

# MilkFlow - Monitoreo inteligente de datos lecheros: Una solución basada en IoT y Aprendizaje automático

Jarol Herney Medina Perafán<sup>1</sup> [0009-0003-8458-5228], Sebastián Moncayo<sup>1</sup> [0009-0008-5442-2192], Jojan Cabezas<sup>1</sup> [0009-0005-9197-7179], Hugo Rodríguez<sup>1</sup> [0009-0006-5471-4756], Salomón Melenje<sup>1</sup> [0009-0001-6444-3973], Andres Garces<sup>1</sup> [0009-0003-1712-1888], Michael Giraldo<sup>1</sup> [0009-0006-4136-075X], Jonathan Anama<sup>1</sup> [0009-0006-7854-4667], Eric Daniel Chanchi<sup>1</sup> [0009-0001-4479-5795], Andres Felipe Bolaños Zuñiga<sup>1</sup> [0009-0002-8617-4476], Oscar Santiago López Erazo<sup>1</sup> [0000-0002-8588-8365], Luis Freddy Muñoz<sup>1</sup> [0000-0002-8172-0530], Juan Camilo Ortega Erazo<sup>2</sup> [0000-0001-8322-1885], Juliana Delle Ville<sup>3</sup> [0009-0007-7888-7544], Leandro Antonelli<sup>3</sup> [0000-0003-1388-0337]

<sup>1</sup> Fundación Universitaria de Popayán

{jarol.medina, andres.garces, salomon.melenje, jojan.cabezas, eric.chanchi, hugo.rodriguez, michael.giraldo, andres.bolanos, jonathan.anama, sebastian.moncayo, }@estudiante.fup.edu.co  
lfreddyms@fup.edu.co, santiago.lopez@docente.fup.edu.co

<sup>2</sup> SENA, Servicio Nacional de Aprendizaje

jcortega@sena.edu.co

<sup>3</sup> Lífia Facultad de Informática, Universidad Nacional de La Plata, Argentina

{jdelleville, gmaltempo, lanto}@lifia.info.unlp.edu.ar

**Resumen.** Milkflow es una plataforma inteligente diseñada para optimizar y mejorar la forma en que se gestionan los procesos productivos dentro de las lecherías. Reúne en un sistema todos los datos e información clave sobre salud, raza, peso, producción de leche y calidad, brindando a los productores una visión completa y actualizada de su lechería. El proyecto propone una solución basada en Inteligencia Artificial (IA) e Internet de las Cosas (IoT) para fortalecer la autonomía y sostenibilidad de los productores. A través de sensores IoT, el sistema monitorea variables como temperatura y humedad para evaluar las condiciones del entorno, mientras que algoritmos de IA predicen la producción de leche, que ayuda a la toma de decisiones. Con una interfaz intuitiva y funcionalidades adaptables, MilkFlow impulsa una gestión moderna y eficiente, contribuyendo a la transformación digital del sector ganadero.

**Palabras clave:** Ingeniería de software · Gestión ganadera · IoT · Producción sostenible · IA · Predicción de datos

## 1. Introducción

La producción lechera constituye una de las actividades agropecuarias más importantes de Colombia, no solo por su aporte económico, sino también por su papel esencial en la seguridad alimentaria y la sostenibilidad rural. El país produce alrededor de 7 211 millones de litros de leche al año, con una participación del 24 % en el PIB pecuario nacional y más de 705 000 empleos directos e indirectos asociados a la cadena láctea [1], [2]. Sin embargo, cerca del 55 % de la producción nacional se comercializa de manera informal, lo que refleja una estructura fragmentada, con predominio de pequeños y medianos productores que enfrentan grandes limitaciones en recursos, tecnología y acceso a información confiable [3].

A pesar de su potencial, la ganadería lechera colombiana presenta una serie de retos que comprometen su competitividad. Factores como la variabilidad climática, la falta de registros digitales, la baja adopción tecnológica, la inestabilidad de precios y las deficiencias en trazabilidad y control sanitario afectan directamente la productividad y el bienestar del ganado. En muchas fincas, los procesos de seguimiento se realizan de forma manual o empírica, lo que impide identificar tendencias, optimizar recursos o tomar decisiones basadas en datos. Esta brecha tecnológica limita el crecimiento de los pequeños productores y agrava las diferencias frente a las grandes industrias lácteas que ya operan con sistemas automatizados y analíticos [4].

En este escenario, la incorporación de tecnologías como la Inteligencia Artificial (IA), el Internet de las Cosas (IoT) y la Ingeniería de Software (IS) surge como una oportunidad para transformar digitalmente el sector lechero. La IA permite procesar grandes volúmenes de datos y generar predicciones sobre producción, salud o reproducción del ganado; el IoT posibilita la captura de información en tiempo real mediante sensores distribuidos en el entorno productivo; y la Ingeniería de Software provee los principios, arquitecturas y metodologías que permiten desarrollar sistemas modulares, escalables y confiables que integran ambas tecnologías. Juntas, estas disciplinas impulsan el concepto de ganadería inteligente (Smart Dairy Farming), orientada a la eficiencia, la sostenibilidad y la toma de decisiones basada en evidencia [5], [6].

Los resultados obtenidos en proyectos de innovación agropecuaria han demostrado los beneficios del uso de IA e IoT en la producción de leche. Su aplicación permite detectar tempranamente enfermedades, predecir variaciones en la producción, mejorar la alimentación y reducir costos operativos al aprovechar los datos históricos del hato y las condiciones ambientales. Además, estas herramientas contribuyen a un manejo más sostenible, al disminuir el desperdicio de recursos, mejorar la salud animal y reducir la necesidad de incrementar el número de cabezas para mantener la rentabilidad [7], [8].

Sin embargo, el sector agropecuario en Colombia presenta una baja adopción de tecnologías digitales debido a la falta de infraestructura, conectividad y capacitación en herramientas de IA. A pesar del creciente interés por la transformación digital en el agro, diversas explotaciones agrícolas y pecuarias operan con métodos tradicionales, lo que limita la capacidad de implementar tecnologías avanzadas. Según Agrosavia, el aprovechamiento de tecnologías 4.0 en el agro colombiano todavía se encuentra en una fase inicial y requiere fortalecimiento en capacidades técnicas y digitales [9].

Frente a este panorama, se propone MilkFlow, una plataforma inteligente orientada a optimizar y modernizar la gestión de los procesos productivos en las lecherías. Este sistema combina IA, IoT e Ingeniería de Software para ofrecer una herramienta integral de monitoreo, análisis y predicción. Mediante sensores IoT, MilkFlow recopila datos en tiempo real sobre temperatura, humedad y producción para generar alertas preventivas; estos datos son procesados por algoritmos de aprendizaje automático que predicen la producción diaria de leche. Su arquitectura modular basada en el patrón Modelo–Vista–Controlador (MVC) y su interfaz web intuitiva permiten al productor visualizar estadísticas, registrar datos y tomar decisiones informadas desde cualquier dispositivo conectado, incluso en entornos con conectividad limitada.

En conjunto, MilkFlow busca impulsar una ganadería más inteligente, equitativa y sostenible, brindando a los productores colombianos una herramienta que fortalezca su autonomía, aumente la eficiencia de sus procesos y contribuya al desarrollo tecnológico del campo. De esta manera, el proyecto se alinea con los objetivos nacionales de innovación rural y sostenibilidad agropecuaria [10].

Este artículo se estructura de la siguiente manera: en la **Sección 2** se revisan los trabajos relacionados en el uso de IA e IoT en la agricultura y la ganadería; en la **Sección 3** se describe la metodología aplicada para el desarrollo del prototipo; en la **Sección 4** se presentan los resultados obtenidos; y finalmente, en la **Sección 5** se discuten las conclusiones y líneas de trabajo futuro.

## 2. Related Work

Diversos autores han abordado la integración del Internet de las Cosas (IoT), la Inteligencia Artificial (IA) y el análisis de datos en la producción lechera. Entre ellos destacan Bhat et al. (2020), Kumar et al. (2024), Benos et al. (2020), Sahoo et al. (2022), Mishra et al. (2024), Zhang et al. (2024), Karanth et al. (2024), Kavitha et al. (2024), Wang et al. (2024) y Singh et al. (2024). Cada uno de estos estudios aporta una visión complementaria sobre cómo las tecnologías emergentes están transformando la ganadería moderna. En conjunto, representan un cuerpo de investigación robusto que combina enfoques técnicos, prácticos y analíticos. Además, evidencian una tendencia global hacia la digitalización de los sistemas productivos. Su contribución es clave para entender los avances recientes en automatización, monitoreo y toma de decisiones dentro del contexto agropecuario.

