

Instituto Tecnológico de Costa Rica

Sede Central, Cartago

Escuela de Ingeniería Electrónica



Sistema embebido para el monitoreo de variables fisiológicas en ganado

bovino en la Región Huetar Atlántica

Proyecto Final de Graduación para optar por el título

de Ingeniero en Electrónica con grado académico de Licenciatura

Presentado por: Asdrúbal Gómez Gutiérrez

Cartago, 28 de noviembre de 2025



Sistema embebido para el monitoreo de variables fisiológicas en ganado bovino en la Región Huetaar Atlántica © 2025 por Asdrúbal Gómez tiene licencia CC BY-NC-ND 4.0

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE COSTA RICA

ESCUELA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN

ACTA DE APROBACIÓN

**Defensa del Trabajo Final de Graduación
Requisito para optar por el título de Ingeniero en Electrónica
Grado Académico de Licenciatura
Instituto Tecnológico de Costa Rica**

El Tribunal Evaluador aprueba la defensa del Trabajo Final de Graduación denominado “Sistema embebido para el monitoreo de variables fisiológicas en ganado bovino en la Región Huetar Atlántica”, realizado por Sr. Asdrúbal Gómez Gutiérrez, hace constar que cumple con las normas establecidas por la Escuela de Ingeniería Electrónica del Instituto Tecnológico de Costa Rica.

Miembros del Tribunal Evaluador

Ing. Juan Scott Chaves Noguera

Profesor lector

Ing. Fabián Picado García

Profesor lector

Ing. Arnoldo Alcides
Ramírez Jiménez
Profesor asesor

Cartago, 28 noviembre 2025

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE COSTA RICA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN
TRIBUNAL EVALUADOR
ACTA DE EVALUACIÓN

Defensa del Trabajo Final de Graduación
Requisito para optar por el título de Ingeniero en Electrónica
Grado Académico de Licenciatura
Instituto Tecnológico de Costa Rica

Estudiante: Asdrúbal Gómez Gutiérrez Carné: 200969880

Nombre del Trabajo Final de Graduación: “Sistema embebido para el monitoreo de variables fisiológicas en ganado bovino en la Región Huetar Atlántica”

Los miembros de este Tribunal hacen constar que este Trabajo Final de Graduación ha sido aprobado y cumple con las normas establecidas por la Escuela de Ingeniería Electrónica del Instituto Tecnológico de Costa Rica

Nota de Trabajo Final de Graduación: 90

Miembros del Tribunal

Ing. Juan Scott Chaves Noguera

Profesor lector

Ing. Fabián Picado García

Profesor lector

Ing. Arnoldo Alcides
Ramírez Jiménez
Profesor asesor

Cartago, 28 de noviembre, 2025

RESUMEN

El Estrés Térmico (ET) en el ganado bovino representa una pérdida significativa de productividad en la Región Huetar Atlántica, motivando el diseño e implementación de un sistema prototipo de bajo costo para el monitoreo de Temperatura Corporal (TC), Frecuencia Cardíaca (FC) y Frecuencia Respiratoria (FR). La metodología se centró en garantizar la robustez algorítmica, implementando una cadena de filtrado en cascada (Filtro de Kalman y heurísticos) optimizada para el microcontrolador limitado ATmega328P. Los resultados validaron esta estrategia con una drástica mitigación del ruido, evidenciada por la reducción del Error Cuadrático Medio (MSE) del 99.12% para TC, 91.68% para FR y 88.84% para FC, lo que valida la estabilidad de los datos en las tres métricas. Aunque el sistema demostró un error de medición sistemático (*offset*) en comparación con la instrumentación veterinaria, este error fue cuantificado y es predecible (-0.75 °C en TC, -3.30 BPM en FC, y +4.59 RPM en FR). Se concluye que el sistema provee una herramienta fiable y económica para la Ganadería de Precisión, ya que la estabilidad de los datos es suficiente para el monitoreo de tendencias, lo que justifica la inversión en esta tecnología para activar protocolos de mitigación de estrés y optimizar la eficiencia productiva.

Palabras clave: Variables fisiológicas, *Machine Learning*, *offset*, *Hardware*, ganadería de precisión, algoritmos, Estrés Térmico

ÍNDICE

RESUMEN.....	I
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Planteamiento del problema	3
2. SÍNTESIS DEL PROBLEMA	4
3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN	4
3.1 Objetivo general.....	4
3.2. Objetivos específicos e indicadores.....	5
4. MARCO TEÓRICO	6
4.1 Ganadería de Precisión (GP).....	6
4.2 Variables fisiológicas en bovinos.....	7
4.3 Sensores para monitoreo de variables fisiológicas en bovinos	8
4.4 Tecnologías en diferentes áreas de aplicación	9
5. ALCANCES Y LIMITACIONES	15
5.1 Alcances.....	15
5.2 Limitaciones.....	16
6. METODOLOGÍA DE LA SOLUCIÓN	17
6.1 Diseño de <i>Hardware</i> del sistema, caracterización y calibración	19
6.2 Adquisición y procesamiento de datos con filtrado	22

6.2.1 Filtro de Kalman	22
6.2.2 Filtros Heurísticos de Pre-procesamiento	25
6.2.3 Filtrado por Período Refractario (<i>Refractory Period Filtering</i>)	28
6.2.4 Filtrado por Umbral de Amplitud (<i>Amplitude Thresholding</i>)	29
6.3 Análisis estadístico de datos de las variables fisiológicas	29
6.4 Mediciones sin filtrar (Crudas).....	32
6.5 Mediciones con métodos certificados	32
6.6 Mediciones con Filtrado	33
6.7 Colocación y encapsulado de los sensores en bovinos.....	33
7. RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	36
7.1 Diseño e implementación del prototipo de <i>hardware</i>	37
7.2 Resultados de la implementación del <i>software</i> y adquisición de datos.....	40
7.2.1 Muestreo con Sensor de temperatura DS18B20 sin filtrado	41
7.2.2 Muestreo con sensor de temperatura DS18B20 aplicando filtros.....	42
7.2.3 Muestreo de temperatura con instrumentación veterinaria	44
7.2.4 Muestreo con sensor pulso cardíaco sin filtrado	45
7.2.5 Muestreo con sensor pulso cardíaco con filtrado	46
7.2.6 Muestreo con Sensor Pulso cardíaco con médico veterinario	48
7.2.7 Muestreo con Acelerómetro MPU-6050 sin filtrado	48

7.2.8 Muestreo con Acelerómetro MPU-6050 aplicando filtros	49
7.2.9 Muestreo con Acelerómetro MPU-6050 con médico veterinario	51
7.3 Análisis del Sensor de temperatura	52
7.4 Análisis Sensor Pulso Cardíaco.....	52
7.5 Análisis del Acelerómetro MPU-6050.....	53
7.6 Error residual de Temperatura.....	54
7.7 Error residual de Frecuencia Cardíaca	55
8. DISCUSIÓN	57
9. CONCLUSIONES.....	58
10 RECOMENDACIONES.....	59
10.1 Recomendaciones técnicas inmediatas (Optimización del prototipo)	59
10.2 Líneas de investigación y desarrollo futuro	60
11 REFERENCIAS.....	62
ANEXOS.....	69
1 Código de los filtros utilizados para sensor de temperatura.....	69
2 Código del filtro de Kalman para sensor de Frecuencia Cardíaca	70
3. Código del filtro de Movimiento (detección de paso/marcha) para sensor de Frecuencia Respiratoria	71
4. Implementación lógica central para error residual de Frecuencia Cardíaca ...	72

Figura 1. Componentes del nodo sensor (Lamanna et al., 2025).....	9
Figura 2. Diagrama de bloques del sistema de seguridad (Chico-Morales et al., 2017)	10
Figura 3. Raspberry Pi (izquierda) y su implementación real en la plataforma móvil (derecha) (Patruno et al., 2015).....	10
Figura 4. Ubicación y posición del acelerómetro triaxial en la fosa paralumbar del flanco izquierdo de la vaca.	12
Figura 5. Las orientaciones de los ejes X, Y y Z con acelerómetros triaxiales en posiciones de P1 (a), P2 (b) y P3 (c) (Ding et al., 2022)	13
Figura 6. Representación gráfica de las mediciones de los dos sensores en el paso k	14
Figura 7. Equipo de prueba incluía: un sensor de inclinación, un codificador	15
Figura 8. Sistema Embebido para la medición de variables fisiológicas.....	18
Figura 9. Se muestra ejemplar a la cual se le colocaron los dispositivos de medición.....	37
Figura 10. Sistema para medir Frecuencia Cardíaca en condiciones de campo	38
Figura 11. Posicionamiento del sistema embebido para monitoreo de Temperatura Corporal central (rectal)	39
Figura 12. Ubicación del sensor MPU-6050 sobre la zona paralumbar en bovinos.....	40
Figura 13. Temperatura sin uso de filtros	42
Figura 14. Temperatura aplicando filtrados	43
Figura 15. Análisis de la reducción del error	44

Figura 16. Temperatura tomada con termómetro digital en el recto del bovino.....	45
Figura 17. Señal monitoreada sin filtros.....	46
Figura 18. Muestreo en bovino en condiciones de campo.....	47
Figura 19. Se muestra el error del sistema.....	47
Figura 20. Medición de Frecuencia Cardíaca y respiratoria.....	48
Figura 21. Muestreo en condiciones de campo.....	49
Figura 22. Señal tomada en campo.....	50
Figura 23. Análisis de reducción del error.....	51
Figura 24. Detección de Frecuencia Respiratoria realizada por médico veterinario.....	52
Figura 25. Análisis de error residual.....	55
Figura 26. Análisis de error residual para la Frecuencia Cardíaca.....	56
Figura 27. Error residual en la Frecuencia Respiratoria.....	57

1 INTRODUCCIÓN

La ganadería constituye una actividad económica esencial en la Región Huetar Atlántica de Costa Rica. No obstante, se ha observado una reducción significativa en el aumento de masa corporal de los bovinos durante la temporada lluviosa. Se presume que esta disminución es resultado de una baja ingesta de alimento, directamente causada por el estrés climático derivado de las condiciones adversas de la zona: elevada humedad, altas temperaturas y fuertes precipitaciones. Al respecto, estudios previos demuestran que el Estrés Térmico, medido mediante el Índice Temperatura-Humedad (ITH) con valores entre 72 (estrés leve) y 88 (estrés severo/emergencia), afecta negativamente la producción. Aunque estos análisis se centran en vacas lecheras, sirven como referencia para la producción de carne, evidenciando el efecto directo del Estrés Térmico en la fisiología y el comportamiento alimenticio del ganado. Adicionalmente, el exceso de lluvia provoca anegamientos, lo que limita la aireación y el crecimiento de los pastos. Esta situación repercute en la reducción de la productividad, la proliferación de enfermedades y el deterioro de la infraestructura ganadera (Ruiz-Jaramillo *et al.*, 2019).

La Región Tropical Húmeda del Caribe de Costa Rica (Región Huetar Atlántica) se caracteriza por una alta variabilidad en los patrones de precipitación, con niveles máximos registrados entre septiembre, octubre y noviembre. El clima promedio oscila entre 25 °C y 26 °C, con lluvias persistentes a lo largo del año (Orozco Montoya, 2023). Estas condiciones climáticas implican que, la época lluviosa representa un desafío para la producción de ganado bovino de carne en regiones tropicales húmedas. Las fluctuaciones en la disponibilidad y calidad del forraje durante esta fase resultan en una menor ingesta de pastos, limitando el aporte

energético y proteico. Consecuentemente, se observan reducciones en la ganancia diaria de peso y el rendimiento del hato, especialmente si no hay una suplementación nutricional adicional para compensar esta deficiencia. Estudios confirman que tanto la estación seca como la lluviosa requieren ajustes dietéticos para mantener la productividad del ganado bovino en estos ecosistemas (Tambara *et al.*, 2021).

La literatura científica y expertos (veterinarios, agrónomos) asocian la salud animal y el medio ambiente como los factores más relevantes que impactan la ganancia de peso y el rendimiento productivo del ganado, estando intrínsecamente ligados al bienestar bovino. El estado del bovino se mide objetivamente con variables Frecuencia Cardíaca y Respiratoria, siendo estos indicadores directos de estrés físico, y Temperatura Corporal indicador de homeostasis y salud (Arias *et al.*, 2008).

