

**Review: Avances en las Aplicaciones de Espectroscopía de Infrarrojo Cercano (NIRS) en el Análisis de los Parámetros de Calidad de la Cerveza
“Revisión sistemática”**

Javier Mauricio Posada Cabrera

**Director (a)
Luis Alberto Illicachi Romero**

**Universidad Santiago de Cali
Facultad de Ciencias Básicas
Programa de Química
Cali, Colombia
2024**

Calle 5 Carrera 62 Campus Pampalinda A.A. 4102 / Teléfono: PBX 5183000
web: www.usc.edu.co / Nit. 890.303.797-1 / Santiago de Cali - Colombia



**Review: Avances en las Aplicaciones de Espectroscopía de Infrarrojo Cercano (NIRS) en el Análisis de los Parámetros de Calidad de la Cerveza
“Revisión sistemática”**

Javier Mauricio Posada Cabrera

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Química**

Director (a)

Luis Alberto Illicachi Romero

Grupo de Investigación:

Grupo de Investigación en Química y Biotecnología (QUIBIO)

Línea de Investigación: Desarrollos Tecnológicos y Biotecnológicos

Nombrar ODS en el que se enmarca el trabajo de grado:

ODS 9: Industria, Innovación e Infraestructura

**Universidad Santiago de Cali
Facultad de Ciencias Básicas
Programa de Química
Ciudad, Colombia
2024**

IMPACTOS

Tabla 1. Impactos de la espectroscopia de Infrarrojo cercano (NIRS)

IMPACTO	PRODUCTO	BENEFICIARIO(S)
Económico	Reducción de costos en comparación con métodos tradicionales	Industria cervecera
Responsabilidad social	Garantiza calidad y seguridad en el producto y satisfacción del consumidor	Industria cervecera y consumidores
Científico	Generación de nuevo conocimiento	Industria cervecera y comunidad científica
Indicadores de Gestión	Monitoreo en tiempo real de la producción	Industria cervecera y colaboradores
Tecnológico	Creación de modelos predictivos	Industria y comunidad científica
Técnico	Metodologías robustas, precisas y trazables	Industria cervecera y entes de vigilancia y regulación
Ambiental	Reducción de residuos generados durante procesos de análisis	Industria y comunidad
Social	Confianza en el producto por parte del consumidor	comunidad consumidora
Cultural	No altera la autenticidad de la elaboración a nivel artesanal	Cerveceros artesanales y comunidad

Review: Avances en las Aplicaciones de Espectroscopía de Infrarrojo Cercano (NIRS) en el Análisis de los Parámetros de Calidad de la Cerveza

Javier Mauricio Posada Cabrera¹(Javier.posada00@usc.edu.co)

¹Grupo de Investigación QUIBIO, Programa de Química. Facultad de Ciencias Básicas. Universidad Santiago de Cali. Campus Pampalinda Calle 5 # 62-00. Santiago de Cali. Colombia

RESUMEN

En la revisión de la gestión de calidad de la cerveza, se aborda la complejidad y los recursos necesarios para evaluar sus componentes como alcohol, fenoles, pH, azúcares, aminoácidos, gases, color y turbidez. La integración de métodos fisicoquímicos con técnicas microbiológicas o pruebas sensoriales junto con la espectrofotometría ha demostrado ser eficaz para este propósito. Dentro de las técnicas espectroscópicas, la espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS) destaca por su capacidad de medir múltiples componentes de manera rápida y no destructiva. Estudios han demostrado su eficacia en la determinación precisa de alcohol y otros compuestos fermentados, reduciendo la dependencia de métodos tradicionales más lentos y costosos. La NIRS se utiliza en diferentes fases del proceso de producción cervecera y permite un monitoreo en tiempo real que facilita ajustes en la producción. Experimentos han validado su aplicabilidad en la evaluación de componentes específicos en fermentaciones complejas. Además, la combinación de la NIRS con inteligencia artificial y modelos de aprendizaje automático ha potenciado su precisión, permitiendo la detección temprana de fallos y optimización del proceso de fermentación.

Palabras clave: Cerveza, métodos sensoriales, espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS), monitoreo en tiempo real, inteligencia artificial, modelos de aprendizaje automático.

Review: Advances in Near Infrared Spectroscopy (NIRS) Applications in the Analysis of Beer Quality Parameters

ABSTRACT

In the review of beer quality management, the complexity and resources required to assess its components, such as alcohol, phenols, pH, sugars, amino acids, gases, colour, and turbidity, are addressed. Integrating physicochemical, microbiological, sensory, and spectroscopic methods is effective and efficient. Among the spectroscopic techniques, near-infrared spectroscopy (NIRS) stands out for its ability to measure multiple components quickly and non-destructively. Studies have demonstrated its effectiveness in precisely determining alcohol and other fermented compounds, reducing the reliance on slower and more expensive traditional methods. NIRS is used at different stages of the brewing process and allows for real-time monitoring that facilitates production adjustments. Experiments have validated its applicability in evaluating specific components in complex fermentations. Furthermore, the combination of NIRS with artificial intelligence and machine learning models has enhanced its precision, enabling early fault detection and optimization of the fermentation process.

Keywords: Beer, sensory methods, near-infrared spectroscopy (NIRS), real-time monitoring, artificial intelligence, machine learning models.

HIGHLIGHTS

1. **Análisis Multicomponente:** NIRS permite la medición simultánea de varios componentes, como alcohol, azúcares y proteínas, con alta precisión y sin destruir las muestras.

2. **Portabilidad y Economicidad:** La implementación de espectrofotómetros portátiles de infrarrojo cercano simplifica el monitoreo del proceso, reduciendo costos de producción y mejorando la calidad del producto.
3. **Integración con Inteligencia Artificial:** La combinación de NIRS con técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático ha permitido desarrollar modelos predictivos que optimizan la producción de cerveza al predecir con precisión componentes críticos y detectar fallas tempranas.
4. **Calibración Específica:** La técnica requiere calibraciones específicas para diferentes tipos de cerveza, complicadas de realizar y mantener debido a la variabilidad inherente en su composición

1. INTRODUCCIÓN

En la industria cervecera, la calidad del producto final depende de muchos factores que deben controlarse y controlarse durante la producción. Tradicionalmente, la evaluación de estos parámetros de calidad ha requerido técnicas analíticas laboriosas y costosas, que a menudo implican la destrucción de muestras. En este contexto, la espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS, por sus siglas en inglés) reluce como una herramienta poderosa y no destructiva para la evaluación de la calidad de la cerveza, al ofrecer rapidez, precisión y una mayor eficiencia en el control de calidad (Basile et al., 2023).

La espectroscopía NIRS se basa en la interacción de la luz infrarroja cercana con la materia, proporcionando información detallada sobre la composición química y física de una muestra. En el análisis de la cerveza, esta técnica ha demostrado ser efectiva para evaluar múltiples parámetros clave, como el contenido de alcohol, azúcares residuales, compuestos aromáticos y la presencia de contaminantes. La capacidad de NIRS para realizar análisis en tiempo real les permite a los productores de cerveza ajustar rápidamente los procesos de producción, asegurando un producto final consistente y de alta calidad.

Los avances recientes en la tecnología NIRS han ampliado aún más sus aplicaciones en la industria cervecera. Innovaciones en hardware y software han mejorado la sensibilidad y la precisión de los equipos NIRS, lo cual ha permitido la detección de compuestos a niveles muy bajos. Además, la integración de algoritmos de aprendizaje automático ha permitido la creación de modelos predictivos más robustos, que pueden interpretar datos espectrales complejos con mayor exactitud, así como lo evidenciaron (Wefing et al., 2021) al determinar los niveles de nitrógeno amino libre en el mosto de cerveza con una sonda de transreflectancia NIRS que, mediante algoritmos y el análisis de datos en tiempo real. Estos desarrollos han hecho que la espectroscopía NIRS sea una herramienta indispensable para la investigación y el desarrollo de nuevos productos cerveceros.

Uno de los beneficios más significativos de la espectroscopía NIRS es su capacidad para realizar análisis no destructivos sin comprometer la integridad de las muestras (Arslan et al., 2021). Esto no solo reduce los costos asociados con el desperdicio de material, sino que también permite un monitoreo continuo y en línea durante el proceso de producción. Por ejemplo, los sistemas NIRS pueden instalarse en las líneas de producción para proporcionar información en tiempo real sobre el progreso de la fermentación.

Este artículo revisa los avances recientes en las aplicaciones de NIRS para el análisis de la calidad de la cerveza, así como su diversidad de uso e integración con otras técnicas quimiométricas.

