



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE HIDALGO
INSTITUTO DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA
LICENCIATURA EN QUÍMICA DE ALIMENTOS

TESIS

**HERRAMIENTA DE CONTROL DE CALIDAD PARA LA INDUSTRIA
DE PANIFICACIÓN: MODELO DE REGRESIÓN LINEAL DE MÍNIMOS
CUADRADOS ORDINARIOS PARA LA PREDICCIÓN DE LA
ACTIVIDAD DE AGUA EN BISQUETS**

Para obtener el título de
Licenciada en Química de Alimentos

PRESENTA

Daniela Esparza Vital

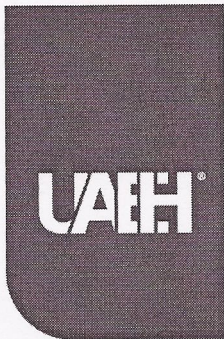
Director

Dr. Jesús Guadalupe Pérez Flores

Codirectora

Dra. Laura García Curiel

Mineral de la Reforma, Hidalgo, Diciembre, 2025



Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo
Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería
School of Engineering and Basic Sciences

Mineral de la Reforma, Hgo., a 06 de mayo de 2024

Número de control: ICBI-D/542/2024
Asunto: Autorización de impresión.

MTRA. OJUKY DEL ROCÍO ISLAS MALDONADO
DIRECTORA DE ADMINISTRACIÓN ESCOLAR DE LA UAEH

Con fundamento en lo dispuesto en el Título Tercero, Capítulo I, Artículo 18 Fracción IV; Título Quinto, Capítulo II, Capítulo V, Artículo 51 Fracción IX del Estatuto General de nuestra Institución, por este medio le comunico que el Jurado asignado a la Egresada de la Licenciatura en Química en Alimentos **Daniela Esparza Vital**, quien presenta el trabajo de titulación **“Herramienta de control de calidad para la industria de panificación: Modelo de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios para la predicción de la actividad de agua en bisquets”** después de revisar el trabajo en reunión de Sinodales ha decidido autorizar la impresión del mismo, hechas las correcciones que fueron acordadas.

A continuación, firman de conformidad los integrantes del Jurado:

Presidenta: Dra. Elizabeth Contreras López

Secretaria: Dra. Lizbeth Anahí Portillo Torres

Vocal: Dr. Jesús Guadalupe Pérez Flores

Suplente: Dra. Laura García Curiel

Sin otro particular por el momento, reciba un cordial saludo.

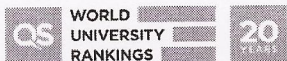
Atentamente
“Amor, Orden y Progreso”

Dr. Otilio Arturo Acevedo Sandoval
Director del ICBI



OAASYCC

Ciudad del Conocimiento, Carretera Pachuca-Tulancingo Km. 4.5 Colonia Carboneras, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México. C.P. 42184
Teléfono: 771 71 720 00 Ext. 2231 Fax 2109
direccion_icbi@uaeh.edu.mx



Dedicatoria

Esta tesis está dedicada a mi mamá, la mujer más valiente que he conocido, que llevo una casa y tres hijos sola. Su esfuerzo, sacrificio y dedicación han sido la base sobre la que he construido mi vida, y su amor incondicional ha sido mi mayor fuente de inspiración. Gracias, mamá, por enseñarme a creer en lo imposible, por ser mi guía y mi apoyo en cada paso del camino. Sus consejos son un legado que llevo conmigo siempre, y su presencia es un recordatorio constante de que, no importa cuán difícil sea el camino, ella siempre estará allí para mí.

En memoria de mi papá, quien, aunque ya no está físicamente conmigo, sigue siendo una presencia constante en mi vida. Su amor y apoyo fueron fundamentales en cada etapa de mi crecimiento. Se que, aunque no esté aquí para ver este logro, está orgulloso de mí, y eso me da la fuerza para seguir adelante. Papá, aunque no estés aquí, estás siempre conmigo, y te llevo en mi corazón.

Agradecimientos

A la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo por el valioso respaldo proporcionado durante la ejecución experimental de este proyecto.

A la Dra. Elizabeth Contreras López por la confianza que me tuvo desde un inicio, su apoyo incondicional y por siempre tener una palabra para mí en el momento preciso.

Al Dr. Jesús Guadalupe Pérez Flores porque más que ser un docente, se convirtió en un amigo. Siempre otorga consejos invaluable y es generoso con sus conocimientos. Les agradezco a ambos por su destacada dirección académica, fundamental para la concreción de este proyecto.

Al Lic. Carlos Arriaga Téllez por su valiosa labor al establecer el contacto con la Panadería El Serranillo y por gestionar de manera exitosa la colaboración entre la UAEH y la empresa.

Al jurado de tesis por sus invaluable consejos y la enriquecedora retroalimentación brindada a lo largo del desarrollo de este trabajo.

En especial, al Dr. Luis Guillermo González Olivares por su valiosa guía, su pasión por enfrentarme a desafíos, su paciencia. Usted no solo enseña, ilumina y transforma vidas con su sabiduría.

A mi mamá, que con la guía de alguien en el cielo ha hecho un buen trabajo enseñándome a ser fuerte, resiliente y a nunca rendirme ante los desafíos. Estoy segura de que su influencia ha sido fundamental en mi crecimiento como persona. Gracias, mamá.

A mis hermanos, quienes con su apoyo y aliento han sido fundamentales en cada etapa de mi desarrollo profesional, especialmente durante la pandemia, cuando todo parecía nunca acabar. Gracias por estar allí para mí, por escucharme y por creer en mí.

A mis amigos, Angélica y Sebastián por siempre tener su apoyo incondicional, incluyendo noches de desvelos realizando trabajos interminables, risas y bromas.

A Panela, Thor y Hoffman, mis fieles compañeros de desvelo, les agradezco por su lealtad y compañía en las noches largas y solitarias.

Índice general

Índice general	III
Índice de figuras	V
Índice de tablas	VI
Abstract	VII
Resumen	IX
Introducción	XI
1. Avances tecnológicos y nutricionales en la producción de pan: antecedentes generales	1
1.1. Introducción	2
1.2. Contexto de la industria de panificación	4
1.3. Importancia del control de calidad en la industria de panificación	5
1.4. Definición de los productos de panificación	6
1.5. Clasificación de los productos de panificación	6
1.6. Estadísticas nacionales e internacionales de producción y consumo de pan	8
1.7. Formulación y proceso de elaboración del pan	8
1.7.1. Formulación general	9
1.7.2. Descripción del proceso de elaboración	9
1.8. Composición química del pan	10
1.9. Envejecimiento de los productos de panificación	11
1.10. Retrogradación y gelatinización del almidón	12
1.10.1. Influencia de la formulación e ingredientes en la retrogradación y gelatinización del almidón	13
1.10.2. Influencia de factores internos y externos que afectan la retrogradación y gelatinización del almidón	17
1.10.3. Importancia del fenómeno de retrogradación del almidón	18
1.11. Pérdida de humedad y cambios en la textura	18
1.12. Estabilidad microbiológica de los productos de panificación	19
1.13. Vida útil de alimentos	20
1.14. Inteligencia artificial en la industria alimentaria	21
1.14.1. Inteligencia artificial y seguridad alimentaria	22
1.15. Modelos de regresión lineal múltiple: mínimos cuadrados ordinarios	23

1.16. Aprendizaje automático	24
1.17. Conclusiones y perspectivas	24
1.18. Referencias	24
Referencias	24
2. Predicción de la actividad de agua en bísquets mediante un modelo de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios	33
2.1. Introducción	34
2.2. Materiales y métodos	38
2.2.1. Muestras	38
2.2.2. Materiales y equipos	38
2.2.3. Determinación de humedad	38
2.2.4. Determinación de actividad de agua	38
2.2.5. Determinación de pérdida de peso	38
2.2.6. Implementación de un modelo de regresión de MCO	39
2.3. Resultados y discusión	40
2.3.1. Influencia del tiempo y de la temperatura de almacenamiento	40
2.3.2. Análisis cinético	47
2.3.3. Monitoreo de la calidad en base a la predicción de la AW	50
Modelo de regresión lineal de MCO	50
Gráficos de regresión lineal del modelo de MCO	51
Análisis de la relación entre las variables del modelo de regresión de MCO	54
Evaluación del modelo de regresión lineal de MCO para la predicción de la actividad de agua	58
2.4. Conclusiones y perspectivas	61
2.5. Referencias	61
Referencias	61
A. Material suplementario	65
A.1. Conjunto de datos	65
A.2. Análisis estadístico con R	66
A.2.1. Influencia del tiempo y de la temperatura de almacenamiento	66
A.2.2. Influencia del tiempo de almacenamiento	68
A.2.3. Influencia de la temperatura de almacenamiento	70
A.3. Resultados del análisis de varianza de dos vías	73

Índice de figuras

1.1. Variedades de pan dulce en una panadería tradicional en México.	7
1.2. Proceso de envejecimiento del pan [acosta2013]	12
1.3. Estructura química de la amilosa y de la amilopectina.	14
1.4. Factores que influyen en la retrogradación del almidón.	15
1.5. Conformaciones de cadenas de almidón en soluciones de agua y NaCl.	16
2.1. bísquet tradicional.	36
2.2. Proceso de elaboración de bísquet tradicional proporcionado por la empresa colaboradora “El serranillo”.	37
2.3. Valores de cambio en el contenido de humedad (g de H ₂ O 100 g ⁻¹ de muestra) de bísquets obtenidos en diversas condiciones de estudio. Los diagramas de caja y bigotes, diferenciados por letras minúsculas, evidencian discrepancias significativas entre los conjuntos de datos en distintas temperaturas de almacenamiento (p<0.05).	41
2.4. Gráfico de dispersión de la evolución en el tiempo de la humedad del bísquet en las diferentes condiciones de estudio (CE). La letras minúsculas indican diferencias en los tiempos de almacenamiento.	42
2.5. Valores de cambio en el peso (g) de bísquets obtenidos en diversas condiciones de estudio. Los diagramas de caja y bigotes, diferenciados por letras minúsculas, evidencian discrepancias significativas entre los conjuntos de datos en distintas temperaturas de almacenamiento (p<0.05).	43
2.6. Gráfico de dispersión de la evolución en el tiempo del peso del bísquet en las diferentes condiciones de estudio (CE). La letras minúsculas indican diferencias en los tiempos de almacenamiento.	44
2.7. Valores de actividad de agua (AW) obtenidos en diversas condiciones de estudio. Los diagramas de caja y bigotes, marcados con distintas letras minúsculas, señalan diferencias significativas entre los conjuntos de datos a diversas temperaturas de almacenamiento (p<0.05).	45
2.8. Gráfico de dispersión de la evolución en el tiempo de la AW del bísquet en las diferentes condiciones de estudio (CE). La letras minúsculas indican diferencias en los tiempos de almacenamiento.	46
2.9. Gráficos del análisis del modelo de regresión lineal múltiple con datos normalizados.	53
2.10. Análisis de relación entre las variables normalizadas del modelo de regresión lineal de MCO.	56
2.11. Mapa de calor de la correlación para variables normalizadas en la regresión lineal múltiple.	57
2.12. Gráfico de dispersión del tiempo de almacenamiento experimental frente al tiempo de almacenamiento predicho por el modelo de regresión de MCO con vector de entrada normalizado.	60

Índice de tablas

1.1. Composición del pan en 100 g.	10
1.2. Parámetros microbiológicos y límites máximos permisibles en pan.	20
2.1. Ajuste de los datos experimentales al modelo de reacción de orden cero.	48
2.2. Ajuste de los datos experimentales al modelo de reacción de primer orden.	49
2.3. Ajuste de los datos experimentales al modelo de reacción de segundo orden para bísquets. . .	49
A.1. Diseño experimental y determinaciones de atributos de calidad (AW, humedad y peso). . . .	65
A.2. ANOVA completo de la humedad del bísquet.	73
A.3. ANOVA completo del peso del bísquet.	73
A.4. ANOVA completo de la AW del bísquet.	73

Abstract

THE COMPANY **El Serranillo**, based in the state of Hidalgo, Mexico, is facing the challenge of improving its baking products and extending their shelf life. Since most bakery products are sold fresh and stored at room temperature, their shelf life is limited to a few days. These products are subject to various types of deterioration, including physical, chemical, microbiological, and sensory. Each type of bread presents unique characteristics that can affect the rate at which it deteriorates.

In this research, it was essential to study the variation in physicochemical quality attributes in the biscuit, especially the variation in weight, moisture content, and water activity, and their relationship with bread aging. These attributes are fundamental indicators of product quality and freshness. Weight variation may suggest changes in the structure and density of the biscuit, while moisture and water activity are critical for preventing the proliferation of deteriorating microorganisms and maintaining desirable texture and flavor. Therefore, understanding how these attributes change over time will identify factors affecting bread aging, thereby allowing the development of strategies to prolong shelf life and maintain product quality for a longer period.

Based on the above, the objective of this thesis was to develop and evaluate an Ordinary Least Squares (OLS) linear regression model that economically, simply, and reliably predicts water activity, using weight variation, moisture content, and biscuit storage time as independent variables. The aim was also to analyze how these physicochemical attributes evolve over time, especially in relation to the aging process of these breads during storage. Through this methodology, a quality control tool is intended to be provided, contributing to inventory management improvement, reducing waste, and increasing consumer satisfaction and bakery product production efficiency.

To achieve the general objective, the following specific objectives were established:

1. Provide an overview of AI uses in the food industry and bread aging phenomenon by reviewing recent publications to establish research background.
2. Establish analysis techniques to monitor studied attributes on quality (storage time, moisture content, and weight loss) in bread (biscuit) to generate the dataset for training and validating an AI-based computational model.
3. Evaluate the impact of water vapor sorption phenomena on bread (biscuit) shelf life by conducting kinetics in a stability chamber at 35°C and 75% relative humidity (RH) to obtain an equation to predict product shelf life.

The specific objectives of this study were addressed through the development of the following chapters, summarized as follows:

1. **Chapter 1. Technological and Nutritional Advances in Bread Production: General Background.** The importance of quality in the baking industry was discussed in this chapter, with an emphasis placed on the utilization of advanced technologies like artificial intelligence to enhance quality control. Topics such as bread shelf life, starch retrogradation, food safety, and the application of multiple linear regression models and machine learning techniques were covered. The significance of the baking industry in food, the economy, food safety, and public health was highlighted.

2. **Chapter 2. Prediction of water activity in biscuits using an ordinary least squares regression model to ensure their safety.** This chapter discussed the importance of predicting water activity in biscuits to ensure their safety. The traditional biscuit-making process, the impact of bread aging on shelf life, and the use of linear regression to predict water activity in biscuit samples were covered. The study involved determining moisture content in the samples and analyzing the relationship between variables like time, weight, and humidity to predict water activity. The multiple linear regression model significantly predicted water activity, with storage time being identified as the most influential variable.

In conclusion, this research successfully developed an Ordinary Least Squares linear regression model to predict water activity in biscuits, considering variables such as storage time, weight variation, and moisture content. The implementation of this tool proved to be an effective and cost-efficient method to improve quality control, ensuring the safety of baking products. It is expected that this study has significantly contributed to reducing bread waste and increasing consumer satisfaction, highlighting the importance of technological innovation, particularly in the field of artificial intelligence, in addressing quality and food safety challenges in the baking industry.

Resumen

LA EMPRESA **El Serranillo**, con sede en el estado de Hidalgo, en México, se enfrenta al desafío de mejorar sus productos de panificación y extender su vida útil. Dado que la mayoría de los productos de panadería se venden frescos y se almacenan a temperatura ambiente, su vida útil se limita a unos pocos días. Estos productos están sujetos a diversos tipos de deterioro, incluyendo el físico, químico, microbiológico y sensorial. Cada tipo de pan presenta características únicas que pueden afectar la rapidez con la que se deteriora.

En la presente investigación fue fundamental estudiar la variación en los atributos fisicoquímicos de calidad en el bísquet, especialmente la variación en el peso, el contenido de humedad y la actividad de agua, y su relación con el envejecimiento del pan. Estos atributos son indicadores fundamentales de la calidad y la frescura del producto. La variación en el peso puede sugerir cambios en la estructura y la densidad del bísquet, mientras que la humedad y la actividad de agua son críticas para prevenir la proliferación de microorganismos que causan deterioro y para mantener la textura y el sabor deseables. Es por ello que comprender cómo estos atributos cambian con el tiempo, permitirá identificar los factores que afectan el envejecimiento del pan, lo que a su vez permitiría desarrollar estrategias para prolongar su vida útil y mantener la calidad del producto durante un período más largo.

Con base en lo anterior, el objetivo de esta tesis fue desarrollar y evaluar un modelo de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) que permita predecir de manera económica, sencilla de implementar y confiable, la actividad de agua, utilizando como variables independientes del modelo, la variación en el peso, en el contenido de humedad y en el tiempo de almacenamiento del bísquet, así como analizar cómo estos atributos fisicoquímicos evolucionan con el tiempo, especialmente en relación con el proceso de envejecimiento de estos panes durante su almacenamiento. A través de esta metodología, se pretende proporcionar una herramienta de control de calidad que contribuirá a la mejora en la gestión de inventarios, con la finalidad de reducir el desperdicio y de aumentar la satisfacción del consumidor y la eficiencia en la producción de productos de panadería.

Para cumplir con el objetivo general, se establecieron los siguientes objetivos específicos:

1. Brindar un panorama general de los usos de la inteligencia artificial (IA) en la industria alimentaria y del fenómeno de envejecimiento del pan, mediante la revisión de publicaciones recientes, con la finalidad de establecer los antecedentes de la investigación.
2. Establecer las técnicas de análisis a utilizar para monitorear los atributos estudiados sobre la calidad (tiempo de almacenamiento, contenido de humedad y pérdida de peso) en el pan (bísquet), con la finalidad de generar el conjunto de datos que permitirán realizar el entrenamiento y la validación de un modelo computacional basado en IA.
3. Evaluar el impacto sobre la vida útil del pan (bísquet) de los fenómenos de sorción del vapor de agua, mediante la realización de una cinética en una cámara de estabilidad a 35°C y a 75% de humedad relativa (HR) con la finalidad de obtener una ecuación para predecir la vida útil del producto.

Los objetivos específicos de este estudio fueron abordados mediante el desarrollo de los siguientes capítulos, de los cuales se presenta un resumen.

1. **Capítulo 1. Avances tecnológicos y nutricionales en la producción de pan: antecedentes generales.** En este capítulo se discutió la importancia de la calidad en la industria de la panificación, haciendo hincapié en el uso de tecnologías avanzadas como la IA para mejorar el control de calidad. Se abordaron temas como la vida útil del pan, la retrogradación del almidón, la seguridad alimentaria y la aplicación de modelos de regresión lineal múltiple y técnicas de aprendizaje automático. Se resaltó la importancia de la industria de la panificación en la alimentación, la economía, la seguridad alimentaria y la salud pública.
2. **Capítulo 2. Predicción de la actividad de agua en bísquets mediante un modelo de regresión de mínimos cuadrados ordinarios para garantizar su inocuidad.** Este capítulo discutió la importancia de predecir la actividad del agua en bísquets para garantizar su seguridad. Se cubrió el proceso tradicional de fabricación de los bísquets, el impacto del envejecimiento del pan en la vida útil y el uso de la regresión lineal múltiple para predecir la actividad del agua en muestras de bísquets. El estudio implicó determinar el contenido de humedad en las muestras y analizar la relación entre variables como el tiempo, el peso y la humedad para predecir la actividad del agua. El modelo de regresión lineal múltiple predijo significativamente la actividad del agua, siendo el tiempo de almacenamiento la variable más influyente.

Finalmente, como conclusión, este trabajo de investigación logró el desarrollo de un modelo de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios para prever la actividad de agua en bísquets, considerando variables como el tiempo de almacenamiento, la variación en el peso y el contenido de humedad. La implementación de esta herramienta se demostró como un método eficaz y rentable para mejorar el control de calidad, asegurando la seguridad de los productos de panificación. Se espera que este estudio haya contribuido significativamente a la reducción del desperdicio de pan y al aumento de la satisfacción del consumidor, resaltando así la importancia de la innovación tecnológica, en particular en el campo de la IA, para hacer frente a los desafíos de calidad e inocuidad alimentaria en la industria panificadora.

Introducción

LA INDUSTRIA DE PANIFICACIÓN desempeña un papel crucial en la alimentación, ya que el pan se ha convertido en uno de los productos básicos que son fundamentales para la nutrición de la población. La relevancia de la industria de panificación también se relaciona con la salud pública, ya que los productos de panificación pueden influir en la dieta y la salud de la población. La prensa ha destacado la importancia de abordar temas como los trastornos alimentarios, la obesidad y la relación entre la alimentación y la salud. Además, se ha señalado que la industria de panificación puede desempeñar un papel clave en la promoción de una alimentación saludable, contribuyendo así a la prevención de enfermedades relacionadas con la dieta. Este alimento que suele ser accesible para la mayoría de las personas, representa un aporte energético importante que se debe a su materia prima, los cereales, puesto que tan solo los carbohidratos representan del 50-80% de su composición en peso seco, dentro de esta proporción de carbohidratos los que serán absorbidos por los humanos, es decir estarán biodisponibles, serán los almidones y azúcares solubles. Por la parte de los no disponibles, son fuente de fibra no digerible. Además son una buena fuente de proteína vegetal, en el trigo del 8-12% de su composición se comprende de proteínas, siendo la mayoría de estas proteínas de gluten, además de aminoácidos esenciales como lisina y treonina. Debido a la naturaleza de la producción de este alimento, la importancia de esta industria radica en su capacidad para proporcionar alimentos esenciales a gran escala, contribuyendo así a la seguridad alimentaria de la población. Como consecuencia, la industria de la panificación tiene un impacto significativo no solo en la alimentación de la población sino que en la economía, generando empleo y contribuyendo al desarrollo económico de las regiones donde opera. Asimismo, la industria de panificación ha sido reconocida por su capacidad de innovación y creatividad en la producción de alimentos, lo que resalta su importancia en la generación de productos alimenticios variados y de calidad.

La calidad general de alimentos en la industria no se refiere a un tipo de característica en específico puesto que cada alimento tendrá sus propios estándares dependiendo de lo que los clientes esperen de dicho producto; algunas características a tener en cuenta cuando se determinan los parámetros de calidad son: condiciones de almacenamiento en las que se va a encontrar el producto por lo general, si el alimento es perecedero, su sensibilidad durante el transporte y en general la formulación e ingredientes del producto. Una vez determinadas las características del producto, es necesario establecer un control de calidad para mantener ese estándar y aprobación.

El control de calidad es esencial en la producción de productos panificados debido a su impacto en la seguridad alimentaria, la satisfacción del consumidor y la eficiencia del proceso. La industria de panificación se ha visto en la necesidad constante de mantener la calidad del producto final, ya que el incumplimiento de los estándares de calidad puede resultar en desperdicio, aumento de costos y depreciación de la calidad. La implementación de métodos de control de calidad, como el análisis de modos de falla y efectos (AMFE) y el uso del método Seis Sigma, permite prevenir no conformidades en los productos finales, lo que contribuye a la reducción de desperdicios y al mantenimiento de la calidad. Además, el control de calidad es crucial para garantizar que los productos panificados cumplan con los estándares nutricionales y de seguridad, especialmente cuando se consideran ingredientes innovadores, como harinas de insectos o enzimas derivadas del metagenoma.

La calidad en la producción de productos panificados también se relaciona con la satisfacción del consumidor, ya que la industria busca mejorar los productos para satisfacer las demandas del mercado y aumentar

las ganancias. Asimismo, el control de calidad permite la innovación de productos, ya que determina si la aceptación es buena al introducir ingredientes alternativos, como harina de quinoa o calabaza, que pueden afectar las propiedades físicas y sensoriales del producto final.

Además, el control de calidad en la producción de productos panificados es crucial para garantizar la durabilidad y seguridad de los productos, especialmente en términos de vida útil y preocupaciones de seguridad alimentaria. Es así como el control de la calidad en la industria del pan nos permitirá establecer de manera efectiva nuevas formulaciones o técnicas a favor del producto, tal es el caso de la implementación de tecnologías innovadoras, como el uso de enzimas o la fermentación, requiere un control de calidad riguroso para asegurar que los cambios en las propiedades de los productos no comprometan su calidad.

Considerando la creciente cantidad de desafíos que enfrenta la industria alimentaria hoy en día, la elaboración de esta tesis se justifica con la importancia de primeramente mantener la calidad alimentaria que ya se tiene a la vez que mejorarla, con enfoque en la industria de panificación, esto mediante la implementación de herramientas avanzadas de control que garanticen la excelencia y la inocuidad de los productos y que además, aborden desafíos clave en la actualidad. Uno de los problemas de calidad más comunes que suele enfrentar la industria de la panificación es el envejecimiento del pan, dicho fenómeno impacta tanto en la calidad como en la vida útil de estos productos, y su comprensión es esencial para la satisfacción del consumidor y la gestión de inventarios eficiente. En ese sentido, el desarrollo de modelos de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) representa una solución económica, de implementación sencilla y confiable para predecir y analizar atributos fisicoquímicos como el peso, el contenido de humedad y la actividad acuosa, lo que contribuye significativamente al control de calidad en la industria de panificación. Además, esta investigación se alinea con tendencias globales, como la reducción del desperdicio de alimentos y la mejora de la seguridad alimentaria, al permitir una gestión más precisa de inventarios y una supervisión efectiva de los procesos. La implementación de estos modelos también sienta las bases para futuras aplicaciones de la Inteligencia Artificial (IA) y tecnologías emergentes en la producción de panadería, lo que representa un paso significativo hacia la innovación y la sostenibilidad en la cadena alimentaria.

Los alcances de la justificación de la tesis se guían por el objetivo general, siendo este el desarrollo y la evaluación de modelos de regresión lineal de MCO que permitan predecir de manera económica, sencilla de implementar y confiable: el peso, humedad y tiempo de almacenamiento de bísquets en relación a otro parámetro fisicoquímico como lo es la actividad de agua (AW), proporcionando datos relevantes para conocer estimaciones sobre la vida útil del producto, especialmente en relación con el proceso de envejecimiento de estos panes durante su almacenamiento. A través de esta metodología, se pretende proporcionar una herramienta de control de calidad que contribuirá a la mejora en la gestión de inventarios, con la finalidad de reducir el desperdicio y de aumentar la satisfacción del consumidor y la eficiencia en la producción de productos de panadería.

A modo de cierre es importante resalta que la investigación realizada en esta tesis contribuye de manera significativa al campo de la panificación y la industria alimentaria en varios aspectos relacionados a la calidad. En primera instancia, aborda la necesidad actual de herramientas avanzadas de control de calidad que sean económicas, simples de implementar y confiables, lo que es esencial para garantizar la excelencia y la inocuidad de los productos de panificación. Además, se centra en un fenómeno crucial ocurrido durante la distribución y el almacenamiento del pan, que es el envejecimiento de estos productos, proporcionando una metodología confiable para predecir y analizar cómo los atributos fisicoquímicos de calidad evolucionan teniendo en cuenta su exposición a factores como el tiempo y la temperatura. La relevancia de los conocimientos generados en esta investigación se extiende más allá de la industria de panificación, ya que aborda cuestiones de relevancia global. La reducción del desperdicio de alimentos y la mejora de la seguridad alimentaria son metas críticas en el mundo actual. Al permitir una gestión más precisa de inventarios y una supervisión efectiva de los procesos, esta investigación contribuye a la búsqueda e implementación de soluciones para la reducción del desperdicio de alimentos y a la garantía de productos seguros. Además, el uso de modelos de regresión para predicción de vida útil sienta las bases para futuras aplicaciones de IA y tecnologías emergentes en la producción de alimentos, lo que representa un avance significativo hacia la innovación y la sostenibilidad en la cadena alimentaria. Por último, es importante destacar que esta investigación responde a una solicitud de una microempresa productora de pan “El serranillo” en Pachuca, Hidalgo, con la que se ha mantenido una colaboración continua a lo largo de varios años. Por lo tanto, esta tesis tiene un impacto práctico y directo en la industria alimentaria a nivel local, lo que fortalece su relevancia y contribución en el ámbito regional.

CAPÍTULO 1

Avances tecnológicos y nutricionales en la producción de pan: antecedentes generales

Resumen

UN PROBLEMA PERSISTENTE en la industria alimentaria de la panificación es la variabilidad en la calidad de productos, este desafío impacta en áreas como la seguridad alimentaria y la satisfacción del consumidor, el presente manuscrito abordó dicha problemática como estudio de interés. Se propuso una hipótesis central en la que se sugería que la mejora constante de la calidad, seguridad alimentaria y valor nutricional de productos de panificación podía lograrse mediante la implementación de tecnologías avanzadas, como la inteligencia artificial (IA), lo cual beneficiaría la mejora de procesos de producción y control de calidad. El objetivo general se centró en proporcionar un análisis exhaustivo de la industria panificadora, desde la formulación y procesos de elaboración hasta la aplicación de la IA para optimizar el control de calidad. Los principales resultados revelaron que la implementación de técnicas de aprendizaje automático y modelos de regresión lineal múltiple permitieron identificar, controlar y disminuir factores que comprometían la calidad y seguridad de los productos, prolongando su vida útil y potencialmente mejorando sus propiedades nutricionales. Se discutió la importancia de estos avances tecnológicos para la industria panificadora y para la salud pública, al contribuir a la prevención de enfermedades relacionadas con la dieta. Se concluyó que la implementación de tecnologías de IA en la industria de panificación representó una estrategia prometedora para enfrentar los desafíos de calidad y seguridad alimentaria, alineándose con el objetivo de optimizar el control de calidad y enriquecer el conocimiento sobre la producción de pan. Este enfoque integral mejoró la eficiencia de los procesos de producción y fomentó una alimentación más saludable y segura, destacando la relevancia de la innovación tecnológica en la evolución de la industria alimentaria.

Lista de acrónimos

IA	inteligencia artificial	2
VU	vida útil	2
SA	seguridad alimentaria	4
MCO	mínimos cuadrados ordinarios	2
APL	ácido poliláctico	3
MSV	máquina de soporte de vectores	4
SA	seguridad alimentaria	4

AMEF	análisis de modos de falla y efectos	5
DSC	calorimetría de barrido diferencial	13
XRD	difracción de rayos X	13
HHP	alta presión hidrostática	13
GP	grado de polimerización	13
BPH	buenas prácticas de higiene	19
CIP	Clean in Place	21
COP	Cleaning Out of Place	21
SOCIP	Self-optimizing cleaning in place	21
ACS	sistemas de control automático	21
SV	sistema de visualización	22
IdC	Internet de las cosas	23

1.1. Introducción

La industria de la panificación representa un sector importante para la alimentación y economía, tener un control apropiado de la calidad permite asegurar un buen manejo de los recursos, la seguridad alimentaria y a la vez se reducen problemas como el desperdicio de alimentos. Gran parte del aseguramiento de la calidad recae sobre la vida útil (VU) del producto.

Al ser los productos de panificación alimentos perecederos es necesario identificar los fenómenos y factores que afectan al pan y sus subproductos. Uno de los mayores retos para la extensión de la vida útil del pan es el envejecimiento o *staling*, en inglés, fenómeno que afecta las propiedades fisicoquímicas y sensoriales del pan, provocando endurecimiento de la miga, reblandecimiento de la corteza y en general pérdida de una textura deseada, el fenómeno de envejecimiento abarca la retrogradación y gelatinización del almidón, además de la migración de agua.

Estos fenómenos fisicoquímicos están ligados a factores como la humedad, la actividad de agua, la temperatura y el tiempo de almacenamiento, que a su vez, se determinan por las características únicas del pan como su formulación o ingredientes usados, su procesamiento y sus condiciones de almacenamiento.

El estudio de la interacción de estos factores puede ser de gran ayuda cuando se hace un estudio de vida útil, el uso de métodos predictivos basados en modelos matemáticos representa un área de oportunidad para la industria, además es una alternativa para otros métodos convencionales que son más caros y tardados, y abre la posibilidad de la implementación de nuevas tecnologías como la inteligencia artificial (IA), que facilitaría la determinación de vida útil y permitiría mejorar condiciones de almacenamiento y métodos de conservación que se alineen con las necesidades de la industria, las tendencias del mercado y las preferencias del consumidor.

El modelo de regresión de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) es una técnica fundamental en estadística y aprendizaje automático. En el contexto del aprendizaje automático, el MCO se considera un modelo de regresión lineal básico (Wang et al., 2023). El método de regresión lineal múltiple de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS, por sus siglas en inglés) se considera un enfoque clásico de regresión lineal en estadística, que busca ajustar una línea que minimiza la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados y los valores predichos. Aunque tradicionalmente se ha utilizado en estadística, el modelo de MCO también se puede ver como un algoritmo de regresión lineal en el contexto del aprendizaje automático, ya que su objetivo es encontrar la mejor relación lineal entre las variables de entrada y la variable de salida del modelo. De hecho, este modelo de MCO sigue siendo ampliamente utilizado en diversos campos, incluidos la economía, las finanzas y la investigación científica, lo que demuestra su relevancia continua en el ámbito del aprendizaje automático (García-Curiel et al., 2023). Aunque algunos investigadores describen la distinción entre modelado estadístico y aprendizaje automático como un continuo (Christodoulou et al., 2019), el MCO

sigue siendo una piedra angular en este espectro. La naturaleza de los alimentos como una matriz en la que ocurren cambios fisicoquímicos y biológicos, cuyas dinámicas son continuas, poder analizar estas dinámicas y cuantificar los cambios en las que influyen con base a un modelo matemático como el modelo de MCO, puede permitir una predicción de comportamiento de la matriz alimentaria, esto en conjunto con la implementación de tecnologías como las IA y el aprendizaje de máquinas resulta una opción viable para la mejora de la industria.

La IA se ha implementado en la industria alimentaria de diferentes maneras, en la literatura, se ha demostrado que los modelos de aprendizaje automático, como random forest, light gradient Boost y extreme gradient boosting, pueden ser utilizados para comprender relaciones complejas, como la relación entre los parámetros de impresión 3D y la resistencia a la tracción de materiales como el ácido poliláctico (APL), polímero que puede ser utilizado para la manufactura de empaques de alimentos de acuerdo a las necesidades del productor (Ege et al., 2023).

En una revisión más profunda sobre el potencial del aprendizaje de máquinas, se ha observado que los métodos de aprendizaje automático tienen una mayor capacidad predictiva en comparación con el MCO en diversas aplicaciones, como la valoración de propiedades inmobiliarias (Embaye et al., 2021). A pesar de la creciente popularidad de los modelos de aprendizaje automático, estudios han demostrado que en ciertos casos, como en la predicción de la incidencia de hipertensión, los modelos derivados del análisis de regresión tradicional y del aprendizaje automático tienen una capacidad de discriminación similar (Chowdhury et al., 2022). Esto sugiere que, en algunos contextos, el MCO puede ser tan efectivo como los enfoques más avanzados de aprendizaje automático.

En la industria alimentaria uno de los aspectos más importantes desde el punto de vista del consumidor es la calidad constante y uniforme cada vez que compran y consumen un producto, debido a esto, es común y necesario que los productores implemente estándares de calidad a sus productos. Uno de los principales problemas con establecer parámetros de calidad es que muchos de estos se basan en aspectos sensoriales que suelen ser medidos por personas, lo que puede provocar variaciones que se refieren a cultura, zona geográfica y gusto, a excepción de la medición del color que puede ser medida con máquinas a las que también se les implementa IA como el aprendizaje de máquinas, otros aspectos sensoriales no son medidos de esta manera (García et al., 2018). Es por eso que la búsqueda de otros parámetros en las que se pueda implementar la tecnología y obtener una mayor precisión es necesaria en un mundo en que el consumidor exige cada vez más la mejor calidad para los productos que consume.

