmente, el procesamiento finaliza con la extracción de características en la RDI, las cuales pueden ser cambios en la intensidad de color, propiedades de textura, forma, tamaño, entre muchas otras (Szeliski, 2022).

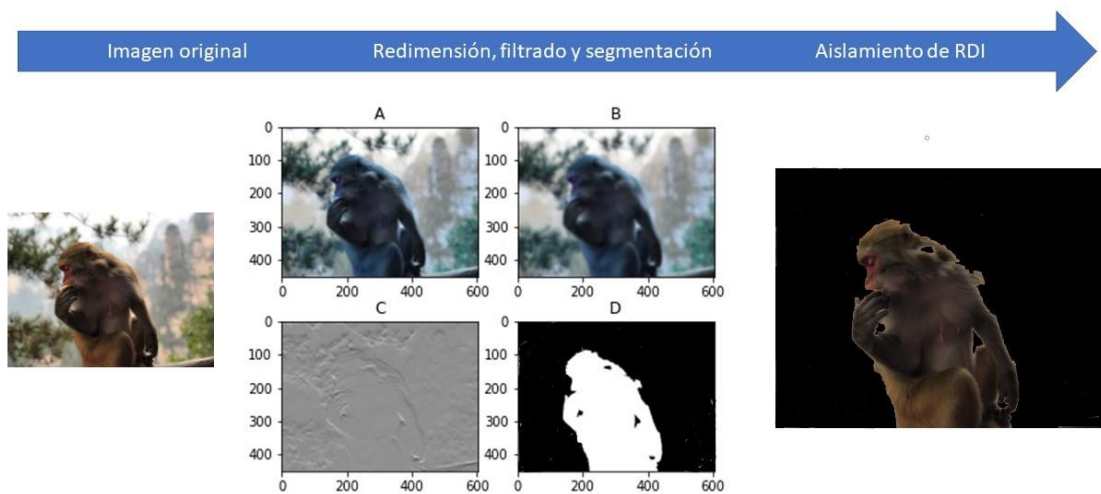


Figura 2. Representación del procedimiento general para el análisis de imágenes. A: imagen redimensionada; B: imagen suavizada con filtro gaussiano; C: imagen filtrada con filtros sobel; D: máscara binaria previo a la segmentación

A pesar de que esta tecnología se comenzó a utilizar en las décadas de 1960 – 1970, actualmente ha tenido una gran popularidad en la industria de alimentos debido a que es una técnica no invasiva, rápida, y que podría implementarse durante el procesamiento de los

productos (Kakani *et al.*, 2020; Mavani *et al.*, 2022). La visión por computadora en el área de alimentos se ha implementado principalmente para realizar tareas de control de calidad, por ejemplo, en la detección de enfermedades de frutas y verduras (Lin *et al.*, 2021; Ni *et al.*, 2021) así como también en la estimación de la calidad de acuerdo con las propiedades físicas del producto (Cho *et al.*, 2020; Koyama *et al.*, 2021).

En el estudio llevado a cabo por Cano Marchal *et al.* (2013) se creó un sistema experto basado en visión por computadora para determinar la calidad de aceite de oliva. Los parámetros de calidad que se utilizaron como objetivo fueron determinados con el contenido de sedimentos (impurezas) en el aceite como bajo contenido de impurezas (<0.04 %), contenido aceptable (0.04 y 0.05 %), contenido alto (> 0.05 %). Las variables utilizadas por el algoritmo fueron los histogramas de los canales L, a*, b*, H, S y V en los espacios de color CIELab y HSV. Después de aplicar una reducción de variables utilizando un ACP, se entrenaron una máquina de soporte vectorial y un perceptrón multicapa que alcanzaron un máximo de 87 y 82 % de exactitud, respectivamente.

Más recientemente se implementaron modelos de ML y visión por computadora para estimar la firmeza de aguacate *Hass* y para la determinación de frescura en hojas de espinaca. Durante la maduración de los aguacates se presentan diferentes cambios físicos, por ejemplo, cambios de color y una reducción de la firmeza del fruto, Cho *et al.* (2020) demostraron que existe una fuerte correlación ($r^2 = 0.88 - 0.99$) entre los valores L, a* y b* y la reducción de firmeza en el aguacate *Hass*. Por lo tanto, consiguieron entrenar diferentes modelos de ML (lasso, regresión lineal penalizada, k-vecinos más cercanos y máquina de soporte vectorial) con valores de coeficiente de determinación (r^2) entre 0.86 – 0.92. En el caso de la determinación de frescura de espinacas, se extrajeron la media, desviación estándar, mínimos y máximos valores en los espacios de color RGB, CIELab, HSV y en escala de grises, adicionalmente, se implementó un algoritmo ORB (*Oriented FAST and Rotated BRIEF*) para extraer características clave. Los datos obtenidos se utilizaron para entrenar una máquina de soporte vectorial y un perceptrón multicapa; los resultados de estos modelos difirieron de acuerdo con el número de categorías a predecir, demostrando una mejor exactitud en una clasificación binaria (84 %) en comparación con 3 y 4 categorías de frescura (77 y 70 %), respectivamente (Koyama *et al.*, 2021).

De acuerdo con la evidencia disponible, se puede considerar que la visión por computadora tiene un gran potencial en el área de alimentos, ya que es capaz de realizar predicciones cualitativas y cuantitativas de diferentes parámetros de calidad como la presencia de enfermedades, cuantificación de algún componente o propiedades físicas como la textura. Sin embargo, no se han encontrado reportes del uso de visión por computadora de mayonesas o productos similares. Por el momento, los modelos de ML aplicados en mayonesas se han enfocado en la detección del tipo de aceite en el producto usando espectroscopía de infrarrojo cercano (Indahl *et al.*, 1999), estimación de la estabilidad de mayonesas usando diferentes tipos de gomas con un modelo de lógica difusa (Ghoush *et al.*, 2008) y la predicción del índice de peróxido y vida de anaquel con espectroscopía de fluorescencia (Azcarate *et al.*, 2017). Esto abre una oportunidad de investigación y desarrollo aplicando técnicas de ML y visión por computadora en aderezos.

Referencias

- Aganovic, K., Bindrich, U., y Heinz, V. (2018). Ultra-high pressure homogenisation process for production of reduced fat mayonnaise with similar rheological characteristics as its full fat counterpart. *Innovative Food Science y Emerging Technologies*, 45, 208–214. <https://doi.org/10.1016/J.IFSET.2017.10.013>
- Aghdaei, S. S. A., Aalami, M., Geefan, S. B., y Ranjbar, A. (2014). Application of Isfarzeh seed (*Plantago ovate* L.) mucilage as a fat mimetic in mayonnaise. *Journal of Food Science and Technology*, 51(10), 2748–2754.
- Ahmed, E. M. (2015). Hydrogel: Preparation, characterization, and applications: A review. *Journal of advanced research*, 6(2), 105-121.
- Alvarez-Sabatel, S., Martínez de Marañón, I., y Arboleya, J. C. (2018). Impact of oil and inulin content on the stability and rheological properties of mayonnaise-like emulsions processed by rotor-stator homogenisation or high pressure homogenisation (HPH). *Innovative Food Science y Emerging Technologies*, 48, 195–203. <https://doi.org/10.1016/J.IFSET.2018.06.014>

- Aschemann-Witzel, J., Varela, P., y Peschel, A. O. (2019). Consumers' categorization of food ingredients: Do consumers perceive them as 'clean label' producers expect? An exploration with projective mapping. *Food Quality and Preference*, 71, 117–128. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2018.06.003>
- Asioli, D., Aschemann-Witzel, J., Caputo, V., Vecchio, R., Annunziata, A., Næs, T., y Varela, P. (2017). Making sense of the “clean label” trends: A review of consumer food choice behavior and discussion of industry implications. *Food Research International*, 99, 58–71. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2017.07.022>
- Azcarate, S. M., Teglia, C. M., Karp, F., Camiña, J. M., y Goicoechea, H. C. (2017). A novel fast quality control strategy for monitoring spoilage on mayonnaise based on modeling second-order front-face fluorescence spectroscopy data. *Microchemical Journal*, 133, 182–187. <https://doi.org/10.1016/J.MICROC.2017.03.036>
- Baines, D. (2012). Defining the term “natural” in the context of food products. En D. Baines y R. Seal (Eds.) *Natural food additives, ingredients and flavourings* (pp. 2–22). Elsevier.
- Benelhadj, S., Gharsallaoui, A., Degraeve, P., Attia, H., y Ghorbel, D. (2016). Effect of pH on the functional properties of *Arthrospira* (*Spirulina*) *platensis* protein isolate. *Food Chemistry*, 194, 1056–1063. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.08.133>
- Bhargava, A., y Bansal, A. (2021). Fruits and vegetables quality evaluation using computer vision: A review. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 33(3), 243–257. <https://doi.org/10.1016/J.JKSUCI.2018.06.002>
- Brogårdh, T. (2007). Present and future robot control development—An industrial perspective. *Annual Reviews in Control*, 31(1), 69–79. <https://doi.org/10.1016/J.ARCONTROL.2007.01.002>
- Busken, D. F. (2015). Cleaning it up—What is a clean label ingredient. *Cereal Foods World*, 60(2), 112–113.

- Cano Marchal, P., Martínez Gila, D., Gámez García, J., y Gómez Ortega, J. (2013). Expert system based on computer vision to estimate the content of impurities in olive oil samples. *Journal of Food Engineering*, 119(2), 220–228. <https://doi.org/10.1016/J.JFOODENG.2013.05.032>
- Carmo, J. R. do, Costa, T. dos S., y Pena, R. da S. (2019). Tucupi-added mayonnaise: Characterization, sensorial evaluation, and rheological behavior. *CyTA - Journal of Food*, 17(1), 479–487. <https://doi.org/10.1080/19476337.2019.1607561>
- Carocho, M., Barreiro, M. F., Morales, P., y Ferreira, I. C. F. R. (2014). Adding Molecules to Food, Pros and Cons: A Review on Synthetic and Natural Food Additives. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 13(4), 377–399. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.12065>
- Chang, M. Y., y Chen, H. S. (2022). Understanding Consumers' Intentions to Purchase Clean Label Products: Evidence from Taiwan. *Nutrients* 14(18), 3684. <https://doi.org/10.3390/NU14183684>
- Chen, Y., Chen, J., Chang, C., Chen, J., Cao, F., Zhao, J., Zheng, Y., y Zhu, J. (2019). Physicochemical and functional properties of proteins extracted from three microalgal species. *Food Hydrocolloids*, 96, 510–517. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2019.05.025>
- Cho, B. H., Koyama, K., Olivares Díaz, E., y Koseki, S. (2020). Determination of “Hass” Avocado Ripeness During Storage Based on Smartphone Image and Machine Learning Model. *Food and Bioprocess Technology*, 13(9), 1579–1587. <https://doi.org/10.1007/S11947-020-02494-X/FIGURES/5>
- da Silva, S. C., Fernandes, I. P., Barros, L., Fernandes, Â., José Alves, M., Calheta, R. C., Pereira, C., Barreira, J. C. M., Manrique, Y., Colla, E., Ferreira, I. C. F. R., y Filomena Barreiro, M. (2019). Spray-dried *Spirulina platensis* as an effective ingredient to improve yogurt formulations: Testing different encapsulating solutions. *Journal of Functional Foods*, 60, 103427. <https://doi.org/10.1016/j.jff.2019.103427>

- Dickson-Spillmann, M., Siegrist, M., y Keller, C. (2011). Attitudes toward chemicals are associated with preference for natural food. *Food Quality and Preference*, 22(1), 149–156. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2010.09.001>
- Ding, S., Serra, C. A., Vandamme, T. F., Yu, W., y Anton, N. (2019). Double emulsions prepared by two-step emulsification: History, state-of-the-art and perspective. *Journal of Controlled Release*, 295, 31–49. <https://doi.org/10.1016/J.JCONREL.2018.12.037>
- do Nascimento, K. D. O., Paes, S., y Augusta, I. M. (2018). A review “Clean Labeling”: Applications of natural ingredients in bakery products. *J. Food Nutr. Res*, 6(5), 285–294.
- Donato, N. R., Queiroz, A. J. de M., Figueiredo, R. M. F. de, Feitosa, R. M., Moreira, I. dos S., y Lima, J. F. de. (2019). Production of Cookies Enriched With *Spirulina platensis* Biomass. *Journal of Agricultural Studies*, 7(4), 323–342. <https://ideas.repec.org/a/mth/jas888/v7y2019i2p323-342.html>
- Duong, L. N. K., Al-Fadhli, M., Jagtap, S., Bader, F., Martindale, W., Swainson, M., y Paoli, A. (2020). A review of robotics and autonomous systems in the food industry: From the supply chains perspective. *Trends in Food Science y Technology*, 106, 355–364. <https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2020.10.028>
- Edwards, A. (2013). Natural y Clean Label Trends June 2013. Ingredient Incorporated.
- Farjami, T., y Madadlou, A. (2019). An overview on preparation of emulsion-filled gels and emulsion particulate gels. *Trends in Food Science and Technology*, 86, 85-94. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2019.02.043>
- Fernandes, S. S., y Mellado, M. de las M. S. (2018). Development of Mayonnaise with Substitution of Oil or Egg Yolk by the Addition of Chia (*Salvia Hispânica L.*) Mucilage. *Journal of Food Science*, 83(1), 74–83. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.13984>

- Fuentes, S., Viejo, C. G., Torrico, D. D., y Dunshea, F. R. (2018). Development of a Biosensory Computer Application to Assess Physiological and Emotional Responses from Sensory Panelists. *Sensors*, 18(9), 2958. <https://doi.org/10.3390/S18092958>
- Garcia, K., Sriwattana, S., No, H. K., Corredor, J. A. H., y Prinyawiwatkul, W. (2009). Sensory Optimization of a Mayonnaise-Type Spread Made with Rice Bran Oil and Soy Protein. *Journal of Food Science*, 74(6), S248–S254. <https://doi.org/10.1111/J.1750-3841.2009.01203.X>
- Ghoush, M. A., Samhoury, M., Al-Holy, M., y Herald, T. (2008). Formulation and fuzzy modeling of emulsion stability and viscosity of a gum–protein emulsifier in a model mayonnaise system. *Journal of Food Engineering*, 84(2), 348–357. <https://doi.org/10.1016/J.JFOODENG.2007.05.025>
- Guzmán-Gerónimo, R. I., Ayala-Tirado, R. C., Mendoza-López, R., Cocotle-Ronzón, Y., Del, M., y Herrera-Meza, S. (2022). A novel mayonnaise-type dressing added with avocado pulp and oil as health ingredients processed with ultrasound. *CyTA - Journal of Food*, 20(1), 60–65. <https://doi.org/10.1080/19476337.2022.2051606>
- Haque, Md. A., Timilsena, Y. P., y Adhikari, B. (2016). Food Proteins, Structure, and Function. En *Reference Module in Food Science*. Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-08-100596-5.03057-2>
- Hiura, S., Koseki, S., y Koyama, K. (2021). Prediction of population behavior of *Listeria monocytogenes* in food using machine learning and a microbial growth and survival database. *Scientific Reports*, 11(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-90164-z>
- Indahl, U. G., Sahni, N. S., Kirkhus, B., y Næs, T. (1999). Multivariate strategies for classification based on NIR-spectra—with application to mayonnaise. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 49(1), 19–31. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(99\)00023-4](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(99)00023-4)
- Ingredient. (2014). The clean label guide in Europe.

- Jolayemi, O. S., Stranges, N., Flamminii, F., Casiraghi, E., y Alamprese, C. (2021). Influence of Free and Encapsulated Olive Leaf Phenolic Extract on the Storage Stability of Single and Double Emulsion Salad Dressings. *Food and Bioprocess Technology*, 14(1), 93–105. <https://doi.org/10.1007/S11947-020-02574-Y/FIGURES/7>
- Kakani, V., Nguyen, V. H., Kumar, B. P., Kim, H., y Pasupuleti, V. R. (2020). A critical review on computer vision and artificial intelligence in food industry. *Journal of Agriculture and Food Research*, 2, 100033. <https://doi.org/10.1016/J.JAFR.2020.100033>
- Khan, A. A., Laghari, A. A., y Awan, S. A. (2021). Machine learning in computer vision: A review. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 8(32), e4–e4.
- Kim, W., Wang, Y., y Selomulya, C. (2020). Dairy and plant proteins as natural food emulsifiers. *Trends in Food Science and Technology*, 105, 261–272. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2020.09.012>
- Koyama, K., Tanaka, M., Cho, B. H., Yoshikawa, Y., y Koseki, S. (2021). Predicting sensory evaluation of spinach freshness using machine learning model and digital images. *PLOS ONE*, 16(3), e0248769. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0248769>
- Kumar, Y., Roy, S., Devra, A., Dhiman, A., y Prabhakar, P. K. (2021). Ultrasonication of mayonnaise formulated with xanthan and guar gums: Rheological modeling, effects on optical properties and emulsion stability. *LWT*, 149, 111632. <https://doi.org/10.1016/J.LWT.2021.111632>
- Li, A., Gong, T., Hou, Y., Yang, X., y Guo, Y. (2020). Alginate-stabilized thixotropic emulsion gels and their applications in fabrication of low-fat mayonnaise alternatives. *International Journal of Biological Macromolecules*, 146, 821–831. <https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2019.10.050>
- Li, J., Wang, Y., Jin, W., Zhou, B., y Li, B. (2014). Application of micronized konjac gel for fat analogue in mayonnaise. *Food Hydrocolloids*, 35, 375–382. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2013.06.010>

- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., y Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors* 18(8), 2674. <https://doi.org/10.3390/S18082674>
- Lin, H., Zhou, G., Chen, A., Li, J., Li, M., Zhang, W., Hu, Y., y Yu, W. tao. (2021). EM-ERNet for image-based banana disease recognition. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 15(5), 4696–4710. <https://doi.org/10.1007/S11694-021-01043-0/TABLES/7>
- Lu, Y., Mao, L., Hou, Z., Miao, S., y Gao, Y. (2019). Development of Emulsion Gels for the Delivery of Functional Food Ingredients: from Structure to Functionality. En *Food Engineering Reviews*, 11(4), 245–258. <https://doi.org/10.1007/s12393-019-09194-z>
- Lupatini, A. L., Colla, L. M., Canan, C., y Colla, E. (2017). Potential application of microalga *Spirulina platensis* as a protein source. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 97(3), 724–732. <https://doi.org/10.1002/jsfa.7987>
- Lupatini Menegotto, A. L., Souza, L. E. S. de, Colla, L. M., Costa, J. A. V., Sehn, E., Bittencourt, P. R. S., Moraes Flores, É. L. de, Canan, C., y Colla, E. (2019). Investigation of techno-functional and physicochemical properties of *Spirulina platensis* protein concentrate for food enrichment. *LWT*, 114, 108267. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2019.108267>
- Maruyama, S., Streletskaia, N. A., y Lim, J. (2021). Clean label: Why this ingredient but not that one? *Food Quality and Preference*, 87, 104062. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2020.104062>
- Mavani, N. R., Ali, J. M., Othman, S., Hussain, M. A., Hashim, H., y Rahman, N. A. (2022). Application of Artificial Intelligence in Food Industry—a Guideline. *Food Engineering Reviews*, 14(1), 134–175. <https://doi.org/10.1007/s12393-021-09290-z>
- McDonagh, P. (2012). Native, modified and clean label starches in foods and beverages. En D. Baines y R. Seal (Eds.) *Natural Food Additives, Ingredients and Flavourings* (pp. 162–174). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1533/9780857095725.1.162>

- Mirzanajafi-Zanjani, M., Yousefi, M., y Ehsani, A. (2019). Challenges and approaches for production of a healthy and functional mayonnaise sauce. *Food Science & Nutrition*, 7(8), 2471–2484. <https://doi.org/10.1002/FSN3.1132>
- Ni, J., Gao, J., Li, J., Yang, H., Hao, Z., y Han, Z. (2021). E-AlexNet: quality evaluation of strawberry based on machine learning. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 15(5), 4530–4541. <https://doi.org/10.1007/S11694-021-01010-9/TABLES/7>
- Pydipati, R., Burks, T. F., y Lee, W. S. (2006). Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 52(1–2), 49–59. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2006.01.004>
- Quiles, A., Llorca, E., Moraga, G., y Hernando, I. (2022). Clean Label Foods with Reduced Fat Content. En C. M. Galanakis (Ed.) *The Age of Clean Label Foods* (pp. 103–133). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-96698-0_4
- Román, S., Sánchez-Siles, L. M., y Siegrist, M. (2017). The importance of food naturalness for consumers: Results of a systematic review. *Trends in Food Science y Technology*, 67, 44–57. <https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2017.06.010>
- Saget, S., Costa, M., Styles, D., y Williams, M. (2021). Does Circular Reuse of Chickpea Cooking Water to Produce Vegan Mayonnaise Reduce Environmental Impact Compared with Egg Mayonnaise? *Sustainability*, 13(9), 4726. <https://doi.org/10.3390/SU13094726>
- Sarker, I. H. (2021). Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(3), 1–21. <https://doi.org/10.1007/S42979-021-00592-X/FIGURES/11>
- Semba, R. D., Ramsing, R., Rahman, N., Kraemer, K., y Bloem, M. W. (2021). Legumes as a sustainable source of protein in human diets. *Global Food Security*, 28, 100520.
- Shim, S. M., Seo, S. H., Lee, Y., Moon, G. I., Kim, M. S., y Park, J. H. (2011). Consumers' knowledge and safety perceptions of food additives: Evaluation on the effectiveness of

- transmitting information on preservatives. *Food Control*, 22(7), 1054–1060. <https://doi.org/10.1016/J.FOODCONT.2011.01.001>
- Su, H. P., Lien, C. P., Lee, T. A., y Ho, J. H. (2010). Development of low-fat mayonnaise containing polysaccharide gums as functional ingredients. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 90(5), 806–812. <https://doi.org/10.1002/JSFA.3888>
- Sun, C., Liu, R., Liang, B., Wu, T., Sui, W., y Zhang, M. (2018). Microparticulated whey protein-pectin complex: A texture-controllable gel for low-fat mayonnaise. *Food Research International*, 108, 151–160. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2018.01.036>
- Suprem, A., Mahalik, N., y Kim, K. (2013). A review on application of technology systems, standards and interfaces for agriculture and food sector. *Computer Standards y Interfaces*, 35(4), 355–364. <https://doi.org/10.1016/J.CSI.2012.09.002>
- Szeliski, R. (2022). Computer vision: algorithms and applications. Springer Nature.
- Taslikh, M., Mollakhalili-Meybodi, N., Alizadeh, A. M., Mousavi, M.-M., Nayebzadeh, K., y Mortazavian, A. M. (2021). Mayonnaise main ingredients influence on its structure as an emulsion. *Journal of Food Science and Technology*, 59, 1–9. <https://doi.org/10.1007/S13197-021-05133-1>
- Teuling, E., Schrama, J. W., Gruppen, H., y Wierenga, P. A. (2019). Characterizing emulsion properties of microalgal and cyanobacterial protein isolates. *Algal Research*, 39, 101471. <https://doi.org/10.1016/j.algal.2019.101471>
- Torres-Tiji, Y., Fields, F. J., y Mayfield, S. P. (2020). Microalgae as a future food source. *Biotechnology Advances*, 41, 107536. <https://doi.org/10.1016/J.BIOTECHADV.2020.107536>
- Uribe-Wandurraga, Z. N., Martínez-Sánchez, I., Savall, C., García-Segovia, P., y Martínez-Monzó, J. (2021). Microalgae fortification of low-fat oil-in-water food emulsions: an evaluation of the physicochemical and rheological properties. *Journal of Food Science*

- and Technology*, 58(10), 3701–3711. <https://doi.org/10.1007/S13197-020-04828-1/FIGURES/5>
- Varela, P., y Fiszman, S. M. (2013). Exploring consumers' knowledge and perceptions of hydrocolloids used as food additives and ingredients. *Food Hydrocolloids*, 30(1), 477–484. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2012.07.001>
- Vieira, M. v., Oliveira, S. M., Amado, I. R., Fasolin, L. H., Vicente, A. A., Pastrana, L. M., y Fuciños, P. (2020). 3D printed functional cookies fortified with *Arthrospira platensis*: Evaluation of its antioxidant potential and physical-chemical characterization. *Food Hydrocolloids*, 107, 105893. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2020.105893>
- Wu, L., Zhang, C., Long, Y., Chen, Q., Zhang, W., y Liu, G. (2021). Food additives: From functions to analytical methods. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 62(30), 8497-8517. <https://doi.org/10.1080/10408398.2021.1929823>
- Yang, X., Gong, T., Lu, Y. hong, Li, A., Sun, L., y Guo, Y. (2020). Compatibility of sodium alginate and konjac glucomannan and their applications in fabricating low-fat mayonnaise-like emulsion gels. *Carbohydrate Polymers*, 229, 115468. <https://doi.org/10.1016/j.carbpol.2019.115468>
- Yang, X., Li, A., Yu, W., Li, X., Sun, L., Xue, J., y Guo, Y. (2020). Structuring oil-in-water emulsion by forming egg yolk/alginate complexes: Their potential application in fabricating low-fat mayonnaise-like emulsion gels and redispersible solid emulsions. *International Journal of Biological Macromolecules*, 147, 595–606.
- Yildirim, M., Sumnu, G., y Sahin, S. (2016). Rheology, particle-size distribution, and stability of low-fat mayonnaise produced via double emulsions. *Food Science and Biotechnology*, 25(6), 1613–1618. <https://doi.org/10.1007/S10068-016-0248-7>
- Zen, C. K., Tiepo, C. B. V., da Silva, R. V., Reinehr, C. O., Gutkoski, L. C., Oro, T., y Colla, L. M. (2020). Development of functional pasta with microencapsulated *Spirulina*: technological and sensorial effects. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 100(5), 2018–2026. <https://doi.org/10.1002/JSFA.10219>

Zhang, X., Lin, T., Xu, J., Luo, X., y Ying, Y. (2019). DeepSpectra: An end-to-end deep learning approach for quantitative spectral analysis. *Analytica Chimica Acta*, 1058, 48–57. <https://doi.org/10.1016/J.ACA.2019.01.002>

Artículo 1: Estudio de la percepción y aceptabilidad de los ingredientes de mayonesas en consumidores mexicanos y su preferencia global

Jorge Metri Ojeda, Milena Ramírez Rodrigues, y Diana Baigts Allende

Departamento de Ingeniería Química, Alimentos y Ambiental, Universidad de las Américas Puebla (UDLAP), San Andrés Cholula, Puebla, México.

* diana.baigts@udlap.mx

Resumen

Introducción: Debido al interés por el cuidado de la salud a través de la dieta, se ha incrementado la reformulación de productos para reducir su contenido de grasa. Un producto reconocido por su alto contenido de grasa (75 %) es la mayonesa; la reducción de grasa requiere el uso de diferentes aditivos que suelen ser percibidos como dañinos y son poco aceptados por el consumidor. Los objetivos de esta investigación fueron estudiar la percepción y la aceptabilidad de los ingredientes utilizados en mayonesas, así como la preferencia de dichos productos.

Metodología: Se diseñó y aplicó una encuesta a 303 consumidores de mayonesa para determinar sus preferencias en productos tradicionales y reducidos en grasa. Para determinar la percepción y aceptabilidad (en escala de 1 – 5) de los ingredientes, se llevaron a cabo grupos de enfoque integrados por 12 participantes.

Resultados: La tendencia de elección de mayonesas fue con base en su contenido nutrimental (en mujeres) y en una marca comercial específica (en hombres) ($p < 0.05$). El bajo aporte de grasa y el uso de ingredientes de fuentes naturales se percibieron como características saludables del producto (64 % y 27 % del total de participantes, respectivamente). Los participantes entre 18 – 29 años mostraron un mayor interés en la suplementación con probióticos, mientras que las personas de 51 – 60 años prefirieron productos con ingredientes de fuentes naturales ($p < 0.05$). Los ingredientes con nombres conocidos como la yema de huevo, vinagre, jugo de limón, especias y mostaza mostraron calificaciones altas de aceptabilidad (>4 de aceptabilidad).

Conclusiones: Las mayonesas con bajo contenido en grasa son las más demandadas en el mercado. Sin embargo, existe interés en mayonesas que contengan ingredientes de origen natural o suplementadas con probióticos. La percepción y la aceptabilidad de los ingredientes están positivamente influenciados por su naturaleza (nombres simples) y origen (de fuentes naturales).

Palabras clave: Conducta Alimentaria; Ingredientes Alimentarios; Condimentos; Aditivos Alimentarios; Alimentos Formulados

Introducción

Actualmente, la demanda de los consumidores se enfoca en la prevención de enfermedades y en mejorar su salud a través de la dieta. Esta postura ha propiciado el incremento en el desarrollo de productos alimentarios saludables, tales como los alimentos orgánicos o los ingredientes de origen naturales (alimentos naturales) (Asioli *et al.*, 2017). Esto ha creado un incremento en la popularidad de estos productos (Granato *et al.*, 2017) y se ha predicho que el valor total de estos mercados puede alcanzar hasta 47 mil millones de dólares en los próximos años (Park y Kim, 2020). Desde esta perspectiva, el potencial económico en la innovación en estas áreas puede considerarse como un nicho de oportunidad en la industria alimentaria.

Para la elaboración de nuevas fórmulas alimentarias de este tipo de productos, los expertos en alimentos han hecho énfasis en estudiar fuentes potenciales de compuestos funcionales como los antioxidantes, hidrocoloides, probióticos y fibra soluble (prebióticos) (Granato *et al.*, 2020). Sin embargo, para que estos productos tengan éxito, es crucial entender las preferencias de los consumidores, especialmente aquellas relacionadas con los atributos sensoriales, ingredientes y aditivos usados en los productos (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019; Maruyama *et al.*, 2021).

La mayonesa es uno de los aderezos más conocidos y utilizado en un gran número de platillos como ensaladas, sándwiches, hamburguesas, entre otros (Saget *et al.*, 2021). La formulación convencional de la mayonesa consiste en aceite (hasta un 75 % del producto), vinagre o jugo de limón como acidulante, yema de huevo como emulsionante, y saborizantes como el azúcar, sal y pimienta. Aunque este producto es consumido por la mayoría de las personas, la preocupación de los consumidores acerca del impacto negativo hacia la salud por el consumo excesivo de grasas ha incrementado, provocando la elaboración de mayonesas reducidas en grasa (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019; Taslikh *et al.*, 2021).

Las mayonesas reducidas en grasa tienen algunas desventajas sensoriales como las modificaciones en la textura, la sensación en la boca, la lubricidad, y el sabor (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019). Por ello, se usan diferentes aditivos como emulsionantes (yema de huevo, lecitina y almidones modificados), agentes espesantes (goma guar, goma xantana y

celulosa), y otros aditivos que son necesarios para obtener los atributos sensoriales deseados y una buena estabilidad física (Taslikh *et al.*, 2021). Los ingredientes alternativos principales para la elaboración de mayonesas reducidas en grasa son biopolímeros como polisacáridos no digeribles (pectina, alginato de sodio, glucomananos, mucílagos y almidones) y proteínas, principalmente de suero de leche en concentrado, aislado, o microparticulado (Aghdaei *et al.*, 2014; Alvarez-Sabatel *et al.*, 2018; Bajaj *et al.*, 2019; Chang *et al.*, 2017; Heggset *et al.*, 2020; Sun *et al.*, 2018; Zaouadi *et al.*, 2014). Sin embargo, la naturaleza y la función de los ingredientes en el producto es determinante para la aceptabilidad por parte de los consumidores (Siegrist y Sütterlin, 2017).

El objetivo de este trabajo fue estudiar la perspectiva de los consumidores de mayonesas en México acerca de sus preferencias, así como la percepción y la aceptabilidad de los ingredientes usados en estos productos.

Métodos

La metodología de este trabajo se dividió en dos secciones: la primera parte se enfocó en el estudio de las preferencias de los consumidores utilizando una encuesta estructurada. En la segunda sección, se estudiaron la percepción y la aceptabilidad de diferentes ingredientes usados en mayonesas regulares y reducidas en grasa a través de grupos de enfoque.

Reclutamiento de participantes

La selección de los participantes en la encuesta de preferencias en mayonesas se realizó por conveniencia siguiendo los siguientes criterios de inclusión: mayor de 18 años, ser un consumidor de mayonesa, y ser de nacionalidad mexicana.