2. METODOLOGÍA

Inicialmente se establecieron los objetivos principales de esta revisión, los cuales incluían identificar y evaluar estudios científicos recientes sobre el uso de la espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR) en la industria cervecera, así como destacar los parámetros de calidad que pueden analizarse a través de esta técnica.

2.1. Búsqueda bibliográfica y criterios de inclusión y exclusión.

Se realizó una búsqueda detallada de publicaciones científicas relacionadas con la aplicación de la espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) en el análisis de parámetros de calidad de la cerveza. Las principales bases de datos empleadas para este propósito fueron Google scholar, sciendirect, clarivate, entre otras. Los términos de búsqueda incluyeron "NIRS spectroscopy", "beer quality analysis", "Near Infrared" y "brewery applications". Se incluyeron artículos publicados dentro de los últimos 7 años para asegurar la consideración de los avances más recientes.

Los artículos se seleccionaron con base en los siguientes criterios:

- Utilización de NIR para la evaluación de parámetros de calidad específicos en la cerveza, como contenido de alcohol, densidad, color, amargor y perfil de compuestos volátiles.
- Que mostraron resultados experimentales con datos cuantitativos.
- Se excluyeron estudios que carezcan de una metodología clara o resultados específicos relacionados con la calidad de la cerveza.

Para cada artículo seleccionado, se extrajeron los siguientes elementos de datos:

- Información del autor y año de publicación con ayuda de un gestor bibliográfico (Mendeley Reference Manager).
- El objetivo del estudio.
- La metodología utilizada, incluyendo el tipo específico de equipo NIR empleado, el rango espectral investigado y las condiciones experimentales implementadas.
- Parámetros de calidad de la cerveza analizados.
- Técnicas estadísticas o químicas empleadas para el análisis de datos.
- Hallazgos y conclusiones clave.

Los datos extraídos se organizaron en una tabla para facilitar la comparación. Se realizó un análisis cualitativo, destacando las tendencias, las metodologías comunes y los principales avances en la aplicación de la espectroscopia NIR en el análisis de la cerveza.

3. DESARROLLO Y DISCUSIÓN

3.1. Ventajas y limitaciones de la espectroscopia de infrarrojo cercano en el análisis de la calidad de la cerveza

La gestión de calidad de la cerveza demanda tiempo e implica analizar propiedades y componentes como alcohol, fenoles, pH, azúcares, aminoácidos, gases, color y turbidez, lo que se produce en varias fases; según la tecnología empleada, puede ser costoso y extenuante para los fabricantes mundiales, ya que demanda el uso de métodos, como fisicoquímicos, microbiológicos, sensoriales y espectroscópicos. No hay un método o técnica que sea mejor que otro, no obstante, la evidencia muestra que el uso integrado de estos funciona de forma efectiva y eficiente para valorar la calidad en el proceso de fabricación de la cerveza (Mutz et al., 2020)

La NIRS permite medir simultáneamente múltiples componentes, como alcohol, azúcares, proteínas y más, de manera rápida y no destructiva. Según (Wójcicki, 2019) y (Gorla et al., 2022), en estudios diferentes, pero con resultados similares, señalaron que la aplicación de la NIRS en la estimación del contenido de alcohol en bebidas y otros compuestos fermentados, ha demostrado ser efectiva y precisa. La espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) permite analizar rápidamente y no destructivamente diversos componentes, como alcohol, azúcares y proteínas. Desde 2004 se le ha dado este uso a la técnica, como bien lo practicaron (Engelhard et al., 2004). Esta técnica ha sido adoptada cada vez más en la industria de las bebidas alcohólicas (no solo de la cerveza) debido a su capacidad para proporcionar mediciones en tiempo real y en el lugar de producción, lo cual reduce la necesidad de métodos tradicionales que son más lentos, costosos y laboriosos. Por ejemplo, (Tapiero Cuellar & Valle Mora, 2022a) desarrollaron un estudio con metodologías analíticas para la cuantificación del metanol en, utilizando espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) y análisis multivariante. Para llevar a cabo el análisis, se registraron los espectros NIRS de las muestras preparadas, creando una matriz de datos que se utilizó para desarrollar modelos multivariantes. Estos modelos se construyeron utilizando diferentes algoritmos, lo que permitió obtener resultados precisos en la cuantificación del metanol. La metodología se diseñó para cumplir con los

estándares de calidad y seguridad establecidos en la norma AOAC 972.11, que fija un límite de metanol de 100 mg/dm³. Como resultado, se obtuvo un Error Cuadrático Medio de Predicción (RMSEP) de 0.7766% y el coeficiente de correlación (R²) alcanzó un valor de 0.9553, lo que indica una alta precisión en las predicciones del contenido de metanol.

(Vann et al., 2017) demostraron la eficacia de la espectroscopia visible e infrarroja cercana mediante un experimento en el que monitorearon la fermentación de la cerveza en tiempo real. En este estudio, se utilizaron espectrómetros para medir las propiedades espectrales de muestras de cerveza a lo largo de todo el proceso de fermentación. El experimento implicó la recolección de datos espectrales en intervalos regulares, permitiendo un seguimiento continuo y detallado de los cambios en la composición de la cerveza. Los datos recopilados fueron analizados mediante métodos quimiométricos avanzados, que correlacionaron las mediciones espectrales con las concentraciones de componentes clave como el alcohol, los azúcares y otros metabolitos relevantes. En la validación a escala piloto de 300 L, se monitorizó en línea el conteo total de células (TCC), la gravedad específica (SG), el nitrógeno amino libre (FAN) y el porcentaje de alcohol por volumen (% v/v). Los modelos generados a partir de tres lotes de calibración para cada uno de estos componentes exhibieron un error estándar de validación cruzada (SECV) y un ajuste de los resultados predichos frente a los reales cruzados validados altamente favorables (SECV, R²): SG (0.00072, 0.995), etanol (0.17% v/v, 0.990), FAN (16.5 mg/L, 0.886) y TCC (1.24 × 10⁶ células/mL, 0.640).

Se identificaron como los datos más relevantes para el metabolismo celular la tasa de consumo de azúcar, la tasa de producción de etanol, el rendimiento de etanol y el tiempo de retraso de la fermentación. Estos 'parámetros de rendimiento crítico' fueron incorporados en una innovadora estrategia de control feed-forward, donde la tasa de inoculación de levadura se ajustaba en función de los valores de los parámetros de rendimiento crítico del lote anterior. Los resultados mostraron que la espectroscopia visible e infrarroja cercana podía detectar con alta precisión y rapidez las variaciones en estos componentes al proporcionar información en tiempo real sobre el estado de la fermentación. Esto permitió a los investigadores ajustar y optimizar el proceso de fermentación de manera más eficiente.

La combinación de la tecnología NIRS junto con quimiometría es una práctica de uso frecuente en las empresas, tanto de bebidas alcohólicas y no alcohólicas como de alimentos (Grassi & Alamprese, 2018). Por ejemplo, (Efenberger-Szmechtyk et al., 2018) realizó un estudio similar en el que acudió a la espectroscopia y la quimiometría para valorar no solo los componentes y la calidad de las bebidas sino también sus adulterantes, algo que por ejemplo en la cerveza o el vino es esencial por el número de componentes y reacciones que hay entre ellos. Frente a lo anteriormente expuesto, (Preti, 2019) señaló que el progreso en la autenticación de bebidas alcohólicas mediante la aplicación de técnicas analíticas combinadas como la espectroscopia y la quimiometría ha sido un área de gran interés debido a la popularidad y alto costo de estos productos. La aplicación de técnicas analíticas multivariadas como el NMR, la huella de ADN, y el análisis isotópico, entre otras, ha permitido verificar la autenticidad de las bebidas, en un sector donde el origen, los métodos de producción (varios de los cuales son de tipo artesanal y rudimentario, y la ausencia de colorantes y saborizantes artificiales se reconocen como valores agregados del producto.

A su vez, (Anjos et al., 2022) realizaron una investigación centrada en la predicción de fenoles volátiles en aguardientes de vino mediante modelos de calibración PLS-R, utilizando espectroscopia de infrarrojo cercano (NIR). Este estudio evaluó la capacidad de la tecnología NIR, combinada con quimiometría, para desarrollar modelos de calibración que permitieran predecir con precisión el contenido de fenoles volátiles en aguardientes de vino (AWS). Las muestras analizadas fueron producidas en el marco del proyecto Oxyrebrand, que empleó diferentes especies de madera (castaño y roble) y tecnologías de envejecimiento, tanto tradicionales (barricas de 250 litros) como alternativas (damajuanas de 50 litros con duelas de madera). Se recolectaron 120 muestras de AWS, sometidas a un proceso de envejecimiento en las condiciones mencionadas. Las muestras fueron analizadas en dos momentos clave: al inicio del embotellado y después de seis meses de envejecimiento. Para asegurar la validez de los resultados, se realizaron réplicas y mediciones analíticas. Los datos espectrales se obtuvieron mediante espectroscopia NIR en el rango de 12,500 a 4,000 cm⁻¹, y se desarrollaron modelos de calibración PLS-R. Los resultados mostraron altos niveles de precisión, con coeficientes de determinación (r²) de 96.34 para guaiacol, 96.1 para 4-metil-guaiacol, 96.06 para eugenol, 97.32 para syringol, 95.79 para 4-metil-syringol, y 95.97 para 4-allyl-syringol. Además, el índice de rendimiento predictivo (RPD) fue de 5.23 para guaiacol y 6.11 para syringol, en suma, una excelente capacidad predictiva.