La IA está desempeñando un papel cada vez más importante en garantizar la calidad y la inocuidad de los alimentos. La IA se ha integrado en diversas herramientas y métodos para mejorar la seguridad alimentaria, como la identificación temprana de riesgos emergentes y la mejora de los sistemas de alerta temprana (Mu et al., 2024). Además, la IA se ha utilizado en la evaluación de la calidad de los alimentos, incluida la detección de patógenos transmitidos por los alimentos, mediante tecnologías como sensores de matriz de cuarzo (QCM) y técnicas electroanalíticas (Bwambok et al., 2020).

La aplicación de la IA en la industria alimentaria abarca diversas áreas, desde la gestión de la cadena de suministro hasta la mejora de la calidad de los alimentos. Se ha demostrado que la IA es útil en la clasificación de alimentos, la gestión de la cadena de suministro, la preparación de alimentos, la mejora de la calidad y la seguridad alimentaria (Khan et al., 2021). Además, la IA ha sido fundamental para aumentar la eficiencia en la producción de alimentos, mejorar la trazabilidad y reducir el desperdicio de alimentos (Liu et al., 2023).

La IA también ha sido utilizada para evaluar la calidad y las preferencias del consumidor en bebidas, mediante técnicas remotas y precisas que involucran robótica, visión por computadora, biometría y aprendizaje automático (Gonzalez-Viejo et al., 2019). Estas tecnologías han permitido avances significativos en la evaluación automatizada y precisa de la calidad de los alimentos, así como en la identificación de las preferencias de los consumidores.

La tecnología desempeña un papel clave en el control de calidad de la panificación, especialmente a través del uso de sensores y sistemas computarizados para monitorear y mejorar aspectos como la textura del pan, la humedad y la temperatura durante la producción y el almacenamiento del pan. La implementación de sensores y sistemas computarizados en la industria de la panificación permite una supervisión en tiempo real y una intervención precisa para garantizar la calidad del producto final. Debido a que el pan es un alimento susceptible a cambios fisicoquímicos dependiendo de las condiciones de su almacenamiento, la implementación de sensores da una oportunidad a los productores de ampliar la VU del producto y mejorar sus tasas de

producción. Tal es el caso de un estudio aplicado al uso de sensores en el almacenamiento de pan Carassu, se utilizaron sensores de temperatura, humedad, CO y CO₂, tomando en cuenta los parámetros que influían más en la VU del pan, los resultados apuntaron a una mejora constante en la pequeña productora de pan en la que se implementó el estudio, además de la posibilidad de implementar el internet de las cosas al subir los datos obtenidos a una nube (Baire et al., 2018).

Los sensores químicos y biológicos han sido utilizados para monitorear la calidad de los alimentos, incluido el pan, permitiendo la detección temprana de contaminantes y la evaluación de la autenticidad de los ingredientes (Mustafa & Andreescu, 2018). Por ejemplo, la detección de patógenos o contaminantes químicos en la harina o en la masa del pan puede ser crucial para garantizar la seguridad alimentaria.

Además, sistemas computarizados como algoritmos de segmentación de color basados en máquina de soporte de vectores (MSV) se han aplicado para monitorear el proceso de producción del pan y mejorar su calidad (Mannaro et al., 2022). Las MSV son un tipo de modelo de aprendizaje supervisado utilizado para análisis de clasificación y regresión. Su objetivo es encontrar el hiperplano óptimo que mejor separa diferentes clases en un conjunto de datos al maximizar el margen entre las clases. Este hiperplano está determinado por los vectores de soporte, que son los puntos de datos más cercanos al límite de decisión. Las SVM son ampliamente utilizadas en diversos campos como informática, inteligencia artificial y biología debido a su capacidad para manejar conjuntos de datos complejos (Jakkula, 2006). Estos sistemas permiten un seguimiento preciso de parámetros morfológicos del pan, como la forma y el tamaño, lo que contribuye a la estandarización y consistencia en la producción.

Considerando la información recabada, se estableció que el objetivo general de este capítulo fue brindar un resumen de la industria de panificación, destacando la importancia del control de calidad en la producción de productos de panificación, abordando antecedentes generales, desde la formulación y proceso de elaboración del pan hasta la composición química, envejecimiento, retrogradación y gelatinización del almidón, pérdida de humedad, cambios en la textura, estabilidad microbiológica, vida útil de alimentos, así como la integración de la inteligencia artificial en la industria alimentaria y su relación con la seguridad alimentaria. Además, se explorarán modelos de regresión lineal múltiple y técnicas de aprendizaje automático. Esto con la finalidad de analizar y optimizar el control de calidad en la producción de productos de panificación, así como de enriquecer el conocimiento y proporcionar una visión integral de la industria panificadora.

1.2. Contexto de la industria de panificación

La industria de panificación desempeña un papel fundamental en la alimentación, ya que provee productos de canasta básica que son fundamentales para la nutrición de la población. La importancia de esta industria radica en su capacidad para proporcionar alimentos esenciales a gran escala, contribuyendo así a la seguridad alimentaria (SA) de la población (González et al., 2019). La SA es un concepto que incluye la inocuidad de un alimento, es decir, la ausencia de peligros biológicos, químicos o físicos de un alimento; de igual manera incluye en su definición factores como la disponibilidad de los alimentos, tanto física como económicamente hablando y su calidad nutricional, en sí, la seguridad alimentaria se refiere a la disponibilidad, accesibilidad y suficiencia de alimentos para satisfacer las necesidades nutricionales de las personas. Incluye aspectos como la producción, distribución y acceso a los alimentos, así como la prevención de la malnutrición y el hambre. No se debe confundir con la inocuidad alimentaria pues esta se centra en garantizar que los alimentos sean seguros para el consumo humano, es decir, que no representen riesgos para la salud. Esto implica prevenir la contaminación de los alimentos por agentes patógenos, productos químicos u otras sustancias que puedan causar enfermedades o efectos adversos en la salud de las personas que los consumen Urquía-Fernández (2014). El conjunto de estos conceptos tiene gran impacto tanto en la industria como en la sociedad (Fung et al., 2018). De esta manera la relevancia de la industria de panificación también se relaciona con la salud pública, ya que los productos de panificación pueden influir positiva o negativamente en la dieta y la salud de la población, todo esto dependiendo de como se salvaguarde la SA (Marín-Murillo et al., 2016; Westall, 2011). Además, se ha señalado que la industria de panificación puede desempeñar un papel clave en la promoción de una alimentación saludable, contribuyendo así a la prevención de enfermedades relacionadas con la dieta (Espinoza-Guerra et al., 2017).

Lo usual en la producción de estos alimentos, que se debe a la naturaleza de sus ingredientes, permite

que esta industria se caracterice por proporcionar alimentos esenciales a gran escala, lo cual demuestra un gran impacto al asegurar la SA y demuestra un papel importante en la economía, generando empleo y contribuyendo al desarrollo económico de las regiones donde opera (González-Filgueira et al., 2018; Reatiga Charris, 2018). Asimismo, la industria de panificación ha sido reconocida por su capacidad de innovación y creatividad en la producción de alimentos, lo que resalta su importancia en la generación de productos alimenticios variados y de calidad (Toledo-Fraginals, 2022).

1.3. Importancia del control de calidad en la industria de panificación

La calidad de un alimento suele ser percibida por los consumidores en los aspectos sensoriales, es decir, la apariencia, el olor y sabor, a pesar de que estos parámetros son útiles para determinar el estado de un alimento y por lo tanto su calidad, hay más factores que se relacionan con este concepto. Para empezar, es importante destacar que los parámetros de calidad dependen en gran parte de cada producto y sus características como si es perecedero, la interacción de sus ingredientes entre estos mismos y su medio, los factores de deterioro más comunes, entre otros. El conjunto de estos parámetros y su estudio permitirá establecer los parámetros de calidad y un plan de control de calidad ideales para preservar la SA, inocuidad y extender la vida útil (VU) (Trienekens & Zuurbier, 2008).

El control de calidad es esencial en la producción de productos panificados debido a su impacto en la SA, la satisfacción del consumidor y la eficiencia del proceso. La industria de panificación enfrenta varios retos actualmente, tal como el mantenimiento y eventual mejora de la calidad del producto final, ya que el incumplimiento de los estándares de calidad puede resultar en desperdicio, aumento de costos y depreciación de la calidad (Boeriu et al., 2022). La implementación de métodos de control de calidad, como el análisis de modos de falla y efectos (AMEF) y el uso del método Seis Sigma, permite prevenir no conformidades en los productos finales, lo que contribuye a la reducción de desperdicios y al mantenimiento de la calidad (Primaheza & Ngatilah, 2022). Además, el control de calidad es esencial para garantizar que los productos panificados cumplan con los estándares nutricionales y de seguridad, especialmente cuando se consideran ingredientes innovadores, como harinas de insectos o enzimas derivadas del metagenoma (González et al., 2019; Sadeghian et al., 2022).

La calidad en la producción de productos panificados también se relaciona con la satisfacción del consumidor, ya que la industria busca mejorar los productos para satisfacer las demandas del mercado actual y a la vez aumentar las ganancias (Guiné, 2022). La implementación de prácticas de manufactura y procedimientos operativos de saneamiento adecuados es fundamental para garantizar la seguridad y la calidad de los productos (Sucipto et al., 2020). Asimismo, el control de calidad es esencial al momento de innovar en esta industria. Tal es el caso de la introducción de ingredientes alternativos, como harina de quinoa o calabaza, que en caso de no llevar un control de calidad adecuado puede afectar las propiedades físicas y sensoriales del producto final, teniendo efecto directo en su aceptabilidad sensorial (Azizi et al., 2020; Davoudi et al., 2020). Otro ejemplo de la importancia del control de la calidad es la implementación de tecnologías innovadoras, como el uso de enzimas o la fermentación, requiere un control de calidad riguroso para asegurar que los cambios en las propiedades de los productos no comprometan su calidad (Pérez-Rodríguez et al., 2023; Yue et al., 2019).

Además, el control de calidad en la producción de productos panificados es esencial para garantizar la durabilidad y seguridad de los productos, especialmente en términos de VU y preocupaciones de SA (Savkina et al., 2020; Smith et al., 2004).

1.4. Definición de los productos de panificación

La definición de productos de panificación abarca una amplia gama de alimentos derivados de la harina, que incluyen pan, pasteles, galletas, bollos, entre otros. Estos productos son elaborados a partir de procesos de mezcla, fermentación, horneado y enfriamiento, y pueden contener una variedad de ingredientes como harina, agua, levadura, sal, azúcar, grasas, entre otros aditivos. La diversidad de productos de panificación se caracteriza por sus diferentes texturas, sabores, aromas y aspectos visuales, lo que los convierte en elementos fundamentales de la dieta en muchas culturas alrededor del mundo, tal es el caso de México con su gran variedad de panes dulces (Gray & Bemiller, 2003).

Algunos ejemplos se ilustran en la Figura 1.1 En una definición global, el pan se define como el producto alimentario obtenido a través de una masa fermentada elaborada con diferentes procesos destacando el amasado y el fermentado, elaborando un producto perecedero de alto consumo que constituye una base de alimentación de gran importancia a nivel mundial (Gray & Bemiller, 2003). Mientras que en México, la NOM-247-SSA1-2008 define al pan blanco como una mezcla de harina fermentada, agua y sal, que puede contener o no aceites y grasas, leche y aditivos (Diario Oficial de la Federación, 2008). La importancia de la definición de productos de panificación radica en su papel como fuente de nutrientes esenciales, como carbohidratos, proteínas y grasas, así como en su contribución a la satisfacción de las necesidades alimenticias y gustativas de las personas. Además, los productos de panificación tienen un impacto significativo en la industria alimentaria y en la economía, ya que representan una parte importante del mercado de alimentos procesados y son consumidos a nivel global (Castillo-Martinez & Paucar Menacho, 2021; Espitia-Rangel et al., 2022; Lazcano-Hernandez et al., 2019; Morales et al., 2013; Steffolani, 2010).

1.5. Clasificación de los productos de panificación

La clasificación de los productos de panificación puede realizarse en función de diversos criterios, como su composición, proceso de elaboración, y propiedades físicas y sensoriales. Algunas categorías comunes de productos de panificación incluyen (Ansorena et al., 2013; Gažarová et al., 2018; Hadian & Mousavi, 2022; Hanafi et al., 2020; Hussain et al., 2023; Matignon & Tecante, 2021; Naseer et al., 2021; Samaniego-Vaesken et al., 2020; Silva et al., 2021; Zhao et al., 2022):

1. **Pan:** esta categoría incluye una amplia variedad de panes, como el pan blanco, integral, de centeno, de maíz, entre otros. Estos productos se caracterizan por su miga esponjosa y corteza crujiente, y pueden variar en forma, tamaño y sabor.
2. **Pasteles y productos de repostería:** engloba productos como pasteles, tartas, galletas, magdalenas, *croissants*, entre otros. Estos productos suelen ser más dulces que el pan y pueden contener ingredientes adicionales como frutas, nueces, chocolate, y rellenos diversos.
3. **Productos de pan plano:** incluye alimentos como tortillas, pitas, *naan* (pan hindú), y pan de pita. Estos productos se caracterizan por su forma plana y suelen ser utilizados para envolver o acompañar otros alimentos.
4. **Productos de panificación sin gluten:** esta categoría abarca productos de panificación elaborados sin gluten, destinados a personas con intolerancia al gluten o enfermedad celíaca. Incluye pan, galletas, pasteles y otros productos sin la presencia de trigo, cebada, centeno u otros cereales con gluten. Algunas de las harinas que se pueden utilizar debido a que los cereales de los que provienen no contienen gluten son: harina de arroz, harina de maíz y harina de mijo, estas se suelen combinar para lograr imitar las características del pan de trigo.
5. **Productos enriquecidos:** aunque no es una clasificación exclusiva de los productos de panificación, es común encontrarlos y se refiere a aquellos productos a los que se les ha añadido ingredientes adicionales para aumentar su valor nutricional, como panes enriquecidos con fibra, vitaminas, minerales, proteínas, entre otros.

Estas categorías reflejan la diversidad de productos de panificación disponibles en el mercado, cada uno con sus propias características distintivas y aplicaciones culinarias.



Figura 1.1: Variedades de pan dulce en una panadería tradicional en México.

1.6. Estadísticas nacionales e internacionales de producción y consumo de pan

La industria de panificación en México está ubicada como la segunda más importante, debido a que la industria de maíz y molienda de nixtamal es la primera. Conforme a la Cámara Nacional de la Industria Panificadora (CANAINPA) el consumo per cápita anual de pan es de 34 kg, de los cuales entre el 70-75 % corresponde a pan blanco y el restante 30-25 % corresponde a pan dulce, galletas, pasteles, entre otros (Pérez, 2010).

El uso anual de materias primas de panadería equivale a 37 mil 370 millones de pesos anuales, divididos de la siguiente manera 2,847,000 ton de harina, 104,500 ton de azúcar refinada, 236,660 toneladas de azúcar estándar, 54,700 ton de sal, 59,000 ton de levadura, 26,304 ton de mejorante, 41,800 ton de grasa, 8,370 toneladas de aceite y 188,232 toneladas de huevo (Eglite & Kunkulberga, 2017). La secretaria de economía, con base en la Encuesta Mensual de la Industria Manufacturera (EMIM) del INEGI (Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática) del 2007 al 2016, el valor de la producción de la panificación tradicional fue de 9.4 %. En 2016, el valor de la producción aumentó 0.8 % con respecto al año anterior (Pérez, 2010).

La producción de pan en México engloba establecimientos que tienen a la venta productos de panificación como en panaderías (68 %), pastelerías (18 %), tortillerías (12 %) y el otro 1.8 % se refiere a churros, pays, donas, entre otros. Por lo tanto, en México se prefieren las panaderías con venta de pan artesanal, específicamente el pan dulce, aunque en las tiendas de autoservicio la producción y venta va en aumento por el mayor consumo de pan en la población mexicana (Levy & Zepeda, 1995).

Por otro lado, a nivel mundial, Alemania se llevan el primer lugar en consumo de pan con 120 kg de pan anual por persona, así mismo la exportación mundial de panificados se encuentra concentrada en cinco países: Alemania, Francia, Italia, Bélgica y Estados Unidos. En 2009, Alemania fue el primer exportador mundial (Vega et al., 2015).

1.7. Formulación y proceso de elaboración del pan

La formulación y el proceso de elaboración del pan son aspectos fundamentales en la producción de este alimento básico, puesto que será la interacción de sus ingredientes y su tratamiento los que determinen la mayoría de las características del producto final. La formulación del pan implica la selección y combinación de ingredientes clave, como harina, agua, levadura, sal y, en algunos casos, grasas y azúcares, para lograr la masa deseada. La calidad de los ingredientes y su proporción son críticos para determinar las propiedades finales del pan, como su textura, sabor y durabilidad (Edwards, 2007).

Una vez formulada la masa, es necesario establecer un proceso de elaboración que se ajuste a los ingredientes y necesidades del producto, el proceso usual incluye pasos como el amasado, el reposo, el moldeado, la fermentación y la cocción. Durante el amasado, se desarrolla el gluten, lo que contribuye a la estructura y elasticidad de la masa. Posteriormente, la masa se deja reposar para permitir la fermentación, un proceso en el que la levadura produce dióxido de carbono, lo que hace que la masa aumente de volumen. El moldeado es importante para dar forma al pan, y la fermentación adicional puede ocurrir después del moldeado. Finalmente, la cocción transforma la masa en pan, creando la corteza característica y la miga esponjosa (Edwards, 2007).

La temperatura, el tiempo y la humedad son factores críticos durante el proceso de cocción, ya que afectan la formación de la corteza y la textura interna del pan. Además, la calidad del horno y la distribución del calor influyen en el resultado final del pan. La comprensión detallada de la formulación y el proceso de elaboración del pan es esencial para garantizar la consistencia y la calidad del producto final. La ciencia de la panificación abarca tanto los aspectos químicos y físicos de los ingredientes como los procesos biológicos que influyen en la fermentación y cocción del pan, lo que requiere un enfoque integral para lograr resultados óptimos (Keetels et al., 1996).

1.7.1. Formulación general

Los ingredientes utilizados en la elaboración del pan son fundamentales para determinar las características finales del producto. Los dos ingredientes principales en la formulación del pan son la harina y el agua, ya que estos serán la base de la formación de la masa. Mientras que la harina es el ingrediente principal y proporciona la estructura y la mayor parte de los sólidos del pan, el agua actúa como medio para la hidratación de la harina y la activación de la levadura. La masa es una estructura visco-elástica que debe sus propiedades a la interacción del agua con las proteínas de gluten de la harina, las redes que se formen van a influir en la elasticidad del pan y van a determinar cuanto gas pueden retener. Usualmente los demás ingredientes agregados son medidos en función de las cantidades de los dos primeros (Hoseney & Rogers, 1990).

Otros ingredientes usados en las formulaciones cuentan con sus funciones específicas, por ejemplo, la levadura es esencial para la fermentación, que influye en el volumen y la textura del pan. La sal proporciona sabor y también regula la fermentación y fortalece la estructura de la masa. Además, otros ingredientes como grasas, azúcares, leche, huevos, semillas, frutos secos, entre otros, pueden ser utilizados para enriquecer el sabor, la textura y el valor nutricional del pan (Edwards, 2007).

Los principales ingredientes para la elaboración del pan se enlistan a continuación (Passamai et al., 2008):

- **Harina:** el trigo y el centeno son las únicas harinas panificables, con la capacidad para producir gas en el proceso de fermentación, logrando aumentar el volumen.
- **Agua:** debe ser potable con buenas propiedades y en estado sanitario aceptable, permite lograr la consistencia deseada.
- **Sal:** regula el proceso de fermentación, aumenta la plasticidad y mejora el rendimiento de la panificación.
- **Levadura:** lleva a cabo la fermentación, transformando los azúcares en CO₂, provoca el aumento del volumen de la masa sin modificar ningún componente de la harina.

Como ingredientes adicionales para favorecer las propiedades sensoriales del producto y que se obtenga una mejor aceptación por el consumidor, como, por ejemplo (Passamai et al., 2008):

- **Optimizadores:** mejoran las características de la harina, interfiriendo en las características elásticas de la masa, contenido enzimático y color.
- **Grasas:** pueden ser de origen animal o vegetal o mezcla de ellas, permite flexibilidad al pan, alarga la duración, evita la dureza.

La calidad de los ingredientes es crítica, ya que puede afectar la consistencia y las propiedades finales del pan. Por ejemplo, la calidad de la harina, que depende del contenido de proteínas y gluten, influye en la capacidad de retención de gas y la estructura del pan. La levadura fresca o seca utilizada debe estar activa para garantizar una fermentación adecuada. Asimismo, la adición de otros ingredientes, como frutas, frutos secos o granos enteros, puede requerir ajustes en la formulación y el proceso de elaboración del pan (Roman & Martinez, 2019).

Es importante considerar también la inocuidad al seleccionar ingredientes, ya que algunos, como los granos y harinas, pueden estar sujetos a la contaminación por micotoxinas, que pueden afectar la calidad e inocuidad del pan.

1.7.2. Descripción del proceso de elaboración

En general las etapas de elaboración de pan ya sea en un aspecto industrial o tradicional, siguen los pasos que se muestran a continuación (Das et al., 2017; Portales, 2020; Rodríguez et al., 2018; Tasiguano et al., 2019):

1. **Mezcla de ingredientes:** la harina, el agua, la levadura y la sal se mezclan para formar la masa. Dependiendo del tipo de pan, pueden añadirse otros ingredientes como grasas, azúcares, leche, huevos, semillas, frutos secos, entre otros. Hay productores que prefieren mezclar primero los ingredientes secos y húmedos por separado para lograr una mejor homogeneización de los ingredientes.
2. **Amasado:** la masa se amasa para desarrollar el gluten, lo que proporciona la estructura y la elasticidad necesarias para retener el gas producido durante la fermentación.

3. **Fermentación primaria:** la masa se deja reposar en un ambiente cálido y húmedo para permitir que la levadura fermente, produciendo dióxido de carbono que hace que la masa aumente de volumen.
4. **División y moldeado:** la masa fermentada se divide en porciones individuales y se da forma a cada porción según el tipo de pan deseado.
5. **Fermentación secundaria:** las porciones de masa moldeadas se dejan reposar nuevamente para permitir una fermentación adicional, lo que contribuye a desarrollar el sabor y la textura del pan.
6. **Cocción:** las porciones de masa moldeadas se colocan en un horno precalentado y se cuecen a una temperatura específica durante un tiempo determinado. Durante la cocción, la levadura produce más dióxido de carbono, lo que hace que el pan aumente de volumen, y la humedad presente en la masa se evapora, formando la corteza característica del pan.
7. **Enfriamiento:** una vez cocido, el pan se retira del horno y se deja enfriar antes de su empaquetado o consumo.

Es importante destacar que el proceso de elaboración del pan puede variar dependiendo del tipo de pan, los ingredientes utilizados, y las técnicas específicas de cada panadero o empresa de panificación.

1.8. Composición química del pan

La Tabla 1.1 presenta la composición nutricional de varios tipos de pan, incluyendo blanco, dulce, integral y con leche. Se observa que el pan integral tiende a tener un mayor contenido de proteínas y carbohidratos debido a la presencia de granos enteros, mientras que el pan dulce muestra un contenido más alto de azúcares y grasas. Por otro lado, el pan con leche tiene un contenido más elevado de grasa y calorías, posiblemente debido a la adición de ingredientes lácteos. La variabilidad en el contenido de humedad y sal también se destaca entre los diferentes tipos de pan. Estos datos proporcionan información valiosa para ayudar a las personas a tomar decisiones informadas sobre su consumo de pan, considerando aspectos nutricionales y de salud.

Las condiciones de almacenamiento y distribución, así como la interacción compleja entre la matriz alimentaria y los ingredientes, pueden ocasionar fenómenos de degradación, por lo que serán factores que afecten la VU. Fenómenos como la pérdida de agua, la retrogradación de la amilopeptina, la deshidratación del gluten y la recristalización de la red de amilosa y amilopeptina son fenómenos distintos que ocurren simultáneamente, influenciando el proceso de envejecimiento del pan y, por ende, afectando su VU, estos fenómenos se ven influenciados a la vez por las temperaturas y el tiempo a los que el pan está sujeto (Arp et al., 2020).

Tabla 1.1: Composición del pan en 100 g.

Componente	Blanco (g)	Dulce sin frutos o cubierta de azúcar (g)	Integral (g)
Agua	36.4	24.8	38.7
Proteínas	8.85	6.2	12.3
Fibra (total dietaria)	2.7	2.4	7
Grasa	3.33	16.4	3.55
Cenizas	1.98	1.4	2.36
Carbohidratos	49.4	50.9	43.1
Azúcares totales	5.67	31.7	4.41
Kcal/100	266	372	254

Datos recuperados de: (U.S. Department of Agriculture, 2019, pp. U.S.DepartmentOfAgriculture2022, U.S.DepartmentOfAgriculture2019a).

El contenido de agua desempeña un papel crítico en la VU del pan. La interacción del agua con los componentes del pan, como proteínas, azúcares, agentes emulsionantes e hidrocoloides, ha sido objeto de estudios previos. Por ejemplo, el agua puede migrar desde el gluten hacia las zonas ricas en almidón durante el envejecimiento, lo que favorece el proceso de retrogradación. La pérdida de agua, la retrogradación de la amilopeptina, la deshidratación del gluten y la recristalización de la red de amilosa y amilopeptina son

fenómenos distintos que ocurren simultáneamente, regulando el proceso de envejecimiento del pan y, por ende, afectando su vida útil (Alpers et al., 2021; Axel et al., 2015; Hager et al., 2012; Melini & Melini, 2018).

Además, la cantidad de agua en el pan puede influir en la actividad de microorganismos, como hongos y bacterias, que pueden provocar deterioro y reducir la vida útil del pan. La humedad adecuada puede favorecer el crecimiento de microorganismos no deseados, lo que puede resultar en la formación de mohos, cambios en la textura y sabor, y la aparición de productos de deterioro. Por otro lado, niveles de humedad inadecuados pueden afectar la textura y la frescura del pan. En relación a la harina, que es fuente principal de proteínas en el pan, se reconoce su papel crítico en la calidad y las propiedades del pan. La cantidad y calidad de las proteínas presentes en la harina utilizada para hacer pan influyen en la formación de la red de gluten, que es fundamental para la estructura y la textura del pan. La red de gluten atrapa el dióxido de carbono producido durante la fermentación, lo que contribuye a la esponjosidad y la capacidad de retención de gas del pan. Además, las proteínas también pueden influir en la capacidad de retención de agua, la viscosidad de la masa y la formación de la corteza durante el horneado. La adición de proteínas de fuentes alternativas, como proteínas de leguminosas, insectos o productos lácteos, puede enriquecer el contenido proteico del pan y mejorar su valor nutricional. Estas proteínas alternativas también pueden afectar la textura, el sabor y la vida útil del pan. Por ejemplo, la adición de proteínas de leguminosas puede mejorar la suavidad y la retención de humedad del pan, mientras que las proteínas lácteas pueden contribuir a la formación de una corteza más dorada y atractiva. Además, la calidad de las proteínas, en términos de su perfil de aminoácidos y su capacidad para formar redes proteicas, es esencial para determinar la calidad del pan. La interacción de las proteínas con otros ingredientes, como almidón, grasas y enzimas, también puede influir en la textura, la frescura y la vida útil del pan (Izzo et al., 2020; Rinaldi et al., 2015; Vanmathi Mugasundari & Anandakumar, 2022; Wang & Zhu, 2018).

1.9. Envejecimiento de los productos de panificación

Por sus características fisicoquímicas, el pan es un producto que se deteriora rápidamente causando el fenómeno del envejecimiento. El envejecimiento del pan es un fenómeno complejo que afecta su VU y calidad. Durante el almacenamiento, el pan experimenta cambios en su textura, sabor y frescura, lo que se conoce como envejecimiento o staling. Este proceso está influenciado por varios factores, como la composición del pan, el tipo de almidón, proteínas y lípidos utilizados, así como la presencia de aditivos e ingredientes (Rayas-Duarte & Murtini, 2020; Taglieri et al., 2021).

Uno de los mecanismos clave involucrados en el envejecimiento del pan es la retrogradación del almidón, que se refiere a la reasociación de las moléculas de almidón, especialmente la amilopectina, lo que conduce a la recristalización de los gránulos de almidón. Este proceso resulta en la pérdida de humedad y el desarrollo de una textura más firme en la miga del pan. Además, la migración de humedad de la miga a la corteza, así como los cambios en la estructura y propiedades del gluten, también contribuyen al envejecimiento del pan (Rayas-Duarte & Murtini, 2020). La pérdida de frescura en el pan durante el almacenamiento implica el endurecimiento de la miga y el reblandecimiento de la corteza, ambos fenómenos se relacionan con la migración de agua y eventualmente disminuyen la aceptación del consumidor (Rodríguez et al., 2014). La textura es una de las principales características sensoriales importantes en el pan que tiende a deteriorarse después de la etapa del horneado, causado por el desarrollo de corteza firme, resequedad aparente durante el almacenamiento prolongado, alteraciones con compuestos responsables del sabor que provoca cambios de sabor y aroma (Luna-Fernández & Bárcenas-Pozos, 2011).

Se han explorado diversas estrategias para mitigar los efectos del envejecimiento del pan, incluyendo el uso de enzimas, emulsionantes, hidrocoloides y otros aditivos para modificar las propiedades del almidón y la red de gluten, así como para mejorar la retención de humedad y retrasar la retrogradación. Además, la selección de ingredientes y técnicas de procesamiento, como el uso de masa madre, prebióticos y condiciones de horneado específicas, también pueden impactar el proceso de envejecimiento y la VU del pan (Ai et al., 2018; Dong & Karboune, 2021; Ferrero, 2017; Purhagen et al., 2011). Usualmente la VU del pan fresco solo es de 2 a 3 días sin uso de aditivos (Gray & Bemiller, 2003), debido a que al transcurrir ese periodo el pan comienza a sufrir los fenómenos de degradación, la adición de aditivos químicos permite al pan durar hasta 60 días; no obstante, la tendencia en el mercado apunta a la disminución del uso de aditivos (Ponce et al.,

2016).

Finalmente, la 1.2 muestra el proceso del envejecimiento del pan. En este proceso, el enfriamiento y el recalentamiento desempeñan roles fundamentales en la evolución de su estructura y textura. El enfriamiento del pan después de la cocción es esencial para estabilizar su estructura y reducir la evaporación de la humedad, lo que contribuye significativamente al proceso de envejecimiento. Asimismo, se ha reportado que durante el enfriamiento del pan se produce la retrogradación del almidón, un proceso en el cual las moléculas de almidón se reorganizan formando estructuras cristalinas que pueden influir en la textura final del pan. En contraste, al recalentar el pan, se desencadena la gelatinización del almidón. Durante la gelatinización, las estructuras cristalinas del almidón se deshacen, lo que temporalmente restaura la flexibilidad y suavidad del pan recalentado. Sin embargo, a pesar de que el recalentamiento puede mejorar momentáneamente la textura del pan, el proceso de envejecimiento continúa progresando con el tiempo, lo que eventualmente conduce a que el pan recalentado vuelva a endurecerse y pierda su frescura inicial (Fadda et al., 2014, p. Ronda2011).

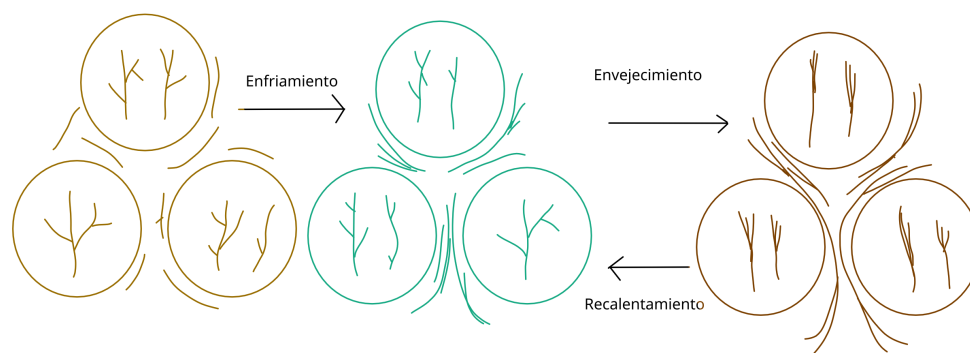


Figura 1.2: Proceso de envejecimiento del pan [acosta2013]

1.10. Retrogradación y gelatinización del almidón

El almidón es un polisacárido de reserva energética en las plantas, compuesto principalmente por dos tipos de moléculas: la amilosa, que es lineal, y la amilopectina, que es ramificada. Su estructura química se muestra en la Figura 1.3. Estas moléculas se organizan en gránulos dentro de las células vegetales y son una fuente importante de calorías en la dieta humana. El almidón se encuentra en alimentos como los cereales, las patatas y las legumbres. Además, el almidón tiene numerosas aplicaciones en la industria alimentaria, como espesante, estabilizante, aglutinante y como ingrediente en la fabricación de productos como el pan y la pasta. También se utiliza en la industria no alimentaria, por ejemplo, en la fabricación de papel y bioplásticos. La estructura y las propiedades físico-químicas del almidón pueden ser modificadas por tratamientos físicos y químicos, lo que afecta su digestibilidad y su funcionalidad en diferentes aplicaciones (Whistler et al., 2012).

La estructura y la firmeza del pan durante las primeras horas después del horneado están dadas por la retrogradación o gelificación de la amilosa solubilizada. La amilosa gelificada forma una red continua rodeando

los gránulos de almidón hinchados y deformes (Taglieri et al., 2021). El almidón es un componente cristalino, compuesto por amilosa y amilopectina, el cual es mayoritario de la harina de trigo, generalmente el 8% del almidón es dañado durante la molienda; el daño de los gránulos afecta las propiedades del almidón, debido a que el almidón dañado tiene una alta absorción de agua y es más susceptible a la hidrólisis enzimática (Acosta, 2013).

La gelatinización del almidón es un proceso térmico en el que los gránulos de almidón absorben agua y se hinchan al ser calentados en presencia de líquido. Durante este proceso, la estructura cristalina de los gránulos de almidón se rompe, lo que resulta en la pérdida de la organización molecular ordenada. Esto conduce a cambios en las propiedades físicas del almidón, como un aumento en la viscosidad, la transparencia y la solubilidad (Huang et al., 2021; Taglieri et al., 2021). Al respecto, la gelatinización del almidón es la destrucción irreversible del orden molecular de los gránulos de almidón. Durante la gelatinización, una pequeña cantidad de almidón, principalmente amilosa, es liberada en la región intergranular lo que conduce a un aumento de la viscosidad (Rodríguez et al., 2014). A medida que la temperatura aumenta, las cadenas de amilosa y amilopectina que componen el almidón comienzan a salir de los gránulos y se dispersan en el agua. Este fenómeno es responsable de la transición de una mezcla opaca y semi-sólida a una masa viscosa y translúcida, que es una característica clave en la cocción de alimentos ricos en almidón como las salsas, los pudines y los rellenos de pasteles (Huang et al., 2021).

La retrogradación del almidón es un proceso que ocurre después de la gelatinización, cuando el almidón gelatinizado se enfría y las moléculas de amilosa y amilopectina comienzan a reasociarse en una estructura más ordenada, las moléculas gelatinizadas de almidón forman una estructura cristalina de dobles hélices debido a la insolubilización y precipitación espontánea de las moléculas de amilopectina, lo cual es generalmente causado por el enfriamiento lento del pan (Rodríguez et al., 2014). La retrogradación afecta la textura y la calidad de los alimentos ricos en almidón, como el pan y el arroz cocido, causando que se vuelvan duros o rancios con el tiempo.