En el caso de los grupos de enfoque, el reclutamiento de los participantes se realizó a través de un cuestionario de elegibilidad elaborado en *Google Forms* (formularios de Google). Este cuestionario fue compartido en redes sociales como Twitter y Facebook para el reclutamiento de posibles participantes. Los criterios de inclusión incluyeron la edad (entre 18 y 65 años), ser un consumidor de mayonesas, no estar relacionado con la industria de alimentos, gastronomía o ciencias culinarias, nutrición o ciencias médicas, y disposición para

atender a las entrevistas (grupos de enfoque). Todos los participantes firmaron el documento de consentimiento informado antes de comenzar las entrevistas.

Estructura de las encuestas

Las encuestas tuvieron un total de tres secciones (Material suplementario 1); la primera sección del cuestionario se centró en la recopilación de información general de los participantes. Las secciones 2 y 3 recopilaron información acerca de la frecuencia de consumo, preferencias en los productos, y las preferencias para nuevos productos de mayonesas reducidas en grasa (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019). La encuesta se desarrolló en *Google Forms* y se distribuyeron en redes sociales (Twitter y Facebook).

Estructura de los grupos de enfoque

Las entrevistas de los grupos de enfoque se dividieron en tres secciones. La sección 1 corresponde al conocimiento general de los productos de mayonesas. La sección 2 se enfocó en la percepción de aditivos sintéticos y naturales. Finalmente, la tercera sección se planeó para obtener información de la aceptabilidad de los aditivos utilizados en estos productos por parte de los consumidores. Los ingredientes más reportados en mayonesas (regulares y reducidas en grasa) fueron compilados de productos comerciales (las marcas de los productos no fueron mostradas) y de artículos científicos (Aghdaei *et al.*, 2014; Alvarez-Sabatel *et al.*, 2018; Bajaj *et al.*, 2019; Chang *et al.*, 2017; Heggset *et al.*, 2020; Sun *et al.*, 2018; Zaouadi *et al.*, 2014). Se les pidió a los participantes clasificar los ingredientes de acuerdo con el grado de naturalidad percibida (de 0 – 100 %, donde 100 % es completamente natural), que tan saludable es el ingrediente (1 = menos saludable – 5 = muy saludable) y el grado de aceptabilidad (1 = no aceptable– 5 = completamente aceptable). Las sesiones se llevaron a cabo vía *Zoom meetings* con una duración de 45 min y fueron grabadas para su transcripción (Maruyama *et al.*, 2021; Roascio-Albistur *et al.*, 2019).

Aprobación por el comité de ética

El Comité de Investigación y Ética del Departamento de Ciencias de la Salud de la Universidad de las Américas Puebla aprobó el protocolo para llevar a cabo las encuestas y los grupos de enfoque de este trabajo el día 4 de mayo de 2021 (documento número P-001).

Análisis estadístico

Los resultados de la encuesta se analizaron calculando los porcentajes de las respuestas para cada pregunta. Posteriormente, se utilizó la prueba de independencia de Chi cuadrado ($\alpha = 0.05$) para determinar asociaciones entre los datos de la sección 2 y 3 (excluyendo la frecuencia de consumo) con la edad y el género de los participantes. Los datos de la clasificación de los ingredientes fueron analizados usando ANOVA de una vía ($\alpha = 0.05$). Finalmente, se aplicó una prueba de comparación múltiple de Tukey ($\alpha = 0.05$) para determinar diferencia estadística entre las calificaciones de los ingredientes. El análisis estadístico se realizó en Microsoft Excel 365 con el Paquete “Real Statistics Resource Pack” (Zaiontz, 2020). Los materiales gráficos se realizaron con Matplotlib (v. 3.4.2) en Python 3.8.1 usando el entorno de desarrollo Spyder 5.1 en Anaconda Navigator para Windows (v. 2.0.4).

Resultados

Preferencias de los consumidores

El total de personas que participaron en la selección de este estudio fue de 343; 40 de ellos fueron excluidos por no ser consumidores usuales del producto (mayonesas). Por lo tanto, el tamaño final de la muestra fue de 303 participantes: 184 mujeres (60.5 %) y 119 hombres (39.5 %). La distribución del rango de edades de los participantes fue como se detalla a continuación: 48.7 % de 18 – 29 años, 20.7 % de 30 – 40 años, 14.5 % de 41 – 50 años, 11.8 % de 51 – 60 años y 4.27 % con más de 60 años. El resumen de los resultados obtenidos en las encuestas y los resultados obtenidos de la prueba de Chi cuadrado se muestran en la Figura 3 y la Tabla 4, respectivamente.

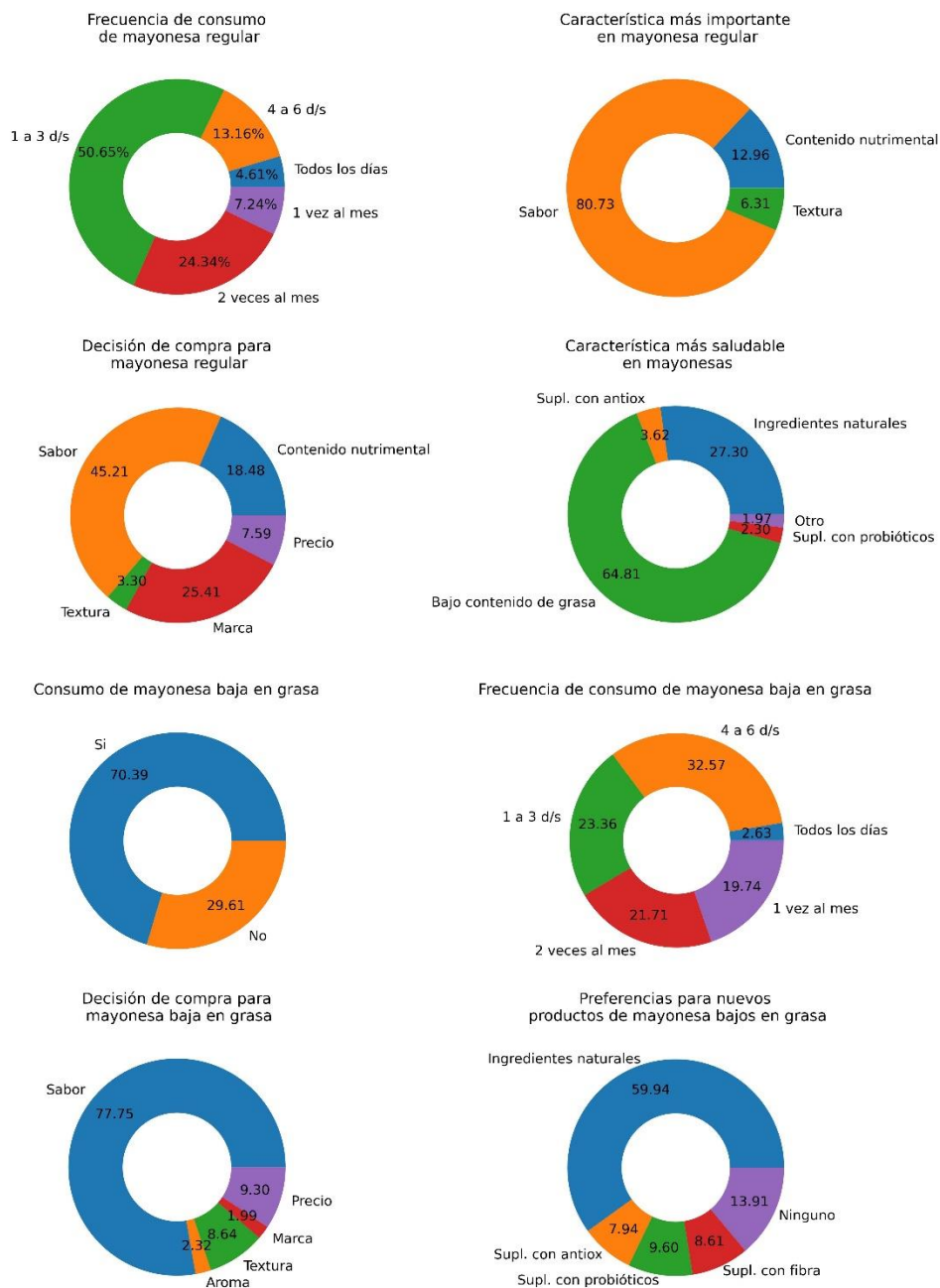


Figura 3. Resumen de los resultados obtenidos de las encuestas de preferencias y consumo.

Tabla 4. Resultados de la prueba de independencia de Chi cuadrado

Parámetro	Género	Rango de edad					
		X ²	Valor p	Cramér's V	X ²	Valor p	Cramér's V
Característica más importante en mayonesas regulares	más	7.84	0.049*	0.16	14.87	0.248	0.12
Decisión de compra en mayonesas regulares	en	15.81	0.003*	0.22	20.78	0.186	0.13
Característica más importante en mayonesas reducidas en grasa	más	3.57	0.311	0.10	5.76	0.927	0.08
Decisión de compra en mayonesas reducidas en grasa	en	3.87	0.422	0.11	13.62	0.626	0.10
Preferencias de los consumidores para nuevos productos reducidos en grasa	de	4.06	0.397	0.11	28.53	0.027*	0.15

Las residencias mexicanas registradas en las encuestas fueron: Yucatán (n = 141), Puebla (n = 47), Quintana Roo (n = 22), Ciudad de México (n = 19), Campeche (n = 14), Oaxaca (n = 12), Estado de México (n = 10), Veracruz (n = 9), Guadalajara (n = 7), Baja California Sur (n = 4), Morelos (n = 2), Zacatecas (n = 2), Monterrey (n = 2), Chiapas (n = 2), Hidalgo (n = 1), Querétaro (n = 1), Colima (n = 1), Tabasco (n = 1), Tamaulipas (n = 1), Tlaxcala (n = 1), San Luis Potosí (n = 1), y Aguascalientes (n = 1).

Con respecto a la mayonesa regular, las características más importantes fueron el sabor (79 %) y el contenido nutrimental (12.9 %). Para la decisión de compra, la prueba de Chi cuadrado demostró que las mujeres seleccionan la mayonesa regular basándose en el contenido nutrimental del producto, mientras que los hombres tienden a comprar una marca específica ($p < 0.05$). Al igual que en la mayonesa regular, el sabor fue la característica más importante (74 %) en las mayonesas reducidas en grasa.

Se determinó que un bajo contenido de grasa y los ingredientes obtenidos de fuentes naturales en las formulaciones (64 y 27 %, respectivamente) son percibidas como características saludables en mayonesas (regulares y reducidas en grasa). Además, para

nuevos productos de mayonesas reducidas en grasa, la formulación más demandada fue una combinación de bajo contenido de grasa con ingredientes de origen natural (59 %), especialmente para personas entre 51 – 60 años ($p < 0.05$), mientras que los participantes jóvenes (18 – 29 años) demostraron más interés en la suplementación con probióticos ($p < 0.05$).

Grupos de enfoque: percepción de ingredientes

Treinta y nueve personas formaron parte del reclutamiento; quince de ellas no cumplieron con los criterios de inclusión. Por lo tanto, solamente 12 participantes fueron incluidos en el estudio (los otros 12 participantes no atendieron a las reuniones agendadas). Se formaron tres grupos de cuatro participantes ($n = 12$) y se categorizaron por edades (grupo 1: 18 – 29 años; grupo 2: 30 – 49 años; grupo 3: 50 – 65 años).

Se observó que la población tiene poco conocimiento acerca del contenido nutrimental de las mayonesas (especialmente por el contenido de grasa). Los usos más comunes de la mayonesa entre los participantes fueron en ensaladas, sándwiches, pescado y pollo empanizados, elotes (maíz hervido), hot dogs, hamburguesas, ensaladas de atún, y Nuggets.

Los participantes de 18 – 29 años mostraron una predominante preferencia (disposición a consumir) ingredientes de fuentes naturales (ingredientes naturales) porque asocian a estos últimos con efectos positivos en la salud (prevención de enfermedades). Por otro lado, las personas de 50 – 65 años expresaron que no tenían problemas con el uso de ingredientes sintéticos. En contraparte, ellos asociaron los ingredientes naturales con productos con poco sabor y de una vida útil corta (susceptibles al deterioro). Sin embargo, mencionaron que todo lo que proviene de una fuente natural puede ser potencialmente saludable para los humanos.

Los resultados de la percepción “natural” de los ingredientes se muestran en la Figura 4. La yema de huevo, el jugo de limón, la sal y el azúcar fueron los ingredientes percibidos como más naturales (100 %), seguido de las especias, ácido cítrico, vinagre, aislado de suero de leche y mostaza (70 – 90 %). Por otro lado, los ácidos orgánicos (ácido sórbico y ácido láctico), los emulsionantes, agentes espesantes, conservadores y saborizantes fueron percibidos mayormente como ingredientes sintéticos.

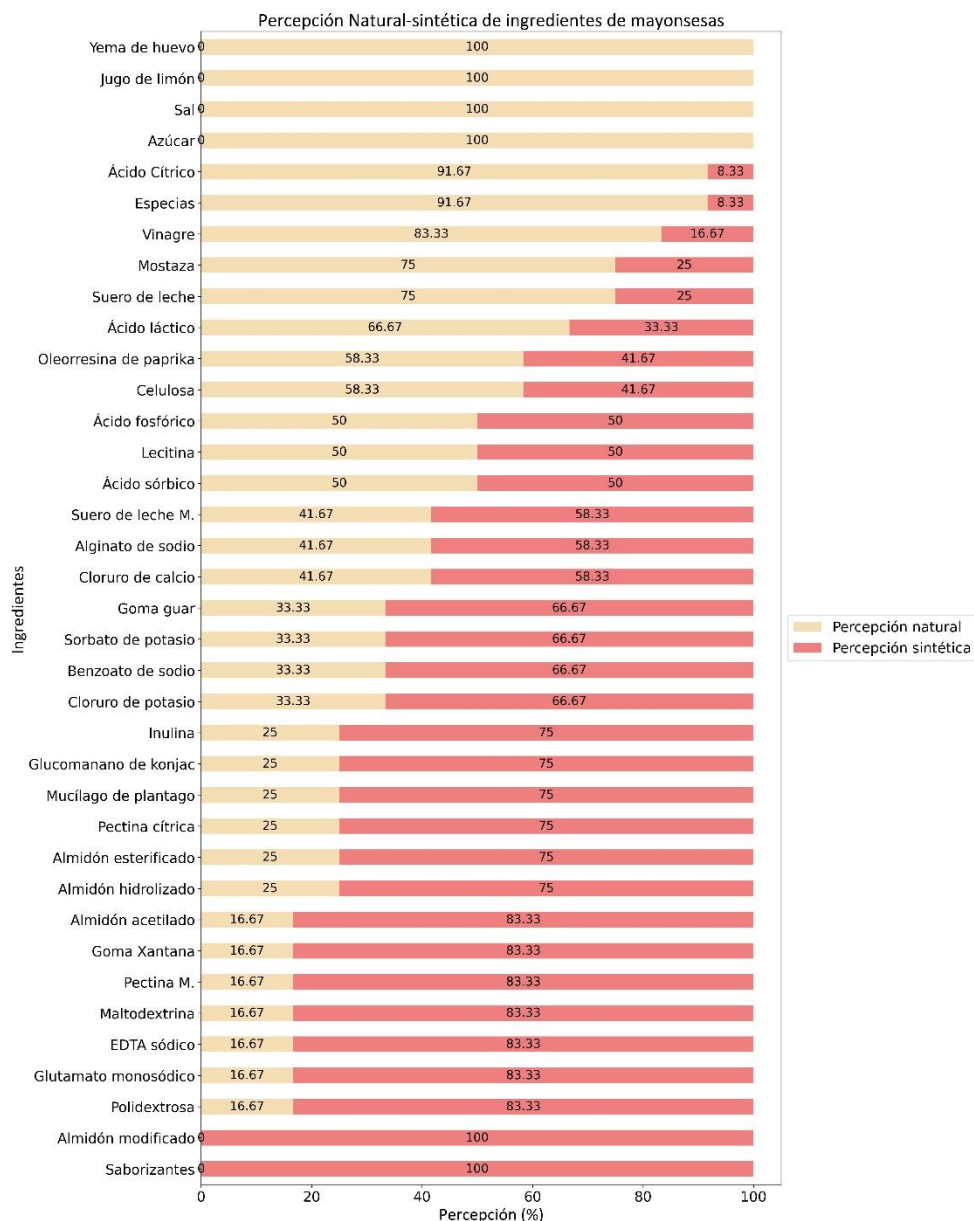


Figura 4. Percepción del grado de natural o sintético de los aditivos utilizados en mayonesas. Suero de leche M. = proteína de suero de leche microparticulada. Pectina M. = pectina microparticulada.

No se encontró diferencia significativa ($p > 0.05$) entre la naturaleza de los emulsificantes y la salubridad percibida (Figura 5). Sin embargo, la calificación fue más alta para la lecitina, la yema de huevo y el suero de leche (3 – 3.8) que en el resto de los emulsionantes. El jugo de limón obtuvo calificaciones significativamente mayores ($p < 0.05$) que el ácido fosfórico y el ácido láctico. Los saborizantes no demostraron diferencia significativa entre ellos ($p > 0.05$), pero las calificaciones más altas fueron para las especias (4.2), mostaza (3.5) y la sal

(3.1). Se encontró una percepción no saludable (~ 2.5 de calificación) para los conservadores (EDTA, sorbato de potasio y benzoato de sodio) y los agentes espesantes (2.58 – 3.33).

De acuerdo con las calificaciones de aceptabilidad (Figura 6), los resultados indicaron que la yema de huevo fue el emulsionante más aceptado ($p < 0.05$), seguido de las proteínas de suero de leche y la lecitina, los cuales demostraron calificaciones ligeramente mayores que los almidones modificados ($p > 0.05$). La aceptabilidad del jugo de limón y del vinagre fue significativamente mayor ($p < 0.05$) que la del ácido fosfórico. En cuanto a los saborizantes, la sal, las especias y la mostaza tuvieron una aceptabilidad significativamente más alta ($p < 0.05$) que la del cloruro de potasio, paprika y glutamato monosódico. A pesar de la baja salubridad percibida en los conservadores, su aceptabilidad general fue buena (3.1 – 3.25). Los agentes espesantes más aceptados fueron la celulosa y la goma guar (>3.25 de aceptabilidad) en comparación con los otros ingredientes de esta categoría; sin embargo, no hubo diferencia significativa ($p > 0.05$).

En general, los participantes reportaron que tienen un conocimiento limitado con respecto a los nombres y funciones de los ingredientes utilizados en los productos. Adicionalmente, todos los participantes demostraron interés en aprender acerca de las propiedades de los ingredientes, así mismo, se mencionó que toda esa información debería estar en la parte frontal de los empaques.

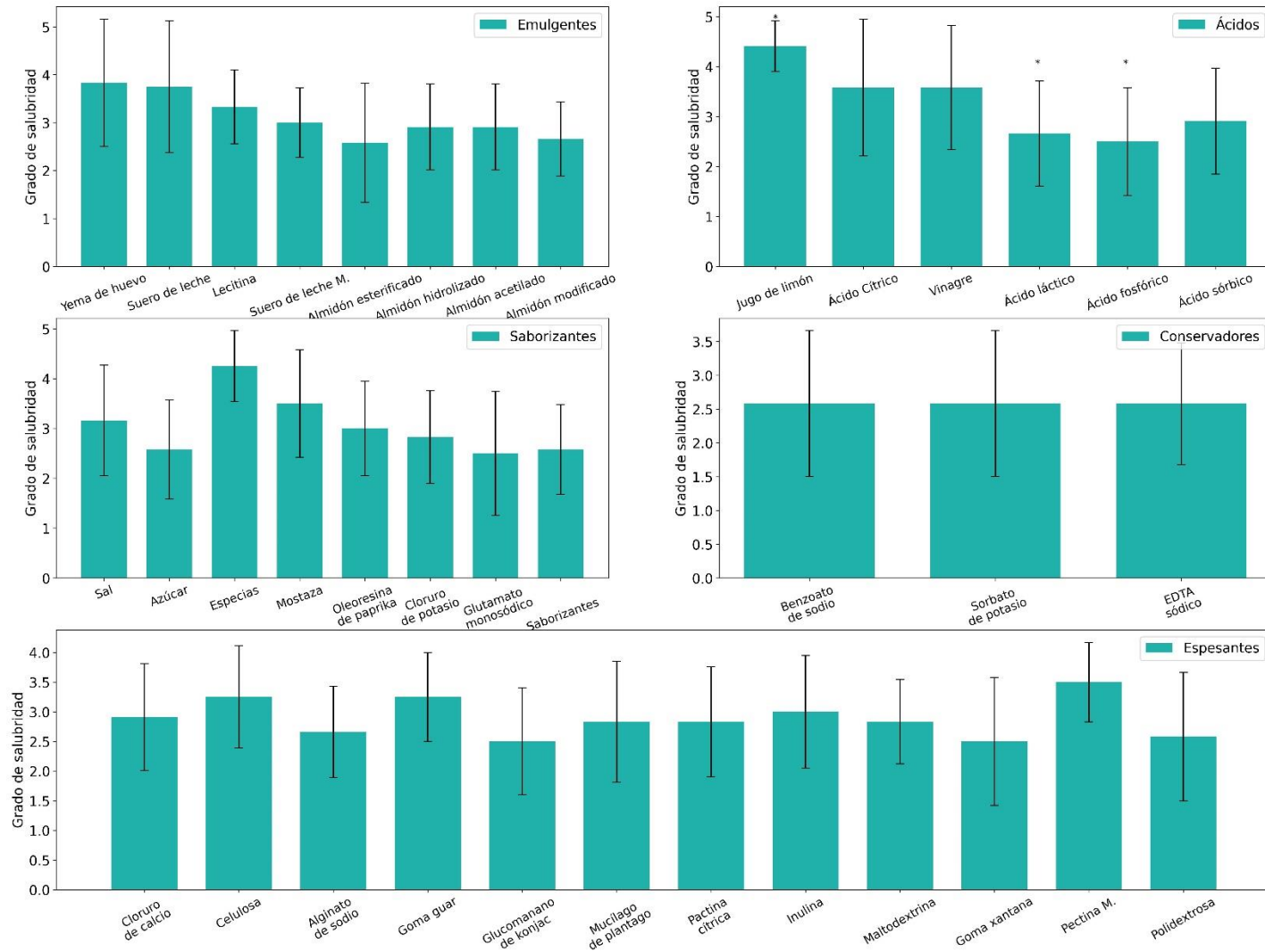


Figura 5. Salubridad percibida por los consumidores en diferentes ingredientes utilizados en mayonesas.

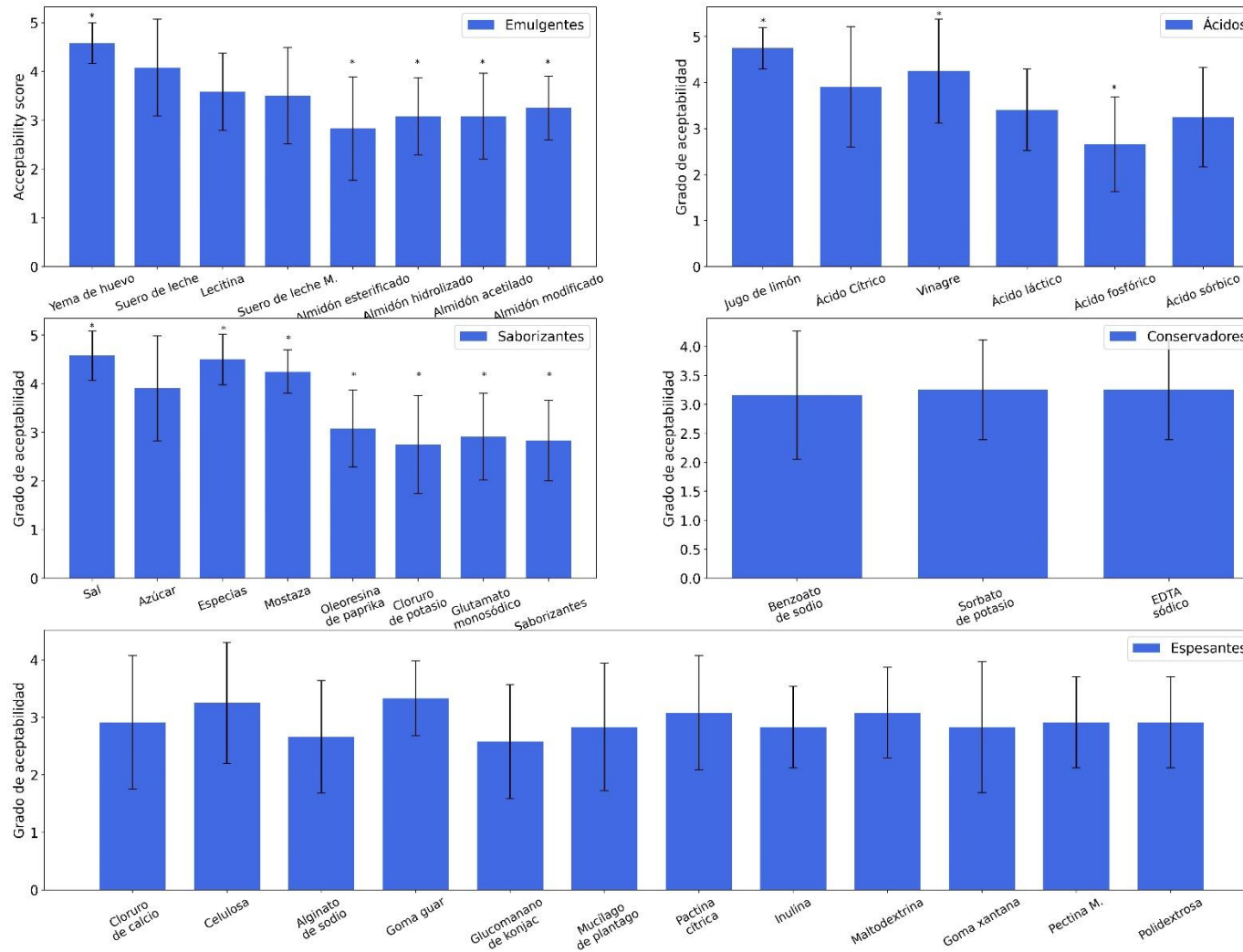


Figura 6. Aceptabilidad por los consumidores en diferentes ingredientes utilizados en mayonesas.

Discusión

Los principales hallazgos del presente estudio demostraron que las mayonesas reducidas en grasa siguen en demanda en el mercado. Además, hay un interés en formulaciones con ingredientes naturales o suplementadas con bacterias probióticas. Sin embargo, la aceptabilidad de los ingredientes entre los consumidores estuvo influenciada por la percepción saludable determinada por la naturaleza de los ingredientes (naturales o sintéticos).

En la actualidad, existe un incremento en la popularidad de productos alimentarios adicionados con probióticos (especialmente en las redes sociales) debido a sus funciones promotoras de la salud; por ejemplo, su papel en la prevención del cáncer de colon (Behera y Panda, 2020). Esto podría explicar las preferencias de los participantes jóvenes (18 – 29 años) por este tipo de productos.

Por el momento, algunos de los probióticos reportados en aderezos de mayonesas son *Lactobacillus acidophilus*, *L. casei*, *Bifidobacterium bifidum* y *B. infantis* (Bigdelian y Razavi, 2014; Fahimdanesh *et al.*, 2013; Khalil y Mansour, 1998). Las cepas mencionadas anteriormente están presentes en productos lácteos; estas son conocidas por sus propiedades benéficas en el sistema gastrointestinal, como promover el equilibrio en la microbiota intestinal, reducir los problemas de estreñimiento y proveer protección ante algunos microorganismos patógenos (*p.e.*: *Salmonella* spp) (Roobab *et al.*, 2020).

Por otra parte, de acuerdo con la perspectiva de la población de 51- 60 años, su preferencia por los ingredientes naturales puede deberse por la preocupación de prevenir enfermedades crónicas a través de los alimentos. Especialmente porque este tipo de enfermedades, como la obesidad, hipertensión arterial, diabetes, entre otras, han incrementado en México y están íntimamente relacionadas con la dieta (Asioli *et al.*, 2017).

En el caso de la percepción de los ingredientes, las percepciones entre naturales y sintéticos fueron similares a los resultados reportados en yogurts (Maruyama *et al.*, 2021). Sin embargo, en dicho estudio, los nombres familiares como la caña de azúcar, jugos vegetales, y colorantes naturales (carmín) fueron reconocidos como más naturales

(percepción natural = 8 en una escala de 1 a 10) comparado con los agentes espesantes (percepción natural = 4 – 6), conservadores (percepción natural = 4), y colorantes artificiales (percepción natural = 2).

La percepción de que tan natural es un ingrediente no siempre determina la salubridad percibida hacia el mismo. Por ejemplo, en el presente estudio, algunos ingredientes naturales evaluados por los participantes como la yema de huevo, el azúcar y la sal, demostraron una calificación media en el grado de salubridad percibida (2.5 – 3.5). Estos resultados pueden deberse a la asociación de estos ingredientes con el riesgo de padecer enfermedades cardiovasculares (por el colesterol o la yema de huevo), el sobrepeso o la diabetes en el caso de la azúcar, y la hipertensión arterial (causada por la sal o cloruro de sodio) (Granato *et al.*, 2017, 2020; Park y Kim, 2020).

En el caso de la percepción poco saludable de los agentes espesantes observado en nuestro trabajo, esto coincide con un estudio previo del que tan saludable se perciben diferentes hidrocoloides (Varela y Fiszman, 2013). Los compuestos estudiados por Varela y Fiszman (2013) incluyeron almidón de maíz, gelatina, agar-agar, pectina, alginato de sodio, almidones modificados (de tapioca, papa, y maíz), goma guar, entre otros. Todos ellos fueron calificados de 0 – 9 (donde 0 era no saludable y 9 era muy saludable). Se encontró que la percepción de salubridad fue menor cuando el nombre de los aditivos era largo, difícil de pronunciar, poco familiar, o no era entendible. Por ejemplo, el fosfato de hidroxipropil dialmidón, la carboximetilcelulosa, y los almidones modificados tuvieron calificaciones < 4. Sin embargo, la percepción de salubridad incrementó para los ingredientes con un origen específico (almidón modificado de papa = 4) o para ingredientes familiares como la gelatina, el agar-agar, pectina, y almidón de maíz (calificación de 4.5 – 5.5).

En nuestro caso, la buena aceptabilidad observada para la yema de huevo, el jugo de limón, proteína de suero de leche, vinagre, sal, especias, mostaza, y azúcar, puede estar relacionada a dos factores. Uno de ellos es la correlación entre la percepción natural y la aceptabilidad de los ingredientes ($r^2 = 0.55 - 0.69$) (Maruyama *et al.*, 2021); y el otro, la familiaridad de los nombres de los ingredientes y los productos alimentarios hechos de manera casera (como el suero de leche) (Aschemann-Witzel *et al.*, 2019; Maruyama *et al.*, 2021).

Debido a la excelente aceptabilidad de los ingredientes naturales, se podría sugerir que las etiquetas de mayonesas deberían enfatizar el origen de los ingredientes, por ejemplo, mencionar la fuente de los agentes espesantes, emulsionantes o pigmentos (raíces, vegetales, semillas, cereales, entre otros). Por otra parte, en el caso de los conservadores, presentan un reto porque la mayoría de estos compuestos son sintéticos. Sin embargo, las personas que participaron en este estudio demostraron estar conscientes del papel crucial de estos compuestos para prevenir la contaminación. Por lo tanto, esto podría abrir una oportunidad para priorizar compuestos naturales con actividad antimicrobiana como la mostaza, aceites esenciales, bacteriocinas (péptidos antimicrobianos), compuestos fenólicos, entre otros (Maruyama *et al.*, 2021; Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019).

Limitaciones y fortalezas

Este estudio presenta algunas limitaciones; por ejemplo, el tamaño de la muestra en las encuestas y los grupos de enfoque fue pequeño; por lo tanto, las calificaciones de la percepción de los ingredientes tuvieron una desviación estándar alta. Sin embargo, esto podría ser utilizado como referencia para siguientes estudios con un tamaño de muestra más grande, así como incentivar más estudios enfocados en las percepciones del consumidor.

A pesar de dichas limitaciones, los resultados obtenidos podrían ser de ayuda para los productos, start-ups, diseñadores de productos, y estudios de marketing que estén relacionados con aderezos de ensalada o mayonesas reducidas en grasa. Además, la perspectiva de incluir la declaración de información de los ingredientes en las etiquetas podría ser una posible estrategia para el éxito del producto, siendo útil no solo en mayonesas reducidas en grasa, sino en cualquier otro producto que contenga diferentes tipos de aditivos.