La principal brecha de conocimiento radica en la falta de datos cuantitativos y objetivos que correlacionen las condiciones climáticas específicas de la Huetar Atlántica con la respuesta fisiológica del ganado de carne *in situ*. Esta carencia, sumada a la falta de sistemas de monitoreo robustos y accesibles que puedan operar en condiciones extremas, impide cuantificar el impacto real del clima, justificar económicamente las inversiones en infraestructura de mitigación y obstaculiza la toma de decisiones estratégicas basadas en evidencia (Ellis-Calderón & Campos-Granados, 2022). En este contexto, los avances tecnológicos en electrónica convergen como un aliado estratégico. El desarrollo de sensores de bajo costo, microcontroladores de alto rendimiento y protocolos de comunicación permite, por primera vez, implementar soluciones de monitoreo autónomas y de alta resolución temporal y espacial. Estas herramientas son capaces de operar con eficacia y robustez bajo las condiciones ambientales y logísticas de la ganadería extensiva en la región (INTA, 2023). Por

ello, la implementación de este sistema electrónico es crucial para migrar de una gestión ganadera intuitiva a una basada en evidencia, proporcionando la base técnica necesaria para validar hipótesis y optimizar estratégicamente el manejo, la infraestructura y la logística del hato, elevando la eficiencia productiva.

1.1 Planteamiento del problema

El objetivo primario de la ganadería en la Región Huetar Atlántica es establecer un sistema productivo eficiente y rentable que maximice la ganancia de peso, neutralizando los factores limitantes del clima. Esto requiere la toma de decisiones informadas y objetivas sobre la salud y el comportamiento bovino, lo cual es necesario para justificar las inversiones en tecnología e infraestructura de mitigación.

A pesar de su relevancia económica y del ideal de resiliencia climática, el sector dista de alcanzar su máximo potencial. La temporada lluviosa reduce significativamente la ganancia de peso debido a la baja ingesta de alimento causada por el estrés climático: altas temperaturas, elevada humedad, y anegamiento), lo cual se ha documentado ampliamente (Ruiz-Jaramillo *et al.*, 2019; Orozco Montoya, 2023).

Sin embargo, la principal limitación es la carencia de datos cuantitativos y objetivos que permitan dimensionar y validar la correlación entre estas condiciones climáticas adversas y la respuesta fisiológica del ganado en su entorno productivo real (Ellis-Calderón & Campos-Granados, 2022). Esta ausencia de evidencia empírica obstaculiza que los productores y profesionales tomen decisiones estratégicas basadas en ciencia.

Por lo tanto, este estudio de tesis se plantea la necesidad de diseñar, implementar

y validar un prototipo robusto y de bajo costo que sea capaz de monitorear variables fisiológicas clave en ganado bovino (Frecuencia Cardíaca, Frecuencia Respiratoria y Temperatura Corporal) en las condiciones extremas de la Región Huetar Atlántica, con el fin de proporcionar la base de datos objetiva requerida para la toma de decisiones estratégicas.

2. SÍNTESIS DEL PROBLEMA

La ganadería en la Región Huetar Atlántica experimenta un impacto productivo significativo, manifestado en la disminución de la ganancia de peso durante la época lluviosa, atribuido al estrés climático. El problema principal radica en una brecha de conocimiento crucial: la ausencia de evidencia cuantitativa y objetiva que correlacione directamente las variables climáticas (temperatura, humedad) con la respuesta fisiológica del ganado (Frecuencias Cardíaca, Frecuencia Respiratoria, y Temperatura Corporal). Esta falta de datos, sumada a la carencia de sistemas de monitoreo robustos y accesibles, impide la toma de decisiones estratégicas basadas en evidencia y obstaculiza la justificación económica de inversiones para la mitigación del estrés, limitando la optimización de la productividad y el bienestar animal.

3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

3.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema empotrado de bajo costo, funcional y fiable capaz de medir variables fisiológicas en bovinos en la Región Huetar Atlántica.

Indicador: Prototipo funcional del sistema empotrado diseñado para la medición de las variables fisiológicas, listo para el análisis de correlación.

3.2. Objetivos específicos e indicadores

1. Diseñar un sistema electrónico funcional y fiable mediante la integración algorítmica para la adquisición precisa de datos fisiológicos en ganado bovino.

Indicador: Sistema de *hardware* con sensores, microcontrolador que estarán en un dispositivo hermético.

Entregable: El diseño del sistema de *hardware* con sensores, y microcontrolador, dentro de un dispositivo hermético

2. Implementar un sistema de monitoreo y procesamiento datos en condiciones de campo para la estimación de variables fisiológicas.

Indicador: Procesamiento y almacenamiento local de datos en memoria no volátil a partir de la medición de los sensores dentro del dispositivo.

Entregable: Sistema de *software* operativo (código fuente) que gestiona la comunicación con el *hardware* para el procesamiento y el almacenamiento local de los datos en la memoria no volátil.

3. Evaluar estadísticamente las variables fisiológicas en bovinos utilizando los datos del sistema para la cuantificación del error residual (sistemático y aleatorio).

Indicador: Informe con análisis estadístico de las variables fisiológicas, acompañado de los resultados de la cuantificación del error.

Entregable: El informe final de evaluación estadística que incluya el análisis cuantitativo, gráficos, y los valores cuantificados del error residual (sesgo y varianza).

4. MARCO TEÓRICO

El presente proyecto se enfoca en la optimización de la eficiencia productiva en la ganadería de carne, específicamente en bovinos de engorde de la raza Charolais, con miras a la sostenibilidad del sector ante el crecimiento demográfico (Ríos Utrera *et al.*, 2021). Dada la exposición del sector a condiciones climáticas adversas, como las que enfrenta la Región Huetar Atlántica, la atención se ha centrado en las tecnologías digitales, particularmente la Ganadería de Precisión (GP) (Fajardo *et al.*, 2024). El uso de estas herramientas tecnológicas faculta a los productores para recopilar y analizar datos fisiológicos y ambientales, estableciendo criterios basados en evidencia. Además, proporcionan una capacidad destacada de monitoreo de la salud, el comportamiento y el rendimiento animal, optimizando el uso de recursos y mejorando el bienestar animal (Ríos Utrera *et al.*, 2021).

Las condiciones climáticas de alta precipitación, elevada humedad y temperaturas propias del Atlántico costarricense pueden inducir Estrés Térmico, disminuyendo la ingesta de alimento y, por consiguiente, la ganancia en volumen cárnico (Solano Salmerón *et al.*, 2021). En este escenario, el monitoreo mediante sensores puede generar alertas tempranas sobre posibles riesgos orgánicos, aumentando la capacidad de respuesta del productor frente a cambios ambientales y la salud de los bovinos (Mowla *et al.*, 2023).

4.1 Ganadería de Precisión (GP)

La ganadería enfrenta la creciente demanda de sostenibilidad, bienestar animal y eficiencia productiva, ante lo cual surge la Ganadería de Precisión (GP) como solución innovadora. Impulsada por la automatización y tecnologías avanzadas, la GP facilita el monitoreo automatizado y personalizado de la salud, comportamiento y productividad individual de los bovinos. Este paradigma proporciona a los productores información crucial

para definir estrategias que optimicen recursos en las actividades productivas y mejoren el bienestar animal (Fajardo *et al.*, 2024). En Costa Rica, la GP se apoya en tecnologías que conectan sensores con microcontroladores. Este ecosistema permite capturar y procesar datos fisiológicos, generando alertas o recomendaciones automáticas para los productores (Rodríguez-Soto, 2024).

4.2 Variables fisiológicas en bovinos

El estrés, ya sea térmico (Giannone *et al.*, 2023), hídrico o por manejo (López-Quiñonez *et al.*, 2021), desencadena una serie de respuestas fisiológicas en bovinos que son indicadores fiables del estado de salud y bienestar. Las variables monitoreadas en este proyecto fueron las siguientes:

- La Frecuencia Cardíaca (FC), el número de contracciones cardíacas por minuto es un parámetro fisiológico vital para diagnosticar la salud y el bienestar bovino. Su monitoreo permite detectar tempranamente estrés, enfermedades graves o problemas metabólicos que limitan la producción. El aumento de la FC es un indicador habitual de Estrés Térmico o manejo intenso; de hecho, bajo estrés por calor extremo (superando los 30 °C), se ha documentado un incremento del 15% en la FC, afectando directamente el gasto energético del animal (Giannone *et al.*, 2023).
- La Frecuencia Respiratoria (FR) debe considerarse para evaluar el nivel de estrés por calor, siendo una de la principal respuesta observable del animal ante las altas temperaturas (Klein, 2020). Ante la exposición a calor, los bovinos incrementan su tasa de respiración para disipar calor, siendo este un

mecanismo clave para el balance térmico. Aunque el rango normal es de 15 a 35 respiraciones por minuto, la FR aumenta en verano, en ambientes poco ventilados, en animales jóvenes o en gestación avanzada. A la inversa, la FR disminuye en invierno, en ambientes frescos y en hembras no gestantes (Escuela de Ganadería de Pasto, 2011).

- Temperatura Corporal (TC) es el indicador directo del balance térmico y del estado fisiológico del animal. La zona termoneutral (donde el mecanismo de regulación térmica no exige esfuerzo) se establece típicamente entre 10 °C a 25 °C. Cuando la temperatura ambiente supera los 27 °C, se activan los mecanismos termorreguladores como el aumento de la FR y la evaporación. Sin embargo, a 35 °C, estos mecanismos pueden comenzar a fallar, originando una elevación inadecuada y brusca de la temperatura rectal (Klein, 2020).

4.3 Sensores para monitoreo de variables fisiológicas en bovinos

La calidad de vida y el bienestar animal son conceptos multidimensionales. Debido a esto, evaluar su causa-efecto en grandes poblaciones de bovinos es un proceso complejo. Si bien los problemas de salud comprometen a los animales en todas sus etapas, los estudios existentes utilizan un amplio rango de variables, y la evaluación del bienestar a nivel comercial sigue siendo limitada (Klein, 2020). Para abordar esta necesidad de medir datos fisiológicos en bovinos, los collares y arneses inteligentes se consolidan como una solución clave en la Ganadería de Precisión, al integrar múltiples sensores en un diseño energéticamente eficiente que capta de forma no invasiva parámetros fundamentales (como la TC, FC y FR, además de otros, como la rumia). Esto simplifica la gestión, reduce costos y facilita prácticas sostenibles para la optimización del hato (Lamanna *et al.*, 2025).

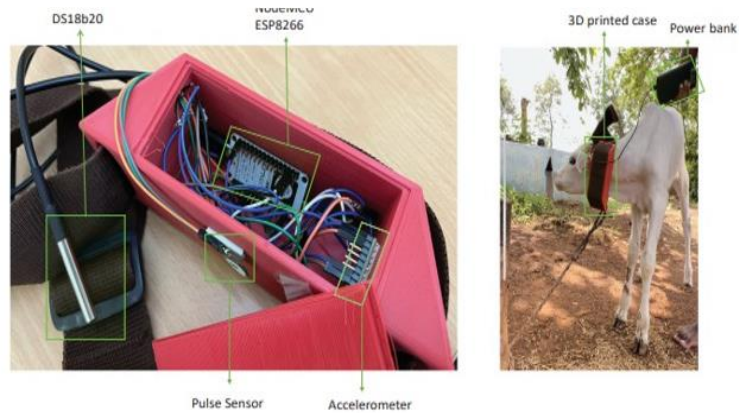


Figura 1. Componentes del nodo sensor (Lamanna *et al.*, 2025)

4.4 Tecnologías en diferentes áreas de aplicación

En América del Sur, se han desarrollado sistemas inteligentes en países como Ecuador. Un ejemplo relevante es el dispositivo creado por la Universidad Técnica del Norte Ibarra, que presentó su investigación sobre un sistema electrónico de seguridad para infantes diseñado para alertar a los cuidadores sobre posibles accidentes en zonas de riesgo. Este sistema es un arnés con textiles inteligentes y rodilleras equipadas con interruptores de láminas magnéticas (*Reed Switch*) para detectar cintas magnéticas ubicadas en áreas peligrosas. La definición de las zonas de riesgo se basa en la distancia y velocidad del infante. Si el neonato entra en una zona de riesgo, el sistema envía alertas vía IoT. Los indicadores muestran un tiempo medio de reacción de 7,6 segundos y un consumo de corriente promedio de 90 mA cada 12 segundos (Chico-Morales *et al.*, 2017, p. 67).



Figura 2. Diagrama de bloques del sistema de seguridad (Chico-Morales *et al.*, 2017)

Profesionales del Consejo Nacional de Investigación de Italia (Instituto de Sistemas Inteligentes para la Automatización) desarrollaron un sistema de visión empotrado para la localización de vehículos en entornos estructurados mediante perfilometría láser. El sistema integra un láser, una cámara y una *Raspberry Pi* de bajo costo para el procesamiento. Se trata del primer sistema en combinar perfilometría con correlación de firmas láser. Las pruebas evidenciaron su superioridad sobre otros sensores y técnicas de visión, mostrando un rendimiento particularmente robusto en escenarios con intersecciones o deslizamientos (Patruno *et al.*, 2015).