La retrogradación es un cambio que puede causar la pérdida de viscosidad y la separación de fases en productos alimenticios, lo que tiene un impacto significativo en la textura y la vida útil de los alimentos. Es importante recalcar que la retrogradación de la amilopectina se da a una velocidad menor respecto a la amilosa, por lo tanto es uno de los mayores fenómenos responsables del envejecimiento del pan durante su almacenamiento (Luna-Fernández & Bárcenas-Pozos, 2011). La retrogradación del almidón puede ser medida mediante técnicas como la calorimetría de barrido diferencial (DSC) y la difracción de rayos X (XRD) (Huang et al., 2021).

El comportamiento de retrogradación de los almidones tratados con alta presión hidrostática (HHP) es similar al comportamiento de retrogradación de los almidones tratados térmicamente. Sin embargo, se ha observado que el tratamiento con HHP puede retrasar la retrogradación en algunos casos, posiblemente debido a que este tratamiento mantiene intacta la molécula de almidón y previene la lixiviación de la amilosa. Además, la penetración de agua en el almidón durante el tratamiento con HHP puede alterar las dobles hélices de almidón en la región cristalina, lo que resulta en una reducción de la tasa de retrogradación (Huang et al., 2021).

1.10.1. Influencia de la formulación e ingredientes en la retrogradación y gelatinización del almidón

Como se ha mencionado la formulación del pan influye en los fenómenos de degradación, por ejemplo, los diferentes tipos y cantidades de carbohidratos pueden tener un efecto positivo, negativo o incluso insignificante en la retrogradación del almidón. Por ejemplo, se ha encontrado que la adición de glucosa, fructosa y maltosa puede afectar la retrogradación del almidón, pero el grado de influencia varía según la temperatura a la que se lleva a cabo la retrogradación. Además, el grado de polimerización (GP) de un carbohidrato es un factor importante que determina su efecto en la retrogradación del almidón. Por ejemplo, se ha demostrado que la adición de inulinas con diferentes GP puede inhibir la retrogradación a corto plazo de la amilosa, mientras que la retrogradación de la amilopectina se ve favorecida por las sinantrinas, especialmente aquellas con un GP bajo. La cantidad de carbohidrato añadido también afecta directamente su influencia en la retrogradación, siendo más significativo el efecto inhibitorio cuanto mayor es la cantidad de carbohidrato extranjero añadido (Chang et al., 2021).

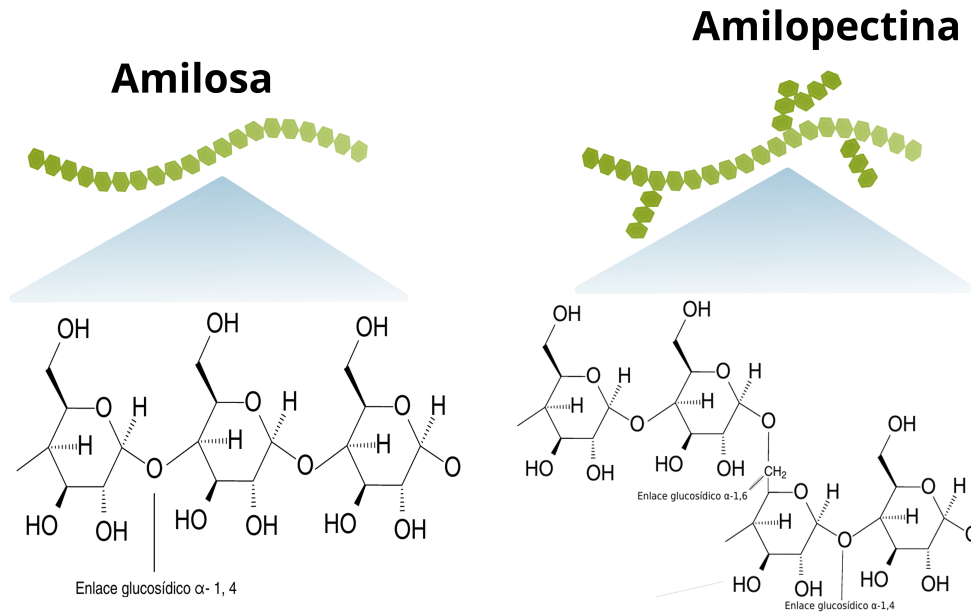


Figura 1.3: Estructura química de la amilosa y de la amilopectina.

En cuanto a los lípidos, la formación de un complejo lípido-amilosa reduce la cantidad de amilosa disponible, que contribuye a la formación del núcleo cristalino, y restringe la retrogradación posterior del almidón (Chang et al., 2021).

Las proteínas, que son un componente común en la mayoría de los alimentos ricos en almidón, también pueden afectar las propiedades del almidón durante el procesamiento y almacenamiento. No todas las proteínas pueden inhibir la retrogradación del almidón, ya que el efecto de una proteína sobre el almidón depende en gran medida de las propiedades de la proteína, así como de varios otros factores. Por ejemplo, la adición de gluten puede inhibir la retrogradación debido a su larga cadena, que forma muchos enlaces de hidrógeno con el agua, disminuyendo así la cantidad de agua disponible y creando un ambiente alcalino desfavorable para la retrogradación del almidón (Chang et al., 2021).

En la Figura 1.4 se muestran los factores que tienen influencia sobre la retrogradación del almidón. Estos factores incluyen los constituyentes del almidón (amilosa y amilopectina), otros ingredientes alimentarios (por ejemplo: agua, lípidos, proteínas, carbohidratos e iones de sal) y las condiciones de procesamiento (temperatura, tiempo de retrogradación y patrón de retrogradación). Teniendo en cuenta estos factores, existen tres mecanismos responsables de la retrogradación del almidón: la migración de las cadenas moleculares del almidón en el sistema mixto almidón-agua, la redistribución de las moléculas de agua y la cinética de recristalización del almidón gelatinizado. Sin embargo, ninguno de estos mecanismos de formación puede describir de forma completa y precisa los cambios en la formación de almidón retrógrado durante su procesamiento en un sistema alimentario complejo (Chang et al., 2021).

La presencia de sales puede afectar la retrogradación del almidón de varias maneras. Las sales pueden influir en la disponibilidad y distribución del agua en el sistema de almidón, lo que a su vez puede afectar la movilidad de las cadenas de almidón y su capacidad para recristalizarse durante la retrogradación. Los iones de las sales pueden interactuar con las moléculas de agua y almidón, alterando las interacciones intermoleculares y, por lo tanto, modificando la cinética de la retrogradación. Además, se ha encontrado que las sales pueden afectar las propiedades térmicas del almidón, como se muestra en estudios de DSC, donde la presencia de sales modifica las transiciones de fusión del almidón gelatinizado. En particular, se ha observado que las sales pueden tener un efecto significativo en la retrogradación del almidón de maíz y el almidón de maíz ceroso,

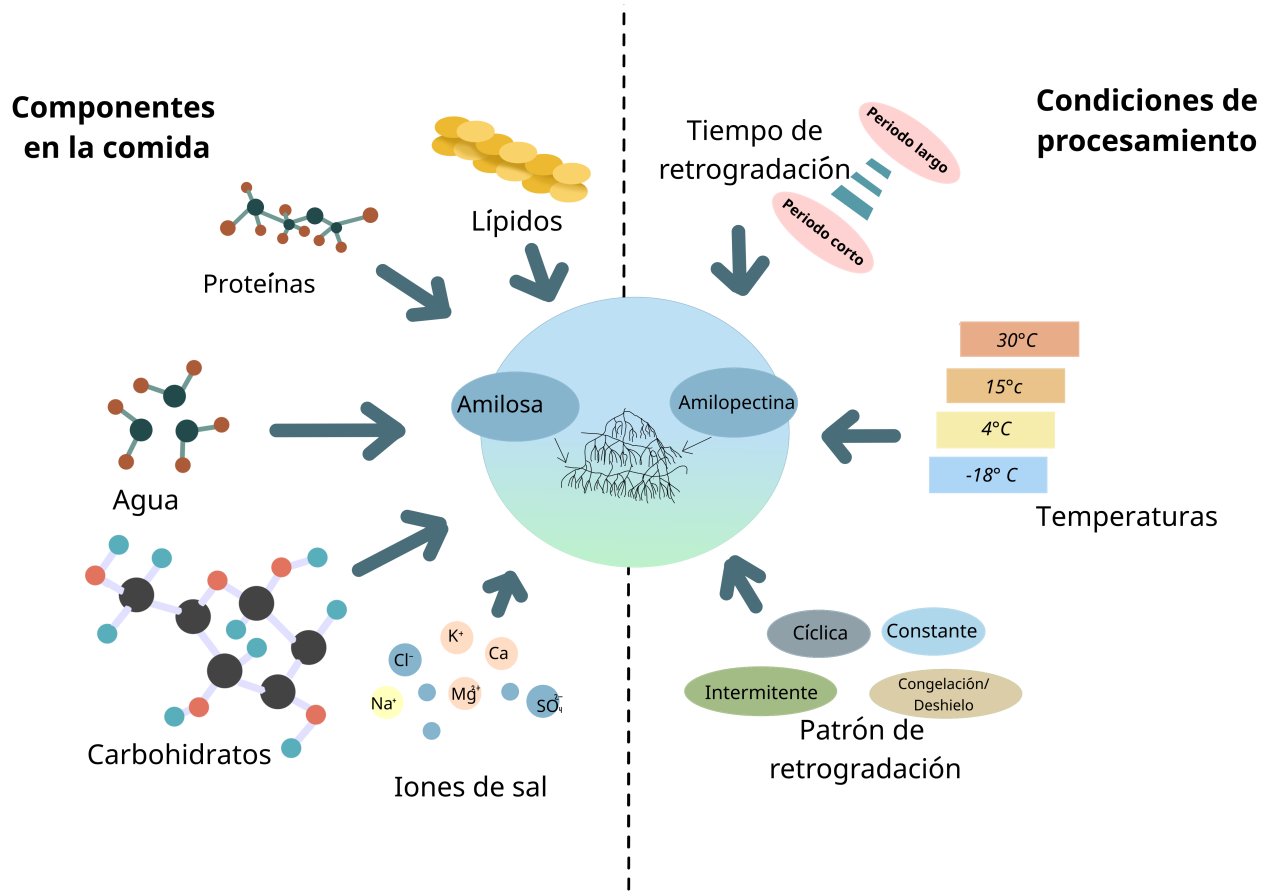


Figura 1.4: Factores que influyen en la retrogradación del almidón.

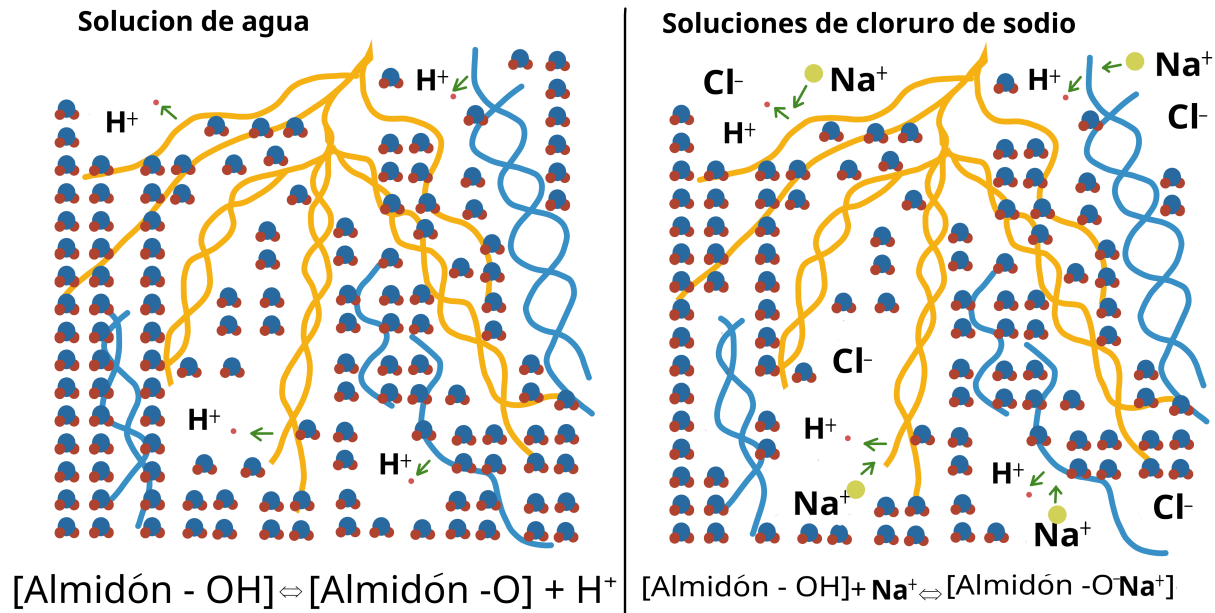


Figura 1.5: Conformaciones de cadenas de almidón en soluciones de agua y NaCl.

alterando sus propiedades fisicoquímicas, microestructurales y térmicas (Chang et al., 2021).

En la Figura 1.5 se muestran las conformaciones de las cadenas de almidón en soluciones de agua y NaCl.

Los azúcares y los alcoholes de azúcar pueden afectar la temperatura de gelatinización del almidón. Por ejemplo, se ha encontrado que la adición de azúcares y alcoholes de azúcar puede aumentar la temperatura de gelatinización del almidón de trigo, lo que indica que estos solutos interactúan con el agua disponible, limitando así la cantidad de agua que puede interactuar con el almidón y, por lo tanto, afectando su gelatinización. Además, los oligosacáridos pueden influir en las propiedades de pasta, térmicas y reológicas del almidón de camote, lo que sugiere que la presencia de estos compuestos puede modificar la estructura y las interacciones del almidón durante la gelatinización. En cuanto a la retrogradación, se ha observado que ciertos aditivos como el maltose y el dodecilsulfato de sodio pueden ser efectivos en la prevención de la retrogradación a largo plazo de los granos de arroz glutinoso (Donmez et al., 2021).

Los hidrocoloides no amiláceos también pueden afectar la retrogradación del almidón. Por ejemplo, se ha estudiado el efecto de diferentes hidrocoloides en la retrogradación del almidón de semillas de loto sometido a un tratamiento de autoclave-enfriamiento, y se encontró que estos aditivos pueden influir en la retrogradación. Además, la migración de agua ha sido utilizada para describir el efecto de los hidrocoloides en las propiedades estructurales y texturales del almidón de semillas de loto, lo que indica que la presencia de estos compuestos puede modificar la dinámica del agua y, por lo tanto, afectar la retrogradación del almidón (Donmez et al., 2021).

1.10.2. Influencia de factores internos y externos que afectan la retrogradación y gelatinización del almidón

Varios factores influyen en la gelatinización del almidón y, por ende, afectan sus propiedades funcionales. Estos factores pueden ser inherentes al pan o bien pueden ser determinados por las condiciones de su almacenamiento, aún si se les considera en dos clasificaciones diferentes suelen estar interrelacionados, es decir, pueden actuar uno a consecuencia del otro o presentarse al mismo tiempo (Donmez et al., 2021):

1. **Contenido de agua:** el contenido de agua es vital para la gelatinización del almidón. El agua actúa como un plastificante, facilitando la movilidad de las cadenas de polímeros dentro del gránulo de almidón, lo que permite la transición de un estado ordenado a uno desordenado.
2. **Temperatura:** la temperatura de gelatinización varía según el tipo de almidón y es un parámetro importante que afecta la viscosidad y la textura de los productos alimenticios. El calentamiento provoca la absorción de agua por los gránulos de almidón, su hinchamiento y eventual ruptura.
3. **Tasa de calentamiento:** la velocidad a la que se calienta el almidón puede influir en la temperatura de gelatinización y en las propiedades de la pasta resultante. Una tasa de calentamiento más rápida puede llevar a una gelatinización más uniforme.
4. **Proporciones de amilosa y amilopectina:** la relación entre amilosa y amilopectina en el almidón determina su comportamiento durante la gelatinización. La amilosa tiende a formar geles más firmes y contribuye a la retrogradación, mientras que la amilopectina forma geles más estables y menos propensos a la retrogradación.
5. **Presencia de sales y azúcares:** las sales y los azúcares pueden afectar la temperatura de gelatinización y las propiedades de la pasta de almidón. Los azúcares tienden a aumentar la temperatura de gelatinización al competir con el almidón por el agua, mientras que las sales pueden tener efectos variados dependiendo de su tipo y concentración.
6. **Tratamiento térmico y humedad:** el tratamiento térmico en presencia de humedad, como el tratamiento con calor y humedad, puede alterar la estructura molecular del almidón y, por lo tanto, sus propiedades de gelatinización.
7. **Aditivos:** la adición de aditivos específicos puede mejorar o prevenir las interacciones almidón-agua, y estos efectos se deben a mecanismos moleculares particulares. Por ejemplo, algunos aditivos pueden formar enlaces intermoleculares con el agua, reduciendo la disponibilidad de agua en el medio y afectando así la interacción del almidón con el agua. Otros aditivos pueden reaccionar con el almidón, lo que podría prevenir o mejorar las interacciones almidón-agua. Cada aditivo tiene un mecanismo molecular único que puede favorecer o evitar las transiciones de fase del almidón durante los eventos de gelatinización y retrogradación.

Además de estos existen otros factores que influyen en estos fenómenos; sin embargo, se necesitan más investigaciones para comprender completamente estas interacciones a escalas micro y moleculares, considerando las diferentes condiciones a las que se exponen los productos que contienen almidón durante el procesamiento y almacenamiento.

Por ejemplo, los polisacáridos no amiláceos se utilizan a menudo para reducir los efectos indeseables de la retrogradación. Pueden aumentar la vida útil de los productos alimenticios al retrasar la retrogradación y aumentar la capacidad de retención de agua de los alimentos ricos en almidón. Esto posiblemente se deba a la inmovilización de moléculas de agua, lo que impide la movilidad del almidón y su probabilidad de reasociarse durante el almacenamiento. Además, las interacciones entre el almidón y estas moléculas pueden prevenir la reorganización molecular del almidón y la liberación de agua (sinéresis) del sistema (Donmez et al., 2021).

En el caso de las emulsiones aceite-en-agua (O/W), su adición puede prevenir la asociación entre las moléculas de almidón, retener la firmeza del gel y reducir la movilidad del agua, demostrando la compleja interacción entre los aditivos y las interacciones almidón-agua (Donmez et al., 2021).

El grado de orden molecular residual de corto alcance en el almidón gelatinizado tiene un impacto significativo en la retrogradación del almidón. Los estudios han mostrado que la retrogradación del almidón aumenta inicialmente y luego disminuye a medida que disminuye la cantidad de orden molecular residual de corto alcance en el almidón gelatinizado. Esto sugiere que existe una cantidad óptima de orden molecular de corto alcance que favorece la retrogradación del almidón. Cuando el almidón gelatinizado tiene un grado de orden molecular de corto alcance residual, las cadenas de almidón tienen una mayor movilidad, lo que facilita su reorganización en agregados cristalinos durante el almacenamiento. Sin embargo, más allá de cierto punto, una mayor disminución en el orden molecular de corto alcance se asocia con una menor retrogradación. Esto puede deberse a una mayor desorganización y/o enredo de las cadenas de almidón y a un potencial reducido para la nucleación de estructuras agregadas (Huang et al., 2021).

Además, se ha propuesto que el almidón gelatinizado con un grado de orden molecular de corto alcance demasiado bajo no retrograda tan fácilmente, posiblemente debido a un efecto de nucleación más débil de las estructuras helicoidales de glucano restantes. Por lo tanto, la temperatura y el contenido de agua durante el proceso de gelatinización son factores clave que determinan el grado de orden molecular de corto alcance en el almidón gelatinizado y, por lo tanto, influyen en su comportamiento de retrogradación (Huang et al., 2021).

1.10.3. Importancia del fenómeno de retrogradación del almidón

Comprender la retrogradación del almidón es esencial para el control de calidad en la industria alimentaria por varias razones (Huang et al., 2021):

1. **Textura y calidad sensorial:** la retrogradación del almidón afecta la textura de los alimentos ricos en almidón, como el pan, las pastas y los productos de repostería. La retrogradación puede llevar a un endurecimiento indeseado o a la formación de una textura arenosa, lo que afecta negativamente la calidad sensorial y la aceptación del consumidor.
2. **Vida útil del producto:** la retrogradación está asociada con el fenómeno de “envejecimiento” de los productos alimenticios, como el endurecimiento del pan durante el almacenamiento. Entender y controlar la retrogradación puede ayudar a prolongar la vida útil de los productos alimenticios y a reducir el desperdicio.
3. **Digestibilidad:** la retrogradación del almidón puede influir en la digestibilidad del almidón y, por lo tanto, en el índice glucémico de los alimentos. Los almidones retrogradados son menos digeribles y pueden ser beneficiosos para las personas que necesitan controlar la liberación de glucosa en la sangre.
4. **Procesamiento de alimentos:** durante el procesamiento de alimentos, como la cocción y el enfriamiento, la retrogradación del almidón puede afectar las propiedades de gelificación y la estabilidad de los productos. Comprender este proceso permite optimizar las condiciones de procesamiento para obtener las características deseadas en el producto final.
5. **Innovación y desarrollo de productos:** el conocimiento sobre la retrogradación del almidón puede ser utilizado para desarrollar nuevos productos alimenticios con propiedades funcionales específicas, como alimentos con almidón resistente que pueden tener beneficios para la salud.
6. **Control de calidad durante el almacenamiento:** la retrogradación del almidón puede ocurrir durante el almacenamiento de los alimentos, alterando su calidad. Comprender cómo se produce la retrogradación permite implementar estrategias de almacenamiento adecuadas para mantener la calidad del producto.

1.11. Pérdida de humedad y cambios en la textura

Para comprender cómo la pérdida de humedad y los cambios de textura afectan la vida útil del pan, es esencial considerar el impacto de estos factores en las propiedades físicas y químicas del pan. La pérdida de humedad, o actividad del agua, influye en la tasa de envejecimiento del pan, donde un menor contenido de

humedad acelera el proceso de envejecimiento (Esperanza-Naranjo et al., 2018). Además, los cambios en la textura, como el aumento de la dureza y la pérdida de elasticidad, son característicos del envejecimiento del pan, lo que afecta su calidad general y la aceptación del consumidor. Estos cambios en la textura son críticos para determinar la aceptabilidad y la vida útil de los productos de pan (Calvo Carrillo et al., 2020).

La pérdida de humedad durante el almacenamiento del pan es muy común debido a que la humedad del exterior es mayor que la del pan recién salido del horno, por lo tanto, hay una migración de humedad desde la miga a la corteza (del almidón hinchado al gluten). Los productos con un alto contenido en humedad endurecen más rápidamente lo que provoca resequeidad en la miga (Acosta, 2013).

La textura crujiente del pan se ve afectada por la transferencia de humedad. El indicador de endurecimiento más utilizado es el aumento en la firmeza de la miga, pues se trata de un factor muy reconocible por el consumidor (Montoya-López & Giraldo-Giraldo, 2010).

El endurecimiento de la corteza y el endurecimiento de la miga son dos tipos de cambios en la textura. El de la corteza se produce generalmente por la transferencia de la humedad desde la miga a la corteza, lo que resulta en una textura blanda y correosa, el endurecimiento de la miga es más complejo sin embargo puede estar relacionado a la cristalización de los polímeros con la formación de estructuras supermoleculares (Taglieri et al., 2021) debido a que puede que se dé una retrogradación de la amilopectina y debido a que las moléculas de agua se incorporan dentro de los microcristales, la distribución del agua se desplaza desde el gluten al almidón específicamente amilopectina, cambiando la red de gluten (Montoya-López & Giraldo-Giraldo, 2010).

1.12. Estabilidad microbiológica de los productos de panificación

Los microorganismos son un parámetro importante, ya que pueden deteriorar la materia prima, principalmente los hongos que pueden desarrollar micotoxinas que son perjudiciales para la salud y para la inocuidad alimentaria, así como el desarrollo de levaduras (Das et al., 2017).

Durante el proceso de fabricación, el pan puede ser contaminado después de la etapa de cocción, dejando en evidencia la falta de buenas prácticas de higiene (BPH) por aparición de coliformes, bacterias aerobias y anaerobias, *Escherichia coli*, *Bacillus cereus*, así como patógenos que no deben estar en el pan, principalmente *Salmonella*, *Listeria monocytogenes*, *Staphylococcus aureus* y *Shigella* (Portales, 2020).

Por esta razón es necesario conocer los límites máximos permisibles de los parámetros microbiológicos para poder tener un control sobre los microorganismos que pueden presentarse durante la elaboración y almacenamiento del pan. La Tabla 1.2 establece los límites máximos permitidos para varios parámetros microbiológicos en el pan, lo que garantiza la seguridad y la calidad del producto final. Se observa que se establecen límites estrictos para microorganismos indicadores de contaminación fecal, como *E. coli* y coliformes fecales, lo que indica la importancia de prevenir la contaminación durante la producción y manipulación del pan. Asimismo, se establecen límites para el recuento de mohos y levaduras, lo que ayuda a controlar el desarrollo de microorganismos que podrían afectar la calidad del pan y su vida útil. La presencia de salmonella y *Staphylococcus aureus* también se monitorea y se establecen límites para garantizar la ausencia de estos patógenos potenciales en el pan, especialmente en productos que contienen derivados lácteos, donde la contaminación microbiana puede representar un riesgo para la salud del consumidor (DOF - Diario Oficial de la Federación, 1979).

La calidad microbiológica y las buenas prácticas de fabricación juegan un papel crítico en la producción de pan, garantizando tanto la seguridad como la calidad del producto final. La calidad microbiológica del pan es fundamental para prevenir la presencia de microorganismos nocivos que pueden provocar enfermedades transmitidas por los alimentos. Las buenas prácticas de fabricación son fundamentales para mantener las condiciones higiénicas necesarias para evitar la contaminación durante el proceso productivo (Rosell, 2011).

Las investigaciones han demostrado que la calidad microbiológica de los productos alimenticios está directamente relacionada con los procesos de fabricación y los ingredientes utilizados. Por ejemplo, se ha descubierto que la adición de extracto acuoso de ajo mejora la calidad microbiológica de las rodajas de pescado almacenadas, inhibiendo las bacterias psicrotróficas y del ácido láctico, extendiendo así la vida útil del producto (Pinzón Martínez et al., 2020). De manera similar, se ha demostrado que la incorporación de harina de polen en la elaboración de pan no tiene efectos adversos en los consumidores, a pesar de las posibles

propiedades alergénicas del polen, destacando la importancia de comprender el impacto microbiológico de los ingredientes en el producto final (Lazcano-Hernandez et al., 2019).

Además, las buenas prácticas de fabricación son críticas para garantizar la calidad y seguridad generales del pan. Estas prácticas abarcan varios aspectos de la producción, incluida la higiene, el mantenimiento de los equipos y la capacitación del personal. La implementación de estas prácticas es esencial para prevenir la contaminación y mantener un entorno de producción limpio y seguro, contribuyendo en última instancia a la calidad microbiológica del producto final (Rosell, 2011).

Tabla 1.2: Parámetros microbiológicos y límites máximos permisibles en pan.

Parámetro	Límite máximo permitido
<i>E. coli</i>	< 3 NMP/g
NMP Coliformes totales/g	Negativo
Coliformes fecales/g	Negativo
Recuento de mohos y levaduras/g	10 colonias
Recuento de <i>Salmonella</i> por 25 g	Negativo
<i>Staphylococcus aureus</i> /g (productos rellenos de derivado lácteo)	Negativo

NMP: Número más probable.

Recuperada y modificada de: (DOF - Diario Oficial de la Federación, 1979).

1.13. Vida útil de alimentos

La VU de los alimentos se refiere al período de tiempo durante el cual un alimento puede ser almacenado, distribuido y consumido manteniendo sus propiedades sensoriales, nutricionales y de seguridad. La estimación de la VU de los alimentos es un tema de investigación continua en el campo de la ciencia de los alimentos, ya que implica comprender los mecanismos de deterioro que afectan a los alimentos y desarrollar metodologías para su estimación (Sánchez-González & Pérez, 2016).

La preservación de alimentos es un aspecto fundamental para aumentar su VU, lo que implica la aplicación de diferentes métodos y tecnologías para evitar el deterioro y la pérdida del valor comercial de los alimentos, es importante considerar las características fisicoquímicas y sensoriales de un alimento antes de elegir su método de conservación (Souza & Menezes, 2008). Estos métodos incluyen la deshidratación, el uso de tecnologías de envasado innovadoras, la aplicación de aditivos alimentarios, la optimización de procesos de extrusión y la aplicación de técnicas de bioconservación (Rauschkolb, 2017; Sirpatrawan, 2009; Soares et al., 2001; Souza & Menezes, 2008). La deshidratación, por ejemplo, permite preservar los alimentos y puede dar lugar a la creación de nuevos productos en el mercado (Soares et al., 2001).

La determinación de la VU de los alimentos es esencial para la industria alimentaria, ya que garantiza que los consumidores obtengan productos de alta calidad durante un período de tiempo específico después de la compra. La VU de los alimentos puede ser influenciada por factores como la composición química, el contenido de agua, la presencia de conservantes, las condiciones de almacenamiento y la actividad microbiana, siendo de tal manera que cada estimación de VU es diferente dependiendo de las características de los alimentos (Sirpatrawan, 2009).

La vida útil de los productos de panificación puede estar influenciada por una variedad de factores, que van desde la composición de los ingredientes hasta las condiciones de procesamiento y almacenamiento. Estos factores incluyen:

1. **Composición de ingredientes:** la selección y proporción de ingredientes, como harina, agua, levadura, grasas y azúcares, pueden afectar la vida útil de los productos de panificación (Caballero et al., 2007; Katina et al., 2006; Smith et al., 2004).
2. **Actividad de agua:** el contenido de humedad en los productos de panificación puede influir en su estabilidad y susceptibilidad al deterioro microbiológico (Wanjuu et al., 2018).

3. **Uso de enzimas:** la adición de enzimas puede mejorar la calidad del pan y extender su vida útil al afectar la estructura y la textura del producto (Caballero et al., 2007).
4. **Procesamiento y almacenamiento:** los parámetros de procesamiento, como la temperatura y el tiempo de cocción, así como las condiciones de almacenamiento, pueden influir en la frescura y durabilidad de los productos de panificación (Rizzello et al., 2011; Vignali & Volpi, 2013).
5. **Aditivos y conservantes:** la incorporación de aditivos y conservantes puede ayudar a prevenir el deterioro microbiológico y prolongar la vida útil de los productos de panificación (Katina et al., 2006; Rinaldi et al., 2015).
6. **Oxidación de lípidos:** la presencia de grasas y aceites en los productos de panificación puede influir en su estabilidad oxidativa y, por lo tanto, en su vida útil. (Niu et al., 2021; Torrijos et al., 2019; Wanjiku Kiharason, 2019).
7. **Contaminación microbiológica:** la presencia de microorganismos, como mohos y levaduras, puede afectar la vida útil de los productos de panificación y su seguridad alimentaria (Debonne et al., 2023; Opondo et al., 2022).
8. **Propiedades sensoriales:** cambios en las propiedades sensoriales, como sabor, aroma y textura, pueden influir en la aceptabilidad y la vida útil percibida de los productos de panificación (Jensen et al., 2010; A. Liu et al., 2022).

1.14. Inteligencia artificial en la industria alimentaria

La es una herramienta que se puede utilizar en el sector alimentario para el procesamiento de diferentes tipos de alimentos a través de robots o máquinas que, con la ayuda de ideas humanas, la IA prepara su propio algoritmo y sirve para abordar problemas reales (Addanki et al., 2022).

Las máquinas de IA están divididas en dos tipos, débiles y fuertes. Las débiles están programadas para realizar ciertas acciones, por ejemplo, ALEXA, SIRI y GOOGLE ASSISTANT no piensan por sí mismas, en cambio la IA fuerte (Inteligencia verdadera) puede tomar decisiones por sí mismas para resolución de problemas y resolver acertijos a través de conciencia, aprendizaje, pensamiento y autoconciencia (Melini & Melini, 2018).

En la industria alimentaria la IA es aplicada durante la fabricación, envasado y la limpieza, además se ha utilizado en el modelado, la clasificación y análisis de datos, además de la predicción del crecimiento microbiano, biomasa, vida útil de los alimentos, distinción de microorganismos, entre otros (Addanki et al., 2022).

La IA se empezó a emplear para favorecer y facilitar el control de higiene durante el procesamiento de los alimentos, debido a que cuando un alimento es manipulado por personal de la empresa puede que sea una fuente de contaminación, las principales fuentes suelen ser las uñas, el cabello, las infecciones bucales y las heridas (Addanki et al., 2022). Otra de las principales razones del empleo de la IA es la limpieza de los equipos que se utilizan, una de las mejores prácticas que se prefieren en la industria alimentaria es el sistema Clean in Place (CIP), que en comparación con el sistema Cleaning Out of Place (COP), se utiliza en industrias de pequeña escala, la CIP evita la máxima contaminación durante el proceso. El CIP y COP actúan en conjunto por el sistema Self-optimizing cleaning in place (SOCIP), a través de la programación de limpieza que actúa de manera rápida para mejorar la seguridad alimentaria (Melini & Melini, 2018).

Hoy en día la IA es aplicada en diferentes industrias como, en la agroindustria para nuevas técnicas de cosecha para producir alto rendimiento que engloba el manejo de control de plagas. En la industria láctea para la ayuda de ordeño automatizado, fabricación de queso, predecir la vida útil y eliminar lactosa (Addanki et al., 2022). También en la fabricación de bebidas alcohólicas para monitorear el control de temperatura, oxígeno, entre otros, a través de redes neuronales que también ayudan a detectar aromas y sabores, así mismo es aplicada a bebidas no alcohólicas para calcular análisis nutricional para evitar obesidad (Melini & Melini, 2018).

Por otro lado, la IA también se aplica en la industria panificadora. La calidad del pan se puede ver afectada por cualquier paso que no se realice correctamente, por eso es importante la disposición adecuada de la producción de productos de panadería, el uso económico de los recursos en la fabricación de pan y la implementación sistemas de control automático (ACS) son las prioridades de la industria, lo que influye en productividad, eficiencia y calidad (Addanki et al., 2022).

La IA a través de ACS se implementaría desde la materia prima, con parámetros evaluados por un sistema de control de calidad del producto, lo que ayuda a que la harina favorezca las propiedades reológicas de la masa madre, la fuerza de elevación sobre la masa, la acidez activa de la masa madre, la acidez de la masa y el olor, la temperatura de prueba, la humedad en el estuche de prueba y el peso de la masa son controlados por sensores (Khorolskyi et al., 2018).

Indirectamente a través de sensores y sistema de visualización (SV), se controla la textura del pan, la acidez, la humedad, la temperatura del centro de la parte blanda, y la duración de la cocción (Melini & Melini, 2018).

Para medir la calidad del pan se realiza en la etapa después del corte, en una cámara donde se comprueba la porción interior del pan en donde el tamaño y la porosidad de la masa están determinados para decidir la calidad del pan, de esta manera se pueda evitar el envejecimiento. El sistema funciona a partir de un sensor de calidad, que convierte las respuestas de la propiedad de los alimentos en señales eléctricas, los sensores están en línea o fuera de línea (Addanki et al., 2022). Los dispositivos ayudan a monitorear los productos de panadería, dependiendo de la gama de pan y la cantidad ayuda a analizar los datos en tiempo real (Khorolskyi et al., 2018).