Los trabajos revisados se enfocan en el desarrollo de arquitecturas inteligentes que combinan IoT, computación en la nube y algoritmos de aprendizaje automático para optimizar la gestión de granjas lecheras. En general, buscan mejorar la eficiencia productiva mediante la recopilación, análisis y uso de información en tiempo real. Se orientan a resolver problemas como la predicción de producción, el control ambiental, la detección temprana de enfermedades y la reducción de costos operativos. Estas investigaciones plantean un modelo de producción más sostenible, automatizado y basado en datos. La orientación de sus propuestas refleja un cambio estructural hacia una ganadería inteligente, donde la información digital se convierte en el recurso más valioso para la toma de decisiones estratégicas.

Los autores aplicaron enfoques basados en el uso de sensores IoT distribuidos en granjas, conectados a plataformas en la nube que centralizan los datos. Posteriormente, emplearon algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado —como CNN, SVM, Random Forest y RNN— para procesar la información y generar predicciones sobre comportamiento animal, producción lechera y condiciones ambientales. Además, algunas investigaciones incorporaron visión artificial, análisis de video y modelos de Big Data, mejorando la precisión de los resultados. Estas estrategias técnicas permiten transformar la información capturada en indicadores útiles para la gestión productiva. El uso combinado de IA e IoT representa un salto importante en la automatización de procesos agropecuarios, estableciendo la base para sistemas cada vez más autónomos y predictivos.

En el campo de la ganadería inteligente, ya se han desarrollado prototipos funcionales que integran sensores, modelos de predicción y plataformas de análisis. Se han validado sistemas capaces de estimar producción, identificar comportamientos anómalos, monitorear temperatura y humedad, y optimizar el bienestar animal. Asimismo, se han alcanzado niveles de precisión superiores al 90% en la predicción de producción mediante algoritmos avanzados. Estos avances demuestran la viabilidad técnica del enfoque IoT-IA en el contexto agropecuario. También se han realizado estudios de campo que confirman la utilidad práctica de estas soluciones.

Comparado con investigaciones tradicionales, los estudios revisados ofrecen un salto cualitativo al integrar inteligencia computacional en los procesos de gestión ganadera. Su principal aporte radica en la automatización basada en datos y en la capacidad de los sistemas para aprender y adaptarse. Mientras los métodos convencionales dependían de la observación humana, estos enfoques reducen el margen de error y aumentan la eficiencia. Además, varios trabajos destacaron por la precisión alcanzada en sus modelos predictivos, el bajo costo de implementación o la integración de múltiples fuentes de información. En conjunto, representan una evolución hacia granjas más inteligentes,

sostenibles y conectadas. No obstante, su impacto práctico sigue limitado por factores estructurales como la conectividad y la interoperabilidad tecnológica.

La mayoría de las pruebas se han desarrollado en entornos controlados o con infraestructura estable, lo cual deja abiertas nuevas oportunidades para escenarios rurales reales. A pesar de los avances, persisten brechas notables entre los modelos teóricos y su aplicación real en zonas rurales. Uno de los principales desafíos es la falta de conectividad estable en regiones con infraestructura limitada, lo que impide la transmisión continua de datos. También existe una carencia de estándares de interoperabilidad entre sensores y plataformas, lo que dificulta la integración de equipos de distintos fabricantes. Otro aspecto crítico es la baja disponibilidad de bases de datos estandarizadas y de calidad para el entrenamiento de modelos de IA. Además, los sistemas suelen carecer de autonomía energética y presentan problemas de escalabilidad. Estas limitaciones evidencian la necesidad de soluciones adaptadas al contexto rural, sostenibles y técnicamente robustas.

Hasta el momento, no se ha desarrollado una arquitectura integral que combine estabilidad operativa, autosuficiencia energética, bajo costo y procesamiento eficiente de datos en tiempo real. Tampoco se cuenta con un marco común de interoperabilidad que permita la comunicación fluida entre diferentes dispositivos IoT. La implementación de modelos híbridos que integren variables fisiológicas, ambientales y climáticas sigue siendo una tarea pendiente. Asimismo, los mecanismos de ciberseguridad específicos para equipos de bajo costo aún no están plenamente establecidos. En resumen, la brecha tecnológica persiste en la transición entre el laboratorio y el campo. Aún no existe una solución completamente adaptada a las condiciones reales de las granjas rurales.

La llegada de la Inteligencia Artificial (IA) y el Internet de las Cosas (IoT) ha dado un giro total a cómo se estudia la producción de leche, trayendo al campo herramientas novedosas que hacen más sencillo observar, anticipar y mejorar las tareas diarias en las granjas. Desde 2021 hasta 2024, diversos investigadores han analizado cómo los sensores, los algoritmos que aprenden por sí mismos y las plataformas digitales en la nube están transformando la manera de trabajar en la ganadería de precisión.

Bhat et al. (2020) desarrollaron un sistema que integró el Internet de las Cosas (IoT) con técnicas de aprendizaje automático para mejorar la gestión de la producción lechera. Su propuesta consistió en una arquitectura inalámbrica de monitoreo capaz de recopilar información sobre el comportamiento del ganado y sobre factores ambientales como la temperatura y la humedad. El enfoque se aplicó con sensores distribuidos en distintas zonas de la granja, lo que permitió optimizar la organización del rebaño y la distribución del alimento. A diferencia de otros trabajos, este estudio se llevó a cabo en condiciones reales, demostrando la utilidad práctica del IoT en la ganadería. Sin embargo, el principal reto fue la conectividad inestable del internet, que afectó la transmisión continua de datos. La brecha detectada se relaciona con la falta de soluciones adaptadas a zonas rurales con infraestructura limitada. Aún no existe una arquitectura que asegure la estabilidad del sistema sin depender completamente de la conexión a internet [11].

Kumar et al. (2024) presentaron una arquitectura que combina IoT con computación en la nube para automatizar procesos en granjas lecheras. Su propuesta utilizó redes neuronales convolucionales (CNN) y árboles de decisión para calcular la producción diaria de leche por vaca. El modelo fue entrenado con datos en tiempo real capturados por sensores y procesados en plataformas en la nube. En comparación con investigaciones anteriores, alcanzó una precisión superior al 95%, lo que

representa un avance importante en la predicción del rendimiento animal. No obstante, los autores resaltaron la necesidad de probar el sistema en zonas rurales con baja conectividad para comprobar su viabilidad práctica. La brecha actual está en la poca implementación de este tipo de soluciones en regiones con recursos limitados. Aún no se ha validado el modelo de forma integral en contextos rurales [12].

Benos et al. (2020) realizaron un análisis detallado sobre cómo la Inteligencia Artificial (IA) está transformando la industria lechera. Su estudio revisó diferentes técnicas aplicadas a la detección de mastitis, la predicción de producción y la optimización del manejo del ganado. Basaron su trabajo en la revisión de casos experimentales y en la comparación de modelos predictivos. A diferencia de otros estudios prácticos, su contribución consistió en organizar y sintetizar el conocimiento existente, destacando las oportunidades tecnológicas más prometedoras. Sin embargo, identificaron una limitación importante: la falta de estandarización de datos entre plataformas IoT. La principal brecha se encuentra en la interoperabilidad y compatibilidad de los sistemas. Todavía no existe un marco común que permita unificar el intercambio de información entre dispositivos de diferentes fabricantes [13].

Sahoo et al. (2022) desarrollaron un modelo predictivo que aplicó algoritmos de aprendizaje supervisado junto con sensores IoT para recopilar datos del entorno y del comportamiento animal. En su método compararon el desempeño de Random Forest y Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), logrando un coeficiente  $R^2$  de 0.94. Este estudio demostró que combinar distintos algoritmos puede mejorar la precisión en las predicciones sobre rendimiento lechero. En comparación con trabajos previos, su aporte fue una integración más sólida entre el análisis de datos y la toma de decisiones. Sin embargo, enfrentó una limitación importante en la escalabilidad del sistema hacia granjas más extensas. La brecha se ubica en la dificultad para procesar múltiples flujos de datos en tiempo real. Todavía no se ha adaptado el modelo para operar eficazmente en entornos de monitoreo continuo y a gran escala [14].

Mishra et al. (2024) propusieron una solución IoT de bajo costo para monitorear las condiciones ambientales dentro de los establos. El sistema ajustaba de forma automática la ventilación y la humedad con el fin de reducir el estrés térmico en las vacas. Su diseño se basó en sensores económicos conectados a microcontroladores que recolectaban información en tiempo real. Frente a otros estudios, destacó por su bajo costo y por su enfoque sostenible para zonas rurales. No obstante, los problemas de conectividad y la precisión limitada de algunos sensores afectaron su desempeño. La brecha tecnológica está en la necesidad de crear sistemas autónomos desde el punto de vista energético. Aún no se ha desarrollado una solución que combine bajo costo, autosuficiencia y estabilidad operativa en entornos rurales [15].