Conclusión

La mayonesa reducida en grasa sigue siendo una de las formulaciones más demandadas porque es considerada más saludable que el producto regular. Este hecho confirma que las innovaciones en las formulaciones de mayonesa reducida en grasa siguen siendo importantes. Además, algunas de las posibles formulaciones para nuevas mayonesas reducidas en grasa son el uso de ingredientes de fuentes naturales y/o suplementadas con probióticos, las cuales podrían ser dirigidas a la población joven o a personas entre 51 – 59 años. El conocimiento

limitado de la población acerca de los ingredientes podría ser atendida en futuras investigaciones creando comunicaciones científicas (divulgación científica) o contenido educativo, con un rango de ingredientes y productos alimentarios más amplio.

Contribución de los autores

J.M diseñó y conceptualizó el estudio, reclutó participantes, aplicó las encuestas y grupos de enfoque, analizó los datos, y redactó el draft del manuscrito. D.B conceptualizó el estudio, redactó el draft del manuscrito y corrigió el manuscrito final. M.R participó en la redacción y corrección del manuscrito.

Financiamiento

Este estudio se financió por el proyecto FOINS 4950 del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) y las becas para el estudiante Jorge Metri fueron otorgadas por el CONACyT y la Universidad de las Américas Puebla (UDLAP).

Conflictos de interés

Los autores declaran que no existe ningún conflicto de interés y están de acuerdo con la versión final del manuscrito.

Material suplementario

Tabla S 1. Material suplementario: estructura de la encuesta y preguntas.

	Pregunta
Sección 1	Género Edad Residencia
Sección 2 (mayonesas regulares)	¿Cuál es tu frecuencia de consumo de mayonesas? ¿Cuál es la característica más importante de una mayonesa? ¿Cuál es la característica por la que decides comprar una mayonesa? ¿Cuál es la característica que hace más saludable a una mayonesa?
Sección 3 (mayonesas reducidas en grasa)	¿Cuál es tu frecuencia de consumo de mayonesa reducida en grasa? ¿Cuál es la característica más importante de una mayonesa reducida en grasa? ¿Cuál es la característica por la que decides comprar una mayonesa reducida en grasa? ¿Qué te gustaría ver en nuevos productos de mayonesa reducida en grasa? (Preferencias para nuevas formulaciones de mayonesa reducida en grasa)

Referencias

- Aghdaei, S. S. A., Aalami, M., Geefan, S. B., y Ranjbar, A. (2014). Application of Isfarzeh seed (*Plantago ovate* L.) mucilage as a fat mimetic in mayonnaise. *Journal of Food Science and Technology*, 51(10), 2748–2754.
- Alvarez-Sabatel, S., Martínez de Marañón, I., y Arboleya, J. C. (2018). Impact of oil and inulin content on the stability and rheological properties of mayonnaise-like emulsions processed by rotor-stator homogenisation or high pressure homogenisation (HPH). *Innovative Food Science y Emerging Technologies*, 48, 195–203. <https://doi.org/10.1016/J.IFSET.2018.06.014>
- Aschemann-Witzel, J., Varela, P., y Peschel, A. O. (2019). Consumers' categorization of food ingredients: Do consumers perceive them as 'clean label' producers expect? An exploration with projective mapping. *Food Quality and Preference*, 71, 117–128. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2018.06.003>
- Asioli, D., Aschemann-Witzel, J., Caputo, V., Vecchio, R., Annunziata, A., Næs, T., y Varela, P. (2017). Making sense of the “clean label” trends: A review of consumer food choice behavior and discussion of industry implications. *Food Research International*, 99, 58–71. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2017.07.022>
- Bajaj, R., Singh, N., y Kaur, A. (2019). Properties of octenyl succinic anhydride (OSA) modified starches and their application in low fat mayonnaise. *International Journal of Biological Macromolecules*, 131, 147–157. <https://doi.org/10.1016/J.IJBIOMAC.2019.03.054>
- Behera, S. S., y Panda, S. K. (2020). Ethnic and industrial probiotic foods and beverages: efficacy and acceptance. *Current Opinion in Food Science*, 32, 29–36. <https://doi.org/10.1016/J.COFS.2020.01.006>
- Bigdelian, E., y Razavi, S. H. (2014). Evaluation of survival rate and physicochemical properties of encapsulated bacteria in alginate and resistant starch in mayonnaise sauce. *Journal of Bioprocessing y Biotechniques*, 4(5), 1.

- Chang, C., Li, J., Li, X., Wang, C., Zhou, B., Su, Y., y Yang, Y. (2017). Effect of protein microparticle and pectin on properties of light mayonnaise. *LWT - Food Science and Technology*, 82, 8–14. <https://doi.org/10.1016/J.LWT.2017.04.013>
- Fahimdanesh, M., Mohammadi, N., Ahari, H., Zanjani, M. A., Hargalani, F. Z., y Behrouznasab, K. (2013). Effect of microencapsulation plus resistant starch on survival of *Lactobacillus casei* and *Bifidobacterium bifidum* in mayonnaise sauce. *African Journal of Microbiology Research*, 6(40), 6853–6858.
- Granato, D., Barba, F. J., Kovačević, D. B., Lorenzo, J. M., Cruz, A. G., y Putnik, P. (2020). Functional Foods: Product Development, Technological Trends, Efficacy Testing, and Safety. *Annual Review of Food Science and Technology*, 11, 93–118. <https://doi.org/10.1146/ANNUREV-FOOD-032519-051708>
- Granato, D., Nunes, D. S., y Barba, F. J. (2017). An integrated strategy between food chemistry, biology, nutrition, pharmacology, and statistics in the development of functional foods: A proposal. *Trends in Food Science and Technology*, 62, 13–22. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2016.12.010>
- Heggset, E. B., Aaen, R., Veslum, T., Henriksson, M., Simon, S., y Syverud, K. (2020). Cellulose nanofibrils as rheology modifier in mayonnaise – A pilot scale demonstration. *Food Hydrocolloids*, 108, 106084. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2020.106084>
- Khalil, A., y Mansour, E. H. (1998). Alginate encapsulated bifidobacteria survival in mayonnaise. *Journal of Food Science*, 63(4), 702–705.
- Maruyama, S., Streletskaia, N. A., y Lim, J. (2021). Clean label: Why this ingredient but not that one? *Food Quality and Preference*, 87, 104062. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2020.104062>
- Mirzanajafi-Zanjani, M., Yousefi, M., y Ehsani, A. (2019). Challenges and approaches for production of a healthy and functional mayonnaise sauce. *Food Science & Nutrition*, 7(8), 2471–2484. <https://doi.org/10.1002/FSN3.1132>

- Park, S., y Kim, Y.-R. (2020). Clean label starch: production, physicochemical characteristics, and industrial applications. *Food Science and Biotechnology*, 30(1), 1–17. <https://doi.org/10.1007/S10068-020-00834-3>
- Roascio-Albistur, A., Gámbaro, A., y Ivankovich, C. (2019). Consumers' perception of olive oil-based dressings evaluated by complementary techniques: Focus group and word association. *International Journal of Gastronomy and Food Science*, 18, 100176. <https://doi.org/10.1016/J.IJGFS.2019.100176>
- Roobab, U., Batool, Z., Manzoor, M. F., Shabbir, M. A., Khan, M. R., y Aadil, R. M. (2020). Sources, formulations, advanced delivery and health benefits of probiotics. *Current Opinion in Food Science*, 32, 17–28.
- Saget, S., Costa, M., Styles, D., y Williams, M. (2021). Does Circular Reuse of Chickpea Cooking Water to Produce Vegan Mayonnaise Reduce Environmental Impact Compared with Egg Mayonnaise? *Sustainability*, 13(9), 4726. <https://doi.org/10.3390/SU13094726>
- Siegrist, M., y Sütterlin, B. (2017). Importance of perceived naturalness for acceptance of food additives and cultured meat. *Appetite*, 113, 320–326. <https://doi.org/10.1016/J.APPET.2017.03.019>
- Sun, C., Liu, R., Liang, B., Wu, T., Sui, W., y Zhang, M. (2018). Microparticulated whey protein-pectin complex: A texture-controllable gel for low-fat mayonnaise. *Food Research International*, 108, 151–160. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2018.01.036>
- Taslikh, M., Mollakhalili-Meybodi, N., Alizadeh, A. M., Mousavi, M.-M., Nayebzadeh, K., y Mortazavian, A. M. (2021). Mayonnaise main ingredients influence on its structure as an emulsion. *Journal of Food Science and Technology*, 59, 1–9. <https://doi.org/10.1007/S13197-021-05133-1>

- Varela, P., y Fiszman, S. M. (2013). Exploring consumers' knowledge and perceptions of hydrocolloids used as food additives and ingredients. *Food Hydrocolloids*, 30(1), 477–484. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2012.07.001>
- Zaiontz, C. (2020). Real Statistics Software. <https://www.real-statistics.com/appendix/citation-real-statistics-software-website/>
- Zaouadi, N., Cheknane, B., Hadj-Sadok, A., Canselier, J. P., y Ziane, A. H. (2014). Formulation and Optimization by Experimental Design of Low-Fat Mayonnaise Based on Soy Lecithin and Whey. *Journal of Dispersion Science and Technology*, 36(1), 94–102. <https://doi.org/10.1080/01932691.2014.883572>

Artículo 2: Desarrollo y caracterización de un aderezo de mayonesa para ensaladas reducido en grasas basado en concentrados de proteína de *Arthrospira platensis* y alginato de sodio

Jorge Metri-Ojeda ¹, Milena Ramírez-Rodrigues ², Lizbeth Rosas-Ordoñez ¹ y Diana Baigts-Allende ^{3,*}

¹Departamento de Ingeniería Química, Ambiental y Alimentos, Universidad de las Américas Puebla, San Andrés Cholula, Puebla 72810, México; jorge.metrioa@udlap.mx (J.M.-O.); lizbeth.rosasoz@udlap.mx (L.R.-O.)

²Laboratorio de Análisis de Alimentos, Intema S.A. de C.V., 31 Sur 2901, Col. Santa Cruz Los Ángeles, Puebla 72400, Me-xico; mm.ramirez@intema.com.mx

³ Czech University of Life Sciences Prague. Faculty of Agrobiological Sciences, Food and Natural Resources. Kamýcká 129, Prague, Czech Republic; baigts_allende@af.czu.cz

*Correspondencia: baigts_allende@af.czu.cz

Aplicación destacada

Este trabajo presenta un enfoque alternativo para producir mayonesas reducidas en grasa con buena aceptabilidad y utilizando ingredientes de etiquetado limpio, útil para desarrollar nuevas formulaciones en este tipo de productos.

Resumen

La industria alimentaria está reformulando constantemente diferentes alimentos para satisfacer las demandas de los consumidores (ingredientes naturales y buena calidad sensorial). El presente trabajo tuvo como objetivo producir mayonesas reducidas en grasa utilizando 30.0, 22.5 y 15.0% de aceite, 1% de aislado de proteína de soya (APS) o concentrado de proteína de espirulina (*Arthrospira platensis*), y 2% de alginato de sodio. Se evaluaron las propiedades físicas (estabilidad térmica, comportamiento reológico y tamaño de las partículas), los atributos sensoriales (aspecto, textura, sabor y aceptabilidad), la probabilidad de compra y la disponibilidad de aminoácidos (tras una digestión simulada). Las mayonesas demostraron una buena estabilidad térmica (>90%) utilizando 22.5 y 15% de aceite, todos los productos presentaron un comportamiento de adelgazamiento por cizallamiento y un índice de consistencia de 20-66 Pa·sⁿ. La reducción del aceite del 30 al 15% aumentó el tamaño de las partículas de 6-9 µm a 10-38 µm. El producto más aceptable fue el formulado con APS y 22.5% de aceite (8.3 de aceptabilidad y 79% de probabilidad de compra). Por último, la adición de proteínas mejoró el total de aminoácidos esenciales en comparación con un producto comercial (28 y 5 mg/25 g, respectivamente). En conclusión, fue posible obtener productos bien aceptados y con alta probabilidad de compra utilizando bajas concentraciones de aceite y proteínas vegetales.

Palabras clave: aderezo para ensaladas; evaluación sensorial; aceptabilidad; concentrado de proteínas de espirulina; aislado de proteína de soya.

Introducción

En las últimas décadas ha aumentado la demanda de alimentos más saludables, lo que ha impulsado el interés de la industria alimentaria por reformular una gran variedad de productos. Esta reformulación incluye la reducción de un componente específico (como el contenido de azúcar o grasa) o el uso de ingredientes de origen natural (Maruyama *et al.*, 2021), pero sin comprometer la seguridad alimentaria ni la calidad sensorial. Cumplir estos últimos requisitos es especialmente difícil en los productos alimentarios en los que la grasa es el componente principal, por ejemplo, en los helados, las cremas vegetales para untar (como la crema de cacahuete) y los aderezos para ensaladas (por ejemplo, la mayonesa), ya que la grasa desempeña un papel crucial como agente estructurante, contribuyendo al desarrollo de la textura (Taslikh *et al.*, 2021).

La mayonesa es un condimento de consumo mundial que se utiliza en varios tipos de alimentos, por ejemplo, sándwiches, ensaladas, hamburguesas, perritos calientes, mariscos y otros. La formulación tradicional contiene aproximadamente un 70-80% de aceite, vinagre y especias; sin embargo, los consumidores suelen percibir su alto contenido en aceite como potencialmente insalubre (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019). Esta percepción llevó a la elaboración de mayonesas reducidas en grasa, que contienen entre 20 y 40% de aceite, esto ha sido posible mediante el uso de agentes espesantes como almidones modificados o gomas para desarrollar textura y estabilidad física en el producto (Agyei-Amponsah *et al.*, 2021; Su *et al.*, 2010; Teklehaimanot *et al.*, 2013). Sin embargo, el uso de estos últimos ingredientes puede tener algunas desventajas sensoriales. Por ejemplo, la textura o el sabor del producto podrían verse afectados negativamente (Bajaj *et al.*, 2019; Park *et al.*, 2020), y algunos de estos ingredientes (almidones modificados) podrían percibirse como potencialmente perjudiciales (Varela y Fiszman, 2013).

Una alternativa para evitar el impacto negativo en la textura de la reducción del contenido de grasa en las mayonesas es el uso de emulsiones gelificadas (EFG, por sus siglas en inglés). Las EFG son matrices de gel en las que las gotas de aceite emulsionado sustituyen la fase acuosa del gel. Estos sistemas son estables frente al cremado, la floculación y la coalescencia, tienen un comportamiento similar al de un gel y pueden producirse fácilmente con una amplia

gama de biopolímeros como gomas (pectina, goma de tragacanto, goma gelana, alginatos, carragenina) y proteínas (Farjami y Madadlou, 2019; Geremias-Andrade *et al.*, 2016). Recientemente, se ha demostrado que la aplicación de EFG en mayonesas imita las propiedades sensoriales (textura y sensación en boca) del producto normal utilizando yema de huevo (como emulsionante), goma de tragacanto y alginato de sodio (como agentes espesantes y gelificantes) (A. Li *et al.*, 2020; Yang, Gong, *et al.*, 2020), cumpliendo con las demandas reales de los consumidores (bajos en grasa e ingredientes de origen natural).

Existen muchas fuentes para obtener biopolímeros de origen natural, por ejemplo, cereales, tubérculos, semillas oleaginosas y algas. Estas últimas se componen de macroalgas y microalgas, siendo la primera una fuente común de alginato de sodio; este biopolímero se utiliza como agente espesante y gelificante, y una de las características más importantes de este compuesto es la gelificación irreversible cuando se combina con sales iónicas, por ejemplo, el cloruro de calcio (Benslima *et al.*, 2021). En el caso de las microalgas, la *Arthrospira platensis*, comúnmente conocida como espirulina, es una importante materia prima para la extracción de ingredientes de alto valor, ya que contiene ácidos grasos insaturados (omega 3), pigmentos (ficocianina), y una alta concentración de proteínas (40-50%) (Ramírez-Rodrigues *et al.*, 2021; Torres-Tiji *et al.*, 2020) con aplicaciones prometedoras debido a su capacidad emulsificante (aproximadamente 60%) y estabilidad (que oscila entre el 80-100%) (Benelhadj *et al.*, 2016; Böcker *et al.*, 2021; Lupatini Menegotto *et al.*, 2019; Yücepepe *et al.*, 2019).

En nuestro trabajo anterior (Metri Ojeda *et al.*, 2022), se observó que los consumidores de mayonesa (en México) percibían las proteínas como ingredientes naturales y con buena aceptabilidad, por lo que se decidió producir mayonesas utilizando yema de huevo, proteínas vegetales y alginato de sodio. Por lo tanto, el presente estudio tuvo como objetivo explotar la techno funcionalidad (es decir, las propiedades emulsionantes y la capacidad de retención de agua y aceite) de la proteína de *A. platensis* en combinación con el alginato de sodio para producir mayonesas reducidas en grasa (utilizando un enfoque de EFG) con características físicas y sensoriales comparables a las de una mayonesa comercial reducida en grasa.

Materiales y métodos

La microalga (*A. platensis*) se compró en Galtec Algae Technologies (Guadalupe, México). El aislado de proteína de soya (APS) que contenía un 91.9% en peso de proteína se compró en Food Technologist Trading S.A de C.V. (Atizapán de Zaragoza, México). El aceite de soya, la sal, el azúcar, el vinagre y la mayonesa comercial reducida en grasa (41% de grasa total) utilizados como referencia se compraron en tiendas de comestibles locales de Puebla, México. El alginato de sodio y el cloruro de calcio se obtuvieron de Sigma-Aldrich Co. (San Luis, EE. UU.) y J. T Baker (Phillipsburg, EE. UU.), respectivamente. Todos los reactivos utilizados para los análisis (mezcla de aminoácidos, o-ftaldehído (OPA) y 9-fluorenilmetilcloroformo (FMOC)) fueron de grado analítico y se obtuvieron de Sigma-Aldrich Co. (San Luis, EE. UU.).

Preparación de la espirulina y extracción de proteínas

La biomasa (*A. platensis*) se liofilizó, se trituró y se tamizó con un tamiz de 300 μm . La espirulina liofilizada se desengrasó dos veces con n-hexano a temperatura ambiente (durante 30 min), en una proporción de 1:5 (polvo: disolvente *p/v*), luego se decantó el n-hexano y se dejó evaporar el disolvente restante durante toda la noche a temperatura ambiente.

Para obtener el Concentrado de Proteínas de Espirulina (CPE), para la extracción de proteínas, la biomasa desengrasada se sometió a solubilización alcalina utilizando una solución de NaOH 0.05 N a pH 12 en una proporción de 1:10 (*p/v*) durante 1 h (a 25 °C). Después, la muestra se centrifugó (4500 rpm, 4 °C, 10 min), y el pH del sobrenadante se ajustó a 3.5 para precipitar las proteínas. El precipitado se recolectó por centrifugación (en las mismas condiciones), se enjuagó con agua destilada y se centrifugó de nuevo (Benelhadj *et al.*, 2016). Los concentrados de proteínas se liofilizaron a -50 °C durante aproximadamente 48 h y se almacenaron en frascos sellados.

Caracterización de los concentrados de proteínas

Contenido de proteínas

El contenido de proteínas se determinó espectrofotométricamente utilizando el kit de proteínas totales, Micro Lowry, modificación de Peterson (Sigma-Aldrich Co., San Luis, EE.

UU.). Este método fue seleccionado para evitar la interacción de los compuestos polifenólicos de la espirulina. En primer lugar, se mezclaron 500 µL de proteína solubilizada (a pH 13 para promover la solubilización completa) con 50 µL de una solución de deoxicolato (0.15%) y, a continuación, 50 µL de ácido tricloroacético (72%); la muestra se dejó reposar durante 10 min después de la adición de cada reactivo. Estas soluciones promueven la precipitación de las proteínas, que se recogieron además por centrifugación (5000 rpm a 25 °C durante 5 min). El precipitado de proteínas se disolvió con 500 µL de reactivo de Lowry y 500 µL de agua. Tras 20 min, se añadieron 250 µL de reactivo de Folin Ciocalteu y se dejaron reaccionar durante 30 min. Por último, se transfirieron 200 µL de las muestras a una microplaca de 96 pocillos y se midió la absorbancia utilizando un espectrofotómetro UV-Vis Multiskan Sky Microplate (Thermo Fischer Scientific, Waltham, EE. UU.) a 720 nm. Se utilizó una solución de albúmina de suero bovino (0-1000 µg/mL) como estándar siguiendo el mismo procedimiento. El contenido de proteínas se calculó mediante la ecuación (1) y se expresó como porcentaje (%).

$$\text{Contenido de proteína (\%)} = \frac{P_s}{S_w} \times 100, \quad (1)$$

donde P_s es la proteína total cuantificada en la muestra y S_w es el peso inicial de la muestra.

Capacidad de retención de agua (WHC) y capacidad de retención de aceite (OHC)

Las capacidades de retención de agua y aceite (WHC y OHC por sus siglas en inglés, respectivamente) se midieron pesando 0.25 g de proteína en un tubo Falcon de 50 mL. A continuación, se añadieron 10 mL de agua destilada o de aceite, y la muestra se agitó con un vórtex durante 10 s cada 5 min (durante 30 min). Después, se centrifugaron las muestras (a 4500 rpm, 4 °C, durante 10 min), se descartaron los sobrenadantes y se calcularon el WHC y el OHC por diferencia de peso como se muestra en la ecuación (2) (Stone, Avarmenko, *et al.*, 2015).

$$\text{WHC or OHC} = \frac{\text{Peso final} - \text{Peso inicial}}{\text{Peso inicial}}, \quad (2)$$

Preparación de la mayonesa

La fase continua, constituida por una solución acuosa adicionada con agua, vinagre, azúcar, sal y proteínas (soya o espirulina), se homogeneizó (Ultraturrax (IKA, Staufen, Alemania) con la fase dispersa (yema de huevo y aceite) a 7500 rpm (60 s). Se preparó una emulsión doble añadiendo una solución de alginato de sodio (2%) a la emulsión primaria en una proporción de 1:1. Finalmente, para la gelificación del alginato de sodio en la emulsión secundaria, se agregó 1 mL de CaCl₂ (0.5% *p/v*) en agitación constante a 7500 rpm (Yang, Gong, *et al.*, 2020). Finalmente, se obtuvieron nueve formulaciones diferentes de mayonesa reducida en grasa (Tabla 5).

Tabla 5. Formulación de mayonesas reducidas en grasa

Muestra	Fase acuosa							
	Aceite (%)	Yema de huevo (%)	Agua (%)	Vinagre (%)	Azúcar (%)	Sal (%)	Proteína (Tipo; %)	Alginato de sodio (%)
A	30.0	10	22	4.5	2	1.5	NA	30
B	22.5	10	26	4.5	2	1.5	NA	34
C	15.0	10	30	4.5	2	1.5	NA	38
D	30.0	10	21	4.5	2	1.5	APS; 1	30
E	22.5	10	25	4.5	2	1.5	APS; 1	34
F	15.0	10	29	4.5	2	1.5	APS; 1	38
D'	30.0	10	21	4.5	2	1.5	CPE; 1	30
E'	22.5	10	25	4.5	2	1.5	CPE; 1	34
F'	15.0	10	29	4.5	2	1.5	CPE; 1	38

APS = aislado de proteínas de soya. CPE = concentrado de proteínas de espirulina.

Caracterización de la mayonesa

Análisis de estabilidad

La estabilidad térmica de las muestras se estudió vertiendo aproximadamente 20 g de mayonesa en un tubo Falcon sellado (50 mL de capacidad) y calentándolas en un baño de agua (85 °C) durante 30 min. Después, las muestras se centrifugaron a 4000 rpm durante 10 min para inducir la separación de fases y se calculó la estabilidad con la ecuación (3) (Nourbehesht *et al.*, 2018).

$$\text{Estabilidad (ES)} = \frac{\text{Capa emulsificada remanente (cm)}}{\text{Capa emulsificada inicial (cm)}} \times 100, \quad (3)$$

Análisis del tamaño de las partículas

El tamaño de las partículas se midió mediante dispersión de luz dinámica con un analizador Bluewave Nanotrak Wave II (Microtrac Inc., Montgomeryville, EE.UU.). Todas las muestras se diluyeron 1:100 (v/v) con agua destilada y se homogeneizaron con un Vortex a toda velocidad durante 15 s. El índice de refracción se fijó en 1.47 para las gotas de aceite y en 1.33 para el agua (Xu *et al.*, 2020), los resultados se expresaron como tamaño medio de partícula (μm) y el intervalo se calculó mediante la ecuación (4).

$$\text{Span} = \frac{d_{90} - d_{10}}{d_{50}}, \quad (4)$$

donde d_{90} , d_{50} y d_{10} representan el diámetro del 90%, 50% y 10% de todas las partículas medidas.

Caracterización reológica

La viscosidad se determinó a 25 °C utilizando un viscosímetro Brookfield DV II (AMETEK Inc., Devon-Berwyn, EE.UU.) equipado con una aguja LV-3 a 0.25, 0.5, 1, 2, 5, 10 y 16.67 s^{-1} durante 45 s. Los datos se ajustaron al modelo de ley de la potencia (Kumar *et al.*, 2021), este modelo matemático permite una interpretación simple y fácil del comportamiento del flujo de un fluido no newtoniano. Este proceso se realizó utilizando solver de Microsoft

Office Excel 365 para obtener el índice de consistencia (K) y el índice de ley de potencia (n) utilizando la siguiente expresión.

$$\sigma = K\gamma^n, \quad (5)$$

Posteriormente, se calculó el índice de pérdida de consistencia (ΔK) mediante la ecuación (6) para evaluar el efecto de la concentración de aceite y las proteínas vegetales en la pérdida de viscosidad de los sistemas.

$$\Delta K = |K_{30} - K_i|, \quad (6)$$

donde K_{30} es el índice de consistencia de la muestra con 30% de aceite y K_i es el índice de consistencia de la muestra.

Análisis sensorial

Se reclutó a un total de 50 panelistas no entrenados en la "Universidad De Las Américas Puebla". Las muestras se sirvieron en una galleta de trigo y se etiquetaron con tres dígitos al azar. Se estudió la evaluación sensorial de las mayonesas mediante una escala estructurada de 1 a 10 (1 = puntuación más baja y 10 = puntuación más alta) para evaluar el aspecto general, el sabor, la textura y la aceptabilidad. Además, se les preguntó a los panelistas su intención de compra (respuestas posibles: Sí/No) para cada muestra después de su evaluación; los resultados se expresaron en porcentaje (%) (Sukkwai *et al.*, 2017).

Biodisponibilidad de los aminoácidos

Para investigar la mejora nutricional aportado por las proteínas (biodisponibilidad de aminoácidos) en la mayonesa reducida en grasas, se seleccionaron los productos con APS y CPE con mejor intención de compra para realizar una simulación de digestión gástrica *in vitro* (DG). En primer lugar, se prepararon saliva artificial (SA) y jugos gástricos (JG) para imitar el entorno bucal y gástrico. La SA se preparó mediante la solubilización de α -amilasa (0.2 mg/mL) en tampón fosfato a 20 mM (pH 7) y el GJ consistió en la enzima pepsina en solución HCL (0.1 M) a 3.2 mg/mL. La digestión en la boca se simuló homogeneizando mayonesa (25 g) y 10 mL de SA utilizando un agitador magnético a 150 rpm durante 3 min (a 37 °C). A continuación, se simuló la digestión gástrica ajustando el pH a 2.0 usando HCl

concentrado (4 M) y añadiendo 15 mL de JG utilizando las mismas condiciones de agitación anteriores; esta digestión se realizó durante 60 min. Las condiciones del experimento se seleccionaron de acuerdo con el estudio de Rui *et al.* (2019), que seleccionó las proporciones adecuadas de alimentos y jugos digestivos basándose en la fisiología humana (alimento a SA = 2.5:1; alimento a JG = 1.5:1) (Shim *et al.*, 2010).

Se tomaron muestras después de la digestión bucal (tiempo 1) y la digestión gástrica (tiempo 2), mientras que la muestra fresca se consideró como tiempo 0. Para cada muestra, se determinó el perfil de aminoácidos (tiempo 0, 1 y 2) con el protocolo de análisis de aminoácidos de Agilent (Matsushita, 2010) en un HPLC Agilent 1290 Infinity II (Agilent Technologies Inc., Santa Clara, EE. UU.) acoplado a un detector de matriz de diodos (DAD). Se utilizó una columna ZORBAX Eclipse Plus C18 (Agilent Technologies Inc., EE. UU.), la fase móvil A fue una solución buffer 10 mM de Na₂HPO₄:10 mM de Na₂B₄O₇ (pH 8.4), y la fase móvil B fue una solución de acetonitrilo: metanol: agua (45:45:10). La temperatura de la columna era de 40 °C, y la velocidad de flujo fue de 1.5 mL/min. El tiempo total del ensayo fue de 16 min, utilizándose el 98% de la fase móvil A (a los 0.35 min), el 100% de la fase móvil B a los 13.5 min, y el 98% de la fase móvil A a los 16 min. Los aminoácidos (primarios y secundarios) se derivatizaron utilizando o-ftalaldehído (OPA) y 9-fluorenilmetilcloroformato (FMOC). La detección de los aminoácidos se realizó a 263 y 338 nm y se cuantificó utilizando norvalina (estándar interno) y una curva de calibración (mezcla de aminoácidos).

Análisis estadístico

Todos los experimentos se realizaron por triplicado (n = 3). Los datos se expresaron en forma de media con desviación estándar, mediana con rangos intercuartiles y porcentaje en cada caso pertinente. Las diferencias estadísticas se analizaron mediante ANOVA ($p < 0.05$). Posteriormente, se utilizó una prueba t pareada para determinar las diferencias entre las medias de las muestras ($p < 0.05$). La relación entre las propiedades de la mayonesa y las puntuaciones sensoriales se determinó mediante un análisis del coeficiente de correlación y se expresó como Índice de Correlación (IC). Todos los análisis estadísticos se realizaron en Microsoft Office Excel 365 utilizando el paquete de código abierto Real Statistics (Zaiontz,

2020). Las ilustraciones (figuras) se procesaron en Python 3.9 utilizando la librería Matplotlib (v. 3.4.2) en Spyder (v. 5.1.1) IDE.

Resultados y discusión

Caracterización de los concentrados de proteínas y propiedades tecnofuncionales

El contenido de proteína (base seca) encontrado en el CPE fue de $66.1 \pm 1.5\%$, esta concentración fue ligeramente inferior a otros reportes sobre concentrados de proteína de *A. platensis* (69-75%) (Lupatini Menegotto *et al.*, 2019; Safi *et al.*, 2014). La diferencia en la concentración de proteína puede deberse a las condiciones de crecimiento de la biomasa o al proceso de extracción de la proteína, en este caso, el uso de pretratamientos (sonicación o altas presiones) para la disrupción de las células como se utiliza en los trabajos de Menegotto *et al.* (2019), Bleakley y Hayes, (2021) y Lozober, Okun y Shpigelman, (2021) podría aumentar la concentración de proteína hasta el 73-85% en los concentrados.

Las propiedades WHC y OHC del CPE fueron de 0.49 ± 0.029 g/g y 3.25 ± 0.218 g/g, respectivamente. El WHC observado para el CPE fue muy inferior a los informes anteriores (3-5 g/g) (Benelhadj *et al.*, 2016; Yücepepe *et al.*, 2019) pero similar a los valores encontrados por Bleakley y Hayer (2021). En el caso del OHC, fue ligeramente superior al reportado por Benelhadj *et al.* (2.5 g/g) (Benelhadj *et al.*, 2016) pero inferior al OHC del CPE encontrados por Yücepepe *et al.* (2019) y por Bleakley y Hayer (2021), estos estudios demostraron alrededor de 6-8 g/g, esto podría atribuirse a un despliegue parcial de la estructura de la proteína debido al pretratamiento de sonicación para la extracción de la proteína.

En el caso de la proteína de soya (control), el WHC (18.77 ± 1.091 g/g) y el OHC (1.48 ± 0.126 g/g) fueron significativamente mayores y menores ($p < 0.05$), respectivamente, en comparación con los resultados del CPE. En trabajos relacionados (Alfaro-Diaz *et al.*, 2021; Stone, Karalash, *et al.*, 2015; Yu *et al.*, 2018), el OHC de la proteína de soya (1.0-5.5 g/g) coincide con los resultados de este estudio. Por el contrario, el WHC determinado aquí fue mayor que el de estudios anteriores (3.5-6.9 g/g) (Alfaro-Diaz *et al.*, 2021; Bühler *et al.*, 2020). La diferencia en el WHC puede deberse al procesamiento de la proteína o a los métodos de secado.

