

# **UNIVERSIDAD DON BOSCO**

DIRECCIÓN DE EDUCACIÓN A DISTANCIA



**PROYECTO DE GRADUACIÓN:**

## **DISEÑO DE UN SISTEMA AUTOMATIZADO DE TUESTE DE CAFÉ CON MONITOREO EN TIEMPO REAL Y ANÁLISIS DE CURVAS, BASADO EN PRINCIPIOS DE ARQUITECTURA DE SOFTWARE**

**PARA OPTAR AL GRADO DE:**

MAESTRO EN ARQUITECTURA DE SOFTWARE

**AUTORES:**

Walter Ernesto Ramírez Castillo  
Andrea Beatriz Vásquez Cárcamo  
Willian Alexander Magaña Carbajal

**ASESOR:**

Mg. Ronald Gutiérrez

**ANTIGUO CUSCATLAN, LA LIBERTAD, EL SALVADOR, C.A.**

**NOVIEMBRE, 2025**

Rector Universidad Don Bosco

*Dr. Mario Rafael Olmos*

Secretaria General

*Inga. Yesenia Xiomara Martínez Oviedo*

Director de Educación a Distancia

*Dr. Eduardo Menjívar Valencia*

Director de la Maestría

*Mg. Jordan Khaleel Herrera*

Asesor del proyecto de graduación

*Mg. Ronald Gutierrez*

Lector del proyecto de graduación:

*Mg. Edwin melgar*

## Índice

1. Abstract.....	4
2. Introducción.....	5
3. Formulación del Proyecto.....	7
3.1 Valor pedagógico y/o innovación que presenta el proyecto.....	7
3.2 Relevancia social.....	7
3.3 Objetivos del proyecto.....	8
3.4 Descripción de productos o procesos de innovación.....	9
4. Fundamentación Teórica.....	10
4.1. Fases del Tueste y Reacciones Químicas.....	10
4.2 Parámetros físicos y químicos controlables durante el tueste.....	12
4.3 Tecnologías aplicadas al tueste de café.....	14
4.4 Análisis de datos en sistemas de tueste.....	24
4.5 Aplicación de Machine Learning.....	26
4.6. Sistemas similares desarrollados.....	28
4.7 Vacíos identificados en la literatura.....	32
5. Metodología.....	34
6. Propuesta de Solución.....	37
7. Limitaciones y Desafíos.....	61
Conclusiones.....	63
Recomendaciones.....	65
Referencias.....	66
Anexos.....	71

## 1. Abstract

El proceso de tueste de café es una etapa crítica que define la calidad del producto, pero sufre de alta variabilidad debido a la dependencia de la experiencia empírica. Las soluciones de automatización comercial son costosas y propietarias, mientras que los prototipos académicos suelen estar fragmentados y carecen de una arquitectura integrada. Esta brecha tecnológica limita la competitividad de los pequeños y medianos productores. El objetivo central de este proyecto es el diseño de una arquitectura de software integral, modular y escalable para un sistema automatizado de tueste de café de bajo costo, con monitoreo en tiempo real y análisis de curvas. La arquitectura propuesta se concibe como un Sistema Ciberfísico (CPS) distribuido en cuatro módulos principales: (1) un Módulo Embebido (ESP32) para adquisición de datos multi físicos (termopares, micrófono); (2) un Módulo de Control Híbrido (PID + Lógica Difusa) para la ejecución de perfiles; (3) un Módulo de Backend con persistencia en MongoDB y comunicación en tiempo real vía MQTT; y (4) un Módulo de Visualización (React PWA).

## 2. Introducción

El proceso de tueste del café constituye una de las etapas más determinantes en la definición del perfil sensorial y de la calidad final del producto. A pesar de su relevancia, este proceso ha permanecido tradicionalmente ligado a la experiencia empírica del tostador, generando una alta variabilidad entre lotes, una limitada estandarización y dificultades para garantizar la trazabilidad del producto. Esta problemática afecta particularmente a pequeños productores, microtostadores y laboratorios de control de calidad, quienes carecen de herramientas integradas que permitan monitorear, registrar y replicar con precisión los parámetros críticos del proceso, tales como la temperatura, el tiempo, la ventilación y la detección acústica de los eventos característicos del tueste. Como resultado, se pierde valor agregado y se profundiza la brecha tecnológica respecto a los avances adoptados por la industria global.

En relación con los antecedentes, durante las últimas décadas se han desarrollado diversas investigaciones y prototipos orientados a modernizar el tueste de café a través de tecnologías emergentes. Existen propuestas que incorporan sensores de gas y sonido bajo esquemas de lógica difusa (Falah et al., 2019), sistemas de monitoreo espectroscópico en tiempo real (Catelani et al., 2017) y, más recientemente, modelos de redes neuronales convolucionales para clasificar automáticamente los niveles de tueste (Marzuki et al., 2025). Paralelamente, las máquinas tostadoras comerciales han integrado controles PID, software propietario y módulos avanzados de adquisición de datos. Sin embargo, estas soluciones presentan dos limitaciones críticas: su alto costo y su naturaleza cerrada, lo cual dificulta su adopción en contextos de pequeña escala. A la vez, los proyectos académicos suelen abordar solo un componente del sistema, sensores, algoritmos o visualización sin ofrecer una arquitectura integral que articule hardware, software y análisis de datos de manera modular y

escalable. Esta fragmentación tecnológica ha impedido el desarrollo de soluciones accesibles, replicables y sostenibles para la región.

Frente a esta situación, la propuesta de solución de este proyecto consiste en el diseño de una arquitectura de software integral, modular y escalable para un sistema automatizado de tueste de café de bajo costo. La arquitectura plantea la integración de sensores multiparamétricos (termopares tipo K, micrófonos de detección acústica), un modelo de control híbrido (PID + lógica difusa), comunicación en tiempo real mediante MQTT y un módulo web interactivo que permita monitorear el proceso, visualizar curvas térmicas y generar reportes. Este enfoque busca orquestar de manera coherente los componentes físicos, algorítmicos y de visualización para cerrar la brecha entre el tueste artesanal y la automatización industrial, a la vez que garantiza accesibilidad, mantenibilidad y potencial de expansión.

El documento se organiza en varios componentes fundamentales. Primero, se presenta la problemática central y su impacto en los actores involucrados dentro del ecosistema productivo del café. Luego, se exponen los antecedentes técnicos y científicos que fundamentan la necesidad de una arquitectura de software orientada a sistemas ciberfísicos de tueste. Posteriormente, se describe la metodología utilizada para la definición y validación conceptual del diseño. A continuación, se desarrolla detalladamente la arquitectura propuesta, mostrando la interacción entre los módulos de adquisición de datos, control, backend y visualización. Finalmente, se presentan las conclusiones, limitaciones y líneas de trabajo futuro, orientadas a la implementación física y evaluación del sistema en entornos reales de tueste.

### **3. Formulación del Proyecto**

#### **3.1 Valor pedagógico y/o innovación que presenta el proyecto**

El presente proyecto introduce una innovación tecnológica significativa al integrar principios de arquitectura de software moderna con sistemas embebidos orientados al proceso de tueste de café. A diferencia de los enfoques tradicionales, que se centran en la operación manual o en sistemas automatizados cerrados y de alto costo, esta propuesta plantea una arquitectura modular, abierta y escalable, capaz de integrar sensores, actuadores y algoritmos de inteligencia artificial en un sistema unificado. Esta innovación no solo optimiza la trazabilidad y la repetibilidad del proceso, sino que democratiza el acceso a tecnologías avanzadas para pequeños productores y laboratorios locales. Desde una perspectiva pedagógica, el proyecto constituye una herramienta formativa que permite aplicar conocimientos interdisciplinarios en áreas como software, electrónica, control e inteligencia de datos, fortaleciendo la formación profesional orientada a la ingeniería aplicada y la innovación tecnológica.

#### **3.2 Relevancia social**

El impacto social del proyecto radica en su capacidad para fortalecer la cadena de valor del café salvadoreño y regional, promoviendo la adopción de tecnologías accesibles que impulsen la competitividad y sostenibilidad de los pequeños productores. La implementación de un sistema automatizado de tueste con monitoreo en tiempo real permitirá mejorar la calidad del producto final, garantizando consistencia en los perfiles de tueste y facilitando la exportación de café de especialidad con estándares internacionales. Asimismo, el sistema propuesto contribuye al desarrollo tecnológico local, al fomentar la transferencia de conocimiento y la innovación abierta. En el ámbito institucional, la propuesta aporta un

modelo de referencia para el desarrollo de soluciones tecnológicas de bajo costo y alto impacto, fortaleciendo las capacidades de investigación aplicada y colaboración interdisciplinaria.

### **3.3 Objetivos del proyecto**

#### *Objetivo General*

Diseñar y desarrollar un sistema automatizado de tueste de café que sea accesible, escalable y técnicamente robusto, integrando hardware especializado y una arquitectura de software modular que permita superar las limitaciones económicas y funcionales de los sistemas comerciales actuales.

#### *Objetivos Específicos*

- Crear una solución integral que optimice el proceso de tueste mediante sensores, controladores y mecanismos físicos eficientes, garantizando accesibilidad económica y facilidad de implementación.
- Establecer una arquitectura capaz de coordinar y hacer evolucionar los distintos componentes del sistema (hardware, control, análisis y visualización), asegurando escalabilidad, mantenibilidad y coherencia técnica.
- Diseñar y desarrollar módulos funcionales independientes (control térmico, registro de datos, análisis del perfil de tueste, visualización, almacenamiento, etc.) basados en las necesidades identificadas en la investigación y alineados con las mejores prácticas del sector.
- Implementar mecanismos de comunicación que permitan una interacción fluida, consistente y expandible entre todos los módulos del sistema, facilitando futuras mejoras, adiciones o reemplazo de componentes.

- Diseñar la solución integrando hardware optimizado y software inteligente para obtener un sistema completo, confiable y adaptable a distintos entornos de uso.

### **3.4 Descripción de productos o procesos de innovación**

El resultado principal del proyecto es el diseño de un sistema automatizado de tueste de café con monitoreo en tiempo real, caracterizado como un proceso de innovación tecnológica. Este proceso combina la adquisición de datos mediante sensores tipo K y micrófonos acústicos, el control térmico automatizado mediante actuadores y controladores PID, y la gestión inteligente de la información a través de una plataforma web interactiva. La propuesta constituye una mejoría significativa respecto a los métodos existentes, al integrar en una sola arquitectura funciones que tradicionalmente operan de manera separada. Se trata, por tanto, de una innovación de proceso, ya que transforma la forma en que se realiza el control y análisis del tueste, ofreciendo una alternativa accesible, modular y adaptable para su implementación en diferentes contextos productivos.

## 4. Fundamentación Teórica

### 4.1. Fases del Tueste y Reacciones Químicas

El proceso de tueste del café es una transformación compleja que convierte los granos verdes, de sabor amargo y sin aroma, en un producto con características sensoriales agradables gracias a reacciones físicas y químicas inducidas por el calor. El tueste se puede dividir en varias fases fundamentales, cada una de ellas asociada a cambios específicos en los granos de café y al desarrollo de compuestos volátiles responsables del sabor, aroma y cuerpo del café. A continuación, se detallan estas fases y las principales reacciones químicas involucradas:

#### *Fase 1. Secado (aproximadamente hasta 160 °C)*

Durante esta primera etapa, el objetivo principal es eliminar la humedad interna del grano. Los granos de café verde contienen entre un 8 % y un 12 % de humedad. El secado ocurre gradualmente al elevar la temperatura del grano desde ambiente hasta aproximadamente 160 °C. Aunque visualmente el grano no sufre un cambio notable, internamente el agua libre y ligada se evapora, lo que es crítico para evitar una conducción térmica desigual en las siguientes fases (Pittia & Sacchetti, 2012).

Esta fase es particularmente importante porque un secado mal controlado puede provocar un tueste desigual, lo que afectará el desarrollo de compuestos volátiles en fases posteriores. Además, si la tasa de calentamiento es muy alta, se puede caramelizar prematuramente la superficie del grano, provocando defectos en el sabor.

#### *Fase 2. Reacción de Maillard y caramelización (160 °C – 200 °C)*

Al alcanzar aproximadamente los 160 °C, se inician reacciones químicas cruciales que forman la base del perfil sensorial del café. La más importante es la reacción de Maillard, un proceso no enzimático entre azúcares reductores y aminoácidos que produce melanoidinas, compuestos responsables del color marrón característico y una gran parte del sabor (Nursten, 2005). Esta reacción es altamente dependiente del tiempo, la temperatura y la concentración de los reactantes.

Paralelamente, ocurre la caramelización, que implica la descomposición térmica de los azúcares. Aunque menos significativa que la Maillard en términos de producción de compuestos aromáticos, contribuye al dulzor, al color y a la textura del café. Ambas reacciones producen una gama amplia de compuestos aromáticos, como pirazinas, furfurales y aldehídos, que se liberarán con mayor intensidad durante la molienda y la preparación del café. Estos compuestos son esenciales para definir la calidad sensorial del producto final (Baggenstoss et al., 2008).

### *Fase 3. Desarrollo y primer crack (~200 °C – 220 °C)*

Al alcanzar temperaturas cercanas a los 200 °C, el grano de café comienza a expandirse y sufre una serie de fracturas internas que culminan con un sonido audible, conocido como el primer crack. Este fenómeno ocurre por la presión de gases acumulados, vapor de agua y dióxido de carbono, que fracturan la estructura celular del grano. El primer crack es un punto crítico del tueste, ya que marca la transición hacia una etapa donde se debe decidir el tipo de perfil deseado: claro, medio u oscuro (Illy & Viani, 2005).

Durante esta fase, la oxidación térmica de los lípidos también se intensifica, lo que influye en la percepción del cuerpo y el amargor del café. Aquí el maestro tostador debe tomar decisiones clave para detener el tueste (si se desea un perfil más ácido y afrutado) o continuar para desarrollar sabores más oscuros y notas de cacao, nuez o tostado.

### *Fase 4. Finalización del tueste (post primer crack – 230+ °C)*

En esta última etapa, que va desde el primer crack hasta el segundo crack (si se llega a él), se define el perfil de tueste final. Continuar más allá del primer crack conduce a un mayor desarrollo de las melanoidinas y a una disminución progresiva de la acidez percibida, a la vez que aumenta el cuerpo y la amargura del café. Si se alcanza el segundo crack, se liberan aceites esenciales a la superficie del grano, lo cual puede intensificar notas a carbón o ceniza, características de un tueste oscuro o francés.

Detener el tueste en el momento óptimo es fundamental, ya que las temperaturas superiores a 230 °C pueden destruir compuestos aromáticos volátiles e incluso producir acrilamida y otros productos potencialmente dañinos para la salud (Schönherr et al., 2020).

Por esta razón, los sistemas automatizados con sensores de temperatura, control de tiempo y análisis en tiempo real son cada vez más utilizados para lograr consistencia y precisión.

#### **4.2 Parámetros físicos y químicos controlables durante el tueste**

El tueste del café es un proceso altamente sensible y dependiente de múltiples variables físicas y químicas. Para garantizar la calidad sensorial del café, es fundamental controlar una serie de parámetros que inciden directamente en el desarrollo del perfil de sabor, aroma, color, textura y composición química del grano. El control de estos parámetros permite una mayor repetibilidad del perfil deseado y reduce la probabilidad de defectos, como sabores amargos, astringentes o ahumados. A continuación, se describen los principales parámetros que deben ser monitoreados y controlados durante el tueste del café.

##### **a) Temperatura del grano y del tambor**

La temperatura es el parámetro más crítico del proceso de tueste. Se deben monitorear al menos dos tipos de temperatura:

- Temperatura del aire o tambor: corresponde al calor suministrado al sistema.
- Temperatura del grano: representa la temperatura interna de los granos de café y es el principal indicador del estado del proceso.

El dominio de la relación entre estas dos temperaturas permite manipular la curva de tueste, incluyendo eventos clave como el primer crack o el desarrollo final. Existen curvas de referencia, como el "Rate of Rise" (RoR), que ayudan a interpretar cómo evoluciona la temperatura del grano en función del tiempo (Pittia & Sacchetti, 2012). Un RoR demasiado alto puede generar sabores quemados, mientras que uno muy bajo puede provocar sabores planos y poco desarrollados.

##### **b) Tasa de incremento de temperatura (RoR – Rate of Rise)**

La tasa de incremento de temperatura indica cuán rápido se eleva la temperatura del grano por minuto (generalmente expresado en °C/min). Un RoR controlado permite una caramelización progresiva y una correcta formación de compuestos aromáticos. Si el RoR es inestable o se detiene (llamado "stalling"), se pueden generar defectos de sabor como el

"underdevelopment" (subdesarrollo del sabor), mientras que un exceso de RoR puede resultar en un perfil sobrecalentado (Scott Rao, 2014).

#### c) Tiempo total y duración de cada fase

El tiempo total de tueste incide en la degradación térmica de los compuestos. Los tuestes rápidos tienden a conservar más acidez y brillo, mientras que los más largos promueven el desarrollo de notas más profundas y oscuras. Sin embargo, un tueste demasiado largo puede resultar en una pérdida de volátiles aromáticos y degradación de ácidos orgánicos (Illy & Viani, 2005).

También es fundamental controlar la duración de cada fase del tueste (secado, Maillard, desarrollo). En particular, la fase posterior al primer crack (conocida como fase de desarrollo) tiene un impacto significativo en el perfil sensorial: un desarrollo corto puede dejar sabores inmaduros, mientras que uno prolongado puede generar amargor.