Zhang et al. (2024) aplicaron tecnologías de Big Data e Inteligencia Artificial en plataformas en la nube para analizar la relación entre las variables ambientales y la producción de leche. Su modelo, basado en regresión múltiple sobre grandes volúmenes de datos generados por sensores IoT, alcanzó una precisión del 93%, superando los resultados de los modelos tradicionales. Sin embargo, los autores señalaron problemas de compatibilidad entre equipos de distintos fabricantes, lo que complicó la integración total de la información. Este trabajo evidenció que la heterogeneidad del hardware sigue siendo un obstáculo importante. La brecha identificada radica en la falta de estándares de interoperabilidad. Todavía no se cuenta con un marco técnico que permita la comunicación unificada entre sensores y plataformas digitales [16].

Karant et al. (2024) diseñaron un sistema inteligente de monitoreo remoto basado en visión artificial e IoT. El proyecto empleó redes neuronales CNN y LSTM para identificar comportamientos anómalos en el ganado, alcanzando una precisión del 97.3%. Su método combinó el análisis de video con los datos de sensores, permitiendo una supervisión automatizada del rebaño. En comparación con estudios anteriores, destacó por integrar visión computacional y análisis de datos en una misma plataforma. Sin embargo, el consumo energético y la velocidad de transmisión de datos fueron desafíos clave. La brecha tecnológica actual se centra en la falta de optimización energética de los sistemas inteligentes. Aún no se ha logrado equilibrar precisión, rapidez y eficiencia en el consumo de energía [17].

Kavitha et al. (2024) compararon modelos matemáticos tradicionales con redes neuronales recurrentes (RNN) para predecir las curvas de lactancia. El estudio se llevó a cabo mediante simulaciones con datos históricos de producción lechera y mostró un incremento del 12% en la precisión frente a los métodos convencionales. Este trabajo demostró que los modelos basados en IA ofrecen un mejor desempeño predictivo. No obstante, los autores destacaron que la calidad y cantidad de los datos influyen directamente en los resultados. La brecha identificada radica en la falta de bases de datos estandarizadas y accesibles. Hasta ahora no se ha propuesto una metodología que combine datos reales y sintéticos para entrenar modelos de predicción [18].

Wang et al. (2024) propusieron un sistema de ganadería climáticamente inteligente que combina los datos de sensores IoT con pronósticos meteorológicos. El modelo ajustaba automáticamente la alimentación y las condiciones ambientales para mejorar el rendimiento animal. Los resultados mostraron una reducción del consumo energético y un aumento del 8% en la producción de leche. En comparación con trabajos previos, su propuesta logró integrar de manera efectiva las variables climáticas y productivas. Sin embargo, la precisión de los pronósticos limitó su desempeño en tiempo real. La brecha tecnológica se encuentra en la falta de modelos híbridos que integren factores fisiológicos, ambientales y climáticos. Aún no se ha desarrollado un sistema integral capaz de gestionar todas estas variables de manera conjunta [19].

Singh et al. (2024) desarrollaron un sistema de apoyo a la decisión (DSS) basado en la nube para integrar datos sobre salud animal, producción y condiciones climáticas. Este sistema fue diseñado para mejorar la toma de decisiones mediante el análisis de grandes volúmenes de información. Su principal aporte fue la capacidad de adaptarse y escalar a distintos tipos de granjas. En comparación con otros trabajos, incorporó un enfoque integral de gestión ganadera. Sin embargo, los autores señalaron vulnerabilidades en la ciberseguridad de los dispositivos IoT. La brecha detectada se relaciona con la falta de protocolos de seguridad robustos para equipos de bajo costo. Hasta ahora no se han implementado mecanismos avanzados de protección que sean compatibles con las condiciones de las zonas rurales [20].

### **3. Métodos**

El desarrollo de Milkflow se realizó utilizando el marco ágil Scrum (Highsmith y Cockburn).[21], lo cual permitió definir con claridad los roles y responsabilidades de cada integrante del equipo. Se planificaron cuatro sprints de dos semanas, que facilitaron la definición de los requisitos del sistema, fundamentales para la construcción de la arquitectura.

Para la definición de los requisitos del sistema, se utilizó la metodología Mini QAW (Mini Quality Attribute Workshop).[22], una versión más simple del taller tradicional QAW. lo que permitió identificar

los atributos de calidad clave del sistema *MilkFlow*. La elección de Mini QAW se basó en su facilidad de comprensión para equipos con distintos niveles de experiencia y en su alineación con metodologías ágiles.

En cuanto a la captura de datos del entorno, se integró un sensor DHT11.[23] lo que permitió medir en tiempo real la temperatura y la humedad del entorno. Los datos se envían automáticamente a una base de datos en la nube, donde son almacenados y procesados para su posterior visualización y análisis en la aplicación web. El monitoreo ambiental es un componente crítico, ya que mantener condiciones óptimas impacta directamente en la producción lechera.[24]

Para la predicción de la producción, se entrenó un modelo de Machine Learning del tipo Random Forest Regressor.[25] en Python, el cual estima la cantidad de leche que producirá cada bovino a corto y mediano plazo. El modelo fue integrado con los controladores de la aplicación, mostrando resultados a través de gráficas, tablas y métricas que permiten evaluar su precisión.

Como parte del proceso de evaluación, se consideró la medición de la usabilidad del sistema mediante la escala SUS (System Usability Scale).[26], una herramienta estandarizada ampliamente utilizada para evaluar la experiencia del usuario en sistemas interactivos. La SUS permite obtener un puntaje objetivo sobre la facilidad de uso, comprensión de la interfaz y satisfacción general, lo cual resulta fundamental para garantizar que *MilkFlow* pueda ser adoptado de manera efectiva por personal con distintos niveles de experiencia tecnológica, especialmente en entornos rurales.

La implementación de IoT e Inteligencia Artificial en *MilkFlow* no solo permitió la captura de datos en tiempo real, sino que también incorporó análisis predictivos que mejoran la toma de decisiones en la producción de leche.[27] El desarrollo siguió los principios de Diseño Centrado en el Usuario (User-Centered Design, UCD).[28], considerando las necesidades y limitaciones de los usuarios finales —administradores de fincas y técnicos agropecuarios— desde las fases tempranas del diseño. Este enfoque iterativo permitió que la herramienta final fuera intuitiva, eficiente y alineada con el contexto operativo del sector.

### **3.1 Requisitos Funcionales**

Los requisitos funcionales de *MilkFlow* se definieron a partir de entrevistas con productores lecheros y de la observación directa de los procesos productivos en la finca. Estos requisitos describen las acciones principales que los usuarios pueden realizar dentro de la plataforma y los servicios que el sistema debe garantizar, se puede observar lo que es:

#### **3.1.1 Autenticación de usuarios y Gestión de roles**

El primer paso en el modelado de la validación de los usuarios es distinguir si las credenciales del respectivo rol son las correctas, para que así haya un inicio de sesión adecuado.

Como administrador del sistema, quiero iniciar sesión en el sistema con credenciales especializadas e irrepetibles para que mi acceso sea seguro y se adapte a mi rol.

Como usuario del sistema, quiero iniciar sesión en el sistema con credenciales únicas para que mi acceso sea seguro y se adapte a mi rol.

#### **3.1.2 Registro y Gestión de ganado bovino (CRUD)**

El primer paso en el modelado del registro de vacas es identificar y definir el Crotal (Identificador), su Raza correspondiente, Fecha de Nacimiento, el Peso en kg, el Estado de Salud si se encuentra

(Activa, Inactiva, Vendida y Enferma). En el caso de que esté enferma se otorgarán dos espacios para añadir que Enfermedad tiene y los Síntomas que está presentando.

Por último, registrar el Crotal de la Madre aunque esto es opcional y algunas observaciones a tener en cuenta sobre el animal.

Como usuario del sistema, quiero registrar nuevas vacas con datos como número de identificación, estado de salud, historial reproductivo y producción de leche diaria, para mantener un registro actualizado de cada animal.

Como usuario del sistema, quiero editar o actualizar la información de una vaca cuando cambie alguna condición (salud, reproducción, peso, etc.).

Como usuario del sistema, quiero buscar y visualizar los detalles de una vaca por su ID, para acceder rápidamente a su información.

Como usuario del sistema, quiero eliminar el registro de una vaca que ya no esté activa en la lechería.

### **3.1.3 Registro de la producción de leche**

El primer paso en el modelado del registro de producción de leche de una de las vacas es detallar la Fecha en que se dio esa producción, el Turno en el que se realizó (Mañana o Tarde), los Litros que dio y la Calidad con la que salió la leche (Buena o Mala).