Caracterización de la mayonesa

Análisis de estabilidad

La estabilidad física de la mayonesa es un atributo de calidad importante, pero también la estabilidad térmica, especialmente para aplicaciones en platos calientes como hamburguesas, perritos calientes y sándwiches a la parrilla, entre otros. Las mayonesas reducidas en grasa presentaron una excelente estabilidad física (100% de estabilidad y no se observó ninguna sinéresis) durante el almacenamiento (30 días) a 4 °C. Este resultado fue similar a los informes anteriores de sistemas similares; por ejemplo, las mayonesas reducidas en grasa desarrolladas con proteínas de *A. platensis* y *Dunaliella* y almidón tuvieron una pequeña reducción de G' y G'' durante 60 días de almacenamiento, lo que indicó la presencia de una red físicamente estable (Uribe-Wandurraga *et al.*, 2021).

En el caso de la estabilidad térmica (Figura 7), esta propiedad se vio afectada negativamente por el aumento de la concentración de aceite ($p < 0.05$), por ejemplo, la estabilidad estuvo en el rango de 81-90% al 30% de aceite, donde el valor más alto se encontró en los sistemas D', E' y F'. Las mayonesas formuladas con un 15% de aceite demostraron una estabilidad similar entre sí y presentaron la mejor estabilidad ($> 94\%$) en comparación con todos los sistemas elaborados. Finalmente, como era de esperar, el producto comercial no mostró inestabilidad frente a las altas temperaturas (debido al alto contenido de estabilizantes), y fue significativamente mayor ($p < 0.05$) que todas nuestras muestras.

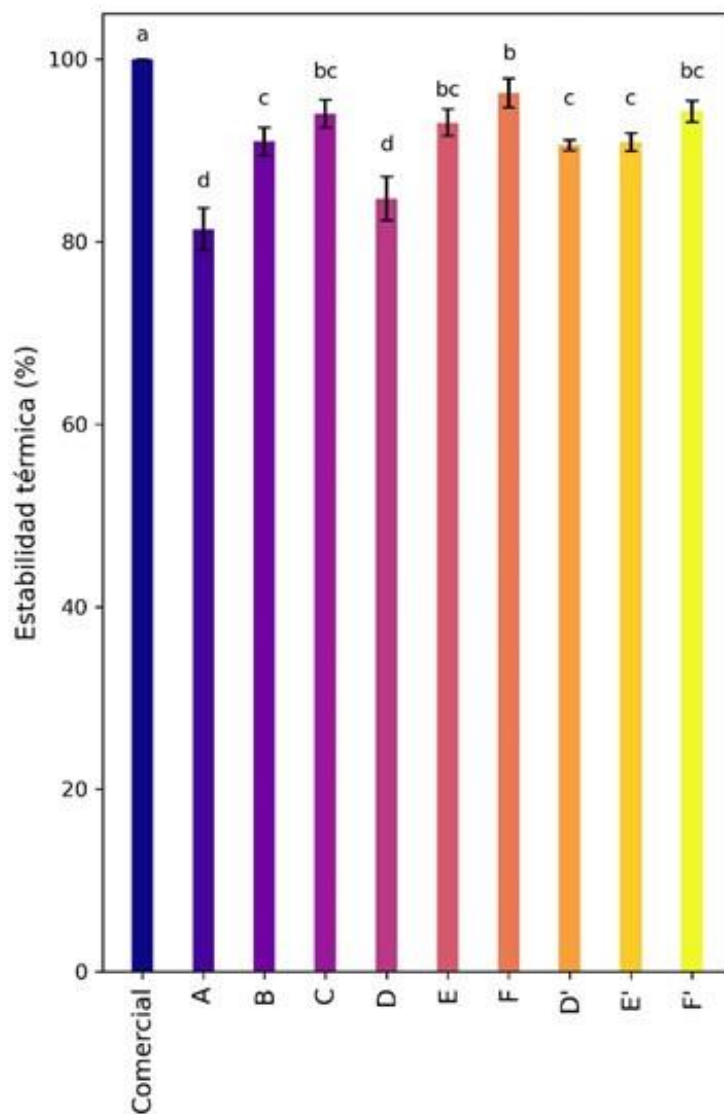


Figura 7. Estabilidad térmica de mayonesas reducidas en grasa. A, B, C = muestras con alginato de sodio y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D, E, F = muestras con aislado de proteína de soja y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D', E', F' = muestras con concentrado de proteína de espirulina y 30, 22.5 y 15 % de aceite. Las letras diferentes en superíndice indican diferencia significativa ($\alpha = 0.05$)

Las mayonesas son emulsiones físicamente estables debido a la alta viscosidad del sistema; sin embargo, la estabilidad podría verse afectada por las interacciones de los ingredientes (proteínas y polisacáridos). Por ejemplo, la proteína de chícharo utilizada en

mayonesas reducidas en grasa disminuyó la estabilidad térmica del producto (62%) (Shen *et al.*, 2022). En cambio, el uso de almidones o harina de cereales ha demostrado mejorar la estabilidad térmica (~99 %) (Bajaj *et al.*, 2019; Carcelli *et al.*, 2020). La estabilidad de los productos en este estudio coincide con la de las emulsiones gelificadas con alginato de sodio (reportadas previamente), que demostraron una estabilidad de ~95 % a pH 2 y 4 (Sato *et al.*, 2014). Además, Yang *et al.* (2020) y Li *et al.* (2020) desarrollaron mayonesas muy similares a las del presente estudio (con alginato de sodio) con buena estabilidad térmica debido a pequeños cambios microestructurales (observados mediante microscopía de escaneo de láser confocal). Sin embargo, estos resultados no pueden compararse con los obtenidos en el presente trabajo. Un posible mecanismo sinérgico entre los polisacáridos y las proteínas en nuestros productos probablemente ayudó a producir sistemas con buena estabilidad térmica. En este sentido, el alginato de sodio pudo ayudar a aumentar la estabilidad debido a la gelificación irreversible de la fase continua, impidiendo la movilidad de las gotas de aceite (J. Li *et al.*, 2014; Yang, Gong, *et al.*, 2020). Mientras tanto, el WHC y el OHC de las proteínas pudieron haber favorecido las interacciones entre los residuos hidrofílicos de la proteína con el hidrogel y la superficie hidrofóbica de la proteína con el aceite.

Análisis del tamaño de las partículas

El tamaño de las partículas en las muestras aumentó al disminuir la concentración de aceite y fue significativamente mayor que el del producto comercial ($p < 0.05$) (Figura 8). Todas las muestras con un 30% de aceite (A, D y D') demostraron un tamaño medio de partícula en un rango de 6-9 μm ; sin embargo, la presencia de proteínas mostró una ligera reducción del tamaño de partícula (6-7 μm). En las muestras con menor contenido de aceite (22.5%), se produjo un aumento del tamaño de partícula para A, B, C, D, E y F (~10 μm), mientras que los sistemas con CPE (D', E, ' y F') presentaron el doble de tamaño en comparación con las muestras con 30% de aceite. En el caso de las mayonesas con menor contenido de aceite (15%), D', E, ' y F' se obtuvieron tamaños de partícula más pequeños (12 μm) en comparación con el resto de las muestras donde las partículas aumentaron hasta 30 μm . Podrían proponerse dos posibles mecanismos para este aumento del tamaño de las partículas. En primer lugar, el comportamiento de A, B y C podría deberse a la ausencia de un segundo emulsionante que ayude a reducir la tensión interfacial y alcanzar tamaños de gota más pequeños en las

emulsiones (H. Chen *et al.*, 2020). En el caso de D, E y F, el APS podría contribuir a un mayor tamaño de las gotas porque el pH de la mayonesa está cerca del punto isoelectrico de esta proteína (4-4.5). Por lo tanto, cuando la carga neta está cerca o es igual a cero (en el punto isoelectrico de la proteína) resulta a una pobre actividad emulsionante y a la generación de un mayor tamaño de gota (Zhong *et al.*, 2020).

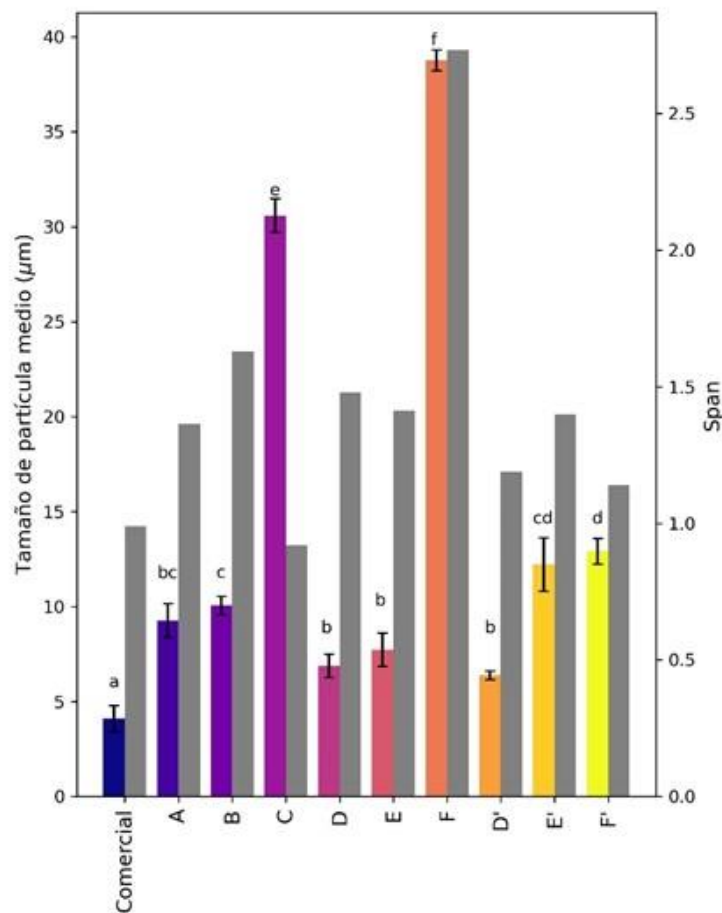


Figura 8. Tamaño medio de partícula (barras de colores) y span (barras grises) de las mayonesas reducidas en grasa. A, B, C = muestras con alginato de sodio y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D, E, F = muestras con aislado de proteína de soya y 30, 22.5 y 15 % de aceite. D', E', F' = muestras con concentrado de proteína de espirulina y 30, 22.5 y 15 % de aceite. Las letras diferentes en superíndice indican diferencia significativa ($p < 0.05$)

Nuestros productos tuvieron tamaños de partícula más grandes que los estudios relacionados con mayonesas reducidas en grasa. Por ejemplo, Sun *et al.* (2018) desarrollaron mayonesas con aislado de proteína microparticulada de suero de leche (M-WPI, por sus siglas

en inglés), y los sistemas tenían aproximadamente 2 μm de diámetro. La diferencia en el tamaño de las partículas podría deberse a que el M-WPI tiene un tamaño de partícula diminuto ($\sim 8 \mu\text{m}$), lo que contribuye a reducir el tamaño de las gotas de lípidos en sus productos (Sun *et al.*, 2018). No obstante, el tamaño de partícula determinado en las muestras con más del 22.5% de aceite mostró resultados comparables a un informe anterior de mayonesa reducida en grasa (2-12 μm) elaborada con almidones modificados (Bajaj *et al.*, 2019).

La medición del span indica el ancho en la distribución del tamaño de las partículas. Los valores de span más altos indican una mayor heterogeneidad en el tamaño de las partículas dentro del sistema. Los valores de span más bajos (Figura 8) se encontraron en la mayonesa comercial reducida en grasas y en C (~ 0.9). En cambio, el resto de las muestras mostraron valores de 1.1-1.6, y el span más alto (span = 2.7) se registró en F'. La distribución del tamaño de las partículas (Figura 9) en la mayonesa comercial y en las muestras con 22.5 y 30% de aceite (A, B, D, E, D' y E') fue monomodal; por el contrario, las mayonesas con 15% de contenido de aceite (C, F y F') mostraron una distribución bimodal o multimodal. Normalmente, los sistemas con alta viscosidad y distribución homogénea del tamaño de las partículas (monomodal) se han relacionado con una mejor estabilidad. Por el contrario, las distribuciones multimodales suelen observarse en sistemas de baja viscosidad e inestables (Drożdowska *et al.*, 2020). En nuestras mayonesas reducidas en grasa, sólo se detectó este último comportamiento (mayor viscosidad para los sistemas monomodales), y aunque la distribución del tamaño de las partículas (multimodal) podría inducir inestabilidad, la presencia del alginato de sodio probablemente ayudó a evitar el movimiento de las gotas de aceite y su posterior coalescencia en los productos (Farjami y Madadlou, 2019).

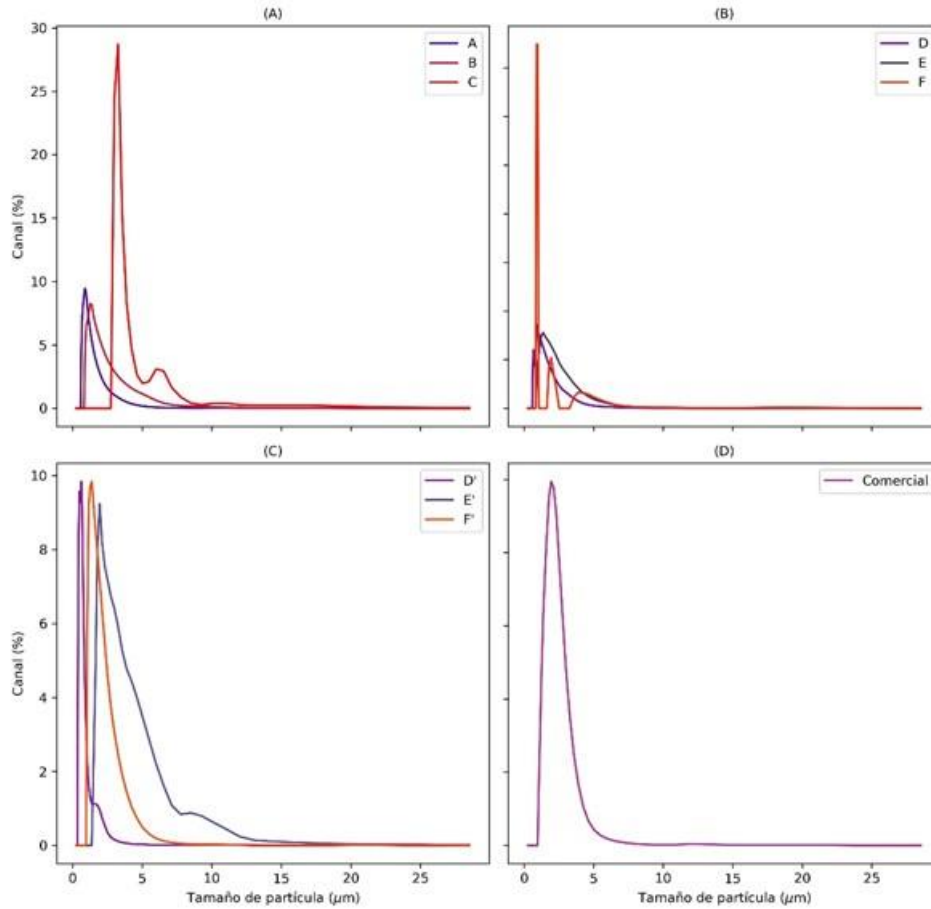


Figura 9. Distribución del tamaño de partícula de las diferentes mayonaises. (A) muestras con alginato de sodio (A, B, C = 30, 22.5 y 15 % de aceite, respectivamente). (B) muestras con aislado de proteína de soja (D, E, F = 30, 22.5 y 15 % de aceite, respectivamente). (C) muestras con concentrado de proteína de espirulina (D', E', F' = 30, 22.5 y 15 % de aceite, respectivamente). (D) mayonesa comercial.

Caracterización reológica

En cuanto al comportamiento reológico, los resultados de las mayonaises reducidas en grasa se ajustaron bien al modelo de ley de potencia ($r^2 = 0.998-0.999$ y $RMSE = 0.284-1.442$). Todas las muestras mostraron un índice de ley de potencia en un rango de 0.28-0.33 (Tabla 6), indicando un comportamiento de fluido de adelgazamiento por cizallamiento (fluido pseudoplástico) (índice de ley de potencia < 1). Los resultados aquí expuestos coinciden con informes anteriores sobre mayonaises reducidas en grasa en los que este parámetro era de 0.28-0.52 (Kumar *et al.*, 2021; Schädle *et al.*, 2022).

Tabla 6. Propiedades reológicas de las mayonesas reducidas en grasa con diferente contenido de grasa (%).

Muestra de mayonesa	K (Pa·s ⁿ)	ΔK	n	RMSE	r^2
Comercial	43.284	ND	0.297	0.583	0.999
A	66.262	0.000	0.281	1.442	0.998
B	35.008	31.223	0.260	1.397	0.999
C	20.922	45.291	0.335	0.915	0.999
D	35.284	0.000	0.281	0.883	0.999
E	31.524	3.524	0.299	1.062	0.998
F	25.876	9.408	0.329	0.380	0.999
D'	49.552	0.000	0.308	1.324	0.998
E'	43.879	5.673	0.305	0.839	0.999
F'	35.013	14.539	0.308	0.284	0.999

K (índice de consistencia), n (índice de ley de potencia), RMSE (raíz del error cuadrático medio), r^2 (coeficiente de determinación).

Por otro lado, el índice de consistencia (K) representa la viscosidad de la muestra; los valores más altos de K se encontraron en las muestras con 30% de aceite (66-35 Pa·sⁿ), mientras que los valores mínimos (20-35 Pa·sⁿ) se determinaron en las mayonesas elaboradas con 15% de aceite (Tabla 6). Uribe-Wandurraga *et al.* (2021) prepararon mayonesas reducidas en grasa (30% de aceite) utilizando microalgas *Chlorella*, *Spirulina* y *Dunaliella*, demostrando valores de K más altos (74-94.5 Pa·sⁿ) que los encontrados en este trabajo, probablemente porque estos productos también contenían 4% de almidón, lo que aumentaba la viscosidad del producto. Sin embargo, los valores de K de nuestras muestras coinciden con informes anteriores de mayonesas reducidas en grasa ($K = 31-49$ Pa·sⁿ) elaboradas con diferentes gomas como la goma xantana, la goma guar y el maíz-dextrano (Kumar *et al.*, 2021; Schädle *et al.*, 2022). Al igual que el comportamiento observado aquí, Park *et al.* (2020) también determinaron que el índice de consistencia de la mayonesa reducida en grasa puede reducirse de 90-51 y 87-23 Pa·sⁿ cuando el contenido de aceite se reduce del 54 al 38%. Esto podría explicarse por el papel de las interacciones entre las partículas de aceite en

el desarrollo de la viscosidad de la mayonesa (Katsaros *et al.*, 2020). Por lo tanto, si el contenido de aceite es bajo, el número de interacciones partícula de aceite-partícula se reducirá, y la viscosidad del sistema será menor.

Se encontró que el uso de proteínas vegetales, el WHC y el OHC mostraron una correlación negativa (IC = -0.936, -0.732 y -0.571, respectivamente) con el ΔK (pérdida del índice consistencia), lo que indica que las proteínas ayudaron a mitigar la pérdida de viscosidad. Por ejemplo, la reducción del contenido de aceite (del 30 al 15%) en las muestras con APS (D, E y F) y CPE (D', E, ' y F') dio lugar a pérdidas menores del índice de consistencia ($\Delta K = 3-15 \text{ Pa}\cdot\text{s}^n$) en comparación con las muestras que sólo contenían alginato de sodio ($\Delta K = 31-45 \text{ Pa}\cdot\text{s}^n$). Esto se debió probablemente a que las propiedades tecno funcionales de las proteínas pudieron aumentar el número y la fuerza de las interacciones inter e intramoleculares (B. Chen *et al.*, 2019; León *et al.*, 2019).

La viscosidad se vio afectada positivamente por el contenido de aceite ($p < 0.05$); como puede observarse en la Figura 10, la viscosidad de los sistemas se redujo a una mayor velocidad de corte; además, la viscosidad a velocidad de corte cero tiende a reducirse con concentraciones de aceite reducidas. Las viscosidades más altas a la velocidad de corte cero se obtuvieron en las muestras A (175 Pa·s) y D' (125 Pa·s), mientras que los valores más bajos se encontraron en la D (~100 Pa·s). En resumen, las muestras A, D' y E' demostraron tener características reológicas (índice de consistencia, viscosidad e índice de ley de potencia) similares a las del producto comercial.

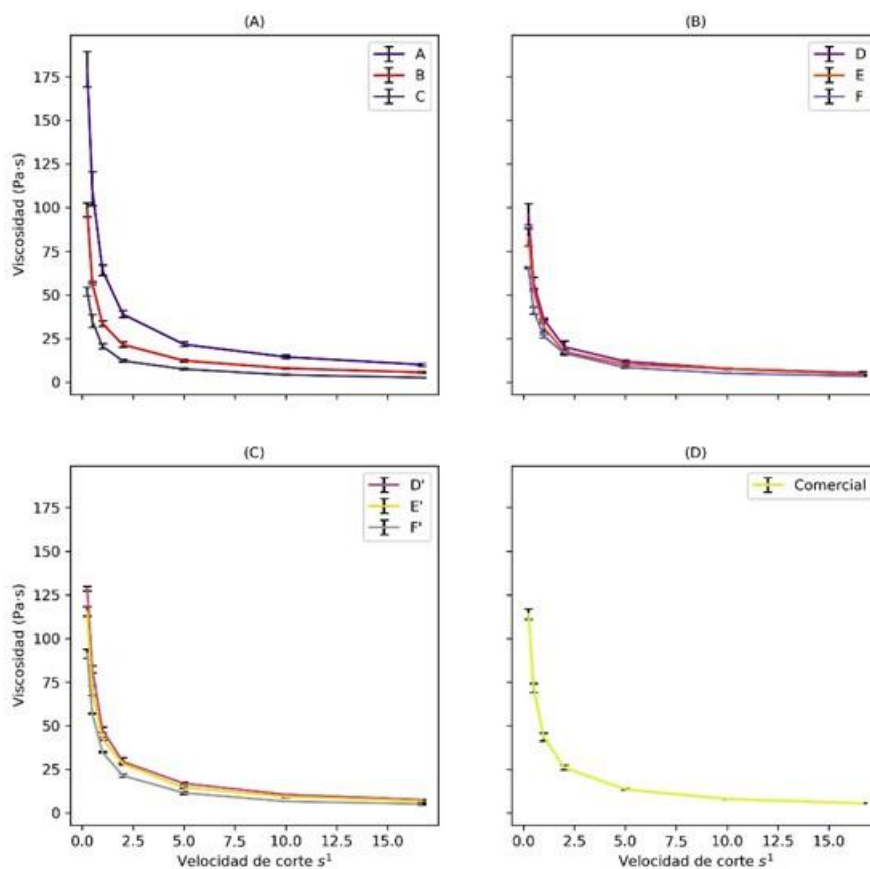


Figura 10. Viscosidad de mayonesas reducidas en grasa a diferentes velocidades de corte. (A) muestras con alginato de sodio (A, B, C = 30, 22.5, 15% de aceite, respectivamente). (B) muestras con proteína de soya (D, E, F = 30, 22.5, 15% de aceite, respectivamente). (C) muestras con proteína de espirulina (D', E', F' = 30, 22.5, 15% de aceite, respectivamente). (D) Mayonesa comercial.

Análisis sensorial

Los resultados obtenidos de la evaluación sensorial de las mayonesas reducidas en grasa se muestran en la Figura 11; además, se determinó la relación entre las calificaciones de los aspectos sensoriales y las características de los productos (concentración de aceite, presencia de proteínas y viscosidad) mediante una matriz de correlación (Figura 12). Cabe destacar que la muestra A no se incluyó en la matriz de correlación porque se detectó como un valor atípico para la correlación entre K con las calificaciones del sabor y la aceptabilidad del producto (la

matriz de correlación completa puede consultarse en el Figura suplementaria al final del manuscrito).

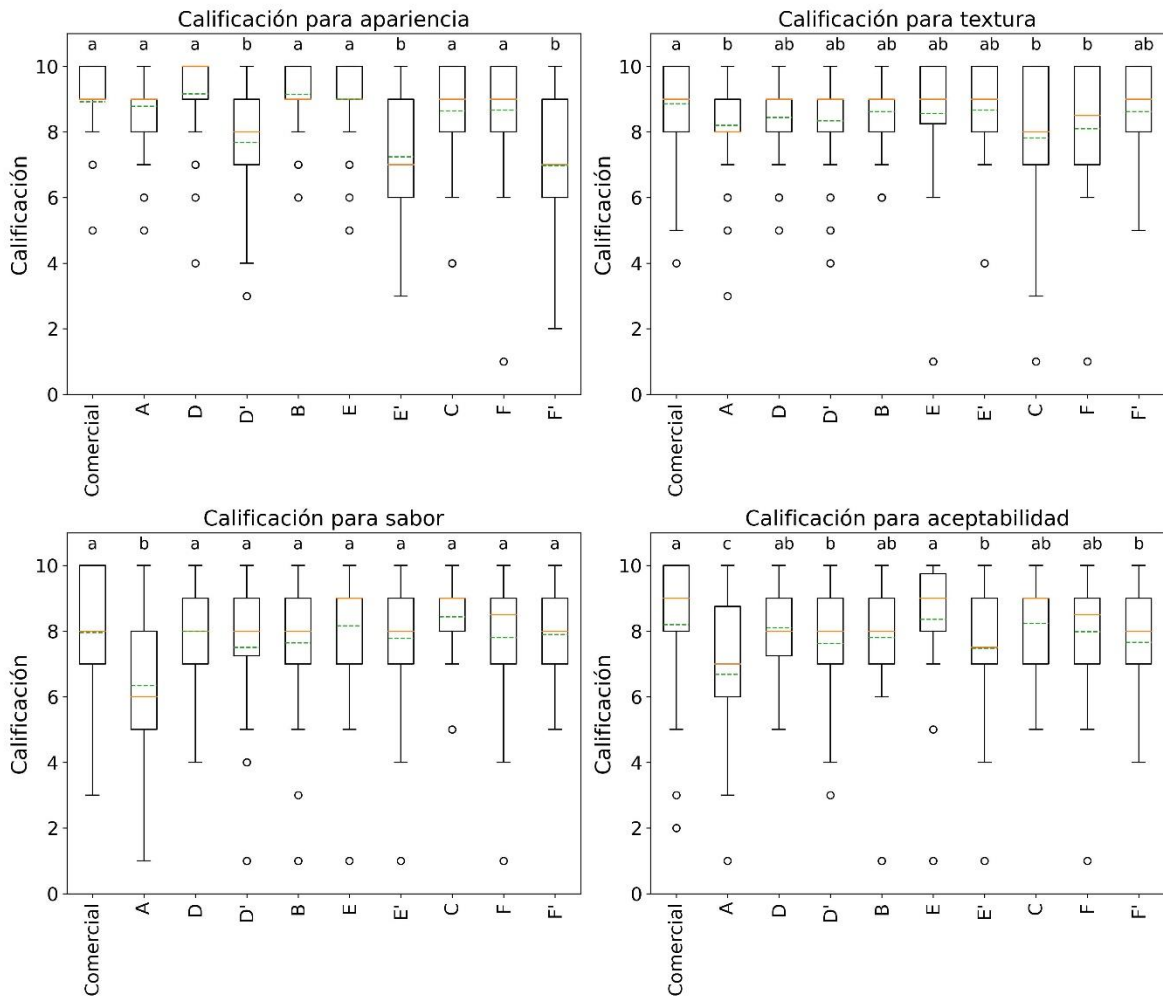


Figura 11. Escala estructurada para la evaluación sensorial de mayonesas reducidas en grasa. Las líneas punteadas representan la media aritmética y la línea continua amarilla indica la media. Letras diferentes en el mismo panel indican diferencia significativa ($p < 0.05$)

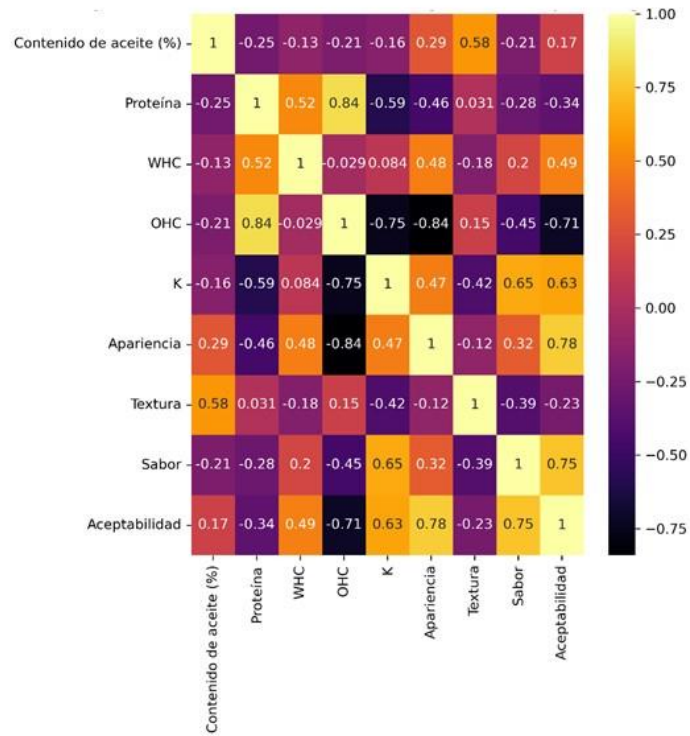


Figura 12. Matriz de correlación de las características de las mayonesas reducidas en grasa y sus atributos sensoriales.

La apariencia de todas las mayonesas que contenían CPE (D', E,' y F') fue significativamente inferior ($p < 0.05$) en comparación con el resto de las muestras, probablemente debido al color verde de la CPE (Figura 13); por lo tanto, las proteínas de color beige, como las procedentes del amaranto, la avena o el arroz, podrían considerarse para futuras reformulaciones. El resto de los productos demostraron evaluaciones idénticas ($p > 0.05$) en comparación con el producto comercial. Este atributo sensorial demostró estar positivamente correlacionado con la concentración de aceite, el WHC y el índice de consistencia (+0.29, +0.49 y +0.47, respectivamente). Este resultado se debe probablemente a que estos factores aumentan el espesor del sistema e imitan el aspecto de la mayonesa. Por el contrario, la presencia de proteínas tuvo una correlación negativa (IC = -0.46) con el aspecto, y la misma tendencia se encontró para el OHC (IC = -0.84). En este sentido, el efecto negativo de las proteínas y el OHC podría ser el resultado de la baja puntuación en las mayonesas que contienen CPE.

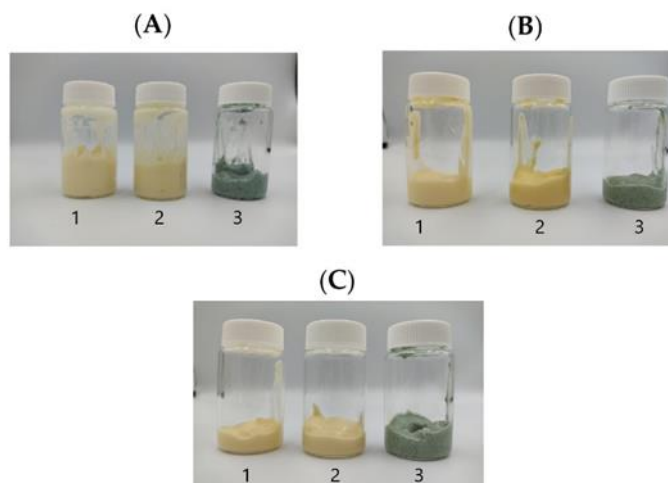


Figura 13. Mayonesas reducidas en grasa con 30%, 22.5 % y 15 % de aceite (paneles (A), (B) y (C), respectivamente). 1 = muestras A, B y C. 2 = muestras D, E, F. 3 = muestras D', E' y F'.

La textura de las muestras B, D, D', E, E' y F' mostró una calificación similar a la del producto comercial ($p > 0.05$). Por el contrario, las muestras A, C y F obtuvieron unas calificaciones significativamente inferiores a la de la mayonesa comercial ($p < 0.05$). El factor principal que contribuyó a obtener una textura agradable fue la concentración de aceite (IC = +0.58), seguido por el OHC de las proteínas (IC = +0.15). El K se correlacionó negativamente con este atributo sensorial (IC = -0.42), lo que sugiere que, aunque el hidrogel formado proporcionaba una viscosidad similar a la de una mayonesa comercial reducida en grasas, el uso de sólo alginato de sodio no imitaba la lubricidad y la sensación de suavidad en la boca que se esperaba para este producto (Du *et al.*, 2021). Sin embargo, la tecnología funcionalidad de las proteínas pudo haber desarrollado estas propiedades de textura (Wang *et al.*, 2022).