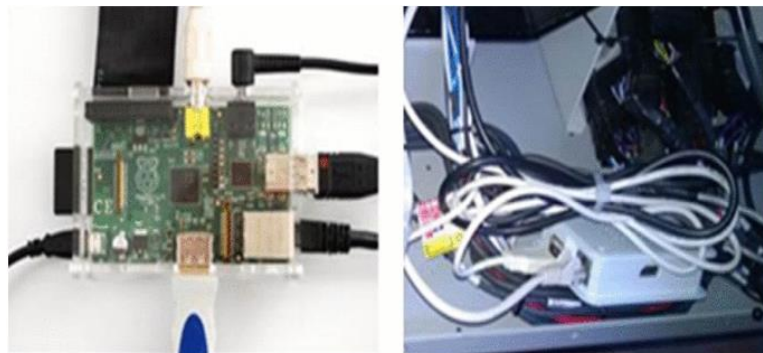


Figura 3. Raspberry Pi (izquierda) y su implementación real en la plataforma móvil (derecha) (Patruno *et al.*, 2015)

Investigación realizada por autores afiliados a instituciones en Ecuador, Brasil y Perú, por profesionales cuyo objetivo principal fue analizar el uso de la Inteligencia Artificial (IA) y el Aprendizaje Automático en la Ganadería de Precisión (GP), enfocándose específicamente en el monitoreo del bienestar animal y la detección del Estrés Térmico en bovinos. El estudio identificó que algoritmos como *Random Forest* (RF) y *XGBoost* logrando altas precisiones (hasta 89.3%) al procesar datos de sensores inteligentes (como acelerómetros o bolos ruminales) para un monitoreo continuo y no invasivo. Sin embargo, se concluye que, a pesar de los avances, la industria aún enfrenta desafíos críticos en la integración eficiente de datos heterogéneos y en la escalabilidad de estos modelos para su aplicación práctica en entornos ganaderos reales (Lascano-Rivera *et al.*, 2025).

Estudio realizado en granja lechera de la región del Véneto (noreste de Italia), donde demostró la viabilidad y precisión de utilizar un único acelerómetro triaxial colocado en el flanco izquierdo (fosa paralumbar) de vacas lecheras, combinado con algoritmos de aprendizaje automático (siendo los modelos *XGBoost* para postura y *Random Forest* para comportamiento los más precisos), para la detección automática de la postura (acostada o de pie, con precisión del 99,2%) y los principales comportamientos (descanso, alimentación, rumia, quietud y movimiento, con precisión general del 75,9%). El éxito de este método, especialmente la alta precisión en la postura y el descanso, y el uso de un solo sensor en esta ubicación novedosa, es un avance significativo para la ganadería de precisión, ya que permite a los ganaderos monitorizar de forma no invasiva y económica parámetros esenciales de salud y bienestar animal (Balasso *et al.*, 2021).

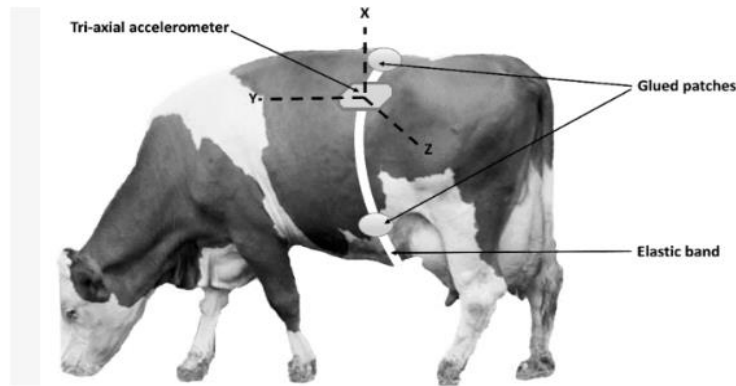


Figura 4. Ubicación y posición del acelerómetro triaxial en la fosa paralumbar del flanco izquierdo de la vaca. El parche adherido al lado derecho del animal no es visible. X, Y y Z son los ejes de aceleración (Balasso *et al.*, 2021).

Investigadores afiliados al centro de ingeniería y tecnología agrícola en Beijing, China, desarrollaron un sistema de monitoreo automático y económico para identificar el movimiento de la mandíbula y predecir la tasa de ingesta de alimento en el ganado, utilizando un acelerómetro triaxial de baja frecuencia (1 Hz) en tres ubicaciones de la cabeza. Se utilizó un marco de clasificación avanzado (*XGBoost* integrado con HMM-Viterbi) que logró alta precisión (99%) en el reconocimiento de actividades como ingerir, masticar e ingerir, y se determinó que el modelo *Extra Trees Regressor* (ETR) era el más preciso para predecir la tasa de ingesta de alimento, con un alto R^2 de 0.97. Los resultados recomendaron la ubicación del músculo elevador nasolabial (P1) como la mejor para la colocación del sensor, proporcionando una referencia clave para el desarrollo de dispositivos portátiles en la ganadería de precisión (Ding *et al.*, 2022).

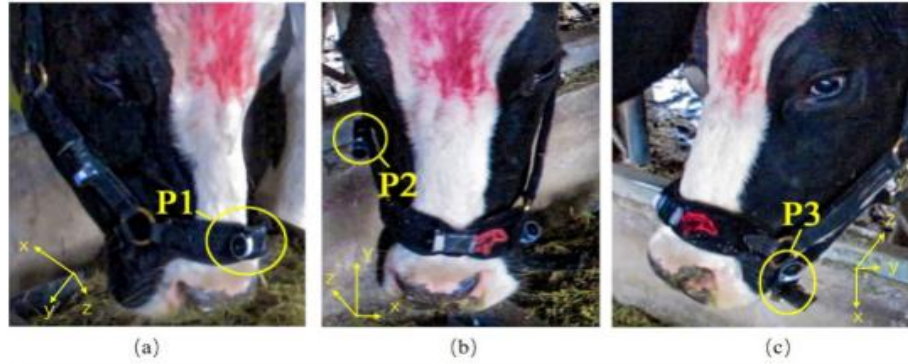


Figura 5. Las orientaciones de los ejes X, Y y Z con acelerómetros triaxiales en posiciones de P1 (a), P2 (b) y P3 (c) (Ding *et al.*, 2022)

Este estudio se centra en la aplicación rigurosa del Filtro de Kalman (KF) y la fusión de sensores como método robusto para la estimación de estados en sistemas con ruido. La investigación es crucial porque contrasta el impacto de las distribuciones de ruido clásicamente asumidas (gaussiana o normal, para cantidades físicas) con aquellas inherentes a los sistemas digitalizados (uniforme, debido a la incertidumbre de cuantificación). Mediante simulación, los autores confirman que la fusión de sensores reduce significativamente la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y que la mejor estimación se logra al combinar mediciones con diferentes tipos de distribuciones de ruido. Este hallazgo valida la superioridad del KF para mitigar el ruido en mediciones digitalizadas y subraya la importancia de optimizar los parámetros del filtro, dado que la varianza del ruido de medición (R) demostró ser el factor más influyente en la precisión final del sistema (Čvek, Mostarac, & Miličević, 2022).

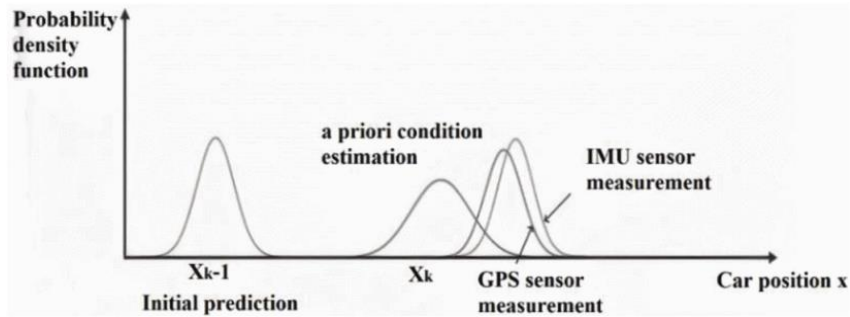


Figura 6. Representación gráfica de las mediciones de los dos sensores en el paso k (Čvek, Mostarac, & Miličević, 2022)

Este trabajo se enfocó en superar las limitaciones de bajo ancho de banda y el retardo constante inherentes a los sensores de inclinación basados en acelerómetros MEMS, así como la deriva del giróscopo, mediante una estrategia de fusión de datos en cascada. La solución propuesta es un esquema dual que incluye un Filtro Complementario como prefiltro, diseñado para fusionar la información del giróscopo y aumentar el ancho de banda de la señal, y una versión modificada del Filtro de Kalman como postfiltro, cuya función principal es compensar el retardo constante en la medición. Los resultados experimentales demostraron una mejora significativa en la precisión, al reducir los errores de medición de inclinación de hasta 18° a $0,8^\circ$, y al elevar el ancho de banda del sistema de $0,16$ Hz a 6 Hz. Esto valida la efectividad de la combinación de filtros para producir una estimación de ángulo precisa y con alta dinámica (Ghanbari & Yazdanpanah, 2015).

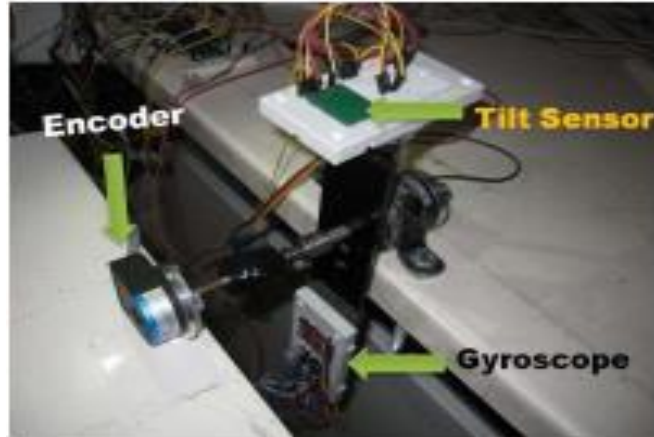


Figura 7. Equipo de prueba incluía: un sensor de inclinación, un codificador y un giroscopio (Ghanbari & Yazdanpanah, 2015)

5. ALCANCES Y LIMITACIONES

Los siguientes puntos definen el límite de lo que el sistema logró exitosamente en el contexto de un prototipo funcional y de bajo costo.

5.1 Alcances

Se logró el diseño, construcción y programación de un prototipo capaz de capturar secuencialmente las tres variables fisiológicas clave para el Estrés Térmico (TC, FC y FR). La necesidad de ubicar los sensores en diferentes zonas anatómicas del bovino (recto, paralumbar, región torácica) y las limitaciones de memoria del microcontrolador ATmega328P forzaron un diseño de adquisición por turnos, un compromiso técnico para mantener el bajo costo de la inversión.

El sistema demostró la viabilidad técnica de implementar complejas cadenas de filtrado (Kalman y heurísticos) en un microcontrolador de bajo costo (ATmega328P). Esto se validó con una reducción del Error Cuadrático Medio (MSE) en todas las variables, transformando señales ruidosas de campo en datos estables y fiables.

El proyecto proporciona una herramienta de gestión objetiva y de bajo costo para la toma de decisiones estratégicas en la Región Huetar Atlántica, justificando la activación de protocolos de mitigación de estrés (sombra, aspersión) basados en evidencia cuantitativa y medible.

5.2 Limitaciones

El sistema final presenta un error de medición sistemático (*offset*) al compararse con la instrumentación veterinaria. Aunque este error fue cuantificado, el prototipo no incluyó una función de calibración automática para compensar este *offset* en tiempo real, lo que requeriría una corrección manual en el análisis posterior.

La necesidad de ubicar los sensores en diferentes zonas anatómicas del bovino (recto, paralumbar, región torácica) y las restricciones de memoria del microcontrolador ATmega328P forzaron un diseño de adquisición por turnos (secuencial), en lugar de la captura simultánea de todas las variables. Esto fue un compromiso técnico necesario para mantener el bajo costo de la inversión.

La selección de un microcontrolador de bajo costo (ATmega328P) obligó a utilizar algoritmos de filtrado ligeros y limitó la capacidad de procesamiento de datos. Esto restringió la investigación a muestreos de corta duración y no permitió la implementación de algoritmos más complejos (como *Machine Learning* o el análisis de Frecuencia de *Fourier*), que podrían haber mejorado aún más la calidad de la señal.

La validación se realizó en un ambiente y periodo de tiempo limitados. Los resultados confirman la viabilidad del concepto, pero no garantizan la robustez o la precisión a largo plazo, ni en las variaciones estacionales o en distintas regiones geográficas.

6. METODOLOGÍA DE LA SOLUCIÓN

La solución se centró en el diseño de un sistema electrónico, cuyo rigor en la selección de *hardware* y las técnicas de adquisición y procesamiento de datos busca el monitoreo en campo de variables fisiológicas en bovinos con alta precisión y bajo costo. Este apartado describe la caracterización de los sensores dadas las consideraciones del entorno bovino y climático, y proceso de diseño del sistema prototipo.