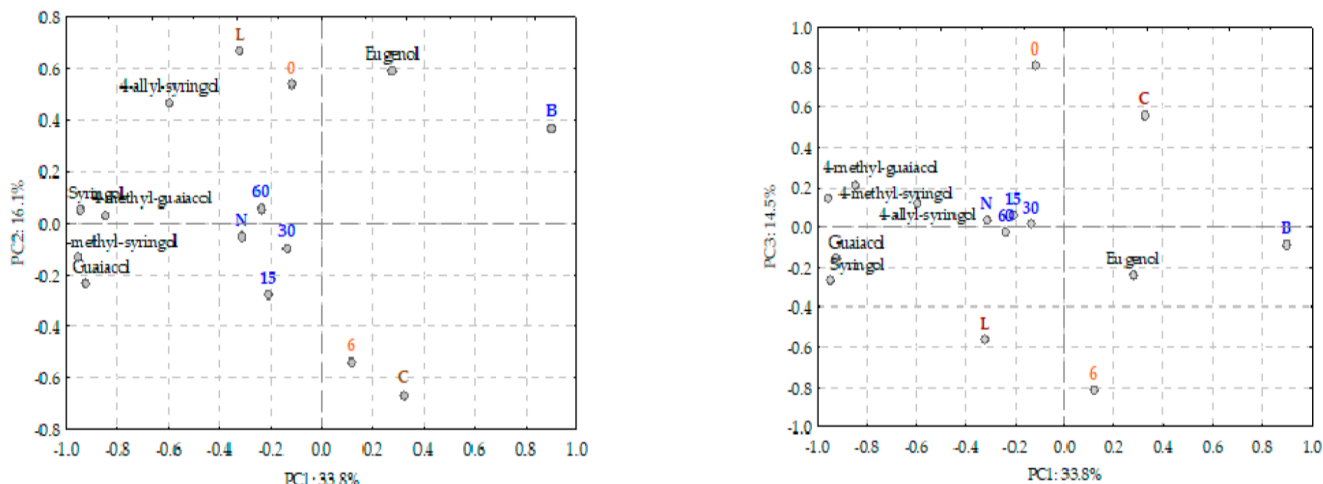


Figura 1. Representación de PCA de las cargas y puntuaciones de todas las muestras de AWS y todos los fenoles volátiles analizados. (Anjos et al., 2022). La Figura muestra que los contenidos de guaiacol, 4-metil-guaiacol, eugenol, syringol, 4-metil-syringol y 4-alil-syringol en los aguardientes de vino (AWS) variaron ampliamente debido a las diferentes modalidades de envejecimiento.

Por su parte, (Fox, 2020) exploró las oportunidades que ofrece la espectroscopia infrarroja para la evaluación en tiempo real de la calidad en la industria cervecera, pero con un sistema integrado de inteligencia artificial para la **detección inteligente de fallos en la cerveza, utilizando la comparación entre espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) y un nuevo sensor electrónico (e-nose)** combinado con modelos de aprendizaje automático. Para esto, se utilizó una cerveza comercial como prototipo base, mezclada con 18 fallos comunes y un aroma de control. Las 19 combinaciones de perfiles aromáticos se usaron como objetivos para la modelización con aprendizaje automático. Se desarrollaron seis modelos distintos, dos basados en los valores de absorción NIRS y cuatro en lecturas del e-nose, con el algoritmo de regularización bayesiana demostrando ser el más adecuado para la clasificación con precisiones de hasta el 98.9% sin signos estadísticos de sobreajuste o subajuste. El estudio concluye que la integración de la espectroscopia NIRS y el e-nose permite la predicción simultánea de diversas características del mosto y la cerveza. Sin embargo, pone de manifiesto a su vez que la tecnología NIRS, si bien es efectiva por sí misma, para maximizar su uso se debe combinar con otras técnicas. Así sugiere que la implementación de sensores ópticos o sondas en línea durante el proceso cervecero, como la maceración, el lavado, la ebullición y la fermentación, obtiene datos más precisos y útiles en tiempo real. Esto facilitaría el control de parámetros como el °Plato, así como perfiles de azúcares y aminoácidos.

En un estudio similar, pero con usos más variados y complejos que la misma cerveza, (Seesaard & Wongchoosuk, 2022) se emplearon diversos sensores de gas, como polímeros conductores y nanomateriales basados en carbono, para adsorber moléculas de olor. Los datos obtenidos de los sensores se procesaron utilizando algoritmos de aprendizaje automático y métodos estadísticos como el análisis de componentes principales (PCA) y el análisis discriminante lineal (LDA). Los resultados del estudio mostraron que las e-noses eran eficaces para la detección temprana de fallos en la producción de cerveza, la predicción de la degradación del vino y la evaluación de la frescura del pan. Por ejemplo, se utilizó un sistema de e-nose con 13 sensores MOS para detectar la concentración de etanol en siete tipos de cervezas, logrando una alta precisión en la detección de niveles de alcohol. Las limitaciones identificadas incluyeron la deriva de los sensores debido al envejecimiento, lo que podía causar sesgos en las mediciones realizadas en diferentes intervalos de tiempo. El estudio concluyó que las e-noses pueden evaluar de forma rigurosa y precisa los procesos de fermentación. En un amplio estudio de revisión con condiciones similares, pero centrado exclusivamente en el análisis de los componentes del vino-bebida alcohólica a la que, al igual que la cerveza, se le han practicado distintos tipos de análisis con la tecnología de la espectroscopia (Yu et al., 2018), demostraron su aplicabilidad para valorar la cantidad y calidad de los componentes de esta bebida, sin embargo, también señalaron que existen diversas limitaciones, que incluyen la necesidad de calibraciones específicas para diferentes tipos de vino y la variabilidad inherente en sus composición, debido a factores como la variedad de uva, las condiciones climáticas y los métodos de vinificación, condiciones que, con la cerveza, tienen similitud. Al final, se señala que, con el avance continuo en la tecnología y los métodos

analíticos, las perspectivas futuras son prometedoras, especialmente en la integración de la espectroscopia con técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático que, como se verá, son actualmente un método de uso común.

Por su parte, en el estudio de (Helfer et al., 2022), se investigó la aplicación del procesamiento paralelo para mejorar la selección de variables espectrales en el control de calidad de la cerveza. Utilizando un conjunto de datos de espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS) de 60 muestras de cerveza y sus extractos primitivos, se distribuyó la tarea entre varios dispositivos Raspberry Pi 3 Model B conectados en red. El Raspberry Pi 3 Model B es una pequeña computadora de placa única, de bajo costo y tamaño compacto, diseñada para ser utilizada en una variedad de aplicaciones informáticas y educativas. En este caso, permitió reducir el tiempo de procesamiento en un 57 % comparado con un ordenador de escritorio única. El modelo de regresión lineal resultante mostró un coeficiente de determinación de 0.999 y un error cuadrático medio de validación cruzada (RMSECV) de 0.216. La investigación también evidenció que el uso de múltiples dispositivos móviles, como los Raspberry Pi, proporciona una ventaja significativa en términos de tiempo de procesamiento. Un gráfico presentado en el estudio comparó el tiempo real de la aplicación con una simulación basada en la ecuación $y = 511.34 \times (-0.835)$, mostrando que, aunque el rendimiento mejora con la adición de más dispositivos, los valores se estabilizan a medida que aumenta el número de dispositivos. Este resultado subraya la eficacia del procesamiento paralelo, aunque también señala que la ganancia de tiempo se reduce después de cierto umbral. Además, la comparación de los resultados obtenidos con una sola computadora frente a los dispositivos en paralelo demostró que el tiempo necesario para encontrar la mejor solución se redujo con el enfoque paralelo. La investigación reveló que el uso de hasta cuatro dispositivos Raspberry Pi proporcionó una mejora del 57% en la rapidez de procesamiento sin sacrificar la precisión del modelo de regresión lineal. Sin embargo, el estudio también identificó limitaciones relacionadas con el número de iteraciones, que puede prolongar el tiempo de procesamiento y requerir más dispositivos. Esto, en la práctica, implica una mayor destinación de recursos tanto humanos como económicos.