Como usuario del sistema, quiero registrar la producción diaria de leche de cada vaca, diferenciando los turnos de mañana y tarde, para así mantener un registro puntual y actualizado.

Como usuario del sistema, quiero registrar los litros y la calidad de la leche que me generó la vaca, para llevar un control consistente que sirva para análisis posteriores.

### **3.1.4 Historial de la producción de leche**

El primer paso en el modelado del historial de producción de leche es determinar la Fecha en que se dio esa producción, el Turno en el que se realizó (Mañana o Tarde), los Litros que dio y la Calidad con la que salió la leche (Buena o Mala), de todas las vacas para así mantener los registros limpios y organizados.

Como usuario del sistema, quiero consultar el historial de producción de cada vaca y visualizar con cuidado cada uno de los registros o apartados de una vaca en específico, para así poder evaluar tendencias de rendimiento a lo largo del tiempo.

### **3.1.5 Predicción y Simulación de la producción lechera**

El primer paso en el modelado de la predicción de producción de leche se puede observar un Gráfico de Predicciones en el cuál solamente se va a mostrar los litros que va a producir las vacas que estén Activas, las Métricas del Modelo que utiliza MilkFlow y un último apartado el cuál es una tabla donde se muestra por el Crotal de la vaca los litros predichos.

El segundo paso en el modelo de la predicción de producción de leche (o Simulador de Producción de Leche) se hace por medio de la raza del bovino y después se puede registrar la Fecha de Predicción, el Turno el cuál se quiere predecir (Mañana o Tarde), la Calidad de la leche (Buena o Mala), su Raza, el Estado de Salud (Activa, Inactiva, Vendida y Enferma) y el Peso de la vaca en kg. Estos datos son fundamentales para que el simulador pueda predecir una producción estimada correctamente.

Como usuario del sistema, quiero ejecutar simulaciones de producción ajustando parámetros como (Fecha, Turno, Calidad, Raza, Estado y el Peso de la vaca), para anticipar escenarios y planificar mejor gracias al uso del algoritmo Random Forest.

### **3.1.6 Monitoreo IoT de variables ambientales**

El primer paso en el modelado del Monitor de Ambiente es visualizar por medio de dos indicadores radiales, la Humedad Relativa y la Temperatura actual por medio de un sensor IoT. Y un mensaje al final de cuando se utilizó por última vez el sensor.

Como usuario del sistema, quiero que el sistema integre sensores IoT para medir en tiempo real la temperatura y la humedad, con el fin de identificar riesgos para el bienestar animal y tomar medidas preventivas antes de un golpe de calor.

### **3.1.7 Visualización de datos y apoyo a la toma de decisiones**

Como usuario del sistema, quiero contar con una interfaz intuitiva que me permita registrar datos, consultar predicciones y visualizar estadísticas fácilmente, de manera que pueda tomar decisiones diarias con mayor precisión y precaución.

## **3.2 Paso uno: Seleccionar requisitos no funcionales basados en las historias de usuario**

A partir de las historias de usuario definidas para MilkFlow, se identificaron los atributos de calidad que el sistema debe cumplir para garantizar su correcto funcionamiento. Los requisitos no funcionales priorizados son: eficiencia, fiabilidad, mantenibilidad y seguridad.

### **3.2.1**

#### **Eficiencia**

El sistema debe responder de manera rápida y óptima a las solicitudes del usuario, como registrar vacas, consultar información o realizar predicciones. Se optimizaron las consultas a la base de datos (Firebase) mediante índices y caché local. El modelo de predicción Random Forest se carga en memoria para realizar inferencias rápidas. La interfaz debe mantener tiempos de respuesta menores a 2 segundos en operaciones comunes.

### **3.2.2**

#### **Fiabilidad**

El sistema debe garantizar resultados consistentes y estables, evitando errores que comprometan la integridad de los datos o las predicciones. Se implementaron validaciones exhaustivas en el registro y actualización de información. Se realizaron pruebas unitarias y de integración que simulan escenarios de fallos (red inestable, datos corruptos). Las predicciones del modelo de IA deben ser coherentes con patrones históricos de producción.

### **3.2.3**

#### **Mantenibilidad**

La plataforma debe estar diseñada con una arquitectura modular que facilite su actualización, escalabilidad y la incorporación de nuevas funcionalidades. La aplicación sigue el patrón MVC y principios SOLID, lo que permite extender módulos sin afectar al resto del sistema. La modularización posibilita añadir nuevos sensores IoT, algoritmos o vistas sin comprometer la estabilidad. El código está documentado para que futuros desarrolladores puedan adaptarlo con facilidad.

### **3.2.4**

#### **Seguridad**

El sistema debe proteger el acceso y garantizar la integridad de los datos productivos y sanitarios del ganado. Se implementa autenticación con credenciales únicas por rol de usuario. Las entradas del usuario son validadas y sanitizadas para prevenir ataques o manipulación de datos.

### 3.3 Paso 2: Priorización de los requisitos no funcionales.

En el sistema de gestión para la producción de leche bovina, se priorizaron la confiabilidad y la eficiencia, estos son esenciales, debido a que impactan directamente en la confianza del usuario y en su experiencia.

La confiabilidad resulta esencial, dado que el sistema debe generar predicciones precisas sobre la producción lechera. Un error en los resultados podría afectar decisiones en la gestión del hato, la alimentación o la planificación de la producción. Para garantizar la confiabilidad, el modelo de IA ha sido entrenado con un conjunto representativo de datos reales y se han implementado mecanismos de validación y manejo adecuado de errores.

Por otra parte, la eficiencia es esencial para que el sistema funcione de manera fluida, permitiendo al usuario registrar datos y obtener predicciones sin demoras. Se utilizó el modelo Random Forest Regressor, basado en árboles de decisión, que permite realizar predicciones numéricas precisas en este caso sobre la cantidad de leche que producirá una vaca en determinado día.

Dentro del taller Mini QAW, estos dos atributos de calidad han sido seleccionados como factores clave que influyen directamente en las decisiones de diseño del sistema. Aspectos como la confiabilidad y eficiencia constituyen pilares esenciales para garantizar la efectividad del sistema, sin un sistema confiable y eficiente el prototipo no cumpliría con su objetivo principal ni sería útil para los usuarios del sector agropecuario. [29], [30].

### 3.4 Paso tres: Restricciones entre requisitos no funcionales

#### 3.4.1

#### Fiabilidad

-

#### Eficiencia

Fiabilidad: El sistema debe ofrecer predicciones consistentes sobre la producción de leche y el estado de salud del ganado.

Eficiencia: El sistema debe procesar grandes volúmenes de datos en poco tiempo para no retrasar la toma de decisiones dentro de la entidad.

Restricción: Aumentar la fiabilidad mediante validaciones más estrictas o entrenamientos más largos del modelo Random Forest Regressor puede incrementar el tiempo de procesamiento, afectando la eficiencia en tiempo real.

#### 3.4.2

#### Fiabilidad

-

#### Seguridad

Fiabilidad: Los resultados del sistema deben ser estables y reproducibles evitando predicciones erróneas.

Seguridad: Es necesario garantizar la integridad de los datos productivos y de salud de los animales.

Restricción: Integrar protocolos robustos de seguridad en la autenticación y cifrado puede comprometer a la respuesta eficiente esperada del sistema.

#### 3.4.3

#### Fiabilidad

-

#### Mantenibilidad

Fiabilidad: Predicciones correctas y verificables sobre la producción lechera.

Mantenibilidad: Debe conservar una estructura modular que facilite la incorporación de nuevos parámetros o el ajuste del modelo de predicción.

Restricción: Cuando se incrementa la fiabilidad añadiendo validaciones más estrictas o modelos más complejos, se corre el riesgo de aumentar también la dificultad de realizar cambios futuros, afectando la facilidad de mantenimiento.

#### 3.4.4

#### Eficiencia

-

#### Seguridad

Eficiencia: El procesamiento de la información debe ser rápido, permitiendo que el productor registre

datos y obtenga predicciones sin demoras.  
Seguridad: La información recolectada (producción y estado de salud de los animales) debe protegerse frente a accesos no autorizados.  
Restricción: Al implementar cifrado de datos o controles adicionales para validar la información, el tiempo de respuesta puede verse afectado, reduciendo la eficiencia del sistema.

### 3.4.5 Eficiencia - Mantenibilidad

**Eficiencia:** El modelo de predicción debe mantener bajos tiempos de respuesta, incluso trabajando con grandes volúmenes de datos.  
**Mantenibilidad:** El sistema debe estar diseñado de forma modular para facilitar la incorporación de mejoras o cambios en el futuro.  
**Restricción:** Optimizar demasiado el sistema para que responda más rápido puede derivar en una arquitectura más rígida y difícil de modificar, comprometiendo la mantenibilidad.