El sistema de *hardware* se compone de tres sensores, un módulo RTC (Reloj de Tiempo Real), una tarjeta micro SD y un microcontrolador, seleccionados en función de los requerimientos de bajo costo y monitoreo con cada sensor debido al bajo presupuesto con que se contó para este proyecto. El primer sensor es el DS18B20 para la medición de temperatura, seleccionado por su precisión ± 0.5 °C, robustez (sonda de acero inoxidable) y el uso de la interfaz 1-*Wire* que reduce el impacto del ruido electromagnético en el entorno ganadero. El segundo sensor es el Pulso Cardíaco (Sensor PPG), fue elegido por su reducido tamaño y su factibilidad de fijación no invasiva en el tórax. El tercer sensor es el MPU-6050, incluido para medir la Frecuencia Respiratoria del animal por su bajo consumo y alta integración (acelerómetro y giroscopio en un solo *chip*), es un sensor MEMS (Sistemas Microelectromecánicos) que integra un acelerómetro (detecta aceleración/gravedad por inercia y cambio de capacitancia) y un giróscopo (detecta rotación por el efecto Coriolis y cambio de capacitancia) en un solo *chip*. Sus movimientos físicos microscópicos son convertidos en señales analógicas, luego digitalizadas por un ADC (Convertidor Analógico-Digital) a 16 bits y a menudo filtradas por el Procesador de Movimiento Digital (DMP) interno, para finalmente transmitir los datos digitales a través del bus I²C. Dado que la solución debía ser de bajo costo y garantizar alta confiabilidad, se utiliza el microcontrolador ATmega328P (familia AVR de *Microchip*, s.f.) es un circuito integrado de bajo costo, optimizado

para programación Baremetal. Opera a una frecuencia máxima de 20 MHz y utiliza un encapsulado DIP28. Sus especificaciones de memoria son limitadas: 32 kB *Flash*, 2 kB SRAM y 1 kB EEPROM. Ofrece amplias capacidades de periféricos, incluyendo 8 canales ADC de 10 bit y múltiples *timers* y canales PWM. Soporta comunicación por I²C, SPI x2 y UART, e incorpora el modo de bajo consumo picoPower y un resonador para RTC, siendo apto para un rango de temperatura de -40 °C a 85 °C con un voltaje de 1.8 V a 5.5 V (*Microchip Technology Incorporated*, s.f.).

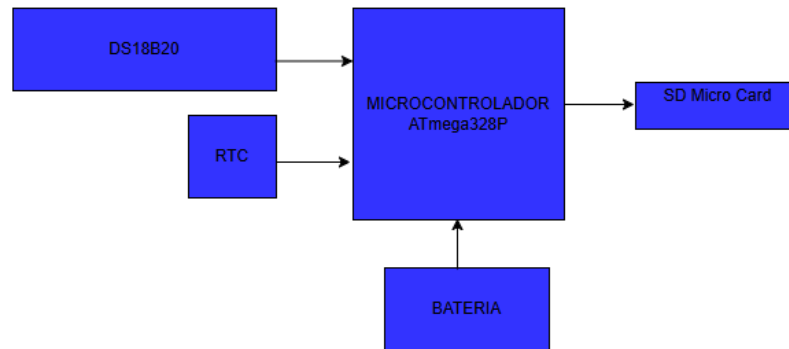


Figura 8. Sistema Embebido para la medición de variables fisiológicas

En la Figura 8 se observa el microcontrolador siendo el núcleo de la solución modular. Procesó la lectura de datos, obteniendo la hora exacta del módulo RTC (*Real-Time Clock*) para generar un registro temporal preciso de cada medición. Combinó esta información con la temperatura leída del DS18B20 y, siendo guardada de forma secuencial y no volátil en la Tarjeta SD. La alimentación, fue suministrada por una batería de 5V, garantizó la autonomía en campo, con la gestión de energía optimizada para el bajo consumo de los módulos.

6.1 Diseño de *Hardware* del sistema, caracterización y calibración

El sensor DS18B20 fue seleccionado por su equilibrio entre precisión (± 0.5 °C) y bajo costo. Su arquitectura digital lo hace intrínsecamente menos sensible al ruido electromagnético y mitigando las vulnerabilidades de una solución económica. Su rango de operación está entre -55 °C a +125 °C, y Su sonda de acero inoxidable encapsula el sensor, garantizando resistencia a la humedad e impactos, lo cual es crucial para las condiciones de campo en ganado bovino. Usa como mecanismo de detección el encapsulado de acero inoxidable que transfiere (conducción) el calor del tejido bovino al *chip* interno. Mide la temperatura basándose en la variación de voltaje de una unión PN (sensor de banda prohibida), cuya señal analógica interna es convertida a una palabra binaria mediante un ADC de 12 bits. El sensor implementa: 1. Interfaz 1-*Wire* con módulo de resistencia *pull-up* externa para la estabilidad de la señal digital, 2. Validación de datos con Redundancia Cíclica (CRC) para comprobar la integridad de la transmisión de datos. Resolución configurable (9 a 12 bits y hasta 0.0625 °C) para optimizar la velocidad y precisión. El sistema permite el monitoreo continuo en diversos escenarios (Mañana/Reposo, Tarde/Estrés Calórico, Noche/Descanso), capturando fluctuaciones térmicas y anomalías para el análisis sistémico, permitiendo la colocación de la caja que contiene el sistema empotrado en la zona lumbar (en la grupa), desplazando el cable (1-*Wire*) hasta el recto del bovino así introducir el sensor. Aunque, el sensor posee características relevantes fue importante hacer robusto el sistema mediante algoritmos debido al entorno de potreros donde fue utilizado, entonces, para garantizar la precisión, la lectura del sensor DS18B20 se sometió a un Filtro de Kalman de un estado. La caracterización rigurosa se llevó a cabo mediante muestreos continuos a distintas horas del día, durante periodos de 5 minutos continuos cada toma de muestreo, en diferentes condiciones climáticas, lo que permitió establecer la Covarianza del Ruido de Medición ($R = 0.5$), reflejando

la variabilidad e inestabilidad del sensor en el entorno. Asimismo, se definió una Covarianza del Ruido del Proceso ($Q = 0.001$) que refleja la estabilidad fisiológica de la temperatura bovina. Mediante este filtro se realizó una calibración algorítmica produciendo una temperatura estimada, reduciendo la varianza y el error de la medición original para obtener un valor más fiable y estable.

El sistema utilizó un sensor fotopletoislográfico (PPG), elegido por su bajo costo y tamaño reducido, a pesar de su sensibilidad inherente al ruido de movimiento y las fluctuaciones de campo. La medición PPG en el tórax de bovinos presentó desafíos debido al pelaje y la piel gruesa, lo cual se mitigó mediante un diseño optimizado de la interfaz sensor-piel/pelo, operó con un LED y un fotodetector, midiendo la onda PPG basándose en la absorción variable de luz por la hemoglobina: la sístole aumenta la absorción (menos luz), y la diástole la disminuye. Esta onda es una señal de voltaje analógica que refleja el flujo sanguíneo periférico. La fiabilidad se aseguró mediante una rigurosa cadena de acondicionamiento de señal que mitigó los artefactos causados por el movimiento y las condiciones de campo. El sensor incorpora amplificación óptica y cancelación de ruido internas. Para la extensión y conexión del sensor de Pulso Cardíaco con el microcontrolador, se utilizó un bloque terminal (modelo UTP-201A), este dispositivo fue aprovechado como un bloque de conexión modular para realizar un empalme mecánico seguro de los hilos del cable (CAT5E U/UTP, AWG 24, soporta 75 °C, 100% cobre, Norma ISO EIC 1801) (*TekLink International, Inc., s.f.*), sirviendo de interfaz física entre la salida del sensor y las entradas del ATmega328P. Procesamiento digital: La señal analógica fue digitalizada por un ADC integrado de 10 bits en el microcontrolador. El *software* aplicó filtrado, amplificación y algoritmos avanzados para suprimir artefactos y calcular fiablemente los Intervalos *Inter Beat* (IBI), la métrica clave. El sistema empleó una estrategia de filtrado en cascada para asegurar la robustez ante artefactos de movimiento y ruido. La caracterización se integró inicialmente con filtros de Umbral

Biológicos entre 40-110 BPM para adultos y 80-130 BPM para becerros, el Filtro de Tasa de Cambio Limitada ($BPM = 30.0$), cuyas configuraciones se validaron mediante muestreos a distintas horas del día en condiciones de campo, con una duración de 10 minutos cada muestro. Posteriormente, la calibración algorítmica se realizó mediante un Filtro de Kalman de dos estados (BPM y Velocidad). Este filtro modeló la incertidumbre del sensor PPG con la Covarianza del Ruido de Medición ($R=10.0$) y la estabilidad fisiológica con las Covarianzas del Ruido del Proceso ($BPM=0.5$; $Q_{vel}=0.05$). El proceso resultante produjo un BPM Filtrado más fiable y calculó la Velocidad de Cambio, permitiendo la distinción precisa entre el ruido y eventos críticos basados en el análisis de tendencia.

El sensor MPU-6050 (6-ejes, 16 bits) fue elegido para medir la Frecuencia Respiratoria (FR) en bovinos por su integración y robustez, utilizando la comunicación I²C compatible con el microcontrolador ATmega328P. Para gestionar los recursos de memoria limitados, se evitó el uso de filtros complejos (como el de Kalman) mediante una estrategia eficiente que centra el algoritmo de conteo en el eje Z. Este algoritmo implementa un filtrado dual inherente: Filtrado por Umbral de Amplitud (*Amplitude Thresholding*) que utiliza un filtro pasa alto de primera diferencia al comparar el cambio de aceleración (Δz) con un umbral de 0.20 g, detectando únicamente picos significativos de la respiración. El Filtrado por Período Refractario (*Refractory Period Filtering*) impone un tiempo mínimo de 600 ms entre detecciones, funcionando como una restricción de frecuencia máxima para descartar el doble conteo debido a vibraciones y asegurar la plausibilidad biológica de la FR. Complementariamente, los ejes X/Y del acelerómetro y el giróscopo se usan para una lógica de detección de movimiento/marcha, permitiendo al sistema a 10 Hz contextualizar el dato de la FR (reposo vs. actividad) antes de generar el diagnóstico.

6.2 Adquisición y procesamiento de datos con filtrado

El sistema se implementó utilizando el microcontrolador ATmega328P, seleccionado en función de los requerimientos de bajo costo y monitoreo con cada sensor debido al bajo presupuesto, programado con un enfoque “Bare-metal” en C/C++, para la adquisición y el filtrado de datos en tiempo real.

El sistema implementado priorizó la corrección algorítmica del error mediante la aplicación de Filtros de Kalman de una y dos dimensiones, algoritmos que optimizan la estimación del estado de un sistema dinámico a partir de mediciones ruidosas (Kalman, 1960).

6.2.1 Filtro de Kalman

La medición de temperatura utilizó un Filtro de Kalman unidimensional (1D), adecuado para un modelo de estado estático donde el proceso predicho ($x_{k|k}$) es simplemente la estimación previa ($x_{k-1|k-1}$). El algoritmo se implementó a través de las siguientes fases iterativas (predicción y actualización):

- **Predicción de la Covarianza del Error ($P_{k|k-1}$):**

$$P_{k|k-1} = P_{k-1|k-1} + Q$$

Donde P es la covarianza del error de estimación y Q es la covarianza del ruido del proceso, ajustada en el *firmware* como Q_RuidoProceso (0.001).

- **Cálculo de la ganancia de Kalman (K_k):**

$$K_k = \frac{P_{k|k-1}}{P_{k|k-1} + Q}$$

La ganancia K_k pondera la confianza entre la predicción y la nueva medición (z_k). R es la covarianza del ruido de medición, fijada en `R_RuidoMedicion` (0.5).

- Actualización del estado (Estimación corregida) ($x_{k|k}$):

$$x_{k|k} = x_{k|k-1} + K_k(z_k - x_{k|k-1})$$

Esta ecuación corrige la estimación predicha con una fracción del residuo de medición $x_{k|k-1}$, siendo el estado x la temperatura estimada (`Temp_Estimada`).

- Actualización de la covarianza del error ($P_{k|k}$):

$$P_{k|k} = (1 - K_k)P_{k|k-1}$$

Esta reducción de $P_{k|k}$ demuestra matemáticamente la mejora de la precisión después de incorporar la nueva lectura del sensor (Grewal & Andrews, 2015).

El siguiente es un extracto de código (Aplicación de la Ganancia):

```
float Ganancia_K = P_CovarianzaPredicha / (P_CovarianzaPredicha +  
R_RuidoMedicion);  
float Residuo_Medicion = Temp_ActualSensor - Temp_Predicha;  
Temp_Estimada = Temp_Predicha + Ganancia_K * Residuo_Medicion;  
P_CovarianzaError = (1.0 - Ganancia_K) * P_CovarianzaPredicha;
```

Para la Frecuencia Cardíaca (BPM), se empleó un Filtro de Kalman Bidimensional (2D). Este modelo es dinámico y estima un vector de estado, lo cual permite no solo suavizar el ruido, sino también distinguir entre picos aleatorios y una tendencia sostenida (taquicardia).