Otro aspecto importante es que la NIRS puede ser utilizada en diferentes etapas del proceso de producción de la cerveza, desde la materia prima hasta el producto final. (Blanco et al., 2004) mencionan que el monitoreo del proceso de fermentación de la cerveza mediante espectroscopia FT-NIRS no solo es factible, sino que también ofrece una visión detallada de las transformaciones químicas que ocurren durante la fermentación, cualidad que conlleva a ver la generación de propiedades y características que hacen único a un producto. A su vez, también mostraron la capacidad de la NIRS combinada con regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) para monitorizar la fermentación de la cerveza, proporcionando datos precisos y en tiempo real. Estas cifras cobran relevancia porque aún a comienzos de la década ya se tenían datos de alto valor respecto a esta técnica.

El uso de la NIRS no solo se limita a la determinación del contenido de alcohol, sino que también se extiende a la medición de otros componentes cruciales. (Yang et al., 2021) han demostrado que esta tecnología es eficaz para monitorear el proceso de fermentación de la cerveza, puesto que les permite a los productores ajustar los parámetros de producción en tiempo real para asegurar la calidad del producto final. En su estudio, desarrollaron un modelo de predicción basado en regresión por mínimos cuadrados parciales y métodos de validación cruzada interna, alcanzando un coeficiente de determinación (R^2) superior a 0.98, lo que indica una excelente relación lineal entre las predicciones y los valores reales. Además, el error cuadrático medio de predicción mostró que el modelo tiene una alta credibilidad. A través del control adecuado de las concentraciones de glucosa en la fermentación de gluconato de sodio (SG) y de glucosa y aceite en la fermentación de sophorolípidos (SLs) utilizando el modelo NIRS, los títulos de SG y SLs aumentaron en un 11.8% y 26.8%, respectivamente. Estos resultados subrayan la precisión y aplicabilidad del modelo NIRS en entornos de fermentación complejos, haciendo que los análisis sean más rápidos y precisos sin la necesidad de preparar muestras complejas.

Por su parte, y en esa misma línea, (Estevão & Lourenço, 2020) proponen el uso de la espectroscopia infrarroja como una herramienta para la vigilancia continua de parámetros clave en la fabricación de cerveza, siguiendo el enfoque de Tecnología Analítica de Procesos (PAT). En su estudio analizaron dieciséis formulaciones de cerveza con maltas de cebada, arroz, maíz y avena, utilizando espectrómetros infrarrojos fuera de línea y analizadores de cerveza para determinar el alcohol, la densidad, el pH y el color. Los resultados obtenidos muestran que los modelos de regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) alcanzaron coeficientes de determinación y predicción altos para estos parámetros. La capacidad de monitorear en tiempo real el contenido alcohólico, la densidad, el pH y el color de la cerveza mediante espectroscopia infrarroja ha avanzado, sin duda. Los modelos de regresión PLS utilizados en el estudio demostraron ser efectivos, con coeficientes de determinación de hasta 98.1% para el color y 95.4% para el contenido de alcohol. Este alto nivel de precisión permite a los productores

ajustar los parámetros del proceso de manera dinámica y proactiva, minimizando la necesidad de reprocesar o descartar lotes que no cumplan con los estándares de calidad. La aplicación de la herramienta PAT en la producción de cerveza tiene un impacto importante en la eficiencia del proceso manufacturero, especialmente en procesos prolongados. Además, señalaron que la espectroscopía infrarroja permite la integración continua del monitoreo de parámetros críticos, lo que facilita la adaptación rápida a las variaciones del proceso y asegura que los productos finales cumplan con las especificaciones deseadas. Esta metodología no solo optimiza la producción, sino que también contribuye al desarrollo de productos alimenticios con un control de calidad más riguroso y fiable.

Además de su uso en la monitorización de la fermentación, la espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) también se ha aplicado para evaluar la calidad de las materias primas en la producción de cerveza. (Zhou et al., 2024) encontraron que la NIRS es eficaz para clasificar diferentes variedades de cebada y lúpulo, lo que permite a los productores seleccionar las mejores materias primas para sus procesos de elaboración. Este control de calidad temprano en la cadena de producción garantiza que solo se utilicen ingredientes de la más alta calidad en la elaboración de la cerveza.

La implementación de NIRS en la evaluación de materias primas implica la recolección de datos espectrales en un rango de 800 a 2500 nm, lo cual abarca un amplio espectro de absorciones que pueden correlacionarse con la composición química de los ingredientes. Mediante el uso de técnicas quimiométricas, como el Análisis de Componentes Principales (PCA) y la regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS), se construyen modelos predictivos que relacionan los espectros obtenidos con las características fisicoquímicas de la cebada y el lúpulo. Lo anterior permite una clasificación precisa y rápida de las materias primas, facilita la selección de ingredientes óptimos y, una vez más, reduce la necesidad de métodos tradicionales más lentos y costosos (Behera et al., 2020). En otro estudio similar, (Čiča et al., 2019) aplicó los modelos de regresión parcial de mínimos cuadrados (PLS) para la identificación y clasificación de alcoholes superiores y compuestos fenólicos en espíritus de vino y brandies junto con la espectroscopía NIRS (infrarrojo cercano) en combinación con herramientas quimiométricas para distinguir entre diferentes grados de envejecimiento de estas bebidas. Para el análisis, se utilizaron 13 marcas de espíritus de vino con distintos períodos de envejecimiento y 3 brandies comerciales producidos en Croacia, analizando parámetros como etanol, ésteres, ácidos y metanol mediante cromatografía de gases (GC) y cromatografía líquida de alta resolución (HPLC). Los resultados del estudio revelaron una alta eficacia en la clasificación de las muestras, con una tasa de éxito del 93.8% al clasificar según alcoholes individuales y del 100% al hacerlo con fenoles individuales. La espectroscopía NIR mostró un rango de valores de RER (Rango de Error Relativo) entre 4.3 y 20.8.

A partir de lo anterior, se puede reconocer que la tecnología NIRS se integra muy bien con otras y pueden funcionar en paralelo. Su uso para el control de calidad de las materias primas no solo mejora la eficiencia y la velocidad del proceso de selección, sino que también contribuye a una mayor consistencia en la producción de cerveza (Pasquini et al., 2020). La capacidad de realizar mediciones no destructivas y en tiempo real permite a los productores realizar ajustes inmediatos en el proceso de elaboración, asegurando que cada lote de cerveza cumpla con los estándares de calidad establecidos. Además, la integración de espectroscopia NIRS con sistemas automatizados de control de proceso puede proporcionar un monitoreo continuo y una trazabilidad completa de la calidad de las materias primas, desde su recepción hasta su utilización en la producción, lo que resulta en una mayor transparencia y control sobre el producto final.

Por ejemplo, (França et al., 2021) presentan un enfoque integral (o combinado) para monitorear la producción de cerveza artesanal, que incluye etapas como la maceración, circulación, ebullición, fermentación y carbonatación, combinando espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) y el Control de Proceso Estadístico Multivariante (MSPC). Mediante el uso de un modelo de Análisis de Componentes Principales (PCA) con espectros NIRS recolectados en todas las fases del proceso, se generó un gráfico de control multivariante para seguir el desarrollo de la cerveza. Este método, que emplea una metodología simple, rápida y ecológica, demostró ser efectivo para monitorear y controlar la producción de cerveza artesanal de manera global y en cada etapa específica del proceso de fabricación. Se debe resaltar que los hallazgos del estudio sugieren que la combinación de las anteriores tecnologías podría simplificarse con un espectrofotómetro NIRS portátil, lo que llevaría a una implementación más económica sin sacrificar la fiabilidad o la calidad del modelo.

En esa misma línea se encuentran (da Costa Fulgêncio et al., 2022), quienes justamente sí desarrollaron un estudio con espectrofotómetro portátil de infrarrojo cercano (NIRS). En efecto, propusieron y validaron un nuevo método rápido y directo utilizando un espectrofotómetro portátil de infrarrojo cercano (NIRS) combinado con regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS). Los valores de referencia para la validación del modelo se obtuvieron mediante cromatografía de gases con detección por ionización de llama (GC-FID), un método previamente desarrollado y validado para este propósito. Para construir un modelo robusto, se incluyó una amplia variedad de cervezas de diferentes estilos, marcas y cervecerías, y se registraron espectros NIRS en el rango de 908 a 1676 nm para 92 muestras de cerveza, con un contenido alcohólico que varió de 3.2% a 10.9% (v/v).