El uso de un sistema computarizado puede ayudar a producir alimentos de una calidad excelente, debido a que se puede examinar y asegurarse de que se puedan mejorar los factores que producen errores, como el monitoreo de temperatura y humedad, así como ayudar a una buena adecuación para el almacenaje para aumentar la vida útil del producto, pero también para predecir la vida útil por medio de sistemas computacionales.

1.14.1. Inteligencia artificial y seguridad alimentaria

Como se ha mencionado, la SA se refiere a la disponibilidad física, económica y social de alimentos suficientes, inocuos y nutritivos que permitan satisfacer las necesidades nutricionales de las personas en todo momento, garantizando una vida activa y saludable (Rodríguez et al., 2014). Esta definición destaca la importancia de la disponibilidad constante de alimentos de calidad para el bienestar de la población. Además, se reconoce que la seguridad alimentaria es un derecho fundamental, que implica el acceso seguro a alimentos en todo momento (Zegarra Méndez, 2010). La epidemiología de la inseguridad alimentaria en México ha sido estudiada para comprender la magnitud del problema y desarrollar estrategias efectivas para abordarlo (Mundo-Rosas et al., 2013). Estos estudios epidemiológicos son fundamentales para comprender la situación de la seguridad alimentaria en diferentes contextos y diseñar políticas y programas que aborden las necesidades específicas de la población. La seguridad alimentaria se centra en la disponibilidad de alimentos y en su calidad nutricional y seguridad, lo que resalta la importancia de tener acceso a alimentos nutritivos y seguros para el consumo humano. La seguridad alimentaria es un tema de gran relevancia a nivel político, ya que se requieren políticas específicas para garantizarla y promoverla. La comprensión de la seguridad alimentaria nutricional en diferentes contextos, como en el Perú, es necesario para desarrollar estrategias efectivas que aborden las necesidades específicas de cada región (Zegarra Méndez, 2010).

La SA comprende cuatro dimensiones, que se pueden entender como alcances, siendo estos la disponibilidad, el acceso, la utilización y la estabilidad. La disponibilidad se refiere a la producción, distribución y suministro de alimentos, asegurando que haya suficientes alimentos disponibles en todo momento (Alqadri, 2018). El acceso se relaciona con la capacidad de las personas para adquirir o acceder a los alimentos, ya sea a través de la producción propia, la compra o la ayuda humanitaria (Lawlis et al., 2018). La utilización se refiere a la capacidad del cuerpo para absorber y utilizar los nutrientes de los alimentos, destacando la importancia de la calidad nutricional y seguridad de los alimentos (Berry et al., 2015). La estabilidad se refiere a la capacidad de mantener la seguridad alimentaria a lo largo del tiempo, incluso en situaciones de crisis (Bowers et al., 2020).

Estas dimensiones son fundamentales para comprender la seguridad alimentaria en su totalidad. La disponibilidad asegura que haya suficientes alimentos para satisfacer las necesidades de la población, mientras que el acceso garantiza que las personas tengan la capacidad de adquirir esos alimentos. La utilización destaca la importancia de la calidad nutricional y seguridad de los alimentos, y la estabilidad asegura que la seguridad alimentaria se mantenga a lo largo del tiempo, incluso en situaciones adversas (Bowers et al., 2020).

Por lo tanto, las cuatro dimensiones de la seguridad alimentaria son interdependientes y deben abordarse

de manera integral para garantizar que todas las personas tengan acceso a alimentos suficientes, seguros y nutritivos en todo momento.

La IA puede desempeñar un papel crítico en la mejora de la SA a través de diversas aplicaciones. La IA propone importantes contribuciones a la identificación de modelos de conocimiento, la creación de servicios y los procesos de toma de decisiones en el contexto de la agricultura y la cadena de suministro de alimentos (Lezoche et al., 2020). La interacción de la IA con otras tecnologías, como la minería de grandes datos, el aprendizaje automático, el Internet de los servicios, robots agrícolas, plataformas digitales y vehículos autónomos, proporciona capacidades para diferentes fases de la cadena de valor y suministro de alimentos (Bačiulienė et al., 2023). Además, la IA desempeña un papel significativo en el análisis preciso de datos en tiempo real, lo que puede ser fundamental para la toma de decisiones en la gestión de la seguridad alimentaria (Sharma et al., 2021).

En el ámbito de la calidad de los alimentos, la IA permite a las computadoras adquirir, analizar datos y realizar tareas con un mayor nivel de precisión y eficiencia, lo que puede contribuir a mejorar la calidad de los alimentos (Sahni et al., 2021). Asimismo, la IA y el aprendizaje automático pueden ser utilizados para analizar grandes cantidades de datos, como inspecciones de seguridad alimentaria, para identificar patrones y tendencias que puedan indicar riesgos para la seguridad alimentaria (Singh et al., 2023).

En el contexto de la agricultura, la IA y la tecnología del Internet de las cosas (IdC) se utilizan para mejorar la eficiencia y sostenibilidad de la producción agrícola, desde la preparación del suelo hasta la distribución de productos en el mercado (Qureshi et al., 2022). La combinación de la IA con dispositivos de borde (Edge AI) permite mejoras adicionales en la agricultura inteligente y sostenible (Nguyen et al., 2020).

Poder mantener la SA es fundamental para el bienestar humano, ya que la falta de acceso a alimentos seguros y nutritivos puede tener consecuencias graves para la salud, el desarrollo físico y cognitivo, y la productividad laboral. Además, la inseguridad alimentaria puede contribuir a la inestabilidad social y política en las comunidades y los países. El uso de herramientas y tecnologías actuales para el control de SA ofrece un panorama positivo para la industria y la sociedad en general.

1.15. Modelos de regresión lineal múltiple: mínimos cuadrados ordinarios

El método de MCO es una técnica estadística utilizada para estimar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes, minimizando la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados y los valores estimados por el modelo. Este método es ampliamente utilizado en la econometría y la estadística para realizar análisis de regresión, donde se busca modelar la relación entre variables y predecir el valor de una variable en función de otras (Zdaniuk, 2014).

En el contexto del aprendizaje automático, el modelo de MCO se relaciona con la regresión lineal, que es un algoritmo de aprendizaje supervisado utilizado para predecir valores numéricos a partir de un conjunto de datos. La regresión lineal es un ejemplo de cómo los métodos estadísticos tradicionales se integran en el campo del aprendizaje automático, ya que busca comprender las relaciones entre variables y realizar predicciones basadas en estas relaciones (Álvarez-Vega et al., 2020). Además, el MCO es utilizado en el aprendizaje automático para ajustar modelos a conjuntos de datos y encontrar la mejor relación lineal entre las variables de entrada y la variable objetivo, lo que permite realizar predicciones precisas (Montero-Rodríguez et al., 2019).

La relación entre el modelo de MCO y el aprendizaje automático radica en la capacidad de este método para ajustar modelos a datos y realizar predicciones, lo que lo convierte en una herramienta fundamental en el análisis de datos y la modelización predictiva, aspectos centrales del aprendizaje automático (Manzano et al., 2020). Por lo tanto, el MCO es una técnica estadística que se integra en el campo del aprendizaje automático para realizar análisis predictivos y modelado de datos.

Se ha utilizado el método de MCO en diversos alimentos como mermeladas, en donde se ha analizado la rápida degradación de color durante el procesamiento y almacenamiento. Para asesorar estos cambios se considero el contenido de antocianinas, usando el modelo de MCO se encontró alta multicolinealidad, lo cual aunque no es un resultado esperado sirve como precedente para otros estudios al momento de seleccionar variables de entrada para la creación de modelos (García-Curiel et al., 2023).

1.16. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático es un campo de la informática que se encuentra en la intersección de la ciencia de la computación y la estadística, y es fundamental para la IA y la ciencia de datos (Jordan & Mitchell, 2015). Se centra en el desarrollo de algoritmos y modelos que permiten a las computadoras aprender patrones y tomar decisiones a partir de datos, sin una programación explícita para cada tarea (Yu & He, 2019). Este enfoque permite a las máquinas mejorar su rendimiento en tareas específicas a medida que se exponen a más datos, lo que lo convierte en una herramienta poderosa para la automatización y la toma de decisiones basadas en datos.

El aprendizaje automático tiene aplicaciones en una amplia gama de campos además de los alimentos, desde la medicina hasta la física, la psicología y la ingeniería. Por ejemplo, en medicina, el aprendizaje automático se utiliza para el diagnóstico de enfermedades y la predicción de resultados clínicos (De Oliveira et al., 2016). En física, se aplica para analizar grandes conjuntos de datos y extraer patrones que pueden conducir a nuevos descubrimientos (Rosenbusch et al., 2021). En psicología, se utiliza para predecir fenómenos del mundo real con precisión (Vasilescu & Filzmoser, 2021). En ingeniería, se aplica para optimizar procesos y sistemas (Guidotti et al., 2019).

El aprendizaje automático se basa en una variedad de técnicas, como la regresión, la clasificación, el clustering y el aprendizaje profundo, que permiten a las máquinas aprender de los datos y realizar tareas específicas. Además, la interpretabilidad de los modelos de aprendizaje automático es un tema importante, ya que permite comprender cómo los modelos toman decisiones y explicar sus predicciones.

1.17. Conclusiones y perspectivas

En la industria de la panificación, la calidad y seguridad alimentaria son de alta prioridad, por lo que la implementación de herramientas que faciliten y mejoren su control tal como la IA y los sensores son cruciales para su mejora continua. Desde la meticulosa selección de ingredientes hasta el control de procesos como la fermentación y cocción, cada paso influye en las propiedades finales del pan, incluyendo su vida útil y calidad microbiológica. Además, la innovación en la formulación, como la incorporación de proteínas alternativas, y la gestión de la retrogradación del almidón son esenciales para enriquecer el valor nutricional y extender la frescura del pan. Con un alto consumo en países como México y Alemania, los productos de panificación satisfacen necesidades dietéticas básicas y representa una buena área de oportunidad para la aplicación de tecnologías avanzadas en la mejora de la seguridad alimentaria y la satisfacción del consumidor.

Considerando el conocimiento recabado del presente capítulo sobre las necesidades del mercado e industria, las perspectivas de esta revisión se centraron en la continua integración y avance de la IA y tecnologías de sensores en la industria de la panificación para mejorar la seguridad alimentaria y la calidad del producto. La IA, junto con el aprendizaje automático, ofrece potencial para optimizar los procesos de producción, desde la selección de ingredientes hasta el control de la calidad del producto final, permitiendo un análisis más profundo y preciso de los datos para mejorar la eficiencia y la sostenibilidad de la producción. Además, el uso de sensores avanzados para monitorear variables críticas como la humedad, la temperatura y la textura del pan en tiempo real, promete mejorar significativamente la calidad del producto y prolongar su vida útil, abordando así uno de los principales desafíos de la industria. Estas tecnologías no solo contribuyen a la seguridad alimentaria sino que también abren nuevas posibilidades para la personalización de productos y la adaptación a las cambiantes demandas del consumidor, marcando el camino hacia una industria de panificación más innovadora y resiliente.

1.18. Referencias

Referencias

Acosta, G. V. de los Á. (2013). *Evaluación de la textura del pan, elaborado a partir de harina de trigo nacional (triticum Vulgare), con adición de gluten vital* [Tesis doctoral]. Universidad Técnica de Ambato.

- Addanki, M., Patra, P., & Kandra, P. (2022). Recent Advances and Applications of Artificial Intelligence and Related Technologies in the Food Industry. *Applied Food Research*, 2(2), 100126. <https://doi.org/10.1016/j.afres.2022.100126>
- Ai, J., Witt, T., Cowin, G., Dhital, S., Turner, M. S., Stokes, J. R., & Gidley, M. J. (2018). Anti-Staling of High-Moisture Starchy Food: Effect of Hydrocolloids, Emulsifiers and Enzymes on Mechanics of Steamed-Rice Cakes. *Food Hydrocolloids*, 83, 454-464. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2018.05.028>
- Alpers, T., Kerpes, R., Frioli, M., Nobis, A., Hoi, K. I., Bach, A., Jekle, M., & Becker, T. (2021). Impact of Storing Condition on Staling and Microbial Spoilage Behavior of Bread and Their Contribution to Prevent Food Waste. *Foods*, 10(1), 76. <https://doi.org/10.3390/foods10010076>
- Alqadri, S. (2018). Food Security: Its Components and Challenges. *Journal of Food Processing & Technology*, 09. <https://doi.org/10.4172/2157-7110-C6-092>
- Ansorena, D., Echarte, A., Ollé, R., & Astiasarán, I. (2013). 2012: No Trans Fatty Acids in Spanish Bakery Products. *Food Chemistry*, 138(1), 422-429. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2012.10.096>
- Arp, C. G., Correa, M. J., & Ferrero, C. (2020). Kinetic Study of Staling in Breads with High-Amylose Resistant Starch. *Food Hydrocolloids*, 106, 105879. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2020.105879>
- Axel, C., Röcker, B., Brosnan, B., Zannini, E., Furey, A., Coffey, A., & Arendt, E. K. (2015). Application of *Lactobacillus Amylovorus* DSM19280 in Gluten-Free Sourdough Bread to Improve the Microbial Shelf Life. *Food Microbiology*, 47, 36-44. <https://doi.org/10.1016/j.fm.2014.10.005>
- Azizi, S., Azizi, M. H., Moogouei, R., & Rajaei, P. (2020). The Effect of Quinoa Flour and Enzymes on the Quality of Gluten-free Bread. *Food Science & Nutrition*, 8(5), 2373-2382. <https://doi.org/10.1002/fsn3.1527>
- Álvarez-Vega, M., Quirós Mora, L. M., & Cortés Badilla, M. V. (2020). Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático En Medicina. *Revista Médica Sinergia*, 5(8), e557. <https://doi.org/10.31434/rms.v5i8.557>
- Bačiulienė, V., Bilan, Y., Navickas, V., & Civiń, L. (2023). The Aspects of Artificial Intelligence in Different Phases of the Food Value and Supply Chain. *Foods*, 12(8), 1654. <https://doi.org/10.3390/foods12081654>
- Baire, M., Melis, A., BrunoLodi, M., Fanti, A., & Mazzarella, G. (2018). Study and Design of a Wireless Sensors Network for the Optimization of Bread Manufacturing Process. *2018 26th Telecommunications Forum (TELFOR)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/TELFOR.2018.8612060>
- Berry, E. M., Dernini, S., Burlingame, B., Meybeck, A., & Conforti, P. (2015). Food Security and Sustainability: Can One Exist without the Other? *Public Health Nutrition*, 18(13), 2293-2302. <https://doi.org/10.1017/S136898001500021X>
- Boeriu, A. E., Canja, C. M., & Department of Engineering and Management in Food and Tourism, Transilvania University of Brasov, Castle Street no. 148, Brasov 500014, Romania. (2022). Application of FMEA and Pareto Analysis Methods in the Process of Industrial Bread Making in Romania. *Series II: Forestry • Wood Industry • Agricultural Food Engineering*, 14(63)(2), 75-84. <https://doi.org/10.31926/but.fwiafe.2021.14.63.2.7>
- Bowers, R., Turner, G., Graham, I. D., Furgal, C., & Dubois, L. (2020). Piecing Together the Labrador Inuit Food Security Policy Puzzle in Nunatsiavut, Labrador (Canada): A Scoping Review. *International Journal of Circumpolar Health*, 79(1), 1799676. <https://doi.org/10.1080/22423982.2020.1799676>
- Bwambok, D. K., Siraj, N., Macchi, S., Larm, N. E., Baker, G. A., Pérez, R. L., Ayala, C. E., Walgama, C., Pollard, D., Rodriguez, J. D., Banerjee, S., Elzey, B., Warner, I. M., & Fakayode, S. O. (2020). QCM Sensor Arrays, Electroanalytical Techniques and NIR Spectroscopy Coupled to Multivariate Analysis for Quality Assessment of Food Products, Raw Materials, Ingredients and Foodborne Pathogen Detection: Challenges and Breakthroughs. *Sensors*, 20(23), 6982. <https://doi.org/10.3390/s20236982>
- Caballero, P. A., Gómez, M., & Rosell, C. M. (2007). Improvement of Dough Rheology, Bread Quality and Bread Shelf-Life by Enzymes Combination. *Journal of Food Engineering*, 81(1), 42-53. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2006.10.007>
- Calvo Carrillo, M. D. L. C., López Méndez, O. X., Carranco Jáuregui, M. E., & Marines, J. (2020). Evaluación Físicoquímica y Sensorial de Un Pan Tipo Baguette Utilizando Harinas de Trigo (*Triticum Spp*) y

- Chícharo (Pisum Sativum L.). *Biotecnia*, 22(3), 116-124. <https://doi.org/10.18633/biotecnia.v22i3.1227>
- Castillo-Martinez, W. E., & Paucar Menacho, L. M. (2021). Comportamiento Reológico de Masas de Panificación de Harina de Trigo Sustituídas Con Harinas de Quinoa y Cañihua Germinadas. *INGnosis*, 7(1), 25-33. <https://doi.org/10.18050/ingnosis.v7i1.2102>
- Castro, M. C. (2000). La seguridad alimentaria de México en el año 2030. *CIENCIA ergo-sum, Revista Científica Multidisciplinaria de Prospectiva*, 7(1).
- Chang, Q., Zheng, B., Zhang, Y., & Zeng, H. (2021). A Comprehensive Review of the Factors Influencing the Formation of Retrograded Starch. *International Journal of Biological Macromolecules*, 186, 163-173. <https://doi.org/10.1016/j.ijbiomac.2021.07.050>
- Chowdhury, M. Z. I., Naeem, I., Quan, H., Leung, A. A., Sikdar, K. C., O'Beirne, M., & Turin, T. C. (2022). Prediction of Hypertension Using Traditional Regression and Machine Learning Models: A Systematic Review and Meta-Analysis. *PLOS ONE*, 17(4), e0266334. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0266334>
- Christodoulou, E., Ma, J., Collins, G. S., Steyerberg, E. W., Verbakel, J. Y., & Van Calster, B. (2019). A Systematic Review Shows No Performance Benefit of Machine Learning over Logistic Regression for Clinical Prediction Models. *Journal of Clinical Epidemiology*, 110, 12-22. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2019.02.004>
- Das, R., Tiwari, B., & García-Vaquero, M. (2017). *The Fundamentals of Bread Making: The Science of Bread* (pp. 1-40). https://doi.org/10.1007/978-3-031-23352-4_1
- Davoudi, Z., Shahedi, M., & Kadivar, M. (2020). Effects of Pumpkin Powder Addition on the Rheological, Sensory, and Quality Attributes of Taftoon Bread. *Cereal Chemistry*, 97(5), 904-911. <https://doi.org/10.1002/cche.10312>
- De Oliveira, L., Kagan, M., Mackey, L., Nachman, B., & Schwartzman, A. (2016). Jet-Images — Deep Learning Edition. *Journal of High Energy Physics*, 2016(7), 69. [https://doi.org/10.1007/JHEP07\(2016\)069](https://doi.org/10.1007/JHEP07(2016)069)
- Debonne, E., Thys, M., Eeckhout, M., & Devlieghere, F. (2023). The Potential of UVC Decontamination to Prolong Shelf-Life of Par-Baked Bread. *Food Science and Technology International*, 108201322311621. <https://doi.org/10.1177/10820132231162170>
- Diario Oficial de la Federación. (2008). *NORMA Oficial Mexicana NOM-247-SSA1-2008, Productos y Servicios. Cereales y Sus Productos. Cereales, Harinas de Cereales, Sémolas o Semolinas. Alimentos a Base de: Cereales, Semillas Comestibles, de Harinas, Sémolas o Semolinas o Sus Mezclas. Productos de Panificación. Disposiciones y Especificaciones Sanitarias y Nutrimientales. Métodos de Prueba.* https://dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5100356&fecha=27/07/2009#gsc.tab=0
- DOF - Diario Oficial de la Federación. (1979). *NORMA Oficial Mexicana NOM-F-159-S-1979, Pan Blanco de Caja. (Esta Norma Cancela La NOM-F-159-1967).*
- Dong, Y., & Karboune, S. (2021). A Review of Bread Qualities and Current Strategies for Bread Bioprotection: Flavor, Sensory, Rheological, and Textural Attributes. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 20(2), 1937-1981. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.12717>
- Donmez, D., Pinho, L., Patel, B., Desam, P., & Campanella, O. H. (2021). Characterization of Starch–Water Interactions and Their Effects on Two Key Functional Properties: Starch Gelatinization and Retrogradation. *Current Opinion in Food Science*, 39, 103-109. <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2020.12.018>
- Edwards, W. P. (2007). *The Science of Bakery Products*. Royal Society of Chemistry.
- Ege, D., Sertturk, S., Acarkan, B., & Ademoglu, A. (2023). Machine Learning Models to Predict the Relationship between Printing Parameters and Tensile Strength of 3D Poly (Lactic Acid) Scaffolds for Tissue Engineering Applications. *Biomedical Physics & Engineering Express*, 9(6), 065014. <https://doi.org/10.1088/2057-1976/acf581>
- Eglite, A., & Kunkulberga, D. (2017). Bread Choice and Consumption Trends. *FOODBALT*, 178-182.
- Embaye, W. T., Zereyesus, Y. A., & Chen, B. (2021). Predicting the Rental Value of Houses in Household Surveys in Tanzania, Uganda and Malawi: Evaluations of Hedonic Pricing and Machine Learning Approaches. *PLOS ONE*, 16(2), e0244953. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0244953>
- Esperanza-Naranjo, P. A., Alcocer-Vallejo, R. M., & Santamaría-Aguirre, J. R. (2018). Isoconversión Iso-

- mal Para Una Estimación Rápida de La Vida Útil de Comprimidos de Ácido Acetil Salicílico. *Química Central*, 6(1), 37-47. <https://doi.org/10.29166/quimica.v6i1.1414>
- Espinoza-Guerra, I., Montenegro Vivas, L., Sánchez Laiño, A., Romero Romero, M., Medina Villacís, M., García Martínez, A., & Barrera-Alvarez, A. (2017). Composición Bromatológica y Degradabilidad Ruminal in Situ de Residuos Agroindustriales de Maracuyá (*Passiflora Edulis*) y Plátano (*Musa Paradisiaca*). *Ciencia y Tecnología*, 10(2), 63-68. <https://doi.org/10.18779/cyt.v10i2.209>
- Espitia-Rangel, E., Villaseñor-Mir, H. E., Peña-Bautista, R. J., Huerta-Espino, J., & Limón-Ortega, A. (2022). Calidad Industrial de Trigos Harineros Mexicanos Para Temporal, II. Variabilidad Genética y Criterios de Selección. *Revista Fitotecnia Mexicana*, 27(1), 41. <https://doi.org/10.35196/rfm.2004.1.41>
- Fadda, C., Sanguinetti, A. M., Del Caro, A., Collar, C., & Piga, A. (2014). Bread Staling: Updating the View. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 13(4), 473-492. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.12064>
- Ferrero, C. (2017). Hydrocolloids in Wheat Breadmaking: A Concise Review. *Food Hydrocolloids*, 68, 15-22. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2016.11.044>
- Fung, F., Wang, H.-S., & Menon, S. (2018). Food Safety in the 21st Century. *Biomedical Journal*, 41(2), 88-95. <https://doi.org/10.1016/j.bj.2018.03.003>
- García, J. A., Curto, B., Moreno, V., Gonzalez-Martin, I., Revilla, I., & Vivar-Quintana, A. (2018). A Digitalization Strategy for Quality Control in Food Industry Based on Artificial Intelligence Techniques. *2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 221-226. <https://doi.org/10.1109/INDIN.2018.8471994>
- García-Curiel, L., Pérez-Flores, J. G., Contreras-López, E., Pérez-Escalante, E., & Hernández-Hernández, A. A. (2023). Anthocyanin Content Prediction in Frozen Strawberry Puree. *Italian Journal of Food Science*, 35(2), 88-97. <https://doi.org/10.15586/ijfs.v35i2.2315>
- Gažarová, M., Lenártová, P., Kopčėková, J., Mrázová, J., Holovičová, M., Chlebová, Z., & Wyka, J. (2018). Consumption of Different Types of Bakery Products and Its Effect on Visceral Fat Area in Healthy Population. *Roczniki Państwowego Zakładu Higieny*, 69(4), 353-362. <https://doi.org/10.32394/rpzh.2018.0040>
- Gonzalez-Viejo, C., Torrico, D. D., Dunshea, F. R., & Fuentes, S. (2019). Emerging Technologies Based on Artificial Intelligence to Assess the Quality and Consumer Preference of Beverages. *Beverages*, 5(4), 62. <https://doi.org/10.3390/beverages5040062>
- González, C. M., Garzón, R., & Rosell, C. M. (2019). Insects as Ingredients for Bakery Goods. A Comparison Study of *H. Illucens*, *A. Domestica* and *T. Molitor* Flours. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 51, 205-210. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2018.03.021>
- González-Filgueira, G., Permuy, F. J. R., & Universidade da Coruña, Escuela Politécnica Superior, 15403, Ferrol, España. (2018). Automatización de Una Planta Industrial de Alimentación Mediante Control Distribuido. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 27, 1-17. <https://doi.org/10.17013/risti.27.1-17>
- Gray, J. a., & Bemiller, J. n. (2003). Bread Staling: Molecular Basis and Control. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 2(1), 1-21. <https://doi.org/10.1111/j.1541-4337.2003.tb00011.x>
- Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2019). A Survey of Methods for Explaining Black Box Models. *ACM Computing Surveys*, 51(5), 1-42. <https://doi.org/10.1145/3236009>
- Guiné, R. P. F. (2022). Textural Properties of Bakery Products: A Review of Instrumental and Sensory Evaluation Studies. *Applied Sciences*, 12(17), 8628. <https://doi.org/10.3390/app12178628>
- Hadian, Z., & Mousavi, A. (2022). Sugar, Fat, Saturated and Trans Fatty Acid Contents in Iranian Cereal-Based Baked Products. *Food Science and Technology*, 42, e26724. <https://doi.org/10.1590/fst.26724>
- Hager, A.-S., Wolter, A., Czerny, M., Bez, J., Zannini, E., Arendt, E. K., & Czerny, M. (2012). Investigation of Product Quality, Sensory Profile and Ultrastructure of Breads Made from a Range of Commercial Gluten-Free Flours Compared to Their Wheat Counterparts. *European Food Research and Technology*, 235(2), 333-344. <https://doi.org/10.1007/s00217-012-1763-2>
- Hanafi, D., Novia, D., & Putra, A. A. (2020). Karakteristik Patty Burger Yang Dibuat Dari Daging Itik Dengan Berbagai Persentase Tepung Talas. *Journal of Livestock and Animal Health*, 3(1), 27-31.

- <https://doi.org/10.32530/jlah.v3i1.195>
- Hoseney, R. C., & Rogers, D. E. (1990). The Formation and Properties of Wheat Flour Doughs. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 29(2), 73-93. <https://doi.org/10.1080/10408399009527517>
- Huang, S., Chao, C., Yu, J., Copeland, L., & Wang, S. (2021). New Insight into Starch Retrogradation: The Effect of Short-Range Molecular Order in Gelatinized Starch. *Food Hydrocolloids*, 120, 106921. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2021.106921>
- Hussain, A., Kausar, T., Aslam, J., Qudoods, M. Y., Ali, A., Kauser, S., Zerlasht, M., Rafique, A., Noreen, S., Iftikhar, K., Waheed Iqbal, M., Shoaib, M., Refai, M. Y., Aqlan, F., & Korma, S. A. (2023). Physical and Rheological Studies of Biscuits Developed with Different Replacement Levels of Pumpkin (Cucurbita Maxima) Peel, Flesh, and Seed Powders. *Journal of Food Quality*, 2023, 1-13. <https://doi.org/10.1155/2023/4362094>
- Izzo, L., Luz, C., Ritieni, A., Mañes, J., & Meca, G. (2020). Whey Fermented by Using Lactobacillus Plantarum Strains: A Promising Approach to Increase the Shelf Life of Pita Bread. *Journal of Dairy Science*, 103(7), 5906-5915. <https://doi.org/10.3168/jds.2019-17547>
- Jakkula, V. (2006). *Tutorial on Support Vector Machine (SVM)*.
- Jensen, S., Oestdal, H., & Thybo, A. K. (2010). Sensory Profiling of Changes in Wheat and Whole Wheat Bread during a Prolonged Period of Storage. *Journal of Sensory Studies*, 25(2), 231-245. <https://doi.org/10.1111/j.1745-459X.2009.00254.x>
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine Learning: Trends, Perspectives, and Prospects. *Science*, 349(6245), 255-260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- Katina, K., Salmenkallio-Marttila, M., Partanen, R., Forssell, P., & Autio, K. (2006). Effects of Sourdough and Enzymes on Staling of High-Fibre Wheat Bread. *LWT - Food Science and Technology*, 39(5), 479-491. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2005.03.013>
- Keetels, C. J. A. M., Visser, K. A., Van Vliet, T., Jurgens, A., & Walstra, P. (1996). Structure and Mechanics of Starch Bread. *Journal of Cereal Science*, 24(1), 15-26. <https://doi.org/10.1006/jcres.1996.0033>
- Khan, R., Tyagi, N., & Chauhan, N. (2021). Safety of Food and Food Warehouse Using VIBHISHAN. *Journal of Food Quality*, 2021, 1-12. <https://doi.org/10.1155/2021/1328332>
- Khorolskiy, V., Yermak, S., Bavyko, O., Korenets, Y., & Riabykina, N. (2018). Technological Complex of Automated Control and Management of Water Purification and Bread Production with Robotic Technologic Intensifiers. *Journal of Hygienic Engineering and Design*, 25, 112-120.
- Lawlis, T., Islam, W., & Upton, P. (2018). Achieving the Four Dimensions of Food Security for Resettled Refugees in Australia: A Systematic Review. *Nutrition & Dietetics*, 75(2), 182-192. <https://doi.org/10.1111/1747-0080.12402>
- Lazcano-Hernandez, M. A., Navarro-Cruz, A. R., Sanches, R. Á.-S., Hernandez-Abundez, J. A., Zeron-Alvarado, C. A., & Pereira, D. S. (2019). Incorporación de Harina de Polen En Panificación. *Revista Verde de Agroecología e Desenvolvimento Sustentável*, 14(1), 48. <https://doi.org/10.18378/rvads.v14i1.5920>
- Levy, N., & Zepeda, M. (1995). Evolución de La Industria Del Pan En México, En El Contexto Del Ajuste Estructural. *Investigación Económica*, 55(214), 49-66. <https://www.jstor.org/stable/42778945>
- Lezoche, M., Hernandez, J. E., Alemany Díaz, M. D. M. E., Panetto, H., & Kacprzyk, J. (2020). Agri-Food 4.0: A Survey of the Supply Chains and Technologies for the Future Agriculture. *Computers in Industry*, 117, 103187. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103187>
- Liu, A., Xu, R., Zhang, S., Wang, Y., Hu, B., Li, Q., Li, J., Hu, K., Yang, Y., & Liu, S. (2022). Antifungal Mechanisms and Application of Lactic Acid Bacteria in Bakery Products: A Review. *Frontiers in Microbiology*, 13, 924398. <https://doi.org/10.3389/fmicb.2022.924398>
- Liu, Wang, S., Zhang, Y., Feng, Y., Liu, J., & Zhu, H. (2023). Artificial Intelligence in Food Safety: A Decade Review and Bibliometric Analysis. *Foods*, 12(6), 1242. <https://doi.org/10.3390/foods12061242>
- Luna-Fernández, M., & Bárcenas-Pozos, M. E. (2011). Envejecimiento del pan: causas y soluciones. *Temas Selectos de Ingeniería de Alimentos*, 5(2), 40-53.
- Mannaro, K., Baire, M., Fanti, A., Lodi, M. B., Didaci, L., Fedeli, A., Cocco, L., Randazzo, A., Mazzarella, G., & Fumera, G. (2022). A Robust SVM Color-Based Food Segmentation Algorithm for the Production Process of a Traditional Carasau Bread. *IEEE Access*, 10, 15359-15377. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3147206>

- Manzano, J. M., Limón, D., Cantarero, T. Álamo, & Calliess, J. P. (2020). Control Predictivo Basado En Datos. *XXXVIII Jornadas de Automática: Gijón, 6, 7, y 8 de Septiembre de 2017*, 115-121. <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497497749.0115>
- Marín-Murillo, F., Armentia-Vizueté, J.-I., & Olabarri-Fernández, E. (2016). Alimentación y Salud: Enfoques Predominantes En Prensa Española. *Revista Latina de Comunicación Social, 71*, 632-653. <https://doi.org/10.4185/RLCS-2016-1113>
- Matignon, A., & Tecante, A. (2021). Understanding the Characteristics and Staling of “Pan de Muerto”: A Traditional Mexican Bread by Relating Its Fat Content to Starch Retrogradation. *Food and Nutrition Sciences, 12*(06), 509-525. <https://doi.org/10.4236/fns.2021.126039>
- Melini, V., & Melini, F. (2018). Strategies to Extend Bread and GF Bread Shelf-Life: From Sourdough to Antimicrobial Active Packaging and Nanotechnology. *Fermentation, 4*(1), 9. <https://doi.org/10.3390/fermentation4010009>
- Montero-Rodríguez, J. C. D. J., Roshan Biswal, R., & La Cruz, E. S. D. (2019). Algoritmos de Aprendizaje Automático de Vanguardia Para El Diagnóstico de Enfermedades. *Research in Computing Science, 148*(acos), 455-468. <https://doi.org/10.13053/rcs-148-7-34>
- Montoya-López, J., & Giraldo-Giraldo, G. A. (2010). Caracterización físico-química de harina de trigo, masa y pan. *Revista de Investigaciones Universidad del Quindío, 20*(1), 29-35. <https://doi.org/10.33975/riug.vol20n1.703>
- Morales, M., Rodríguez Sandoval, E., Universidad Nacional de Colombia, Cortes, M., & Universidad Nacional de Colombia. (2013). Efecto de Los Emulsificantes Sobre Las Características Físicas y Texturales Del Buñuelo. *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica, 16*(2). <https://doi.org/10.31910/rudca.v16.n2.2013.914>
- Mu, W., Kleter, G. A., Bouzembrak, Y., Dupouy, E., Frewer, L. J., Radwan Al Natour, F. N., & Marvin, H. J. P. (2024). Making Food Systems More Resilient to Food Safety Risks by Including Artificial Intelligence, Big Data, and Internet of Things into Food Safety Early Warning and Emerging Risk Identification Tools. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 23*(1), e13296. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.13296>
- Mundo-Rosas, V., Shamah-Levy, T., & A Rivera-Dommarco, J. (2013). Epidemiología de La Inseguridad Alimentaria En México. *Salud Pública de México, 55*(Supl.2), 206. <https://doi.org/10.21149/spm.v55s2.5117>
- Mustafa, F., & Andreescu, S. (2018). Chemical and Biological Sensors for Food-Quality Monitoring and Smart Packaging. *Foods, 7*(10), 168. <https://doi.org/10.3390/foods7100168>
- Naseer, B., Naik, H. R., Hussain, S. Z., Bhat, T., & Rouf, A. (2021). Exploring High Amylose Rice in Combination with Carboxymethyl Cellulose for Preparation of Low Glycemic Index Gluten-Free Shelf-Stable Cookies. *British Food Journal, 123*(12), 4240-4263. <https://doi.org/10.1108/BFJ-02-2021-0165>
- Nguyen, T., Nawaz, A., Peña Querata, J., Tenhunen, H., & Westerlund, T. (2020). Artificial Intelligence at the Edge in the Blockchain of Things. En G. M. P. O'Hare, M. J. O'Grady, J. O'Donoghue, & P. Henn (Eds.), *Wireless Mobile Communication and Healthcare* (Vol. 320, pp. 267-280). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49289-2_21
- Niu, B. K., Olajide, T. M., Liu, H. A., Pasdar, H., & Weng, X. C. (2021). Effects of Different Baking Techniques on the Quality of Walnut and Its Oil. *Grasas y Aceites, 72*(2), e406. <https://doi.org/10.3989/gya.1142192>
- Opondo, F., Nakhumicha, A., & Anyango, J. (2022). Microbiological Assessment and Shelf-Life Determination of Wheat Muffins Enriched with Domesticated African Emperor Moth (&I>Gonimbrasia Zambesina</I> Walker) Caterpillar Flour. *Food and Nutrition Sciences, 13*(08), 734-749. <https://doi.org/10.4236/fns.2022.138053>
- Passamai, V. J., Passamai, T. M., Pareja, S., & Pinal, G. (2008). Fabricación de pan. Comparación con la elaboración mediante energía solar. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente, vol. 12*.
- Pérez, I. (2010). Eonomía Del Pan: Consumo y Configuración Territorial En México. *Problemas del desarrollo, 41*, 177-179. <https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2010.162.20626>
- Pérez-Rodríguez, E., Ibarra-Herrera, C. C., & Pérez-Carrillo, E. (2023). Effect of Incorporation of Solid-State Fermented Edible Insects *Tenebrio Molitor* and *Sphenarium Purpurascens* with *Aspergillus Oryzae* in