### 3.4.6 Mantenibilidad - Seguridad

**Mantenibilidad:** La estructura del sistema debe permitir actualizaciones y ajustes sin afectar el resto de funcionalidades.  
**Seguridad:** Los datos relacionados con la producción y salud del ganado deben permanecer íntegros y protegidos.  
**Restricción:** Incorporar medidas de seguridad avanzadas (como validaciones estrictas y registros de auditoría) puede aumentar la complejidad del código, lo que dificulta el mantenimiento y eleva los costos de actualización. [31]

## 3.5 Paso cuatro: Escenarios de requisitos no funcionales.

**Fiabilidad: Escenario 1: Dado:** Que el administrador inicia sesión en el sistema **Cuando:** El sistema valida las credenciales cifradas en la base de datos **Entonces:** Debe garantizar un inicio de sesión exitoso y mostrar el panel principal, presentando los datos de producción en tiempo real sin fallos del sistema.

**Escenario 2: Dado:** Que el ganadero registra la producción diaria varias veces. **Cuando:** Los datos se almacenan de forma consecutiva. **Entonces:** El sistema debe guardar todos los registros de manera consistente, evitando duplicidades o pérdida de información, asegurando la integridad y fiabilidad de los datos.

**Eficiencia: Escenario 3: Dado:** Que el usuario busca una vaca ingresando su id de identificación. **Cuándo:** El sistema procesa la búsqueda. **Entonces:** Debe devolver el resultado correspondiente optimizando el tiempo de respuesta.

**Escenario 4: Dado:** Que el administrador ejecute una simulación de producción de leche. **Cuando:** El sistema recalcula la proyección con los parámetros ajustados. **Entonces:** La simulación debe generarse rápidamente sin afectar el rendimiento de otros módulos o procesos del sistema.

**Mantenibilidad: Escenario 5: Dado:** Que el equipo de desarrollo necesita agregar nuevos parámetros al registro de vacas. **Cuando:** se actualiza el código fuente del sistema. **Entonces:** La estructura modular debe permitir realizar las modificaciones existentes sin afectar las funcionalidades existentes del sistema ni los datos almacenados.

**Escenario 6: Dado:** Que el modelo de predicción requiere ajustes para mejorar la precisión. **Cuando:** El equipo de desarrollo actualiza el archivo de configuración o el algoritmo de cálculo.

**Entonces:**El sistema debe permitir integrar fácilmente los nuevos cambios sin necesidad de reinstalaciones o pérdida de configuraciones previas.

**Seguridad: Escenario 7: Dado:** Que el administrador accede al sistema **Cuando:** el sistema verifica las credenciales **Entonces:** Debe utilizar cifrado de contraseñas y restringir acceso a los datos solo a usuarios autorizados.

**Escenario 8: Dado:** Que un usuario sin experiencia técnica accede por primera vez al sistema. **Cuando:** Intenta realizar tareas comunes como registrar una vaca o buscar su historial de producción. **Entonces:** El sistema debe ofrecer una experiencia intuitiva, con mensajes claros, validaciones visibles y navegación sencilla que permita completar las acciones sin asistencia externa. [32]

#### 4. Arquitectura del Sistema

La arquitectura del sistema de MilkFlow, basada en datos procedentes de sensores IoT y modelos Random Forest, está organizada en módulos, cada uno con una función específica. Esta configuración modular facilita el mantenimiento, la escalabilidad y la reutilización del código, permitiendo una integración eficiente entre el procesamiento de datos, el entrenamiento del modelo y la interfaz de usuario.

##### 4.1 Módulo de Ingesta / Carga de datos (data\_ingest)

**Este Módulo es responsable de:**

- \* Capturar, validar y almacenar la información proveniente de los usuarios y de los sensores IoT.
- \* Entradas: Registros de producción diaria, datos de salud y variables ambientales (temperatura y humedad).
- \* Salidas: Datos estructurados almacenados en Firebase Realtime Database o en archivos CSV para su posterior procesamiento.
- \* Atributos de calidad asociados: Eficiencia y fiabilidad, al garantizar la transmisión y almacenamiento seguro de los datos.

##### 4.2 Módulo de Preprocesamiento (python/preprocesamiento.py)

• **Este Módulo es responsable de:**

- \* Limpiar, filtrar y preparar los datos para el modelo predictivo, asegurando su consistencia.
- \* Entradas: Datos históricos obtenidos del módulo de ingesta.
- \* Salidas: Conjuntos de datos normalizados y listos para entrenamiento y predicción.
- \* Atributos de calidad asociados: Fiabilidad y mantenibilidad, ya que el proceso estandariza la información para obtener resultados precisos.

##### 4.3 Módulo de Entrenamiento (python/modelo.py).

• **Este Módulo es responsable de:**

\*Entrenar el modelo de aprendizaje automático para estimar la producción lechera con base en variables productivas y ambientales.

- \* Entradas: Dataset pre-procesado con información de producción diaria y rendimiento histórico.
- \* Salidas: Modelo entrenado en formato .pkl, almacenado para uso posterior en el servicio de predicción.
- \* Atributos de calidad asociados: Fiabilidad y mantenibilidad, ya que el modelo puede re-entrenarse con nuevos datos sin alterar el sistema.

#### 4.4 Módulo de Predicción / Servicio (python/predicciones.py).

- **Este Módulo es responsable de:**

- \* Procesar las solicitudes de predicción enviadas desde la interfaz web y devolver las estimaciones de producción.
- \* Entradas: Parámetros actuales del animal (peso, edad, turno, raza, calidad y estado).
- \* Salidas: Proyección de la producción y posibles alertas preventivas ante variaciones o riesgos.
- \* Atributos de calidad asociados: Eficiencia y fiabilidad, al generar predicciones en tiempo real con alta precisión.

#### 4.5 Módulo Web / Interfaz (PHP - resources/views + app/Http/Controllers/\*).

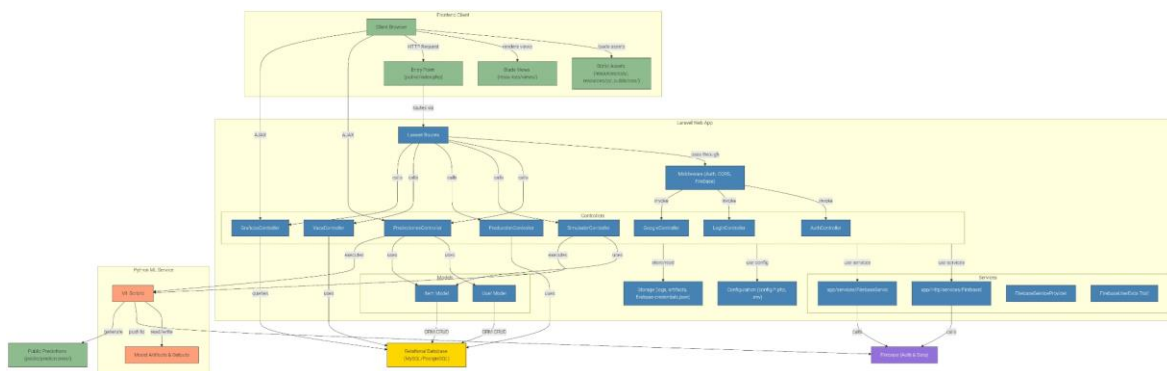
- **Este Módulo es responsable de:**

- \* Crear una interfaz de usuario que permita registrar vacas, visualizar predicciones y registros de producción, añadir nuevos datos, buscar animales y acceder al simulador. La interfaz debe validar los datos ingresados y conectarse con el servicio de predicción.

#### Orquestador / main (artisan, jobs, tareas programadas).

- **Este Módulo es responsable de:**

- \* Correr trabajos de generación de predicciones en batch y reentrenamiento.



**Figura 1.** Arquitectura de MilkFlow



**Figura 2.** Arquitectura MVC (Modelo-Vista-Controlador)

## 5. Resultados

Las pruebas se realizaron en un equipo con procesador Intel Core i5, 16 GB de memoria RAM y sistema operativo Windows 10. El modelo Random Forest Regresor fue entrenado y evaluado utilizando un conjunto de 180 registros obtenidos de la base de datos del sistema.