El modelo PLS desarrollado mostró resultados precisos, con un error cuadrático medio de calibración (RMSEC) y de predicción (RMSEP) de 0.5% y 0.6%, respectivamente. La metodología de un espectrofotómetro NIRS portátil se validó estimando parámetros como linealidad, exactitud, precisión, sensibilidad analítica, sesgo y desviación de predicción residual (RPD). Además, se calculó una región de confianza elíptica para verificar la linealidad del modelo y se estimaron intervalos de confianza basados en errores de predicción estándar para las muestras de validación. A su vez, (Gullifa et al., 2023) desarrollaron un estudio en el que validaron los usos del dispositivo espectroscópico portátil para diferentes industrias, como la agropecuaria, de producción de alimentos, minera y de bebidas alcohólicas y no alcohólicas, y concluyeron que es una de las formas más económicas y menos contaminantes que existen para valorar la composición química de bebidas alcohólicas como la cerveza o el vino, por ejemplo.

Esta metodología demuestra ser efectiva para la determinación precisa del contenido de alcohol en cervezas de diversos estilos. En esta misma línea, para medir el contenido de azúcar están (Bonifazi et al., 2023), quienes consideran que uno de los parámetros más importantes a monitorear durante la fermentación es la densidad, ya que está directamente correlacionada con el contenido de alcohol y azúcar. Tradicionalmente, medir la densidad de la cerveza requiere usar un hidrómetro. En este estudio, se adoptó un enfoque simple y rápido para evaluar el contenido de azúcar en el mosto lupulado de la cerveza artesanal, basado en la utilización de un dispositivo espectroscópico portátil que opera en la región del infrarrojo de onda corta (SWIR) (1000-2400 nm), para ser utilizado tanto en línea como fuera de línea. El enfoque propuesto, más rápido que el método hidrométrico tradicional, permitió un mejor control del proceso, reduciendo los costos de producción y aumentando, al mismo tiempo, la calidad del producto. A partir de los espectros recolectados, adquiridos en modo de transreflectancia y los datos de densidad de referencia, se desarrollaron modelos de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) capaces de predecir la densidad del mosto lupulado (i.e., $R_p^2=0.98$ y $RMSEP=0.3$ °P; $R_p^2=0.97$ y $RMSEP=0.5$ °P, después de la selección de puntuaciones VIP). La regresión PLS se optimizó mediante algoritmos de preprocesamiento utilizando un código ad hoc para lograr un rendimiento óptimo, y se redujo el tiempo de cómputo realizando una reducción de longitud de onda mediante el método de puntuaciones VIP.

En un estudio similar, (Tapiero Cuellar & Valle Mora, 2022b) pero no orientado hacia la cerveza sino al aguardiente, se emplearon metodologías analíticas para la cuantificación del metanol en Aguardiente, utilizando espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS) y análisis multivariante. Así, se implementó un diseño de mezclas ternarias de metanol, etanol y agua (MDOE) para reducir las correlaciones entre variables y ampliar el rango de calibración. Para llevar a cabo el análisis, se registraron los espectros NIRS de las muestras preparadas, creando una matriz de datos que se utilizó para desarrollar modelos multivariantes. Estos modelos se construyeron utilizando diferentes algoritmos, lo que permitió obtener resultados precisos en la cuantificación del metanol. La metodología se diseñó para cumplir con los estándares de calidad y seguridad establecidos en la norma AOAC 972.11, que fija un límite de metanol de 100 mg/dm³. Los resultados del estudio son relevantes, puesto que se obtuvo un Error Cuadrático Medio de Predicción (RMSEP) de 0.7766%, lo que indica una alta precisión en las predicciones del contenido de metanol. Además, el coeficiente de correlación (R^2) alcanzó un valor de 0.9553, lo que demuestra la robustez del modelo desarrollado.

Pero (Mallet et al., 2021) indica que la precisión de estas mediciones en medios dispersivos, como el mosto cervicero, puede afectar la dispersión de la luz, un reto para interpretar los datos espectroscópicos. La sensibilidad de la NIRS para detectar ciertos compuestos traza puede ser limitada, lo que reduce su eficacia para detectar contaminantes o adulterantes en concentraciones muy bajas. En estos casos, la señal del compuesto de interés puede ser tan débil que se pierde en el ruido del espectro, dificultando la identificación y cuantificación precisa. A lo anterior se suma el hecho de que los algoritmos de análisis usados en NIRS pueden no ser robustos para diferenciar entre señales de compuestos de interés y ruido de fondo, lo que compromete su exactitud. No obstante, esto ha cambiado y con la incorporación de inteligencia artificial los algoritmos se fortalecen. Un estudio reciente

propone una modificación a la ley de Bouguer–Beer–Lambert para abordar estas dificultades, ajustando la longitud del camino de la luz en función del contenido de agua. Esta nueva formulación pretende fortalecer la precisión de las mediciones NIRS en medios dispersivos para tener un modelo más robusto para la evaluación del contenido de agua y otros componentes críticos en la producción de cerveza. (Mallet et al., 2021)

Si bien la tecnología NIRS combinada con otras técnicas es efectiva y reduce el error, es cierto que la comprensión limitada de la tecnología y la dependencia de complejas técnicas matemáticas se pueden constituir como barreras para una adopción más amplia en la industria, sobre todo en las pequeñas empresas que no disponen de suficientes recursos económicos (Chapman et al., 2019).

3.2. Integración del NIRS con tecnologías de inteligencia artificial

Cuando se combina con técnicas quimiométricas y de inteligencia artificial, esta metodología alcanza un nivel de precisión y eficiencia aún mayor. Estos modelos predictivos, alimentados con vastas bases de datos espectrales, permiten determinar con gran exactitud parámetros clave como el contenido de alcohol, la concentración de azúcares residuales, la intensidad de color y la estabilidad de la espuma, entre otros.

Un estudio se centró en desarrollar un modelo de aprendizaje automático para predecir la presencia y patrón de 54 proteínas específicas en la cerveza, utilizando un método rápido basado en la espuma de la cerveza y el contenido relativo de proteínas. Para ello, se analizaron triplicados de 24 muestras de cerveza mediante proteómica y se evaluaron 15 parámetros físicos (color, espuma y burbujas) usando el sistema RoboBEER y un dispositivo portátil de infrarrojo cercano (NIRS). Los datos obtenidos se utilizaron para desarrollar dos modelos de aprendizaje automático: el Modelo 1 basado en datos NIRS y el Modelo 2 basado en datos de RoboBEER. Los resultados mostraron que el Modelo 2 fue significativamente más preciso (r de prueba = 0.90; r general = 0.93) comparado con el Modelo 1 (r de prueba = 0.68; r general = 0.89), lo que sugiere que los parámetros físicos son mejores predictores de la calidad de la cerveza (Viejo & Fuentes, 2020).

El análisis mostró que las proteínas en el rango de 0–20 kDa tenían una correlación negativa con el volumen máximo de espuma (MaxVol; $r = -0.57$) y la vida útil total de la espuma (TLTF; $r = -0.58$), mientras que las proteínas en el rango de 20–40 kDa presentaban una correlación positiva con estos mismos parámetros (MaxVol; $r = 0.47$ y TLTF; $r = 0.47$). A pesar de que los espectros NIRS entre 1600–2400 nm mostraron varios sobretonos relacionados con el contenido de proteínas, estos no fueron adecuados para la predicción de proteínas específicas en la cerveza, ya que el Modelo 1 no mostró un alto coeficiente de correlación en la etapa de prueba y presentó subajuste de valores a lo largo de toda la escala. En contraste, los parámetros físicos (color, espuma y burbujas) lograron predecir las 54 proteínas con alta precisión en el Modelo 2, lo que puede atribuirse a la contribución significativa de las proteínas a la formación de espuma y a características como el color y la luminosidad de la cerveza. A pesar de que las proteínas en el rango de 40–60 kDa no mostraron correlaciones significativas con los parámetros físicos, algunas de estas proteínas se incluyeron en el modelo debido a su contribución a la alta precisión de este. Esto se explica porque las redes neuronales artificiales (ANN) son métodos de modelización no lineales capaces de encontrar relaciones complejas entre las entradas y los objetivos de predicción, a diferencia de las correlaciones lineales mostradas en la matriz. Aunque otros estudios han desarrollado modelos predictivos para proteínas usando datos NIRS con regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS), estos solo predicen el contenido total de proteínas y no proporcionan resultados específicos y multitarget. Otros resultados con mayor precisión de modelización de ANN han sido reportados para diferentes propósitos, como parámetros de calidad de la cerveza y atributos sensoriales, usando parámetros físicos en lugar de datos sin procesar.