- the Elaboration of Bread. *LWT*, 184, 115003. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2023.115003>
- Pinzón Martínez, D. L., Mariezcurrena Berasain, M. D., Arzate Serrano, H. D., Mariezcurrena Berasain, M. A., Mohamed Salem, A. Z., & Medina García, A. (2020). Adición de Extracto Acuoso de Ajo (*Allium Sativum*) En Dieta de Conejos (*Oryctolagus Cuniculus*) Sobre Productividad, Calidad Física y Microbiológica de La Carne. *Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias*, 11(3), 686-700. <https://doi.org/10.22319/rmcp.v11i3.4669>
- Ponce, J., Málaga, J., Huamani, A., & Chuqui, S. (2016). Optimización de la concentración de la α -amilasa y lactosuero en el mejoramiento de las características tecnológicas, nutricionales y sensoriales del pan francés. *Agroindustrial Science*, 6(2), 185-194.
- Portales, P. S. (2020). Calidad Microbiológica del pan: *Bacillus cereus*. *Universidad de Valladolid*.
- Primahesa, I. G., & Ngatilah, Y. (2022). Quality Analysis of Bakery Products Using the Six Sigma Method and Failure Mode and Effect Analysis (Fmea) Case Study on Cv. Xyz. *International journal on advanced technology, engineering, and information system (ijateis)*, 1(2), 59-72. <https://doi.org/10.55047/ijateis.v1i2.319>
- Purhagen, J. K., Sjöö, M. E., & Eliasson, A.-C. (2011). Starch Affecting Anti-Staling Agents and Their Function in Freestanding and Pan-Baked Bread. *Food Hydrocolloids*, 25(7), 1656-1666. <https://doi.org/10.1016/j.foodhyd.2011.03.004>
- Qureshi, T., Saeed, M., Ahsan, K., Malik, A. A., Muhammad, E. S., & Touheed, N. (2022). Smart Agriculture for Sustainable Food Security Using Internet of Things (IoT). *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2022/9608394>
- Rane, S. (2011). Street Vended Food in Developing World: Hazard Analyses. *Indian Journal of Microbiology*, 51(1), 100-106. <https://doi.org/10.1007/s12088-011-0154-x>
- Rauschkolb, J. C. (2017). Embalagem Ativa Multifuncional Para a Conservação de Produtos Hortícolas Minimamente Processados. *Revista do Congresso Sul Brasileiro de Engenharia de Alimentos*, 3(1). <https://doi.org/10.5965/24473650312017004>
- Rayas-Duarte, P., & Murtini, E. S. (2020). Bread Staling. En *Breadmaking* (pp. 561-585). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102519-2.00019-0>
- Reatiga Charris, I. (2018). Gestión Del Conocimiento Como Estrategia En El Direccionamiento de Los Costos. *Dictamen Libre*, 22, 37-50. <https://doi.org/10.18041/2619-4244/dl.22.5026>
- Rinaldi, M., Paciulli, M., Caligiani, A., Sgarbi, E., Cirlini, M., Dall'Asta, C., & Chiavaro, E. (2015). Durum and Soft Wheat Flours in Sourdough and Straight-Dough Bread-Making. *Journal of Food Science and Technology*, 52(10), 6254-6265. <https://doi.org/10.1007/s13197-015-1787-2>
- Rizzello, C. G., Cassone, A., Coda, R., & Gobbetti, M. (2011). Antifungal Activity of Sourdough Fermented Wheat Germ Used as an Ingredient for Bread Making. *Food Chemistry*, 127(3), 952-959. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2011.01.063>
- Rodríguez, G., Avellaneda, S., Pardo, R., Villanueva, E., & Aguirre, E. (2018). Bread Leaf Enriched with Extruded Cake from Sacha Inchi (*Plukenetia Volubilis* L.): Chemistry, Rheology, Texture and Acceptability. *Scientia Agropecuaria*, 9(2), 199-208. <https://doi.org/10.17268/sci.agropecu.2018.02.04>
- Rodríguez, Vizcarra, T. A., & Huallpartupa, D. J. R. (2014). Determinación de vida útil en anaquele de pan libre de Gluten a base de harina de quinua (*Chenopodium quinoa*) envasado en polietileno y polipropileno. *Ciencia & Desarrollo*, 18, 68-71. <https://doi.org/10.33326/26176033.2014.18.454>
- Roman, L., & Martinez, M. M. (2019). Structural Basis of Resistant Starch (RS) in Bread: Natural and Commercial Alternatives. *Foods*, 8(7), 267. <https://doi.org/10.3390/foods8070267>
- Rosell, C. M. (2011). Chapter 1 - The Science of Doughs and Bread Quality. En V. R. Preedy, R. R. Watson, & V. B. Patel (Eds.), *Flour and Breads and Their Fortification in Health and Disease Prevention* (pp. 3-14). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-380886-8.10001-7>
- Rosenbusch, H., Soldner, F., Evans, A. M., & Zeelenberg, M. (2021). Supervised Machine Learning Methods in Psychology: A Practical Introduction with Annotated R Code. *Social and Personality Psychology Compass*, 15(2), e12579. <https://doi.org/10.1111/spc3.12579>
- Sadeghian, S. F., Salami, M., Ariaenejad, S., Emam-Djomeh, Z., Sheykh Abdollahzadeh Mamaghani, A., Kavousi, K., Moghadam, M., & Hosseini Salekdeh, G. (2022). Synergistic Effect of Metagenome-Derived Starch-Degrading Enzymes on Quality of Functional Bread with Antioxidant Activity. *Starch - Stärke*, 74(1-2), 2100098. <https://doi.org/10.1002/star.202100098>

- Sahni, V., Srivastava, S., & Khan, R. (2021). Modelling Techniques to Improve the Quality of Food Using Artificial Intelligence. *Journal of Food Quality*, 2021, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2021/2140010>
- Samaniego-Vaesken, M. D. L., Partearroyo, T., Valero, T., Rodriguez, P., Soto-Méndez, M. J., Hernández-Ruiz, Á., Lara Villoslada, F., Leis, R., Victoria, E. M. D., Moreno, J. M., Ortega, R. M., Ruiz-López, M. D., Gil, Á., & Varela-Moreiras, G. (2020). Carbohydrates, Starch, Total Sugar, Fiber Intakes and Food Sources in Spanish Children Aged One to <10 Years—Results from the EsNuPI Study. *Nutrients*, 12(10), 3171. <https://doi.org/10.3390/nu12103171>
- Savkina, O., Kuznetsova, L., Lokachuk, M., Parakhina, O., Pavlovskaya, E., & Lavrenteva, N. (2020). The Way of Old Bread Recycling in the Bread Making. *E3S Web of Conferences*, 161, 01082. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202016101082>
- Sánchez-González, J. A., & Pérez, J. A. (2016). Sensory Shelf Life of Mantecoso Cheese Using Accelerated Testing. *Scientia Agropecuaria*, 7, 215-222. <https://doi.org/10.17268/sci.agropecu.2016.03.08>
- Sharma, A., Podoplelova, E., Shapovalov, G., Tselykh, A., & Tselykh, A. (2021). Sustainable Smart Cities: Convergence of Artificial Intelligence and Blockchain. *Sustainability*, 13(23), 13076. <https://doi.org/10.3390/su132313076>
- Silva, L. A. D., Tavares, I. M. D. C., Oliveira, C. P. D., Oliveira, J. R. D., Irfan, M., Bilal, M., & Franco, M. (2021). Nutritional Quality and Price of Regular Food versus Gluten-Free on E-commerce Platforms. *Research, Society and Development*, 10(10), e137101018751. <https://doi.org/10.33448/rsd-v10i10.18751>
- Singh, A. V., Bansod, G., Mahajan, M., Dietrich, P., Singh, S. P., Rav, K., Thissen, A., Bharde, A. M., Rothenstein, D., Kulkarni, S., & Bill, J. (2023). Digital Transformation in Toxicology: Improving Communication and Efficiency in Risk Assessment. *ACS Omega*, 8(24), 21377-21390. <https://doi.org/10.1021/acsomega.3c00596>
- Sirpatrawan, U. (2009). Shelf-life Simulation of Packaged Rice Crackers. *Journal of Food Quality*. *Journal of Food Quality*, 32(2), 224-239. <https://doi.org/10.1111/j.1745-4557.2009.00247.x>
- Smith, J. P., Daifas, D. P., El-Khoury, W., Koukoutsis, J., & El-Khoury, A. (2004). Shelf Life and Safety Concerns of Bakery Products—A Review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 44(1), 19-55. <https://doi.org/10.1080/10408690490263774>
- Soares, E. C., Oliveira, G. S. F. D., Maia, G. A., Monteiro, J. C. S., Silva Jr., A., & S. Filho, M. D. S. D. (2001). Desidratação Da Polpa de Acerola (Malpighia Emarginata d.c.) Pelo Processo "Foam-Mat". *Ciência e Tecnologia de Alimentos*, 21(2), 164-170. <https://doi.org/10.1590/S0101-20612001000200008>
- Souza, M. L. D., & Menezes, H. C. D. (2008). Otimização Do Processo de Extrusão Termoplástica Da Mistura Castanha Do Brasil Com Farinha de Mandioca. *Ciência e Tecnologia de Alimentos*, 28(3), 659-667. <https://doi.org/10.1590/S0101-20612008000300023>
- Steffolani, M. E. (2010). Efecto de las enzimas pentosanasa, glucosa oxidasa y transglutaminasa en productos de panificación [Doctor en Ciencias Exactas, {\'a}rea Ciencias Biol{\'o}gicas], Universidad Nacional de La Plata]. <https://doi.org/10.35537/10915/2638>
- Sucipto, S., Sumbayak, P. W., & Perdani, C. G. (2020). Evaluation of Good Manufacturing Practices (GMP) and Sanitation Standard Operating Procedure (SSOP) Implementation for Supporting Sustainable Production in Bakery SMEs. *Turkish Journal of Agriculture - Food Science and Technology*, 8(1), 7-12. <https://doi.org/10.24925/turjaf.v8i1.7-12.1960>
- Taglieri, I., Macaluso, M., Bianchi, A., Sanmartin, C., Quartacci, M. F., Zinnai, A., & Venturi, F. (2021). Overcoming Bread Quality Decay Concerns: Main Issues for Bread Shelf Life as a Function of Biological Leavening Agents and Different Extra Ingredients Used in Formulation. A Review. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 101(5), 1732-1743. <https://doi.org/10.1002/jsfa.10816>
- Tasiguano, B. L., Villarreal, C., Schmiele, M., & Vernaza, M. G. (2019). Efecto Del Tiempo de Cocción Del Zapallo (Cucurbita Maxima) y La Adición de Glucosa Oxidasa En El Aumento de Almidón Resistente Del Pan de Molde. *Información Tecnológica*, 30(3), 167-178. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642019000300167>
- Toledo-Fraginals, A. J. (2022). Herramientas Para Proteger Las Creaciones de La Moda En La Propiedad Intelectual. *Revista Iberoamericana de la Propiedad Intelectual*, 16(00), 93-131. <https://doi.org/10.26422/RIPI.2022.1600.tol>
- Torrijos, R., Nazareth, T., Pérez, J., Mañes, J., & Meca, G. (2019). Development of a Bioactive Sauce Based on

- Oriental Mustard Flour with Antifungal Properties for Pita Bread Shelf Life Improvement. *Molecules*, 24(6), 1019. <https://doi.org/10.3390/molecules24061019>
- Trienekens, J., & Zuurbier, P. (2008). Quality and Safety Standards in the Food Industry, Developments and Challenges. *International Journal of Production Economics*, 113(1), 107-122. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2007.02.050>
- U.S. Department of Agriculture. (2019). *Bread, White, Commercially Prepared (Includes Soft Bread Crumbs)*. <https://fdc.nal.usda.gov/fdc-app.html#/food-details/174924/nutrients>.
- Urquía-Fernández, N. (2014). La seguridad alimentaria en México. *salud pública de méxico*, 56.
- Vanmathi Mugasundari, A., & Anandakumar, S. (2022). Shelf Life Extension of Bread Using Ethanol Emitters with Different Packaging Materials. *Journal of Food Processing and Preservation*, 46(12). <https://doi.org/10.1111/jfpp.17143>
- Vasilescu, D.-C., & Filzmoser, M. (2021). Machine Invention Systems: A (r)Evolution of the Invention Process? *AI & Society*, 36(3), 829-837. <https://doi.org/10.1007/s00146-020-01080-1>
- Vega, óscar, Marco, R. D., & Risio, C. D. (2015). *Propiedades físicas y sensoriales de un pan fresco, con la adición de enzimas lacasa, xilanasa y lipasa*.
- Vignali, G., & Volpi, A. (2013). Analysis and Evaluation of Cooking Parameters for Sweet Bakery Products. *Advance Journal of Food Science and Technology*, 5(7), 843-854. <https://doi.org/10.19026/ajfst.5.3171>
- Wang, Wang, W., & Zhang, S. (2023). Stock Price Return Prediction Based on Multifactorial Machine Learning Approaches. En D. Qiu, Y. Jiao, & W. Yeoh (Eds.), *Proceedings of the 2022 International Conference on Bigdata Blockchain and Economy Management (ICBBEM 2022)* (Vol. 5, pp. 324-333). Atlantis Press International BV. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-030-5_34
- Wang, & Zhu, F. (2018). Quality Attributes of Bread Fortified with Staghorn Sumac Extract. *Journal of Texture Studies*, 49(1), 129-134. <https://doi.org/10.1111/jtxs.12283>
- Wanjiku Kiharason, J. (2019). Shelf-Life of Pumpkin Fruit Slices, Flour and Blended Products. *International Journal of Food Science and Biotechnology*, 4(1), 14. <https://doi.org/10.11648/j.ijfsb.20190401.13>
- Wanjuu, C., Abong, G., Mbogo, D., Heck, S., Low, J., & Muzhingi, T. (2018). The Physiochemical Properties and Shelf-life of Orange-fleshed Sweet Potato Puree Composite Bread. *Food Science & Nutrition*, 6(6), 1555-1563. <https://doi.org/10.1002/fsn3.710>
- Westall, D. (2011). La Obesidad Infantil En La Prensa Española. *Estudios sobre el Mensaje Periodístico*, 17(1), 215-224. https://doi.org/10.5209/rev_ESMP.2011.v17.n1.13
- Whistler, R. L., BeMiller, J. N., & Paschall, E. F. (2012). *Starch: Chemistry and Technology*. Academic Press.
- Yu, F. R., & He, Y. (2019). Introduction to Machine Learning. En *Deep Reinforcement Learning for Wireless Networks* (pp. 1-13). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-10546-4_1
- Yue, Q., Liu, C., Li, L., Zheng, X., & Bian, K. (2019). Effects of Fermentation on the Rheological Characteristics of Dough and the Quality of Steamed Bread. *Journal of Food Processing and Preservation*, 43(10). <https://doi.org/10.1111/jfpp.14115>
- Zdaniuk, B. (2014). Ordinary Least-Squares (OLS) Model. En A. C. Michalos (Ed.), *Encyclopedia of Quality of Life and Well-Being Research* (pp. 4515-4517). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-0753-5_2008
- Zegarra Méndez, E. (2010). Seguridad Alimentaria : Una Propuesta de Política Para El Próximo Gobierno. En J. Rodríguez & M. D. Tello (Eds.), *Opciones de Política Económica En El Perú: 2011-2015* (pp. 71-106). Pontificia Universidad Católica del Perú. <https://doi.org/10.18800/9789972429439.003>
- Zhao, M., Rao, J., & Chen, B. (2022). Effect of High Oleic Soybean Oil Oleogels on the Properties of Doughs and Corresponding Bakery Products. *Journal of the American Oil Chemists' Society*, 99(11), 1071-1083. <https://doi.org/10.1002/aocs.12594>

CAPÍTULO 2

Predicción de la actividad de agua en biscoques mediante un modelo de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios

Resumen

EL PRESENTE CAPÍTULO ABORDÓ el problema central de predecir la actividad de agua en biscoques para garantizar su seguridad alimentaria. El objetivo principal fue desarrollar un modelo predictivo utilizando regresión lineal múltiple de mínimos cuadrados ordinarios. La metodología incluyó la determinación de humedad y el análisis de regresión lineal múltiple para evaluar supuestos del modelo como linealidad, normalidad de residuos y presencia de valores atípicos. Se identificó la multicolinealidad en el modelo, sugiriendo la necesidad de correcciones. Los resultados principales destacaron que el tiempo de almacenamiento fue la variable más significativa en la predicción de la actividad de agua en biscoques. Además, se observó que la temperatura y el tiempo de almacenamiento influyeron significativamente en la actividad de agua, siendo el modelo de orden cero el que mejor se ajustó a los datos experimentales. La discusión se centró en la capacidad predictiva del modelo, que se evaluó visualmente y se demostró efectiva para capturar la relación entre variables. En conclusión, se determinó que la implementación de un dispositivo conectado al Internet de las cosas con un modelo de regresión lineal múltiple de mínimos cuadrados ordinarios ofrece beneficios significativos en términos de monitoreo remoto, detección temprana de anomalías, automatización de procesos y mejora de la calidad y seguridad alimentaria, cumpliendo así con el objetivo general del estudio.

Lista de acrónimos

ANOVA	análisis de varianza	40
VU	vida útil	2
SA	seguridad alimentaria	4
MCO	mínimos cuadrados ordinarios	2
AW	actividad de agua	35
VIF	factores de la inflación de la varianza	39
IdC	Internet de las cosas	23

2.1. Introducción

El bísquet es un pan elaborado con mantequilla y leche, su presentación es la de un pan redondo con una protuberancia redonda en su centro, tal como puede observarse en la Figura 2.1. Suele ser un acompañamiento en desayunos o almuerzos y se suelen rellenar con productos como mermeladas, jaleas, crema de avellanas o nata. Su origen en México se remonta a la llegada de inmigrantes chinos que lo trajeron consigo (Universidad Anáhuac Querétaro, 2020).

El proceso de elaboración del bísquet se muestra en la Figura 2.2. El proceso de elaboración del bísquet inicia con la recepción de la materia prima y su embalaje, donde se lleva a cabo una serie de pasos como la verificación, inspección, aprobación, recepción y estibado para su posterior almacenamiento. Cada ingrediente de la formulación del producto es pesado meticulosamente siguiendo el manual de fórmulas. Posteriormente, se procede a la crema de la margarina utilizando un gancho para homogeneizarla, realizando dos rondas de homogeneización con diferentes velocidades. En la etapa de laminado, la masa se divide y se dobla para adquirir mayor consistencia, seguido de un estiramiento hasta alcanzar un grosor específico. Se pesan y colocan porciones de masa en charolas para hornear, esperando a que dupliquen su volumen antes de aplicar un barniz de huevo y hornear a 200°C. Una vez fuera del horno, se aplica sorbato de potasio al 6% como conservador, seguido de un enfriamiento en una cámara refrigerada. El producto final se empaca en película transparente con etiquetas que incluyen la fecha de caducidad y el lote correspondiente. Se realiza una inspección final para determinar la calidad del producto, rechazándolo o aceptándolo según los estándares establecidos. Finalmente, se almacena en cajas etiquetadas y se distribuye a los vendedores y clientes pertinentes.

En general el pan se considera como un alimento con poca vida útil (VU) debido a que está sujeto a diversos cambios biológicos y fisicoquímicos (Pateras, 2007). El envejecimiento del pan se manifiesta en una humedad aparentemente más baja, crecimiento de hongos filamentosos y levaduras, y el endurecimiento. Estos cambios afectan su calidad sensorial, nutricional y fisicoquímica, reduciendo la VU. Retomando el significado de VU, este se refiere al periodo de tiempo desde la producción de un alimento en el que su calidad y características sensoriales serán inaceptables para el consumidor y a la vez afectarán a la seguridad alimentaria (SA); de este modo el envejecimiento del pan y los fenómenos de deterioro que abarca son directamente responsables del acortamiento de la VU del pan al provocar los efectos de la descripción antes proporcionada (Fu & Labuza, 1993; Kwásniewska et al., 2014).

El envejecimiento del pan es un factor determinante en la VU de estos productos, ya que durante el almacenamiento, el pan experimenta una serie de cambios fisicoquímicos y microbiológicos que afectan su calidad y durabilidad (Melini & Melini, 2018). Un pan fresco es fácil de identificar por sus características sensoriales, por ejemplo, el pan de caja o pan blanco se caracteriza por una corteza crujiente, miga blanda y aroma agradable, en vista microscópica los gránulos de almidón están hinchados y deformados pero reconocibles; sin embargo, durante fenómenos de deterioro como el envejecimiento, la firmeza de la miga aumenta mientras que la corteza se ablanda, esto tiene que ver con la retrogradación del almidón y la migración del agua (Chinachoti, 2018). Estos cambios incluyen la pérdida de humedad, la formación de moho, la rancidez de las grasas y la pérdida de frescura, lo que conduce a una disminución en la calidad del pan y a una reducción en su VU.

La presencia de microorganismos, como bacterias y levaduras, en el pan puede acelerar su deterioro durante el almacenamiento, lo que afecta su calidad y SA. Además, la interacción entre los componentes del pan, como el almidón y las proteínas, con el agua presente en el ambiente, conduce a cambios en la textura y la estructura del pan, lo que influye en su frescura y palatabilidad. Además, la adición de ingredientes como enzimas, conservantes y aditivos, así como el uso de tecnologías como la nanotecnología y el envasado activo, pueden influir en la VU del pan al modular su interacción con el ambiente y su susceptibilidad al deterioro. Por ejemplo, la adición de xilanasa al pan integral puede afectar sus atributos de calidad y su VU (Chinachoti, 2018).

Usualmente cuando se menciona la palabra calidad a la mente del consumidor vienen imágenes de alimentos frescos o sellos que aseguren que un producto es superior, de esta manera, la definición de calidad desde el punto de vista de los consumidores suele ser variable, dichos casos suelen ser comunes en la industria de la panificación, aunque hay características comunes como evitar pan con moho, la calidad de estos productos abarca un concepto y procesos más amplios. Debido a esta incertidumbre o desconocimiento, es importante para una empresa o empresario tener un buen control de los parámetros de calidad incluso si estos no son

percibidos a simple vista por los consumidores. El control de la calidad en la elaboración del pan desde la elección de los ingredientes es esencial, puesto que una harina con más o menos proteínas, en conjunto con la adición de agua, pueden determinar las interacciones de la masa y sus redes de gluten, que eventualmente reflejan su calidad en la velocidad en que parecen los fenómenos de deterioro del envejecimiento (Cauvain, 2012).

La regresión lineal como método de predicción ha sido ampliamente utilizada en la ciencia por su eficiencia al momento de presentar datos, cuando hay una relación lineal entre una variable dependiente y y una variable independiente x es posible determinar una ecuación de la recta en la que se considere un intercepto β_0 y una pendiente β_1 ; cuando se calcula la diferencia entre el valor y y la línea recta dada por $(\beta_0 + \beta_1 x)$ existe un error e , que no es más que un error estadístico que se puede deber a los valores de las variables, poder definir este error ayuda a que los resultados posteriormente se puedan expresar de manera más confiable (Lakshmi et al., 2021).

Los modelos de regresión lineal, en particular los mínimos cuadrados ordinarios (MCO), son apropiados para abordar el objetivo de predicción y análisis del envejecimiento del pan debido a su capacidad para modelar relaciones lineales y su versatilidad en la predicción de resultados (Huerta Fernández et al., 2021). Estos modelos permiten estimar la relación entre variables, como por ejemplo, la relación entre el tiempo de envejecimiento del pan y las condiciones ambientales o los ingredientes utilizados en su preparación. Además, los modelos de regresión lineal son ampliamente utilizados en diversos campos, como la agricultura, la biología, la química, la ingeniería, entre otros, lo que demuestra su aplicabilidad en diferentes contextos de investigación.

La utilización de modelos de regresión lineal ha demostrado ser efectiva en la predicción de resultados en diversos estudios, como por ejemplo, en la influencia de vermicompost en el rendimiento de *Vitis vinifera* L. (Huerta Fernández et al., 2021), en la dinámica de crecimiento de plantas de pimentón (Villegas et al., 2018), y en la evaluación de la calidad de vida de personas con osteoporosis (Osca Guadalajara et al., 2015). Estos ejemplos ilustran la capacidad de los modelos de regresión lineal para predecir resultados basados en variables predictoras, lo cual es relevante para el análisis del envejecimiento del pan, donde se pueden utilizar variables como tiempo de cocción, temperatura, humedad, entre otras, para predecir la calidad y durabilidad del producto final.

Además, la aplicación de modelos de regresión lineal ha sido fundamental en la investigación en ciencias de los alimentos, como en el estudio de la nanotecnología en la industria alimentaria (Fúnez et al., 2016), donde se han utilizado para predecir el comportamiento de materiales en contacto con los alimentos y en el envasado de productos alimenticios, lo que resalta su relevancia en el análisis de procesos y propiedades de alimentos, incluyendo el envejecimiento del pan.

Uno de los factores que más influyen en el deterioro microbiológico del pan es la actividad de agua (AW), ya que este factor determina los parámetros mínimos para el crecimiento de diversos microorganismos. Por ejemplo, en productos de panadería con bajo contenido de humedad y AW de 0.6 a 0.85, se suelen presentar mohos y levaduras, mientras que en rangos de AW de 0.94-0.99, considerados en productos de panadería de alta humedad, hay posibilidad de desarrollo de hongos, levaduras y una gran variedad de bacterias (Smith et al., 2004).

La AW en los alimentos desempeña un papel crítico en la determinación de la VU de los productos alimenticios. El contenido de agua en los alimentos influye directamente en la velocidad de deterioro de los mismos, ya que el agua es un factor clave en la proliferación de microorganismos responsables de la descomposición de los alimentos (Smith et al., 2004). Por ejemplo, en productos de panadería, como pan, bollos y pasteles, el contenido de agua puede afectar significativamente su VU e inocuidad alimentaria (Smith et al., 2004). La presencia de agua en los alimentos también puede influir en la textura, sabor y calidad general de los productos (Sawhney et al., 2014). Para contrarrestar los efectos negativos de la AW en los alimentos, se han desarrollado diversas tecnologías y enfoques, como recubrimientos comestibles, películas antimicrobianas y envases inteligentes (Dhall, 2013; Ma et al., 2017; Martínez Abad et al., 2012). Estas innovaciones buscan controlar la AW en los alimentos para prolongar su VU al inhibir el crecimiento microbiano y preservar la frescura y la calidad de los productos (Dhall, 2013). Además, se ha investigado el uso de nanoemulsiones y recubrimientos comestibles para mejorar la calidad y VU de frutas y verduras frescas (Hasan et al., 2020; Tripathi et al., 2021).

Considerando lo anterior planteado, el objetivo de este capítulo fue examinar las interrelaciones entre los



Figura 2.1: bísquet tradicional.

datos experimentales relativos al tiempo de almacenamiento, las fluctuaciones en el peso y en el contenido de humedad de unas muestras de bísquet, mediante la aplicación de un modelo de regresión de MCO, con la finalidad de anticipar y predecir la AW. Este enfoque permitirá una comprensión más profunda de las dinámicas asociadas con los cambios en las variables mencionadas y ofrecerá información esencial para salvaguardar la inocuidad y calidad de estos productos, consolidando así las bases para la toma de decisiones fundamentadas en la gestión de su almacenamiento y distribución.

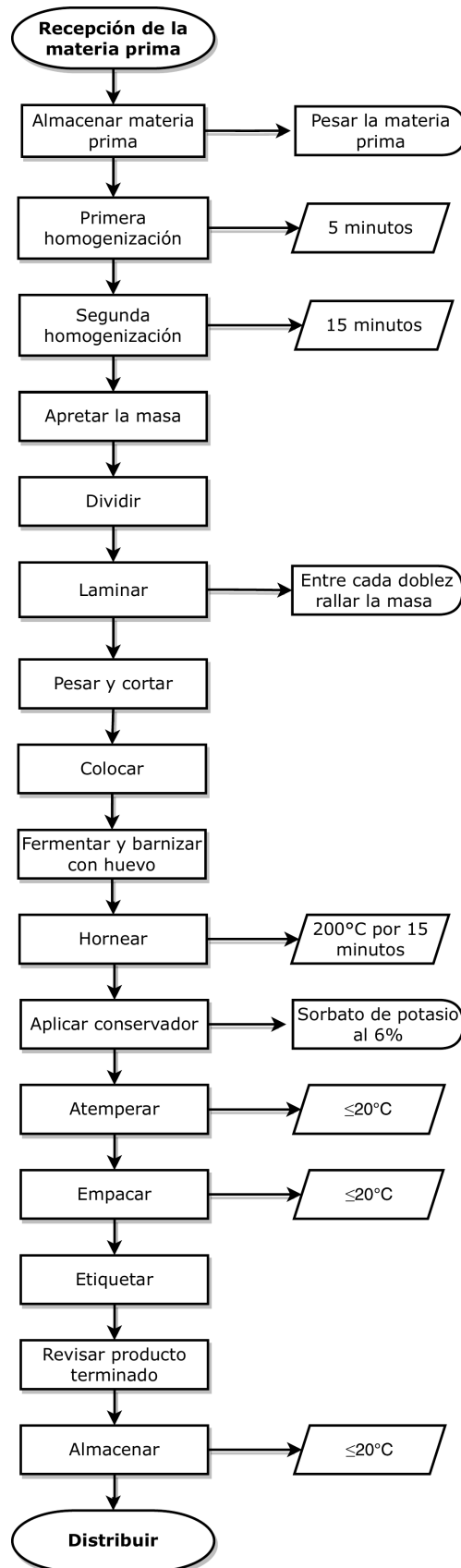


Figura 2.2: Proceso de elaboración de biscoito tradicional proporcionado por la empresa colaboradora “El serranillo”.

2.2. Materiales y métodos

2.2.1. Muestras

Las muestras de biscoque utilizadas para este estudio fueron proporcionadas por la empresa hidalguense productora de pan “El serranillo”. Se estudió la variabilidad en el contenido de humedad, de la AW y del peso, bajo dos condiciones, a temperatura ambiente (20°C) y en estufa con recirculación de aire caliente a 30°C.

2.2.2. Materiales y equipos

La presente investigación fue realizada utilizando los siguientes equipos:

- Estufa de secado (Lab-line).
- Cámara de estabilidad (Lumistell, ITH-450).
- Medidor de AW (Aqualab, DECAGON).
- Balanza digital (Ohaus).

2.2.3. Determinación de humedad

La determinación se basó en la técnica AOAC 935.36. En charolas de aluminio a peso constante, se adicionó de 3 a 5 gramos de muestra triturada, posteriormente se colocaron en la estufa a 65°C durante 4 horas. Al término de este tipo, se trasladaron las charolas a un desecador por un periodo de 30 minutos para enfriar la muestra y realizar el pesaje en la balanza analítica. El procedimiento se realizó por triplicado. Para calcular el porcentaje de humedad en la muestra se empleó la Ecuación 2.1:

$$\%H = \frac{mh - ms}{ms - mr} \times 100 \quad (2.1)$$

Donde:

- $\%H$: contenido de humedad (%).
- mh : peso del recipiente más la muestra húmeda (g).
- ms : peso del recipiente más la muestra seca (g).
- mr : peso del recipiente (g).

2.2.4. Determinación de actividad de agua

Para el análisis de AW, se utilizó el equipo Aqualab, el equipo se calibró con agua destilada hasta tener un valor con rango de 0.999-1, indicativo para obtener un análisis adecuado. La muestra triturada se colocó en un recipiente redondo, el cual se insertó en el equipo, después de 3 a 5 minutos aproximadamente, se registra el dato de la AW. El procedimiento se llevó a cabo por triplicado.

2.2.5. Determinación de pérdida de peso

Las muestras (biscoque) se pesaron en una balanza digital para determinar la pérdida de peso, la cual se calculó mediante la diferencia de peso determinada durante 34 días entre el peso de la muestra con respecto al peso en el día cero. La determinación se realizó por triplicado.

2.2.6. Implementación de un modelo de regresión de MCO

La implementación del modelo de regresión de MCO se llevó a cabo utilizando el lenguaje de programación R (v.4.1.2) y el entorno de desarrollo integrado RStudio (v.2023.12.0). Una vez cargado el conjunto de datos en un archivo CSV (dataset20bis.csv), debido a la diferentes magnitudes de los datos analizados, fue necesario normalizarlos. El código se muestra en la Sección A.2.1 del **material suplementario**.

Normalización de los datos de entrada

Se llevó a cabo la estandarización de los datos mediante la normalización de las variables de entrada del modelo. Se formó un vector de entrada [tiempo, peso, humedad], y fue implementada la Ecuación 2.2 para llevar a cabo la normalización

$$\hat{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.2)$$

Donde:

- x : es el vector con las variables de entrada: [tiempo, peso, humedad].
- $\min(x)$: es el valor mínimo en el vector x .
- $\max(x)$: es el valor máximo en el vector x .
- \hat{x} : es el vector resultante después de la normalización, es decir: [tiempo, peso, humedad] normalizado.

La normalización antes de ingresar el vector [tiempo, peso, humedad] al modelo de regresión de MCO fue necesaria para atender posibles situaciones relacionadas con la diferencia de escalas y magnitudes de las variables, ya que estos atributos tienen magnitudes en diferentes unidades. Cuando las variables tienen diferentes escalas pueden generar sesgos en la estimación de los coeficientes.

Modelo de regresión de MCO

Se llevó a cabo un análisis de regresión lineal múltiple con normalización, utilizando los datos experimentales del estudio de VU de los bísquets almacenados a 20°C. Se empleó el modelo de regresión de MCO para investigar la relación entre los atributos estudiados (vector tiempo, peso, humedad] normalizado) y la AW (vector de salida o respuesta). La estructura del modelo utilizado fue mostrada en la Ecuación 2.3 .

$$Y_i = \beta_0 + \beta x_i + e_i \quad (2.3)$$

Donde:

- Y_i : es la variable independiente del modelo, en este caso, el vector de la AW: [AW].
- β_0 : es el intercepto de la ecuación.
- β : es el vector de los coeficientes de regresión.
- x_i : es el vector de variables explicativas seleccionadas normalizadas (variables independientes: tiempo, humedad y peso).
- e_i : es un término de error aleatorio.