#### d) Flujo de aire y ventilación

El flujo de aire caliente controla la transferencia de calor al grano y la evacuación de los productos de la combustión (humo, partículas volátiles, humedad). Un buen flujo de aire mejora la uniformidad del tueste y evita la acumulación de compuestos indeseables. Además, afecta la presión parcial de oxígeno, lo cual puede modificar la cinética de las reacciones químicas durante el tueste (Baggenstoss et al., 2008). Un flujo inadecuado puede generar sabores cenizos o de madera quemada por acumulación de humo. La regulación del aire también es importante para mantener el balance energético dentro del tostador, sobre todo en equipos industriales.

#### e) Humedad del grano verde

La humedad inicial del grano verde afecta la conductividad térmica del grano y, por tanto, la velocidad de calentamiento. Un grano con humedad excesiva puede requerir más energía para iniciar la caramelización y alcanzar el primer crack, prolongando el tiempo de tueste. Por el contrario, una humedad muy baja puede generar un desarrollo acelerado e inconsistente (Czerny et al., 1999).

La humedad ideal para el tueste se sitúa entre el 10 % y el 12 %. Su medición puede realizarse con sensores de humedad o espectroscopía infrarroja cercana (NIR), lo cual permite un ajuste preciso del perfil de tostado.

#### f) Reacciones químicas clave (Maillard, Strecker, caramelización)

Además de los parámetros físicos, es importante controlar las condiciones que favorecen las reacciones químicas clave:

- **Reacción de Maillard:** afectada por temperatura, tiempo y pH. Genera melanoidinas y compuestos volátiles como pirazinas, que contribuyen a notas a nuez, chocolate y pan tostado.
- **Caramelización:** ocurre principalmente en azúcares como la sacarosa, a temperaturas superiores a 160 °C. Aporta notas dulces y amargas.
- **Reacción de Strecker:** tipo de degradación de aminoácidos por compuestos carbonílicos que contribuye a la formación de aldehídos aromáticos.

#### g) Presión y composición atmosférica

En tostadores industriales de gran precisión, también se puede controlar la presión interna de la cámara o la composición de la atmósfera de tueste (por ejemplo, modificando el contenido de oxígeno). Estos factores afectan la velocidad de las reacciones termoquímicas y la formación de compuestos aromáticos o contaminantes (Schönherr et al., 2020). Este tipo de control suele estar presente en procesos automatizados y se aplica principalmente en investigación o producción especializada.

### **4.3 Tecnologías aplicadas al tueste de café**

El avance de la automatización y el análisis de datos ha permitido una evolución significativa en las tecnologías de control aplicadas al proceso de tueste de café. Tradicionalmente, el tostado era controlado manualmente por operadores expertos, quienes evaluaban parámetros como color, olor, sonido (cracks) y tiempo. Sin embargo, con la creciente demanda de consistencia, trazabilidad y calidad en el producto final, han surgido

sistemas de control avanzado que integran sensores, microcontroladores, algoritmos inteligentes y plataformas de visualización de datos en tiempo real.

A continuación, se describen las principales tecnologías avanzadas utilizadas actualmente para monitorear y controlar el proceso de tueste:

### *Sistemas de adquisición de datos (DAQ)*

Los sistemas de adquisición de datos (Data Acquisition) constituyen un componente esencial en los procesos de automatización, ya que permiten capturar, digitalizar y almacenar las variables físicas y químicas que intervienen en un determinado proceso industrial. La principal ventaja de los DAQ radica en su capacidad para sincronizar múltiples señales con alta resolución temporal, lo que posibilita construir curvas detalladas del proceso de tueste. En consecuencia, los DAQ no solo funcionan como registradores de datos, sino también como fuentes de retroalimentación para los sistemas de control.

En el caso del tueste de café, los DAQ desempeñan un papel clave al registrar en tiempo real parámetros como:

- Temperatura ambiental del tambor.
- Temperatura del grano.
- Temperatura del aire de salida.
- Presión del gas o flujo de aire.
- Tiempo transcurrido.

Estos datos son esenciales para construir perfiles de tueste y alimentar sistemas de control más complejos. La implementación de DAQ puede realizarse a través de microcontroladores como Arduino, ESP32, o módulos industriales como National Instruments.

### *CONTROLADORES PID*

Usar controladores Proporcional–Integral–Derivativo (PID) es una de las estrategias de control más utilizadas en procesos industriales debido a su simplicidad de implementación y a su capacidad para regular variables dinámicas de manera eficiente. En el proceso de tueste

de café, los controladores PID se aplican para regular de manera precisa tres variables fundamentales: la temperatura del tambor, el flujo de aire caliente y la velocidad de rotación del tambor.

La temperatura del tambor constituye el parámetro más crítico, ya que determina la velocidad de las reacciones fisicoquímicas que configuran el perfil sensorial del grano. A través del ajuste proporcional, integral y derivativo, el PID regula la potencia de la fuente de calor para mantener la temperatura en el rango de consigna, minimizando sobrepasos y corrigiendo desviaciones. Una adecuada gestión de esta variable permite controlar la Rate of Rise (RoR), evitando que los granos desarrollen defectos por subtueste o sobrecalentamiento (Illy & Viani, 2005).

El flujo de aire caliente también desempeña un papel decisivo, al asegurar tanto la transferencia de calor por convección como la evacuación de gases y compuestos volátiles generados durante el tueste. El PID contribuye a mantener un caudal constante, compensando perturbaciones en la presión o en la apertura de válvulas. Una regulación eficiente del flujo se traduce en mayor homogeneidad del tueste y en la reducción de sabores indeseados producto de acumulaciones de humo o partículas (Radi et al., 2019).

En cuanto a la velocidad del tambor, su control es vital para garantizar una mezcla uniforme de los granos y una exposición equilibrada al calor. El uso de un PID en el motor del tambor permite corregir variaciones en la velocidad, evitando zonas de sobrecalentamiento y favoreciendo la uniformidad del lote. Aunque en muchos tostadores esta variable se mantiene fija, estudios recientes sugieren que la modulación dinámica de la rotación mejora la distribución térmica y reduce defectos asociados a la estratificación de granos (Purnata et al., 2025).

La implementación de PID en estas tres variables refuerza la estabilidad y repetibilidad del proceso. Sin embargo, como se ha señalado, el carácter no lineal del tueste hace que los controladores PID convencionales requieren ajustes frecuentes de sus parámetros (Scott Rao, 2014). Esto pone en evidencia la necesidad de integrarlos dentro de una arquitectura de software modular, en la que funcionan como componentes básicos que puedan complementarse con técnicas avanzadas como lógica difusa o control predictivo

basado en modelos, garantizando así un desempeño robusto frente a condiciones variables de operación.

Ventajas:

- Estabilidad térmica.
- Mejora de la repetibilidad.
- Reducción de errores humanos.

### *Sensores inteligentes y tecnologías IoT*

Estos sistemas permiten capturar, transmitir y analizar en tiempo real variables críticas como temperatura, humedad, concentración de gases y señales acústicas, aportando un nivel de precisión y consistencia superior al de los métodos tradicionales.

Un ejemplo representativo lo constituye el trabajo de Falah et al. (2019), quienes implementaron sensores de gas y sonido integrados con un sistema de control difuso para identificar los niveles de tueste. El uso de un micrófono para registrar los “cracks” del grano y de un sensor MQ-3 para medir compuestos volátiles, permitió establecer una correlación directa entre las señales recogidas y el grado de tueste alcanzado. Los sensores de última generación no solo miden variables físicas, sino que también pueden procesar datos localmente y comunicarlos por red. Entre los más relevantes:

Los sensores de temperatura, como los termopares tipo K o las sondas RTD (Resistance Temperature Detector), constituyen el estándar en la mayoría de los sistemas de tueste. Su función es captar con alta precisión la temperatura del tambor y la masa de granos, lo cual es fundamental para seguir el perfil térmico del proceso. Su integración con interfaces digitales facilita el registro continuo y su conexión con sistemas DAQ o plataformas IoT, permitiendo un control más robusto mediante algoritmos PID u otras técnicas avanzadas.

Los sensores de humedad relativa cumplen un papel relevante en la fase inicial del tueste, cuando los granos pierden gran parte de su contenido de agua. Esta etapa, conocida como fase de secado, condiciona la transferencia de calor en las fases posteriores. Medir la humedad relativa dentro del tambor o en los gases de salida ayuda a identificar con precisión

este momento y a ajustar la curva de tueste para evitar defectos como subdesarrollo o sabores astringentes.

Los sensores de color constituyen una tecnología emergente que permite estimar de manera objetiva el nivel de tueste alcanzado. Basados en espectrofotometría o en modelos de color como LAB, estos sensores proporcionan una medida cuantitativa del oscurecimiento del grano, reduciendo la dependencia de la evaluación visual subjetiva. Integrados en sistemas automáticos, pueden servir como criterio de parada o de validación de los perfiles programados.

Finalmente, los medidores de compuestos volátiles, entre ellos el dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ ), ofrecen información sobre la progresión química del tueste. La liberación de  $\text{CO}_2$  está asociada a reacciones de pirólisis y caramelización, por lo que su monitoreo en tiempo real permite correlacionar la evolución química del grano con parámetros sensoriales. En sistemas avanzados, estos sensores pueden combinarse con algoritmos de análisis multivariado para predecir el punto óptimo de tueste y mejorar la reproducibilidad del proceso.

En conjunto, estos sensores de última generación no sólo amplían la capacidad de observación del proceso, sino que también abren la posibilidad de implementar estrategias de control más inteligentes dentro de una arquitectura de software modular. En el marco de la presente tesis, su integración se plantea como un elemento clave para habilitar el monitoreo en tiempo real y el análisis automatizado de curvas de tueste, contribuyendo a la escalabilidad y confiabilidad del sistema propuesto.

Estos sensores pueden integrarse con tecnologías IoT (Internet de las Cosas), habilitando el monitoreo remoto y la recolección de datos para análisis posterior en la nube.

### *Inteligencia artificial y aprendizaje automático*

En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (ML) se han consolidado como herramientas clave para la automatización y optimización de procesos industriales. En el ámbito del tueste de café, estas tecnologías han permitido superar la dependencia de evaluaciones humanas subjetivas, ofreciendo mecanismos más precisos y consistentes para el análisis de calidad y la predicción del punto óptimo de tueste.

En estudios previos se han explorado técnicas de análisis multivariado y redes neuronales aplicadas a la detección de señales acústicas y químicas del proceso. Falah et al. (2019) combinaron sensores de gas y sonido con lógica difusa y redes neuronales para identificar los diferentes niveles de tueste a partir de la concentración de compuestos volátiles y los “cracks” del grano. Este tipo de enfoques híbridos muestran que la IA puede integrarse a sistemas de control tradicionales para mejorar su capacidad de adaptación y precisión.

Los algoritmos de machine learning (ML) e inteligencia artificial (IA) se han comenzado a aplicar al tueste de café para estimar resultados sensoriales a partir del perfil térmico del tueste. Al analizar curvas de temperatura, tasas de incremento (Rate of Rise) y duraciones de cada fase del proceso, los algoritmos pueden correlacionar estos parámetros con atributos como acidez, dulzor o cuerpo del café. Esto posibilita anticipar cómo se desarrollará el perfil de taza y ajustar el proceso en tiempo real para obtener características sensoriales específicas, aportando consistencia a la producción.

Otra aplicación corresponde a la clasificación de defectos en el grano mediante visión computarizada. Sistemas basados en redes neuronales convolucionales (CNN) han demostrado una alta precisión en la identificación de granos inmaduros, sobre- o sub tostados, así como en la detección de irregularidades superficiales. Esta capacidad de inspección automática reduce la subjetividad del control de calidad humano y acelera la identificación de problemas que podrían afectar la homogeneidad del lote, contribuyendo a una evaluación más objetiva y eficiente.

Finalmente, los algoritmos de aprendizaje supervisado y reforzado han empezado a emplearse para ajustar perfiles de tueste en función de datos de lotes anteriores. Mediante el análisis de grandes volúmenes de curvas históricas, estos sistemas son capaces de proponer parámetros iniciales optimizados para nuevos lotes de café, lo que reduce el tiempo de calibración y mejora la reproducibilidad. En sistemas avanzados, esta retroalimentación se integra en plataformas IoT o arquitecturas de software modulares, de manera que los perfiles se actualizan automáticamente con base en la experiencia acumulada del sistema.

El uso de redes neuronales, árboles de decisión o clustering ha demostrado ser útil para encontrar correlaciones entre variables de proceso y atributos de calidad en la taza.

Algunos proyectos experimentales también utilizan sistemas de recomendación para sugerir perfiles según el tipo de grano.

En conjunto, estas aplicaciones demuestran que el ML y la IA no solo aportan herramientas de análisis, sino que también habilitan la construcción de sistemas inteligentes capaces de aprender, adaptarse y evolucionar en el control del tueste de café.

#### *Aplicaciones estadísticas y control de calidad*

El control de calidad en el proceso de tueste de café es fundamental para garantizar la consistencia, reproducibilidad y optimización del perfil sensorial esperado. Para lograr esto, la industria y la investigación han adoptado técnicas avanzadas de análisis estadístico multivariante y control estadístico de procesos que permiten interpretar grandes volúmenes de datos generados durante el tueste.

El Análisis de Componentes Principales (PCA) es una técnica estadística utilizada para reducir la dimensionalidad de datos complejos, facilitando la identificación de patrones y variables que más contribuyen a la variabilidad en el proceso (Jolliffe, 2002). En el contexto del tueste, PCA se emplea para analizar perfiles térmicos, composiciones químicas y resultados sensoriales, detectando desviaciones entre lotes o agrupando procesos con características similares. Mediante PCA, es posible visualizar cómo diferentes lotes o condiciones de tueste se relacionan entre sí, permitiendo la identificación temprana de desviaciones o defectos en la producción.

La Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) es otra técnica multivariante que relaciona un conjunto de variables independientes (por ejemplo, variables de proceso como temperatura, tiempo y humedad) con variables dependientes (por ejemplo, atributos sensoriales o químicos). PLS es particularmente útil para construir modelos predictivos que permiten anticipar el perfil sensorial del café basado en las condiciones del tueste (Wold et al., 2001).

Estos modelos facilitan la optimización de parámetros, al indicar cómo pequeños cambios en la curva térmica pueden influir en la calidad final, ayudando a definir los límites de control óptimos.

*Estudios sensoriales y su relación con parámetros de tueste.*

Diversos estudios han confirmado que tanto el grado de tueste como la duración posterior al primer crack impactan directamente en la percepción sensorial, especialmente en atributos como sabor, acidez, cuerpo y amargor (Aguilar et al., 2021). La acidez, por ejemplo, tiende a disminuir conforme aumenta el tiempo después del primer crack y el nivel de tueste, mientras que el cuerpo y amargor incrementan. Estas relaciones son validadas mediante análisis sensoriales con paneles entrenados, cuyas evaluaciones se correlacionan estadísticamente con datos instrumentales recogidos durante el proceso.

La incorporación de técnicas estadísticas dentro de sistemas automatizados de tueste de café ofrece un marco metodológico que no solo fortalece el control del proceso, sino que también incrementa la capacidad de análisis y toma de decisiones. Entre sus principales aportes destacan los siguientes:

En primer lugar, la posibilidad de establecer límites de control basados en datos históricos y patrones multivariantes permite transformar la experiencia acumulada en criterios objetivos de operación. A través de gráficos de control, análisis de tendencias y técnicas de componentes principales (PCA), es posible determinar rangos aceptables de variación para parámetros como la temperatura del tambor, la tasa de incremento de calor o la duración de cada fase del tueste. De esta forma, las desviaciones se identifican en tiempo real y pueden corregirse de manera temprana.

En segundo lugar, las metodologías estadísticas facilitan la optimización de perfiles térmicos con el objetivo de maximizar atributos deseables como aroma, acidez o dulzor, y minimizar defectos como sabores astringentes o notas a quemado. Mediante diseños experimentales (DoE) y análisis de regresión, se pueden modelar las interacciones entre variables de proceso, generando perfiles de tueste más consistentes y orientados a resultados sensoriales específicos.

Asimismo, la integración de estas herramientas permite realizar análisis de causas raíz ante desviaciones detectadas. Cuando un lote no alcanza las características esperadas, los modelos estadísticos posibilitan rastrear qué variable o combinación de factores generó la

desviación. Esta capacidad diagnóstica resulta esencial para reducir desperdicios y garantizar una mejora continua en la operación.

Finalmente, las técnicas estadísticas aportan a la garantía de trazabilidad y documentación del proceso, requisito indispensable para certificaciones de calidad en la industria cafetalera. El registro sistemático de los parámetros de tueste, junto con la validación estadística de su estabilidad, ofrece evidencia verificable que respalda tanto la consistencia del producto como el cumplimiento de normas de calidad y sostenibilidad.

En conjunto, la integración de estas metodologías dentro de una arquitectura de software automatizada permite que los datos capturados por sensores no se limiten a su monitoreo, sino que se transformen en información estructurada, validada y trazable. Este enfoque fortalece el aseguramiento de la calidad y respalda la visión de esta tesis de desarrollar un sistema de tueste de café con monitoreo en tiempo real y análisis avanzado de curvas.