En conclusión, la alta precisión del Modelo 2 sugiere que el método propuesto sería la primera técnica rápida, objetiva, asequible y fiable para evaluar la influencia de proteínas específicas en la espuma y la calidad de la cerveza, usando un enfoque de inteligencia artificial apoyado por robótica y aprendizaje automático. Este método podría utilizarse para predecir la influencia de diferentes proteínas en las características de calidad de la cerveza en la línea de producción de cervecerías tanto grandes como pequeñas. Además, este método permitió obtener un total de 69 parámetros fisicoquímicos, lo que supera el número de análisis que las cervecerías pueden realizar para evaluar la calidad de la cerveza en cada lote, permitiendo ofrecer productos de mayor calidad.

En otro estudio se propuso un sistema inteligente para la detección de fallas en la cerveza utilizando espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS), una nariz electrónica de bajo costo y modelos de inteligencia artificial.

El objetivo principal fue asegurar la calidad del producto y la aceptación del consumidor mediante la detección temprana de fallas. Se usó una cerveza comercial como prototipo base, enriquecida con 18 fallas comunes y un aroma control. Como objetivos de estos perfiles aromáticos se modelaron la clasificación con aprendizaje automático. Para desarrollar los modelos de aprendizaje automático, se crearon seis diferentes modelos. Los Modelos 1 (M1) y 2 (M2) se basaron en los valores de absorbancia NIRS y las lecturas de los sensores de la nariz electrónica, respectivamente, para clasificar las muestras en control, baja y alta concentración de fallas. Los Modelos 3 (M3) y 4 (M4) utilizaron NIRS y los Modelos 5 (M5) y 6 (M6) se basaron en las lecturas de la nariz electrónica, con los 19 perfiles aromáticos como objetivos para todos los modelos. Se probó un código personalizado que evaluó automáticamente el rendimiento de 17 algoritmos de redes neuronales artificiales (ANN) y realizó ajustes de neuronas. Los resultados mostraron que el algoritmo de regularización bayesiana fue el más adecuado para la clasificación, con precisiones de M1 = 95.6%, M2 = 95.3%, M3 = 98.9%, M4 = 98.3%, M5 = 96.8% y M6 = 96.2%, sin señales estadísticas de subajuste o sobreajuste. Este sistema propuesto puede ser añadido a procesos de elaboración y vertido de cerveza robóticos a bajo costo, beneficiando tanto a cervecerías artesanales como a medianas y grandes empresas. La implementación de estas tecnologías permite evaluar múltiples lotes simultáneamente, ofreciendo una solución eficiente y portátil. (Viejo et al., 2021)

En un estudio reciente, identificaron y cuantificaron compuestos volátiles en la cerveza mediante el uso de espectroscopía FTIR combinada con enfoques de aprendizaje automático. Se analizaron nueve tipos diferentes de cerveza, identificando 23 compuestos volátiles, entre ellos 12 ésteres, 4 alcoholes, 5 ácidos y 2 fenoles, utilizando GC-MS. A través del análisis de componentes principales (PCA), se logró discriminar eficazmente entre los diferentes tipos de cerveza, destacando el etil caproato, etil caprilato y el alcohol feniletílico como los compuestos volátiles cruciales para esta diferenciación. La regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) se empleó para modelar y predecir el contenido de seis compuestos volátiles esenciales en las muestras de cerveza basándose en las longitudes de onda características del espectro FTIR, logrando valores de R^2 entre 0.9398 y 0.9994, y un error estándar de predicción (RMSEP) de 0.0122 a 0.7011. Este método ha demostrado ser consistente con los resultados obtenidos por GC-MS, validando su aplicación en la determinación de compuestos de sabor en muestras de cerveza. (Gao et al., 2024)

Los resultados del estudio indican que la identificación de compuestos volátiles mediante PCA, seleccionando compuestos clave como el etil caproato, el alcohol feniletílico y el etil caprilato con una contribución superior al 10% a la diferenciación de cervezas, es una estrategia efectiva. La factibilidad de establecer un modelo de cuantificación PLS basado en datos de espectros infrarrojos para la detección rápida y no destructiva de compuestos de sabor en la cerveza fue demostrada. El método cuantitativo propuesto fue validado dentro de ciertas concentraciones de seis compuestos volátiles en la cerveza, mostrando un valor de desviación estándar relativa (RSD) entre el método cuantitativo rápido y el GC-MS de 1.38% a 25.61%. Estos hallazgos sugieren que la espectroscopía FTIR, combinada con el aprendizaje automático, es una herramienta prometedora para la cuantificación de ciertos compuestos volátiles en la cerveza. (Gao et al., 2024)

Si bien el NIRS es efectivo y en varios casos mucho más económico que los métodos tradicionales, la interpretación de los datos mediante esta tecnología y la construcción de modelos de predicción precisos dependen en gran medida de la aplicación de técnicas avanzadas de procesamiento de datos y análisis estadístico.

La fermentación de la cerveza es un proceso dinámico que requiere un monitoreo constante de los parámetros ambientales para asegurar una producción eficiente. En un estudio desarrollaron una plataforma experimental de monitoreo en tiempo real basada en la tecnología NIRS sin contacto, que permite detectar sustratos y productos durante la fermentación. Mediante la regresión por mínimos cuadrados parciales y métodos de validación cruzada interna, se establecieron modelos de predicción para monitorear la fermentación de ácido láctico, sofrolípidos (SLs) y gluconato de sodio (SG). Los resultados mostraron una alta precisión y aplicabilidad del modelo NIRS en diferentes entornos de fermentación, con valores de R^2 superiores a 0.98, indicando una fuerte relación lineal. Este enfoque permitió incrementar significativamente los títulos de SG y SLs, demostrando la efectividad del control mediante NIRS en sistemas de fermentación complejos. (Yang et al., 2021)

Todo lo anterior es posible usando dispositivos electrónicos, como sensores que, junto con inteligencia artificial, permiten analizar la composición química de bebidas como el vino o la cerveza, sino de alimentos y materiales robustos. Por ejemplo, el estudio realizado por (Liu et al., 2022) en el que cita los estudios de (Alexander et al., 2018; Geană et al., 2020) describieron los mecanismos básicos de los instrumentos actuales de la tecnología

sensorial inteligente y resumió sus aplicaciones en la evaluación de la autenticidad de las bebidas alcohólicas. Se abordaron aspectos como la discriminación de variedades y orígenes geográficos, la detección de fraudes y adulteraciones, la discriminación de los años de envejecimiento, la distinción de marcas y tipos, el análisis de aromas, la detección de deterioros y sabores indeseados, y el monitoreo del proceso de producción. La investigación mostró que los sistemas de nariz y lengua electrónicas, combinados con modelos de aprendizaje automático, pueden distinguir eficazmente los orígenes geográficos de las bebidas, detectar adulteraciones y fraudes, y clasificar las bebidas según los años de envejecimiento; además, demostró su utilidad en la distinción de diferentes marcas y tipos de bebidas alcohólicas. Por su parte, (Jaywant et al., 2022) explican cómo funciona la lengua electrónica para “probar” las bebidas. Una lengua electrónica emplea una matriz de sensores basada en principios de funcionamiento potenciométricos, voltamétricos, espectroscopía de impedancia y piezoeléctricos, junto con diferentes métodos de reconocimiento de patrones. El principio potenciométrico es el más utilizado. Este principio utiliza electrodos selectivos de iones para medir el cambio de potencial en comparación con un electrodo de referencia en condiciones de corriente cero. Las principales ventajas de una lengua electrónica incluyen su bajo costo, respuesta rápida y facilidad de manejo en el montaje de la medición.

Los sensores potenciométricos en una lengua electrónica detectan cambios en el potencial eléctrico causados por la interacción de iones específicos presentes en las muestras con los electrodos selectivos. Estos cambios de potencial son entonces procesados por algoritmos de reconocimiento de patrones que comparan los datos obtenidos con una base de datos de perfiles de sabor conocidos. Este proceso permite a la lengua electrónica identificar y clasificar diferentes sabores de manera rápida y precisa, superando las limitaciones de los métodos tradicionales basados en paneles sensoriales.