Posteriormente, se generaron diversos gráficos, incluyendo un mapa de calor y un gráfico de dispersión, para visualizar la relación entre las variables. Se realizó un análisis de inflación de varianza (factores de la inflación de la varianza (VIF)) y se guardaron los resultados. Además, se realizaron predicciones utilizando el modelo entrenado y se creó un gráfico de dispersión comparando el tiempo experimental con el tiempo predicho por el modelo. Todos los resultados, gráficos y resúmenes se guardaron en archivos para su posterior análisis y presentación.

Análisis de inflación de varianza (VIF)

En el VIF realizado, fue utilizada la Ecuación 2.4 para calcular el VIF para cada variable independiente x_i en el modelo de regresión lineal. Este factor indicó cuánto aumentaba la varianza de la estimación de la pendiente para x_i debido a la presencia de multicolinealidad con otras variables independientes.

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (2.4)$$

Donde:

- R_i^2 representó el coeficiente de determinación obtenido al realizar la regresión de la variable x_i sobre la variable independiente del modelo.
- VIF: factor de inflación de la varianza

2.3. Resultados y discusión

2.3.1. Influencia del tiempo y de la temperatura de almacenamiento

El análisis de varianza (ANOVA) de dos vías realizado evaluó la influencia de dos factores, la **Temperatura** (A) y el **Tiempo** de almacenamiento (B), así como su interacción, sobre la variabilidad en los atributos fisicoquímicos de calidad del bísquet: humedad, peso y AW, durante el periodo de estudio a 20 y a 30°C. Los resultados del ANOVA fueron reportados en el material suplementario de esta tesis, justo en la Subsección A.3.

Los resultados del ANOVA, mostrados en la La Tabla A.2, revelaron que tanto la temperatura de almacenamiento como el tiempo ejercen un impacto significativo en la variación del contenido de humedad de los bísquets ($p < 0.001$ en ambos casos), indicado por la suma de cuadrados considerable en ambas fuentes de variabilidad. La temperatura mostró una alta variabilidad (30.21) y un valor F significativo (135.354, $p < 9.38 \times 10^{-14}$), mientras que el tiempo también exhibió una variabilidad significativa (50.87) con un valor F de 25.329 ($p < 5.26 \times 10^{-13}$). Estos resultados pueden ser observados en las Figuras 2.3 y 2.4. Además, la interacción entre temperatura y tiempo resultó significativa ($p = 0.00947$), lo que sugiere que la influencia de la temperatura en la variación del contenido de humedad podría depender del tiempo de almacenamiento, y viceversa. Es por eso que, tanto la temperatura como el tiempo de almacenamiento son factores críticos que afectan la variación del contenido de humedad en los bísquets, y su interacción también desempeña un papel importante en este proceso.

La humedad se ha probado como factor para determinar la VU de pan de manera satisfactoria, por ejemplo, en un estudio sobre pan sin gluten con quinoa, en donde se aplicaron técnicas de cinética de reacciones, modelado matemático y por migración de humedad. Probando dos empaques para asesorar los cambios se estimaron 3.15 días para el pan envasado en polipropileno y 1.88 días para el pan envasado en polietileno. Esto demostró que el uso de la humedad como parámetro crítico para a determinación de VU puede extender su utilidad hasta en la decisión de un empaque adecuado (Rodríguez et al., 2014).

Posteriormente, los resultados del ANOVA, mostrados en la Tabla A.3, revelaron que ni la **Temperatura** (A) ni el **Tiempo** de almacenamiento (B) tuvieron un efecto significativo en la variación del peso del bísquet ($p > 0.05$ en ambos casos). Esto puede ser observado en las Figuras 2.5 y 2.6. La suma de cuadrados para la temperatura fue de 80.9, con un valor F de 1.275 y un valor p de 0.266. Del mismo modo, la suma de cuadrados para el tiempo fue de 212.1, con un valor F de 0.371 y un valor p de 0.941. La interacción entre temperatura y tiempo (AB) tampoco resultó significativa, con una suma de cuadrados de 127.5, un valor F de 0.287 y un valor p de 0.955. En resumen, estos resultados sugieren que ni la temperatura ni el tiempo de almacenamiento tuvieron un efecto estadísticamente significativo en la variación del peso del bísquet durante el estudio.

Estudios sobre la pérdida de peso en masa de pan congelada, se encontró que la pérdida de peso era una constante en un rango de temperaturas de -8 a -25 °C, se determinó que la pérdida de peso era proporcional a la presión de vapor de agua, además que había aumento en la pérdida de peso a la vez que se registraban más fluctuaciones de temperatura. El estudio de este factor como determinante de VU nos permite analizar aspectos de las condiciones de almacenamiento, como la temperatura, y su influencia constante en las características de un producto (Phimolsiripol et al., 2011).

Finalmente, el ANOVA presentado en la Tabla A.4, reveló que tanto la **Temperatura** de almacenamiento (A) como el **Tiempo** de almacenamiento (B) ejercieron un impacto altamente significativo en la variación de la AW, indicado por los valores extremadamente bajos de p ($p < 2 \times 10^{-16}$ en ambos casos). La suma de cuadrados para la temperatura fue de 0.008535, lo que resultó en un valor F de 1184.742, mientras que para el tiempo fue de 0.012486, con un valor F de 192.588. Además, se observó una interacción significativa entre la temperatura y el tiempo (AB), con un valor p de 0.000361. Estos hallazgos, que pueden ser observados también en las Figuras 2.7 y 2.8, sugieren que tanto la temperatura como el tiempo de almacenamiento tienen

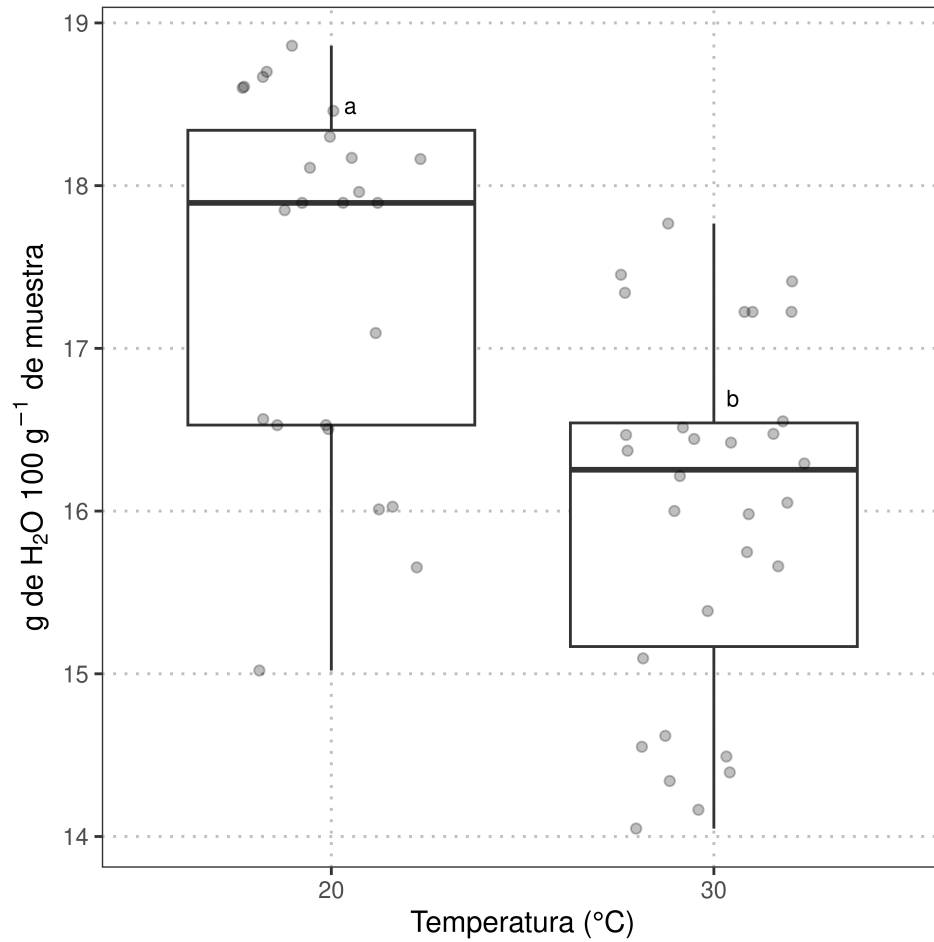


Figura 2.3: Valores de cambio en el contenido de humedad (g de H₂O 100 g⁻¹ de muestra) de biscoques obtenidos en diversas condiciones de estudio. Los diagramas de caja y bigotes, diferenciados por letras minúsculas, evidencian discrepancias significativas entre los conjuntos de datos en distintas temperaturas de almacenamiento ($p < 0.05$).

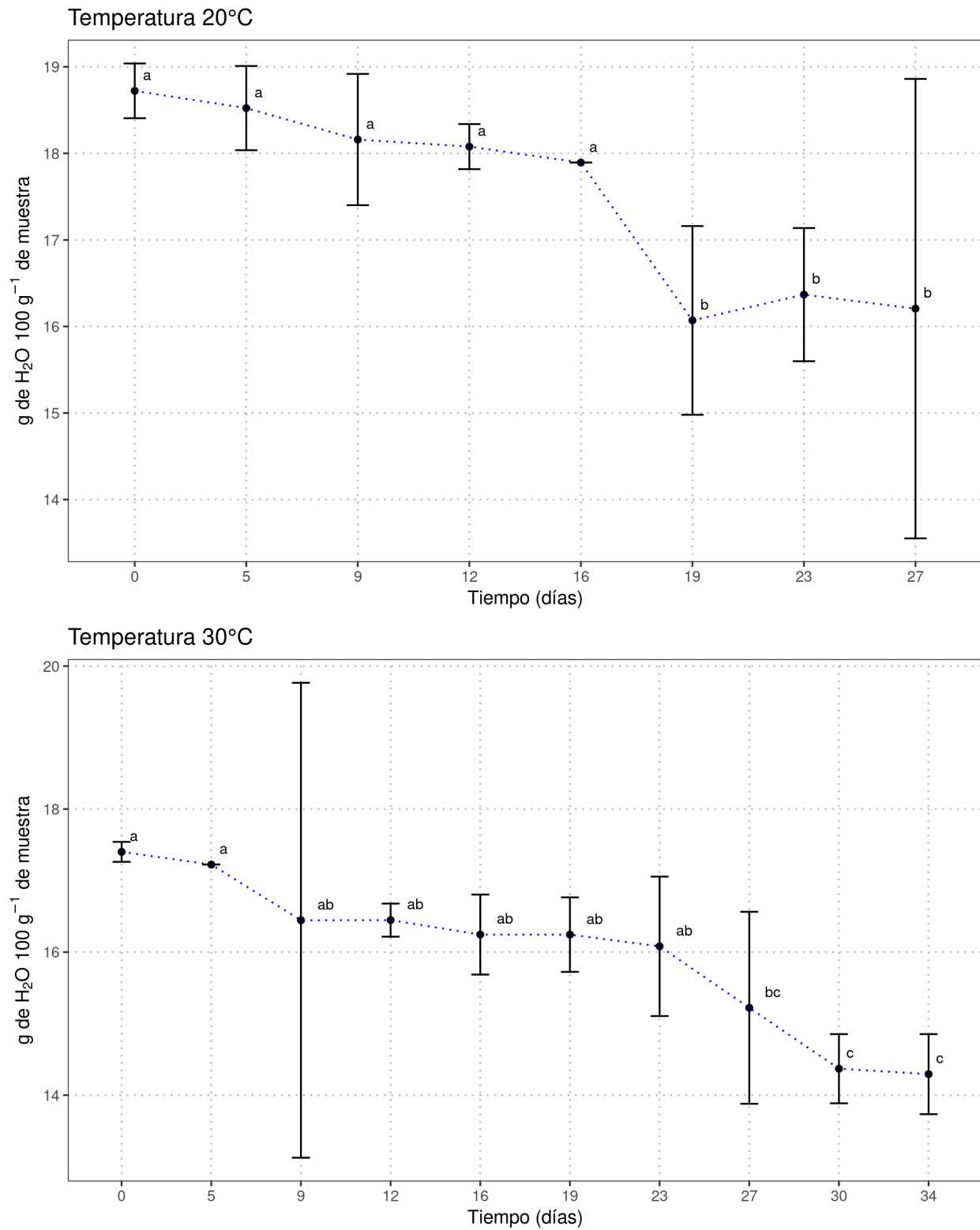


Figura 2.4: Gráfico de dispersión de la evolución en el tiempo de la humedad del biscoque en las diferentes condiciones de estudio (CE). La letras minúsculas indican diferencias en los tiempos de almacenamiento.

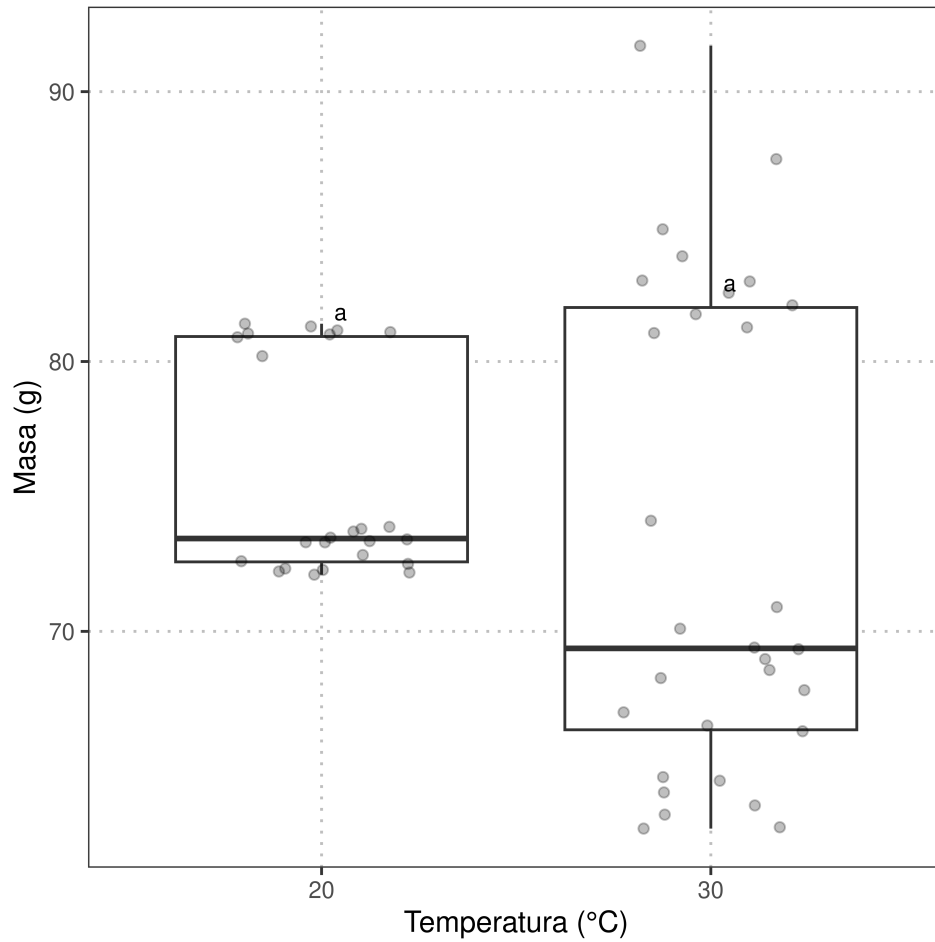


Figura 2.5: Valores de cambio en el peso (g) de biscoques obtenidos en diversas condiciones de estudio. Los diagramas de caja y bigotes, diferenciados por letras minúsculas, evidencian discrepancias significativas entre los conjuntos de datos en distintas temperaturas de almacenamiento ($p < 0.05$).

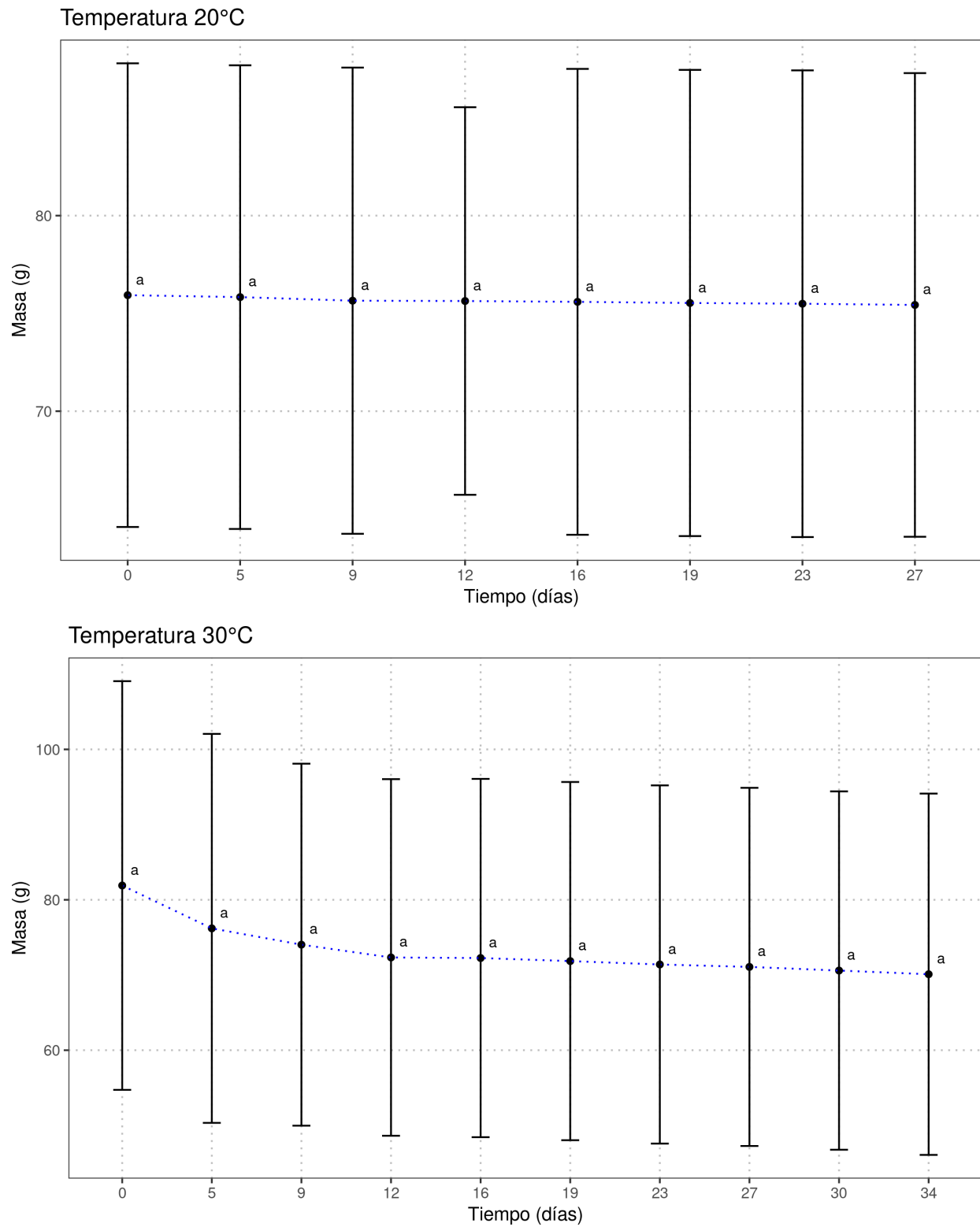


Figura 2.6: Gráfico de dispersión de la evolución en el tiempo del peso del bísquet en las diferentes condiciones de estudio (CE). La letras minúsculas indican diferencias en los tiempos de almacenamiento.

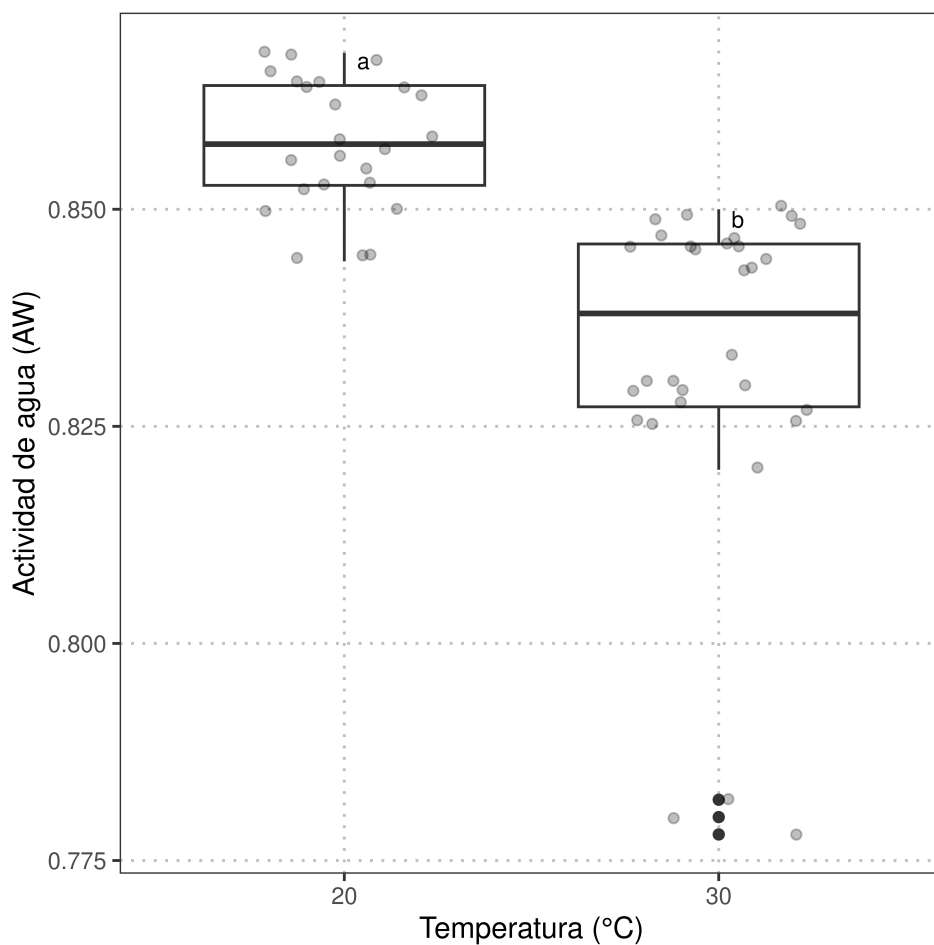


Figura 2.7: Valores de actividad de agua (AW) obtenidos en diversas condiciones de estudio. Los diagramas de caja y bigotes, marcados con distintas letras minúsculas, señalan diferencias significativas entre los conjuntos de datos a diversas temperaturas de almacenamiento ($p < 0.05$).

un impacto sustancial en las variaciones de la AW y que su interacción también impacta de forma significativa en los cambios.

El estudio de la AW como parámetro para determinación de VU de alimentos como fideos, ha sido de gran relevancia para la construcción de isotermas de sorción, los cuales relacionan el contenido de agua y la AW de un alimento, esto permite conocer mejor como es la matriz alimentaria con la que se trabaja. No obstante, es importante considerar que ciertos ingredientes o aditivos en un alimento podrían influir en los valores reales de la AW de algunos alimentos, por lo que no basta solo conocer este parámetro para hacer una determinación de VU completa (M. Li et al., 2011).

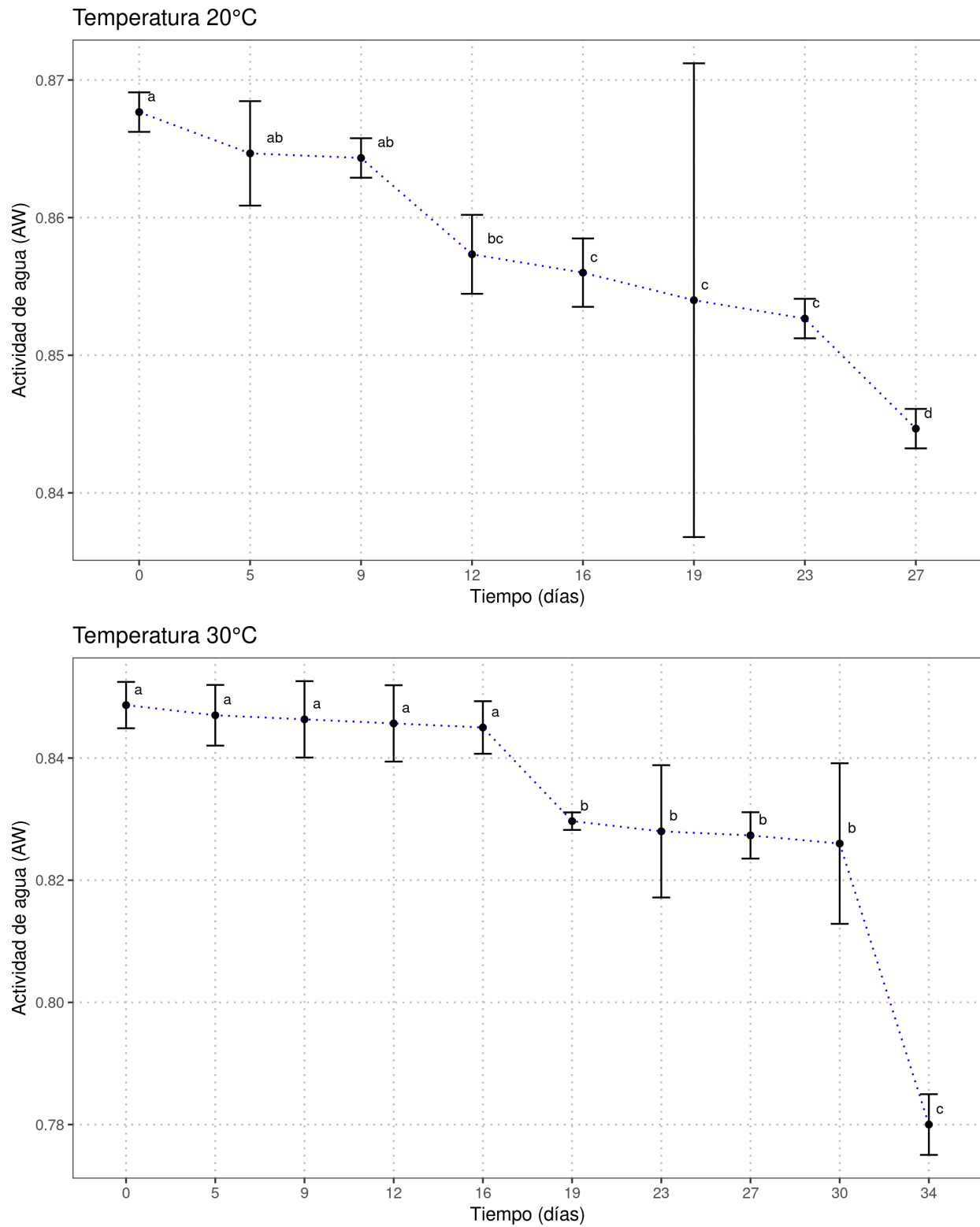


Figura 2.8: Gráfico de dispersión de la evolución en el tiempo de la AW del bísquet en las diferentes condiciones de estudio (CE). La letras minúsculas indican diferencias en los tiempos de almacenamiento.

2.3.2. Análisis cinético

En las tablas de orden de ecuación, se observó que se emplearon las ecuaciones de orden cero, primero y segundo orden para ajustar los datos de variación en la humedad, el peso y la AW de los biscoques. Se determinó que los valores de R^2 brindaron una medida de la calidad del ajuste. Además, se destacó que los valores de Q_0 y k para cada atributo y temperatura revelaron diferencias significativas en las propiedades iniciales y las tasas de cambio en relación con el tiempo o la temperatura de almacenamiento.

Para discutir las Tablas 2.1, 2.2 y 2.3, para poder determinar a cuál modelo cinético se ajusta mejor los datos experimentales y cuál atributo de calidad exhibe la mayor constante k , primero fueron observados los valores de R^2 para cada modelo.

Para el ajuste de los datos experimentales al modelo de orden 0, los valores de R^2 oscilaron entre 0.4291 y 0.8708. Para el modelo de primer orden, oscilaron entre 0.4293 y 0.870. Y para el modelo de segundo orden, los valores de R^2 oscilaron entre 0.4295 y 0.8691. Por lo tanto, los valores de R^2 son mayores para el modelo de orden 0 en comparación con los otros dos modelos para todos los atributos y temperaturas de estudio. Esto sugiere que los datos se ajustan mejor al modelo de orden 0.

En cuanto a los valores de las constantes de velocidad (k) para cada atributo de calidad en los tres modelos, se llevó a cabo la identificación del atributo crítico de calidad. Este proceso consistió en determinar el atributo con la mayor k en términos de valor absoluto, ya que este valor indica la tasa de cambio más rápida. Se procedió a observar los valores de k para cada atributo en los tres modelos, buscando determinar cuál tenía la mayor magnitud. Por ejemplo, en el caso del modelo de orden 0, se encontró que el atributo con la mayor magnitud de k fue la humedad a 20°C, con $|k|=0.1097$. De manera análoga, se identificaron los valores más grandes de $|k|$ para los otros modelos y atributos.

Por consiguiente, el modelo de orden 0 fue identificado como aquel que proporcionaba el mejor ajuste lineal de los datos experimentales, evaluado mediante los valores de R^2 . Para determinar el atributo crítico de calidad, se observó el atributo con la constante de velocidad (k) más alta en términos de valor absoluto dentro del modelo de orden 0. Este atributo crítico de calidad fue identificado como el atributo crítico de calidad en el biscoque, lo que sugirió su relevancia en la determinación de la VU del producto.

El modelado cinético es una herramienta útil para la predicción de los cambios de parámetros fisicoquímicos en alimentos, lo que permite controlar la calidad de los mismos. Debido a que los alimentos no son matrices estables, están vulnerables a distintos cambios en su composición y apariencia dependiendo de las condiciones en que sean procesados y almacenados, dichos cambios pueden ser causa de rechazo del producto. La importancia de utilizar modelos cinéticos en el estudio de la vida útil de alimentos radica en su capacidad para predecir y comprender los cambios en la calidad de los productos a lo largo del tiempo o bajo diversas condiciones de almacenamiento. Estos modelos permiten ajustar los datos experimentales, evaluar la calidad del ajuste y determinar atributos críticos que influyen significativamente en la calidad y la vida útil de los alimentos (Zhang et al., 2021). En la práctica, estos modelos pueden tomar factores como la temperatura de almacenamiento para determinar las condiciones óptimas en las que el producto podrá conservar los estándares de calidad y seguridad que establecen los productores, tal es el caso de las fresas, que al recolectar datos de su textura, acidez titulable, contenido de ácido ascórbico e incluso cuenta de placas de microorganismos aeróbicos a diferentes temperaturas, fue posible determinar como la relación de estos parámetros afectaba la vida útil, por ejemplo, al detectar una correlación negativa entre el conteo de aerobios y parámetros relacionados con la firmeza, se puede asumir que a mayor conteo menor firmeza, logrando identificar factores que afectan la vida útil, a la vez identificando que a mayor temperatura hay mayor conteo de microorganismos aerobios, logrando de esta manera predecir las mejores condiciones para retrasar el deterioro provocado por factores relacionados entre sí (Wang et al., 2018).

Al emplear modelos cinéticos, como el de orden cero, primero y segundo, se puede identificar el modelo que mejor se ajusta a los datos experimentales, lo que resulta fundamental para comprender la evolución de los atributos de calidad en los alimentos. Además, al analizar las constantes de velocidad (k) en estos modelos, es posible determinar qué atributo exhibe la mayor tasa de cambio, lo que ayuda a identificar los atributos críticos de calidad en los alimentos.

La aplicación de modelos cinéticos en el estudio de la vida útil de alimentos ha demostrado ser esencial en diversos contextos. Por ejemplo, se ha utilizado el modelo de Arrhenius para predecir la vida útil de productos como el chucrut y el aceite de perilla, mostrando una mayor capacidad de ajuste en comparación

con otros modelos (Du et al., 2022; Shim & Lee, 2011). Asimismo, se ha empleado un enfoque probabilístico para estimar la vida útil de alimentos listos para comer, café y huevos, lo que resalta la versatilidad de los modelos cinéticos en diferentes aplicaciones (Kosegarten et al., 2022).

Estos hallazgos resaltan la importancia de utilizar modelos cinéticos para comprender la evolución de los atributos de calidad en los alimentos a lo largo del tiempo o bajo diferentes condiciones de almacenamiento. La aplicación de ecuaciones cinéticas permite ajustar los datos experimentales para evaluar la calidad del ajuste, a la vez que permite identificar los atributos críticos de calidad que influyen significativamente en la VU del producto.

En un análisis de relación de variables normalizadas, se muestran valores que van del -1 al +1, cuando un valor es cercano al +1 indica una correlación positiva perfecta, un 0 una correlación nula y un -1 una correlación negativa perfecta; a pesar de estos valores se debe calcular si es significativo con el valor p, de otra manera sin importar que tipo de correlación sea, no tendrá validez en los resultados. Para analizar este tipo de gráficos se tiene en cuenta el coeficiente de pearson (r), Lo que significan las correlaciones es como un parámetro se relaciona con respecto a otro, siendo la correlación negativa cuando un valor incrementa mientras el otro decrece y la positiva cuando un valor aumenta mientras el otro también lo hace, mientras que l valor 0 indica que no existe correlación entre los factores. Una manera simplificada de ver estas relaciones son a través de un *heat map*, que a través de una escala de colores, siendo 1 azul y -1 rojo otorga un color a los valores r , esta representación gráfica resulta más amigable con el usuario o investigador, mejorando el entendimiento de los resultados. Por otra parte se presentan los gráficos de dispersión, que muestran la relación entre dos conjuntos de datos, en una relación lineal, idealmente los puntos de datos debería alinearse a la tendencia de la línea, no obstante, en condiciones reales esto es complicado, la dispersión de puntos en este tipo de gráficos permite conocer el comportamiento real de los parámetros estudiado en comparación a un comportamiento ideal, de esta manera logrando identificar puntos atípicos o variaciones en la experimentación o registro de datos que puedan causar sesgos o errores en la investigación (Amat, 2016).

Tabla 2.1: Ajuste de los datos experimentales al modelo de reacción de orden cero.

T (°C)	Atributo (Q)	Q_0	k	R^2
20	Humedad	19.0246 ± 0.1806	-0.1097 ± 0.0214	0.7755 ± 0.0603
20	AW	$0.8688 \pm 4.67 \times 10^{-04}$	$-8.06 \times 10^{-04} \pm 5.58 \times 10^{-05}$	0.8708 ± 0.0889
20	Peso	75.8874 ± 4.6446	$-1.8 \times 10^{-02} \pm 3.24 \times 10^{-03}$	0.4291 ± 0.269
30	Humedad	17.5866 ± 0.3221	-0.0908 ± 0.0145	0.7862 ± 0.1559
30	AW	$0.8589 \pm 6.93 \times 10^{-04}$	$-1.8 \times 10^{-02} \pm 4.54 \times 10^{-05}$	0.665 ± 0.0436
30	Peso	77.9693 ± 6.9416	-0.274 ± 0.2218	0.5937 ± 0.1224

Tabla 2.2: Ajuste de los datos experimentales al modelo de reacción de primer orden.