- Vector de estado:

$$x_k = \begin{bmatrix} BPM \\ Velocidad \end{bmatrix}$$

El algoritmo opera con matrices, el modelo dinámico, se modela predicción del estado: $x_{k|k-1}$:

$$x_{k|k-1} = F_k x_{k-1|k-1}$$

Donde $F_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ es la matriz de transición de estado, que propaga el BPM y estima el nuevo BPM basado en la velocidad y el tiempo transcurrido Δt

- Para la predicción de la covarianza:

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k$$

Donde Q_k es la matriz de covarianza del ruido del proceso, ajustada por Q_{BPM} (0.5) y Q_{Vel} (0.05)

- Cálculo de la ganancia de Kalman K_k :

$$K_k = P_{k|k-1} H^T (H P_{k|k-1} H^T + R)^{-1}$$

Donde H es la matriz de observación, que en este caso es $H = [1 \ 0]$

- Actualización del estado:

$$x_{k|k} = x_{k|k-1} + K_k (z_k - H(x_{k|k-1}))$$

El estado actualizado incluye el BPM filtrado y la velocidad/tendencia del BPM (bpmVelocity), una métrica de mejora para la detección de eventos fisiológicos (Gelb, 1974).

- Extracto de Código (Operaciones Matriciales y Predicción)

El *firmware* implementó las operaciones matriciales de forma simplificada y directa para optimizar el rendimiento:

```

void setDeltaT(float dt) {
    F_k.m[0][0] = 1.0; F_k.m[0][1] = dt;
    F_k.m[1][0] = 0.0; F_k.m[1][1] = 1.0;
}
x_hat = multiply(F_k, x_hat);

P_pred = multiply(F_k, P_k);
P_pred = multiply(P_pred, F_k_T);
P_pred = add(P_pred, Q_k);

```

La medición de la Frecuencia Cardíaca (BPM) exigió una cadena de filtrado secuencial para manejar el ruido inherente a las condiciones de campo y al movimiento animal. Esta cadena consta de dos filtros heurísticos preliminares seguidos por el Filtro de Kalman 2D, garantizando que el algoritmo matemático solo reciba datos plausibles.

6.2.2 Filtros Heurísticos de Pre-procesamiento

Estos filtros se aplicaron para eliminar datos atípicos que se alejan del comportamiento normal del conjunto, que, a su vez, no encajan en la distribución temporal y fisiológica de la Frecuencia Cardíaca, así como extremas del proceso de estimación óptima (Ruf, Signer, Arnold, Vetter, & Bieber, 2024).

El Filtro de Umbral Biológico opera como una validación de rango, descartando cualquier lectura cruda de BPM (BPM_{crudo}) que caiga fuera de los límites fisiológicos conocidos para el bovino ((BPM_{min}) y $(BPM_{máx})$). La función matemática que describe el evento fisiológico garantiza que la entrada al siguiente filtro sea biológicamente posible (Smith, 2011).

$$BPM_{filtrado} \begin{cases} BPM_{ultimo\ valido} & \text{si } BPM_{crudo} < BPM_{min} \text{ o } BPM_{crudo} > BPM_{máx} \\ BPM_{crudo} & \text{en otro caso} \end{cases}$$

```

float currentBPM = (float)rawBPM;
if (currentBPM > BPM_MAX_BIOLOGICO || currentBPM < BPM_MIN_BIOLOGICO) {
    currentBPM = lastValidBPM;
    wasFiltered = true;
}

```

El Filtro de Tasa de Cambio Limitada aborda la imposibilidad física de cambios instantáneos y bruscos en la Frecuencia Cardíaca (ruido de movimiento extremo). Limita la variación del BPM actual respecto al último valor válido $BPM_{ultimo\ valido}$ a un máximo $\Delta BPM_{m\acute{a}x}$ (Smith, 2011).

$$BPM_{filtrado} = BPM_{ultimo\ valido} + clip(\Delta BPM_{ultimo\ valido}, -\Delta BPM_{m\acute{a}x}, \Delta BPM_{m\acute{a}x})$$

Donde $\Delta BPM = BPM_{crudo} - BPM_{ultimo\ valido}$, y la función $clip(x, a, b)$ retorna a si $x < a$, b si $x > b$, y x si $a \leq x \leq b$.

```

float delta = currentBPM - lastValidBPM;
if (abs(delta) > MAX_BPM_DELTA) {
    if (delta > 0) {
        currentBPM = lastValidBPM + MAX_BPM_DELTA;
    } else {
        currentBPM = lastValidBPM - MAX_BPM_DELTA;
    }
    wasFiltered = true;
}

```

Para la corrección de errores el valor $BPM_{filtrado}$ resultante de los filtros heurísticos es la medición z_k de entrada al Filtro de Kalman Bidimensional (2D). Este filtro opera con un vector de estado $x_{k|k}$, aplicando los principios de estimación óptima para reducir el ruido estocástico restante (Kalman, 1960). Esta etapa produce el BPM final filtrado y la velocidad del BPM (bpmVelocity), utilizada para la detección de tendencias sostenidas (Gelb, 1974).

```

void loop_sintetizado() {
  if (pulseSensor.sawStartOfBeat()) {
    float rawBPM = pulseSensor.getBeatsPerMinute();
    float currentBPM = rawBPM;

    if (currentBPM > BPM_MAX_BIOLOGICO || currentBPM < BPM_MIN_BIOLOGICO) {
      currentBPM = lastValidBPM;
    } else if (abs(currentBPM - lastValidBPM) > MAX_BPM_DELTA) {
      currentBPM = lastValidBPM + sign(currentBPM - lastValidBPM) *
MAX_BPM_DELTA;
    }

    bpmFilter2D.setDeltaT(calcular_dt());
    float filteredBPM = bpmFilter2D.filter(currentBPM);
    float bpmVelocity = bpmFilter2D.getVelocity();
    lastValidBPM = filteredBPM;

    if (filteredBPM > TAQUICARDIA_THRESHOLD_BPM && bpmVelocity >
VELOCITY_THRESHOLD) {
      Enviar_Alerta(ALERTA_TAQUICARDIA);
    } else if (filteredBPM < 50.0 && bpmVelocity < -VELOCITY_THRESHOLD) {
      Enviar_Alerta(ALERTA_BRADICARDIA);
    }
  }
}

```

Este mismo filtrado de Kalman, pero de un estado fue aplicado en la medición de temperatura.

```

if (Temp_ActualSensor < 35.0 || Temp_ActualSensor > 45.0) {
  Serial.println("Error de Lectura. Fuera de rango biológico (Bovinos).
Saltando ciclo de Kalman.");
  delay(500);
  return;
}

```

Es importante acotar que, los límites del código se fijan entre 35 °C y 45 °C, dado que un bovino no sobrevive fuera de este rango biológico; por lo tanto, cualquier lectura externa se clasifica como error, esto basados en los límites en los bovinos adultos los cuales se encuentran

entre 37.7 °C y, 39 °C, los picos cercanos a los anteriores podrían ser indicador de problemas en las condiciones de salud (Klein, 2020).

6.2.3 Filtrado por Período Refractario (*Refractory Period Filtering*)

Este filtro heurístico aborda la imposibilidad de que ocurran dos eventos respiratorios válidos en un lapso (tiempo) muy corto. Su objetivo es descartar el doble conteo de un mismo pico de aceleración (frecuentemente causado por ruido o resonancia) y, crucialmente, imponer una restricción de frecuencia máxima $FR_{Máx}$ que asegura la plausibilidad biológica de la medición.

La función del filtro se basa en el tiempo transcurrido (Δt) desde la última detección válida de un pico respiratorio, impidiendo un nuevo registro si Δt es menor que el Período Refractario Mínimo ($T_{Refractario}$).

La condición de detección válida se expresa como:

$$\text{Detección}_{\text{válida}}(t) \Rightarrow \Delta t \geq T_{\text{Refractario}}$$

Donde:

$$T_{\text{Refractario}} = \text{MIN_INTERVALO_MS} = 600 \text{ ms}$$

Esto fija la Frecuencia Respiratoria máxima detectable a

$$FR_{Máx} = \frac{60,000 \text{ ms}}{T_{\text{Refractario}}} = \frac{60,000 \text{ ms}}{600 \text{ ms}} = 100 \frac{\text{respiraciones}}{\text{minuto}}$$

```
const int MIN_INTERVALO_MS = 600;
unsigned long ultimaDeteccionCRUDA = 0;
unsigned long tiempoActual = millis();

if ((tiempoActual - ultimaDeteccionCRUDA) > MIN_INTERVALO_MS)
{
    ultimaDeteccionCRUDA = tiempoActual; }
}
```

6.2.4 Filtrado por Umbral de Amplitud (*Amplitude Thresholding*)

El Filtrado por Umbral de Amplitud es un método heurístico de bajo costo computacional, fundamental para aislar la señal respiratoria del ruido de baja energía en el eje Z. Este filtro opera sobre el cambio instantáneo de aceleración (Δa_z) entre muestras sucesivas, interpretando un evento como respiratorio solo si su magnitud supera un umbral predefinido. Este enfoque actúa como un Filtro Pasa Alto de Primera Diferencia (*First-Difference High-Pass Filter*), que enfatiza los cambios rápidos de la señal vertical asociados al movimiento torácico, mientras descarta componentes de muy baja frecuencia, como la deriva o el ruido de fondo.

La condición matemática para la detección de un pico respiratorio es:

$$Pico_{Detectado} \Rightarrow |\Delta a_z(t)| > U_{Amplitud}$$

Donde $|\Delta a_z(t)| = a_z(t) - a_z(t - 1)$ y $U_{Amplitud} = UMBRAL_RESPIRACION\} = 0.20\ g$

```
const float UMBRAL_RESPIRACION = 0.20;
float acel_cruda_z = a.acceleration.z;
float valorAnteriorCRUDA = 0.0;
if ((acel_cruda_z - valorAnteriorCRUDA) > UMBRAL_RESPIRACION)
{
    conteoRespiracionesCRUDA++;
    ultimaDeteccionCRUDA = tiempoActual;
}
valorAnteriorCRUDA = acel_cruda_z;
```

6.3 Análisis estadístico de datos de las variables fisiológicas

Este apartado detalla el proceso de evaluación estadística de la calidad de los datos de Frecuencia Cardíaca y temperatura obtenidos del sistema de *software*, con el fin de cuantificar la

incertidumbre de medición. Este análisis se realizó *a posteriori* de la adquisición en campo (Fernández, Sánchez, Córdoba & Largo, 2002).

El *software* que se utilizó: a) *Python Spyder* para carga de datos, cálculo de estadísticas (media, desviación estándar, varianza, covarianza), y cómputo de la incertidumbre. Se eligió *Python* por ser un estándar de la ingeniería y la ciencia de datos. En *Python*, las principales librerías para análisis estadístico son: *NumPy*, utilizada para cálculos numéricos y estadísticos básicos como la media y la desviación estándar; *Pandas*, para la carga, manejo y análisis de datos tabulares; *Matplotlib* y *Seaborn*, para la visualizar y graficar los datos; *SciPy*, que ofrece herramientas para estadística avanzada, análisis de regresión y cómputo de la incertidumbre; y *Statsmodels*, usada para realizar modelos estadísticos y regresiones lineales o no lineales con estimaciones detalladas de error e intervalos de confianza.