### 5.1 Historia de Usuario Iniciar Sesión

Como: Administrador

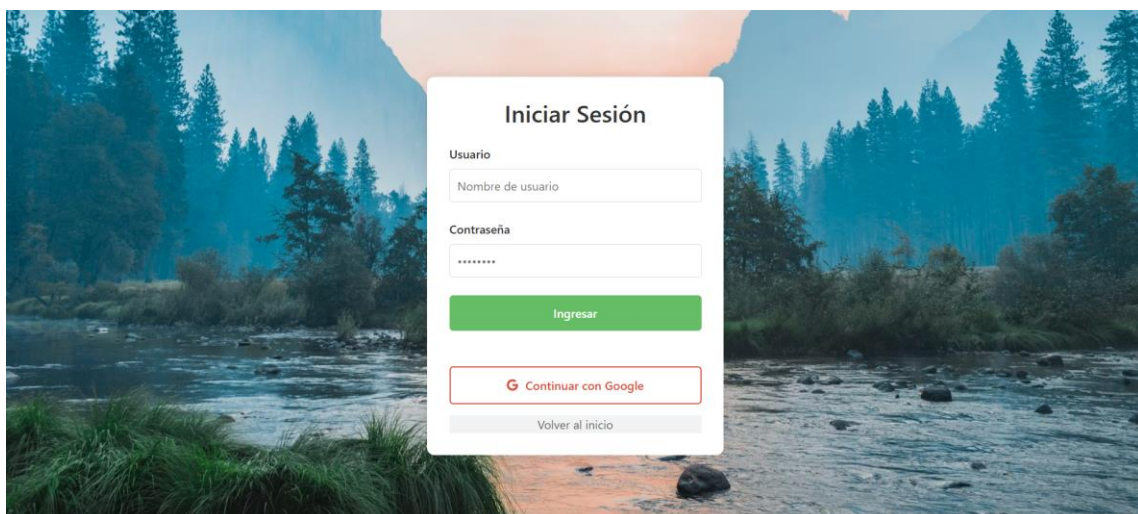
Quiero: Iniciar sesión en la aplicación

Para: Ingresar al sistema de forma segura y proteger la información recopilada de los clientes.

#### Escenario

Dado que el administrador o cliente se encuentra en la página de inicio de sesión de la aplicación, cuando ingresa su correo electrónico registrado y su contraseña válida o utiliza la autenticación de Google,

entonces el sistema verifica las credenciales en la base de datos cifrada y redirige al administrador al dashboard principal.



**Imagen 3.** Escenario 1 - Interfaz del Inicio de Sesión a la página MilkFlow

## 5.2 Historia de Usuario: Registrar una vaca

Como: Encargado del ganado

Quiero: Registrar una vaca junto con su producción diaria de leche

Para: Mantener un inventario actualizado y monitorear la productividad individual de cada vaca en la lechería.

### Escenario

Dado que el usuario se encuentra en la pantalla de registro de vacas, cuando ingresa todos los campos requeridos (ID, raza, fecha de nacimiento, peso, estado “Activa” u otro) y pulsa el botón “Crear Vaca”, entonces el sistema registra la vaca y muestra un mensaje de éxito confirmando el registro.

**Registrar Nueva Vaca**

ID Vaca \*  
0001

Raza \*  
Holstein

Fecha de Nacimiento \*  
25/01/2022

Peso (kg) \*  
580

Estado \*  
Activa

ID Madre (opcional)

Observaciones  
En excelentes condiciones para el consumidor final del producto (Leche)

Guardar

**Figura 4.** Escenario 2 - Interfaz del Registro de una Vaca

## 5.3 Historia de Usuario: Ver detalles de la vaca

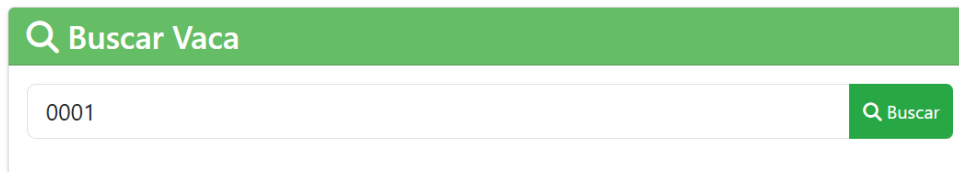
Como: Encargado del ganado o veterinario

Quiero: Acceder a un perfil detallado de una vaca

Para: Revisar toda su información relevante (salud, producción, estado, entre otras) y tomar decisiones informadas.

## Escenario

Dado que el usuario se encuentra en la lista de vacas registradas, cuando selecciona la opción “Ver Detalles” para un registro, entonces el sistema despliega todos los datos de la vaca: ID, fecha de nacimiento, raza, peso y estado. Si la vaca se encuentra en estado “Enferma”, el sistema también muestra los campos “Enfermedad” y “Síntomas”.



**Figura 5.** Escenario 3 - Interfaz de la Búsqueda de una vaca

### 5.4 Historia de Usuario: Producción de Leche

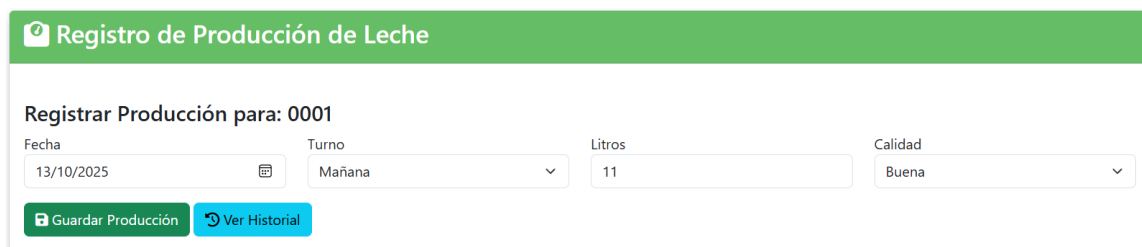
Como: Administrador

Quiero: Registrar la producción diaria de leche en los turnos de mañana y tarde

Para: Optimizar el seguimiento y análisis del rendimiento individual y global de la producción, facilitando la toma de decisiones sobre alimentación, salud y manejo de los bovinos

## Escenario

Dado que el ordeñador ha iniciado sesión y se encuentra en la interfaz de registro de producción, con los campos requeridos (cantidad de leche y calidad) disponibles, cuando ingresa los datos válidos correspondientes a la producción diaria de una vaca y confirma el registro, entonces el sistema almacena el registro de forma eficiente y consistente, mostrando un mensaje de confirmación exitoso.



**Figura 6.** Escenario 4 - Interfaz del Registro de Producción de Leche

### 5.5 Historia de Usuario: Predicción de leche

Como: Administrador

Quiero: Ingresar al módulo de predicción y obtener una estimación de cuántos litros de leche producirá una vaca en el día actual

Para: Optimizar la planificación de ordeño y tomar medidas en caso de mermas en la producción.

## Escenario

Dado que el usuario accede al módulo de predicción de leche, cuando el sistema procesa la información histórica almacenada en la base de datos y genera la predicción, entonces el sistema despliega una vista que muestra el gráfico de la predicción de leche, las métricas que indican la precisión del modelo y una tabla comprensible para todos los usuarios, en la cual se presentan el ID de cada vaca junto con su producción estimada según el modelo.



**Figura 7.** Escenario 5 - Interfaz de la Predicción de Producción de Leche de vacas registradas, donde se observa un Gráfico y Métricas del Modelo que se utiliza para las predicciones

**Predicciones por Vaca**

ID Vaca	Litros Predichos
0001	11.00
0002	10.67
0010	12.57
0015	13.70
0022	12.83
0021	12.23
0023	12.50
0025	11.44
0027	12.12
0026	13.08

**Figura 8.** Escenario 5 - Interfaz de la Predicción de Producción de Leche de vacas registradas, donde se observa en una tabla las Predicciones por vaca

## 5.6 Historia de Usuario: Monitoreo de la Temperatura y Humedad del Ambiente

Como: Administrador o encargado del ganado

Quiero: Visualizar en tiempo real la temperatura y la humedad del entorno donde se encuentran las vacas

Para: Controlar las condiciones ambientales y garantizar un entorno adecuado para el bienestar y la productividad del ganado.