Todas las muestras que contenían CPE (D', E' y F') mostraron en general una calificación de aceptabilidad superior a 7. Sin embargo, estos valores fueron significativamente inferiores a los de la mayonesa comercial ($p < 0.05$).

Uno de los factores decisivos para la aceptabilidad fue la apariencia del producto; sin embargo, los panelistas comentaron que las muestras con CPE podrían orientarse a la

producción de mayonesas con sabor, como productos con sabor a jalapeño, cilantro y aguacate. Las demás muestras presentaron una aceptabilidad similar con la mayonesa comercial ($p > 0.05$), excepto la muestra A. La característica más correlacionada con la aceptabilidad fue la apariencia y las calificaciones de sabor (IC = +0.78 y +0.75, respectivamente). Además, el WHC y el índice de consistencia (K) (IC = +0.49 y +0.63, respectivamente) contribuyeron a la aceptabilidad, principalmente porque mejoraron el aspecto y el sabor de los productos. Por otra parte, la textura mostró una relación inversa con la aceptabilidad; esto podría sugerir que los consumidores están más interesados en la apariencia y el sabor del producto que en la textura.

La evaluación sensorial de nuestros productos demostró mejores resultados en comparación con formulaciones similares. Por ejemplo, Yang *et al.* (2020) desarrollaron mayonesas con un enfoque de emulsiones gelificadas utilizando alginato de sodio y 30% de aceite; estos productos mostraron una aceptabilidad en torno a 4.9 – 6.9. Por otra parte, Sun *et al.* (2018) reportaron valores de aceptabilidad comparables a los nuestros (7 – 8.5) en mayonesas reducidas en grasa (con una reducción del 20 – 40 % de aceite) utilizando aislado de proteína de suero de leche micro particulado.

Por último, la E, la C, la D y la D' obtuvieron una intención de compra similar o superior (>65%) en comparación con la mayonesa comercial reducida en grasas (68%), lo que indica que estos productos seleccionados tienen oportunidades prometedoras en el mercado (Figura 14). En cambio, el resto de las muestras mostraron una menor probabilidad de ser compradas por los consumidores.

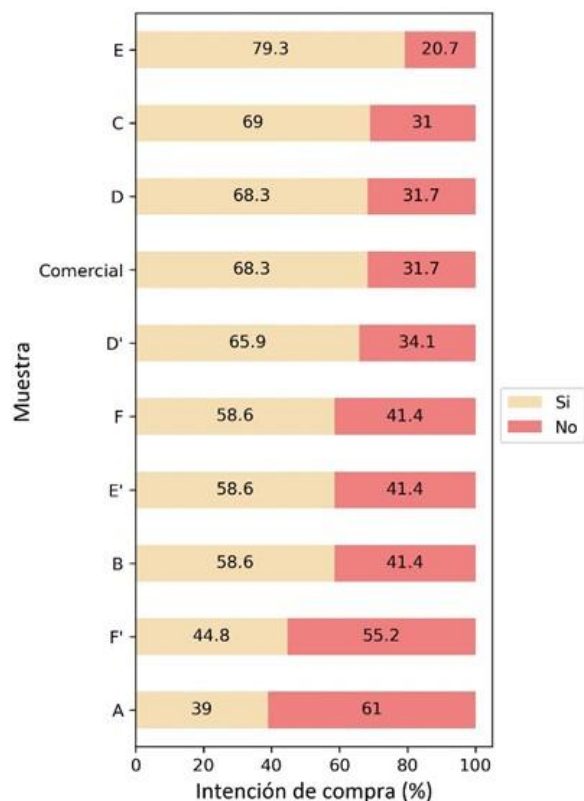


Figura 14. Intención de compra de las diferentes formulaciones de mayonaisse reducidas en grasa.

Biodisponibilidad de los aminoácidos

Para evaluar los aminoácidos esenciales (AEE) aportados por las proteínas utilizadas, se decidió estudiar la biodisponibilidad de los AEE en la muestra con mayor intención de compra que contenía proteína de soya (muestra E) y CPE (muestra D'). Además, se compararon con la biodisponibilidad de los AEE en el producto comercial (Tabla 7). Las muestras de control (no sometidas a digestión) tipo E (soya) contenían todos los aminoácidos esenciales; en el caso de la muestra D' (espirulina), únicamente no se detectó la His. El perfil de biodisponibilidad demostró una mejora nutricional en comparación con las muestras comerciales, que carecían de cuatro aminoácidos esenciales (His, Phe, Ile y Lys). Los AEE totales (\sum AEE) en las mayonaisse reducidas en grasa mostraron alrededor de 21 mg/25 g, lo que supera ($p < 0.05$) a los \sum AEE de los productos comerciales (14.645 ± 0.465 mg/25 g).

Tabla 7. Perfil de aminoácidos esenciales para las mayonesas reducidas en grasa E, D' y comercial.

Aminoácidos (mg/25 g producto)	D'	E	Comercial
<i>Tiempo 0</i>			
His	ND	1.740 ± 0.068 ^a	ND
Thr	2.613 ± 0.096 ^a	2.266 ± 0.059 ^b	2.191 ± 0.157 ^b
Val	1.566 ± 0.098 ^a	1.102 ± 0.043 ^b	0.656 ± 0.076 ^c
Met	0.774 ± 0.155 ^a	0.621 ± 0.131 ^a	0.511 ± 0.054 ^a
Trp	8.149 ± 1.478 ^{ab}	7.533 ± 0.535 ^b	9.278 ± 0.106 ^a
Phe	2.120 ± 0.177 ^b	2.537 ± 0.083 ^a	ND
Ile	1.142 ± 0.300 ^a	1.059 ± 0.048 ^a	ND
Leu	3.400 ± 0.091 ^a	2.699 ± 0.187 ^b	2.007 ± 0.069 ^c
Lys	1.729 ± 0.108 ^a	1.506 ± 0.170 ^a	ND
∑ AEE	21.496 ± 1.203 ^a	21.066 ± 1.328 ^a	14.645 ± 0.464 ^b
<i>Tiempo 1</i>			
His	ND	ND	ND
Thr	2.451 ± 0.162 ^a	2.217 ± 0.212 ^a	1.520 ± 0.033 ^b
Val	1.302 ± 0.071 ^a	1.032 ± 0.077 ^b	0.709 ± 0.004 ^c
Met	0.914 ± 0.149 ^a	0.753 ± 0.024 ^a	0.628 ± 0.005 ^b
Trp	10.624 ± 0.095 ^a	7.731 ± 0.997 ^b	10.966 ± 0.492 ^a
Phe	3.029 ± 0.190 ^a	2.435 ± 0.021 ^b	ND
Ile	1.331 ± 0.107 ^a	1.186 ± 0.038 ^a	ND
Leu	3.176 ± 0.478 ^a	2.825 ± 0.463 ^a	1.527 ± 0.064 ^b
Lys	2.303 ± 0.930 ^a	1.501 ± 0.093 ^a	ND
∑ AEE	25.132 ± 2.181 ^a	19.684 ± 1.929 ^b	15.352 ± 0.601 ^c
<i>Tiempo 2</i>			

His	ND	ND	ND
Thr	3.219 ± 0.164 ^a	3.038 ± 0.131 ^a	2.481 ± 0.499 ^a
Val	1.326 ± 0.141 ^a	1.274 ± 0.115 ^a	0.610 ± 0.166 ^b
Met	0.850 ± 0.146 ^a	0.779 ± 0.024 ^a	ND
Trp	13.222 ± 0.048 ^a	13.354 ± 1.291 ^a	2.471 ± 0.301 ^b
Phe	3.587 ± 0.630 ^a	3.113 ± 0.352 ^a	ND
Ile	1.355 ± 0.140 ^a	1.094 ± 0.187 ^a	ND
Leu	3.714 ± 0.235 ^a	3.324 ± 0.065 ^a	ND
Lys	1.992 ± 0.191 ^a	2.076 ± 0.105 ^a	ND
∑ AEE	29.265 ± 1.695 ^a	28.052 ± 2.270 ^a	5.562 ± 0.966 ^b

Letras diferentes en la misma file indican diferencia significativa ($p < 0.05$).

Después de la digestión bucal (tiempo 1), hubo un aumento en la concentración de Val, Trp, Phe, Ile y Lys en la muestra D'. Del mismo modo, la muestra E aumentó ligeramente Trp, Phe, Ile y Leu, pero no se detectó His en esta muestra. Probablemente la amilasa y las condiciones del entorno (pH) promovieron la hidrólisis del hidrogel (saliva artificial) formado por el alginato de sodio, liberando la proteína y aumentando así su disponibilidad (Rui *et al.*, 2019; Zhu *et al.*, 2021). En este paso, el valor mayor de ∑ AEE fue encontrado en D' (25.132 ± 2.181 mg/25 g), seguido de E (19.684 ± 1.929 mg/25 g), mientras que el más bajo fue en la mayonesa comercial reducida en grasa (15.352 ± 0.601 mg/25 g).

Tras la digestión gástrica (tiempo 2), todos los AEE aumentaron, destacando las muestras E y D' (elaboradas con proteínas vegetales). Sólo tres AEE (Thr, Val, Trp) permanecieron en las muestras comerciales, mientras que las muestras E y D' demostraron tener un perfil de AEE completo (excepto por His). El ∑ AEE del producto comercial (5.562 ± 0.966 mg/25 g) fue significativamente menor ($p < 0.05$) en comparación con nuestras mayonesas reducidas en grasa (\sum AEE = 28-29 mg/25 g). El aumento de los AEE tras la digestión gástrica podría explicarse por la ruptura de los enlaces peptídicos inducida por la actividad de la pepsina (proteolítica), provocando la liberación de una mayor cantidad de AEE de la mayonesa reducida en grasa (Fang *et al.*, 2019; Ketnawa y Ogawa, 2019).

Esta fase de digestión es esencial porque es previa a la digestión ileal y la absorción de aminoácidos; por lo tanto, nuestros productos podrían proporcionar una mayor cantidad de AEE disponibles. Aunque las concentraciones de AEE en las mayonesas no cumplieron con los requisitos de la FAO (World Health Organization., 2002), las formulaciones propuestas en este estudio podrían contribuir ligeramente a la ingesta de AEE en la dieta con aproximadamente una cucharada.

Conclusiones

El presente estudio demostró que emulsiones gelificadas podrían utilizarse para formular mayonesas reducidas en grasa. Estos productos demostraron una buena estabilidad física, características reológicas similares a las de un producto comercial y un aumento de la biodisponibilidad del contenido de aminoácidos esenciales (tras la digestión bucal y gástrica). Además, fue posible obtener productos aceptables con proteínas vegetales y baja concentración de aceite. De acuerdo con la intención de compra, se demostró que podrían desarrollarse nuevos productos con las siguientes formulaciones: aislado de proteína de soya con 22.5-30% de aceite o concentrado de proteínas de *A. platensis* con 30% de aceite. Para futuros trabajos, se podría continuar con la investigación de diferentes proteínas con un alto WHC y un color crema. Éstas podrían mejorar el sabor y el aspecto, que eran los atributos más relevantes para la aceptabilidad final del producto.

Materiales complementarios: La siguiente información de apoyo puede descargarse en: <https://www.mdpi.com/article/10.3390/app12157456/s1>. (Figura S1). Matriz de correlación de todas las características de la mayonesa reducida en grasas (incluida la muestra A) y los atributos sensoriales. Tabla S 1. Perfil de aminoácidos de las mayonesas reducidas en grasa.

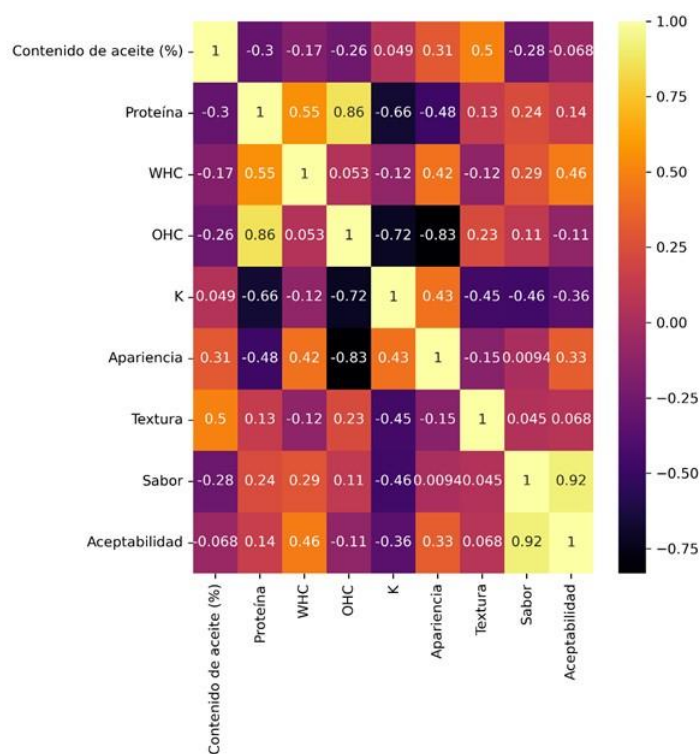


Figura S 1. Matriz de correlación de todas las características de la mayonesa reducida en grasas (incluida la muestra A) y los atributos sensoriales.

Tabla S 2. Perfil de aminoácidos de mayonesas reducidas en grasa

Aminoácidos (mg/25 g producto)	D'	E'	Comercial
	<i>Tiempo 0</i>		
His	0.000 ± 0.000	1.741 ± 0.069	0.000 ± 0.000
Thr	2.614 ± 0.097	2.267 ± 0.059	2.192 ± 0.158
Val	1.567 ± 0.099	1.102 ± 0.044	0.656 ± 0.605
Met	0.774 ± 0.156	0.621 ± 0.131	0.511 ± 0.055
Trp	8.150 ± 1.479	7.533 ± 0.535	9.278 ± 0.106
Phe	2.120 ± 0.178	2.537 ± 0.083	0.000 ± 0.000
Ile	1.142 ± 0.301	1.059 ± 0.048	0.000 ± 0.000
Leu	3.400 ± 0.091	2.699 ± 0.188	2.008 ± 0.069
Lys	1.730 ± 0.108	1.507 ± 0.171	0.000 ± 0.000
Asp	0.999 ± 0.033	0.615 ± 0.108	0.000 ± 0.000
Glu	3.784 ± 0.058	3.132 ± 0.22	4.085 ± 0.005
Asn	0.676 ± 0.188	0.461 ± 0.09	0.453 ± 0.08
Ser	1.676 ± 0.074	1.704 ± 0.087	1.296 ± 0.305
Gln	1.269 ± 0.137	0.887 ± 0.376	0.000 ± 0.000
Gly	1.534 ± 0.043	1.457 ± 0.133	1.640 ± 0.024
Arg	4.332 ± 0.045	4.105 ± 0.076	3.550 ± 0.304
Ala	2.932 ± 0.072	2.235 ± 0.029	2.100 ± 0.169
Tyr	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000
Pro	7.702 ± 0.031	10.901 ± 0.006	0.000 ± 0.000
	<i>Tiempo 1</i>		
His	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000
Thr	2.452 ± 0.162	2.218 ± 0.212	1.520 ± 0.034
Val	1.303 ± 0.072	1.033 ± 0.078	0.710 ± 0.004

Met	0.914 ± 0.15	0.754 ± 0.024	0.629 ± 0.006
Trp	10.625 ± 0.091	7.732 ± 0.998	10.966 ± 0.493
Phe	3.030 ± 0.191	2.436 ± 0.021	0.000 ± 0.000
Ile	1.331 ± 0.107	1.186 ± 0.039	0.000 ± 0.000
Leu	3.177 ± 0.478	2.826 ± 0.463	1.527 ± 0.065
Lys	2.304 ± 0.931	1.501 ± 0.093	0.000 ± 0.000
Asp	1.321 ± 0.708	0.957 ± 0.278	0.000 ± 0.000
Glu	4.788 ± 1.498	3.686 ± 0.189	1.302 ± 0.057
Asn	0.431 ± 0.154	0.476 ± 0.04	0.470 ± 0.074
Ser	1.674 ± 0.208	1.706 ± 0.065	0.995 ± 0.028
Gln	1.007 ± 0.028	0.988 ± 0.164	0.000 ± 0.000
Gly	1.47 ± 0.067	1.438 ± 0.061	1.226 ± 0.037
Arg	4.248 ± 0.183	3.995 ± 0.305	3.455 ± 0.046
Ala	2.676 ± 0.04	2.306 ± 0.219	1.948 ± 0.012
Tyr	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000
Pro	7.131 ± 0.006	8.324 ± 0.903	0.000 ± 0.000

Tiempo 2

His	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000
Thr	3.219 ± 0.164	3.038 ± 0.131	2.481 ± 0.499
Val	1.326 ± 0.141	1.274 ± 0.115	0.610 ± 0.166
Met	0.850 ± 0.146	0.779 ± 0.024	0.000 ± 0.000
Trp	13.222 ± 0.048	13.354 ± 1.291	2.471 ± 0.301
Phe	3.587 ± 0.630	3.113 ± 0.352	0.000 ± 0.000
Ile	1.355 ± 0.140	1.094 ± 0.187	0.000 ± 0.000
Leu	3.714 ± 0.235	3.324 ± 0.065	0.000 ± 0.000
Lys	1.992 ± 0.191	2.076 ± 0.105	0.000 ± 0.000

Asp	0.634 ± 0.258	0.122 ± 0.018	0.000 ± 0.000
Glu	3.870 ± 0.161	3.244 ± 0.170	1.537 ± 0.105
Asn	0.458 ± 0.033	0.347 ± 0.920	0.377 ± 0.229
Ser	1.988 ± 0.218	1.905 ± 0.026	1.468 ± 0.023
Gln	0.633 ± 0.094	0.653 ± 0.089	0.000 ± 0.000
Gly	2.024 ± 0.086	1.943 ± 0.022	1.818 ± 0.067
Arg	5.644 ± 0.16	5.737 ± 0.083	4.589 ± 0.241
Ala	3.359 ± 0.035	3.064 ± 0.092	2.932 ± 0.038
Tyr	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000	0.000 ± 0.000
Pro	14.759 ± 0.223	15.281 ± 1.306	0.000 ± 0.000

Contribuciones de los autores: Conceptualización, D.B.-A. y J.M.-O.; metodología, D.B.-A., J.M.-O. y L.R.-O.; validación, D.B.-A. y M.R.-R.; análisis formal, D.B.-A. y M.R.-R.; investigación, J.M.-O. y L.R.-O.; recursos, D.B.-A. y M.R.-R.; curación de datos, D.B.-A. y J.M.-O.; redacción-borrador original, J.M.-O. y D.B.-A.; redacción-revisión y edición, D.B.-A. y M.R.-R.; visualización, J.M.-O.; supervisión, D.B.-A. y M.R.-R.; administración del proyecto, D.B.-A.; obtención de fondos, D.B.-A. Todos los autores han leído y aceptado la versión publicada del manuscrito.

Financiamiento: Esta investigación y el Cargo por Procesamiento del Artículo fueron financiados por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACyT, con el número de proyecto FOINS 4950.

Declaración del Comité de Revisión Institucional: El Comité de Investigación y Ética del Departamento de Ciencias de la Salud de la Universidad de las Américas Puebla aprobó el protocolo de evaluación sensorial realizado en este trabajo el 4 de mayo de 2021 (documento número P-001).

Declaración de consentimiento informado: Se obtuvo el consentimiento informado de todos los participantes al comienzo de la evaluación sensorial.

Declaración de disponibilidad de datos: No aplicable.

Agradecimientos: Los autores agradecen a la "Universidad de las Américas Puebla (UDLAP)" y al "Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT)" por las becas otorgadas a J. Metri Ojeda y el acceso a los laboratorios, así como los fondos otorgados al proyecto FOINS 4950.

Conflictos de intereses: Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Referencias

- Agyei-Amponsah, J., Macakova, L., DeKock, H. L., y Emmambux, M. N. (2021). Effect of Substituting Sunflower Oil with Starch-Based Fat Replacers on Sensory Profile, Tribology, and Rheology of Reduced-Fat Mayonnaise-Type Emulsions. *Starch - Stärke*, 73(3–4), 2000092. <https://doi.org/10.1002/STAR.202000092>
- Alfaro-Diaz, A., Urías-Silvas, J. E., Loarca-Piña, G., Gaytan-Martínez, M., Prado-Ramirez, R., y Mojica, L. (2021). Techno-functional properties of thermally treated black bean protein concentrate generated through ultrafiltration process. *LWT*, 136, 110296. <https://doi.org/10.1016/J.LWT.2020.110296>
- Bajaj, R., Singh, N., y Kaur, A. (2019). Properties of octenyl succinic anhydride (OSA) modified starches and their application in low fat mayonnaise. *International Journal of Biological Macromolecules*, 131, 147–157. <https://doi.org/10.1016/J.IJBIOMAC.2019.03.054>
- Benelhadj, S., Gharsallaoui, A., Degraeve, P., Attia, H., y Ghorbel, D. (2016). Effect of pH on the functional properties of *Arthrospira* (Spirulina) platensis protein isolate. *Food Chemistry*, 194, 1056–1063. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.08.133>
- Benslima, A., Sellimi, S., Hamdi, M., Nasri, R., Jridi, M., Cot, D., Li, S., Nasri, M., y Zouari, N. (2021). The brown seaweed *Cystoseira schiffneri* as a source of sodium alginate: Chemical and structural characterization, and antioxidant activities. *Food Bioscience*, 40, 100873. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fbio.2020.100873>

- Bleakley, S., y Hayes, M. (2021). Functional and Bioactive Properties of Protein Extracts Generated from *Spirulina platensis* and *Isochrysis galbana* T-Iso. *Applied Sciences*, *11*(9), 3964. <https://doi.org/10.3390/APP11093964>
- Böcker, L., Bertsch, P., Wenner, D., Teixeira, S., Bergfreund, J., Eder, S., Fischer, P., y Mathys, A. (2021). Effect of *Arthrospira platensis* microalgae protein purification on emulsification mechanism and efficiency. *Journal of Colloid and Interface Science*, *584*, 344–353. <https://doi.org/10.1016/j.jcis.2020.09.067>
- Bühler, J. M., Dekkers, B. L., Bruins, M. E., y van der Goot, A. J. (2020). Modifying Faba Bean Protein Concentrate Using Dry Heat to Increase Water Holding Capacity. *Foods*, *9*(8), 1077. <https://doi.org/10.3390/FOODS9081077>
- Carcelli, A., Crisafulli, G., Carini, E., y Vittadini, E. (2020). Can a physically modified corn flour be used as fat replacer in a mayonnaise? *European Food Research and Technology*, *246*(12), 2493–2503. <https://doi.org/10.1007/S00217-020-03592-Y/FIGURES/5>
- Chen, B., Cai, Y., Liu, T., Huang, L., Deng, X., Zhao, Q., y Zhao, M. (2019). Improvements in physicochemical and emulsifying properties of insoluble soybean fiber by physical-chemical treatments. *Food Hydrocolloids*, *93*, 167–175. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2019.01.058>
- Chen, H., Mao, L., Hou, Z., Yuan, F., y Gao, Y. (2020). Roles of additional emulsifiers in the structures of emulsion gels and stability of vitamin E. *Food Hydrocolloids*, *99*, 105372. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2019.105372>
- Droźłowska, E., Bartkowiak, A., y Łopusiewicz, Ł. (2020). Characterization of Flaxseed Oil Bimodal Emulsions Prepared with Flaxseed Oil Cake Extract Applied as a Natural Emulsifying Agent. *Polymers* *12*(10), 2207. <https://doi.org/10.3390/POLYM12102207>
- Du, M., Lu, W., Zhang, Y., Mata, A., y Fang, Y. (2021). Natural polymer-sourced interpenetrating network hydrogels: Fabrication, properties, mechanism and food

- applications. *Trends in Food Science y Technology*, *116*, 342–356. <https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2021.07.031>
- Fang, M., Xiong, S., Hu, Y., Yin, T., y You, J. (2019). In vitro pepsin digestion of silver carp (*Hypophthalmichthys molitrix*) surimi gels after cross-linking by Microbial Transglutaminase (MTGase). *Food Hydrocolloids*, *95*, 152–160. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2019.04.013>
- Farjami, T., y Madadlou, A. (2019). An overview on preparation of emulsion-filled gels and emulsion particulate gels. *Trends in Food Science and Technology*, *86*, 85–94. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2019.02.043>
- Geremias-Andrade, I., Souki, N., Moraes, I., y Pinho, S. (2016). Rheology of Emulsion-Filled Gels Applied to the Development of Food Materials. *Gels*, *2*(3), 22. <https://doi.org/10.3390/gels2030022>
- Katsaros, G., Tsoukala, M., Giannoglou, M., y Taoukis, P. (2020). Effect of storage on the rheological and viscoelastic properties of mayonnaise emulsions of different oil droplet size. *Heliyon*, *6*(12). <https://doi.org/10.1016/J.HELİYON.2020.E05788>
- Ketnawa, S., y Ogawa, Y. (2019). Evaluation of protein digestibility of fermented soybeans and changes in biochemical characteristics of digested fractions. *Journal of Functional Foods*, *52*, 640–647. <https://doi.org/10.1016/J.JFF.2018.11.046>
- Kumar, Y., Roy, S., Devra, A., Dhiman, A., y Prabhakar, P. K. (2021). Ultrasonication of mayonnaise formulated with xanthan and guar gums: Rheological modeling, effects on optical properties and emulsion stability. *LWT*, *149*, 111632. <https://doi.org/10.1016/J.LWT.2021.111632>
- León, O., Soto, D., López, D., Muñoz-Bonilla, A., y Fernández-García, M. (2019). Fat-Replacer Properties of Oxidized Cassava Starch Using Hydrogen Peroxide/Sodium Bicarbonate Redox System in Mayonnaise Formulation and Its Stability. *Starch - Stärke*, *71*(9–10), 1900112. <https://doi.org/10.1002/STAR.201900112>

- Li, A., Gong, T., Hou, Y., Yang, X., y Guo, Y. (2020). Alginate-stabilized thixotropic emulsion gels and their applications in fabrication of low-fat mayonnaise alternatives. *International Journal of Biological Macromolecules*, *146*, 821–831. <https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2019.10.050>
- Li, J., Wang, Y., Jin, W., Zhou, B., y Li, B. (2014). Application of micronized konjac gel for fat analogue in mayonnaise. *Food Hydrocolloids*, *35*, 375–382. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2013.06.010>
- Lupatini Menegotto, A. L., Souza, L. E. S. de, Colla, L. M., Costa, J. A. V., Sehn, E., Bittencourt, P. R. S., Moraes Flores, É. L. de, Canan, C., y Colla, E. (2019). Investigation of techno-functional and physicochemical properties of *Spirulina platensis* protein concentrate for food enrichment. *LWT*, *114*, 108267. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2019.108267>
- Maruyama, S., Streletskaia, N. A., y Lim, J. (2021). Clean label: Why this ingredient but not that one? *Food Quality and Preference*, *87*, 104062. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2020.104062>
- Matsushita, K. (2010). Automatic precolumn derivatization of amino acids and analysis by fast LC using the Agilent 1290 Infinity LC system. *Agil. Tech. Note*, 5990, 1–4.
- Metri Ojeda, J., Ramírez Rodrigues, M., Baigts Allende, D., Ojeda, M. J., Rodrigues, R. M., y Allende, B. D. (2022). Study of the perception and the acceptability of mayonnaise ingredients among Mexican consumers and its global preference. *Revista Española de Nutrición Humana y Dietética*, *26*(Supl. 1), 1620. <https://doi.org/10.14306/renhyd.26.S1.1620>
- Mirzanajafi-Zanjani, M., Yousefi, M., y Ehsani, A. (2019). Challenges and approaches for production of a healthy and functional mayonnaise sauce. *Food Science & Nutrition*, *7*(8), 2471–2484. <https://doi.org/10.1002/FSN3.1132>
- Nourbehesht, N., Shekarchizadeh, H., y Soltanizadeh, N. (2018). Investigation of stability, consistency, and oil oxidation of emulsion filled gel prepared by inulin and rice bran

- oil using ultrasonic radiation. *Ultrasonics Sonochemistry*, *42*, 585–593. <https://doi.org/10.1016/J.ULTSONCH.2017.12.029>
- Park, J. J., Olawuyi, I. F., y Lee, W. Y. (2020). Characteristics of low-fat mayonnaise using different modified arrowroot starches as fat replacer. *International Journal of Biological Macromolecules*, *153*, 215–223. <https://doi.org/10.1016/J.IJBIOMAC.2020.02.331>
- Ramírez-Rodrigues, M. M., Estrada-Beristain, C., Metri-Ojeda, J., Pérez-Alva, A., y Baigts-Allende, D. K. (2021). Spirulina platensis Protein as Sustainable Ingredient for Nutritional Food Products Development. *Sustainability*, *13*(12), 6849. <https://doi.org/10.3390/SU13126849>
- Rui, X., Zhang, Q., Huang, J., Li, W., Chen, X., Jiang, M., y Dong, M. (2019). Does lactic fermentation influence soy yogurt protein digestibility: a comparative study between soymilk and soy yogurt at different pH. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, *99*(2), 861–867. <https://doi.org/10.1002/JSFA.9256>
- Safi, C., Ursu, A. V., Laroche, C., Zebib, B., Merah, O., Pontalier, P. Y., y Vaca-Garcia, C. (2014). Aqueous extraction of proteins from microalgae: Effect of different cell disruption methods. *Algal Research*, *3*(1), 61–65. <https://doi.org/10.1016/J.ALGAL.2013.12.004>
- Sato, A. C. K., Moraes, K. E. F. P., y Cunha, R. L. (2014). Development of gelled emulsions with improved oxidative and pH stability. *Food Hydrocolloids*, *34*, 184–192. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2012.10.016>
- Schädle, C. N., Bader-Mittermaier, S., y Sanahuja, S. (2022). Characterization of Reduced-Fat Mayonnaise and Comparison of Sensory Perception, Rheological, Tribological, and Textural Analyses. *Foods*, *11*(6), 806. <https://doi.org/10.3390/FOODS11060806>
- Shen, Y., Babu, K. S., Amamcharla, J., y Li, Y. (2022). Emulsifying properties of pea protein/guar gum conjugates and mayonnaise application. *International Journal of Food Science & Technology*, *57*(7), 3955–3966. <https://doi.org/10.1111/IJFS.15564>

- Shim, S. M., Choi, M. H., Park, S. H., Gu, Y. U., Oh, J. M., Kim, S., Kim, H. Y., Kim, G. H., y Lee, Y. S. (2010). Assessing the digestibility of genetically modified soybean: Physiologically based in vitro digestion and fermentation model. *Food Research International*, *43*(1), 40–45. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2009.08.011>
- Shkolnikov Lozober, H., Okun, Z., y Shpigelman, A. (2021). The impact of high-pressure homogenization on thermal gelation of *Arthrospira platensis* (Spirulina) protein concentrate. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, *74*, 102857. <https://doi.org/10.1016/J.IFSET.2021.102857>
- Stone, A. K., Avarmenko, N. A., Warkentin, T. D., y Nickerson, M. T. (2015). Functional properties of protein isolates from different pea cultivars. *Food Science and Biotechnology*, *24*(3), 827–833. <https://doi.org/10.1007/s10068-015-0107-y>
- Stone, A. K., Karalash, A., Tyler, R. T., Warkentin, T. D., y Nickerson, M. T. (2015). Functional attributes of pea protein isolates prepared using different extraction methods and cultivars. *Food Research International*, *76*(P1), 31–38. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2014.11.017>
- Su, H., Lien, C., Lee, T., y Ho, J. (2010). Development of low-fat mayonnaise containing polysaccharide gums as functional ingredients. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, *90*(5), 806–812.
- Sukkwai, S., Chonpracha, P., Kijroongrojana, K., y Prinyawiwatkul, W. (2017). Influences of a natural colourant on colour and salty taste perception, liking, emotion and purchase intent: a case of mayonnaise-based dipping sauces. *International Journal of Food Science & Technology*, *52*(10), 2256–2264. <https://doi.org/10.1111/IJFS.13506>
- Sun, C., Liu, R., Liang, B., Wu, T., Sui, W., y Zhang, M. (2018). Microparticulated whey protein-pectin complex: A texture-controllable gel for low-fat mayonnaise. *Food Research International*, *108*, 151–160. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2018.01.036>

- Taslikh, M., Mollakhalili-Meybodi, N., Alizadeh, A. M., Mousavi, M.-M., Nayebzadeh, K., y Mortazavian, A. M. (2021). Mayonnaise main ingredients influence on its structure as an emulsion. *Journal of Food Science and Technology*, *59*, 1–9. <https://doi.org/10.1007/S13197-021-05133-1>
- Teklehaimanot, W. H., Duodu, K. G., y Emmambux, M. N. (2013). Maize and teff starches modified with stearic acid as potential fat replacer in low calorie mayonnaise-type emulsions. *Starch - Stärke*, *65*(9–10), 773–781. <https://doi.org/10.1002/STAR.201200244>
- Torres-Tiji, Y., Fields, F. J., y Mayfield, S. P. (2020). Microalgae as a future food source. *Biotechnology Advances*, *41*, 107536. <https://doi.org/10.1016/J.BIOTECHADV.2020.107536>
- Uribe-Wandurraga, Z. N., Martínez-Sánchez, I., Savall, C., García-Segovia, P., y Martínez-Monzó, J. (2021). Microalgae fortification of low-fat oil-in-water food emulsions: an evaluation of the physicochemical and rheological properties. *Journal of Food Science and Technology*, *58*(10), 3701–3711. <https://doi.org/10.1007/S13197-020-04828-1/FIGURES/5>
- Varela, P., y Fiszman, S. M. (2013). Exploring consumers' knowledge and perceptions of hydrocolloids used as food additives and ingredients. *Food Hydrocolloids*, *30*(1), 477–484. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2012.07.001>
- Wang, Y., Jiao, A., Qiu, C., Liu, Q., Yang, Y., Bian, S., Zeng, F., y Jin, Z. (2022). A combined enzymatic and ionic cross-linking strategy for pea protein/sodium alginate double-network hydrogel with excellent mechanical properties and freeze-thaw stability. *Food Hydrocolloids*, *131*, 107737. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2022.107737>
- World Health Organization. (2002). Protein and amino acids requirement in human nutrition. *WHO Technical Report Series*, 935.