T (°C)	Atributo (Q)	$\ln Q_0$	k	R^2
20	Humedad	2.0604 ± 0.7791	$4 \times 10^{-02} \pm 0.0414$	0.4948 ± 0.2775
20	AW	$-0.1405 \pm 5.43 \times 10^{-04}$	$-9.4 \times 10^{-04} \pm 6.53 \times 10^{-05}$	0.87 ± 0.0887
20	Peso	4.328 ± 0.0603	$-2.4 \times 10^{-04} \pm 5.55 \times 10^{-05}$	0.4293 ± 0.2704
30	Humedad	2.8705 ± 0.0197	$-5.74 \times 10^{-03} \pm 8.98 \times 10^{-04}$	0.7796 ± 0.1562
30	AW	$-0.1514 \pm 7.82 \times 10^{-04}$	$-1.85 \times 10^{-03} \pm 5.67 \times 10^{-05}$	0.6551 ± 0.0435
30	Peso	4.35 ± 0.0894	$-3.66 \times 10^{-03} \pm 3.01 \times 10^{-03}$	0.6106 ± 0.1121

Tabla 2.3: Ajuste de los datos experimentales al modelo de reacción de segundo orden para bísquets.

T (°C)	Atributo (Q)	$\frac{1}{Q_0}$	k	R^2
20	Humedad	0.0361 ± 0.0133	$1.21 \times 10^{-3} \pm 6.5 \times 10^{-4}$	0.5962 ± 0.1781
20	AW	$1.1508 \pm 6.32 \times 10^{-4}$	$1.1 \times 10^{-3} \pm 0.6297$	0.8691 ± 0.0886
20	Peso	$0.0132 \pm 7.83 \times 10^{-4}$	$3.2 \times 10^{-6} \pm 9 \times 10^{-7}$	0.4295 ± 0.2717
30	Humedad	$0.0564 \pm 1.21 \times 10^{-3}$	$3.63 \times 10^{-4} \pm 5.58 \times 10^{-5}$	0.7721 ± 0.1564
30	AW	$1.1627 \pm 8.78 \times 10^{-4}$	$2.25 \times 10^{-3} \pm 7.08 \times 10^{-5}$	0.6452 ± 0.0433
30	Peso	$0.013 \pm 1.16 \times 10^{-3}$	$4.94 \times 10^{-5} \pm 4.16 \times 10^{-5}$	0.6284 ± 0.0999

2.3.3. Monitoreo de la calidad en base a la predicción de la AW

Modelo de regresión lineal de MCO

A continuación se muestra el resumen del modelo. Este modelo es una regresión lineal múltiple de MCO, ajustado a los datos experimentales de los atributos fisicoquímicos de calidad del bísquet almacenado a 20°C. El objetivo de este tipo de análisis es modelar la relación entre una variable dependiente (en este caso, representada por AW) y varias variables independientes (Humedad, Peso y Tiempo).

```

1 Call:
2 lm(formula = Aw ~ Humedad + Peso + Tiempo, data = dataset_normalized)
3
4 Residuals:
5      1      2      3      4      5      6
6 -0.0005492  0.0006622  0.0012864 -0.0022351  0.0005811 -0.0007976
7      7      8
8  0.0026548 -0.0016027
9
10 Coefficients:
11             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
12 (Intercept)  0.881890   0.011488  76.763 1.73e-07 ***
13 Humedad     -0.003031   0.004813  -0.630  0.5630
14 Peso        -0.010643   0.009880  -1.077  0.3420
15 Tiempo      -0.035465   0.012184  -2.911  0.0436 *
16 ---
17 Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
18
19 Residual standard error: 0.00212 on 4 degrees of freedom
20 Multiple R-squared:  0.9555,    Adjusted R-squared:  0.9221
21 F-statistic: 28.61 on 3 and 4 DF,  p-value: 0.003663

```

Aquí hay una interpretación de las partes clave del resumen del modelo:

1. Residuos (*Residuals*):

- Los residuos son las diferencias entre los valores observados y los valores predichos por el modelo. Estos son pequeños, lo que sugiere que el modelo ajusta bien los datos.

2. Coeficientes de regresión (*Coefficients*):

- El intercepto tiene un valor estimado de 0.881890 con un error estándar de 0.011488. Esto significa que cuando todas las variables independientes son cero, se espera que el valor de la AW sea alrededor de 0.881890.
- El coeficiente para la humedad es -0.003031 con un error estándar de 0.004813 y no es estadísticamente significativo (p-valor > 0.05). Esto sugiere que no hay una relación lineal significativa entre la variación en el contenido de humedad y la AW.
- El coeficiente para el peso es -0.010643 con un error estándar de 0.009880 y tampoco es estadísticamente significativo (p-valor > 0.05). Esto indica que el peso no tiene un impacto significativo en la AW.
- El coeficiente para el tiempo es -0.035465 con un error estándar de 0.012184 y es estadísticamente significativo (p-valor < 0.05). Esto sugiere que el tiempo de almacenamiento tiene un impacto significativo en la AW, con una disminución esperada en la AW a medida que aumenta el tiempo de almacenamiento.

3. Códigos de significancia (*Significance Codes*):

- Los asteriscos (*) junto a los coeficientes indican su significancia estadística. En este caso, solo el coeficiente asociado con la variable “Tiempo” es significativo a un nivel del 0.05.

4. Error estándar residual (*Residual standard error*):

- Es una medida de la dispersión de los residuos. Cuanto más pequeño, mejor se ajusta el modelo a los datos.

- El error estándar residual es bajo (0.00212), lo que indica que las observaciones individuales están cerca de la línea de regresión, lo que respalda la idoneidad del modelo.

5. Coeficiente R cuadrado múltiple (*Multiple R-squared*):

- Representa la proporción de la varianza en la variable dependiente (AW) que es explicada por las variables independientes. Un valor cercano a 1 indica un buen ajuste del modelo.
- El coeficiente de determinación (R-cuadrado) es 0.9555, lo que indica que el 95.55 % de la variabilidad en la AW puede explicarse por las variables independientes incluidas en el modelo.
- El R-cuadrado ajustado es 0.9221, lo que tiene en cuenta el número de predictores en el modelo y es ligeramente más bajo que el R-cuadrado, lo que sugiere que el modelo puede estar sobreajustado ligeramente.
- El estadístico F es 28.61 con un valor p de 0.003663, lo que indica que al menos una de las variables independientes tiene un efecto significativo en la AW.

6. R-cuadrado ajustado (*Adjusted R-squared*):

- Similar al R-cuadrado múltiple, pero ajusta la puntuación según el número de variables en el modelo. Es útil cuando se comparan modelos con diferentes números de predictores.

7. Estadístico F (*F-statistic*):

- Evalúa la significancia global del modelo. Un valor grande con un bajo p-valor indica que al menos una de las variables independientes es significativa en la predicción de la variable dependiente.

8. Valor p (*P-value*):

- Los valores p asociados con cada coeficiente y con el estadístico F indican si esos coeficientes o el modelo en su conjunto son estadísticamente significativos. En este caso, el p-valor asociado con la variable *Tiempo* es menor que 0.05, lo que sugiere que es significativo en la predicción de AW.

Por lo tanto, el modelo predice la variabilidad en la AW, y la variable *Tiempo* es probablemente la única variable significativa en este modelo basado en los valores p.

Gráficos de regresión lineal del modelo de MCO

El código `plot(MLR_model_normalized)` produce cuatro gráficos estándar asociados con un modelo de regresión lineal múltiple en R. Estos gráficos se presentan en la Figura 2.9 texto prueba y son (Ben & Yohai, 2004):

1. *Residuals vs Fitted values*:

- Este gráfico muestra la relación entre los valores ajustados por el modelo y los residuos (diferencias entre los valores observados y los valores predichos). Busca patrones en la dispersión de los residuos, lo ideal es que no haya un patrón claro, lo que sugiere que la relación entre las variables independientes y la variable dependiente se modela adecuadamente.

2. *Normal Q-Q (standardized residuals vs theoretical quantiles)*:

- El gráfico Q-Q sirve para comparar los resultados estadísticos de la muestra según el orden que se haya escogido, con las cantidades teóricas, este modelo ayuda a comparar que tan cercana fue la distribución empírica contra la distribución del modelo en cuanto a los datos, se considera que el modelo es adecuado y correcto cuando los puntos se asemejan a una línea recta.

3. *Scale-Location (standardized residuals squared root vs fitted values)*:

- Este gráfico muestra la raíz cuadrada de los residuos estandarizados en función de los valores ajustados por el modelo. Ayuda a verificar la homocedasticidad, es decir, si la varianza de los residuos es constante en todos los niveles de los valores ajustados. Una dispersión uniforme de los puntos sugiere homocedasticidad, mientras que una tendencia indica heterocedasticidad.

4. *Residuals vs Leverage (standardized residuals vs Leverage):*

- Este gráfico muestra los residuos estandarizados en función del “leverage” o influencia de cada observación en el ajuste del modelo. Es útil para detectar valores atípicos y observaciones con alta influencia en el modelo. Los puntos en la parte superior derecha del gráfico son aquellos con alto leverage y podrían requerir una mayor atención en el análisis.

Al visualizar estos cuatro gráficos en conjunto, podemos evaluar la validez de los supuestos del modelo de regresión lineal múltiple y detectar posibles problemas como la falta de linealidad, la falta de normalidad de los residuos, la heterocedasticidad y la presencia de valores atípicos o influencia. Por lo tanto, estos gráficos proporcionan una herramienta visual importante para el diagnóstico del modelo y la identificación de áreas que necesitan mejoras o ajustes.

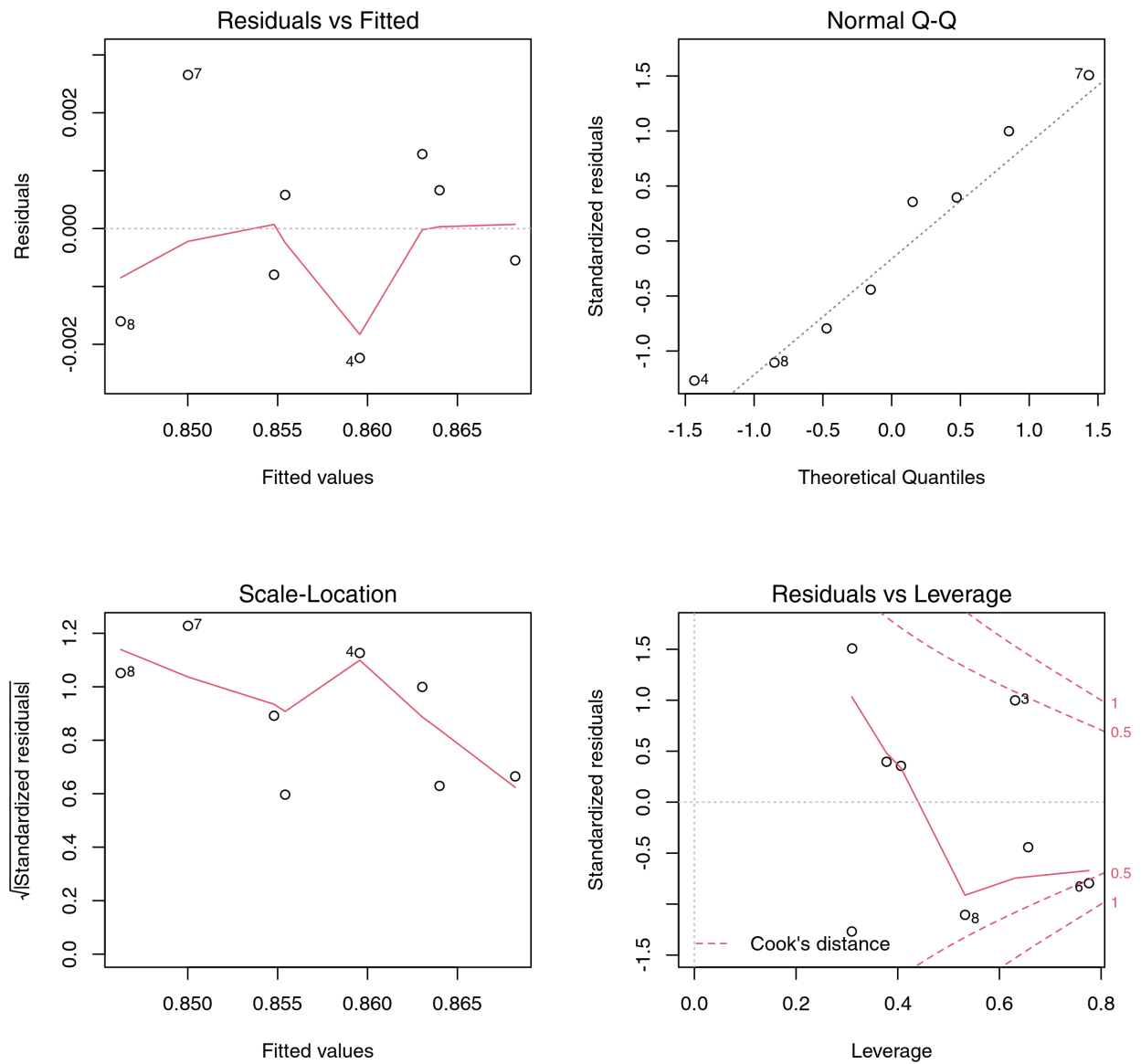


Figura 2.9: Gráficos del análisis del modelo de regresión lineal múltiple con datos normalizados.

Análisis de la relación entre las variables del modelo de regresión de MCO

La gráfica proporcionada en la Figura 2.10, muestra una visualización detallada de la relación entre las variables en el conjunto de datos normalizado. Aquí hay una discusión detallada sobre los aspectos importantes de esta gráfica:

1. Matriz de correlación:

- La parte superior derecha de la gráfica muestra una matriz de correlación que proporciona una medida cuantitativa de la relación lineal entre cada par de variables. Los valores de correlación varían entre -1 y 1, donde 1 indica una correlación positiva perfecta, -1 indica una correlación negativa perfecta y 0 indica falta de correlación lineal.
- Se observó la fuerza y dirección de las asociaciones entre las variables. Por ejemplo, valores cercanos a 1 indican una fuerte correlación positiva, mientras que valores cercanos a -1 indican una fuerte correlación negativa.
- Esta parte de la gráfica es útil para identificar las variables que están más fuertemente relacionadas entre sí, lo que puede ser importante para el análisis posterior y la selección de variables en modelos de regresión.

2. Histogramas y gráfico de densidad en la diagonal principal:

- La diagonal principal de la matriz contiene histogramas de cada variable normalizada, lo que permite observar la distribución de cada variable individualmente.
- Los gráficos de densidad proporcionan una representación de la distribución de cada variable, lo que puede ayudar a identificar la forma de la distribución y posibles desviaciones de la normalidad.

3. Gráficos de dispersión en la parte inferior izquierda:

- Estos gráficos muestran la relación entre cada par de variables en el conjunto de datos normalizado. Cada punto en el gráfico representa una observación, y la ubicación de los puntos revela la asociación entre las variables.
- Estos gráficos son útiles para identificar patrones de asociación, como linealidad, no linealidad, dispersión y tendencias en los datos.

Con base en lo anterior, esta gráfica proporcionó una visión integral de la relación entre las variables en el conjunto de datos normalizado, lo que ayuda a comprender mejor la estructura de los datos y a identificar posibles patrones o asociaciones importantes. Esto puede ser fundamental para la selección de variables, el modelado y la interpretación de los resultados en análisis posteriores.

Se observó que con respecto al tiempo las variables de AW, humedad y peso tenían una relación inversa significativa, presentando valores de r de -0.970, -0.912 y -0.969, lo que se interpretó como que a medida que el tiempo transcurría se presentaba una disminución en los valores de estos parámetros, esto también se puede observar en los gráficos con línea de tendencia, a pesar de que hay punto que se salgan de la zona del error estándar, se considera que siguen la tendencia por lo que dichas anomalías se pueden deber a errores la recolección de datos pero no del método utilizado.

El análisis de los VIF fue clave en la evaluación de la multicolinealidad entre las variables independientes en un modelo de regresión. En este caso, los valores de VIF proporcionados para las variables **Humedad**, **Peso** y **Tiempo** son 6.20, 17.44 y 26.49 respectivamente. Un VIF mayor que 10 generalmente indica la presencia de multicolinealidad significativa, lo que sugiere que la varianza de un coeficiente de regresión está inflada debido a la alta correlación lineal con otras variables independientes en el modelo. Con valores de VIF tan altos para **Peso** y **Tiempo**, existe una preocupación sustancial sobre la multicolinealidad, lo que puede distorsionar las estimaciones de los coeficientes de regresión y hacer que sus interpretaciones sean poco confiables. En este contexto, podría ser necesario considerar acciones correctivas, como la eliminación de una o más variables altamente correlacionadas o la combinación de variables para reducir la multicolinealidad y mejorar la estabilidad y precisión del modelo de regresión.

En el análisis de multicolinealidad realizado en el modelo de regresión lineal múltiple de MCO, se observó que los valores de los VIF para las variables independientes **Humedad**, **Peso** y **Tiempo** fueron de 6.20, 17.44

y 26.49 respectivamente. Se encontró que los valores de VIF para **Peso** y **Tiempo** excedieron significativamente el umbral de 10, lo que indicó la presencia de multicolinealidad significativa. En esta situación, se sugirió considerar medidas para abordar la multicolinealidad, como la eliminación de variables altamente correlacionadas o la combinación de estas para mejorar la estabilidad del modelo de regresión.

Posteriormente, el mapa de calor, representado en la Figura 2.11, fue utilizado para proporcionar una representación visual de la matriz de correlación entre las variables del conjunto de datos normalizado, permitiendo la identificación de patrones de correlación, la evaluación de la fuerza y dirección de las relaciones entre variables, la selección de variables relevantes y la evaluación de la estructura de los datos. Mediante colores que representaban la intensidad de la correlación, este gráfico destacó relaciones fuertes o débiles entre variables, facilitando la identificación de posibles problemas como la multicolinealidad y la interpretación de los resultados del modelo.

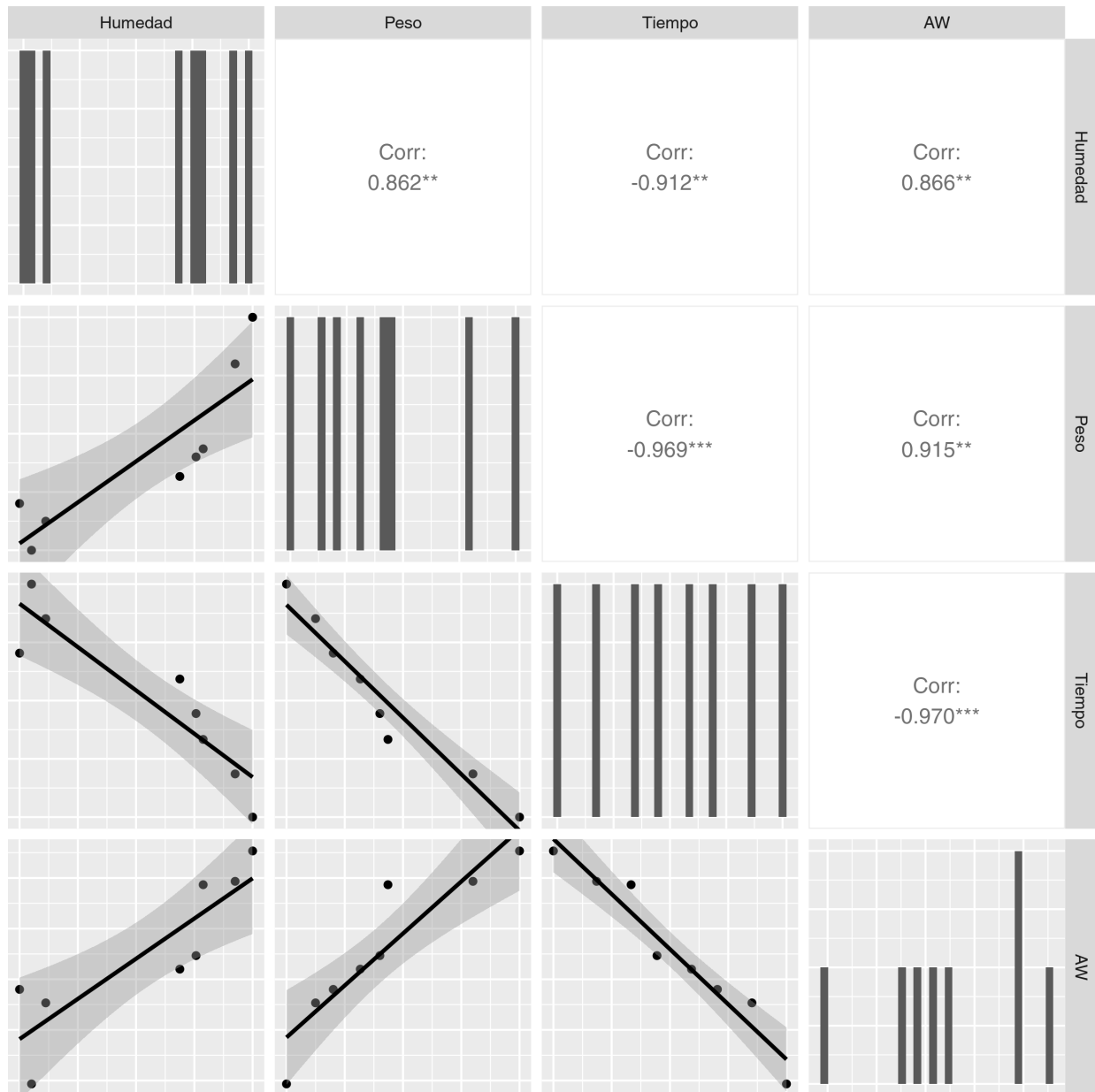


Figura 2.10: Análisis de relación entre las variables normalizadas del modelo de regresión lineal de MCO.

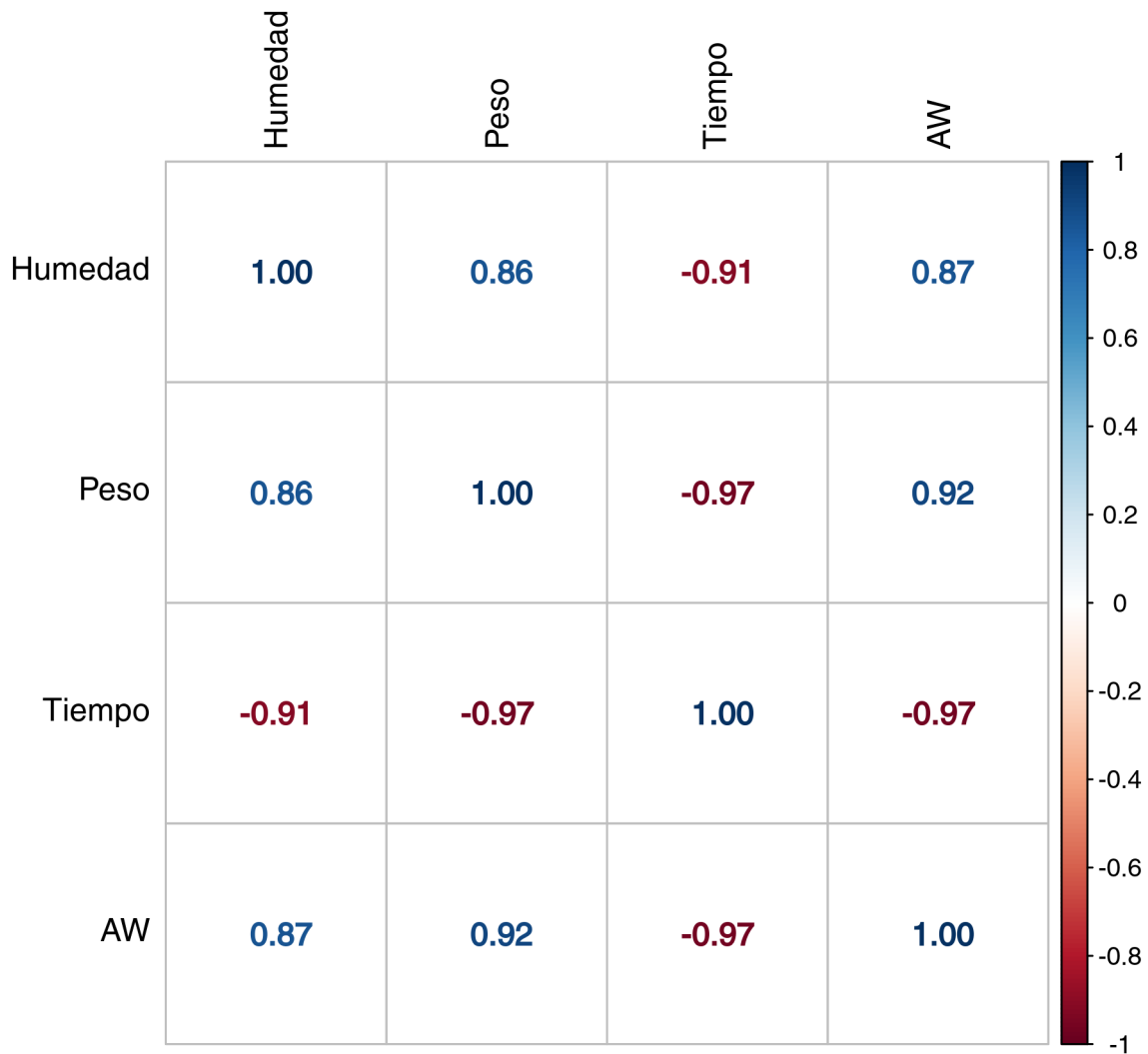


Figura 2.11: Mapa de calor de la correlación para variables normalizadas en la regresión lineal múltiple.

Evaluación del modelo de regresión lineal de MCO para la predicción de la actividad de agua

El gráfico de dispersión de la AW experimental frente a la AW predicha por el modelo con datos normalizados, es mostrada en la Figura 2.12, fue utilizado para mostrar la relación entre los valores observados de la variable dependiente AW y los valores predichos por el modelo de regresión lineal múltiple utilizando datos normalizados. Cada punto en el gráfico representaba una observación en el conjunto de datos, donde la coordenada x correspondía al valor observado de AW y la coordenada y correspondía al valor predicho por el modelo. La línea de regresión ajustada se mostró como una línea punteada en el gráfico, proporcionando una indicación visual de la tendencia general de los datos. Idealmente, los puntos deberían haber estado cerca de esta línea, lo que habría indicado que el modelo era capaz de capturar la relación entre las variables de manera efectiva. Además, el coeficiente de determinación (R^2) se mostró como parte del título del gráfico, con un valor de 0.955, lo que proporcionó una medida de cuánto de la variabilidad en los datos de AW pudo haber sido explicada por el modelo. Este gráfico fue útil para evaluar visualmente la capacidad predictiva del modelo y para identificar posibles áreas de mejora en la precisión de las predicciones.

Una de las razones por las que se elige la AW como parámetro de estudios de VU, es porque permite estimar las condiciones ambientales necesarias, humedad relativa y temperatura, que permitirán extender la VU de un producto, además que el parámetro de AW se relaciona con otros procesos como el deterioro microbiológico (Santos-Garcés et al., 2010). En gran parte de la industria alimentaria se enfrenta el desafío de no tener un sistema que prediga la AW sin la necesidad de pruebas destructivas, dependiendo totalmente de la experiencia de los productores para predecir dichos parámetros y sus efectos, lo que provoca una calidad inconsistente en la línea de producción y más probabilidad de deterioro ante ciertos factores como los microbiológicos, o bien como se observa en la industria cárnica de productos curados, no se puede tener un control real y adecuado sobre un proceso que depende en gran medida de la cantidad de agua en el producto (Mason et al., 2018).

Disponer de una herramienta de control de calidad no destructiva basada en un modelo de regresión lineal múltiple de MCO para predecir el valor de la AW en diferentes fases de almacenamiento de productos de panificación es de gran interés tanto en investigación como en la industria de alimentos. Este enfoque permite predecir la AW utilizando variables como el tiempo de almacenamiento, la variación en el contenido de humedad y en el peso de manera precisa y eficiente (T. Li et al., 2015). La aplicación de un modelo de regresión lineal múltiple MCO en este contexto proporciona una herramienta matemática sólida para analizar y predecir la AW en productos de panificación, lo que puede ser fundamental para garantizar la calidad y seguridad alimentaria (Bahij et al., 2022).

En la industria de alimentos, la predicción de la AW a lo largo del tiempo de almacenamiento es crucial para determinar la VU de los productos y garantizar su calidad (Lin et al., 2021). La capacidad de predecir la AW de manera no destructiva mediante un modelo de regresión lineal múltiple MCO brinda a los fabricantes la posibilidad de monitorear y controlar la calidad de los productos de panificación sin necesidad de destruir las muestras, lo que puede resultar en ahorros significativos de costos y tiempo en comparación con métodos tradicionales de análisis (Kranz et al., 2010). Además, en un contexto donde la demanda de trazabilidad alimentaria ha aumentado, contar con un modelo predictivo preciso basado en variables como el peso, la humedad y el tiempo de almacenamiento puede mejorar la transparencia y la confianza del consumidor en la industria alimentaria (Lin et al., 2021).

En términos de investigación, el uso de un modelo de regresión lineal múltiple MCO para predecir la AW en productos de panificación puede abrir nuevas oportunidades para estudiar la cinética de cambios en la humedad y la AW durante el almacenamiento (Tangphadungrat et al., 2023). Esto no solo contribuiría al avance del conocimiento científico en el campo de la tecnología de alimentos, sino que también podría tener implicaciones prácticas significativas para el desarrollo de estrategias de control de calidad más efectivas y eficientes en la industria alimentaria (Dyakova et al., 2022).

Integrar un modelo de regresión lineal múltiple de MCO en un dispositivo conectado al Internet de las cosas (IdC) puede aportar significativamente tanto en investigación como en la industria. En el ámbito de la investigación, la conexión a través del IdC permite la recopilación en tiempo real de datos relevantes para el modelo, lo que facilita la actualización constante de las predicciones de la AW en productos de panificación durante su almacenamiento (Palominos-Rizzo et al., 2022). Esta integración con el IdC también posibilita la inclusión de datos de múltiples fuentes, como sensores remotos, para mejorar la precisión y robustez del

modelo (Tafur et al., 2022).

En la industria de alimentos, la implementación de un dispositivo IdC con un modelo de regresión lineal múltiple MCO para predecir la AW en productos de panificación ofrece la ventaja de monitorear de forma remota y en tiempo real las condiciones de almacenamiento y calidad de los productos (Carreres-Prieto et al., 2022). La conectividad del IdC permite una supervisión continua y la detección temprana de posibles desviaciones en la AW, lo que puede prevenir pérdidas de calidad y garantizar la seguridad alimentaria (Becerra-Arias et al., 2019). Además, la integración con el IdC facilita la automatización de procesos de control de calidad, optimizando la eficiencia operativa en la industria alimentaria (Nieto et al., 2017).

El uso de sensores en la industria de alimentos para la extensión de la VU se ha enfocado en la medición de parámetros y la recolección de datos, por ejemplo, para determinar la frescura de pizzas se ha considerado el uso de sensores de gas para detectar compuestos volátiles o dióxido de carbono que indiquen si existen indicios de deterioro, en especial el microbiológico, para esto además del aprendizaje de máquinas, se opta por una comparación de datos con aquellas pizzas que se consideren frescas. Esto ha probado mejorar la eficiencia de los gastos y reducir el desperdicio de familia, pues al tener parámetros cuantificables que tengan que ver directamente con el estado fisicoquímico y microbiológico del alimento, las determinaciones de VU se facilitan y aumentan su eficiencia (Wunderlich et al., 2023) . Al combinar la recolección de datos, el IdC y la predicción basada en modelos matemáticos como los MCO se puede generar un sistema de mejora constante que beneficie tanto al productor como al consumidor al mejorar la SA y calidad del producto y a la larga lograr una reducción de costos.

Es por ello que, la integración de un modelo de regresión lineal múltiple de MCO en un dispositivo conectado al IdC para predecir la AW en productos de panificación representa una herramienta poderosa tanto en investigación como en la industria de alimentos. La conexión con el IdC permite la adquisición de datos en tiempo real, la mejora de la precisión del modelo y la automatización de procesos, lo que contribuye significativamente a la calidad, seguridad y eficiencia en la producción de alimentos.

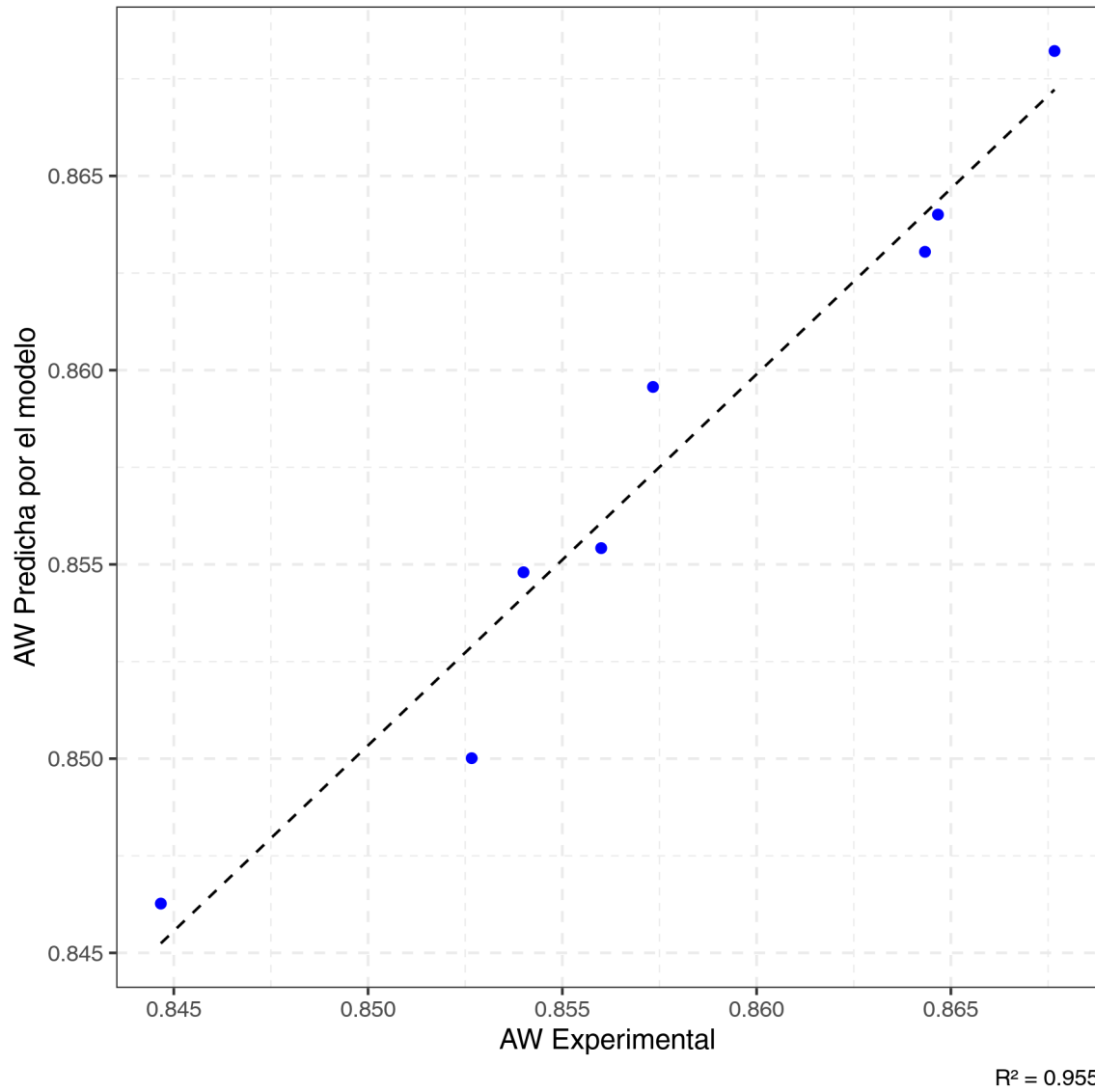


Figura 2.12: Gráfico de dispersión del tiempo de almacenamiento experimental frente al tiempo de almacenamiento predicho por el modelo de regresión de MCO con vector de entrada normalizado.