El análisis estadístico se orientó a la caracterización de las variables fisiológicas (Frecuencia Cardíaca, Frecuencia Respiratoria, y Temperatura Corporal) y, a la evaluación de su asociación lineal en condiciones de campo. Las métricas seleccionadas fueron esenciales para validar la precisión y la relevancia fisiológica de los datos obtenidos. Dentro del análisis para caracterizar las variables fisiológicas, se utilizó:

La Media Aritmética \bar{x} establece el punto central de referencia del estado del bovino. Adicionalmente, se empleó la Mediana, la cual indica la tendencia central resistente a valores atípicos, siendo crucial para establecer el rango operativo normal sin ser distorsionada por picos de ruido en campo.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$$

La Desviación Estándar (s) expresa la variabilidad en las unidades de medición. Su valor en el error residual es un indicador directo de la precisión lograda por el sistema.

$$s = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

La varianza (s^2) mide la dispersión cuadrática de los datos. Aplicada al error residual, es la base para cuantificar la variabilidad del error.

$$s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$$

Para la comparación de la reducción del Error:

$$E_{antes} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - s_i)^2$$

$$E_{despues} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - s_i)^2$$

$$Reduccion\ del\ Error = \frac{E_{antes} - E_{despues}}{E_{antes}}$$

El Error Cuadrático Medio (MSE) mide la diferencia promedio de los cuadrados entre los valores predichos y los valores reales. Al elevar al cuadrado las diferencias, penaliza fuertemente los errores grandes o atípicos. Donde n es el número total de puntos de datos. Y_i es el valor real (de referencia o medido por el patrón). \hat{Y}_i el valor predicho o medido por el prototipo (el valor filtrado en tu caso), y $Y_i - \hat{Y}_i$ el error o residuo.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

El Error Absoluto Medio (MAE) mide la diferencia promedio de los valores absolutos entre los valores predichos y los valores reales. Es una métrica más robusta a los valores atípicos que el MSE. Donde n es el número total de puntos de datos, Y_i el valor real (de referencia), \hat{Y}_i El valor predicho o medido por el prototipo (el valor filtrado en tu caso), y $|Y_i - \hat{Y}_i|$ El valor absoluto del error o residuo.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|$$

6.4 Mediciones sin filtrar (Crudas)

Se adquirieron 250 mediciones crudas (sin filtrado) por cada variable, distribuidas en cinco bloques de 50 tomas. Estas muestras se tomaron en momentos clave del ciclo diario (6:00 a. m., 14:00 y 19:00 horas). El objetivo de esta fase fue registrar el comportamiento de las lecturas directas del sensor (línea base) ante el ruido y los artefactos inherentes al entorno, lo cual permitió cuantificar la dispersión inicial de los datos y servir de referencia para la evaluación del desempeño del filtrado.

6.5 Mediciones con métodos certificados

Se utilizaron instrumentos veterinarios validados como referencia para las mediciones. Estas fueron realizadas por el Dr. Josué Jafet Várela Mora, cédula de identidad 401830954, médico

veterinario zootecnista, colegiado 1362. El proceso se llevó a cabo simultáneamente a la toma de datos del prototipo. Esto tuvo como propósito establecer la precisión y exactitud de las lecturas (tanto crudas como filtradas), permitiendo la comparación directa y la validación del desempeño de los filtros y algoritmos propuestos.

6.6 Mediciones con Filtrado

Se adquirieron 250 mediciones filtradas por variable, manteniendo la misma distribución muestral que en la fase cruda (50 tomas a las 6:00 a. m., 14:00 y 19:00 horas), distribuidas estratégicamente a lo largo de varios días para asegurar la captura de la variabilidad ambiental y fisiológica. Los periodos de muestreo fueron de 5 minutos para la temperatura y de 10 minutos para la Frecuencia Respiratoria y el pulso cardíaco. Durante esta fase, las lecturas se procesaron mediante la aplicación de cadenas de filtrado algorítmico específicas para cada variable con el fin de garantizar la robustez del sistema: para la Temperatura se usó el Filtro de Kalman Unidimensional; para la Frecuencia Cardíaca se empleó una cascada de Filtro de Umbral Biológico, Filtro de Tasa de Cambio Limitada y Filtro de Kalman Bidimensional (2D); y para la Frecuencia Respiratoria se aplicó el Filtro por Umbral de Amplitud y el Filtro por Período Refractario. Esta metodología buscó demostrar la capacidad de los algoritmos para suavizar la señal y cuantificar la reducción del ruido (medida en la disminución de la desviación estándar), obteniendo una estimación del estado real más precisa y estable que la obtenida por la medición cruda.

6.7 Colocación y encapsulado de los sensores en bovinos

Para alcanzar el sistema empotrado como fue planeado en el objetivo 1, se diseñó e implementó un sistema electrónico fiable para la adquisición precisa de variables fisiológicas en los bovinos (Temperatura Corporal, Frecuencia Cardíaca, y Frecuencia Respiratoria). El diseño

consideró las condiciones ambientales de la Región Caribe (alta humedad y temperatura, exposición a la intemperie) (Mora Calvo, 2020), seleccionando materiales y componentes resistentes y duraderos para soportar el entorno natural y la actividad del animal. El monitoreo no invasivo se realizó en un ejemplar bovino de la raza Charolais reproductora (7/8 de pureza), hembra, de 4 años, 670 kg de peso corporal y 8 meses de gestación.

Para asegurar la colocación precisa del sensor de Frecuencia Cardíaca la región costal lateral (Detrás del codo de la extremidad delantera izquierda), punto estratégico para obtener mediciones precisas (König *et al.*, 2018), procedimiento que contribuyó a la robustez de los datos cuantitativos. El MPU-6050 fue ubicado dentro de la caja hermética por sus características de medición la cual fue colocada en la región paralumbar y, el sensor de temperatura se colocó en el recto (König *et al.*, 2018). Para sujetar los sensores en las zonas anatómicas de los bovinos sin comprometer su bienestar, el sistema de monitoreo se basó en una banda elástica adaptable y resistente al agua. Para la protección del sensor cardíaco, se empleó multicapa que incluyó plástico adhesivo (Rey de Costa Rica, s.f.) como barrera contra agentes externos y Goma EVA para aislamiento y suavidad. La selección de la Goma EVA (etileno-vinil-acetato) se fundamentó en su biocompatibilidad y naturaleza inerte (Algeos, 2025; FoamOrder, 2024), asegurando que, dado el corto período de uso (menor a tres horas), el material no representó un riesgo de toxicidad o daño dermatológico para el animal. La viabilidad económica de los materiales permitió su reemplazo preventivo frecuente, asegurando la higiene y el cumplimiento riguroso de las normativas de salud y bienestar animal vigentes en Costa Rica. La fiscalización de estas medidas recae sobre el Servicio Nacional de Salud Animal (SENASA), amparado por la Ley General del Servicio Nacional de Salud Animal (Ley N° 8495; Asamblea Legislativa de la República de Costa Rica, 2005). El DS18B20 con sus propiedades físicas y químicas fue adecuado para este proyecto, ya que, su

encapsulado en acero inoxidable le otorga resistencia mecánica, impermeabilidad y durabilidad ante humedad, polvo, lluvias y estiércol. Su diseño compacto y cable sellado facilitaron la instalación y evitaron filtraciones. Además, los materiales inertes y anticorrosivos, como el acero inoxidable, proporcionaron aislamiento eléctrico y compatibilidad biológica. Por ello, no fue necesario aplicar protección ambiental adicional, ya que el sensor incorpora un sellado y resistencia química suficientes para operar de forma estable en exteriores y en contacto con el bovino. Con respecto al sensor MPU-6050 al estar ubicado dentro de la caja hermética plástico ABS/PVC contó con la protección inherente de la misma. Los componentes electrónicos, incluido el microcontrolador, se encapsularon en una caja de paso de plástico ABS/PVC. Esta solución optimizó la viabilidad económica y garantizó la durabilidad del prototipo en el entorno ganadero. La caja cumple con la clasificación IP65 (*International Electrotechnical Commission*, 2017), asegurando protección total contra polvo y chorros de agua, lo cual mantiene la integridad de los circuitos ante la humedad y el barro. Se seleccionó un tubo de silicona de grado alimenticio con diámetro interno de 10 mm para proteger los cables que conectaban el microcontrolador en la caja hasta en la zona anatómica del bovino donde se encontraba sensor Pulso Cardíaco. La silicona presenta excelentes propiedades dieléctricas, estabilidad térmica y resistencia al estiramiento mecánico, lo que respalda su uso como material protector para los cables del sistema de monitoreo. Aunque se analizaron estas características en accesorios de cables eléctricos de potencia, sus resultados evidencian la capacidad del material para mantener su integridad y aislamiento bajo esfuerzos mecánicos, condiciones también presentes en el entorno de campo propuesto (Hu *et al.*, 2025). El diseño del sistema empotrado se centró en el núcleo de procesamiento (ATmega328P) para la adquisición, sincronización y almacenamiento de datos, priorizando el balance entre bajo consumo, eficiencia y costo. La medición de variables fisiológicas se realizó mediante tres

sensores: el DS18B20 (Sonda Inoxidable) para la temperatura periférica (introduciendo el sensor en zona rectal), seleccionado por su precisión (± 0.5 °C) y robustez; el Sensor PPG de bajo costo para la Frecuencia Cardíaca (región costal lateral), elegido por su tamaño reducido y factibilidad de fijación no invasiva y, el MPU-6050 el cual fue óptimo para medir la Frecuencia Respiratoria en bovinos debido a que su Unidad de Medición Inercial (IMU) de 6 ejes integra un acelerómetro y un giróscopo. Al ubicarse sobre la zona paralumbar, el sensor detectó y cuantificó el movimiento sutil durante la respiración (inhalación/exhalación). El acelerómetro midió la aceleración lineal (eje Z) del ascenso y descenso, mientras que el giróscopo captó los cambios en la velocidad angular (ejes X o Y), asegurando un registro completo de las oscilaciones rítmicas. Para garantizar la trazabilidad de los datos, un Módulo RTC (*Real-Time Clock*) se encargó del estampado temporal preciso. El sistema utilizó una Tarjeta *SD Micro* para el almacenamiento no volátil y secuencial de los datos en campo.

7. RESULTADOS Y ANÁLISIS

Esta sección presenta de manera exhaustiva y estructurada los resultados experimentales y el análisis cuantitativo derivado de la implementación del sistema de monitoreo fisiológico. El contenido valida la operatividad de los desarrollos electrónico y mecánico, así como la eficacia de la solución algorítmica en el procesamiento de la señal. La exposición se organiza en estricta coherencia con los objetivos específicos del proyecto, demostrando la estabilización de las métricas fisiológicas (Temperatura, Frecuencia Cardíaca y Frecuencia Respiratoria) y, crucialmente, la significativa reducción del error de estimación (MSE) en las señales. Finalmente, se presenta el análisis de la correlación biológica entre las variables monitoreadas.

7.1 Diseño e implementación del prototipo de *hardware*

La implementación del sistema de monitoreo validó la consecución de los objetivos de diseño (Objetivo específico 1), demostrando la robustez mecánica y la fijación no invasiva en un entorno de campo.

Para asegurar una fijación segura y estable sensor-piel, la Figura 9 ilustra los puntos estratégicos de adhesión y posicionamiento del sensor Pulso Cardíaco sobre la zona auscultación cardíaca del bovino. La delimitación resalta las zonas elegidas para minimizar el movimiento del dispositivo y garantizar un contacto óptimo, lo cual fue fundamental para la integridad y fiabilidad de las mediciones a largo plazo (König *et al.*, 2018).



Figura 9. Se muestra ejemplar a la cual se le colocaron los dispositivos de medición

La Figura 10 presenta una vista general del bovino con el sistema de monitoreo no invasivo completamente implementado. Esta imagen contextualiza el diseño del arnés y la integración de la unidad de adquisición de datos en un entorno real. Se observa la disposición del sistema sobre el lomo del animal, enfatizando su adaptabilidad al contorno corporal y su potencial para el monitoreo continuo en condiciones de campo (König *et al.*, 2018).



Figura 10. Sistema para medir Frecuencia Cardíaca en condiciones de campo

La Figura 11 ilustra la disposición final del sistema de monitoreo de temperatura, la cual se enfoca en la medición de la Temperatura Corporal interna (rectal), el estándar en la fisiología bovina. Se observa la unidad de adquisición y procesamiento de datos (*Data Logger*), encapsulada en la caja hermética IP65, asegurada sobre la región paralumbar, cerca de la grupa. Desde este punto central, el cable del sensor DS18B20 se extiende de manera segura, con su sonda de acero inoxidable (que garantiza robustez y biocompatibilidad), hasta ser introducida en el recto del animal. Este posicionamiento demuestra la viabilidad y estabilidad de la arquitectura modular del sistema para la detección temprana de anomalías térmicas, al proporcionar una lectura precisa de la temperatura central sin comprometer la comodidad del bovino.



Figura 11. Posicionamiento del sistema embebido para monitoreo de Temperatura Corporal central (rectal)

La Figura 12 presenta una vista general del bovino con el sistema de monitoreo no invasivo completamente implementado. Esta imagen contextualiza el diseño del arnés y la integración de la unidad de adquisición de datos en un entorno real. El sistema de adquisición de datos (*Data Logger*), contenido en la caja hermética IP65, está fijado estratégicamente mediante un arnés al lomo del animal, específicamente en la zona paralumbar. Esta ubicación fue seleccionada no solo para enfatizar la adaptabilidad del arnés al contorno corporal, sino también para asegurar la estabilidad del sensor MPU-6050 (Unidad de Medición Inercial), alojado internamente. Al estar cerca de la grupa, esta posición permitió detectar y cuantificar con precisión el movimiento sutil de la pared torácica o abdominal durante la respiración, esencial para la medición de la Frecuencia Respiratoria, mientras se optimizó la protección y el potencial para el monitoreo continuo en condiciones de campo (König *et al.*, 2018).