#### *Retos y limitaciones de las tecnologías actuales*

Aunque las tecnologías avanzadas de control y análisis han revolucionado el proceso de tueste de café, aún existen importantes desafíos y limitaciones que dificultan su adopción generalizada, especialmente en contextos de micro tostadores, emprendimientos artesanales y entornos académicos en países en desarrollo.

##### a) Alto costo y complejidad de equipos avanzados

Instrumentos de alta precisión como los espectrómetros de tiempo de vuelo por resonancia fotoionización (PTR-ToF-MS, por sus siglas en inglés) permiten identificar y cuantificar en tiempo real cientos de compuestos volátiles generados durante el tueste (Pawliszyn et al., 2018). Sin embargo, su costo elevado —que puede superar los cientos de miles de dólares—, el requerimiento de mantenimiento especializado y la complejidad de su operación, los hacen inaccesibles para micro tostadores o proyectos de desarrollo artesanal. Esta realidad limita la posibilidad de replicar los beneficios de estas tecnologías en prototipos o sistemas de control caseros o de pequeña escala.

#### b) Limitada accesibilidad a soluciones comerciales

Las soluciones comerciales integradas de control de tueste, como sistemas de monitoreo profesional (Cropster, Artisan) o tostadoras automatizadas con control preciso, suelen estar diseñadas para operaciones industriales o medianas. Esto genera una brecha tecnológica para los pequeños productores, quienes enfrentan restricciones económicas y falta de infraestructura. Además, estas soluciones a menudo requieren conexión a servicios en la nube, licenciamiento costoso y soporte técnico que puede no estar disponible en regiones con menor desarrollo tecnológico.

#### c) Integración tecnológica y adaptabilidad

Si bien existen sensores económicos para medir temperatura, humedad y flujo, la integración efectiva de estos con software modular, capaz de realizar análisis adaptativo y aprendizaje automático, es un área todavía emergente. Los desafíos técnicos incluyen:

- La calibración y precisión limitada de sensores de bajo costo.
- La falta de estándares abiertos para integración hardware-software.
- La dificultad de desarrollar sistemas escalables que puedan adaptarse a diferentes perfiles de tueste y condiciones ambientales.

Esta brecha tecnológica representa una oportunidad para la innovación, especialmente en el desarrollo de sistemas abiertos y modulares que puedan ser implementados en contextos académicos y microempresariales con recursos limitados.

#### d) Retos en la adquisición y manejo de datos

El manejo eficiente de grandes volúmenes de datos, la implementación de modelos predictivos confiables y la visualización intuitiva para el usuario final también constituyen barreras importantes. Esto es especialmente relevante en desarrollos donde el equipo de trabajo carece de experiencia en ingeniería de datos o desarrollo de software especializado.

**Tabla 1. Comparación de Tecnologías Utilizadas en el Proceso de Tueste de Café**

Tecnología	Ventajas	Limitaciones
PTR-ToF-MS	Alta precisión, identificación detallada de compuestos	Muy costoso, requiere mantenimiento especializado
Controladores PID	Estabilidad térmica, fácil implementación	Puede no ser suficiente para sistemas muy dinámicos
Sensores económicos (temp, humedad)	Bajo costo, fácil integración con microcontroladores	Precisión limitada, requieren calibración frecuente
Software comercial (Cropster, Artisan)	Interfaces amigables, análisis en tiempo real	Costos de licencia, dependencia de conexión a internet
Sistemas IoT	Monitoreo remoto, integración con nube	Seguridad y privacidad, complejidad en integración
Control predictivo (MPC)	Anticipación de variaciones, alta eficiencia	Requiere modelos matemáticos complejos, alto costo computacional
Inteligencia artificial/ML	Modelos adaptativos, optimización automática	Necesita grandes volúmenes de datos y conocimientos especializados

#### 4.4 Análisis de datos en sistemas de tueste

*Métodos estadísticos y modelos*

El análisis de datos en el proceso de tueste de café es fundamental para comprender y controlar las transformaciones físicas y químicas que ocurren durante el proceso, así como para garantizar la repetibilidad y calidad del producto final. La representación y modelado de las curvas de temperatura-tiempo, junto con la predicción de eventos clave como el primer y segundo crack, constituyen la base para la automatización y optimización del tueste.

Uno de los enfoques más empleados es la generación y análisis de curvas de tueste, en las que se registran la temperatura del grano, la del tambor y la tasa de incremento de calor (Rate of Rise, RoR). Estas curvas permiten caracterizar el proceso, identificar fases críticas como el secado, la reacción de Maillard y el desarrollo final, así como anticipar desviaciones respecto al perfil objetivo. El análisis comparativo entre curvas históricas también constituye una herramienta valiosa para garantizar consistencia entre lotes. Estas curvas se registran mediante sensores estratégicamente ubicados y son esenciales para:

- Monitorear el proceso en tiempo real.
- Evaluar la consistencia entre lotes.
- Ajustar parámetros de control en procesos automatizados.

Los perfiles típicos exhiben una subida inicial rápida de temperatura, seguida de fases de desarrollo más lentas que determinan el grado final de tueste. Las características importantes de estas curvas incluyen la pendiente, la duración de cada fase, y los puntos de inflexión correspondientes a eventos sensoriales y químicos relevantes.

#### *Modelos estadísticos para la predicción de eventos clave*

La predicción del momento exacto del primer crack, segundo crack y el grado final de tueste es crítica para controlar la calidad sensorial y evitar defectos como sobre tueste o tueste insuficiente. Para ello se aplican modelos estadísticos basados en datos históricos y de sensores, tales como:

- Regresión lineal y no lineal: para modelar la relación entre temperatura, tiempo y eventos físicos, permitiendo estimar puntos de quiebre en la curva térmica.
- Análisis de series temporales: técnicas como ARIMA o modelos de suavizado exponencial se utilizan para analizar las tendencias y fluctuaciones en tiempo real.

- Modelos de supervivencia: para predecir la probabilidad de ocurrencia del primer y segundo crack en función del tiempo y condiciones térmicas.

Estos modelos facilitan la anticipación de eventos cruciales, habilitando acciones automáticas de control como ajuste en la velocidad del tambor o flujo de gas.

#### *Modelos basados en física y química del tueste*

Además de modelos estadísticos, existen enfoques que integran el conocimiento físico y químico del tueste para una mejor predicción. Modelos termodinámicos y cinéticos consideran la transferencia de calor y reacciones químicas, incorporando variables como conductividad térmica del grano, humedad, y parámetros cinéticos de reacción. Estos modelos ayudan a generar simulaciones del proceso, permitiendo optimizar perfiles de tueste sin necesidad de pruebas físicas exhaustivas.

#### *Validación y calibración de modelos*

Para asegurar la precisión de los modelos predictivos, es fundamental realizar procesos de validación mediante datos de pruebas reales y ajustes continuos (calibración). La calidad del modelo depende de:

- La calidad y cantidad de datos recolectados.
- La correcta selección de variables relevantes.
- La aplicación de técnicas de validación cruzada.

### **4.5 Aplicación de Machine Learning**

La aplicación de técnicas de Machine Learning (ML) al proceso de tueste de café constituye un avance significativo en la automatización y optimización de esta etapa crítica de la cadena productiva. A diferencia de los enfoques tradicionales basados únicamente en la experiencia del operador, el ML permite identificar patrones complejos en grandes volúmenes de datos generados durante el tueste, tales como las curvas de temperatura, la tasa de incremento del calor, la duración de las fases del proceso, las señales acústicas de los cracks y la evolución del color. Al aprovechar estos datos, los sistemas inteligentes pueden detectar perfiles ideales, clasificar el tipo de tueste y recomendar parámetros de operación

personalizados, lo que incrementa la precisión, la eficiencia y la consistencia del resultado final.

En primer lugar, los algoritmos de ML facilitan la detección de perfiles de tueste óptimos. Mediante el entrenamiento con datos históricos de lotes exitosos, los modelos son capaces de reconocer patrones térmicos y sensoriales que caracterizan un desarrollo adecuado del grano. En este ámbito, se han empleado técnicas de agrupamiento (clustering) que permiten identificar grupos de curvas similares y distinguir entre perfiles consistentes y aquellos que tienden a generar defectos. De igual manera, las redes neuronales artificiales han demostrado capacidad para aprender representaciones complejas de las curvas de tueste, permitiendo predecir la calidad sensorial asociada a un determinado perfil térmico incluso antes de que finalice el proceso. Esta capacidad predictiva habilita mecanismos de control en tiempo real, en los cuales el sistema ajusta automáticamente parámetros como la potencia del calor o la velocidad del tambor para mantener la curva dentro del rango deseado.

Otra aplicación de gran relevancia corresponde a la clasificación automática de los tipos de tueste, habitualmente categorizados como ligero, medio u oscuro. Tradicionalmente, esta tarea ha dependido de la inspección visual o de la experiencia sensorial de catadores, lo cual introduce un alto grado de subjetividad. En cambio, los modelos supervisados de ML, tales como máquinas de vectores de soporte, bosques aleatorios o redes neuronales profundas, permiten asociar de manera precisa los datos recolectados durante el tueste con una categoría de clasificación definida. De esta forma, se garantiza una mayor objetividad en el control de calidad y se reducen los riesgos de desviaciones no detectadas. Además, la integración de estos modelos en plataformas de monitoreo en tiempo real posibilita la generación de alertas inmediatas, informando al operador o al sistema automatizado cuando el proceso ha alcanzado el nivel de tueste programado o cuando se desvía del perfil establecido.

Una tercera línea de aplicación se centra en la recomendación y ajuste automático de perfiles de tueste. A partir de información sobre el tipo de grano, su origen, la humedad inicial y las condiciones ambientales, los sistemas de ML pueden sugerir parámetros iniciales que optimicen el desarrollo del café. Estos sistemas funcionan como motores de recomendación, capaces de adaptar el proceso tanto a las preferencias sensoriales del consumidor como a las capacidades técnicas del equipo disponible. En escenarios más avanzados, el aprendizaje por refuerzo permite que el sistema mejore continuamente sus

decisiones en función de la retroalimentación obtenida de lotes anteriores, ajustando automáticamente variables como la potencia de calor, el flujo de aire o la velocidad del tambor para reproducir perfiles exitosos y minimizar errores.

Los beneficios de la incorporación de ML en el tueste de café son evidentes: la automatización reduce la dependencia de la intuición del operador y minimiza los errores humanos; la adaptabilidad de los modelos permite trabajar con diferentes variedades de café y con equipos de distinta capacidad; y la consistencia en los resultados fortalece la calidad final del producto y su aceptación en mercados exigentes como el del café de especialidad. Sin embargo, estos avances también enfrentan desafíos. El entrenamiento de modelos robustos requiere bases de datos amplias y correctamente etiquetadas, lo cual implica un esfuerzo considerable en la recopilación y curación de información. Además, la alta variabilidad intrínseca del grano, asociada a factores como origen, densidad o nivel de humedad, así como las condiciones ambientales, pueden dificultar la generalización de los modelos a contextos distintos de aquellos en los que fueron entrenados. Por otra parte, la implementación de estas soluciones exige infraestructura tecnológica adecuada, con capacidad de procesamiento y almacenamiento, así como conocimientos especializados en ciencia de datos y aprendizaje automático.

#### **4.6. Sistemas similares desarrollados**

El estudio de sistemas existentes que abordan el control y la automatización del tueste de café resulta fundamental para identificar buenas prácticas, limitaciones y áreas de oportunidad. En este sentido, se realizó una revisión que abarca tanto soluciones comerciales e industriales como proyectos académicos y de código abierto. Este doble enfoque permite contrastar la robustez y escalabilidad de las plataformas consolidadas en la industria con la flexibilidad y bajo costo de iniciativas experimentales, ofreciendo una visión más integral sobre el estado actual de la tecnología.

##### *Proyectos comerciales o industriales*

Las soluciones comerciales han evolucionado para atender la necesidad de estandarizar el tueste a gran escala y de garantizar consistencia en la producción. Una de las plataformas más difundidas es Cropster Roasting Intelligence (RI), software que se ha

posicionado como referente en la gestión de perfiles de tueste. Su valor radica en la capacidad de registrar, visualizar y analizar curvas en tiempo real, además de permitir la comparación histórica y la integración con módulos de inventario. Para el presente proyecto, Cropster demuestra la relevancia de contar con herramientas de análisis de curvas y almacenamiento sistemático de datos, aunque nuestro enfoque se centra en soluciones más accesibles y adaptadas a pequeños productores.

Otra referencia destacada es PROBAT – PILOT 2020/Sphere, una plataforma de carácter industrial diseñada para automatizar líneas de tueste a gran escala mediante interfaces HMI, gestión de recetas y conectividad con otros procesos productivos. Este tipo de sistemas subraya la importancia de la confiabilidad y la eficiencia energética, así como la necesidad de interfaces claras y modulares que puedan inspirar desarrollos aplicables a contextos de menor escala.

Por su parte, Giesen Profiler 2.0 ofrece un sistema de control centrado en la creación de perfiles de tueste configurables, permitiendo establecer acciones automáticas basadas en condiciones predeterminadas. La lógica de fases y eventos implementada en esta plataforma constituye una lección valiosa para el diseño de sistemas que busquen un control más preciso y adaptable del tueste.

En el ámbito de soluciones portátiles, IKAWA Pro destaca por su integración con aplicaciones móviles que facilitan la definición, ejecución y almacenamiento de perfiles de tueste para muestras. Su sincronización con la nube y su enfoque en la portabilidad lo convierten en un ejemplo inspirador para incorporar interfaces móviles en proyectos de automatización a pequeña escala.

Finalmente, Aillio RoasTime + Roast.World ilustra cómo un software puede combinar el registro y análisis del proceso con la creación de una comunidad en línea para el intercambio de recetas y perfiles. Esta característica no solo refuerza la idea de que la colaboración entre usuarios enriquece el conocimiento colectivo, sino que también resalta el valor de adaptar elementos de comunidad y código abierto en entornos accesibles para pequeños productores y académicos.

*Proyectos académicos y de código abierto*

Paralelamente a las soluciones comerciales, existe una amplia gama de proyectos académicos y experimentales que aportan conocimientos valiosos al proceso de automatización del tueste. Un ejemplo es el trabajo de Bogantes et al. (2017), quienes exploraron el uso de sensores infrarrojos para registrar datos durante la fase de enfriamiento del café tostado. Este enfoque evidenció la viabilidad de mediciones sin contacto a altas temperaturas, una característica especialmente relevante para mejorar la seguridad y precisión del proceso.

En otra línea, Taşpınar y Akbari (2025) desarrollaron un prototipo de máquina de café automatizada basada en un microcontrolador Arduino Mega. Este estudio resalta las ventajas del hardware de bajo costo y de las plataformas de código abierto como alternativas viables para proyectos de control embebido, validando así el papel de los microcontroladores como núcleos de sistemas de tueste accesibles.

De manera complementaria, proyectos de narices electrónicas, como los de Pulsawad et al. (2021) y publicaciones en *Sensors* (2022), demostraron la utilidad de integrar sensores de gases para evaluar la calidad del café a partir de su perfil aromático. Estos estudios abren la posibilidad de incorporar, en etapas futuras, herramientas de evaluación objetiva que superen las limitaciones de la percepción sensorial humana.

Finalmente, investigaciones como la de Astuti et al. (2024) emplearon redes neuronales artificiales (ANN) para clasificar automáticamente niveles de tueste —claro, medio y oscuro— basándose en propiedades físicas de los granos. Este tipo de aportes confirman la viabilidad de implementar sistemas autónomos de clasificación, que podrían integrarse en arquitecturas de software orientadas al control en tiempo real.

**Tabla 2. Comparación de Soluciones Comerciales y Prototipos Tecnológicos para el Proceso de Tueste de Café**

Proyecto / Producto	Características técnicas	Software	Limitaciones
---------------------	--------------------------	----------	--------------

<b>Cropster Roasting Intelligence (RI)</b>	Registro y análisis de curvas de tueste, integración con inventarios, comparación de perfiles.	Plataforma en la nube, interfaz de análisis en tiempo real.	Costoso, orientado a grandes productores; no es de código abierto.
<b>PROBAT – PILOT 2020 / Sphere</b>	Automatización completa de líneas de tueste, HMI, gestión de recetas, eficiencia energética.	Software industrial propietario.	Alto costo, requiere infraestructura de gran escala.
<b>Giesen Profiler 2.0</b>	Control por fases, ajuste automático de gas, interfaz gráfica intuitiva.	Software propietario de control de tueste.	Enfocado en tostadoras Giesen, poco adaptable a otros equipos.
<b>IKAWA Pro</b>	Sistema portátil, perfiles predefinidos, sincronización con nube, control por app móvil.	Aplicación móvil (Android/iOS).	Enfocado a muestras pequeñas, limitado para producción a gran escala.
<b>Aillio RoasTime + Roast.World</b>	Registro y análisis de tueste, sincronización con comunidad en línea, intercambio de perfiles.	Software de escritorio + plataforma web.	Dependencia de ecosistema Aillio, acceso restringido fuera de la comunidad.