2.4. Conclusiones y perspectivas

La implementación de un modelo de regresión lineal múltiple de MCO permitió predecir la AW en productos de panificación, específicamente en el bísquet, tal como fue planteado en el objetivo general de este estudio. Los principales hallazgos de esta investigación indicaron que la aplicación de este modelo para la detección temprana de posibles desviaciones en la AW, jugaría un papel clave para prevenir pérdidas de calidad y garantizar la inocuidad en este tipo de alimentos. Además, la eventual integración de este modelo con un dispositivo vinculado a la tecnología del IdC, facilitaría la automatización de procesos de control de calidad, optimizando la eficiencia operativa en la industria alimentaria.

Este enfoque permitiría mejorar la seguridad y calidad del producto, además de que también contribuiría a la reducción de costos y al aumento de la eficiencia en la producción de alimentos, cumpliendo así con el objetivo general del estudio y ofreciendo perspectivas prometedoras para futuras investigaciones y aplicaciones industriales.

Los principales hallazgos de este estudio revelaron una multicolinealidad significativa entre ciertas variables independientes en el modelo de regresión lineal múltiple de MCO, lo que sugiere una inflación en la varianza de los coeficientes de regresión debido a la alta correlación lineal entre ellas, especialmente en las variables **Peso** y **Tiempo**. Sin embargo, a pesar de estos desafíos, el modelo demostró una capacidad predictiva efectiva en la predicción de la AW en bísquets, con un coeficiente de determinación (R^2) de 0.955. Estos resultados subrayan la importancia de abordar la multicolinealidad en el modelo de regresión de MCO y destacan su precisión en la predicción de la AW en el bísquet y productos similares.

Finalmente, dentro de las perspectivas, este estudio resalta la importancia de explorar una mayor integración entre el modelo de regresión lineal múltiple MCO y la tecnología del IdC para mejorar la recolección de datos en tiempo real y la precisión en la predicción de la AW en productos de panificación. También se destaca la necesidad de incluir análisis sensoriales y ampliar la base de datos con información más diversa y extensa para hacer el modelo más confiable y adaptado a las variaciones reales de los productos. Esta integración y enriquecimiento de datos permitiría simplificar la automatización y optimización de los procesos de control de calidad en la industria alimentaria, además de que también mejorarían significativamente la seguridad y eficiencia en la producción de alimentos, creando nuevas oportunidades tanto en investigación como en aplicaciones tecnológicas.

2.5. Referencias

Referencias

- Amat, J. (2016). *RPubs - Regresión Lineal Múltiple En R*. https://rpubs.com/Joaquin_AR/226291.
- Bahij, M., Labbadi, M., Chatri, C., Cheikh Ahmed, C., & Cherkaoui, M. (2022). Evolutionary Machine Learning-Based Energy Consumption Prediction for the Industry. *E3S Web of Conferences*, 351, 01091. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202235101091>
- Becerra-Arias, C., Vera-Cala, L. M., & Fernández-Niño, J. A. (2019). Asociación entre la razón Tg/HDL y la Enfermedad Renal Crónica en una cohorte colombiana. *Revista de la Universidad Industrial de Santander. Salud*, 51(4), 317-327. <https://doi.org/10.18273/revsal.v51n4-2019005>
- Ben, M. G., & Yohai, V. J. (2004). Quantile-Quantile Plot for Deviance Residuals in the Generalized Linear Model. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 13(1), 36-47. https://doi.org/10.1198/1061860042949_a
- Carreres-Prieto, D., García, J. T., Castillo, L. G., Carrillo, J. M., & Viguera-Rodríguez, A. (2022). Regresión Lineal Multivariable versus Regresión Simbólica a Partir de Programación Genética. Aplicación a La Caracterización Espectroscópica de Aguas Residuales Urbanas. *Ingeniería del Agua*, 26(4), 261-277. <https://doi.org/10.4995/ia.2022.18073>
- Cauvain, S. P. (2012). *Breadmaking: Improving Quality*. Elsevier.
- Chinachoti, P. (2018). *Bread Staling*. CRC Press.
- Dhall, R. K. (2013). Advances in Edible Coatings for Fresh Fruits and Vegetables: A Review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 53(5), 435-450. <https://doi.org/10.1080/10408398.2010.541568>

- Du, J., Zhang, M., Zhang, L., Law, C. L., & Liu, K. (2022). Shelf-Life Prediction and Critical Value of Quality Index of Sichuan Sauerkraut Based on Kinetic Model and Principal Component Analysis. *Foods*, 11(12), 1762. <https://doi.org/10.3390/foods11121762>
- Dyakova, N. A., Gaponov, S. P., Slivkin, A. I., Belenova, A. S., Karlov, P. M., & Lavrov, S. V. (2022). Using Regression Analysis to Optimise Conditions for Water-Soluble Polysaccharide Extraction from Sunflower. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1052(1), 012100. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1052/1/012100>
- Fu, B., & Labuza, T. P. (1993). Shelf-Life Prediction: Theory and Application. *Food Control*, 4(3), 125-133. [https://doi.org/10.1016/0956-7135\(93\)90298-3](https://doi.org/10.1016/0956-7135(93)90298-3)
- Fúnez, A. Ávalos, Haza Duaso, A. I., & Morales Gómez, P. (2016). Nanotecnología En La Industria Alimentaria I: Aplicaciones. *Revista Complutense de Ciencias Veterinarias*, 10(2), 1-17. https://doi.org/10.5209/rev_RCCV.2016.v10.n2.53544
- Hasan, S. M. K., Ferrentino, G., & Scampicchio, M. (2020). Nanoemulsion as Advanced Edible Coatings to Preserve the Quality of Fresh-cut Fruits and Vegetables: A Review. *International Journal of Food Science & Technology*, 55(1), 1-10. <https://doi.org/10.1111/ijfs.14273>
- Huerta Fernández, P., Loli Figueroa, O., Alegre Orihuela, J., García Pérez, A., Mendoza, A., Huerta Fernández, A., Honorio Acosta, M., & Vásquez Arce, V. (2021). Influencia de Vermicompost En El Rendimiento de Vitis Vinifera L. Cv. Malbec En Ica, Perú. *Idesia (Arica)*, 39(4), 121-128. <https://doi.org/10.4067/S0718-34292021000400121>
- Kosegarten, C. E., Ramírez-Corona, N., López-Malo, A., & Mani-López, E. (2022). Wheat-based Fried Snacks Shelf-life Prediction Using Kinetic, Probabilistic, and Time-to-fail Models. *Journal of Food Processing and Preservation*, 46(5). <https://doi.org/10.1111/jfpp.16548>
- Kranz, P., Braun, N., Schulze, N., & Kunz, B. (2010). Sensory Quality of Functional Beverages: Bitterness Perception and Bitter Masking of Olive Leaf Extract Fortified Fruit Smoothies. *Journal of Food Science*, 75(6). <https://doi.org/10.1111/j.1750-3841.2010.01698.x>
- Kwásniewska, I., Rosicka-Kaczmarek, J., & Krala, L. (2014). Factors Influencing Quality and Shelf Life of Baking Products Uticajni Faktori Na Kvalitet i Rock Upotrebe Pekarskih Proizvoda. *Journal on Processing and Energy in Agriculture*.
- Lakshmi, K., Mahaboob, B., Rajaiyah, M., & Narayana, C. (2021). Ordinary Least Squares Estimation of Parameters of Linear Model. *Journal of Mathematical and Computational Science*. <https://doi.org/10.28919/jmcs/5454>
- Li, M., Zhu, K., Guo, X., Peng, W., & Zhou, H. (2011). Effect of Water Activity (Aw) and Irradiation on the Shelf-Life of Fresh Noodles. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 12(4), 526-530. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2011.06.005>
- Li, T., Tu, C., Rui, X., Gao, Y., Li, W., Wang, K., Xiao, Y., & Dong, M. (2015). Study of Water Dynamics in the Soaking, Steaming, and Solid-State Fermentation of Glutinous Rice by LF-NMR: A Novel Monitoring Approach. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 63(12), 3261-3270. <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.5b00769>
- Lin, X., Chang, S.-C., Chou, T.-H., Chen, S.-C., & Ruangkanjanases, A. (2021). Consumers' Intention to Adopt Blockchain Food Traceability Technology towards Organic Food Products. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(3), 912. <https://doi.org/10.3390/ijerph18030912>
- Ma, Y., Li, L., & Wang, Y. (2017). Development of Antimicrobial Active Film Containing CINnamaldehyde and Its Application to Snakehead (*Ophiocephalus Argus*) Fish. *Journal of Food Process Engineering*, 40(5), e12554. <https://doi.org/10.1111/jfpe.12554>
- Martínez Abad, A., Lagaron, J. M., & Ocio, M. J. (2012). Development and Characterization of Silver-Based Antimicrobial Ethylene-Vinyl Alcohol Copolymer (EVOH) Films for Food-Packaging Applications. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 60(21), 5350-5359. <https://doi.org/10.1021/jf300334z>
- Mason, A., Muradov, M., Abdullah, B., Al-Shamma'a, A., & Alvseike, O. (2018). Rapid Non-Destructive Prediction of Water Activity in Dry-Cured Meat. *Proceedings*, 2(13), 1003. <https://doi.org/10.3390/proceedings2131003>
- Melini, V., & Melini, F. (2018). Strategies to Extend Bread and GF Bread Shelf-Life: From Sourdough to

- Antimicrobial Active Packaging and Nanotechnology. *Fermentation*, 4(1), 9. <https://doi.org/10.3390/fermentation4010009>
- Nieto, A., Rios, R., & Lopez, J. (2017). PRoFIT: Modelo Forense-IoT Con Integración de Requisitos de Privacidad. *Proceedings XIII Jornadas de Ingeniería Telemática - JITEL2017*, 302-309. <https://doi.org/10.4995/JITEL2017.2017.6449>
- Osca Guadalajara, M., Guadalajara Olmeda, N., & Escartín Martínez, R. (2015). Impacto Del Tratamiento Con Teriparatida En La Calidad de Vida de Las Personas Con Osteoporosis. *Revista Española de Salud Pública*, 89(2), 215-225. <https://doi.org/10.4321/S1135-57272015000200009>
- Palominos-Rizzo, T., Villatoro-Sánchez, M., Alvarado-Hernández, A., Cortés-Granados, V., & Paguada-Pérez, D. (2022). Estimación de La Humedad Del Suelo Mediante Regresiones Lineales Múltiples En Llano Brenes, Costa Rica. *Agronomía Mesoamericana*, 47872. <https://doi.org/10.15517/am.v33i2.47872>
- Pateras, I. M. C. (2007). Bread Spoilage and Staling. En *Technology of Breadmaking* (pp. 275-298). Springer US. https://doi.org/10.1007/0-387-38565-7_10
- Phimolsiripol, Y., Siripatrawan, U., & Cleland, D. J. (2011). Weight Loss of Frozen Bread Dough under Isothermal and Fluctuating Temperature Storage Conditions. *Journal of Food Engineering*, 106(2), 134-143. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2011.04.020>
- Rodríguez, Vizcarra, T. A., & Huallpartupa, D. J. R. (2014). Determinación de vida útil en anaquel de pan libre de Gluten a base de harina de quinua (Chenopodium quinoa) envasado en polietileno y polipropileno. *Ciencia & Desarrollo*, 18, 68-71. <https://doi.org/10.33326/26176033.2014.18.454>
- Santos-Garcés, E., Gou, P., García-Gil, N., Arnau, J., & Fulladosa, E. (2010). Non-Destructive Analysis of Aw, Salt and Water in Dry-Cured Hams during Drying Process by Means of Computed Tomography. *Journal of Food Engineering*, 101(2), 187-192. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2010.06.027>
- Sawhney, I. K., Sarkar, B. C., Patil, G. R., & Sharma, H. K. (2014). Moisture Sorption Isotherms and Thermodynamic Properties of Whey Protein Concentrate Powder from Buffalo Skim Milk: Moisture Sorption in WPC Powder from Buffalo Milk. *Journal of Food Processing and Preservation*, 38(4), 1787-1798. <https://doi.org/10.1111/jfpp.12148>
- Shim, S. D., & Lee, S. J. (2011). Shelf-life Prediction of Perilla Oil by Considering the Induction Period of Lipid Oxidation. *European Journal of Lipid Science and Technology*, 113(7), 904-909. <https://doi.org/10.1002/ejlt.201000325>
- Smith, J. P., Daifas, D. P., El-Khoury, W., Koukoutsis, J., & El-Khoury, A. (2004). Shelf Life and Safety Concerns of Bakery Products—A Review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 44(1), 19-55. <https://doi.org/10.1080/10408690490263774>
- Tafur, E., Veneros, J., García, L., Gamarra, Ó., Farje, J., & Santistevan, M. (2022). Técnicas No Destructivas Para La Estimación de La Biomasa Forestal Aérea. *Idesia (Arica)*, 40(3), 7-17. <https://doi.org/10.4067/S0718-34292022000300007>
- Tangphadungrat, P., Hansapinyo, C., Buachart, C., Suwan, T., & Limkatanyu, S. (2023). Analysis of Non-Destructive Indicating Properties for Predicting Compressive Strengths of Dendrocalamus Sericeus Munro Bamboo Culms. *Materials*, 16(4), 1352. <https://doi.org/10.3390/ma16041352>
- Tripathi, A. D., Sharma, R., Agarwal, A., & Haleem, D. R. (2021). Nanoemulsions Based Edible Coatings with Potential Food Applications. *International Journal of Biobased Plastics*, 3(1), 112-125. <https://doi.org/10.1080/24759651.2021.1875615>
- Universidad Anáhuac Querétaro. (2020). *Bisquets*.
- Villegas, D. A., Acosta, C. O., & Milla, M. E. (2018). Dinámica de Crecimiento de Plantas de Pimentón (Capsicum Annuum L.) Sometidas a La Aplicación de Trichoderma Harzianum Rifai En Ambientes Controlados. *Revista de Investigación de Agroproducción Sustentable*, 2(1), 21. <https://doi.org/10.25127/aps.20181.380>
- Wang, W., Hu, W., Ding, T., Ye, X., & Liu, D. (2018). Shelf-life Prediction of Strawberry at Different Temperatures during Storage Using Kinetic Analysis and Model Development. *Journal of Food Processing and Preservation*, 42(8). <https://doi.org/10.1111/jfpp.13693>
- Wunderlich, P., Pauli, D., Neumaier, M., Wisser, S., Danneel, H.-J., Lohweg, V., & Dörksen, H. (2023). Enhancing Shelf Life Prediction of Fresh Pizza with Regression Models and Low Cost Sensors. *Foods*, 12(6), 1347. <https://doi.org/10.3390/foods12061347>

Zhang, W., Luo, Z., Wang, A., Gu, X., & Lv, Z. (2021). Kinetic Models Applied to Quality Change and Shelf Life Prediction of Kiwifruits. *LWT*, *138*, 110610. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2020.110610>

APÉNDICE A

Material suplementario

Lista de acrónimos

ANOVA	análisis de varianza	40
AW	actividad de agua	35

A.1. Conjunto de datos

LA TABLA A.1 está diseñada para permitir un análisis detallado de cómo estas condiciones afectan diferentes atributos de calidad, los cuales se refieren en la columna determinaciones y pueden hacer alusión a la AW, humedad y peso.

Tabla A.1: Diseño experimental y determinaciones de atributos de calidad (AW, humedad y peso).

Temperatura	Tiempo	Atributo de calidad
20	0	Determinación 1
20	0	Determinación 2
20	0	Determinación 3
20	5	Determinación 1
20	5	Determinación 2
20	5	Determinación 3
20	9	Determinación 1
20	9	Determinación 2
20	9	Determinación 3
20	12	Determinación 1
20	12	Determinación 2
20	12	Determinación 3
20	16	Determinación 1
20	16	Determinación 2
20	16	Determinación 3
20	19	Determinación 1
20	19	Determinación 2
20	19	Determinación 3

Temperatura	Tiempo	Atributo de calidad
20	23	Determinación 1
20	23	Determinación 2
20	23	Determinación 3
20	27	Determinación 1
20	27	Determinación 2
20	27	Determinación 3
20	30	Determinación 1
20	30	Determinación 2
20	30	Determinación 3
20	34	Determinación 1
20	34	Determinación 2
20	34	Determinación 3
30	0	Determinación 1
30	0	Determinación 2
30	0	Determinación 3
30	5	Determinación 1
30	5	Determinación 2
30	5	Determinación 3
30	9	Determinación 1
30	9	Determinación 2
30	9	Determinación 3
30	12	Determinación 1
30	12	Determinación 2
30	12	Determinación 3
30	16	Determinación 1
30	16	Determinación 2
30	16	Determinación 3
30	19	Determinación 1
30	19	Determinación 2
30	19	Determinación 3
30	23	Determinación 1
30	23	Determinación 2
30	23	Determinación 3
30	27	Determinación 1
30	27	Determinación 2
30	27	Determinación 3
30	30	Determinación 1
30	30	Determinación 2
30	30	Determinación 3
30	34	Determinación 1
30	34	Determinación 2
30	34	Determinación 3

A.2. Análisis estadístico con R

A.2.1. Influencia del tiempo y de la temperatura de almacenamiento

Fue utilizado un código en R para realizar un análisis de varianza (ANOVA) para investigar la variabilidad en la variable de respuesta del atributo crítico de calidad en cuestión, en este caso, para la actividad de agua (AW) en función de dos factores: “Temperatura” y “Tiempo” de almacenamiento. A continuación, se explican las etapas del código:

1. Cargar las librerías:

```
1 library(readxl)
2
```

Importa la librería “readxl” que se utiliza para leer archivos de Excel.

2. Cargar los datos:

```
1 dataset <- read_excel("datos_aw.xlsx")
2
```

Lee los datos desde un archivo de Excel llamado “datos_aw.xlsx” y los almacena en el objeto “dataset”.

3. Adjuntar y mostrar los datos:

```
1 attach(dataset)
2 names(dataset)
3 str(dataset)
4
```

- `attach(dataset)`: Adjunta el conjunto de datos, permitiendo referirse a las variables directamente por sus nombres.
- `names(dataset)`: Muestra los nombres de las variables en el conjunto de datos.
- `str(dataset)`: Muestra la estructura de los datos, proporcionando información sobre las variables y sus tipos.

4. Establecer las variables:

```
1 factor1_temperatura <- factor(Temperatura)
2 factor2_tiempo <- factor(Tiempo)
3 respuesta_aw <- dataset$aw
4
```

- `factor1_temperatura` y `factor2_tiempo`: Convierten las variables “Temperatura” y “Tiempo” en factores.
- `respuesta_aw`: Extrae la variable de respuesta “aw” del conjunto de datos.

5. Cálculo de la tabla ANOVA:

```
1 model <- lm(respuesta_aw ~ (factor1_temperatura + factor2_tiempo)^2)
2 anova <- aov(model)
3
```

- `model`: Crea un modelo lineal utilizando la función `lm()`, con una fórmula que incluye interacciones cuadráticas entre “Temperatura” y “Tiempo”.
- `anova`: Realiza el análisis de varianza (ANOVA) sobre el modelo lineal.

6. Mostrar el resumen del ANOVA:

```
1 summary(anova)
2
```

Muestra un resumen del análisis de varianza, que incluye estadísticas como las sumas de cuadrados, grados de libertad, F-statistics y p-values.

7. Guardar el resumen en un archivo de texto plano (.txt):

```
1 capture.output(
2   summary(anova),           # Objeto a exportar
3   file = "anova_aw.txt"    # Nombre del archivo
4 )
5
```

Captura la salida del resumen ANOVA y la guarda en un archivo de texto llamado “anova_aw.txt”.

A continuación se muestra el código implementado:

```

1 ## =====
2 # Proyecto: Vida útil de bisquet
3 # Análisis de varianza
4 # Autor: Jesús Guadalupe Pérez Flores
5 # Pachuca de Soto, Hgo., México. 2024
6 ## =====
7 # Cargar las librerías:
8 library(readxl)
9 # Cargar los datos:
10 dataset <- read_excel("datos_aw.xlsx")
11 # Adjuntar y mostrar los datos:
12 attach(dataset)
13 names(dataset)
14 str(dataset)
15 # Establecer las variables
16 factor1_temperatura <- factor(Temperatura)
17 factor2_tiempo <- factor(Tiempo)
18 respuesta_aw <- dataset$aw
19 # Cálculo de la tabla ANOVA
20 modelo <- lm(respuesta_aw ~ (factor1_temperatura + factor2_tiempo)^2)
21 anova <- aov(modelo)
22 summary(anova)
23 # Guardar el resumen en un archivo de texto plano (.txt)
24 capture.output(
25   summary(anova), # Objeto a ser exportado
26   file = "anova_aw.txt" # Nombre del documento

```

A.2.2. Influencia del tiempo de almacenamiento

Este código en R realiza un análisis de datos y crea gráficos utilizando el paquete ggplot2 para visualizar la relación entre la variable de respuesta “aw” y la variable explicativa “Tiempo” para dos temperaturas diferentes (20°C y 30°C). Aquí está una explicación por etapas:

1. Cargar bibliotecas:

```

1 library(readxl)
2 library(multcompView)
3 library(ggplot2)
4 library(dplyr)
5 library(gridExtra)
6

```

Carga las librerías necesarias, incluyendo aquellas para leer archivos Excel (`readxl`), visualización de letras compactas (`multcompView`), creación de gráficos (`ggplot2`), manipulación de datos (`dplyr`), y organización de gráficos (`gridExtra`).

2. Importar la base de datos:

```

1 dataset <- read_excel("datos_aw.xlsx")
2

```

Lee los datos desde un archivo Excel llamado “datos_aw.xlsx” y los almacena en el objeto `dataset`.

3. Función para realizar el análisis y crear el gráfico:

```

1 analyze_and_plot <- function(temperatura) {
2   # ... (ver explicación detallada en los puntos siguientes)
3   return(gg)
4 }
5

```

Define una función llamada `analyze_and_plot` que toma una temperatura como argumento, realiza análisis y crea un gráfico utilizando `ggplot2`, y luego devuelve el objeto `ggplot`.

4. Análisis y gráfico para la temperatura 20°C:

```
1 gg_temp_20 <- analyze_and_plot(20)
2
```

Llama a la función `analyze_and_plot` con la temperatura 20°C y guarda el gráfico resultante en `gg_temp_20`.

5. Análisis y gráfico para la temperatura 30°C:

```
\begin{lstlisting}[language=R]
gg_temp_30 <- analyze_and_plot(30)
\end{lstlisting}
```

Llama a la función `analyze_and_plot` con la temperatura 30°C y guarda el gráfico resultante en `gg_temp_30`.

6. Organizar los gráficos en filas:

```
1 combined_plot <- grid.arrange(
2   gg_temp_20 + ggtitle("Temperatura 20 \u00B0C"),
3   gg_temp_30 + ggtitle("Temperatura 30 \u00B0C"),
4   ncol = 1,
5   nrow = 2
6 )
7
```

Utiliza la función `grid.arrange` para organizar los dos gráficos en una sola imagen con dos filas. Añade títulos a cada gráfico.

7. Guardar la imagen combinada:

```
1 ggsave("aw_plots_Tiempo.png", combined_plot, width = 8, height = 10, dpi = 300)
2
```

Guarda la imagen combinada en un archivo llamado “`aw_plots_Tiempo.png`” con un ancho de 8 pulgadas, alto de 10 pulgadas y resolución de 300 dpi.

A continuación se muestra el código implementado:

```
1 ## =====
2 # Proyecto: Vida útil de bisquet
3 # Gráficos de dispersión + ANOVA + Tukey test
4 # Autor: Jesús Guadalupe Pérez Flores
5 # Pachuca de Soto, Hgo., México. 2024
6 ## =====
7 # Instalar los paquetes necesarios si no los tienes instalados
8 #install.packages(c("readxl", "multcompView", "ggplot2", "dplyr", "gridExtra"))
9 # Cargar bibliotecas
10 library(readxl)
11 library(multcompView)
12 library(ggplot2)
13 library(dplyr)
14 library(gridExtra)
15 # Importar la base de datos
16 dataset <- read_excel("datos_aw.xlsx")
17 # Función para realizar el análisis y crear el gráfico
18 analyze_and_plot <- function(temperatura) {
19   # Filtrar el dataset para la temperatura dada
20   subset_dataset <- subset(dataset, Temperatura == temperatura)
21   # Convertir Tiempo a factor y ordenar los niveles
```

```

22 subset_dataset$Tiempo <- factor(subset_dataset$Tiempo, levels = unique(subset_dataset$
    Tiempo))
23 # Calcular la media y el intervalo de confianza del 95% para aw por Tiempo
24 summary_data <- subset_dataset %>%
25   group_by(Tiempo) %>%
26   summarise(
27     mean_aw = mean(aw),
28     lower_ci = mean_aw - qt(0.975, length(aw) - 1) * sd(aw) / sqrt(length(aw)),
29     upper_ci = mean_aw + qt(0.975, length(aw) - 1) * sd(aw) / sqrt(length(aw))
30   )
31 # Análisis de varianza
32 modelo <- lm(aw ~ Tiempo, data = subset_dataset)
33 anova_result <- aov(modelo)
34 summary(anova_result)
35 # Prueba de Tukey
36 tukey_result <- TukeyHSD(anova_result)
37 # Visualizar las letras solo para los niveles presentes en los datos
38 cld <- multcompLetters4(anova_result, tukey_result)
39 # Creación de una tabla con los datos resumidos y la visualización de letras compactas
40 Tk <- group_by(subset_dataset, Tiempo) %>%
41   summarise(mean = mean(aw)) %>%
42   arrange(desc(mean))
43 # Extracción de la pantalla de letras compactas y agregando a la tabla Tk
44 cld <- as.data.frame.list(cld$Tiempo)
45 Tk$cld <- cld$Letters
46 # Crear un gráfico de dispersión con barras de error y línea
47 gg <- ggplot(summary_data, aes(x = Tiempo, y = mean_aw)) +
48   geom_point() +
49   geom_line(aes(group = 1), color = "blue", linetype = "dotted") +
50   geom_errorbar(aes(ymin = lower_ci, ymax = upper_ci), width = 0.2) +
51   labs(x = "Tiempo (días)",
52        y = "Actividad de agua (AW)") +
53   theme_bw() +
54   theme(panel.grid.major = element_line(color = "gray", linetype = "dotted"), panel.grid.
55         minor = element_blank()) +
56   geom_text(data = Tk, aes(x = Tiempo, y = mean, label = cld), size = 3, vjust = -1, hjust
57             = -1)
58 # Devuelve el gráfico ggplot
59 return(gg)
60 }
61 # Llamar a la función para cada temperatura
62 gg_temp_20 <- analyze_and_plot(20)
63 gg_temp_30 <- analyze_and_plot(30)
64 # Organizar los gráficos en filas
65 combined_plot <- grid.arrange(
66   gg_temp_20 + ggtitle("Temperatura 20 \u00B0C"),
67   gg_temp_30 + ggtitle("Temperatura 30 \u00B0C"),
68   ncol = 1,
69   nrow = 2
70 )
71 # Guardar la imagen combinada
72 ggsave("aw_plots_Tiempo.png", combined_plot, width = 8, height = 10, dpi = 300)

```

Este código se ajustó para trabajar con conjuntos de datos que representan la variación en el contenido de humedad y el peso del biscoito a lo largo de su almacenamiento en diversas condiciones de estudio.

A.2.3. Influencia de la temperatura de almacenamiento

Este código en R realiza un análisis estadístico y visualización de datos utilizando diversas técnicas, como análisis de varianza (ANOVA), prueba de Tukey y creación de boxplots. A continuación, se explica el código por etapas:

1. Cargar las librerías:

```

1 library(readxl)
2 library(ggplot2)

```

```

3 library(multcompView)
4 library(dplyr)
5

```

Importa las librerías necesarias para leer archivos de Excel, realizar gráficos, realizar análisis estadísticos y manipulación de datos.

2. Importar la base de datos:

```

1 dataset <- read_excel("datos_aw.xlsx")
2

```

Lee los datos desde un archivo Excel llamado “datos_aw.xlsx” y los almacena en el objeto `dataset`.

3. Adjuntar los datos y mostrarlos de forma compacta:

```

1 attach(dataset)
2 str(dataset)
3

```

- `attach(dataset)`: Adjunta el conjunto de datos, permitiendo referirse a las variables directamente por sus nombres.
- `str(dataset)`: Muestra la estructura de los datos de forma compacta.

4. Análisis de varianza de 2 vías:

```

1 model <- lm(aw ~ Temperatura, data = dataset)
2 anova <- aov(model)
3 summary(anova)
4

```

- Ajusta un modelo lineal (`lm`) para analizar el efecto de la variable “Temperatura” en la variable de respuesta “aw”.
- Realiza un análisis de varianza (ANOVA) y muestra un resumen de los resultados.

5. Tukey’s test:

```

1 tukey <- TukeyHSD(x = anova, 'Temperatura', conf.level = 0.95)
2 print(tukey)
3

```

Realiza la prueba de Tukey para comparar las medias de las diferentes categorías de “Temperatura”.

6. Compactar las letras en una pantalla:

```

1 cld <- multcompLetters4(anova, tukey)
2 print(cld)
3

```

Muestra las letras compactas resultantes del análisis de Tukey.

7. Creación de una tabla con los datos resumidos y la visualización de letras compactas:

```

1 Tk <- group_by(dataset, Temperatura) %>%
2   summarise(mean = mean(aw), quant = quantile(aw, probs = 0.75)) %>%
3   arrange(desc(mean))
4 cld <- as.data.frame.list(cld$Temperatura)
5 Tk$cld <- cld$Letters
6 print(Tk)
7

```

- Crea una tabla resumida que incluye la media y el tercer cuartil (cuantil 75%) para cada nivel de “Temperatura”.

- Agrega las letras compactas resultantes del análisis de Tukey a la tabla.

8. Creación de la boxplot y guardado de la figura final:

```

1  ggplot(dataset, aes(Temperatura, aw)) +
2  geom_boxplot() +
3  geom_jitter(width = 0.25, alpha = 0.25) +
4  labs(x = "Temperatura ( \u00B0C)", y = "Actividad de agua (AW)") +
5  theme_bw() +
6  theme(panel.grid.major = element_line(color = "gray", linetype = "dotted"),
7  panel.grid.minor = element_blank()) +
8  geom_text(data = Tk, aes(x = Temperatura, y = quant, label = cld), size = 3,
9  vjust = -1, hjust = -1)
10 ggsave("boxplot_Temperatura_aw.png", width = 5, height = 5, dpi = 1000)
11

```

- Crea un boxplot con puntos superpuestos utilizando ggplot2.
- Agrega letras compactas a los puntos que representan las medias de cada grupo de “Temperatura”.
- Guarda la figura resultante en un archivo llamado “boxplot_Temperatura_aw.png”.

A continuación se muestra el código implementado:

```

1  ## =====
2  # Proyecto: Vida útil de bisquet
3  # Boxplot + ANOVA + Tukey test
4  # Autor: Jesús Guadalupe Pérez Flores
5  # Pachuca de Soto, Hgo., México. 2024
6  ## =====
7  # Cargar las librerías adecuadas:
8  library(readxl)
9  library(ggplot2)
10 library(multcompView)
11 library(dplyr)
12 # Importar la base de datos
13 dataset <- read_excel("datos_aw.xlsx")
14 # Adjuntar los datos
15 attach(dataset)
16 # Mostrar de forma compacta los datos
17 str(dataset)
18 # Análisis de varianza de 2 vías
19 # Determinar el efecto del Tiempo y de la Temperatura de almacenamiento sobre el atributo de
    calidad
20 model <- lm( aw ~ Temperatura, data = dataset )
21 anova <- aov(model)
22 summary(anova)
23 # Tukey's test
24 # La prueba de Tukey estudia cada par de TEMPERATURA:
25 tukey <- TukeyHSD(x=anova, 'Temperatura', conf.level=0.95)
26 print(tukey)
27 # Compactar las letras en una pantalla
28 cld <- multcompLetters4(anova, tukey)
29 print(cld)
30 # Creación de una tabla con los datos resumidos y la visualización de letras compactas
31 # Tabla con el factor (Temperatura) y el 3er cuartil
32 Tk <- group_by(dataset, Temperatura) %>%
33   summarise(mean=mean(aw), quant = quantile(aw, probs = 0.75)) %>%
34   arrange(desc(mean))
35 # Extracción de la pantalla de letras compactas y agregando a la tabla Tk
36 cld <- as.data.frame.list(cld$Temperatura)
37 Tk$cld <- cld$Letters
38 print(Tk)
39 # Creación de la boxplot
40 ggplot(dataset, aes(Temperatura, aw)) +
41   geom_boxplot() +
42   geom_jitter(width=0.25, alpha=0.25) +
43   labs(x="Temperatura ( \u00B0C)", y="Actividad de agua (AW)") + # Personalizar los ejes

```

```

44 theme_bw() +
45 theme(panel.grid.major = element_line(color = "gray", linetype = "dotted"), panel.grid.
  minor = element_blank()) +
46 geom_text(data = Tk, aes(x = Temperatura, y = quant, label = cld), size = 3, vjust=-1,
  hjust = -1) # Agregar las letras
47 # saving the final figure
48 ggsave("boxplot_Temperatura_aw.png", width = 5, height = 5, dpi = 1000)

```

Este código se ajustó para trabajar con conjuntos de datos que representan la variación en el contenido de humedad y el peso de las conchas de vainilla a lo largo de su almacenamiento en diversas condiciones de estudio.

A.3. Resultados del análisis de varianza de dos vías

En las Tablas A.2, A.3 y A.4, se presentan los resultados del análisis de varianza (ANOVA) que examina la influencia de tres factores principales en bísquets: la temperatura de almacenamiento y el tiempo de almacenamiento en relación con los atributos fisicoquímicos de calidad del bísquet.

Tabla A.2: ANOVA completo de la humedad del bísquet.

Fuente de variabilidad	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Cuadrado medio	Valor F	Valor-p
A: Temperatura	1	30.210000	30.206000	135.354000	-9.38×10^{-14} ***
B: Tiempo	9	50.870000	5.653000	25.329000	-5.26×10^{-13} ***
AB	7	5.020000	0.717000	3.214000	0.00947
Residuales	36	8.030000	0.223000	-	-

Tabla A.3: ANOVA completo del peso del bísquet.

Fuente de variabilidad	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Cuadrado medio	Valor F	Valor-p
A: Temperatura	1	80.9000	80.9200	1.2750	0.2660
B: Tiempo	9	212.1000	23.5600	0.3710	0.9410
AB	7	127.5000	18.2100	0.2870	0.9550
Residuales	36	2284.9000	63.4700	-	-

Tabla A.4: ANOVA completo de la AW del bísquet.

Fuente de variabilidad	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Cuadrado medio	Valor F	Valor-p
A: Temperatura	1	0.008535	0.008535	1184.742000	$<2 \times 10^{-16}$ ***
B: Tiempo	9	0.012486	0.001387	192.588000	$<2 \times 10^{-16}$ ***
AB	7	0.000263	0.000038	5.212000	0.000361
Residuales	36	0.000259	0.000007	-	-