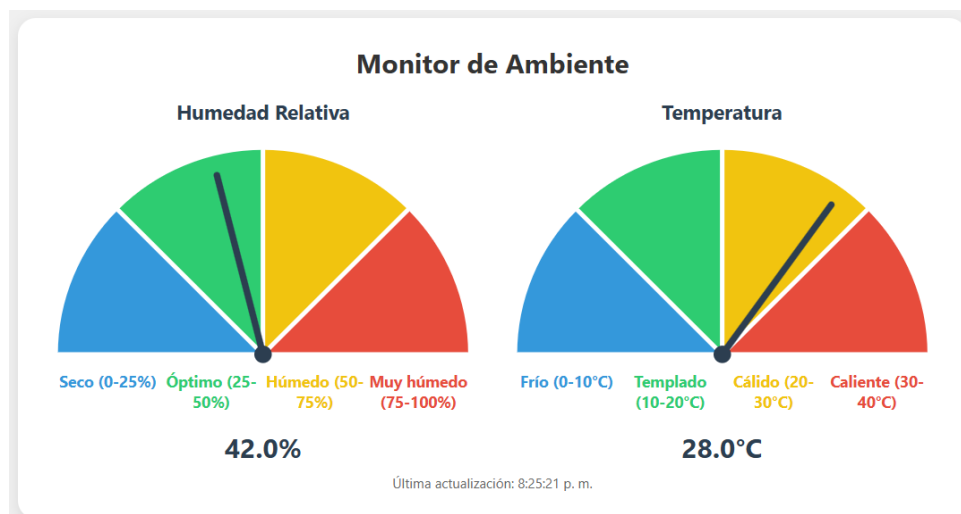
### Escenario

Este escenario se enfoca en la lectura y visualización de los datos ambientales que influyen directamente en la producción lechera, permitiendo el control de las condiciones del entorno.

Dado que el sistema está conectado a sensores ambientales,

Cuando el usuario accede al módulo Temperatura y Humedad,

Entonces el sistema muestra en tiempo real los valores actuales junto con una gráfica de variación diaria.



**Figura 9.** Escenario 6 - Interfaz del Monitoreo de la Temperatura y Humedad del medio Ambiente en el que se encuentre el sensor IoT

## 5.7 Historia de Usuario: Simulador de prediccion

Como: Administrador

Quiero: Simular la producción de leche de una vaca específica en una fecha futura

Para: Planificar recursos (alimentación, medicinas, logística) de manera eficiente, basándose en proyecciones realistas.

## Escenario

Este escenario presenta el funcionamiento del simulador de MilkFlow, herramienta que permite proyectar la producción bajo distintas condiciones y parámetros modificables.

Dado que el administrador selecciona una raza y define parámetros como turno, calidad, peso, estado y fecha de simulación,

Cuando ejecuta el simulador,

Entonces el sistema genera una proyección diaria de litros esperados y muestra la información mediante una gráfica interactiva.



**Figura 10** . Escenario 7 - Interfaz del Simulador de Producción de Leche

Los resultados obtenidos indican que el modelo Random Forest Regressor alcanzó una precisión del 79 % en la fase de entrenamiento y 77 % en la fase de prueba.

Además, las métricas de error muestran que el modelo presenta un error promedio absoluto de 0.84 litros por predicción, lo que evidencia un desempeño consistente y una capacidad de generalización adecuada frente a los datos disponibles.

## 5.8 Evaluación de usabilidad por expertos

### 5.8.1 Solicitud SUS por parte de un Ganadero

<b>Preguntas: Calificación</b>	<b>1 (No)</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5 (Si)</b>	<b>Contar</b>
1. Creo que me gustaría utilizar este sistema con frecuencia.				X		4
2. Me pareció que el sistema era innecesariamente complejo.					X	4
3. Me pareció que el sistema era fácil de usar.					X	4
4. Creo que necesitaría la ayuda de un técnico para utilizar este sistema.					X	4
5. Encontré que las diversas funciones de este sistema estaban bien integradas.					X	4
6. Pensé que había demasiadas inconsistencias en este sistema.				X		4
7. Imagino que la mayoría de la gente aprendería a utilizar este sistema muy rápidamente.					X	4
8. El sistema me pareció muy complicado de usar.				X		4
9. Me sentí muy seguro al usar el sistema.					X	4
10. Necesitaba aprender muchas cosas antes de poder poner en marcha este sistema.					X	4
<b>Total</b>						39
<b>SUS Puntuación</b>						97.5

**Tabla 1.** Evaluación de la Escala de Usabilidad del Sistema (SUS)

### 5.8.2 Solicitud SUS por parte de un Ingeniero

<b>Preguntas: Calificación</b>	<b>1 (No)</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5 (Si)</b>	<b>Contar</b>
1. Creo que me gustaría utilizar este sistema con frecuencia.				X		4
2. Me pareció que el sistema era innecesariamente complejo.				X		4
3. Me pareció que el sistema era fácil de usar.					X	4
4. Creo que necesitaría la ayuda de un técnico para utilizar este sistema.				X		4
5. Encontré que las diversas funciones de este sistema estaban bien integradas.				X		4
6. Pensé que había demasiadas inconsistencias en este sistema.			X			4
7. Imagino que la mayoría de la gente aprendería a utilizar este sistema muy rápidamente.				X		4
8. El sistema me pareció muy complicado de usar.				X		4
9. Me sentí muy seguro al usar el sistema.					X	4
10. Necesitaba aprender muchas cosas antes de poder poner en marcha este sistema.					X	4
<b>Total</b>						39
<b>SUS Puntuación</b>						97.5

**Tabla 2.** Evaluación de la Escala de Usabilidad del Sistema (SUS)

Se observó que el rendimiento del modelo mejora proporcionalmente al aumento de registros disponibles. Actualmente, el número de muestras utilizadas resulta limitado, lo que restringe el potencial de aprendizaje del modelo.

Por tanto, se considera que una ampliación del conjunto de datos podría incrementar significativamente la precisión y robustez de las predicciones en futuras versiones del sistema.

## **6. Discusión**

La implementación del modelo Random Forest permitió evaluar la producción de leche de manera precisa y eficiente, aprovechando su capacidad para manejar datos complejos. A diferencia de los métodos estadísticos tradicionales, este algoritmo combina múltiples árboles de decisión para generar predicciones más acertadas y menos sensibles al ruido en los datos. Esta característica es demasiado útil en el momento de entrenar el modelo dado que la información obtenida en campo puede verse afectada por variaciones ambientales o por diferencias entre los animales como la raza o morfología.

El entrenamiento con datos reales proporcionó un panorama más ajustado a las condiciones reales de la finca, fortaleciendo la aplicabilidad del modelo en la práctica productiva. Este enfoque demuestra el potencial del aprendizaje automático para transformar procesos tradicionales de la ganadería lechera en sistemas inteligentes de apoyo a la decisión.

En términos generales, la aplicación del Random Forest en este contexto confirma su potencial para optimizar la producción lechera, permitiendo predecir de forma anticipada variaciones en el rendimiento y facilitando la toma de decisiones informadas lo que permite explotar todo el potencial de las fincas sin caer en la ganadería extensiva que es uno de los problemas ambientales más fuertes en la actualidad.

Otra de las fortalezas del proyecto fue la integración de sensores IoT, los cuales miden la temperatura y la humedad ambiental en tiempo real. Esta información es utilizada por un sistema de monitoreo que dispara alertas cuando las condiciones ambientales superan los niveles recomendados. Cuando la temperatura y la humedad aumentan a valores que podrían afectar la salud del ganado, el sistema emite una alarma para advertir el riesgo de golpes de calor en las vacas, permitiendo al personal tomar medidas preventivas, como aumentar la ventilación o proporcionar sombra y agua adicional.

Esta función demuestra cómo la integración de la IoT permite tomar acciones preventivas que protegen el bienestar del ganado. En ese sentido, el sistema no solo predice la producción de leche, sino que también actúa como una herramienta de gestión inteligente para mantener condiciones óptimas en el entorno productivo.

## **7. Conclusiones**

La producción de leche conlleva grandes desafíos relacionados con la inestabilidad de la producción, los altos costos y las limitadas herramientas tecnológicas para pequeños y medianos ganaderos. Estas barreras dificultan la toma de decisiones, reducen la competitividad y generan pérdidas económicas significativas. Por lo tanto, se necesita una solución tecnológica que permita la gestión centralizada de la información, el monitoreo de la producción y la anticipación de riesgos para optimizar la eficiencia y sostenibilidad del sector. La integración de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT) y la Inteligencia Artificial (IA) se presenta como un apoyo fundamental para la

modernización de la ganadería, ayudando a los productores a agilizar procesos y mejorar la planificación productiva. Esto mejora la precisión en la gestión y optimiza las tareas que consumen mucho tiempo.

La Ingeniería del Software en el desarrollo del sistema MilkFlow ha permitido establecer una solución tecnológica robusta, escalable y centrada en el usuario para la gestión de la producción lechera. A través de metodologías estructuradas como Scrum y herramientas de análisis de calidad como Mini QAW, se identificaron y priorizaron atributos críticos tales como eficiencia, fiabilidad, mantenibilidad y seguridad. Estos atributos guiaron la construcción de una arquitectura modular basada en el patrón Modelo Vista Controlador (MVC), que facilita la integración de componentes físicos y lógicos, así como la evolución del sistema ante nuevas necesidades. En este contexto, la Ingeniería del Software no solo proporciona el marco técnico para el desarrollo, sino que también garantiza la alineación entre los requerimientos funcionales y no funcionales, promoviendo una experiencia de usuario intuitiva y una operación sostenible en entornos rurales.