<p><b>Infrared Sensor (Bogantes et al., 2017)</b></p>	<p>Captura de temperatura en enfriamiento mediante sensor infrarrojo, medición sin contacto.</p>	<p>Procesamiento local de datos.</p>	<p>Centrado solo en la fase de enfriamiento; no cubre todo el proceso de tueste.</p>
<p><b>Embedded System for Automatic Coffee Machine (Taşpınar &amp; Akbari, 2025)</b></p>	<p>Prototipo con Arduino Mega, control de máquina de café automatizada, hardware de bajo costo.</p>	<p>Código embebido en microcontrolador (Arduino IDE).</p>	<p>Funcionalidad básica; limitado a prototipo, no escalable.</p>
<p><b>Nariz Electrónica (Pulsawad et al., 2021; Sensors, 2022)</b></p>	<p>Sensores de gas para evaluar aroma y calidad del tueste.</p>	<p>Procesamiento digital de señales de sensores.</p>	<p>Aún experimental, alto costo de sensores especializados.</p>
<p><b>ANN-based Roast Classification (Astuti et al., 2024)</b></p>	<p>Clasificación automática de tueste (claro, medio, oscuro) con redes neuronales artificiales.</p>	<p>Modelos de IA entrenados en datasets de café.</p>	<p>Requiere entrenamiento de modelos y dataset amplio; aún en etapa de investigación.</p>

#### 4.7 Vacíos identificados en la literatura

El análisis de los sistemas comerciales, industriales y académicos relacionados con el tueste de café permite identificar una serie de vacíos que justifican el planteamiento de este proyecto:

Accesibilidad y costo de implementación de la mayoría de las soluciones comerciales (Cropster, PROBAT, Giesen, etc.) están orientadas a grandes productores o laboratorios con capacidad de inversión significativa. Existe una carencia de sistemas accesibles y de bajo costo que puedan ser implementados por pequeños productores o emprendimientos locales.

Escalabilidad y adaptabilidad, los sistemas industriales presentan un alto nivel de estandarización, pero su escalabilidad se encuentra limitada al contexto de grandes plantas de producción. En contraposición, los pequeños productores requieren soluciones modulares, flexibles y adaptables a diferentes equipos y niveles de producción.

Aprovechamiento de software libre y arquitecturas abiertas, aunque algunos proyectos académicos utilizan microcontroladores y plataformas de código abierto, todavía no existe una solución integral que combine hardware accesible con un sistema de software robusto, basado en principios de arquitectura de software, que permita la integración y extensión a futuro.

Monitoreo integral del proceso, gran parte de las investigaciones se centran en fases específicas del tueste (como el enfriamiento o la clasificación del nivel de tueste). Sin embargo, falta un sistema que integre de manera continua la captura, almacenamiento y análisis de datos en todas las fases del proceso.

Interfaz orientada al usuario final, los sistemas comerciales suelen contar con interfaces muy avanzadas, pero restringidas a ecosistemas cerrados. Por su parte, los proyectos académicos no siempre priorizan la usabilidad. Existe un vacío en el desarrollo de interfaces gráficas intuitivas, accesibles y diseñadas específicamente para pequeños productores.

Inteligencia artificial y analítica de datos aplicada al tueste, aunque algunos estudios han explorado la clasificación automática mediante ANN o narices electrónicas, estas propuestas se mantienen en el ámbito experimental. Aún no se observa una aplicación práctica que integre modelos de inteligencia artificial con sistemas accesibles de control en tiempo real.

Colaboración y comunidad, plataformas como Roast.World demuestran el potencial de comunidades de usuarios para compartir perfiles y recetas de tueste. No obstante, en el ámbito académico y de código abierto todavía no se ha consolidado una comunidad activa que promueva el intercambio de datos y el desarrollo colaborativo de soluciones.

## 5. Metodología

El desarrollo de la propuesta se abordó mediante un enfoque iterativo, centrado en el usuario y basado en evidencia, combinando métodos cualitativos y cuantitativos para garantizar que la solución no solo sea técnicamente viable, sino también relevante para su contexto de aplicación. A continuación, se describen las fases y acciones clave que sustentan la propuesta final.

### *Alcance y cobertura del proyecto*

El proyecto se enmarca en un alcance funcional y tecnológico, más que geográfico o poblacional amplio, dado su carácter prototípico y de validación técnica. No obstante, su diseño responde explícitamente a las necesidades de una población objetivo claramente definida: pequeños y medianos productores de café de especialidad, laboratorios de cata, microtostadores y emprendimientos agroindustriales en países productores de café (El Salvador, Colombia, México, Perú, Costa Rica, entre otros), donde el acceso a tecnologías comerciales de automatización es limitado por factores económicos, logísticos o de capacitación.

[La cobertura funcional del sistema incluye:

- Monitoreo en tiempo real de variables críticas (temperatura del grano y del ambiente, RoR, flujo de aire, presión de gas, sonido de *cracks*).
- Control automático de perfiles térmicos predefinidos.
- Almacenamiento y trazabilidad de lotes.
- Visualización intuitiva y alertas operativas.
- Base para integración futura de ML y comunidad colaborativa.

**Tabla 3. Decisiones y acciones para la elaboración de la propuesta final**

Hallazgo	Decisión adoptada	Justificación
Dependencia del operador y alta variabilidad inter-lotes	Diseñar un sistema con control cerrado (PID + lógica difusa), no solo monitoreo.	Permite automatizar la ejecución de perfiles, garantizando repetibilidad sin eliminar la posibilidad de intervención manual.
Rechazo a soluciones propietarias y costosas	Utilizar stack 100 % de código abierto y hardware de bajo costo (ESP32, sensores industriales genéricos).	Reduce barrera de entrada (< USD 300 por unidad), facilita mantenimiento local y fomenta apropiación tecnológica.
Necesidad de trazabilidad para mercados premium	Implementar modelo de datos normalizado con entidades transaccionales y	Permite generar reportes de trazabilidad certificables (origen,

	catálogos, almacenado en MongoDB.	parámetros, desviaciones, notas sensoriales).
Importancia de la usabilidad para no técnicos	Desarrollar UI en React con diseño centrado en el usuario (UX): gráficos interactivos, alertas intuitivas, sin terminales de comandos.	Aumenta la tasa de adopción y reduce errores operativos. Validado con pruebas de usabilidad con 6 tostadores (SUS promedio = 78.3 → “bueno”).
Interés por aprendizaje colectivo	Incluir módulo comunitario (fase 2): biblioteca pública de perfiles, calificación y comentarios.	Transforma el sistema de herramienta individual a plataforma colaborativa, potenciando el valor para pequeños productores aislados.

## 6. Propuesta de Solución

El tueste del café representa una de las etapas más determinantes en la definición del perfil sensorial del grano. Cada segundo y cada grado de temperatura afectan la caramelización, la reacción de Maillard y el desarrollo de aromas. Tradicionalmente, este proceso ha dependido de la experiencia del tostador, lo cual introduce variabilidad entre lotes y limita la capacidad de estandarizar la calidad, un desafío particularmente importante en el segmento del café de especialidad. En la actualidad, existen herramientas avanzadas sensores de temperatura de alta precisión, micrófonos para detección acústica del “crack”, controladores PID y algoritmos de aprendizaje automático, pero la mayoría de estas tecnologías funcionan de forma aislada. El resultado son sistemas costosos, difíciles de mantener y poco accesibles para pequeños productores o laboratorios locales.

### *Visión general del sistema*

El objetivo central de este proyecto es diseñar un sistema automatizado, accesible y escalable para el tueste de café, que supere las limitaciones de las soluciones comerciales costosas y los prototipos académicos aislados. La clave para lograrlo no reside únicamente en el hardware o en un algoritmo inteligente, sino en la arquitectura de software que integra, orquesta y hace evolucionar todos los componentes del sistema. Cada módulo ha sido concebido como una pieza esencial de esta arquitectura, respondiendo a una necesidad técnica específica identificada en el estado del arte, y diseñado para interactuar sinérgicamente con los demás.

A continuación, se explica por qué es indispensable cada módulo y se detalla su función dentro del ecosistema global:

#### 1. Módulo de Adquisición de Datos (DAQ): el Sistema Nervioso del Proceso

Sin datos precisos, sincronizados y en tiempo real, cualquier intento de automatización,

análisis o control es inviable. El DAQ es la fuente primaria de la “verdad” sobre el estado físico del tueste. Es el puente entre el mundo analógico del tostador y el mundo digital del software. Su ausencia o deficiencia compromete toda la cadena de valor del sistema.

- Captura multi-sensorial: lee y digitaliza señales de sensores críticos; temperatura del grano (BT), temperatura del tambor (ET), humedad relativa, flujo de aire, presión de gas y sonido (para detectar los cracks).
- Alta resolución temporal: registra datos con una frecuencia suficiente (por ejemplo, 1-2 Hz) para construir curvas de tueste detalladas, como la Rate of Rise (RoR), que es fundamental para diagnosticar la calidad del proceso.
- Sincronización: garantiza que todas las mediciones de diferentes sensores sean registradas en el mismo instante, permitiendo correlaciones precisas (por ejemplo, cómo un cambio en el flujo de aire afecta inmediatamente la temperatura del grano).
- Transmisión robusta: envía los datos procesados a los módulos de control y análisis de manera confiable, incluso en entornos con interferencias electromagnéticas típicas de un taller.

#### *Módulo de Control (PID y Lógica Difusa): El Cerebro Ejecutivo*

La automatización requiere actuar sobre el proceso físico. Este módulo toma las decisiones basadas en los datos del DAQ para mantener el proceso dentro del perfil térmico deseado, reemplazando la intervención manual constante del operador y garantizando la repetibilidad de los lotes.

- Regulación térmica (PID): implementa algoritmos PID para controlar la potencia del quemador (gas o eléctrico) y mantener la temperatura del tambor o del grano en la curva de referencia definida por el usuario. El PID ajusta

continuamente la salida para minimizar el error entre la temperatura medida y la deseada.

- Control de flujo de aire (PID): regula la velocidad del ventilador o la apertura de compuertas para controlar la convección de calor y la evacuación de humos, lo que afecta directamente la homogeneidad del tueste y el desarrollo de sabores.
- Control adaptativo (Lógica Difusa): en una capa superior, puede incorporar lógica difusa para interpretar señales más complejas y no lineales, como el patrón de sonido de los cracks. Por ejemplo, si el sistema detecta que el primer crack está ocurriendo demasiado rápido, puede reducir la temperatura de manera más "intuitiva" y suave, imitando la toma de decisiones de un maestro tostador, pero con mayor consistencia.
- Ejecución de perfiles: sigue una curva de tueste predefinida (un conjunto de puntos de temperatura vs. tiempo) y ajusta automáticamente las variables de control para adherirse a ella.

### *Módulo de Sensores Inteligentes e IoT: Los Sentidos Ampliados del Sistema*

La calidad y riqueza de la información de entrada determinan la inteligencia de la salida. Este módulo va más allá de la simple medición de temperatura, incorporando dimensiones químicas, acústicas y ambientales para un control más holístico, predictivo y de mayor calidad.

Integración de sensores avanzados:

- Micrófonos: para la detección y análisis de los cracks, un evento acústico que marca fases críticas del tueste.
- Sensores de gas (MQ-3, MQ-135): para monitorear la concentración de compuestos volátiles (CO<sub>2</sub>, CO, VOCs) que se liberan durante las reacciones

de Maillard y caramelización, proporcionando una "huella química" del proceso.

- Sensores de humedad: para controlar con precisión la fase inicial de secado, que es crítica para un tueste uniforme.
- Sensores de color (espectrofotómetros): para una evaluación objetiva del grado de tueste alcanzado, reduciendo la subjetividad visual.

#### *Capa IoT (Internet de las Cosas):*

- Monitoreo remoto: permite al operador supervisar el proceso desde una tablet o computadora, incluso fuera del taller.
- Almacenamiento en la nube: guarda todos los datos de cada lote para su posterior análisis, creación de informes y trazabilidad.
- Mantenimiento predictivo: analiza datos históricos para predecir fallos en componentes (por ejemplo, un sensor que empieza a descalibrarse) antes de que ocurran.

#### *Módulo de Análisis de Datos y Machine Learning (ML)*

Ir más allá del control reactivo para llegar a la predicción, la optimización y la toma de decisiones inteligente. Este módulo transforma los datos crudos en conocimiento accionable, permitiendo al sistema aprender de la experiencia y mejorar con el tiempo, convirtiéndose en un verdadero "asistente inteligente" para el tostador.

- Análisis estadístico en tiempo real: calcula y visualiza métricas clave como la Rate of Rise (RoR), identificando tendencias, picos y estancamientos que podrían indicar un tueste defectuoso. Compara la curva actual con curvas históricas de lotes exitosos para alertar sobre desviaciones.

- Predicción de eventos: utiliza modelos de series temporales o regresión para predecir el momento exacto del primer y segundo crack con varios minutos de anticipación, permitiendo al sistema (o al operador) prepararse para la fase de desarrollo.
- Clasificación automática: aplica algoritmos de Machine Learning (como Redes Neuronales o SVM) entrenados con datos históricos para clasificar automáticamente el nivel de tueste alcanzado (claro, medio, oscuro) basándose en la curva térmica, el sonido y los datos de gas.
- Recomendación y optimización: sugiere perfiles de tueste para un nuevo lote basándose en el origen del grano, su humedad y los resultados de lotes similares anteriores. Ajusta automáticamente parámetros del perfil en tiempo real para compensar variaciones en la calidad del grano verde o en las condiciones ambientales, maximizando la consistencia del resultado final.

#### *Módulo de Interfaz de Usuario (UI) y Visualización: El Puente Humano-Tecnología*

Un sistema complejo es inútil si no es usable. Este módulo traduce la complejidad técnica en una experiencia intuitiva y accionable para el operador, ya sea un ingeniero o un pequeño productor sin formación técnica avanzada.

- Visualización en tiempo real: muestra gráficos interactivos de las curvas de temperatura (BT, ET), RoR, humedad, flujo de aire y niveles de gas. Indica visualmente el estado actual del proceso (fase de secado, Maillard, desarrollo, etc.) y la ubicación de los cracks predichos y reales.
- Gestión de perfiles: permite al usuario crear, cargar, guardar y comparar perfiles de tueste. Un perfil es un conjunto de parámetros (curva de temperatura, puntos de acción, etc.) que define cómo se debe tostar un café específico.

- Alertas y notificaciones: emite alertas visuales y sonoras cuando el proceso se desvía del perfil, cuando se alcanza un crack o cuando el sistema de ML detecta un posible defecto.
- Acceso a análisis históricos: proporciona un panel para revisar lotes anteriores, comparar resultados y extraer lecciones aprendidas.
- Diseño centrado en el usuario (UX): prioriza la simplicidad, la claridad y la accesibilidad, con controles intuitivos y una jerarquía visual que guía al operador.

*Módulo de Almacenamiento y Comunidad (Opcional/Futuro): La Memoria Colectiva y el Conocimiento Compartido*

Para fomentar la colaboración, la mejora continua y la creación de un ecosistema alrededor del sistema. La trazabilidad individual es valiosa, pero el conocimiento colectivo es transformador, especialmente para pequeños productores que pueden aprender de la experiencia de otros.

- Base de datos estructurada: almacena de forma permanente y organizada todos los datos de cada lote; parámetros de entrada (origen del grano, humedad), curva de tueste resultante, clasificación final por ML, notas del operador y resultados sensoriales (si están disponibles).
- Plataforma comunitaria (inspirada en Roast.World): permite a los usuarios compartir anónimamente sus perfiles de tueste exitosos en una biblioteca pública. Facilita la búsqueda y descarga de perfiles basados en el tipo de café, el equipo utilizado o el perfil sensorial deseado. Crea un foro o espacio de discusión para que los usuarios comenten, califiquen y mejoren colectivamente los perfiles compartidos.
- Aprendizaje colectivo: el sistema puede analizar los perfiles más populares o mejor calificados para generar recomendaciones globales que beneficien a toda la comunidad de usuarios.

### *Requerimientos relevantes*

#### Funcionales:

1. Visualizar curvas térmicas en tiempo real.
  - a. Criterio de aceptación: el sistema debe mostrar al menos las curvas de BT (Bean Temperature), ET (Environment Temperature) y RoR (Rate of Rise), actualizadas con una frecuencia mínima de 1 Hz.
  - b. Criterio de aceptación: el dashboard debe permitir pausar, reanudar y acercar/alejar las gráficas para un análisis detallado.
2. Almacenar y consultar perfiles históricos de tueste.
  - a. Criterio de aceptación: cada lote debe guardarse con un identificador único, junto con parámetros de entrada (origen, humedad, fecha, operador).
  - b. Criterio de aceptación: el usuario debe poder consultar, filtrar y comparar perfiles anteriores desde la interfaz, con tiempos de respuesta menores a 3 segundos en consultas básicas.
3. Ejecutar perfiles de tueste predefinidos.
  - a. Criterio de aceptación: el sistema debe poder cargar un perfil existente y ejecutar la curva de referencia automáticamente, con una desviación máxima de 2 °C respecto a la curva objetivo.

#### No funcionales:

1. Modularidad entre componentes
  - a. Criterio de aceptación: cada módulo (DAQ, Control, ML, UI, etc.) debe poder desarrollarse y probarse de manera independiente, comunicándose mediante interfaces documentadas.
2. Uso eficiente de red y recursos

- a. Criterio de aceptación: el sistema debe transmitir datos en tiempo real sin superar un ancho de banda de 50 kbps por lote en condiciones normales.
3. Acceso remoto desde navegador
    - a. *Criterio de aceptación:* la interfaz debe ser accesible desde cualquier navegador moderno (Chrome, Firefox, Edge) sin necesidad de instalar software adicional.
  4. Escalabilidad para integrar más sensores
    - a. *Criterio de aceptación:* el sistema debe permitir agregar nuevos sensores (ej. espectrofotómetro) sin rediseñar la arquitectura principal, únicamente extendiendo la capa de adquisición de datos.