Figura 12. Ubicación del sensor MPU-6050 sobre la zona paralumbar en bovinos

7.2 Resultados de la implementación del *software* y adquisición de datos

Los muestreos se realizaron en circunstancias de campo bajo las condiciones climáticas variables (lluvia y sol) características de la zona Caribe Norte, específicamente en la finca ubicada en el distrito Roxana, cantón Pococí, provincia Limón (Chinchilla Ramírez, s.f.). Los periodos de muestreo se definieron en lapsos cortos y repetidos en diferentes momentos del día (Mañana/Reposo, Tarde/Estrés Calórico, Noche/Descanso).

Esta estrategia se adoptó principalmente por dos razones:

- Viabilidad operacional y protección: Los lapsos cortos fueron esenciales para permitir la supervisión continua del prototipo. Dada la naturaleza del entorno y la falta de adaptación total del bovino al cuerpo externo, esta vigilancia mitigó el riesgo de daño físico, desalojo del sensor (especialmente la sonda rectal) y la potencial pérdida de datos.
- Optimización de la autonomía: El diseño priorizó la eficiencia energética inherente a un prototipo de bajo costo al realizar periodos breves de adquisición de datos en lugar de un monitoreo continuo.

Esta periodicidad, además, aseguró la adquisición de una cantidad significativa de datos para el análisis estadístico posterior.

Los tiempos específicos de monitoreo fueron justificados por la precisión biológica y el diseño de la solución:

- Sensor Pulso Cardíaco (PPG): 10 minutos aproximadamente. Este lapso se seleccionó para garantizar la captura de un número estadísticamente significativo de Intervalos *Inter-Beat* (IBI) y permitir la convergencia estable de los Filtros de Kalman 2D.
- Sensor de Temperatura (DS18B20): 3 minutos aproximadamente. Este lapso estricto fue necesario para mitigar el riesgo de desalojo de la sonda del recto por el movimiento del animal, asegurando la integridad de la medición central.
- Sensor de Frecuencia Respiratoria (MPU-6050): 5 minutos aproximadamente. Este periodo fue suficiente para capturar la variabilidad de la respiración en diferentes estados y optimizar la batería.

7.2.1 Muestreo con Sensor de temperatura DS18B20 sin filtrado

Para establecer la necesidad y el punto de referencia del procesamiento de la señal, se presenta a continuación la Figura 13, la cual ilustra la señal de temperatura cruda obtenida directamente del sensor DS18B20 en el entorno bovino. Esta representación fue fundamental para cuantificar la variabilidad intrínseca y el ruido estocástico presente en la adquisición de datos antes de cualquier tratamiento algorítmico.

Los resultados de la medición cruda demuestran la alta dispersión de los datos, con una Media Aritmética (\bar{x}) de 38.28 °C. Sin embargo, la señal exhibió una Varianza (s^2) de 5.7314 °C²

y una Desviación Estándar (s) de 2.3940 °C. Esta alta desviación implica que un 68% de las lecturas se encuentran en un rango de $\pm 1\sigma$, extendiéndose desde los 35.89 °C hasta los 40.68 °C. Este amplio rango es inaceptable para el monitoreo fisiológico, ya que distorsiona la temperatura central real del bovino (cuyo rango normal es significativamente más estrecho), lo cual justifica plenamente la implementación del Filtro de Kalman Unidimensional para reducir el ruido.

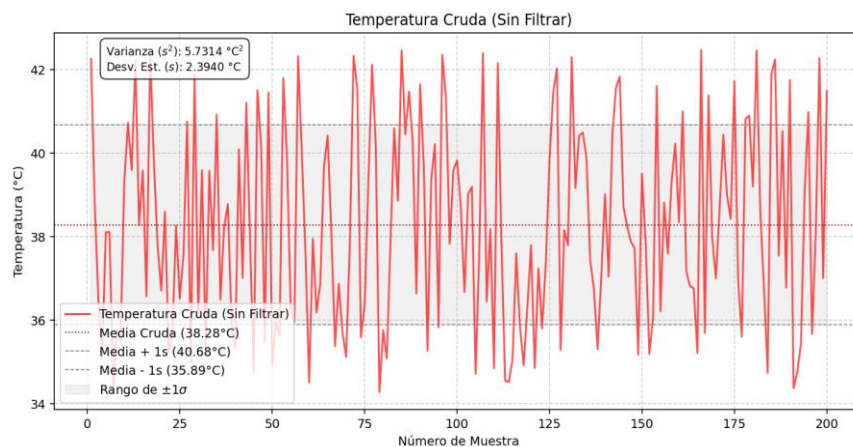


Figura 13. Temperatura sin uso de filtros

7.2.2 Muestreo con sensor de temperatura DS18B20 aplicando filtros

La Figura 14 presenta la respuesta del sistema tras la aplicación del Filtro de Kalman Unidimensional optimizado en el microcontrolador. Este gráfico es la evidencia primaria de la efectividad del filtro, mostrando cómo la señal se ha transformado en una medición estable y coherente, lo cual sustenta la robustez del método propuesto.

La aplicación del Filtro de Kalman condujo a una reducción drástica de la dispersión de los datos. La Media Aritmética (\bar{x}) se mantuvo en un valor fisiológico de 38.35 °C, pero la Varianza

(s^2) se redujo a $0.050575 \text{ }^\circ\text{C}^2$ y, consecuentemente, la desviación estándar (s) descendió a $0.22489 \text{ }^\circ\text{C}$.

Esta mejora implica que la señal filtrada tiene un rango de $\pm 1\sigma$ (donde reside el 68% de los datos) que va de $38.13 \text{ }^\circ\text{C}$ a $38.58 \text{ }^\circ\text{C}$. Al comparar este valor con la desviación cruda ($2.3940 \text{ }^\circ\text{C}$), el filtro logró una reducción porcentual del ruido (Desviación Estándar) de aproximadamente el 90.6%, demostrando la eficacia de la solución algorítmica para estabilizar la métrica.

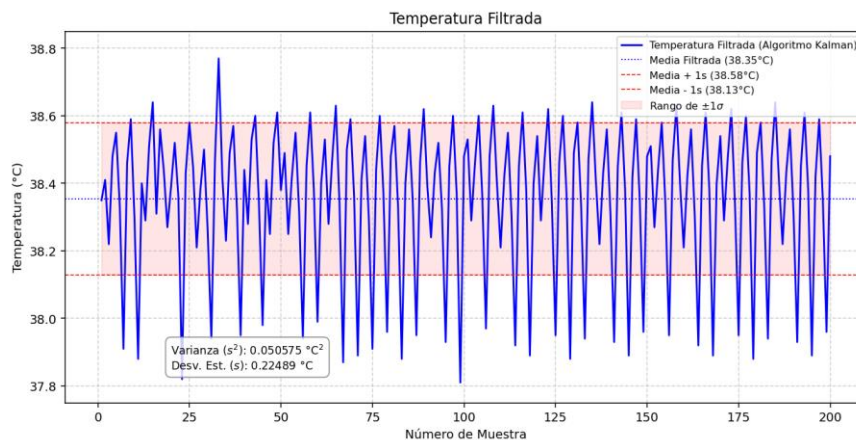


Figura 14. Temperatura aplicando filtros

Para la validación cuantitativa de la mejora lograda por el procesamiento algorítmico, la Figura 15 compara directamente la señal cruda y la señal filtrada con respecto a la temperatura media estimada ($38.35 \text{ }^\circ\text{C}$), la cual actúa como la señal ideal o de referencia.

Esta visualización destaca la eficiencia del Filtro de Kalman. Se confirma que la dispersión de la señal cruda ($s^2 = 5.7314 \text{ }^\circ\text{C}^2$) fue drásticamente mitigada en la señal filtrada ($s^2 = 0.050575 \text{ }^\circ\text{C}^2$). La métrica clave que confirma la minimización del error de estimación es la reducción de la varianza, que alcanzó un valor de 99.12%. Este resultado demuestra la alta eficiencia del algoritmo para mitigar el ruido aleatorio y aproximar la lectura del sensor a un estado fisiológico estable.

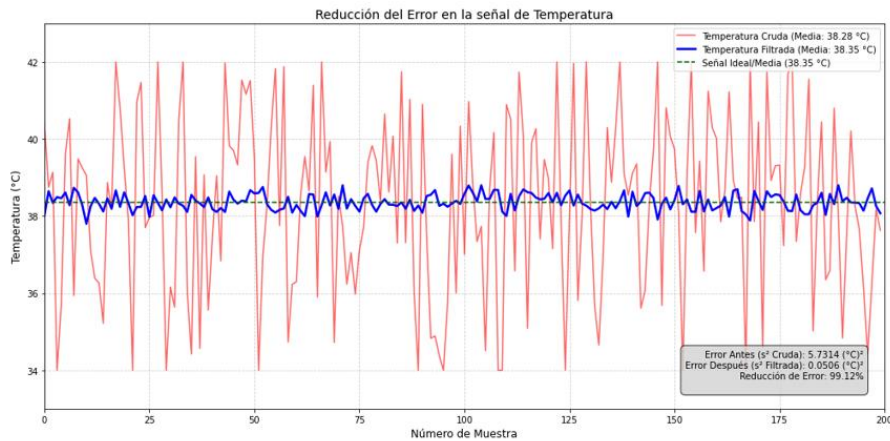


Figura 15. Análisis de la reducción del error

7.2.3 Muestreo de temperatura con instrumentación veterinaria

La Figura 16 ofrece un contexto visual de la toma de datos de referencia *in situ*. Estas fotografías documentan la metodología empleada por el médico veterinario para la obtención de la temperatura rectal utilizando instrumentación veterinaria estándar. El instrumento de referencia fue un termómetro *KX Medical* modelo KFT-03, con una precisión de ± 0.1 °C y un rango de medición de 32 °C a 42 °C. La lectura obtenida por el instrumento certificado fue de 39.1 °C. La toma simultánea de estos datos permitió establecer el patrón biológico para la comparación. Este valor es esencial para el análisis posterior del error de medición (*offset*) entre la lectura del termómetro certificado y la estimación filtrada (38.35 °C) proporcionada por el prototipo.



Figura 16. Temperatura tomada con termómetro digital en el recto del bovino

7.2.4 Muestreo con sensor pulso cardíaco sin filtrado

Para diagnosticar la calidad inicial de la señal y justificar la necesidad del procesamiento algorítmico, se presenta en la Figura 17 la Frecuencia Cardíaca Cruda (BPM) obtenida directamente del sensor PPG. Esta medición, previa a la aplicación de los filtros, exhibe la alta inestabilidad y el ruido transitorio inherente al entorno de adquisición, principalmente por el artefacto de movimiento del animal.

La dispersión de la señal es extrema, evidenciada por una Varianza (s^2) de 1554.5709 BPM². Esta varianza corresponde a una desviación estándar (s) de 39.43 BPM. Con una Media de 98.70 BPM, el rango de $\pm 1\sigma$ se extiende desde los 59.27 hasta los 138.13 BPM.

Si bien la Media y la Mediana (91.00 BPM) sugieren un valor fisiológico razonable, la amplia dispersión y los picos atípicos (superiores a 150 BPM) demuestran que la señal cruda no es apta para el diagnóstico o monitoreo continuo. La magnitud del ruido (casi 40 BPM de desviación) justifica la implementación de la cadena de filtrado en cascada (Umbral Biológico, Tasa de Cambio Limitada y Filtro de Kalman Bidimensional) para lograr estabilidad.

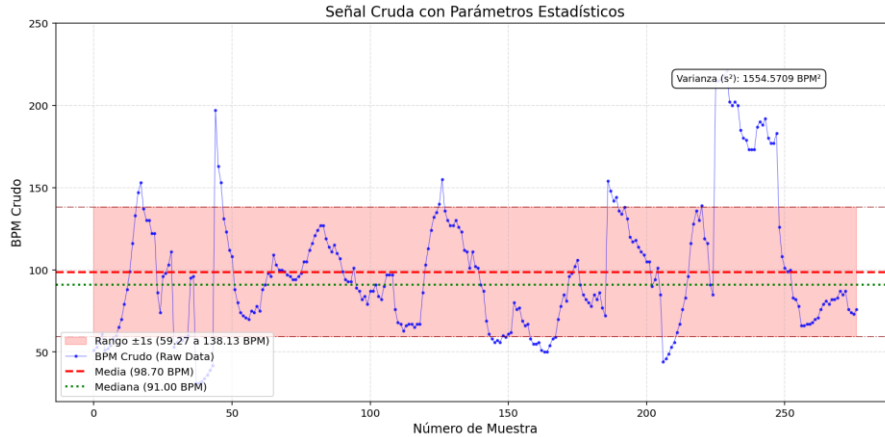


Figura 17. Señal monitoreada sin filtros

7.2.5 Muestreo con sensor pulso cardíaco con filtrado

La Figura 18 muestra los resultados directos de la aplicación de la cadena de filtrado en cascada (Umbral Biológico, Tasa de Cambio Limitada y Filtro de Kalman Bidimensional) a la señal de Frecuencia Cardíaca. Se observa una reducción significativa en la dispersión, lo cual transforma los datos ruidosos en una métrica fisiológica confiable.