La incorporación del Internet de las Cosas (IoT) en el sistema MilkFlow constituye un elemento transformador en la gestión agropecuaria, al habilitar la recolección continua de datos ambientales mediante sensores como el DHT11. Esta capacidad de monitoreo en tiempo real permite detectar condiciones adversas que podrían afectar la salud del ganado, generando alertas preventivas y facilitando la toma de decisiones informadas. El IoT convierte el entorno físico de la finca en una fuente activa de información, que alimenta los procesos de análisis y predicción del sistema, mejorando el seguimiento y la eficiencia operativa. En contextos con limitaciones de conectividad, MilkFlow demuestra que es posible implementar soluciones tecnológicas adaptadas, de bajo costo y alto impacto, contribuyendo al desarrollo sostenible del sector lechero mediante la digitalización inteligente de sus procesos.

En este trabajo se presentó la plataforma MilkFlow, un sistema para la gestión lechera que centraliza información clave e integra algoritmos de aprendizaje automático y monitoreo mediante IoT. Esta herramienta apoya a los productores ayudando a mejorar su capacidad de anticipar variaciones en la producción y prevenir riesgos sanitarios, contribuyendo a una ganadería más eficiente y sostenible.

Los resultados obtenidos demuestran, tras la presentación de la arquitectura, que la funcionalidad de la plataforma para la detección de patrones y la generación de predicciones sobre el desempeño animal. En pocas palabras, esta herramienta es fácil de manejar, adaptable y de bajo costo la cual busca fortalecer a los productores y facilitar la toma de decisiones.

## Referencias

[1] Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, "Mejorar la productividad, uno de los retos de la lechería colombiana," 2024. [En línea]. Disponible en:

<https://www.minagricultura.gov.co>

[2] Agronegocios, "Más de 500.000 familias viven del sector lechero y producen 7.211 millones de litros," 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.agronegocios.co/mercados/mas-de-500-000-familias-viven-del-sector-lechero-y-producen-7-211-millones-de-litros-3627938>

[3] El Colombiano, "Solo el 44% de la leche producida en Colombia se acopia formalmente," 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.elcolombiano.com>

[4] Fedegán, "Retos de la competitividad en la ganadería colombiana," 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.fedegan.org.co>

[5] Agrosavia, "Tecnologías 4.0 e inteligencia artificial: transformando la investigación agropecuaria en Colombia," 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.agrosavia.co/noticias/tecnolog%C3%ADas-4-0-e-inteligencia-artificial-transformando-la-investigaci%C3%B3n-agropecuaria-en-colombia>

[6] Agronet, "¿Cuáles son las tendencias para la agricultura en el 2023?," Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.agronet.gov.co>

[7] FAO Colombia, "Proyecto Red Lechera del Cauca fortalece capacidades técnicas y productivas," 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.fao.org/colombia>

[8] FAO, "La digitalización en la agricultura: hacia una producción más sostenible," 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.fao.org>

[9] Agrosavia, "Avances y desafíos de la adopción tecnológica en el sector agropecuario colombiano," 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.agrosavia.co>

[10] Comunidad Andina, "Informe del sector lácteo: participación en el PIB pecuario," 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.comunidadandina.org>

[11] A. H. Bhat, S. S. Khanday, y M. A. Sofi, "IoT-Based Smart Dairy Farming System for Cow Monitoring and Management," *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1155/2020/4242805>

[12] P. Kumar, R. Singh, y S. Sharma, "Intelligent Architecture for IoT and Cloud-based Dairy Farm Automation," *Innovations in Systems and Software Engineering*, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s41870-024-01998-5>

[13] L. Benos, E. Tagarakis, N. Dolias, K. Berruto, y D. Bochtis, "Artificial

Intelligence in Dairy Farming: Applications and Challenges,” *Animals*, vol. 10, no. 9, p. 1690, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2076-2615/10/9/1690>

[14] A. K. Sahoo, S. Nanda, y B. R. Mohanty, “Prediction of Milk Yield Using Machine Learning and IoT Sensor Data,” *Turkish Journal of Agricultural Engineering Research*, vol. 3, no. 2, pp. 299–307, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://turjaf.com/index.php/TURSTEP/article/view/299>

[15] P. Mishra, R. Patel, y D. Sahu, “Low-Cost IoT-Based Environmental Monitoring for Sustainable Dairy Farming,” *Sensors*, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11545371/>

[16] X. Zhang, L. Zhao, y Y. Li, “Big Data and AI Integration in Cloud-Based Dairy Management Platforms,” *Global Conference on Data Science and Engineering (GCDSE)*, 2024. [En línea]. Disponible en: [https://openurl.ebsco.com/EPDB%3Aagcd%3A4%3A31216628/detailv2?sid=ebsco%3Aplink%3Ascholar&id=ebsco%3Aagcd%3A183348682&crl=c&link\\_origin=scholar.google.com](https://openurl.ebsco.com/EPDB%3Aagcd%3A4%3A31216628/detailv2?sid=ebsco%3Aplink%3Ascholar&id=ebsco%3Aagcd%3A183348682&crl=c&link_origin=scholar.google.com)

[17] P. Karanth, R. S. Shetty, y M. N. Bhat, “Deep Learning-Based IoT Monitoring for Cattle Behavior Recognition,” *IEEE Access*, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10717012>

[18] T. Kavitha, R. Priya, y M. Sundaram, “Lactation Curve Prediction Using Recurrent Neural Networks in Dairy Cows,” *Advances in Molecular Biology*, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://animalscpublisher.com/index.php/amb/article/html/3826>

[19] Y. Wang, L. Liu, y Q. Zhang, “Climate-Smart Dairy Systems Integrating IoT and Weather Forecasting Models,” *Journal of Agricultural Informatics*, 2024.

[20] S. Singh, A. Verma, y R. Gupta, “IoT Technologies for the Intelligent Dairy Industry: A Cloud-Based Decision Support Approach,” en *Handbook of Research on Smart Farming Technologies for Sustainable Development*, IGI Global, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.igi-global.com/chapter/iottechnologies-for-the-intelligent-dairyindustry/356941>

[21] J. Highsmith y A. Cockburn, “Agile Software Development: The Business of Innovation,” *Computer*, vol. 34, no. 9, pp. 120–127, sep. 2001.

[22] R. Kazman, M. Klein, y P. Clements, “ATAM: Method for Architecture Evaluation,” *Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, CMU/SEI-2000-TR-004*, 2000. [En línea]. Disponible en: <https://resources.sei.cmu.edu/library/asset-view.cfm?assetid=5137>

[23] A. S. M. Zahid, M. Rahman, T. Islam, y S. Ahmed, “IoT Based Smart Dairy Farming Using Temperature and Humidity Monitoring,” en *Proc. Int. Conf. on IoT*

and Machine Learning, Dhaka, Bangladesh, 2022, pp. 45–50.

[24] J. E. Hill y T. H. Misselbrook, “Impact of Environmental Conditions on Dairy Cattle Productivity,” *Animal Production Science*, vol. 59, no. 5, pp. 921–933, 2019. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1071/AN18210>

[25] L. Breiman, “Random Forests,” *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

[26] J. Brooke, “SUS: A ‘Quick and Dirty’ Usability Scale,” en *Usability Evaluation in Industry*, P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester, y I. L. McClelland, Eds. London, UK: Taylor & Francis, 1996, pp. 189–194.

[27] M. Wolfert, L. Ge, C. Verdouw, y M.-J. Bogaardt, “Big Data in Smart Farming – A Review,” *Agricultural Systems*, vol. 153, pp. 69–80, may. 2017. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>

[28] International Organization for Standardization, ISO 9241-210:2019 Ergonomics of Human-System Interaction — Part 210: Human-centred design for interactive systems, ISO, 2019. [En línea]. Disponible en: <https://www.iso.org/standard/77520.html>

[29] G. Krüger, “Non-Functional Requirements: Tips, Tools, and Examples,” *Perforce Software*, jun. 4, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.perforce.com/blog/alm/what-are-non-functional-requirements-examples>

[30] E. Novoseltseva, “Técnicas de priorización de requerimientos de software que debes saber,” *Apiumhub*, ene. 16, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://apiumhub.com/es/tech-blog-barcelona/priorizacion-requerimientos-software>

[31] V. De Martino y F. Palomba, “Classification and Challenges of Non-Functional Requirements in ML-Enabled Systems: A Systematic Literature Review,” consultado el 7 de noviembre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://artificialintelligenceact.eu>

[32] “Guía sobre requisitos no funcionales y del proyecto, v. 1.0a – Guía sobre Requisitos No funcionales y de Proyecto,” 2015.