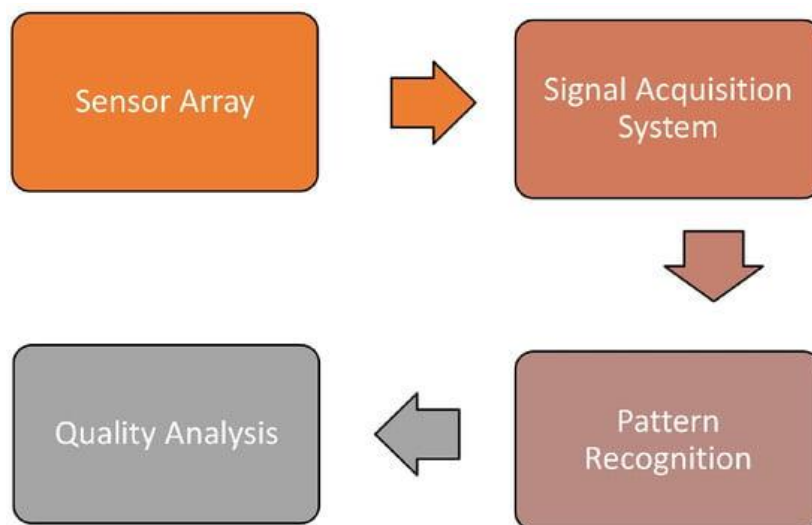


Figura 2. Diagrama de bloques de construcción de una lengua electrónica tomada de (Jaywant et al., 2022)

En su revisión sobre el progreso reciente en el uso de narices electrónicas para alimentos y bebidas fermentadas, (Seesaard & Wongchoosuk, 2022) mostraron que las narices electrónicas permiten mediciones no destructivas y análisis rápidos, con bajos costos operativos y simplicidad, lo que las hace ideales para el control de calidad en la fermentación de alimentos y bebidas. La tecnología ha sido aplicada en diversos tipos de fermentación, incluyendo la fermentación alcohólica, de ácido láctico, de ácido acético y alcalina. El estudio concluyó que la nariz electrónica ha sido particularmente útil en la fermentación alcohólica, donde se emplean microorganismos como la levadura para transformar fructosa y glucosa en etanol y dióxido de carbono. Los sensores de óxido metálico (MOS) son comunes en estos sistemas y han demostrado una alta precisión en la detección de concentraciones de etanol en diferentes tipos de cervezas. En cuanto a la fermentación de ácido láctico, las bacterias productoras de ácido láctico desempeñan un rol relevante en la creación de compuestos aromáticos específicos. La nariz electrónica se ha utilizado para monitorear los cambios en el olor durante la fermentación, proporcionando predicciones

precisas sobre la frescura y calidad del producto. Se han realizado estudios que utilizan narices electrónicas basadas en MOS para identificar especies de levaduras en quesos frescos y para diferenciar aromas en quesos cheddar añejos, mostrando una buena capacidad de predicción y diferenciación de productos. La fermentación de ácido acético, que produce productos como el vinagre y el kombucha, también se beneficia de la tecnología de nariz electrónica. Los sensores pueden detectar compuestos volátiles que indican la calidad y frescura del producto. Un ejemplo destacado es el uso de la nariz electrónica para monitorear el proceso de fermentación del kombucha, donde los sensores detectan cambios en los perfiles de aroma a lo largo del tiempo, permitiendo un control preciso del proceso de fermentación y asegurando la consistencia del producto final.

Finalmente, en la fermentación alcalina, utilizada para productos como la salsa de pescado y la salsa de soja, la nariz electrónica ayuda a identificar compuestos aromáticos clave que indican la calidad del producto. Estos sistemas han demostrado ser efectivos en la clasificación de productos según su origen y tiempo de fermentación, así como en la detección de adulteraciones. La tecnología sigue evolucionando, con investigaciones en curso para mejorar la precisión y la capacidad de los sistemas de nariz electrónica, lo que promete un mayor impacto en la industria de alimentos y bebidas fermentadas en el futuro.

El uso de la nariz y lengua electrónica es variado y no se limita exclusivamente a las bebidas fermentadas, pero sí se ha demostrado que es un gran coadyuvante en la producción, vigilancia y calidad de este tipo de productos que, por la cantidad de componente requiere de distintos tipos de análisis.

4. CONCLUSIONES

La espectroscopía de infrarrojo cercano (NIRS) se ha establecido como una herramienta esencial en la industria cervecera, destacándose por su capacidad para realizar análisis no destructivos que evalúan la calidad del producto de manera eficiente. Esta técnica permite a los productores medir en tiempo real parámetros críticos como el contenido de alcohol, los azúcares residuales y los compuestos aromáticos, aspectos fundamentales para asegurar la consistencia y calidad del producto final. A diferencia de los métodos tradicionales, que suelen ser laboriosos y requieren la destrucción de muestras, la NIRS ofrece resultados rápidos y precisos.

Un aspecto sobresaliente de la espectroscopía NIRS es su capacidad para integrarse con sistemas automatizados de control de procesos. Esta integración facilita un monitoreo continuo y una trazabilidad completa de la calidad de las materias primas desde su recepción hasta su incorporación en la producción. La combinación de NIRS con técnicas de Control de Proceso Estadístico Multivariante (MSPC) ha demostrado ser eficaz en la supervisión de todas las etapas del proceso cervecero, desde la maceración hasta la carbonatación. Dicha integración no solo mejora la eficiencia operativa, sino que también proporciona una mayor transparencia en la producción.

Los avances recientes en tecnología NIRS, tanto en hardware como en software, han ampliado significativamente sus aplicaciones en la industria cervecera. La sensibilidad y precisión de los equipos NIRS se han incrementado, permitiendo la detección de compuestos en niveles muy bajos. Además, la incorporación de algoritmos de aprendizaje automático ha facilitado la creación de modelos predictivos más robustos, capaces de interpretar datos espectrales complejos con una mayor exactitud. Estos desarrollos han consolidado a la espectroscopía NIRS como una herramienta indispensable en la investigación y el desarrollo de nuevos productos cerveceros, permitiendo a los productores innovar y adaptarse a las demandas del mercado.

A pesar de sus numerosas ventajas, la espectroscopía NIRS debe mejorar las calibraciones imprecisas y la variabilidad inherente de las muestras. No obstante, la evidencia sugiere que el uso combinado de NIRS con otras técnicas analíticas y quimiométricas puede mitigar estas limitaciones y mejorar la evaluación de la calidad en el proceso cervecero.

5. DECLARACION DEL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Declaran que no he usado herramientas de inteligencia artificial (IA) en la creación de este artículo

6. CONFLICTO DE INTERESES

Declaran que no tengo conflicto de intereses

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alexander, T. R., Ross, C. F., Walsh, E. A., & Miles, C. A. (2018). Sensory comparison of ciders produced from machine- and hand-harvested 'Brown Snout' specialty cider apples stored at ambient conditions in Northwest Washington. *HortTechnology*, 28(1), 35–43. <https://doi.org/10.21273/HORTTECH03909-17>
- Anjos, O., Caldeira, I., Fernandes, T. A., Pedro, S. I., Vitória, C., Oliveira-Alves, S., Catarino, S., & Canas, S. (2022). PLS-R calibration models for wine spirit volatile phenols prediction by near-infrared spectroscopy. *Sensors*, 22(1). <https://doi.org/10.3390/s22010286>
- Arslan, M., Tahir, H. E., Zareef, M., Shi, J., Rakha, A., Bilal, M., Xiaowei, H., Zhihua, L., & Xiaobo, Z. (2021). Recent trends in quality control, discrimination and authentication of alcoholic beverages using nondestructive instrumental techniques. In *Trends in Food Science and Technology* (Vol. 107, pp. 80–113). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2020.11.021>
- Basile, T., Mallardi, D., & Cardone, M. F. (2023). Spectroscopy, a Tool for the Non-Destructive Sensory Analysis of Plant-Based Foods and Beverages: A Comprehensive Review. In *Chemosensors* (Vol. 11, Issue 12). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/chemosensors11120579>
- Behera, A. R., Kumar, A., Suresh, H., Pratap, M., Selvaraja, S. K., & Pratap, R. (2020). An Ultra-Portable Vis-NIR Spectrometer with an Integrated Light Source for Chemometric Applications. *Journal of The Electrochemical Society*, 167(16), 167515. <https://doi.org/10.1149/1945-7111/abc7e8>
- Blanco, M., Peinado, A. C., & Mas, J. (2004). Analytical monitoring of alcoholic fermentation using NIR spectroscopy. *Biotechnology and Bioengineering*, 88(4), 536–542. <https://doi.org/10.1002/bit.20214>
- Bonifazi, G., Gasbarrone, R., & Serranti, S. (2023). Evaluation of sugar content in hopped wort of artisanal beer by shortwave infrared spectroscopy. <https://doi.org/10.1117/12.2663382>
- Chapman, J., Gangadoo, S., Truong, V. K., & Cozzolino, D. (2019). Spectroscopic approaches for rapid beer and wine analysis. In *Current Opinion in Food Science* (Vol. 28, pp. 67–73). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2019.09.001>
- Čiča, K. H., Pezer, M., Mrvčić, J., Stanzer, D., Čačić, J., Jurak, V., Krajnović, M., & Kljusurić, J. G. (2019). Identification of phenolic and alcoholic compounds in wine spirits and their classification by use of multivariate analysis. *Journal of the Serbian Chemical Society*, 84(7), 663–677. <https://doi.org/10.2298/JSC190115020H>
- da Costa Fulgêncio, A. C., Resende, G. A. P., Teixeira, M. C. F., Botelho, B. G., & Sena, M. M. (2022). Determination of Alcohol Content in Beers of Different Styles Based on Portable Near-Infrared Spectroscopy and Multivariate Calibration. *Food Analytical Methods*, 15(2). <https://doi.org/10.1007/s12161-021-02126-w>
- Efenberger-Szmechtyk, M., Nowak, A., & Kregiel, D. (2018). Implementation of chemometrics in quality evaluation of food and beverages. In *Critical Reviews in Food Science and Nutrition* (Vol. 58, Issue 10). <https://doi.org/10.1080/10408398.2016.1276883>
- Engelhard, S., Löhmannsröben, H. G., & Schael, F. (2004). Quantifying ethanol content of beer using interpretive near-infrared spectroscopy. *Applied Spectroscopy*, 58(10). <https://doi.org/10.1366/0003702042336000>
- Estevão, S. T., & Lourenço, F. R. (2020). Real-time monitoring of beer parameters using infrared spectroscopy — A process analytical technology approach. *Journal of AOAC International*, 103(6), 1654–1659. <https://doi.org/10.1093/JAOACINT/QSAA057>
- Fox, G. (2020). The brewing industry and the opportunities for real-time quality analysis using infrared spectroscopy. In *Applied Sciences (Switzerland)* (Vol. 10, Issue 2). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/app10020616>
- França, L., Grassi, S., Pimentel, M. F., & Amigo, J. M. (2021). A single model to monitor multistep craft beer manufacturing using near infrared spectroscopy and chemometrics. *Food and Bioprocess Technology*, 126, 95–103. <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2020.12.011>
- Gao, Y. F., Li, X. Y., Wang, Q. L., Li, Z. H., Chi, S. X., Dong, Y., Guo, L., & Zhang, Y. H. (2024). Discrimination and quantification of volatile compounds in beer by FTIR combined with machine learning approaches. *Food Chemistry: X*, 22. <https://doi.org/10.1016/j.fochx.2024.101300>
- Geană, E. I., Ciucure, C. T., & Apetrei, C. (2020). Electrochemical sensors coupled with multivariate statistical analysis as screening tools for wine authentication issues: A review. *Chemosensors*, 8(3). <https://doi.org/10.3390/CHEMOSENSORS8030059>
- Gorla, G., Fumagalli, S., Jansen, J. J., & Giussani, B. (2022). Acquisition strategies for fermentation processes with a low-cost miniaturized NIR-spectrometer from scratch: Issues and challenges. *Microchemical Journal*, 183. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2022.108035>
- Grassi, S., & Alamprese, C. (2018). Advances in NIR spectroscopy applied to process analytical technology in food industries. In *Current Opinion in Food Science* (Vol. 22). <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2017.12.008>