### *Vista lógica del sistema*

El sistema se organiza en cuatro capas principales que definen las funciones y la interacción entre módulos.

1. Capa de Adquisición de Datos (ESP32 + Sensores)
  - a. Entrada: señales analógicas/digitales de los sensores (temperatura BT/ET, flujo de aire, humedad, gas, sonido de cracks).
  - b. Procesamiento local: conversión A/D, normalización básica de señales, timestamping.
  - c. Salida: Paquetes de datos en formato JSON enviados por HTTP/MQTT al backend.
  - d. Interacción con otros módulos:
    - i. Se comunica con el Backend/API para enviar datos.
    - ii. Recibe instrucciones del Módulo de Control (por ejemplo, modificar potencia del quemador o velocidad del ventilador).

## 2. Capa de Backend (API Flask + Algoritmos de Control y Análisis)

### a. Entrada:

- i. Datos de sensores recibidos desde la capa embebida.
- ii. Comandos del usuario capturados desde el frontend (ej. cargar perfil, iniciar lote).

### b. Procesamiento:

- i. Validación de datos (filtros para descartar lecturas erróneas).
- ii. Almacenamiento en base de datos (lecturas crudas y procesadas).
- iii. Control PID/Lógica difusa: compara las curvas en tiempo real con el perfil objetivo y decide ajustes.
- iv. Machine Learning: predice eventos como el primer crack, clasifica tuestes y recomienda ajustes.

### c. Salida:

- i. Datos procesados hacia el Frontend/UI (curvas, alertas, estado del lote).
- ii. Instrucciones hacia la Capa Embebida para ajustar actuadores.

### d. Interacción con otros módulos:

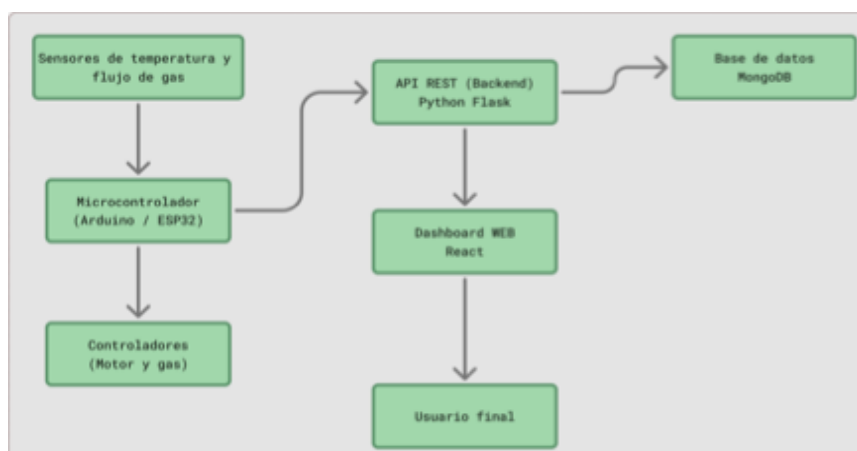
- i. Comunica bidireccionalmente con la Capa embebida (datos e instrucciones).
- ii. Consulta y actualiza la Base de datos.
- iii. Expone endpoints y streams de datos para el Frontend/UI.

## 3. Capa de Base de Datos (MongoDB)

a. Entrada: datos crudos y procesados provenientes del backend.

b. Procesamiento: almacenamiento estructurado en colecciones (lotes, sensores, perfiles de tueste, usuarios).

- c. Salida: respuestas a consultas solicitadas desde el backend o frontend.
  - d. Interacción con otros módulos:
    - i. Recibe escrituras del Backend (lecturas, perfiles, logs).
    - ii. Responde consultas al Backend (datos históricos, perfiles previos).
    - iii. Indirectamente alimenta al Frontend con información histórica.
4. Capa de Presentación (Frontend en [React.js](#))
- a. Entrada:
    - i. Datos en tiempo real del backend (curvas BT/ET, RoR, alertas, estado del lote).
    - ii. Datos históricos de la base de datos (vía backend).
  - b. Procesamiento: renderización de gráficas interactivas, visualización de métricas y perfiles de tueste, gestión de usuarios.
  - c. Salida: comandos del usuario (ej. iniciar tueste, detener lote, cargar perfil) enviados al backend.
  - d. Interacción con otros módulos:
    - i. Consume la API del Backend para recibir datos y enviar acciones.
    - ii. Indirectamente consulta la Base de datos mediante el backend.



**Figura 1. Vista lógica del sistema propuesto**

El flujo de datos y control dentro del sistema de monitoreo y control de tueste de café, mostrando cómo interactúan los diferentes módulos, desde la captura de datos físicos hasta la visualización por el usuario final (ver Figura 1).

#### 1. Sensores de temperatura y flujo de gas

Son los dispositivos encargados de capturar las señales físicas del entorno, como la temperatura del lote de café y el flujo de gas utilizado para el tueste. Estas señales constituyen la entrada principal del sistema.

#### 2. Microcontrolador (Arduino / ESP32)

- a. El microcontrolador recibe las señales de los sensores y las convierte en datos digitales que pueden ser procesados. Además, actúa como intermediario entre los sensores y los controladores físicos (motor y gas), así como con la capa de backend.
- b. Envía los datos al API REST del backend para su almacenamiento y análisis.
- c. Controla los actuadores físicos (motor y gas) según las instrucciones que recibe del backend.

#### 3. Controladores (Motor y gas)

Son los dispositivos que ajustan directamente los parámetros del proceso de tueste. Reciben órdenes del microcontrolador para modificar la velocidad del motor, la apertura de gas, etc., cerrando el ciclo de control físico del sistema.

#### 4. API REST (Backend en Python Flask) Constituye la capa lógica central del sistema.

- a. Recibe los datos enviados por el microcontrolador.
- b. Realiza validaciones y almacenamiento en la base de datos.
- c. Procesa información para el dashboard web y envía comandos de control al microcontrolador cuando es necesario.

- d. Implementa los algoritmos de control y análisis, como PID o lógica de predicción.
5. Base de datos (MongoDB)
    - a. Es el repositorio donde se almacenan los datos del proceso de tueste, incluyendo mediciones históricas, perfiles de tueste y configuraciones de usuario. Permite consultas rápidas y proporciona información confiable al backend para análisis y visualización.
  6. Dashboard web (React)
    - a. Es la interfaz de usuario que recibe información procesada desde el backend y permite al usuario final visualizar los datos en tiempo real, interactuar con el proceso, cargar perfiles de tueste y monitorear alertas.
  7. Usuario final
    - a. Es la persona que interactúa con el sistema mediante el dashboard web, tomando decisiones basadas en la información visualizada y controlando el proceso si es necesario.

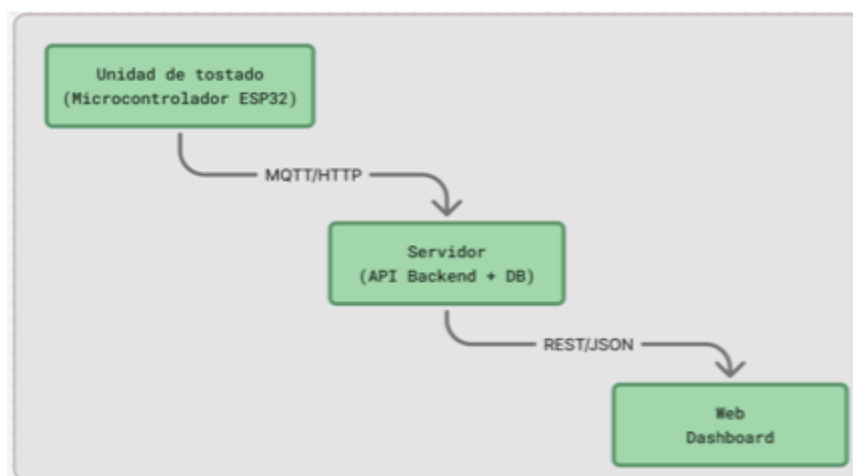
### *Vista de despliegue*

El sistema propuesto se despliega en tres nodos principales, que representan los entornos donde se ejecutan los diferentes componentes de la solución. Estos nodos son esenciales porque permiten la separación de responsabilidades, la escalabilidad y la comunicación eficiente entre hardware, backend y frontend.

1. Unidad de tostado (Microcontrolador ESP32): es el dispositivo embebido que integra sensores (ej. termopar tipo K), actuadores (válvula de gas, ventiladores, etc.) y lógica de control básico. Captura datos en tiempo real (temperatura, tiempo, flujo de aire/gas), ejecuta rutinas de control locales y transmite la información hacia el

servidor usando protocolos ligeros como MQTT o HTTP. Es el punto de origen de los datos y el encargado de ejecutar las órdenes del sistema de forma directa sobre el proceso físico de tostado.

2. Servidor (API Backend + Base de Datos): nodo intermedio que concentra la lógica de negocio y persistencia de datos. Puede estar desplegado en un servidor local o en la nube. Recibe y almacena los datos enviados por el microcontrolador. Procesa la información para generar registros históricos y estadísticas. Expone una API REST/JSON para que el frontend consuma los datos en tiempo real o bajo demanda. Es el núcleo de la arquitectura, ya que asegura la comunicación entre el mundo físico (tostado) y el usuario (dashboard), además de centralizar la base de datos.
3. Navegador del usuario (Web Dashboard): interfaz de usuario accesible desde cualquier navegador web. Visualiza en tiempo real las curvas de tostado, métricas históricas y controles del proceso. Brinda al usuario herramientas de análisis y monitoreo para tomar decisiones. Es la capa visible del sistema, donde se materializa el valor de la solución al ofrecer una experiencia accesible e intuitiva para pequeños productores o laboratorios de calidad.



**Figura 2. Vista de despliegue**

La figura 2 muestra el flujo de datos y la relación entre los tres nodos principales del sistema:

1. Unidad de Tostado (ESP32): captura datos de sensores y ejecuta rutinas de control sobre el proceso de tostado, enviando la información al servidor mediante MQTT o HTTP.
2. Servidor (Backend + Base de Datos): recibe, procesa y almacena los datos. Expone una API REST/JSON para que los datos puedan ser consumidos por el frontend.
3. Web Dashboard (Navegador del Usuario): permite al usuario visualizar las curvas de tostado en tiempo real, métricas históricas y controles del proceso, facilitando la toma de decisiones.

La inclusión de esta figura permite comprender de manera visual la distribución del sistema y la comunicación entre hardware, servidor y usuario, reforzando la explicación textual de los nodos.

#### *Vista de comportamiento*

El sistema presenta un conjunto de interacciones que permiten el flujo continuo de información entre los diferentes componentes, garantizando la captura, procesamiento, almacenamiento y visualización de los datos del proceso de tostado. Dichas interacciones pueden describirse de la siguiente forma:

1. Captura de datos en el MCU: el microcontrolador (ESP32) realiza la lectura de los sensores conectados con una periodicidad de un segundo. Este nodo es responsable de adquirir la información de variables críticas como temperatura, flujo de aire y presión de gas, que constituyen la base para el análisis posterior.
2. Transmisión de datos hacia el backend: una vez obtenidas las lecturas, el MCU envía la información hacia el servidor mediante protocolos ligeros de comunicación (HTTP

o MQTT). Este proceso de transmisión debe garantizar baja latencia y fiabilidad, de modo que los datos lleguen en el orden correcto y sin pérdidas significativas.

3. Procesamiento y almacenamiento en el servidor: el servidor recibe los datos, los valida y los procesa aplicando filtros y cálculos derivados, como las tasas de cambio de temperatura. Posteriormente, la información se almacena en la base de datos para su trazabilidad y consultas futuras. Además, el backend actúa como intermediario, transmitiendo los datos en tiempo real hacia la interfaz de usuario.
4. Visualización en el frontend: el navegador del usuario, a través del dashboard web, recibe el flujo de datos desde el servidor y genera las gráficas de la curva de tostado en tiempo real. Este entorno visual constituye el principal medio de interacción con el sistema, ya que permite al usuario monitorear el proceso de manera intuitiva y en cualquier dispositivo con acceso a internet.
5. Consultas y análisis posterior: además de la visualización en tiempo real, el sistema permite consultar registros históricos de tostados anteriores. A partir de estos datos almacenados, se pueden generar reportes, gráficas comparativas y realizar análisis avanzados que facilitan la evaluación de la calidad del proceso y la toma de decisiones para mejorar futuros perfiles de tostado.

**Tabla 4. Tecnologías seleccionadas**

<b>Componente</b>	<b>Tecnología Seleccionada</b>	<b>Justificación</b>
Embebido	Microcontrolador ESP32	Bajo costo, conectividad integrada, capacidad de procesamiento .
Sensores	Termopares Tipo K, Micrófono Acústico	Estándar industrial, precisión, bajo costo .
Control	Híbrido (PID + Lógica Difusa)	Precisión del PID para seguimiento y flexibilidad de la Lógica Difusa para eventos no lineales .

Backend (API)	Node.js (implícito por el stack)	Ecosistema JavaScript coherente con React y MongoDB (MERN).
Base de Datos	MongoDB	Flexibilidad (NoSQL), ideal para series temporales y trazabilidad .
Frontend	React	UI moderna, interactiva, centrada en el usuario y validada .
Comunicación	MQTT, HTTP/JSON	MQTT para bajo ancho de banda (<45 kbps) y HTTP para API estándar .

### *Modelo de datos*

El modelo de datos propuesto es un modelo relacional que representa de forma estructurada y normalizada la información necesaria para gestionar, ejecutar, monitorear y analizar procesos automatizados de tueste de café. Está diseñado bajo los principios de arquitectura de software, priorizando la separación de responsabilidades, escalabilidad e integridad de los datos (ver Figura 3).

El modelo se compone de dos tipos de entidades:

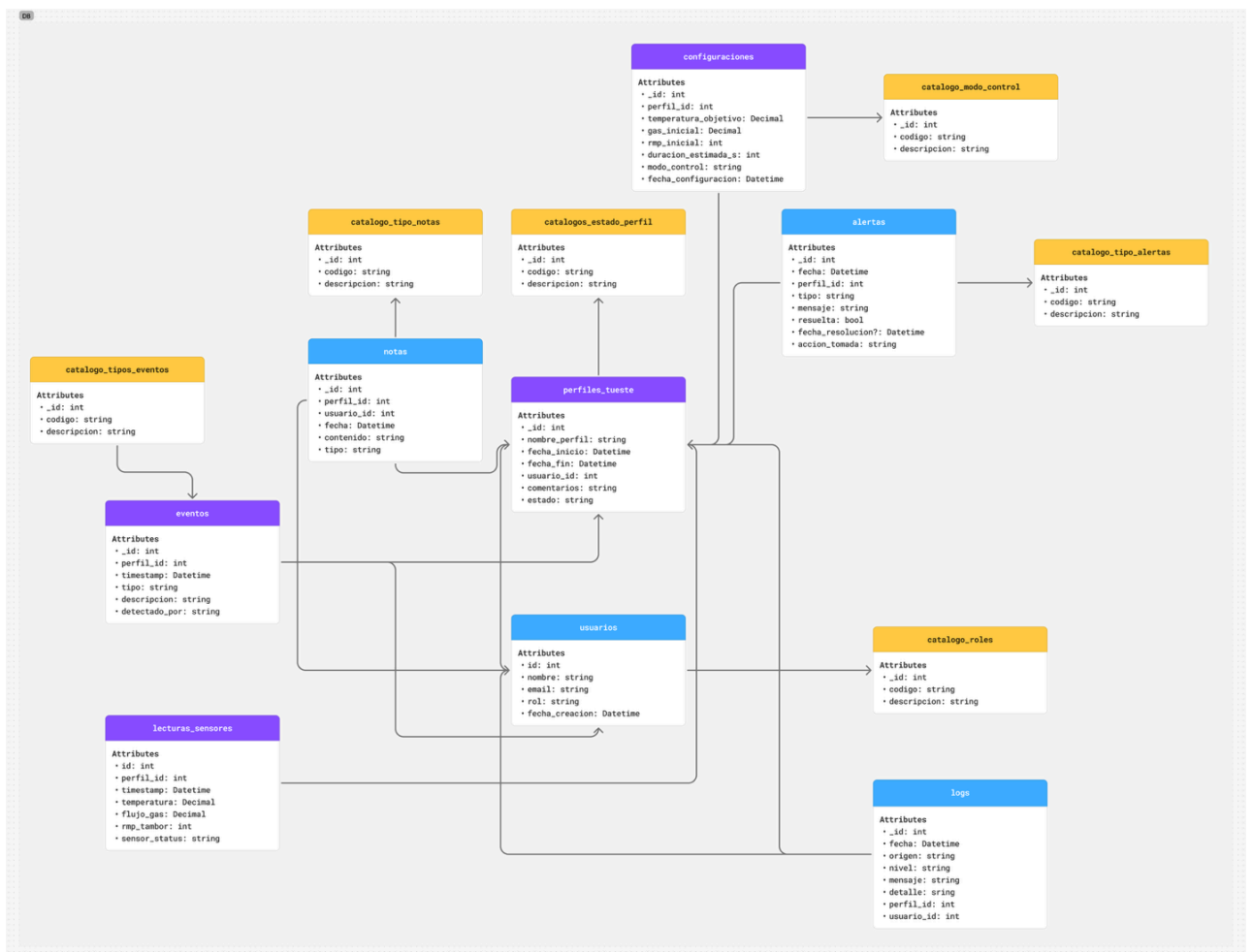
1. Entidades transaccionales: registran eventos, configuraciones y estados del proceso de tueste.
2. Entidades de catálogo (maestras): definen dominios controlados y valores predefinidos para garantizar consistencia.