- Xu, W., Xiong, Y., Li, Z., Luo, D., Wang, Z., Sun, Y., y Shah, B. R. (2020). Stability, microstructural and rheological properties of complex prebiotic emulsion stabilized by sodium caseinate with inulin and konjac glucomannan. *Food Hydrocolloids*, *105*, 105772. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2020.105772>
- Yang, X., Gong, T., Lu, Y. hong, Li, A., Sun, L., y Guo, Y. (2020). Compatibility of sodium alginate and konjac glucomannan and their applications in fabricating low-fat mayonnaise-like emulsion gels. *Carbohydrate Polymers*, *229*, 115468. <https://doi.org/10.1016/j.carbpol.2019.115468>
- Yang, X., Li, A., Yu, W., Li, X., Sun, L., Xue, J., y Guo, Y. (2020). Structuring oil-in-water emulsion by forming egg yolk/alginate complexes: Their potential application in fabricating low-fat mayonnaise-like emulsion gels and redispersible solid emulsions. *International Journal of Biological Macromolecules*, *147*, 595–606.
- Yu, D., Zhao, Y., Li, T., Li, D., Chen, S., Wu, N., Jiang, L., y Wang, L. (2018). Effect of electrochemical modification on the structural characteristics and emulsion storage stability of soy protein isolate. *Process Biochemistry*, *75*, 166–172. <https://doi.org/10.1016/J.PROCBIO.2018.10.001>
- Yüçetepe, A., Saroğlu, Ö., y Özçelik, B. (2019). Response surface optimization of ultrasound-assisted protein extraction from *Spirulina platensis*: investigation of the effect of extraction conditions on techno-functional properties of protein concentrates. *Journal of Food Science and Technology*, *56*(7), 3282–3292. <https://doi.org/10.1007/s13197-019-03796-5>
- Zaiontz, C. (2020). *Real Statistics Software*. <https://www.real-statistics.com/appendix/citation-real-statistics-software-website/>
- Zhong, Y., Xiang, X., Wang, X., Zhang, Y., Hu, M., Chen, T., y Liu, C. (2020). Fabrication and characterization of oil-in-water emulsions stabilized by macadamia protein isolate/chitosan hydrochloride composite polymers. *Food Hydrocolloids*, *103*, 105655. <https://doi.org/10.1016/J.FOODHYD.2020.105655>

Zhu, Y., Marin, L. M., Xiao, Y., Gillies, E. R., y Siqueira, W. L. (2021). pH-Sensitive Chitosan Nanoparticles for Salivary Protein Delivery. *Nanomaterials*, *11*(4), 1028. <https://doi.org/10.3390/nano11041028>

Artículo 3: Detección rápida de la calidad de la mayonesa mediante visión por computadora y aprendizaje automático

Jorge Metri-Ojeda¹ , Gabriel Solana-Lavalle² , Roberto Rosas-Romero² , Enrique Palou¹ , Milena-Ramírez-Rodrigues³ , y Diana Baigts-Allende¹ *.

¹Departamento de Ingeniería Química, Ambiental y Alimentos. Universidad de las Américas Puebla. Ex-Hacienda Santa Catarina Mártir, San Andrés Cholula, Puebla, 72810. México.

²Departamento de Ingeniería Eléctrica, Mecatrónica y Sistemas. Universidad de las Américas Puebla. Ex-Hacienda Santa Catarina Mártir, San Andrés Cholula, 72810, Puebla, México.

³Laboratorio de Análisis de Alimentos, Intema S.A. de C.V., 31 Sur, Puebla, 72400, Puebla, México.

Resumen

La aplicación de análisis fiables, rápidos y de bajo coste está ganando popularidad en la industria alimentaria. Una alternativa para este tipo de análisis es la inteligencia artificial basada en el análisis de imágenes. Este estudio pretendía utilizar el análisis de imágenes para desarrollar modelos de clasificación que permitieran discriminar la aceptabilidad de las mayonesas. Un panel semientrenado compuesto por 8 evaluadores clasificó 300 imágenes de mayonesas. Las características extraídas de las imágenes incluyen la media, la desviación estándar, los valores de intensidad mínimos y máximos, la asimetría y la curtosis de los espacios de color Rojo-Verde-Azul (RGB, por sus siglas en inglés), Tono-Saturación-Valor (HSV, por sus siglas en inglés) y la *Commission Internationale d'Eclairage* $L^* a^* b^*$ (CIELab). Las características de Haralick y las diferencias de intensidad entre la región de interés y el fondo se calcularon utilizando valores de intensidad de nivel de gris. Se utilizaron los Máquinas de Soporte Vectorial (MSV), *Gradient Boosting* y K-Vecinos más Cercanos (KNN, por sus siglas en inglés) y se evaluaron en términos de exactitud, precisión, recuperación y medida F1 con validación cruzada de 10 iteraciones. Las características de color resultaron ser los datos más importantes para los modelos; estos modelos demostraron un 92.60 – 93.30 % de exactitud, 89.00 – 93.30 % de precisión, 91.40 – 96.43 % de recuperación y 91.90 – 92.30 % de medida F1. Los modelos probados mostraron resultados similares entre sí. Todos los modelos probados no mostraron diferencias significativas en comparación con el panel, que presentó 88.33, 94.37, 93.54 y 93.75 % de exactitud, precisión, recuperación y medida F1, respectivamente. Los modelos aquí obtenidos mostraron ser un posible enfoque para una metodología rápida, de bajo coste y sencilla para estimar la aceptabilidad de la mayonesa en análisis sensoriales o estudios de vida útil.

Palabras clave: aceptabilidad, mayonesa, algoritmos de clasificación, inteligencia artificial, análisis de imágenes, análisis sensorial.

Introducción

La mayonesa es uno de los condimentos más comunes y consumidos en todo el mundo; se utiliza en diferentes alimentos como ensaladas, sándwiches, hamburguesas, perritos calientes y muchos otros. Este producto es una emulsión de aceite en agua (o/w) que contiene alrededor de un 70 – 80% de aceite, así como yema de huevo, vinagre, sal, azúcar y especias (Mirzanajafi-Zanjani *et al.*, 2019). Debido a su alto contenido en aceite, este producto es susceptible de degradarse durante el periodo de almacenamiento. Algunas de las principales repercusiones son la separación de la emulsión, la hidrólisis de los lípidos y la auto-oxidación de los lípidos (Ghorbani Gorji *et al.*, 2016) que pueden producir cambios en el color, el aspecto, el sabor (Kaur *et al.*, 2011) y la textura (Jackman y Sun, 2011).

El control de calidad de los alimentos suele requerir varias pruebas analíticas. En el caso de la mayonesa, se necesitan mediciones relacionadas con su estabilidad física (análisis reológico y de textura), así como con determinadas propiedades fisicoquímicas (pH, índice de estabilidad oxidativa, análisis instrumental del color y cromatografía), microbiológicas y sensoriales (sabor, aspecto visual, color y aroma). Sin embargo, la mayoría de estas pruebas son invasivas (destrucción de la muestra), costosas y necesitan dispositivos específicos y técnicos cualificados. Además, la mayoría de los resultados obtenidos llevan tiempo, mientras que las evaluaciones sensoriales pueden ser subjetivas debido a la variabilidad de los jueces (Mavani *et al.*, 2021). Aunque todas estas evaluaciones son indispensables, las pruebas sensoriales son cruciales para evaluar la aceptabilidad de un producto. Por ejemplo, el aspecto visual es uno de los aspectos más importantes de los alimentos que determinan su aceptabilidad y vida útil (Ueda *et al.*, 2020). Esta propiedad suele determinarse mediante un panel sensorial entrenado o una gran cantidad de evaluaciones por parte de consumidores reales (Yu *et al.*, 2018).

Para lograr una mayor eficiencia y productividad, la industria alimentaria ha estado buscando la implementación de metodologías rápidas, sostenibles, no invasivas, exactas y precisas para el análisis de alimentos (Azcarate *et al.*, 2017). Algunas de ellas se basan en la espectroscopia y el análisis multivariante, que se han presentado como métodos alternativos para la evaluación de la calidad de la mayonesa. Por ejemplo, el tipo de aceite y el contenido

de aceite se han predicho utilizando la espectroscopia de infrarrojo cercano (NIR) y un análisis con mínimos cuadrados parciales (PLS) o el análisis de componentes principales (PCA) (Indahl *et al.*, 1999). Recientemente, se ha propuesto monitorear la estabilidad oxidativa de la mayonesa mediante datos de espectroscopia de fluorescencia frontal y un modelo de análisis discriminante de mínimos cuadrados parciales multidireccionales (Azcarate *et al.*, 2017).

Otro enfoque para desarrollar un análisis de las propiedades de los alimentos eficiente en el tiempo es el uso de la inteligencia artificial aplicando el aprendizaje automático también conocido como Machine Learning (ML). El ML se define como un algoritmo informático que aprende automáticamente a partir de la experiencia (datos) para predecir una o más características (Mavani *et al.*, 2021). El ML se utiliza actualmente en diferentes aplicaciones relacionadas con los alimentos, como la autenticación, la predicción de propiedades físicas, el análisis sensorial y el control de calidad, entre otras. La Visión por Computadora (VC) es una de las muchas técnicas para obtener datos para entrenar un modelo de ML, que combina el procesamiento de imágenes y la detección de patrones mediante la extracción de características relacionadas con los cambios de tamaño, forma, color y textura. Tiene la ventaja de ser no destructiva, rápida y de evitar el contacto entre humanos en el caso de las aplicaciones sensoriales (Fuentes *et al.*, 2021; Mavani *et al.*, 2021). La VC ha sido ampliamente utilizada en varios casos de estudio dentro de la industria alimentaria, por ejemplo, para clasificar el estado de maduración de frutas y verduras (Koyama *et al.*, 2021; Pacheco y López, 2019), la evaluación de la calidad de la carne (Taheri-Garavand *et al.*, 2019), la predicción de las propiedades físicas del aguacate (Cho *et al.*, 2020), la clasificación de aceitunas según su calidad (Aguilera Puerto *et al.*, 2019) y la detección de plagas o enfermedades en diferentes cultivos. (Lin *et al.*, 2021; Rehman *et al.*, 2021).

Hasta el momento no se han encontrado reportes de modelos de ML para evaluar la calidad de los productos de mayonesa utilizando VC. Teniendo en cuenta que la mayonesa experimenta varios cambios visuales durante su almacenamiento, planteamos la hipótesis de que la VC y el ML podrían aplicarse para construir un clasificador útil para discriminar la aceptabilidad de este tipo de productos. Por lo tanto, el objetivo de este estudio fue desarrollar una herramienta de ML para la evaluación rápida de la calidad visual de la mayonesa; para

ello se creó una base de datos de imágenes de mayonesa mediante su degradación, que 8 panelistas clasificaron en productos aceptables y no aceptables y procesaron para obtener características estadísticas de color y características Haralick. Por último, se entrenaron modelos de ML y se evaluaron frente a los panelistas

Materiales y métodos

Materiales

Las mayonesas comerciales y los ingredientes para elaborar mayonesas caseras, como huevos, aceite, sal, azúcar y vinagre, se compraron en supermercados locales de Mérida, México.

Métodos

Elaboración de mayonesas y condiciones de almacenamiento

Las muestras estudiadas fueron 12 mayonesas comerciales (marcas no mostradas) y 3 mayonesas caseras. Las mayonesas caseras (Tabla 8) se prepararon homogeneizando la yema de huevo y el aceite (añadidos lentamente) con una batidora de inmersión doméstica (KOIOS modelo HB-2033B3) a máxima velocidad. A continuación, se añadieron el resto de los ingredientes bajo homogeneización en las mismas condiciones. Posteriormente, cada muestra (20 – 22 g de mayonesa) se almacenó en un vaso de plástico translúcido (220 mL de capacidad) a temperatura ambiente (25 ± 3 °C) y sin tapar para favorecer su degradación. Cada mayonesa se almacenó por duplicado.

Tabla 8. Recetas de mayonesas casera.

Receta	Ingrediente	Cantidad (%)	Referencia
1	Aceite	73.0	(Su <i>et al.</i> , 2010)
	Yema de huevo	14.0	
	Vinagre	9.2	
	Azúcar	2.7	
	Sal	1.0	

	Mostaza	0.0	
2	Aceite	78.0	(Amiri Aghdai <i>et al.</i> , 2012)
	Yema de huevo	8.0	
	Vinagre	8.0	
	Azúcar	3.0	
	Sal	3.0	
	Mostaza	1.0	
3	Aceite	81.0	(Olsson <i>et al.</i> , 2018)
	Yema de huevo	8.6	
	Vinagre	3.6	
	Azúcar	0.3	
	Sal	0.3	
	Mostaza	2.5	

Desarrollo de la base de datos: adquisición de imágenes

La base de datos se generó tomando fotografías de las muestras cada 12 h hasta su deterioro visual (aproximadamente 5 días), resultando 300 imágenes. Estas imágenes se obtuvieron con un smartphone Xiaomi Redmi Note 9s en modo de cámara Pro con una definición de 9 MegaPíxeles. Se activó la rejilla de la cámara para asegurar el centrado de la muestra. El flash y el zoom de la cámara se mantuvieron desactivados. Las imágenes se tomaron en una caja de luz fotográfica (Ave Distante, Shenzhen, China) con dimensiones de 20 × 22 × 26 cm con una luz led de 2000 lúmenes. El posicionamiento de la muestra se esquematiza en la Figura 15.

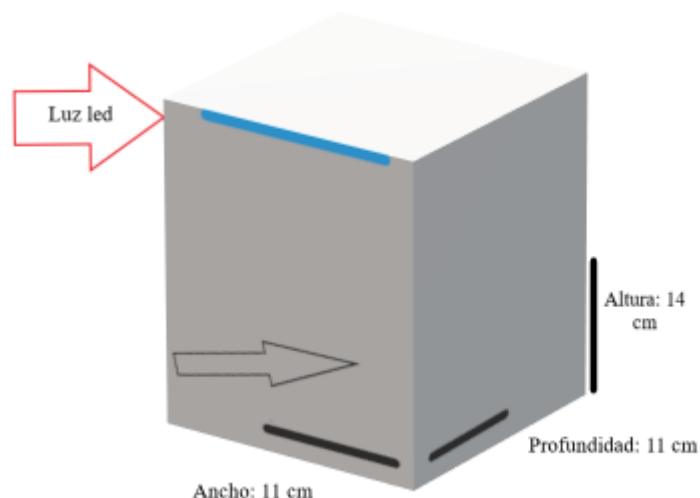


Figura 15. Representación esquemática del montaje para la adquisición de imágenes.

Formación de los panelistas y clasificación de la base de datos

El panel estuvo compuesto por 8 panelistas (panelistas no entrenados: 6 hombres y 2 mujeres de entre 24 y 29 años) reclutados en Mérida Yucatán, México, mediante anuncios en las redes sociales (Twitter y Facebook). Los panelistas debían cumplir con los siguientes criterios: ser consumidores de mayonesa, tener al menos 18 años y completar el proceso de semi-entrenamiento. Siguiendo el procedimiento reportado por Koyama *et al.* (Koyama *et al.*, 2021), la clasificación de la base de datos se estructuró en tres pasos, el primero fue el desarrollo de una escala de clasificación y descriptores para la calidad de la mayonesa, luego, el panel fue semi entrenado para una correcta clasificación de la base de datos, y finalmente, toda la base de datos fue clasificada.

La escala de clasificación se desarrolló de la siguiente manera. Se tomó como referencia la imagen del primer día y del último día de almacenamiento de dos muestras aleatorias. A continuación, el panel evaluó y determinó los descriptores visuales, como los cambios en el aspecto visual (color y brillo de la superficie) y la textura visual (integridad, forma, uniformidad, suavidad y grietas de la muestra). Estas características pueden ayudar a clasificar la calidad en una clase binaria (productos aceptables y no aceptables). Los ejemplos de texturas visuales y cambios de aspecto visual se basaron en los descriptores presentados en trabajos previos (Lukinac *et al.*, 2018; Santa Cruz *et al.*, 2002).

Para el semi entrenamiento, el panel clasificó 100 imágenes seleccionadas al azar utilizando las escalas y los descriptores (esto se consideró la etiqueta verdadera). A continuación, se realizaron rondas de entrenamiento pidiendo a los panelistas que clasificaran lotes de 20 imágenes al azar. El entrenamiento se evaluó comparando su clase asignada con la etiqueta verdadera, y luego se calcularon dos métricas de clasificación: la exactitud (número de respuestas correctas) y la repetibilidad (acuerdo entre las respuestas de los panelistas), utilizando la ecuación 7 y la ecuación 8, respectivamente. El semi entrenamiento se repitió hasta que los panelistas alcanzaron $> 85.00 \% \pm 5.00 \%$ para ambas métricas.

$$Exactitud = \left(\frac{\text{Respuestas correctas}}{n \text{ muestras}} \right) \times 100, \quad (7)$$

$$Repetibilidad = \left(\frac{\text{Respuestas correctas por } S}{n \text{ panelistas}} \right) \times 100, \quad (8)$$

donde "*n muestras*" es el número de muestras por ronda ($n = 20$), *S* representa cada muestra, y "*n panelistas*" es el número total de jueces ($n = 8$).

Tras el entrenamiento, todas las imágenes se clasificaron por consenso entre los panelistas.

Procesamiento de imágenes

El procedimiento de procesamiento de imágenes se esquematiza en la Figura 16. El proceso se dividió en cuatro secciones: adquisición de la imagen (A), conversión de la imagen en un mapa de color en escala de grises y segmentación (B), superposición y conversiones de color (C) y extracción de características (D).

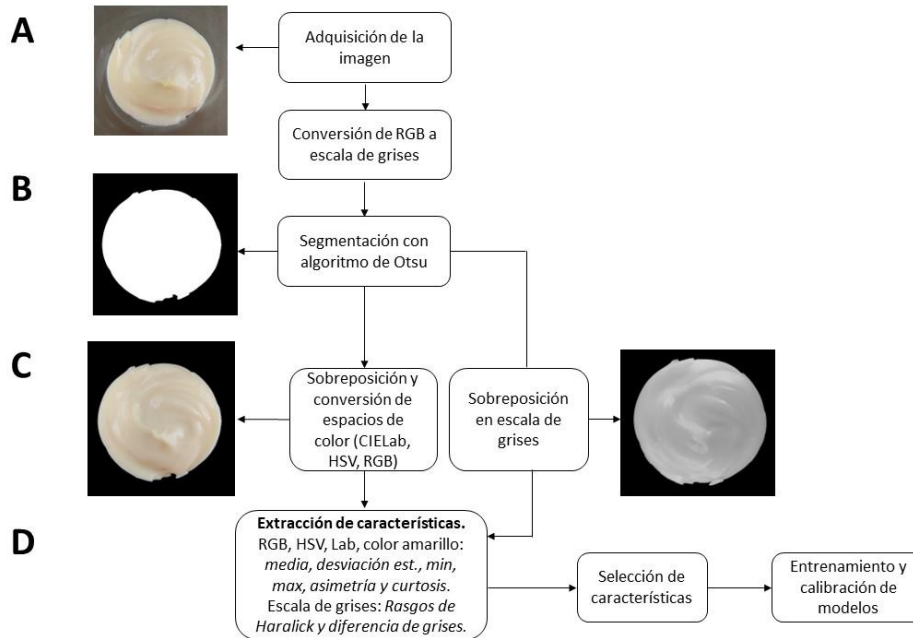


Figura 16. Metodología de procesamiento de imágenes para la extracción de características.

Primero se convirtió la imagen RGB en un mapa de escala de grises con una combinación lineal de los canales de color RGB (rojo, verde y azul) utilizando la ecuación 9. Esta ecuación lineal es la técnica más utilizada para convertir RGB a escala de grises debido al bajo coste computacional; los pesos atribuidos a cada color se fijan empíricamente para imitar la sensibilidad del ojo humano al rojo, verde y azul (Mukherjee *et al.*, 2016).

$$\text{Escala de grises} = 0.21 \times R[i, j] + 0.72 \times G[i, j] + 0.07 \times B[i, j], \quad (9)$$

donde " $R[i, j]$ ", " $G[i, j]$ ", " $B[i, j]$ " son los valores de los píxeles en los canales de color rojo, verde y azul, respectivamente.

Para la segmentación de la imagen se seleccionó el algoritmo Otsu, que obtuvo el mejor umbral de segmentación estadística para generar una máscara como se muestra en el panel B de la Figura 14 (Cho *et al.*, 2020; Koyama *et al.*, 2021; Pacheco y López, 2019). La máscara se obtuvo con el algoritmo Otsu y un proceso de erosión (para limpiar los píxeles blancos restantes en el fondo). Tras la segmentación (Figura 14C), se superpusieron las imágenes en la máscara para extraer la región de interés (RI), que era la muestra de mayonesa (Figura 14D). A continuación, las RI se convirtieron a los espacios de color RGB, HSV y CIELab,

ya que se ha demostrado que el trabajo en múltiples espacios de color podría superar a los modelos con un solo espacio de color (por ejemplo, RGB) (Castro *et al.*, 2019). Las características obtenidas fueron el valor medio (ecuación 10), la desviación estándar (ecuación 11), la asimetría (ecuación 12), la curtosis (ecuación 13), los niveles mínimo y máximo de cada canal de color en los espacios de color RGB, HSV y Lab. Además, se calcularon el color amarillo y las diferencias entre los valores medios de nivel de gris de los píxeles (ecuación 14) en la muestra y el fondo (Cho *et al.*, 2020; Koyama *et al.*, 2021).

$$\mu = \frac{1}{M N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M X[i, j], \quad (10)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (X[i, j] - \mu)^2}, \quad (11)$$

$$\kappa = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (X[i, j] - \mu)^4}{M N \sigma^4}, \quad (12)$$

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (X[i, j] - \mu)^3}{M N \sigma^3}, \quad (13)$$

$$Diff. \text{ de grises} = |\mu_S - \mu_B|, \quad (14)$$

donde " μ " = media, " σ " = desviación estándar, " θ " = asimetría, " κ " = curtosis, " $X [i, j]$ " es el valor del píxel de la imagen en la posición $[i, j]$, " N " y " M " son las dimensiones de la imagen (4000×2250), " μ_S " y " μ_B " representan la media de los niveles de gris de la muestra y del fondo, respectivamente.

Para este trabajo se consideró el uso de los atributos de textura; entre los métodos para la extracción de características de textura de imágenes, se reportan el histograma de frecuencias, el histograma de patrón binario local, los rasgos de Haralick y las "wavelets", entre otros (Löfstedt *et al.*, 2019). Sin embargo, los rasgos de Haralick tienen la ventaja de considerar la relación espacial entre los píxeles, son fáciles de calcular mediante el uso de una matriz de coocurrencia de niveles de grises (MCNG), su interpretación es intuitiva (Löfstedt *et al.*, 2019) y pueden lograr un buen rendimiento de clasificación (> 90 % de precisión) (Al-Sarayreh *et al.*, 2019; Goel *et al.*, 2020; Rehman *et al.*, 2021). Por lo tanto, los rasgos de Haralick se obtuvieron como describen Löfstedt *et al.* (2019) utilizando un MCNG de 1-255. El nivel de gris 0 del fondo no se incluyó en el MCNG.

Clasificadores de aprendizaje automático

Las variables más importantes para cada modelo se seleccionaron utilizando un software de minería de datos (WEKA v. 3.8.5). En primer lugar, los datos se escalaron de 0 a 1. A continuación, se seleccionó el mejor subconjunto de características para cada modelo específico mediante el algoritmo “*Wrappers Feature Subset Selection*” (WFSS) (Kohavi y John, 1997). Este proceso se realizó con los modelos de Máquina de Soporte Vectorial (MSV), *Gradient Boosting* y K-vecinos más cercanos (KNN, por sus siglas en inglés).

La MSV separa las clases en un hiperplano utilizando la ecuación 15. Donde x es el vector de características, N es el número total de características, x_i es el i ésimo vector de soporte, ω_i son los parámetros de aprendizaje, b es el sesgo, y K corresponde a la función *Kernel*. La configuración de los hiper parámetros de la MSV fue la Función de Base Radial (ecuación 16) debido a su idoneidad para datos no lineales, un valor de coste de 10.5, y el valor de gamma (σ) se fijó en 0.125 (Koyama *et al.*, 2021).

$$y = b + \sum_{i=1}^N \omega_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i), \quad (15)$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}, \quad (16)$$

El algoritmo *Gradient Boosting* es un modelo de aprendizaje supervisado basado en un conjunto de árboles de decisión. Este clasificador es reconocido por su eficiencia, precisión e interpretabilidad, ya que tiene buenos resultados en tareas binarias y multiclase. Este modelo toma los datos de entrenamiento $\{\mathbf{x}_i, y_i \dots\}$ (\mathbf{x} y y son las características y la clase, respectivamente, e $i = 1, 2, \dots, n$) para encontrar una función $f(\mathbf{x})$ que minimice una función de pérdida específica (ecuación 17) para cada iteración. La expresión matemática final del modelo se muestra en la ecuación 19. La configuración del modelo se fijó con una función de pérdida exponencial, muestras mínimas para dividir iguales a 5, muestras mínimas por hoja iguales a 7, y una profundidad máxima del árbol igual a 2.

$$loss = \Psi(y, f(\mathbf{x})) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m e^{-y_i f_m(\mathbf{x}_i)}, \quad (17)$$

$$f_m(\mathbf{x}) = f_{m-1} + \gamma_m h_m(\mathbf{x}), \quad (18)$$

$$\gamma_m = \operatorname{argmin}_{\gamma} \Psi(y_i f_{m-1}(\mathbf{x}_i) + \gamma h_m(\mathbf{x}_i)), \quad (19)$$

donde " n " es el número de observaciones, " m " es el número de iteraciones en el árbol de decisión y " h " es el árbol de decisión base.

Por último, el tercer modelo probado fue el algoritmo KNN, que es un modelo ML supervisado no lineal, que aprende almacenando cada observación con su clase correspondiente $\{x_i, y_i \dots\}$ (x y y son las características y la clase, respectivamente, e $i = 1, 2, \dots, n$). La clase de una observación desconocida x se calcula mediante la distancia euclídea (ecuación 20) entre x y los vectores de características almacenados. El valor K (en este trabajo, $K = 11$) representa los K vecinos más cercanos de x por lo que la clase asignada a x es la clase más frecuente entre los K vecinos de x .

$$\text{Distancia euclídea} = \sqrt{\sum_{i=1}^K (x - x_i)^2}, \quad (20)$$

Programas informáticos utilizados, evaluación de los modelos y análisis estadístico

El procesamiento de imágenes (segmentación y extracción de características) se realizó en Atom IDE utilizando el lenguaje de programación Julia (v. 1.6). Los modelos se cargaron desde la librería Scikit Learn (v. 0.24.2) y se evaluaron en Python (v. 3.8.1) utilizando Spyder (v. 5.1) IDE en *Anaconda Navigator* para Windows (v. 2.1.1). El trabajo artístico se procesó en Python 3.8.1 utilizando la librería Matplotlib (v. 3.4). Todos los scripts se proporcionan en el Material Suplementario 1.

La validación cruzada de K -iteraciones es comúnmente utilizada en la evaluación de modelos de ML porque divide (aleatoriamente) el conjunto de datos en K -iteraciones y subconjuntos del mismo tamaño, un subconjunto en cada pliegue se utiliza como conjunto de prueba y los subconjuntos restantes actúan como datos de entrenamiento, realizando una evaluación más generalizada (Koklu y Ozkan, 2020). En este caso, se aplicó una validación cruzada de 10 iteraciones, y la exactitud, la precisión, la sensibilidad y la medida F1 se obtuvieron utilizando la biblioteca Scikit Learn (v. 0.24.2) en Python (v. 3.8.1). Se pidió a los panelistas que volvieran a evaluar 30 imágenes al azar y se evaluó el rendimiento del panel con las mismas métricas (exactitud, precisión, sensibilidad y medida F1). Estos datos se calcularon utilizando una matriz de confusión y las ecuaciones 21 – 24.

$$\text{Exactitud} = \left(\frac{VP}{\text{Predicciones totales}} \right) \times 100, \quad (21)$$

$$\text{Precisión} = \left(\frac{VP}{VP + FP} \right) \times 100, \quad (22)$$

$$\text{Sensibilidad} = \left(\frac{VP}{VP + FN} \right) \times 100, \quad (23)$$

$$\text{Medida F1} = \left(2 \times \frac{\text{Precisión} \times \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}} \right) \times 100, \quad (24)$$

donde "VP" = Verdaderos Positivos, "FP" = Falsos Positivos, "TN" = Verdaderos Negativos y "FN" = Falsos Negativos.

La correlación entre las características extraídas (rasgos de color y de Haralick) y las clases de calidad (aceptable y no aceptable) se determinó mediante la clasificación del índice de correlación en el software de minería de datos WEKA (v. 3.8.5). La diferencia estadística en la exactitud, la precisión, la sensibilidad y la medida F1 entre los modelos y los panelistas se determinó con un ANOVA de una vía ($\alpha = 0.05$) y una prueba de comparación múltiple de Tukey ($\alpha = 0.05$) en Microsoft Excel 365.

Resultados

Descriptores visuales y formación de los panelistas

Los resultados obtenidos durante la generación de la escala de evaluación demostraron que el color de la mayonesa tiene un papel crucial en su calidad, como puede verse en la Figura 17. La inaceptabilidad de los productos se relacionó principalmente con un cambio en el color de la superficie de la muestra (de un color crema claro a un amarillo brillante). En el caso de los aspectos visuales de textura, los panelistas percibieron desde un aspecto cremoso hasta pastoso; también indicaron una pérdida de apariencia de suavidad, grietas y menor volumen (ligero encogimiento de las muestras) en comparación con el producto fresco. Además, se calculó el Índice de Correlación (IC) para determinar la relevancia de las características (mayor IC significa mayor relevancia), esta información puede consultarse en el Recurso en línea 2. Se determinó que las variables más correlacionadas (> 0.500 de IC) fueron diez características de color, que incluyen todos los canales del espacio de color HSV, el valor b* (del espacio de color CIELab) y el color azul RGB. En el caso de los rasgos de Haralick, sólo

cuatro de ellos (diferencia de entropía, diferencia inversa, homogeneidad y disimilitud) demostraron un IC superior a 0.500 con la clasificación.