- Gullifa, G., Barone, L., Papa, E., Giuffrida, A., Materazzi, S., & Risoluti, R. (2023). Portable NIR spectroscopy: the route to green analytical chemistry. In *Frontiers in Chemistry* (Vol. 11). Frontiers Media SA. <https://doi.org/10.3389/fchem.2023.1214825>
- Helfer, G. A., Barbosa, J. L. V., Hermes, E., Fagundes, B. J., Santos, R. O., & Costa, A. B. da. (2022). The application of parallel processing in the selection of spectral variables in beer quality control. *Food Chemistry*, 367. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.130681>
- Jaywant, S. A., Singh, H., & Arif, K. M. (2022). Sensors and Instruments for Brix Measurement: A Review. In *Sensors* (Vol. 22, Issue 6). MDPI. <https://doi.org/10.3390/s22062290>
- Liu, H. Y., Liu, Y., Li, M. Y., Mai, Y. H., Guo, H., Wadood, S. A., Raza, A., Wang, Y., Zhang, J. Y., Li, H. Bin, & Gan, R. Y. (2022). The chemical, sensory, and volatile characteristics of instant sweet tea (*Lithocarpus litseifolius* [Hance] Chun) using electronic nose and GC-MS-based metabolomics analysis. *LWT*, 163, 113518. <https://doi.org/10.1016/J.LWT.2022.113518>
- Mallet, A., Tsenkova, R., Muncan, J., Charnier, C., Latrille, éric, Bendoula, R., Steyer, J. P., & Roger, J. M. (2021). Relating Near-Infrared Light Path-Length Modifications to the Water Content of Scattering Media in Near-Infrared Spectroscopy: Toward a New Bouguer-Beer-Lambert Law. *Analytical Chemistry*, 93(17), 6817–6823. <https://doi.org/10.1021/acs.analchem.1c00811>
- Mutz, Y. S., Rosario, D. K. A., & Conte-Junior, C. A. (2020). Insights into chemical and sensorial aspects to understand and manage beer aging using chemometrics. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 19(6), 3774–3801. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.12642>
- Pasquini, C., Hespanhol, M. C., Cruz, K. A. M. L., & Pereira, A. F. (2020). Monitoring the quality of ethanol-based hand sanitizers by low-cost near-infrared spectroscopy. *Microchemical Journal*, 159. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2020.105421>
- Preti, R. (2019). Progress in beverages authentication by the application of analytical techniques and chemometrics. In *Quality Control in the Beverage Industry: Volume 17: The Science of Beverages* (pp. 85–121). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816681-9.00003-5>
- Seesaard, T., & Wongchoosuk, C. (2022). Recent Progress in Electronic Noses for Fermented Foods and Beverages Applications. In *Fermentation* (Vol. 8, Issue 7). MDPI. <https://doi.org/10.3390/fermentation8070302>
- Tapiero Cuellar, J. L., & Valle Mora, A. (2022a). Development of analytical methodologies for the quality control of liquors using nearby infrared spectroscopy and multivariate analysis. *Revista Colombiana de Investigaciones Agroindustriales*, 9(1), 79–88. <https://doi.org/10.23850/24220582.4883>
- Tapiero Cuellar, J. L., & Valle Mora, A. (2022b). Development of analytical methodologies for the quality control of liquors using nearby infrared spectroscopy and multivariate analysis. *Revista Colombiana de Investigaciones Agroindustriales*, 9(1), 79–88. <https://doi.org/10.23850/24220582.4883>
- Vann, L., Layfield, J. B., & Sheppard, J. D. (2017). The application of near-infrared spectroscopy in beer fermentation for online monitoring of critical process parameters and their integration into a novel feedforward control strategy. *Journal of the Institute of Brewing*, 123(3), 347–360. <https://doi.org/10.1002/jib.440>
- Viejo, C. G., & Fuentes, S. (2020). Low-cost methods to assess beer quality using artificial intelligence involving robotics, an electronic nose, and machine learning. *Fermentation*, 6(4). <https://doi.org/10.3390/fermentation6040104>
- Viejo, C. G., Fuentes, S., & Hernandez-Brenes, C. (2021). Smart detection of faults in beers using near-infrared spectroscopy, a low-cost electronic nose and artificial intelligence. *Fermentation*, 7(3). <https://doi.org/10.3390/fermentation7030117>
- Wefing, P., Conradi, F., Rämisch, J., Neubauer, P., & Schneider, J. (2021). Determination of free amino nitrogen in beer mash with an inline NIR transreflectance probe and data evaluation by machine learning algorithms. *BrewingScience*, 74(9–10), 107–121. <https://doi.org/10.23763/BrSc21-10wefing>
- Wójcicki, K. (2019). NIR spectroscopy coupled with chemometrics as a tool for quality analysis of beer samples. *Polish Journal of Comodity Science*. <https://doi.org/10.19202/j.cs.2019.03.03>
- Yang, C., Lingli, C., Meijin, G., Xu, L., jinsong, L., Xiaofeng, L., Zhongbing, C., Xiaojun, T., Haoyue, Z., Xiwei, T., Ju, C., & Yingping, Z. (2021). Application of near-infrared spectroscopy technology in the complex fermentation system to achieve high-efficiency production. *Bioresources and Bioprocessing*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40643-021-00452-9>
- Yu, J., Wang, H., Zhan, J., & Huang, W. (2018). Review of recent UV–Vis and infrared spectroscopy researches on wine detection and discrimination. In *Applied Spectroscopy Reviews* (Vol. 53, Issue 1, pp. 65–86). Taylor and Francis Inc. <https://doi.org/10.1080/05704928.2017.1352511>

Zhou, X., Li, L., Zheng, J., Wu, J., Wen, L., Huang, M., Ao, F., Luo, W., Li, M., Wang, H., & Zong, X. (2024). Quantitative analysis of key components in Qingke beer brewing process by multispectral analysis combined with chemometrics. *Food Chemistry*, 436. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.137739>