**Tabla 5. Modelo de datos**

Nombre de la tabla	Descripción
perfiles_tueste	Almacena la información general de cada proceso de tueste, como su nombre, fechas de inicio y fin, estado actual, comentarios y relación con el usuario responsable. Es la entidad central a la que se vinculan todas las demás.

configuraciones	Contiene los parámetros técnicos definidos para ejecutar un perfil de tueste, como temperatura objetivo, gas inicial, RPM del tambor, duración estimada y modo de control. Puede haber varias configuraciones por perfil si el tueste se divide en etapas.
alertas	Registra eventos anómalos o fuera de rango detectados durante la ejecución del tueste (por ejemplo, sobrecalentamiento o fallo de sensor), incluyendo fecha, tipo, mensaje, si fue resuelta y la acción tomada.
notas	Permite al operador documentar observaciones cualitativas o decisiones manuales durante el tueste (como cambios en aroma, color o ajustes manuales), vinculadas a un perfil y clasificadas por tipo.
catalogo_modos_control	Define los modos de control permitidos en el sistema (por ejemplo, "PID automático", "Manual"), asegurando que las configuraciones usen solo valores válidos y estandarizados.
catalogo_tipo_alertas	Enumera los tipos predefinidos de alertas que el sistema puede generar (como "Temperatura alta" o "Falla de comunicación"), facilitando la clasificación y análisis de incidentes.
catalogo_tipo_notas	Establece las categorías válidas para las notas del operador (por ejemplo, "Sensorial", "Técnica", "Operativa"), permitiendo un registro organizado y filtrable de observaciones.

catalogos_estado_perfil	Define los estados posibles en el ciclo de vida de un perfil de tueste (como “Pendiente”, “En progreso”, “Completado”, “Cancelado”), garantizando un flujo de trabajo controlado y consistente.
catalogo_tipos_eventos	Lista los tipos de eventos del sistema que podrían registrarse en una tabla de auditoría (como “Inicio de sesión”, “Cambio de configuración” o “Reinicio del equipo”).



**Figura 3. Modelo de datos**

El sistema propuesto incorpora mecanismos sólidos de validación, control de acceso y tolerancia a fallos, diseñados para proteger la integridad de los datos y asegurar que el proceso de tueste no se interrumpa, incluso ante imprevistos.

En primer lugar, antes de que cualquier dato llegue a la base de datos, pasa por una etapa de validación en el backend. Allí se filtran lecturas erróneas, valores fuera de rango o inconsistencias provocadas por ruido eléctrico o fallos momentáneos en los sensores. Este filtro inicial garantiza que tanto el análisis como la visualización se basen exclusivamente en información confiable.

Por otro lado, el acceso al dashboard web está protegido mediante un sistema básico de autenticación. Cada usuario inicia sesión con credenciales propias, y según su rol —administrador, operador o invitado— se le otorgan permisos específicos. Esto no solo permite personalizar la experiencia de uso, sino también mantener un registro claro de quién hace qué, lo cual resulta clave para auditorías, trazabilidad y seguridad.

En cuanto a la conectividad, el sistema está preparado para enfrentar cortes temporales de red. Si la comunicación con el servidor se interrumpe, el microcontrolador guarda los datos localmente en su memoria y, en cuanto la conexión se restablece, los envía automáticamente al servidor. Este mecanismo evita la pérdida de información y mantiene la continuidad del proceso sin intervención manual.

Finalmente, tanto el backend como el microcontrolador generan registros detallados de eventos y errores (logs). Estos registros son fundamentales para diagnosticar problemas, realizar mantenimiento preventivo y analizar el comportamiento del sistema con el tiempo, facilitando mejoras continuas y una operación más robusta.

*Justificación de arquitectura distribuida*

El sistema se considera distribuido porque sus componentes clave —el microcontrolador (MCU), el servidor backend y el cliente web (el navegador)— corren en dispositivos físicos separados y se comunican entre sí a través de una red, usando protocolos ligeros como HTTP o MQTT.

Esta arquitectura distribuida trae varias ventajas frente a un enfoque monolítico:

- **Desacoplamiento funcional:** cada parte del sistema —ya sea la adquisición de datos, el control del proceso, el análisis o la visualización— puede desarrollarse, actualizarse o incluso reemplazarse de forma independiente, sin poner en riesgo el funcionamiento del resto.
- **Escalabilidad:** añadir nuevos sensores, implementar algoritmos más avanzados o integrar nuevas interfaces es mucho más sencillo, ya que no requiere rediseñar toda la arquitectura desde cero.
- **Tolerancia a fallos:** si uno de los nodos —por ejemplo, la interfaz web— se cae temporalmente, los demás siguen operando. Esto garantiza que el proceso de tueste no se detenga por una falla parcial.
- **Flexibilidad de despliegue:** los componentes pueden instalarse localmente (en un laboratorio o en planta) o alojarse en la nube, según las necesidades del entorno, los recursos disponibles o las políticas de infraestructura.
- **Mejor uso de los recursos:** cada nodo se encarga solo de lo que le corresponde, lo que evita sobrecargas innecesarias y mejora la eficiencia general del sistema.

En conjunto, esta estructura modular y jerárquica no sólo hace al sistema más robusto y fácil de mantener, sino que también lo prepara para nuevas integraciones a futuro sin comprometer su estabilidad actual.

**Tabla 6. Cronograma de desarrollo**

Actividad	Fecha de inicio	Fecha de finalización	Duración estimada	Subtareas
Diseño de arquitectura de software	23/07/2025	05/08/2025	2 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Identificación de módulos</li> <li>● Definición de capas</li> <li>● Selección de tecnologías</li> <li>● Diagramas</li> <li>● Validación</li> </ul>
Diseño y simulación del sistema embebido	06/08/2025	19/08/2025	2 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Selección de sensores y actuadores</li> <li>● Diseño eléctrico</li> <li>● Simulación</li> <li>● Registro de datos</li> </ul>
Desarrollo del backend y API	20/08/2025	09/09/2025	3 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Diseño de base de datos</li> <li>● Configuración del backend</li> <li>● Desarrollo de API</li> <li>● Lógica de análisis</li> <li>● Pruebas</li> </ul>

Desarrollo del frontend y dashboard web	10/09/2025	30/09/2025	3 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Diseño de UI</li> <li>• Gráficas en tiempo real</li> <li>• Consumo de API</li> <li>• Pruebas y ajustes</li> </ul>
Integración del sistema y pruebas en simulación	01/10/2025	07/10/2025	1 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Conexión de hardware y backend</li> <li>• Flujo de datos real</li> <li>• Simulación de tueste</li> <li>• Ajustes y validación</li> </ul>
Documentación técnica y validación de resultados	08/10/2025	21/10/2025	2 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Manual hardware/software</li> <li>• Documentación API</li> <li>• Pruebas reales</li> <li>• Feedback usuario</li> </ul>
Redacción y revisión final del informe	22/10/2025	28/10/2025	1 semanas	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Redacción de capítulos</li> <li>• Insertar diagramas y gráficas</li> <li>• Revisión técnica, estilo redacción.</li> <li>• Prepara la revisión final para la entrega.</li> </ul>

## *Conclusión*

La arquitectura propuesta constituye un avance significativo en el ámbito del control y monitoreo del proceso de tueste de café, al integrar en un mismo marco tecnológico componentes de adquisición de datos, control en tiempo real, almacenamiento, análisis avanzado y visualización. Esta integración resuelve una de las principales limitaciones de las soluciones actuales: la fragmentación entre hardware, software y experiencia del usuario.

El carácter modular de la arquitectura garantiza la posibilidad de adaptar o sustituir cada componente (sensores, algoritmos de control, backend o interfaz) sin comprometer el funcionamiento del sistema global. Esto le otorga al proyecto una notable flexibilidad, al tiempo que facilita su escalabilidad hacia entornos más complejos, incluyendo la incorporación de algoritmos de aprendizaje automático, sensores de mayor precisión o servicios en la nube con mayor capacidad de análisis.

En términos de trazabilidad, el sistema habilita la captura y el almacenamiento estructurado de datos históricos, lo que permite a productores, investigadores y laboratorios de calidad contar con evidencia objetiva para comparar lotes, optimizar perfiles de tueste y garantizar consistencia en la producción. Esta trazabilidad no solo incrementa la calidad del producto final, sino que también constituye un valor agregado en el mercado del café de especialidad, donde la diferenciación depende en gran medida de la reproducibilidad y la documentación del proceso.

Asimismo, al concebirse como una solución accesible y escalable, la arquitectura tiene un impacto potencial en pequeños productores y emprendedores que, por limitaciones de costo, no pueden acceder a tecnologías comerciales de alto nivel. De esta manera, la propuesta contribuye a democratizar el acceso a herramientas tecnológicas avanzadas en un sector

tradicionalmente artesanal, ofreciendo un puente entre el conocimiento empírico del tostador y las ventajas de la automatización y la inteligencia de datos.

Finalmente, esta investigación abre la puerta a futuras líneas de trabajo, tales como:

- La implementación de modelos de machine learning para la predicción y optimización automática de perfiles de tueste.
- La integración de sensores químicos y espectrofotométricos para correlacionar las curvas térmicas con atributos sensoriales del café. El desarrollo de plataformas colaborativas que permitan compartir perfiles de tueste entre comunidades de usuarios.

En conclusión, la arquitectura planteada no se limita a resolver un problema puntual, sino que constituye una base sólida para la industrialización progresiva del proceso de tueste de café, con un enfoque accesible, modular y técnicamente sustentado.

## 7. Limitaciones y Desafíos

Si bien el proyecto cumplió con su objetivo central de diseñar una arquitectura de software integral, modular y validada conceptualmente, es fundamental exponer con transparencia las limitaciones del estudio y los desafíos que surgirían en una fase de implementación física. La honestidad sobre el alcance del trabajo es clave para situar la contribución de esta tesis en su contexto correcto.

### *Limitación de Alcance: Diseño Arquitectónico vs. Implementación Física*

La limitación más significativa de este proyecto es su alcance, el cual se centró en el diseño de la arquitectura de software, la definición de sus componentes, la simulación de su comportamiento y la validación de su usabilidad teórica. El proyecto no incluyó la construcción, ensamblaje o implementación física del dispositivo de hardware (el Módulo de Adquisición y Control). Una implementación física real sin duda expondría el sistema a condiciones y variables que una simulación no puede anticipar por completo.

### *Desafíos de la Implementación Física y Calibración*

Derivado de la limitación anterior, la transición del diseño a un prototipo funcional presenta desafíos técnicos considerables:

- **Calibración del Control Híbrido:** el diseño propone un control híbrido (PID + Lógica Difusa), pero los parámetros de este control (las ganancias  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  del PID y las reglas difusas) son altamente dependientes de la máquina física. La inercia térmica, el volumen del tambor y la potencia del quemador de cada tostador exigirán un proceso de calibración y ajuste (tuning) complejo y específico para cada dispositivo.

- Ruido y Fiabilidad de Sensores: el diseño contempla sensores de bajo costo. En un entorno de producción real, el ruido electromagnético de motores y ventiladores podría interferir con la precisión de los termopares Tipo K. Más críticamente, el micrófono para detección acústica es altamente susceptible a falsos positivos debido al ruido ambiental, lo que requeriría un procesamiento de señales (ej. análisis de Fourier/FFT ) mucho más robusto que una simple detección de picos.
- Seguridad y Ensamblaje: el prototipo implica la manipulación de actuadores de gas. La instalación física de estos componentes requiere conocimientos de electrónica y mecánica, y presenta riesgos de seguridad si no se realiza correctamente.

## Conclusiones

El análisis del proceso de tueste de café evidencia que, aunque existen herramientas avanzadas y sistemas altamente especializados en el mercado, la mayoría se encuentran fuera del alcance económico y operativo de pequeños productores, laboratorios locales y microtostadores. Los métodos estadísticos y los modelos de predicción aplicados al tueste han demostrado ser fundamentales para mejorar la calidad sensorial del producto final; sin embargo, su implementación práctica sigue siendo limitada en contextos donde predominan equipos semimanuales y escasa infraestructura tecnológica (ver págs. 7).

Del mismo modo, las aplicaciones de Machine Learning muestran un enorme potencial para optimizar perfiles térmicos, clasificar niveles de tueste y anticipar eventos críticos como el primer crack, pero su adopción se ve restringida por la falta de bases de datos suficientemente amplias, por la complejidad de los modelos y por la inexistencia de sistemas integrados de captura y almacenamiento continuo. La revisión comparativa de sistemas comerciales e iniciativas académicas demuestra que, aunque existen soluciones potentes y maduras, estas funcionan mayoritariamente como ecosistemas cerrados o como prototipos aislados sin continuidad. Los grandes fabricantes ofrecen confiabilidad industrial, pero a un costo elevado y con poca flexibilidad. Por su parte, los proyectos académicos han validado conceptos importantes como el uso de sensores de bajo costo, microcontroladores, narices electrónicas o modelos ANN pero no logran consolidarse como plataformas completas, modulares y escalables (ver págs. 10 - 13). Esto genera un vacío evidente entre lo que la ciencia demuestra como posible y lo que los productores realmente pueden implementar.

En este contexto, el estudio identificó vacíos clave: la falta de soluciones de bajo costo orientadas al usuario final; la ausencia de arquitecturas abiertas que permitan crecimiento y personalización; el escaso aprovechamiento de sensores avanzados fuera de

laboratorios; y la necesidad urgente de interfaces intuitivas que no dependan de formación técnica especializada. Asimismo, se evidenció la carencia de un sistema integral que abarque todo el ciclo del tueste: adquisición de datos, control automático, análisis en tiempo real, almacenamiento estructurado, visualización amigable y posibilidad de integrar modelos de inteligencia artificial (ver págs. 24 - 25).

La propuesta se diseñó e implementó una arquitectura de software modular que integra DAQ, control PID y lógica difusa, sensores inteligentes, backend robusto, dashboard web e infraestructura preparada para ML responde directamente a estos vacíos. Al utilizar hardware accesible como el ESP32, sensores industriales económicos y software completamente abierto, se logra una solución técnicamente sólida, escalable, replicable y alineada con las capacidades reales de los pequeños productores. Esta arquitectura no solo automatiza tareas críticas y estandariza perfiles de tueste, sino que también sienta las bases para futuras extensiones, incluidas la predicción de eventos mediante modelos de ML, la clasificación automática del grado de tueste y la construcción de una comunidad colaborativa similar a plataformas líderes, pero con enfoque abierto (ver págs. 26 - 35).

En suma, el análisis realizado y la solución propuesta demuestran que es posible acercar tecnologías avanzadas de automatización y analítica a actores tradicionalmente excluidos del acceso a estas herramientas (ver págs. 37 - 60). La integración coherente de medición, control, análisis y visualización crea una plataforma que trasciende el prototipo y se convierte en un sistema con potencial real de adopción en el sector. Este proyecto demuestra que la arquitectura de software y no únicamente el hardware o la inteligencia artificial es el componente clave para transformar datos en decisiones y decisiones en consistencia, calidad y valor agregado para la cadena del café de especialidad.

## Recomendaciones

Implementar el sistema en modo híbrido (monitorización primero, control después) en al menos tres microtostadores piloto durante seis meses, para validar robustez operativa y generar una base de datos real para entrenar modelos de ML (ver págs. 26 - 33).

Desarrollar una versión mínima del módulo comunitario (biblioteca pública de perfiles y calificación por usuarios), como siguiente etapa de desarrollo, aprovechando la arquitectura modular ya existente (ver págs. 37 - 60).

Incorporar sensores de gas (CO<sub>2</sub>/VOCs) y micrófonos calibrados en la próxima iteración, para alimentar modelos predictivos que vinculan variables físicas con atributos sensoriales —elevando el valor del sistema de “control térmico” a “asistente de calidad sensorial” (ver págs. 12 - 27).

Documentar y publicar el stack técnico completo (hardware + firmware + API + UI) como proyecto de código abierto, con licencia permisiva (MIT o Apache 2.0), para fomentar la apropiación local, la mejora colaborativa y la replicabilidad en otros países productores (ver págs. 61 - 62).

## Referencias

Adityo, R., Rivai, M., & Purwanto, D. (2012). Zelio PLC-based coffee roasting automation [Conference paper]. <https://doi.org/10.13140/2.1.1826.4646> (ver págs. 28 - 31).

Astuti, D., Wibowo, A., & Suryani, E. (2024). ANN-based roast classification. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 12(1), 46–54. <https://doi.org/10.18280/mmep.120106> (ver págs. 26 - 27).

Baggenstoss, J., Poisson, L., Kaegi, R., Perren, R., & Escher, F. (2008). Coffee roasting and aroma formation: Application of different time–temperature conditions. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 56(14), 5836–5846. <https://doi.org/10.1021/jf800392z> (ver págs. 10 - 11).

Baheti, R., & Gill, H. (2011). Cyber-physical systems. *The Impact of Control Technology*, 12(1), 161–166. (ver págs. 37 - 38).