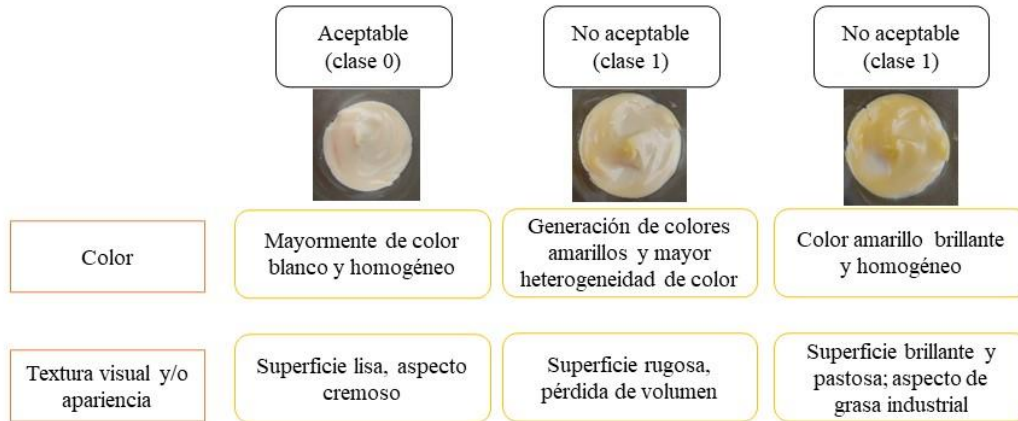


Figura 17. Descriptores de calidad de mayonesas

El entrenamiento del panel alcanzó la exactitud (94.300 ± 4.300 %) y la repetibilidad deseada (98.700 ± 3.300 %) después de 3 rondas de evaluaciones. La exactitud siempre fue superior al 85 %; sin embargo, su repetibilidad mostró una alta desviación en las dos primeras evaluaciones (6 – 14 %). En la tercera evaluación, la repetibilidad mejoró hasta el 98 % con desviación menor al 5 %, lo que indicó que el panel estaba adecuadamente entrenado para la clasificación de la mayonesa.

Selección de características y modelos de aprendizaje automático

La base de datos utilizada contenía 138 y 162 imágenes correspondientes a la clase aceptable y no aceptable, respectivamente. Las características seleccionadas y los modelos probados se muestran en la Tabla 9. Los resultados indicaron que la mayoría de las variables corresponden a las estadísticas de color (13 variables) y sólo se incluyeron dos de textura (rasgos de Haralick).

Tabla 9. Índice de correlación (IC) y características adecuadas seleccionadas para los modelos de aprendizaje automático.

Variable	IC	KNN	Gradient Boosting	MSV
Desviación estándar verde ^x	0.025	X		
Rojo mínimo ^x	0.198	X		
Desviación estándar de Saturación ^x	0.700	X	X	X
Desviación estándar de la Luminosidad ^x	0.064	X		
Máximo a* ^x	0.079	X	X	
Asimetría b* ^x	0.326	X	X	X
Correlación ⁺	0.027	X		X
Medida de correlación 2 ⁺	0.428	X	X	
Hue mínimo ^x	0.006		X	
Máxima luminosidad ^x	0.085		X	
Kurtosis verde ^x	0.075			X
Desviación estándar de amarillo ^x	0.098			X
Hue medio ^x	0.045			X
Curtosis de Saturación ^x	0.331			X
Curtosis de la Luminosidad ^x	0.104		X	X

Los superíndices ^x y ⁺ indican los rasgos de color y los rasgos de Haralick, respectivamente. La "X" indica que la característica fue incluida en el modelo.

Se calculó el índice de correlación (IC) de las variables para determinar su relevancia con la clasificación (Tabla 9). Se observó que el IC oscilaba entre 0.006 y 0.700, lo que indica que no todas las variables mostraban una respuesta lineal clara. Las variables más linealmente relacionadas con la clasificación de la mayonesa fueron la desviación estándar de la saturación, una medida de correlación 2, la asimetría de b* y la curtosis de la saturación. Además, para obtener una mejor explicación de la relevancia de las variables relacionadas tanto lineales como no lineales con la clasificación, se decidió hacer gráficos de cajas y

bigotes de todas las variables seleccionadas. Esta herramienta gráfica ayuda a explicar el comportamiento de las respuestas no lineales. Los rangos intercuartílicos (primero y tercero) se dividen por el valor de la mediana (la caja entera), los límites inferior-superior (bigotes) y algunos valores extremos dentro de los datos (puntos aislados).

Entre los rasgos con baja correlación ($CI < 0.100$) con la clasificación (Figura 18), la desviación estándar verde, L^* y amarillo (Figura 18A, 18B y 18H, respectivamente) tiende a ser relativamente mayor en el tercer cuartil y en los límites superiores para los productos aceptables. Se observó un comportamiento similar para la correlación (que indica la similitud de los valores de intensidad de gris entre píxeles vecinos; Figura 18D), el Hue mínimo (Figura 18E) y la curtosis verde (Figura 18G). Por el contrario, los valores máximos de a^* y L^* (Figura 18C y 18F, respectivamente) mostraron límites inferiores y valores medios para la clase aceptable.

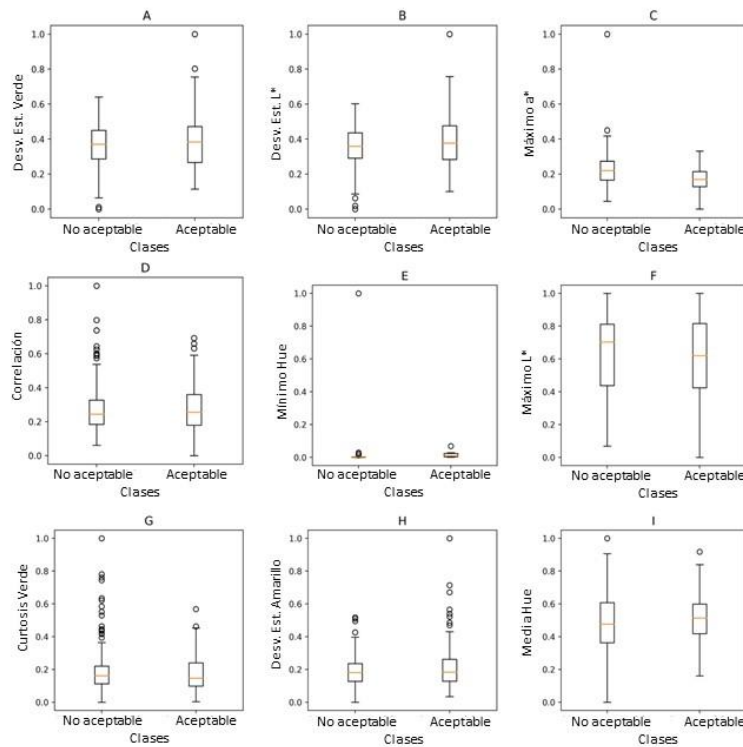


Figura 18. Visualización de las variables con Índice de Correlación < 0.100 para la clasificación de los modelos.

En el caso de las características con una correlación relativamente alta ($IC > 0.100$) con la clasificación, mostraron una clara segmentación entre clases en los gráficos de cajas y bigotes (Figura 19). El rojo mínimo (Figura 19A) fue mayor en la clase aceptable (rango intercuartílico de 0.40 a 0.70) en comparación con los productos deteriorados (rango intercuartílico de 0.30 a 0.60).

El rango intercuartílico de la desviación estándar de la saturación (Figura 19B) en los productos frescos fue de ~ 0.15 a 0.25 y el valor mediano se situó en torno a 0.20; por el contrario, los productos no aceptables mostraron valores medianos más elevados (>0.40) y valores más altos (0.60) en el tercer cuartil. De forma similar, la asimetría de b^* (Figura 19C) en la mayonesa fresca tuvo un rango intercuartílico de 0.30 – 0.45, mientras que los productos deteriorados mostraron un rango intercuartílico superior (0.40 – 0.60) y los valores máximos alcanzaron aproximadamente 0.90.

La medición de la correlación r^2 (Figura 19D) y la curtosis de saturación (Figura 19E) demostraron valores medianos más altos (0.80 y 0.20, respectivamente) en los productos frescos en comparación con los no aceptables (0.70 y 0.10, respectivamente); cabe destacar que estas características también tuvieron valores más altos en todo el rango intercuartílico para la clase aceptable. En la Figura 19F se muestra la contribución de la curtosis L^* , que sólo presentó diferencias en los valores del tercer cuartil entre los productos frescos (0.30) y deteriorados (0.20).

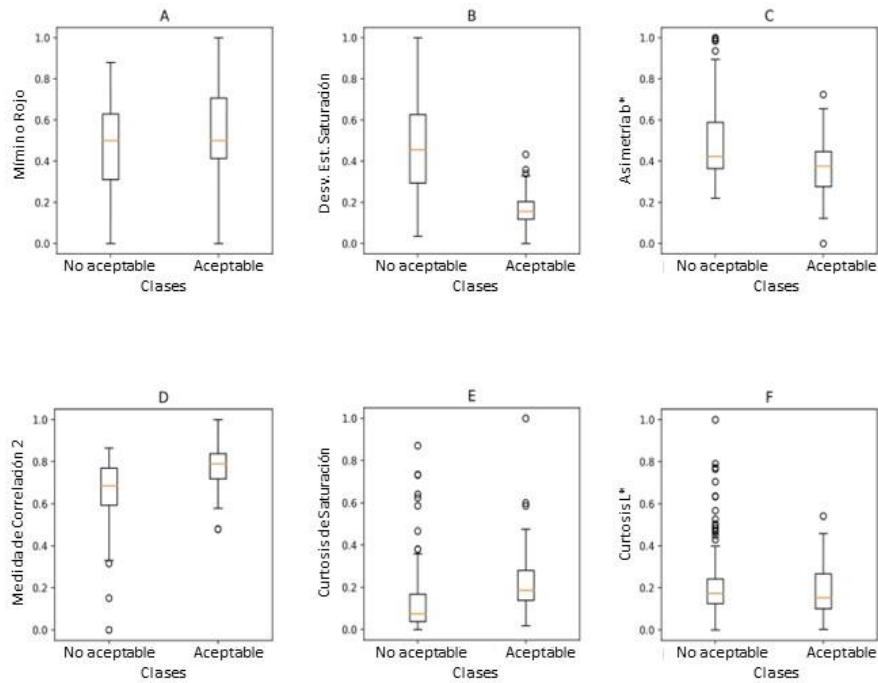


Figura 19. Visualización de las variables con Índice de Correlación > 0.100 para la clasificación de los modelos.

La evaluación de los modelos (con una validación cruzada de 10 iteraciones) mostró resultados comparables entre ellos ($p > 0.05$). Todos los modelos mostraron más del 89 % de exactitud, precisión, sensibilidad y medida F1 (Tabla 10). Sin embargo, hubo ligeras diferencias en las puntuaciones de evaluación entre los modelos probados. Por ejemplo, la MSV mostró una mayor precisión (~93 %) que los modelos *Gradient Boosting* y KNN (~92 %).

La precisión se define como el número de predicciones positivas correctas; por tanto, una mayor precisión en un modelo evitará los falsos positivos. El *Gradient Boosting* demostró la puntuación más alta de precisión, seguido de MSV (92 – 93 %) y KNN, que fue el modelo menos preciso.

La sensibilidad es una métrica bastante similar a la precisión; sin embargo, esta mide el número de predicciones positivas correctas del total de predicciones positivas posibles; por lo tanto, una mayor sensibilidad está relacionada con una menor probabilidad de falsos negativos. Las mejores puntuaciones de sensibilidad se obtuvieron con los modelos KNN y

MSV, las cuales fueron de 96 y 94 %, respectivamente. En el caso del *Gradient Boosting*, el resultado fue inferior.

La medida F1 es una métrica de clasificación utilizada para describir el desempeño promedio de un modelo, ya que combina la precisión y la sensibilidad obtenidas en las predicciones. En este caso, la medida F1 más alta se obtuvo con los modelos MSV y KNN (~92 %) y el valor más bajo se encontró para el modelo *Gradient Boosting*.

Tabla 10. Evaluación de los modelos de aprendizaje automático (ML) y de los panelistas

Métrica	KNN	<i>Gradient Boosting</i>	MSV	Panel
Exactitud	92.333 ± 5.900	92.700 ± 5.300	93.333 ± 4.700	88.300 ± 4.700
Precisión	89.265 ± 10.900	93.333 ± 8.333	92.600 ± 8.900	94.440 ± 6.000
Sensibilidad	96.428 ± 6.500	91.400 ± 8.300	94.200 ± 6.200	93.500 ± 4.600
Medida F1	92.204 ± 5.890	91.900 ± 5.800	92.300 ± 4.800	93.700 ± 2.700

Resultados expresados en porcentaje (%) calculados con la media ± desviación estándar de las predicciones en la validación cruzada de 10 iteraciones (en modelos de aprendizaje automático) o la media de 30 evaluaciones aleatorias por el panel (panel).

Modelos de aprendizaje automático frente a panelistas

La clasificación de los panelistas (30 imágenes) se puede consultar en la Tabla 10. Los resultados demostraron una precisión del 88 %, que fue ligeramente inferior a la precisión obtenida por los modelos (92 – 93 % de precisión). En el caso de la precisión, los panelistas mostraron una puntuación mayor (~ 94 %) que la precisión de los modelos (90 – 93 %). La sensibilidad de los panelistas (aproximadamente 93 %) fue inferior a la obtenida con los modelos MSV y KNN (94 – 96 %), pero fue superior a la obtenida con el modelo *Gradient Boosting*. Por último, la medida F1 obtenida por las clasificaciones de los panelistas fue del ~93 %. Esta medida fue más alta en comparación con la medida F1 de los modelos probados (~ 92 %); aunque no hubo diferencias significativas ($p > 0.05$) entre las métricas de los panelistas y los modelos. Esto sugiere que los modelos predictivos probados eran comparables con el panel semi entrenado.

Discusión

Los cambios de color observados durante el almacenamiento de nuestras muestras han sido reportados en estudios anteriores sobre mayonesas. Patil y Benjakul (2019) y Savaghebi *et al.* (2021) informaron de una reducción de L^* y un aumento de los parámetros a^* y b^* durante el almacenamiento. Los cambios de color detectados en nuestro trabajo coinciden con el estudio de Sanaeifar y Jafari (2019) quienes evaluaron la calidad de los productos a base de aceite. Ellos desarrollaron un algoritmo ML para predecir la estabilidad oxidativa del aceite de oliva basado en la espectroscopia dieléctrica y el análisis de imágenes (similar al presente trabajo) para extraer los datos para los modelos ML; su selección de características de Correlación determinó que el Hue, la Saturación y el valor de b^* eran las características más correlacionadas para predecir el estado oxidativo del aceite. Del mismo modo, la detección de impurezas en el aceite de oliva (como pueden ser los sedimentos del fruto de la aceituna) con la visión por computadora se determinó principalmente por los cambios en las intensidades de los valores Hue, Saturación, a^* y b^* (Cano Marchal *et al.*, 2013).

En el presente trabajo, se demostró que la clasificación de la aceptabilidad de la mayonesa (con VC) estaba relacionada principalmente con la distribución simétrica del color y su intensidad (desviación estándar de la saturación, asimetría b^* y curtosis de la saturación). Por ejemplo, la desviación estándar representa la desviación de los datos con respecto al valor promedio; por otro lado, la curtosis y la asimetría miden el grado de simetría entre la distribución de los datos. Por lo tanto, un valor más alto de asimetría b^* indica que las imágenes tienden a presentar un color amarillento, mientras que la desviación estándar de saturación podría indicar que la intensidad del color (principalmente amarillo) de la muestra es muy heterogénea. Por el contrario, los valores bajos de saturación de curtosis indican una distribución más amplia de los datos en este canal de color, por lo que las imágenes con esta propiedad eran las que presentaban una mayor heterogeneidad en la intensidad del color, lo que era más probable que pertenecieran a la clase no aceptable (Sarkar *et al.*, 2022). Estos cambios de color se corresponden con los descriptores visuales indicados por los panelistas semi entrenados (aparición de un color amarillo intenso) como descriptores visual clave para clasificar una mayonesa como no aceptable.

En cuanto a los rasgos de Haralick, la medición de la correlación 1 y 2 representa la probabilidad de ocurrencia de niveles de gris pares entre vecinos de píxeles, por lo que los valores más altos están relacionados con una mayor homogeneidad dentro de la imagen (como se detectó para la clase aceptable), mientras que los valores más bajos representan un mayor grado de deformación (Sarkar *et al.*, 2022). Esto último se observó en las imágenes pertenecientes a la clase no aceptable, que presentaban algunas fisuras (probablemente por deshidratación) y una superficie rugosa.

Hasta donde sabemos, no se han reportado modelos para la clasificación de la aceptabilidad o calidad de la mayonesa utilizando VC; sin embargo, otros tipos de alimentos como frutas y verduras han sido estudiados para el control de calidad utilizando modelos ML. Los modelos obtenidos en el presente estudio mostraron una mejor capacidad de predicción en comparación con los trabajos relacionados que utilizan VC (con características de color y textura). Por ejemplo, la clasificación de las espinacas según su grado de frescura (frescas o no frescas) tuvo una precisión de entre el 72 y el 84 % con un modelo MSV y una Red Neuronal Artificial (RNA) con cuatro capas ocultas (Koyama *et al.*, 2021). Otros estudios con modelos similares, como MSV, KNN, RNA y árboles de decisión (AD), se han aplicado para clasificar el estado de madurez de las grosellas (Castro *et al.*, 2019). Los resultados de dicho estudio demostraron que los modelos KNN, RNA y AD fueron menos precisos (~ 90 %) que todos nuestros modelos ML probados; sin embargo, su modelo MSV mostró resultados similares (93.020 %) con los clasificadores propuestos en nuestro trabajo. En cuanto a la medida F1, los clasificadores predictivos del estudio de Uvilla (*Physalis peruviana*) mostraron valores más bajos (61 – 72 %) que la medida F1 obtenida en el presente estudio; lo que demuestra que nuestros modelos probados tuvieron mejor precisión y sensibilidad. Cabe destacar que los informes mencionados no especificaron ningún paso para la selección de características, estos resultados demuestran la importancia de utilizar estos métodos (selección de características) antes del entrenamiento de los modelos.

Otros trabajos con matrices alimentarias mucho más estudiadas han reportado métricas de rendimiento similares a las propuestas en nuestro trabajo. Por ejemplo, se implementó un modelo de bosques aleatorios para evaluar el estado de calidad de las uvas; este modelo utilizó el índice de valor de Gini para seleccionar las características más importantes y mostró

una precisión que oscilaba entre el 92 % y el 100 % (Cavallo *et al.*, 2019), que es comparable con nuestros resultados. En el trabajo de Koklu y Ozkan (2020), en el cual se realizó la clasificación de alubias de acuerdo con la variedad (*Phaseolus vulgaris* L. var. Barbunya, Bombay, Cali, Dermason, Horoz, Seker y Sira), las mediciones de exactitud (91 – 93 %), precisión (93 – 95 %), sensibilidad (92 – 94 %) y medida F1 (93 – 94 %) utilizando MSV, KNN y un Perceptrón Multicapa fueron comparables a nuestros resultados. En este caso, las características de forma y tamaño ya han sido reportadas como las variables más importantes, por lo tanto, estas variables fueron las utilizadas para su clasificación y no fue necesario algún modelo selección de características. Por otra parte, otros algoritmos más complejos como las redes neuronales convolucionales + el algoritmo de transferencia de estado (CNN + STA), el algoritmo E-AlexNet y el algoritmo EM-ERNet han demostrado excelentes resultados (95 – 99 % de precisión) en la clasificación de la calidad de los cítricos dañados, fresas y la calidad de los plátanos, respectivamente (Lin *et al.*, 2021; Ni *et al.*, 2021; Zhang *et al.*, 2021).

Es importante señalar que el proceso de formación de nuestros panelistas fue rápido (aproximadamente cuatro semanas), y no estuvo estrictamente estructurado (por ejemplo, con un protocolo de formación validado) porque la creación de un panel sólidamente formado podría llevar varios meses o incluso años (Teo *et al.*, 2018; Van Doorn *et al.*, 2020) y estaba fuera del alcance de este trabajo. Por lo tanto, la diferencia en la exactitud observada entre el entrenamiento (~ 94 %) y la reevaluación de las imágenes (~ 89 %) podrían sugerir que los panelistas todavía tenían algunas dificultades para detectar los atributos clave para clasificar las mayonesas. Por consiguiente, es posible que se necesite más entrenamiento (6 o más semanas de entrenamiento) para conservar la precisión de la clasificación en el panel (Van Doorn *et al.*, 2020).

Aplicación práctica

Debido a la similitud de la clasificación realizada por el panel semientrenado y los modelos ML, este último puede ser una herramienta auxiliar potencial para discriminar mayonesas aceptables con posible aplicación en la determinación de la vida útil en tiempo real. En los estudios de vida útil, los productos se almacenan en condiciones de temperatura específicas (refrigeración, incubación o temperatura ambiente), normalmente en bolsas de plástico, tarros o botellas de plástico. Además, las muestras se extraen del lugar de almacenamiento

en distintos periodos de tiempo (una vez cada varios días, semanal o mensualmente) para determinar distintos parámetros de calidad. Algunos de estos parámetros son el color (utilizando un colorímetro), la textura, la reología y la estabilidad (separación de fases); otros parámetros evaluados son los microbiológicos, la calidad sensorial (aspecto, color, textura, aroma y aceptabilidad general) y la concentración de hidroperóxidos (Ghorbani Gorji *et al.*, 2019; Kaur *et al.*, 2011; Patil y Benjakul, 2019).

Los modelos propuestos podrían utilizarse como herramienta automatizada para determinar algunos parámetros de calidad que suelen evaluarse durante el almacenamiento (vida útil), especialmente en el caso de productos nuevos o reformulados (Zhu *et al.*, 2021). Algunos ejemplos son la aceptabilidad global, la apariencia (parámetros sensoriales) y el color instrumental (parámetros físicos). Aunque estos modelos no fueron entrenados para detectar la estabilidad física (separación de fases), es probable que la migración de aceite a la superficie de la mayonesa aumente el color amarillo y, por lo tanto, se clasifique como no aceptable. La principal ventaja de estos modelos es que podrían aplicarse en tiempo real acoplando una cámara en el lugar de almacenamiento (es decir, frigorífico o incubadora) y programándola para fotografiar en diferentes intervalos de tiempo, realizando lecturas de los parámetros antes mencionados sin sacar la muestra de las condiciones de almacenamiento. Además, esto podría reducir el tiempo de análisis, el tamaño de la muestra, el número de analistas técnicos y el coste de un colorímetro instrumental.

Limitaciones y perspectivas a futuro

El presente trabajo tiene algunas limitaciones, como el reducido tamaño de la base de datos, el reducido número de panelistas y su escasa formación. Sin embargo, podría impulsar nuevas aplicaciones alimentarias utilizando una metodología de adquisición de imágenes más sencilla (un smartphone y una caja de luz asequible) y lenguajes de programación de código abierto. Otros trabajos que complementen este estudio podrían dirigirse a aumentar el tamaño de la base de datos para una mejor generalización. No obstante, complementar estos modelos con nuevas características, nuevas observaciones o diferentes tipos de muestras (por ejemplo, mayonesa con sabor y color diferente) podría modificar su rendimiento (exactitud, precisión y recuerdo).

La validación del sistema es un paso crucial. Según Myllyaho *et al.* 2021, la validación garantiza que el software o el sistema puedan satisfacer las expectativas del usuario final; este paso podría clasificarse en validación por simulación, ensayo, centrada en modelos y opinión de expertos. En este trabajo se utilizó un ensayo en un entorno simulado combinado con la validación centrada en el modelo, que garantiza que los modelos puedan funcionar con precisión y es (normalmente) el primer tipo de validación empleado. Los estudios futuros deberían aplicar una prueba beta del sistema, que debe incluir una validación por opinión de expertos. En esta fase, un experto en la materia (no es necesario que sea un experto en ML) aporta ideas objetivas para su implementación en la instalación del experto, parámetros adicionales o, características potencialmente útiles no incluidas en la base de datos original. Además, los proyectos alternativos también podrían explorar la implementación de arquitecturas de Deep Learning como las Redes Neuronales Convolucionales, así como el uso de CV para predecir los atributos fisicoquímicos (Azcarate *et al.*, 2017; Sanaeifar y Jafari, 2019) o físicos (como la viscosidad o la reología) (Batista *et al.*, 2021) de mayonesas y productos similares.

Conclusión

Este estudio demostró la posibilidad de utilizar la visión por computadora y tres modelos de aprendizaje automático (MSV, *Gradient Boosting* y KNN) para discriminar entre mayonesas aceptables y no aceptables. Las características de color fueron las que más contribuyeron a las mayonesas no aceptables. Los modelos obtenidos implican una metodología sencilla, rápida y de bajo costo que utiliza la cámara de un smartphone, una caja de luz y lenguajes de programación de código abierto como Python y Julia. Debido a que los desempeños entre el panel semi entrenado y los modelos estudiados fueron comparables, estos últimos podrían contemplarse como herramientas de análisis rápido para evaluar la aceptabilidad de la mayonesa en estudios de vida útil o para mejorar las evaluaciones sensoriales.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses. Todos los autores están de acuerdo con la versión final del manuscrito.

Material suplementario

Material suplementario 1:

Los scripts utilizados para el procesamiento de imágenes y entrenamiento de modelos se pueden encontrar en el siguiente enlace: https://github.com/Metrico/computer_vision_mayonnaise.git

Tabla S 3. Índice de correlación de todas las variables extraídas y la clasificación entre aceptable y no aceptable de mayonesas

Variable	Índice de correlación (IC)
Saturación de la desviación estándar	0.700
Saturación media	0.667
Máximo b*	0.665
Saturación máxima	0.655
Desviación estándar b*	0.649
Saturación mínima	0.642
Diferencia de niveles de gris	0.631
Mínimo azul	0.592
Desviación estándar azul	0.583
Diferencia de entropía	0.552
Asimetría de Hue	0.547
Diferencia inversa	0.546
Homogeneidad	0.544
Disimilitud	0.527
Curtosis de Hue	0.493
Curtosis azul	0.481
Media a*	0.469
Medida de Correlación 2	0.428
Medida de Correlación 1	0.426
Contraste	0.414
Diferencia de variación	0.388
Media b*	0.345
Desviación estándar a*	0.334

Entropía	0.331
Curtosis de Saturación	0.331
Asimetría b*	0.326
Desviación estándar de Hue	0.318
Máximo a*	0.303
Autocorrelación	0.264
Media de la suma	0.262
Curtosis a*	0.256
Media azul	0.252
Máximo amarillo	0.237
Energía	0.229
Media verde	0.224
Media Luminosidad	0.217
Amarillo mínimo	0.212
Curtosis rojo	0.208
Rojo mínimo	0.198
Curtosis de valor	0.197
Rojo máximo	0.181
Asimetría de rojo	0.178
Asimetría de Valor	0.175
Desviación estándar de Valor	0.150
Máximo de Valor	0.147
Máximo verde	0.129
Desviación Estándar rojo	0.124
Suma de la entropía	0.121
Probabilidad máxima	0.121

Asimetría a*	0.114
Amarillo medio	0.108
Asimetría de Luminosidad	0.108
Asimetría de Verde	0.107
Verde mínimo	0.106
Curtosis de la Luminosidad	0.104
Desviación Estándar de amarillo	0.098
Luminosidad máxima	0.085
Mínimo a*	0.079
Curtosis de verde	0.075
Curtosis de azul	0.070
Luminosidad mínima	0.066
Desviación estándar de la Luminosidad	0.064
Hue máximo	0.058
Asimetría de azul	0.058
Asimetría de Saturación	0.058
Tamaño de cluster	0.056
Hue medio	0.045
Máximo azul	0.041
Suma de la varianza	0.040
Mínimo de Valor	0.037
Asimetría de la matriz	0.034
Correlación	0.027
Rojo medio	0.026
Desviación estándar verde	0.025
Media de Valor	0.020

Mínimo azul	0.019
Suma de cuadrados	0.016
Hue mínimo	0.006

Referencias

- Aguilera Puerto, D., Cáceres Moreno, Ó., Martínez Gila, D. M., Gómez Ortega, J., y Gámez García, J. (2019). Online system for the identification and classification of olive fruits for the olive oil production process. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 13(1), 716–727. <https://doi.org/10.1007/S11694-018-9984-0/TABLES/6>
- Al-Sarayreh, M., Reis, M. M., Yan, W. Q., y Klette, R. (2019). Deep Spectral-spatial Features of Snapshot Hyperspectral Images for Red-meat Classification. *International Conference Image and Vision Computing New Zealand, 2018-Novem.* <https://doi.org/10.1109/IVCNZ.2018.8634783>
- Amiri Aghdai, S. S., Aalami, M., Babaei Geefan, S., y Ranjbar, A. (2012). Application of Isfarzeh seed (*Plantago ovate* L.) mucilage as a fat mimetic in mayonnaise. *Journal of Food Science and Technology*, 51(10), 2748–2754. <https://doi.org/10.1007/S13197-012-0796-7>
- Azcarate, S. M., Teglia, C. M., Karp, F., Camiña, J. M., y Goicoechea, H. C. (2017). A novel fast quality control strategy for monitoring spoilage on mayonnaise based on modeling second-order front-face fluorescence spectroscopy data. *Microchemical Journal*, 133, 182–187. <https://doi.org/10.1016/J.MICROC.2017.03.036>
- Batista, L. F., Marques, C. S., Pires, A. C. dos S., Minim, L. A., Soares, N. de F. F., y Vidigal, M. C. T. R. (2021). Artificial neural networks modeling of non-fat yogurt texture properties: effect of process conditions and food composition. *Food and Bioproducts Processing*, 126, 164–174. <https://doi.org/10.1016/J.FBP.2021.01.002>

- Cano Marchal, P., Martínez Gila, D., Gámez García, J., y Gómez Ortega, J. (2013). Expert system based on computer vision to estimate the content of impurities in olive oil samples. *Journal of Food Engineering*, 119(2), 220–228. <https://doi.org/10.1016/J.JFOODENG.2013.05.032>
- Castro, W., Oblitas, J., De-La-Torre, M., Cotrina, C., Bazan, K., y Avila-George, H. (2019). Classification of Cape Gooseberry Fruit According to its Level of Ripeness Using Machine Learning Techniques and Different Color Spaces. *IEEE Access*, 7, 27389–27400. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2898223>
- Cavallo, D. Pietro, Cefola, M., Pace, B., Logrieco, A. F., y Attolico, G. (2019). Non-destructive and contactless quality evaluation of table grapes by a computer vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156, 558–564. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2018.12.019>
- Cho, B. H., Koyama, K., Olivares Díaz, E., y Koseki, S. (2020). Determination of “Hass” Avocado Ripeness During Storage Based on Smartphone Image and Machine Learning Model. *Food and Bioprocess Technology*, 13(9), 1579–1587. <https://doi.org/10.1007/S11947-020-02494-X/FIGURES/5>
- Fuentes, S., Tongson, E., y Gonzalez Viejo, C. (2021). Novel digital technologies implemented in sensory science and consumer perception. *Current Opinion in Food Science*, 41, 99–106. <https://doi.org/10.1016/J.COFS.2021.03.014>
- Ghorbani Gorji, S., Calingacion, M., Smyth, H. E., y Fitzgerald, M. (2019). Effect of natural antioxidants on lipid oxidation in mayonnaise compared with BHA, the industry standard. *Metabolomics*, 15(8), 1–14. <https://doi.org/10.1007/S11306-019-1568-4/FIGURES/4>
- Ghorbani Gorji, S., Smyth, H. E., Sharma, M., y Fitzgerald, M. (2016). Lipid oxidation in mayonnaise and the role of natural antioxidants: A review. *Trends in Food Science & Technology*, 56, 88–102. <https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2016.08.002>

- Goel, L., Raman, S., Dora, S. S., Bhutani, A., Aditya, A. S., y Mehta, A. (2020). Hybrid computational intelligence algorithms and their applications to detect food quality. *Artificial Intelligence Review*, 53(2), 1415–1440. <https://doi.org/10.1007/S10462-019-09705-8/FIGURES/15>
- Indahl, U. G., Sahni, N. S., Kirkhus, B., y Næs, T. (1999). Multivariate strategies for classification based on NIR-spectra—with application to mayonnaise. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 49(1), 19–31. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(99\)00023-4](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(99)00023-4)
- Jackman, P., y Sun, D.-W. (2011). Application of Computer Vision Systems for Objective Assessment of Food Qualities. En Y-J, Cho y S, Kang (Eds.) *Emerging Technologies for Food Quality and Food Safety Evaluation* (pp. 79 -112). CRC Press.
- Kaur, D., Wani, A. A., Singh, D. P., y Sogi, D. S. (2011). Shelf Life Enhancement of Butter, Ice-Cream, and Mayonnaise by Addition of Lycopene. *International Journal of Food Properties*, 14(6), 1217–1231. <https://doi.org/10.1080/10942911003637335>
- Kohavi, R., y John, G. H. (1997). Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence*, 97(1–2), 273–324. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(97\)00043-X](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(97)00043-X)
- Koklu, M., y Ozkan, I. A. (2020). Multiclass classification of dry beans using computer vision and machine learning techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 174, 105507. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2020.105507>
- Koyama, K., Tanaka, M., Cho, B. H., Yoshikawa, Y., y Koseki, S. (2021). Predicting sensory evaluation of spinach freshness using machine learning model and digital images. *PLOS ONE*, 16(3), e0248769. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0248769>
- Lin, H., Zhou, G., Chen, A., Li, J., Li, M., Zhang, W., Hu, Y., y Yu, W. tao. (2021). EM-ERNet for image-based banana disease recognition. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 15(5), 4696–4710. <https://doi.org/10.1007/S11694-021-01043-0/TABLES/7>

- Löfstedt, T., Brynolfsson, P., Asklund, T., Nyholm, T., y Garpebring, A. (2019). Gray-level invariant Haralick texture features. *PLOS ONE*, *14*(2), e0212110. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0212110>
- Lukinac, J., Jukić, M., Mastanjević, K., y Lučan, M. (2018). Application of computer vision and image analysis method in cheese-quality evaluation: a review. *Ukrainian Food Journal*, *7*(2), 192–214.
- Mavani, N. R., Ali, J. M., Othman, S., Hussain, M. A., Hashim, H., y Rahman, N. A. (2021). Application of Artificial Intelligence in Food Industry—a Guideline. *Food Engineering Reviews*, *1*, 1–42. <https://doi.org/10.1007/S12393-021-09290-Z>
- Mirzanajafi-Zanjani, M., Yousefi, M., y Ehsani, A. (2019). Challenges and approaches for production of a healthy and functional mayonnaise sauce. *Food Science & Nutrition*, *7*(8), 2471–2484. <https://doi.org/10.1002/FSN3.1132>
- Mukherjee, J., Maitra, I. K., Nath Dey, K., Bandyopadhyay, S. K., Bhattacharyya, D., y Kim, T.-H. (2016). Grayscale Conversion of Histopathological Slide Images as a Preprocessing Step for Image Segmentation. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, *10*(1), 15–26. <https://doi.org/10.14257/ijseia.2016.10.1.02>
- Myllyaho, L., Raatikainen, M., Männistö, T., Mikkonen, T., y Nurminen, J. K. (2021). Systematic literature review of validation methods for AI systems. *Journal of Systems and Software*, *181*, 111050. <https://doi.org/10.1016/J.JSS.2021.111050>
- Ni, J., Gao, J., Li, J., Yang, H., Hao, Z., y Han, Z. (2021). E-AlexNet: quality evaluation of strawberry based on machine learning. *Journal of Food Measurement and Characterization*, *15*(5), 4530–4541. <https://doi.org/10.1007/S11694-021-01010-9/TABLES/7>
- Olsson, V., Håkansson, A., Purhagen, J., y Wendin, K. (2018). The effect of emulsion intensity on selected sensory and instrumental texture properties of full-fat mayonnaise. *Foods*, *7*(1), 1-9.