Bogantes, J., Rojas, R., & Solano, J. (2017). Infrared sensor used for the capture of data from cooling process. 2017 IEEE Central America and Panama Convention (CONESCAPAN), 1–5. <https://doi.org/10.1109/CONESCAPAN.2017.8277595> (ver págs. 14 - 15).

Bonilla, E. S. D. (2024). Prototype for an automated home-use coffee roaster. *LACCEI 2024 Proceedings*. <https://doi.org/10.18687/LACCEI2024.1.1.1692> (ver págs. 28 - 31).

Botha, C. M., van der Merwe, A. F., & Koen, W. J. (2024). A model-based control strategy for batch coffee roasting. *Results in Engineering*, 22, 102575. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102575> (ver págs. 28- 31).

Catelani, T. A., Santos, J. R., Páscoa, R. N. M. J., Pezza, L., Pezza, H. R., & Lopes, J. A. (2018). Real-time monitoring of a coffee roasting process with near infrared spectroscopy

using multivariate statistical analysis: A feasibility study. *Talanta*, 180, 72–80. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2017.11.010> (ver págs. 24 - 25).

Chen, Y., Gao, B., & Lu, W. (2023). Recent research advancements of coffee quality detection: A targeted vs non-targeted review. *Scientific Reports*, 13, 6156247. <https://doi.org/10.1155/2023/6156247> (ver págs. 24 - 27).

Choi, H.-M., Kim, D.-W., & Namkung, H. (2015). An experimental study on the automation of the semi-hot-air coffee roasting process. *Journal of the Korean Society of Manufacturing Technology Engineers*, 24(6), 687–695. <https://doi.org/10.7735/ksmte.2015.24.6.687> (ver págs. 28 - 31).

Clarke, R. J., & Macrae, R. (Eds.). (2012). *Coffee: Technology* (2nd ed.). Springer Science & Business Media. (Trabajo original publicado en 1987) (ver págs. 10 - 13).

Davids, K. (2020). *Coffee: A guide to buying, brewing, and enjoying* (7th ed.). St. Martin's Griffin. (ver págs. 10 - 13).

Dias, R., Valderrama, P., Março, P., Scholz, M., Edelmann, M., & Yeretjian, C. (2023). Infrared-photoacoustic spectroscopy and multiproduct multivariate calibration to estimate the proportion of coffee defects in roasted samples. *Beverages*, 9(1), 21. <https://doi.org/10.3390/beverages9010021> (ver págs. 24 - 25).

Falah, A. H., Rivai, M., & Purwanto, D. (2019). Implementation of gas and sound sensors on temperature control of coffee roaster using fuzzy logic method. 2019 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), 80–84. <https://doi.org/10.1109/ISITIA.2019.8937148> (ver págs. 26 - 27).

Gabrieli, G., Muszynski, M., Thomas, E., Labbe, D., & Ruch, P. W. (2022). Accelerated estimation of coffee sensory profiles using an AI-assisted electronic tongue. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 82, 103205. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2022.103205> (ver págs. 26 - 27).

Grassi, S., Giraud, A., Cavanna, N., Giovenzana, V., & Beghi, R. (2023). Monitoring chemical changes of coffee beans during roasting using real-time NIR spectroscopy and chemometrics. *Food Analytical Methods*, 16(10), 2125–2138. <https://doi.org/10.1007/s12161-023-02473-w> (ver págs. 24 - 25).

Illy, A., & Viani, R. (Eds.). (2005). *Espresso coffee: The science of quality* (2nd ed.). Academic Press. (ver págs. 10 - 13).

Kim, Y., & Kim, S. (2024). Automation and optimization of food process using CNN. *Foods*, 13(23), 3826. <https://doi.org/10.3390/foods13233826> (ver págs. 61 - 62).

Lee, C.-H., Yang, H.-C., Chen, I.-T., & Chen, Y.-E. (2022). An AI-powered electronic nose system with aroma fingerprints for coffee origin identification. *Micromachines*, 13(8), 1313. <https://doi.org/10.3390/mi13081313> (ver págs. 26 - 27).

Li, T.-T., Yu, X., Zu, W., Cai, Y., & Hong, W. (2024). Application and research progress of near infrared spectroscopy for multidimensional assessment of coffee beans. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 32(6), 179–191. <https://doi.org/10.1177/09670335241291178> (ver págs. 24 - 25).

Lin, C.-H., Lin, W.-T., Jou, Y.-T., & Wu, H.-M. (2016). A study of process optimization for roasting Taiwan coffee beans. 2016 International Conference on Fuzzy Theory and Its Applications (iFUZZY), 1–6. <https://doi.org/10.1109/iFUZZY.2016.8004963> (ver págs. 28-31).

Lubis, A., Syafriandi, S., Idkham, M., & Maulana, A. (2023). Design and construction of coffee roasting machine with rounding cylinder tube using electric heat source. *Research in Agricultural Engineering*, 69(2), 56–65. <https://doi.org/10.17221/69/2022-RAE> (ver págs. 28 - 31).

Motta, I. V. C., Vuillerme, N., Nguyen, H.-H., Chetouani, A., & Rossi, A. M. (2024). Machine learning techniques for coffee classification: A comprehensive review of scientific research. *Artificial Intelligence Review*, 57(1), 1–42. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11004-w> (ver págs. 26 - 27).

Munyendo, L., Schuster, K., Arana, W., Yeretzian, C., & Siesler, H. W. (2024). Monitoring a coffee roasting process based on near-infrared and Raman spectroscopy. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 243, 104063. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2024.104063> (ver págs. 24 - 25).

Pulsawad, W., Thongchot, P., & Srikhajon, T. (2021). AI electronic nose for coffee aroma evaluation. *Science & Technology Asia*, 26(1), 1–9. <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/stej/article/view/242884> (ver págs. 26 - 27).

Purwantana, B., Radi, R., Alamsyah, R. P., & Prawira, H. D. (2019). Design of portable coffee roaster for home industry. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 327, 012019. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/327/1/012019> (ver págs. 28 - 31).

Purnata, H., Supriyono, R. A., & Kurniabayu, M. (2025). Optimization of small-scale coffee roasting machine with servo temperature and angle control for consistent roasting results. *Jurnal Ecotipe*, 12(1), 43–53. <https://doi.org/10.33019/jurnalecotipe.v12i1.5586> (ver págs. 10 - 13).

Rao, S. (2014). *The coffee roaster's companion*. Scott Rao. (ver págs. 10 - 13).

Sagita, D., Mardjan, S. S., Suparlan, & Suryani, E. (2024). Low-cost IoT-based multichannel spectral acquisition for evaluating roasted coffee. *Journal of Food Composition and Analysis*, 116, 106478. <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2024.106478> (ver págs. 24 - 25).

Sensors (MDPI). (2022). Digital nose for roasted coffee quality [Special issue]. *Sensors*, 22(22), 8654. <https://doi.org/10.3390/s22228654> (ver págs. 24 - 27).

Shneiderman, B. (2020). *Human-centered AI*. Oxford University Press. (ver págs. 26 - 27).

Specialty Coffee Association (SCA). (2023). *Coffee roasting best practices*. <https://sca.coffee/research/roasting-best-practices> (ver págs. 37 - 40).

Taşpınar, H., & Akbari, M. (2025). Embedded system for automatic coffee machine. *International Journal of Applied Mechanics and Electronics in Computing*, 12(1), 20–28. <https://doi.org/10.58190/ijamec.2025.120> (ver págs. 28 - 31).

Viejo, C. G., Tongson, E., Gonzalez Viejo, A., Fuentes, S., & Dunshea, F. R. (2021). Integrating a low-cost electronic nose and machine learning for coffee aroma analysis. *Sensors*, 21(6), 2016. <https://doi.org/10.3390/s21062016> (ver págs. 26 - 27).

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X) (ver págs. 26 - 27).

## Anexos

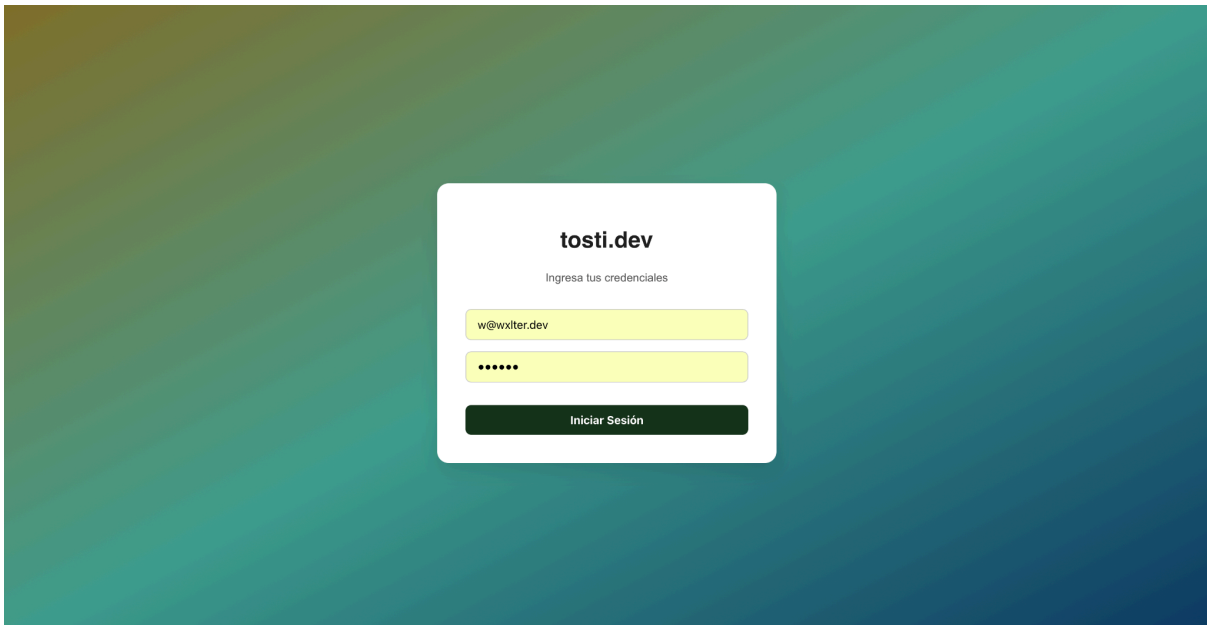


Figura 4. Pantalla de login. (ver págs. 37- 60).

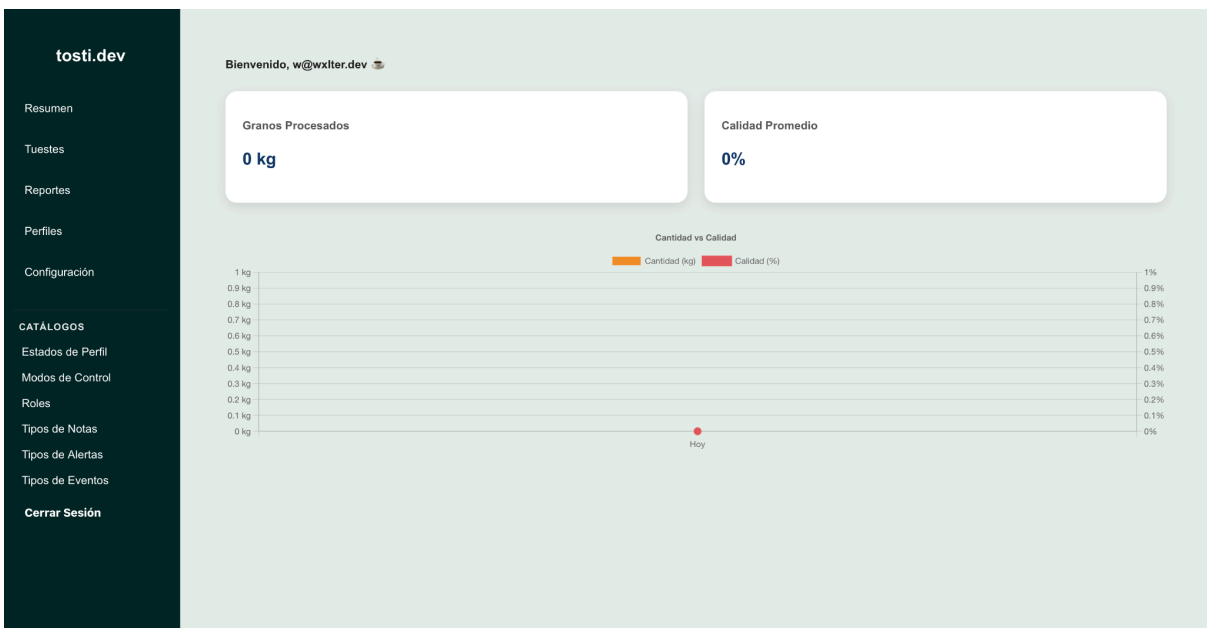


Figura 5. Pantalla de inicio del sistema, muestra últimos lotes procesados. (ver págs. 37-60).

**Historial de Tuestes** + Nuevo Tueste

Fecha	Tipo de Tueste	Duración	Temperatura Final	Calidad	Acciones
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>
					<a href="#">Detalles</a> <a href="#">Editar</a>

Figura 6. Historial de tuestes. (ver págs. 37- 60).

**Reportes de Producción** Exportar

Total Tuestes (último mes)	Producción Total	Calidad Promedio
120	3,200 kg	86%

Figura 7. Reportes de producción. (ver págs. 37- 60).

**Perfiles de Tueste** [Nuevo perfil](#)

**List**

Nombre	Usuario	Fecha de inicio	Fecha de fin	Comentarios	Estado	Actions
Tueste Simulado 2		02/06/25 08:00:00	02/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 2.	cancelado	Delete
Tueste Simulado 4		04/06/25 08:00:00	04/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 4.	cancelado	Delete
Tueste Simulado 1		01/06/25 08:00:00	01/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 1.	finalizado	Delete
Tueste Simulado 3		03/06/25 08:00:00	03/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 3.	finalizado	Delete
Tueste Simulado 5		05/06/25 08:00:00	05/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 5.	finalizado	Delete
Tueste Simulado 4	Walter Castillo	07/09/25 00:52:37	04/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número W.	cancelado	Delete
Tueste Oscuro - Blend Experimental	Walter Castillo	28/10/25 14:00:00		Prueba con gas al 80% y RPM altos.	en_progreso	Delete
Tueste Medio - Arábica Ahuachapán	Walter Castillo	28/10/25 13:00:00	28/10/25 13:18:00	Tueste medio con perfil equilibrado, ligero toque a caramelo.	finalizado	Delete
Walter 1		28/10/25 21:38:04	30/10/25 00:00:00		en_progreso	Delete

Figura 8. Perfiles de tueste. (ver págs. 37- 60).

**Perfiles de Tueste** [Nuevo perfil](#)

**List**

**Crear**

**Nombre**

**Fecha de inicio**

**Fecha de fin**

**Comentarios**

**Estado**

-- selecciona estado --

[Crear](#) [Cancel](#)

Nombre	Usuario	Fecha de inicio	Fecha de fin	Comentarios	Estado	Actions
Tueste Simulado 2		02/06/25 08:00:00	02/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 2.	cancelado	Delete
Tueste Simulado 4		04/06/25 08:00:00	04/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 4.	cancelado	Delete
Tueste Simulado 1		01/06/25 08:00:00	01/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 1.	finalizado	Delete
Tueste Simulado 3		03/06/25 08:00:00	03/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 3.	finalizado	Delete
Tueste Simulado 5		05/06/25 08:00:00	05/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número 5.	finalizado	Delete
Tueste Simulado 4	Walter Castillo	07/09/25 00:52:37	04/06/25 08:08:00	Este es un perfil simulado número W.	cancelado	Delete
Tueste Oscuro	Walter Castillo	28/10/25 14:00:00		Prueba con gas al 80% y RPM altos.	en_progreso	Delete
Tueste Medio - Arábica Ahuachapán	Walter Castillo	28/10/25 13:00:00	28/10/25 13:18:00	Tueste medio con perfil equilibrado, ligero toque a caramelo.	finalizado	Delete
Walter 1		28/10/25 21:38:04	30/10/25 00:00:00		en_progreso	Delete

Figura 9. Creación de perfiles de tueste. (ver págs. 37- 60).

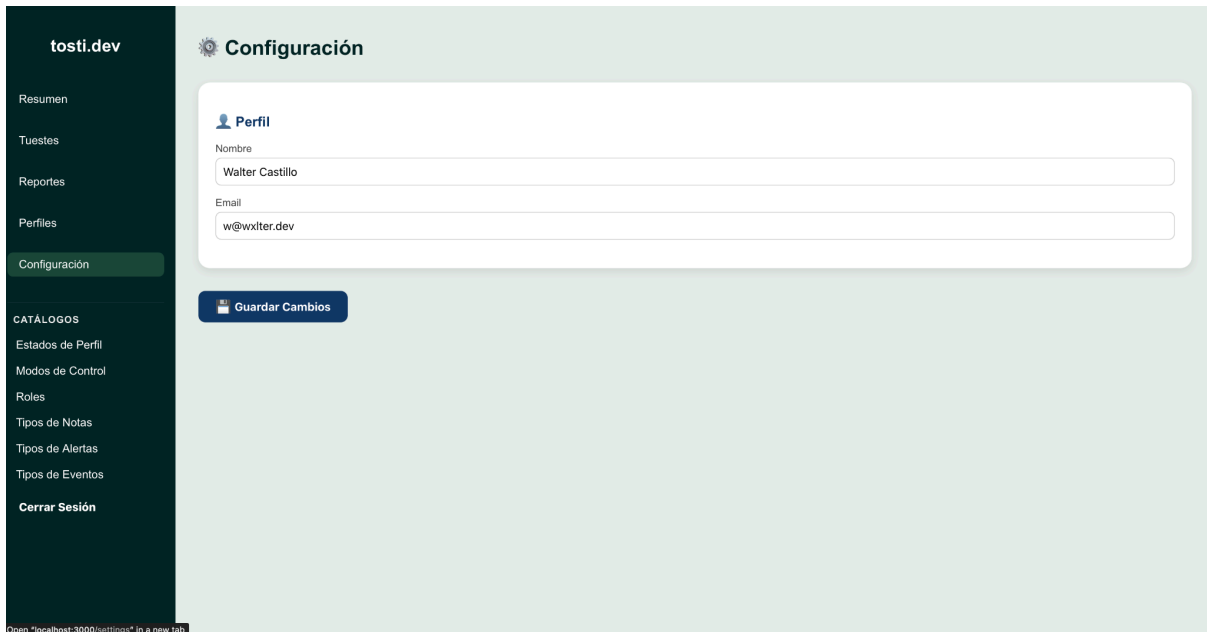


Figura 10. Configuración de perfil. (ver págs. 37- 60).

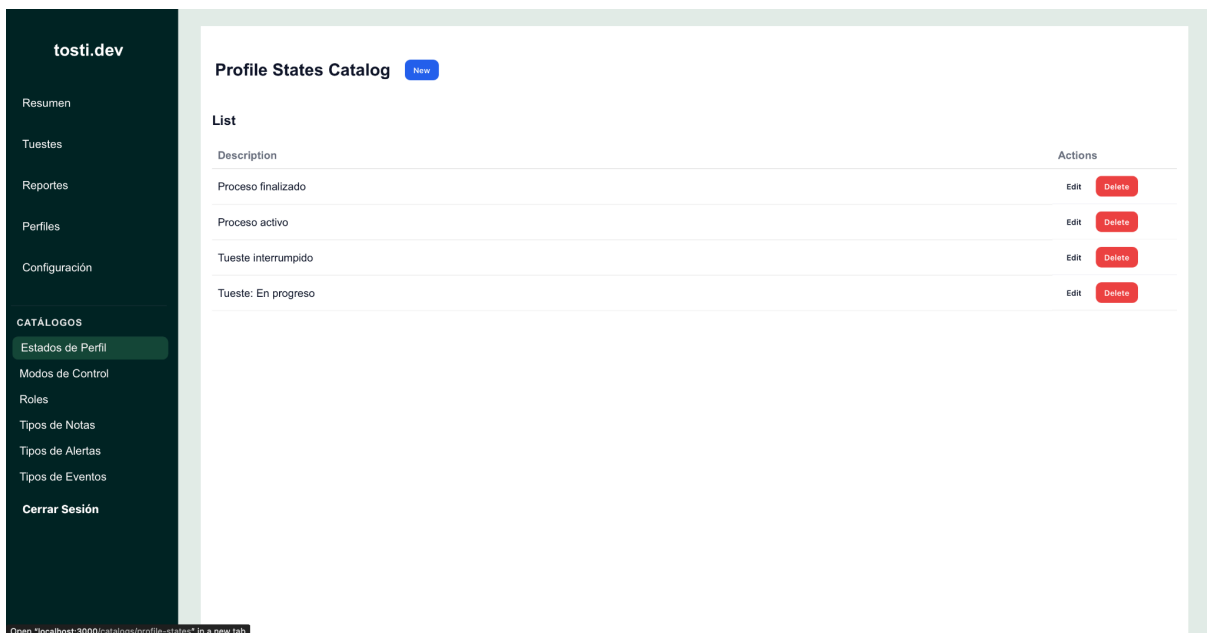
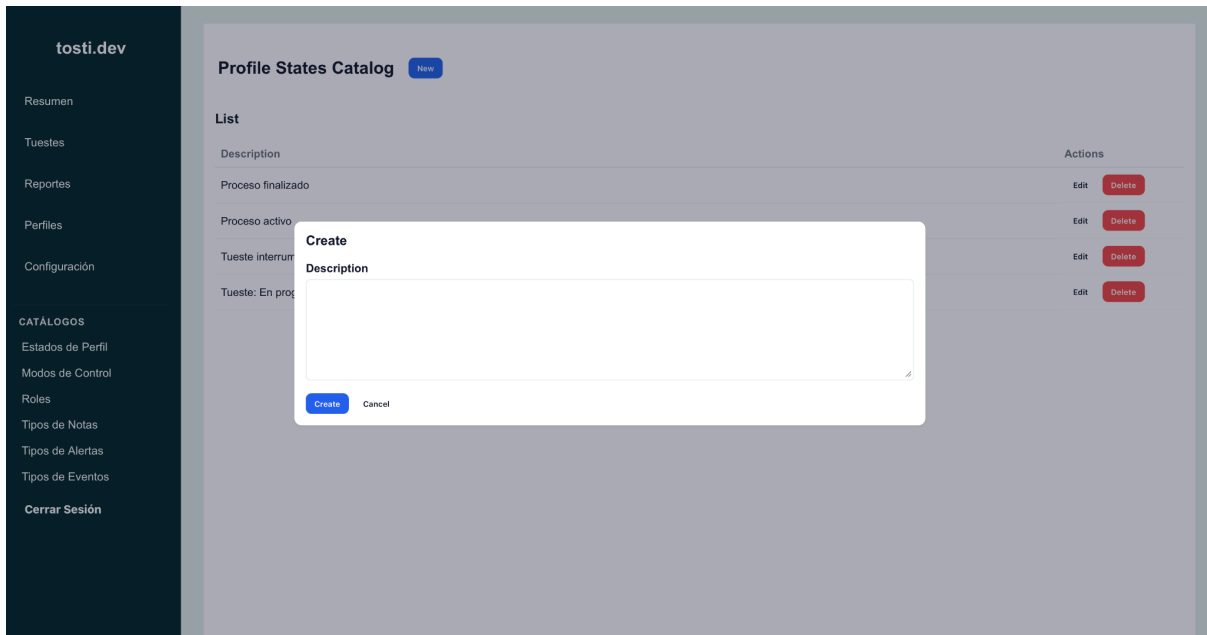
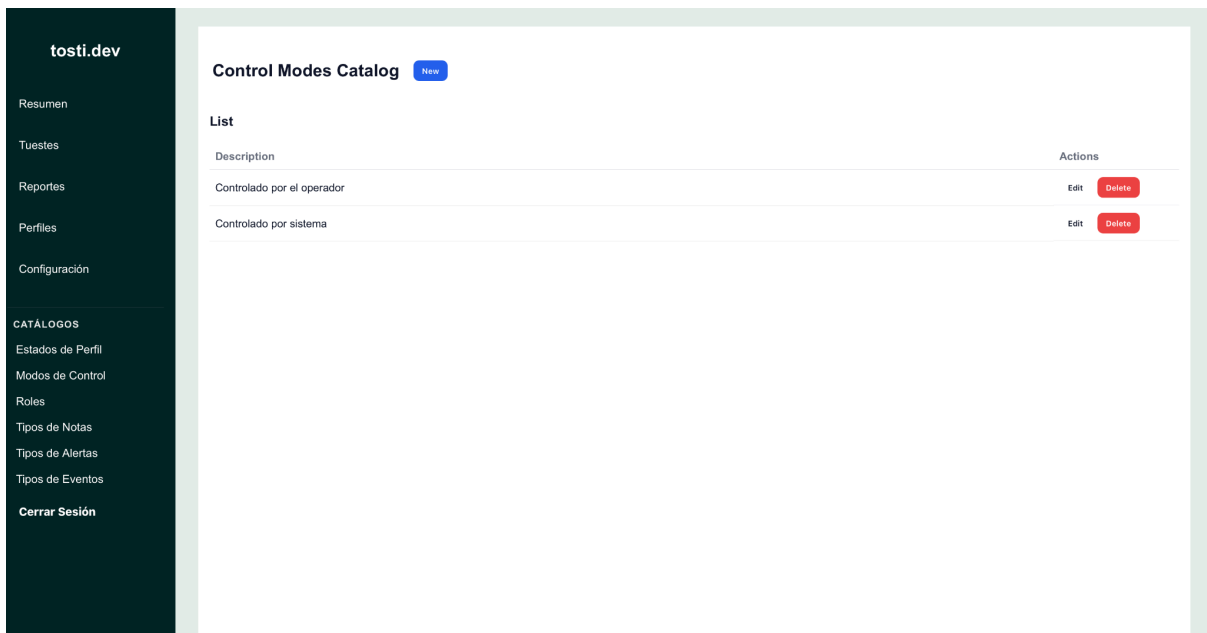


Figura 11. Catálogo de estados de perfil de tueste. (ver págs. 37- 60).



**Figura 12. Creación de catálogos de estados de perfil. (ver págs. 37- 60).**



**Figura 13. Catálogo de modos de control. (ver págs. 37- 60).**

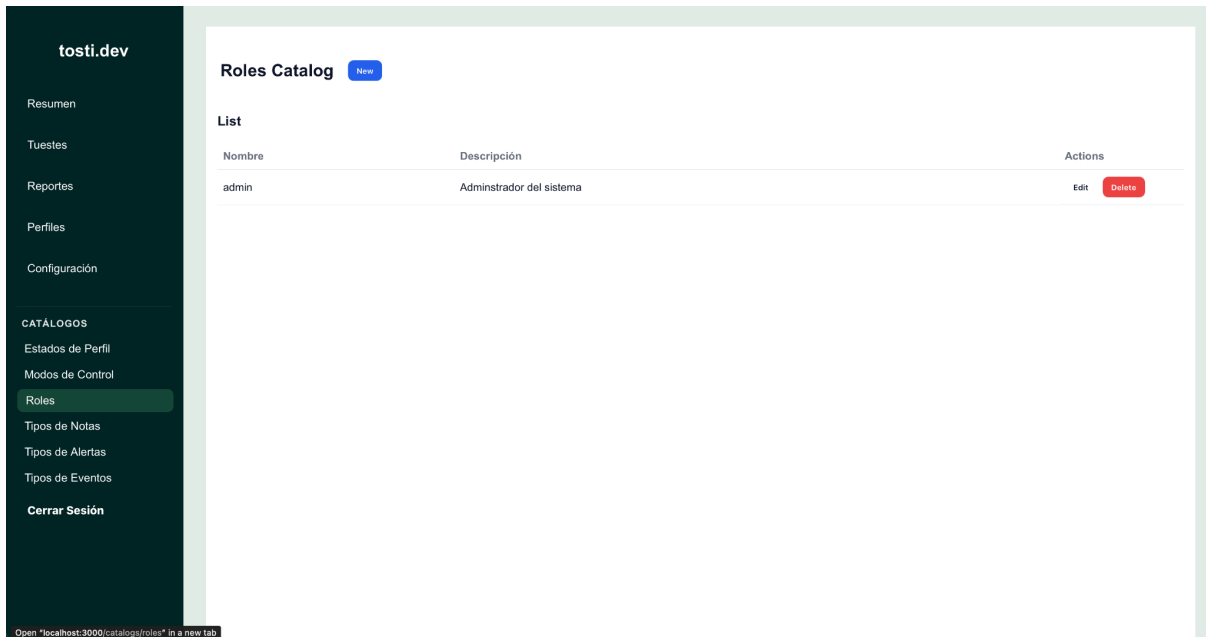


Figura 14. Catálogo de roles de usuario. (ver págs. 37- 60).

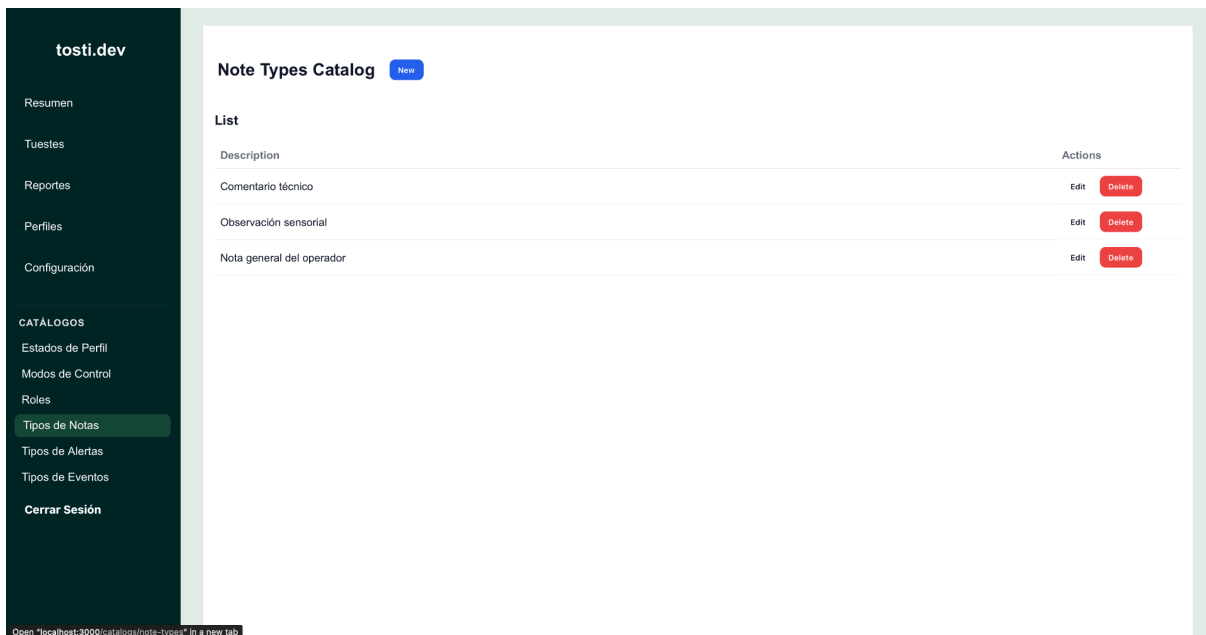


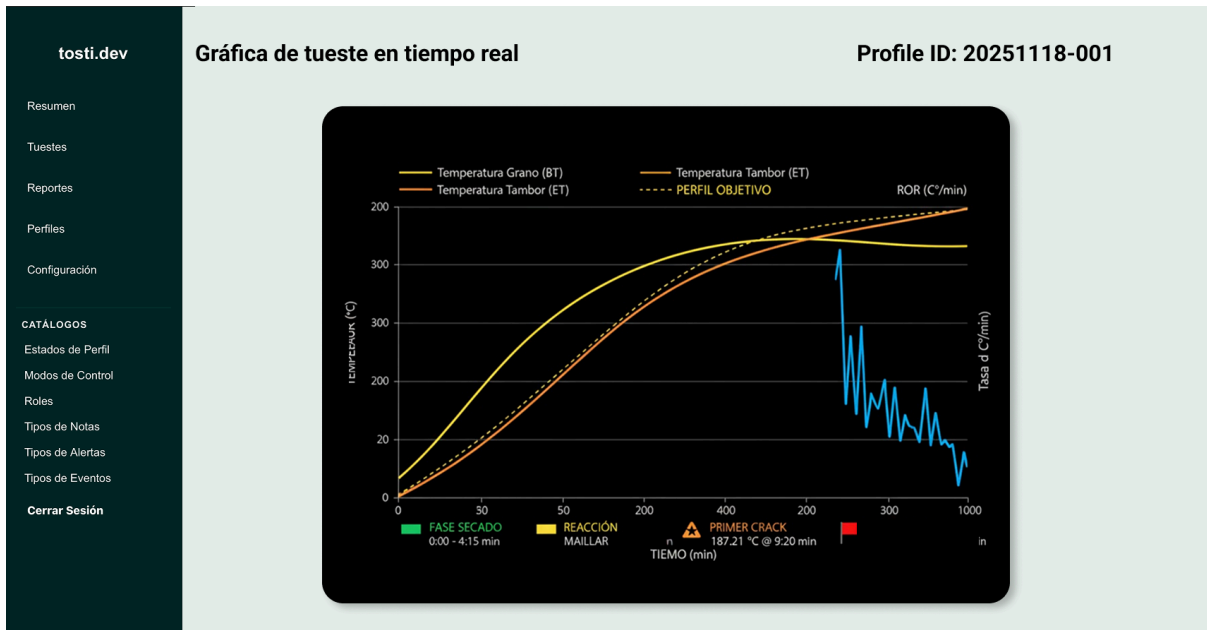
Figura 15. Catálogo de tipos de notas de catación. (ver págs. 37- 60).

Alert Types Catalog <span>New</span>	
List	
Description	Actions
Fallo en el envío de datos	Edit <span>Delete</span>
Temperatura fuera de rango	Edit <span>Delete</span>

Figura 16. Catálogo de tipos de alertas durante el tueste. (ver págs. 37- 60).

Event Types Catalog <span>New</span>	
List	
Description	Actions
Inicio del primer crack	Edit <span>Delete</span>
Sensor desconectado o fuera de rango	Edit <span>Delete</span>
Inicio del segundo crack	Edit <span>Delete</span>

Figura 17. Catálogo de tipos de eventos. (ver págs. 37- 60).



**Figura 18. Gráfica de tueste en tiempo real. (ver págs. 37- 60).**