- Pacheco, W. D. N., y López, F. R. J. (2019). Tomato classification according to organoleptic maturity (coloration) using machine learning algorithms K-NN, MLP, and K-Means Clustering. *2019 22nd Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision, STSIVA 2019 - Conference Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/STSIVA.2019.8730232>
- Patil, U., y Benjakul, S. (2019). Physical and Textural Properties of Mayonnaise Prepared Using Virgin Coconut Oil/Fish Oil Blend. *Food Biophysics*, *14*(3), 260–268. <https://doi.org/10.1007/S11483-019-09579-X/TABLES/3>
- Rehman, A., Tariq, Z., ul din Memon, S., Zaib, A., Khan, M. U., y Aziz, S. (2021). Cucumber Leaf Disease Classification using Local Tri-directional Patterns and Haralick Features. *2021 International Conference on Artificial Intelligence (ICAI)*.
- Sanaeifar, A., y Jafari, A. (2019). Determination of the oxidative stability of olive oil using an integrated system based on dielectric spectroscopy and computer vision. *Information Processing in Agriculture*, *6*(1), 20–25. <https://doi.org/10.1016/J.INPA.2018.08.008>
- Santa Cruz, M. J., Martínez, M. C., y Hough, G. (2002). descriptive analysis, consumer clusters and preference mapping of commercial mayonnaise in argentina. *Journal of Sensory Studies*, *17*(4), 309–325. <https://doi.org/10.1111/J.1745-459X.2002.TB00350.X>
- Sarkar, T., Mukherjee, A., Chatterjee, K., Shariati, M. A., Rebezov, M., Rodionova, S., Smirnov, D., Dominguez, R., y Lorenzo, J. M. (2022). Comparative Analysis of Statistical and Supervised Learning Models for Freshness Assessment of Oyster Mushrooms. *Food Analytical Methods*, *15*(4), 917–939. <https://doi.org/10.1007/S12161-021-02161-7/FIGURES/15>
- Savaghebi, D., Ghaderi-Ghahfarokhi, M., y Barzegar, M. (2021). Encapsulation of Sargassum boveanum Algae Extract in Nano-liposomes: Application in Functional Mayonnaise Production. *Food and Bioprocess Technology*, *14*(7), 1311–1325. <https://doi.org/10.1007/S11947-021-02638-7/FIGURES/5>

- Su, H., Lien, C., Lee, T., y Ho, J. (2010). Development of low-fat mayonnaise containing polysaccharide gums as functional ingredients. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 90(5), 806–812.
- Taheri-Garavand, A., Fatahi, S., Omid, M., y Makino, Y. (2019). Meat quality evaluation based on computer vision technique: A review. *Meat Science*, 156, 183–195. <https://doi.org/10.1016/J.MEATSCI.2019.06.002>
- Teo, P. S., van Langeveld, A. W. B., Pol, K., Siebelink, E., de Graaf, C., Martin, C., Issanchou, S., Yan, S. W., y Mars, M. (2018). Training of a Dutch and Malaysian sensory panel to assess intensities of basic tastes and fat sensation of commonly consumed foods. *Food Quality and Preference*, 65, 49–59. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2017.11.011>
- Ueda, J., Spence, C., y Okajima, K. (2020). Effects of varying the standard deviation of the luminance on the appearance of food, flavour expectations, and taste/flavour perception. *Scientific Reports*, 10(1), 1–12. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-73189-8>
- Van Doorn, G., Watson, S., Timora, J., y Spence, C. (2020). The influence of training and expertise on the multisensory perception of beer: A review. *Food Quality and Preference*, 79, 103778. <https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2019.103778>
- Yu, P., Low, M. Y., y Zhou, W. (2018). Design of experiments and regression modelling in food flavour and sensory analysis: A review. *Trends in Food Science & Technology*, 71, 202–215. <https://doi.org/10.1016/J.TIFS.2017.11.013>
- Zhang, W., Tan, A., Zhou, G., Chen, A., Li, M., Chen, X., He, M., y Hu, Y. (2021). A method for classifying citrus surface defects based on machine vision. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 15(3), 2877–2888. <https://doi.org/10.1007/S11694-021-00868-Z/TABLES/4>

Zhu, L., Spachos, P., Pensini, E., y Plataniotis, K. N. (2021). Deep learning and machine vision for food processing: A survey. *Current Research in Food Science*, 4, 233–249. <https://doi.org/10.1016/J.CRFS.2021.03.009>

4. Conclusiones y recomendaciones generales

Entre las conclusiones del presente proyecto, se encontró que la reducción del contenido de grasa en mayonesas reducidas en grasa es percibida como una característica saludable en los productos; por ello, la demanda de estas formulaciones sigue en aumento. Además, también se encontró un interés de los consumidores por el uso de ingredientes de origen natural, como pueden ser los carbohidratos (gomas, mucílagos, fibra insoluble, almidones nativos, derivados de celulosa, alginatos) y proteínas. Sin embargo, es necesario atender la falta de conocimiento acerca de qué es un ingrediente de origen natural y cuales son, ya que existe una percepción errónea de éstos por parte de los consumidores, es decir, muchos ingredientes son considerados sintéticos, pero son de origen natural. Por lo tanto, se recomendaría que, a raíz de estos resultados, se incremente el interés por el desarrollo de metodologías de comunicación, creación de material educativo y un aumento de la difusión de conocimiento técnico que esté a disposición de los consumidores.

Posteriormente, el proyecto de investigación derivó en la evaluación de un método relativamente novedoso para la producción de mayonesas reducidas en grasa que podría cumplir con las demandas de los consumidores: i) bajo contenido de grasa, ii) pocos ingredientes y iii) elaborado principalmente con ingredientes de origen natural. Algunos de los productos obtenidos demostraron ser igual o mejor evaluados (sensorialmente) que una mayonesa comercial, lo que podría ser de gran utilidad para industrias del sector o para próximas investigaciones enfocadas en afinar la formulación descrita en este trabajo: 10 % de yema de huevo, 1 % de proteína de soya, 2 % de alginato de sodio, 1 % de una solución de cloruro de calcio al 0.5% y entre 22.5 y 30 % de aceite. En cuanto a la reformulación de este producto, se puede considerar el uso de otras proteínas como la proteína de amaranto, de arroz, o la combinación con otros carbohidratos como almidones nativos y pectina; esto con el objetivo de mejorar la textura en el límite más bajo de aceite estudiado en este proyecto (15 %) o incluso menor a este último.

Finalmente, fue posible el diseño y la implementación de un modelo de aprendizaje automático basado en análisis de imágenes para la discriminación de productos aceptables y no aceptables. Esta metodología implicaría una reducción de tiempos, número de muestras, y una posible automatización de los estudios de vida de anaquel o sensoriales para evaluar la calidad visual. Si bien este modelo fue aplicado en un ambiente controlado (experimentalmente) y a una escala muy pequeña, puede abrir la posibilidad de probarse en una validación externa con muestras mucho mayores. Esto último requeriría la elaboración de una base de datos más extensa para mejorar la generalización de los modelos. Así mismo, el trabajo futuro en esta metodología podría enfocarse a mejorar la eficiencia del código (optimización de tiempo de procesamiento y uso de memoria) e incluso extender su aplicación para la detección de más atributos como el grado de oxidación, viscosidad o consistencia del producto.

5. Anexos

Anexo 1

Carta de aceptación de protocolo por el comité de ética P-001



**APROBACIÓN DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN
COMITÉ DE ÉTICA E INVESTIGACIÓN
CIENCIAS DE LA SALUD**

NO. DE FOLIO: **P-001**

FECHA: **04/ MAYO /2021**

DATOS DEL ESTABLECIMIENTO:
UNIVERSIDAD DE LAS AMÉRICAS PUEBLA

DOMICILIO DEL ESTABLECIMIENTO:
EX HACIENDA STA. CATARINA MÁRTIR S/N, CHOLULA, PUEBLA CP 72810.

TÍTULO DEL PROYECTO: **“PREFERENCIAS DEL CONSUMIDOR Y EVALUACIÓN SENSORIAL DE ADEREZOS REDUCIDOS EN GRASA.”**

AUTOR (ES): **JORGE CARLOS METRI OJEDA**

ID: 164985

POSGRADO: **DOCTORADO EN CIENCIAS DE LOS ALIMENTOS**

DIRECTORES DE TESIS: **DRA. DIANA KARINA BAIGTS ALLEND**

INTEGRANTES

DCE. NATALIA RAMÍREZ GIRÓN	PRESIDENTA
DR. CARLOS BADILLO MUÑOZ	SECRETARIO
DC. ANA EUGENIA ORTEGA REGULES	VOCAL
DC. AURA MATILDE JIMÉNEZ GARDUÑO	VOCAL
DCE. CORINA MARIELA ALBA ALBA	VOCAL
DRA. ERIKA PALACIOS ROSAS	VOCAL
DRA. KAREN VILLASEÑOR LÓPEZ	VOCAL
DC. LAURA MARISSA ISLAS ROMERO	VOCAL
ME. MA. MERCEDES NURI REYES VÁZQUEZ	VOCAL
MC. MARGARITA GONZÁLEZ HERNÁNDEZ	VOCAL
ME. MADAI MUÑOZ COVARRUBIAS	VOCAL
DC. TAISA SABRINA SILVA PEREIRA	VOCAL
DR. ALBERTO HERNÁNDEZ CORA	VOCAL
DR. ALEJANDRO VÁZQUEZ REYES	VOCAL
ME. CLEMENTE CORDERO SÁNCHEZ	VOCAL
MC. DAVID ABARCA RONDERO	VOCAL
DR. EDGAR GRAGEDA FLORES	VOCAL
DR. FAUSTO FERNÁNDEZ RÚIZ	VOCAL
DR. FERNANDO GONZÁLEZ CORTÉS	VOCAL
DR. JOSÉ MANUEL FERNÁNDEZ RIVERO	VOCAL
DR. MARIO JIMÉNEZ HERNÁNDEZ	VOCAL
DR. ROBERTO CARLOS MARES MORALES	VOCAL
DR. ERWIN JOSUAN PÉREZ CORTÉS	VICEPRESIDENTE

**DC. ERWIN JOSUAN PÉREZ CORTÉS
VICEPRESIDENTE**

Anexo 2

Consentimiento informado para participar en las encuestas de preferencias

Como parte de un proyecto de investigación de la Universidad de las Américas Puebla, enfocado en el desarrollo y formulación de nuevos productos alimentarios, se ha diseñado esta encuesta para estudiar las tendencias en el mercado de mayonesas. Al ser parte de un proyecto de investigación se necesitarán algunos datos personales. Dichos datos serán recabados de manera anónima (no proveerás tu nombre en esta encuesta) y utilizados de manera ética únicamente para obtener los resultados necesarios para el estudio.

Si deseas participar, es necesario que aceptes los términos siguientes:

- Acepto que los datos recabados de manera anónima y que serán empleados para fines de investigación.
- Al participar de manera voluntaria, eximo al grupo de investigación y a la Universidad de las Américas Puebla de responsabilidades legales por el uso de la información.

De antemano agradecemos mucho tu tiempo y tu participación

Anexo 3

Este es un estudio titulado “Percepción de ingredientes naturales en aderezos de mayonesa reducidos en grasa” realizado por la Universidad de las Américas Puebla para estudiar las tendencias del mercado, específicamente en aderezos de tipo mayonesa. El objetivo de estas sesiones es identificar las conductas y motivaciones de los consumidores para tomar decisiones de compra en función de los ingredientes del producto.

Esta actividad es un grupo de enfoque, que consiste en una entrevista/panel de discusión (en grupo) guiada por un moderador (un servidor). La duración aproximada para esta actividad es de 1 hora, sin embargo, puede ser mayor o menor duración dependiendo de la interacción del grupo.

Por ser parte de un proyecto de investigación, es necesario grabar la sesión para procesar los datos, sin embargo, no se pedirá ningún dato personal y el video solamente será utilizado para recabar la información necesaria. Toda la información recabada será utilizada éticamente para fines de investigación, sin fines de lucro ni conflictos de intereses industriales y/o académicos. Es posible la reproducción total o parcial del audio o video si así es requerido por la Universidad de las Américas Puebla o el grupo de investigación.

Al aceptar dicha información, eximo de responsabilidades legales al grupo de investigación y a la Universidad de las Américas Puebla por el uso de la información recabada en esta sesión.

Nombre y firma del participante

Fecha:

Para cualquier duda o aclaración, se puede poner en contacto al siguiente correo electrónico Jorge.metrioa@udlap.mx

Anexo 4

Reclutamiento de participantes para la evaluación sensorial

Muy buen día.

La presente propuesta es para la participación en un análisis sensorial de aderezos de mayonesa bajos en grasa desarrollados como parte del trabajo de tesis del doctorado en Ciencia de Alimentos de la UDLAP.

Por motivos de la contingencia sanitaria, se agendarán espacios de 30 minutos por participante para realizar las pruebas. Tanto los materiales como el área asignada serán sanitizados mediante los protocolos de la institución.

Cabe aclarar que los datos recabados serán utilizados únicamente para el análisis estadístico, por lo tanto, se garantiza la privacidad y el uso adecuado de datos personales como nombre, edad, etc. El protocolo para este trabajo fue aprobado por el comité de ética de la UDLAP (documento con folio P-001) el día 4 de Mayo del 2021. Si estás interesado en participar en el estudio, por favor continúa para indicarnos días y horarios que tengas disponibles.

Agradecemos mucho tu apoyo.

Anexo 5

Consentimiento informado para las evaluaciones sensoriales

El equipo de investigación te da la bienvenida a la prueba sensorial de mayonesas reducidas en grasa.

A continuación te proporcionaremos muestras de mayonesas marcadas con 3 números aleatorios y un vaso de agua. Encontrarás un cuestionario para cada muestra, donde se evaluarán del 1 al 10 los atributos de la apariencia, la textura del producto, el sabor, y que tan aceptable es desde tu punto de vista. Después de eso, te pediremos que nos indiques una palabra o algún sentimiento que relaciones con dicha muestra, y finalmente, indica si comprarías o no el producto. Toda la información recaba será de manera anónima y utilizada únicamente para el análisis de datos pertinente.

De antemano, agradecemos mucho tu tiempo y tu apoyo.

6. Evidencias de participación en congresos y publicaciones

6.1. Artículos originales

Artículo 1

Metri Ojeda, J., Ramírez Rodríguez, M., y Baigts Allende, D. (2022). Estudio de la percepción y aceptabilidad de los ingredientes de mayonesas en consumidores mexicanos y su preferencia global. *Revista Española De Nutrición Humana Y Dietética*, 26(Supl. 1). <https://doi.org/10.14306/renhyd.26.S1.1620>.

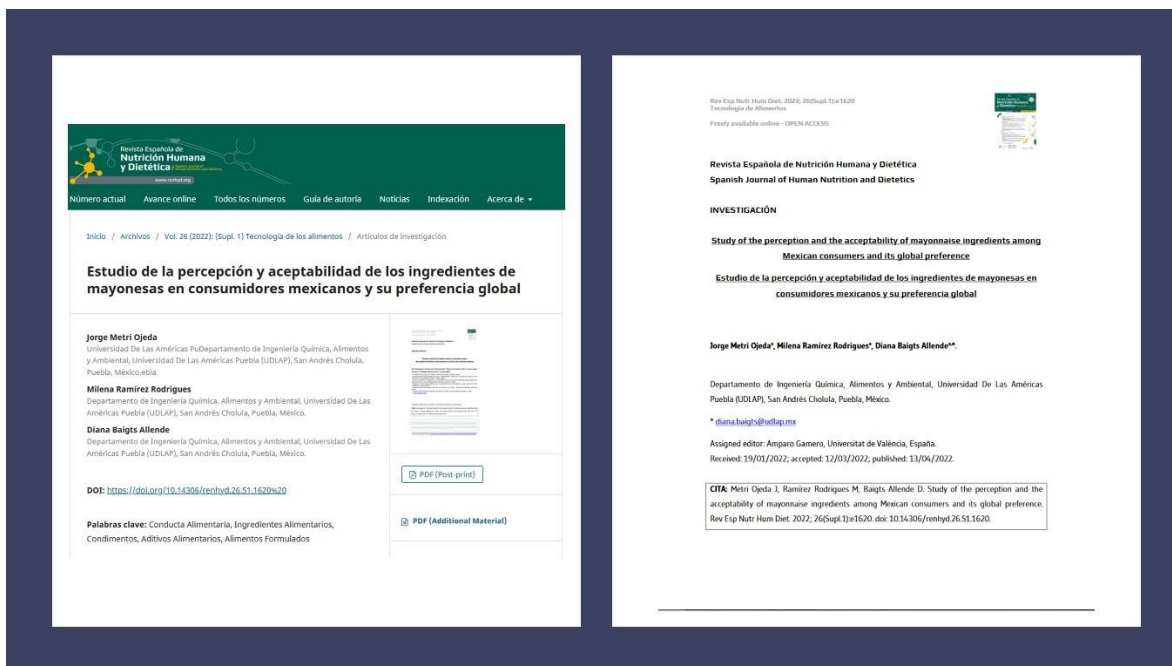


Figura 20. Evidencia de la publicación del primer artículo original.

Artículo 2

Metri-Ojeda, J.; Ramírez-Rodrigues, M.; Rosas-Ordoñez, L.; Baigts-Allende, D.

Development and Characterization of a Low-Fat Mayonnaise Salad Dressing Based on *Arthrospira platensis* Protein Concentrate and Sodium Alginate. *Appl. Sci.* 2022, 12, 7456.

<https://doi.org/10.3390/app12157456>.



Figura 21. Evidencia de la publicación del segundo artículo original.

Artículo 3

Metri-Ojeda, J., Solana-Lavalle, G., Rosas-Romero, R., Palou, E., Ramírez-Rodriguez, M., Baigts-Allende, D. Rapid Screening of Mayonnaise Quality Using Computer Vision and Machine Learning. *Food Measure*, (2023). <https://doi.org/10.1007/s11694-023-01814-x>



Figura 22. Evidencia de la publicación del tercer artículo original.

6.2. Participación en congresos

Congresos del año 2019

Metri-Ojeda, J. C., Pérez-Alva, A., Recio-Cazares, S. L., y Baigts-Allende, D. K. (2020). Physicochemical and sensorial characterization of vegan mayonnaise using chia seed oil and mucilage (*Salvia hispanica* L.). *Investigación y Desarrollo en Ciencia y Tecnología de Alimentos*, 5, 485-489.




Figura 23. Evidencia de la publicación del primer manuscrito *in-extenso* en congreso internacional.

Fonseca-Toussaint, A. R., Metri-Ojeda, J. C., y Baigts-Allende, D. K. (2020). Efecto de la extracción de lípidos sobre la estructura y solubilidad de proteína aislada de *Spirulina platensis*. *Investigación y Desarrollo en Ciencia y Tecnología de Alimentos*, 5, 738-742.



Figura 24. Evidencia de la publicación del segundo manuscrito *in-extenso* en congreso internacional.

Congresos del año 2020




SHIFT20

Contact Information:
Diana.Baigts@udlap.mx

Use of biopolymers from renewable sources for protein emulsions development

A. Fonseca¹, D. Baigts¹, J. Metri¹, M. Ramirez¹, A. Pérez¹
1Universidad De Las Américas Puebla, Puebla, Mexico.



INTRODUCTION

There is a growing interest in exploring novel and more sustainable sources to produce food ingredients such as polymers [1, 2]. These polymers have application in the production of functional systems, such as emulsions, which are important in food and nutraceutical industries [3, 4].

AIM

The objective of the present work was to develop and characterize emulsion with protein obtained from microalgae (*Spirulina platensis*) and stabilized with sodium alginate from macroalgae (*Macrocystis pyrifera*).

METHOD

- Microalgae protein was extracted by alkaline solubilization.
- Sodium alginate was obtained from *Macrocystis pyrifera* with a sodium carbonate treatment.
- Chia seed virgin-oil was extracted and used as oil phase in a ratio.
- Emulsions were prepared with 0.5 % of protein and 0.5 % of sodium alginate.
- Four different systems were evaluated (Table 1).
- Emulsions were characterized by viscosity, color, stability and particle size.

RESULTS

Systems formulation	Protein	Sodium alginate
E1	Soy Protein	Commercial (control)
E2	Soy Protein	Alga sodium alginate
E3	Spirulina protein	Commercial (control)
E4	Spirulina protein	Alga sodium alginate

Table 1: systems formulation.

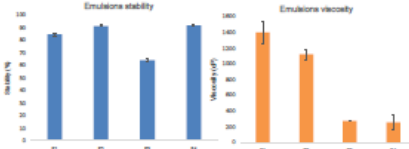


Figure 1: *M. pyrifera* sodium alginate improve emulsions stability. *S. platensis* protein reduced the viscosity of emulsions.

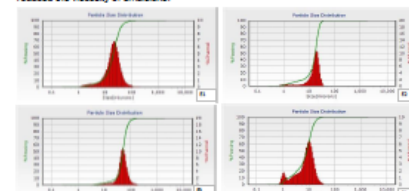


Figure 2: The particle size was influenced mainly by the sodium alginate type. E4 showed the smallest particle size (an average of 9 µm) in comparison to E2 (17.52 µm), E1 (20.55 µm) and E3 (49.91 µm).

CONCLUSIONS

Sustainable marine-derived sources could be used to obtain valuable ingredients such as proteins and sodium alginate. These ingredients could produce stable emulsions by the combination of *S. platensis* protein and *M. pyrifera* sodium alginate.

ACKNOWLEDGEMENTS


The authors acknowledge CONACYT for the funding and UDLAP for the facilities and laboratories.

REFERENCES

- [1] Ruocco N et al. Polysaccharides from the Marine Environment with Pharmacological, Cosmeceutical and Nutraceutical Potential. *Molecules*, 21: 5551-567.
- [2] Lupatini A L et al. Potential application of microalgae *Spirulina platensis* as a protein source. *J. Sci. Food Agric*; 97(3): 724-732.
- [3] Anil A-K et al. Biopolymeric-based emulsions and their effects during processing, digestibility and bioaccessibility of bioactive compounds in food systems. *Food hydrocolloids*; 67: 691-702.
- [4] McClements D J et al. Improving emulsion formation, stability and performance using mixed emulsifiers: A review. *Adv Colloid Interface*; 251: 55-79.

Figura 25. Evidencia de la publicación de la primera participación con cartel en congreso internacional.

Congresos del año 2021




first

Food Improved by Research, Science, & Technology

Development of a protein-rich pasta using amaranth flour and *Spirulina platensis* protein isolate

J. METRI¹, A. PÉREZ¹, C. ESTRADA¹, M. RAMÍREZ¹, D. BAIGTS¹,
1 Universidad De Las Américas Puebla, Puebla, Mexico.



INTRODUCTION

One of the most consumed products worldwide is pasta; it is traditionally formulated with wheat flour, but consumers are demanding products with better nutritional value.
The nutritional value of pasta could be enhanced by adding protein-rich ingredients such as amaranth and microalgae (*Spirulina platensis*), both are considered as novel protein sources.

AIM

The objective of this work was to develop protein-enriched pasta. Furthermore, we studied the effect of the replacement of wheat with amaranth flour and protein from *S. platensis* on the chemical composition, texture, and pasta color.

METHOD

- Protein isolate from *S. platensis* was obtained by alkaline solubilization.
- The protein isolate was structurally characterized using electrophoresis gel (SDS-PAGE), differential scanning calorimetry (DSC), and infrared spectroscopy (FTIR).
- 5 different formulations of pasta (Table 1) were developed using amaranth flour and spirulina protein isolate.
- The color, texture, and chemical composition (using AOAC official methods) of the pasta were determined.

RESULTS

- Structural characteristics of protein isolate:**
 - The SDS-PAGE showed two main protein subunits and the DSC demonstrated a denaturation temperature around 89 °C.
- Pasta characterization:**
 - The addition of amaranth flour and spirulina protein isolate increased the protein, ashes, and fiber content (Figure 2).
 - The replacement of wheat flour reduced the hardness of the pasta from 1.56 ± 0.40 N in control sample to 0.28 - 0.38 N in ASP samples.
 - The color was turned to green with the addition of spirulina protein isolate. This was indicated by an increase in Hue angle from -82 to -122° and a reduction of a* from 2.51 to -2.19.

Sample	Wheat flour (%)	Amaranth flour (%)	Egg (%)	Water (%)	SPI (%)
Control	70	0	24	6	-
ASPO	35	35	24	6	-
ASPE	38	38	12	6	6
ASPB	37	37	12	6	8
ASPI0	36	36	12	6	10

Table 1. Pasta formulation with different levels of spirulina protein isolate. SPI = spirulina protein isolate.

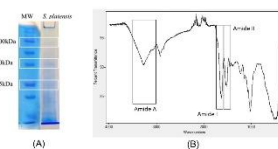


Figure 1. SDS-PAGE (A) and FTIR spectroscopy (B) of spirulina protein isolate.

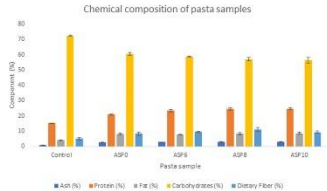


Figure 2. Chemical composition of different pasta formulations.

CONCLUSION

Amaranth flour and *S. platensis* protein isolate might be considered as potential ingredients to reformulate and improve the nutritional quality (especially protein content) of pasta.
Further studies should be oriented to sensory analysis and the characteristics of the pasta after cooking.

ACKNOWLEDGEMENTS


The authors want to acknowledge to Universidad De Las Américas Puebla for the accessibility to the laboratories and the Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) for the scholarships and the fund for the project FOINS 4950.

REFERENCES

- 1 Zen C-K et al. Development of functional pasta with microencapsulated Spirulina: Technological and sensorial effects. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 2020; 100: 5: 2018-2026.
- 2 Niluaha R-A-T et al. Development of pasta products with nonconventional ingredients and their effect on selected quality characteristics: A brief overview. *International Journal of Food Science*; 2019; 2019: 1-6.


Figura 26. Evidencia de la publicación de la segunda participación con cartel en congreso internacional.

Congresos del año 2022



Machine Learning Models for Mayonnaise Acceptability Prediction

Jorge Metri-Ojeda, Enrique Palou, Milena Ramírez-Rodríguez, and Diana Baigts-Allende
 Chemical, Food, and Environmental Engineering Department
 Universidad de Las Américas Puebla
 San Andrés Cholulua, Puebla 72810
 Mexico



Contact Information:
jorge.metri@udlap.mx

INTRODUCTION

Sensory evaluation (SE) is a critical factor for successfully launching a food product in the market; however, SE methods are time-consuming [1]. Machine Learning (ML) models could help reduce the time and costs of SE since they can learn from experience (data) to predict a desired feature [2].

AIM

In this study, acceptability of mayonnaises was estimated using four ML models:

1. Partial Least Squares Regressor (PLSR)
2. Principal Component Regressor (PCR)
3. Support Vector Regressor (SVR)
4. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

METHOD

- Database development using scientific papers on mayonnaise characterization
- Data selection
- Split data into training and testing sets
- Model development and evaluation in terms of:
 - Goodness-of-fit (r^2)
 - Mean Square Error (MSE)

RESULTS

- The highest correlations with acceptability were found for sensory attributes (+ 0.88), oil concentration (+ 0.47), and stabilizers' concentration (- 0.38), as shown in Figure 1.
- The highest performance (Table 1) was obtained using the ANFIS model because the adaptive layer helps to adjust the weights to increase the prediction accuracy (i.e., r^2)
- PCR and PLSR models displayed slightly lower performance than ANFIS. Both models are based on data projection into different dimensions, thus, exhibited similar metrics
- SVR model displayed the lowest prediction capacity, probably due to its sensibility to noisy data

Model	r^2	MSE
Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)	0.917	0.047
Principal Component Regressor (PCR)	0.895	0.057
Partial Least Square Regressor (PLSR)	0.891	0.059
Support Vector Regressor (SVR)	0.814	0.106

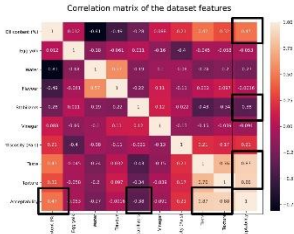


Figure 1. Correlation matrix of the database

CONCLUSIONS

- Machine Learning models
 - can be easily applied to predict the acceptability of mayonnaise
 - could be used by start-ups and enterprises
 - saving time and money in formulating their products

FUTURE WORK

- Should be directed towards
 - generation of vast databases

REFERENCES

1. Yu, P. et al. Design of Experiments and Regression Modeling in Food Flavour and Sensory Analysis: A Review. *Trends in Food Science and Technology*, 2018, 71:202-215.
2. Mavani, N.R. et al. Application of Artificial Intelligence in Food Industry. *Food Engineering Reviews*, 2021; 1:1-42.

ACKNOWLEDGEMENTS

Jorge Metri-Ojeda gratefully acknowledges support from UDLAP and CONACyT for his PhD scholarships.

LIMITATIONS / STRENGTHS

- ✗ The main limitation of this work is the small size of the database
- ✓ A bigger size of observations and number of features could improve the prediction performance of the models
- ✓ Variability of formulations improves the generalization of the models

Figura 27. Evidencia de la publicación de la tercera participación con cartel en congreso internacional.