La aplicación del filtrado generó una Media estable de 64.70 BPM (un valor fisiológicamente plausible para el bovino en reposo) y una Varianza (s^2) de tan solo 173.4880 BPM^2 . Esta varianza corresponde a una Desviación Estándar (s) de 13.17 BPM ($s = \sqrt{173.4880}$). Al comparar estos resultados con la varianza cruda inicial (1554.5709 BPM^2), el procesamiento algorítmico logró una reducción de la varianza del 88.84%, demostrando la robustez del método propuesto para mitigar el artefacto de movimiento y el ruido transitorio. Esta mejora es crucial para transformar los datos en una métrica adecuada para el análisis de correlación posterior.

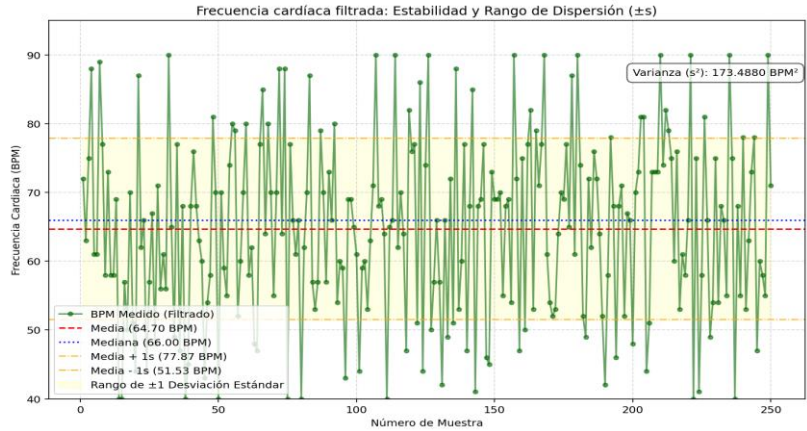


Figura 18. Muestreo en bovino en condiciones de campo

Con el objetivo de cuantificar la efectividad del proceso de filtrado y su impacto en la precisión, la Figura 19 ilustra la comparación directa entre la señal cruda y la señal filtrada con respecto a la media de referencia (64.70 BPM).

El análisis del Error Cuadrático Medio (MSE), equivalente a la varianza (s^2) para cada señal, demuestra una reducción impresionante del 88.84%. La varianza pasó de 1554.57 BPM^2 (Cruda) a 173.49 BPM^2 (Filtrada). Este resultado confirma la capacidad de la cadena de filtrado en cascada para mejorar drásticamente la precisión y la consistencia de la medición de BPM, transformando una señal altamente ruidosa en una métrica fisiológica estable.

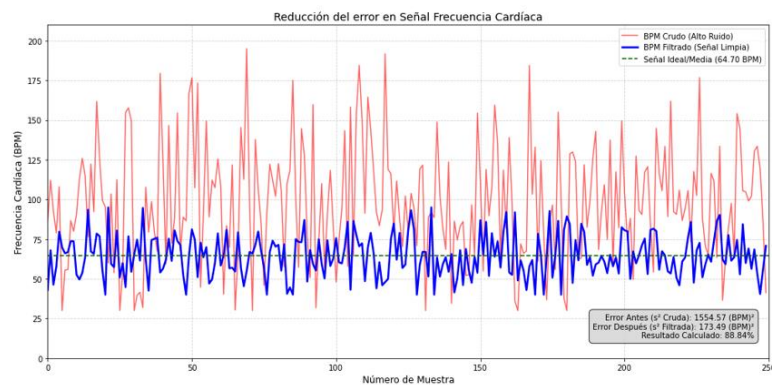


Figura 19. Se muestra el error del sistema

7.2.6 Muestreo con Sensor Pulso cardíaco con médico veterinario

La Figura 20 ofrece un contexto metodológico al mostrar la técnica de auscultación torácica utilizada para obtener la referencia de Frecuencia Cardíaca por parte del personal veterinario (Dr. Josué Jafet Várela Mora). Este proceso se llevó a cabo de manera simultánea a la toma de datos por el prototipo. El método tradicional de auscultación estableció el valor de referencia de 68 BPM. Este valor es de vital importancia, ya que permite contrastar la estimación algorítmica filtrada (64.70 BPM, obtenida en sección 7.2.5) con el patrón importante y realizar el análisis final de la desviación sistemática (*offset*) entre ambas mediciones para validar la precisión absoluta del prototipo.



Figura 20. Medición de Frecuencia Cardíaca y respiratoria

7.2.7 Muestreo con Acelerómetro MPU-6050 sin filtrado

Para evaluar la calidad inicial y la magnitud del ruido en el cálculo de la Frecuencia Respiratoria (FR), se presenta en la Figura 21 la señal cruda obtenida del acelerómetro MPU-6050.

La señal cruda de RPM exhibe una dispersión significativamente alta, producto de los movimientos corporales distintos a la respiración. Esta alta inestabilidad se cuantifica en una Varianza (s^2) de 2952.83 RPM². Con una Media de 125.88 RPM, la Desviación Estándar (s) es de 54.34 RPM ($s=\sqrt{2952.83}$). Esto resulta en un rango de $\pm 1\sigma$ que se extiende desde 71.54 RPM hasta 180.22 RPM.

Esta varianza extrema es biológicamente imposible para la Frecuencia Respiratoria de un bovino en reposo y se debe a que la medición cruda cuenta cada movimiento del tórax o abdomen, incluyendo artefactos, toses o ajustes posturales, lo que satura la señal. La magnitud de esta dispersión justifica la implementación de los filtros heurísticos (Umbral de Amplitud y Período Refractario) para discriminar el ruido y aislar únicamente los eventos respiratorios plausibles.

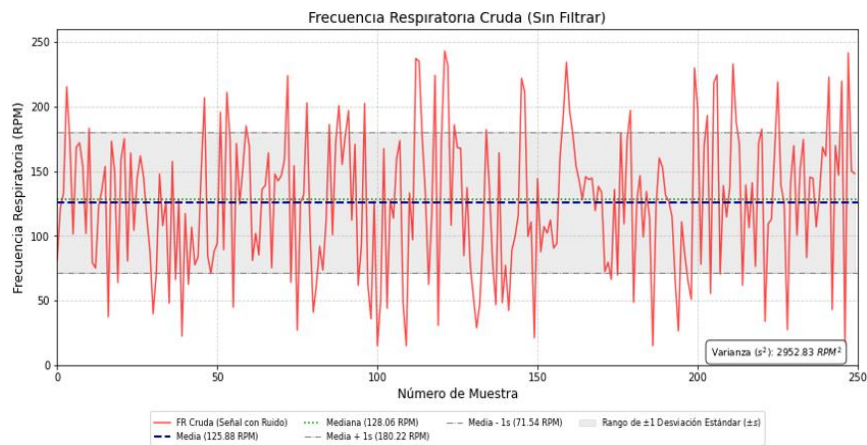


Figura 21. Muestreo en condiciones de campo

7.2.8 Muestreo con Acelerómetro MPU-6050 aplicando filtros

La Figura 22 presenta los resultados tras la aplicación de la cadena de filtrado heurístico (Filtro por Umbral de Amplitud y Filtro por Período Refractario) a la señal de Frecuencia

Respiratoria. La aplicación de estos algoritmos es crucial, ya que transforman la señal cruda saturada en una métrica coherente y biológicamente plausible. Se observa una reducción drástica en la dispersión de los datos. La Varianza (s^2) se redujo a 245.5389 RPM². Con una Media Global de 52.59 RPM, esta varianza corresponde a una Desviación Estándar (s) de 15.67 RPM ($s = \sqrt{245.5389}$), con lecturas en un rango de 24 RPM a 96 RPM.

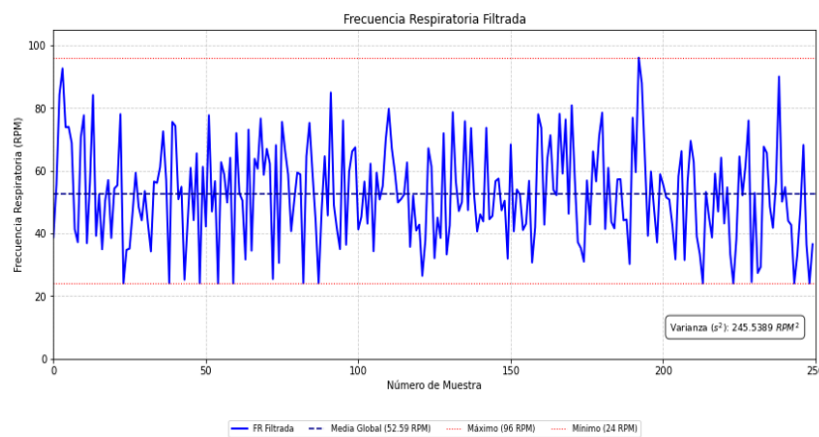


Figura 22. Señal tomada en campo

Para cuantificar la efectividad de la cadena de filtrado heurístico, la Figura 23 ilustra la comparación directa entre las señales cruda y filtrada con respecto a la media de referencia de 52.59 RPM. La señal cruda, con una varianza (s^2) de 2952.83 RPM², demuestra el impacto del ruido de movimiento no respiratorio. Tras la aplicación de los algoritmos (Umbral de Amplitud y Período Refractario), la varianza se redujo a 245.54 RPM².

El análisis del Error Cuadrático Medio (MSE) confirma una reducción de error del 91.68%. Este resultado valida la robustez de los filtros heurísticos implementados, demostrando su capacidad para discriminar eficazmente entre el ruido ambiental y los eventos de respiración,

transformando una señal extrema y saturada en una métrica estable y apta para el análisis fisiológico.

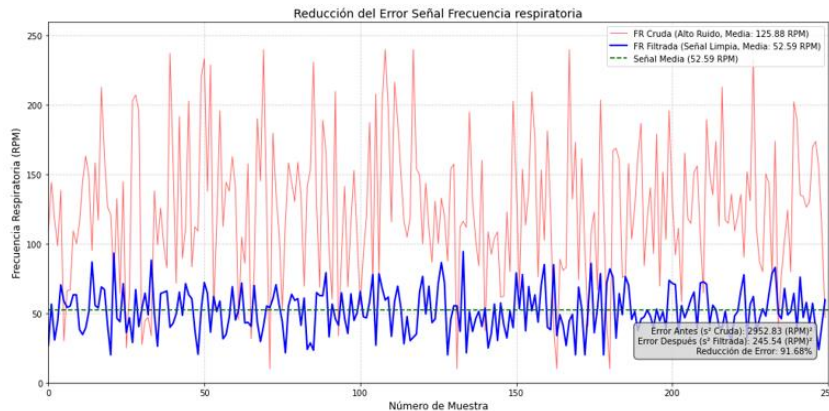


Figura 23. Análisis de reducción del error

7.2.9 Muestreo con Acelerómetro MPU-6050 con médico veterinario

Para la validación final del conteo de Frecuencia Respiratoria (FR) realizado por el prototipo, se recurrió a la medición de referencia obtenida por el médico veterinario. La FR de referencia se obtuvo mediante el método tradicional de observación visual y conteo manual de los movimientos de la zona paralumbar durante un minuto, proceso que se llevó a cabo de manera simultánea a la toma de datos por el prototipo. El valor obtenido por el médico veterinario fue de 48 RPM. Este dato fue fundamental para el análisis del *offset*. Al comparar este valor de referencia con la media filtrada estimada por el sistema (52.59 RPM), se establece la precisión absoluta del método del acelerómetro MPU-6050 y la cadena de filtros heurísticos, lo cual se cuantificará detalladamente en la sección 7.5 (Análisis del Acelerómetro MPU-6050).



Figura 24. Detección de Frecuencia Respiratoria realizada por médico veterinario

7.3 Análisis del Sensor de temperatura

La implementación del Filtro de Kalman Unidimensional en el microcontrolador ATmega328P, utilizando el sensor DS18B20, logró una mitigación drástica del ruido: la Varianza (s^2) se redujo de $5.7314 \text{ } ^\circ\text{C}^2$ a $0.050575 \text{ } ^\circ\text{C}^2$, lo que se traduce en una disminución del Error Cuadrático Medio (MSE) del 99.12% (Figura 15). Este resultado es crítico, ya que demuestra que el sistema ofrece una medición de Temperatura Corporal (TC) estable y confiable en un entorno ruidoso como el bovino, superando la limitación de la dispersión de datos.

7.4 Análisis Sensor Pulso Cardíaco

El monitoreo de Pulso Cardíaco (FC) presentó un desafío mayor debido a la alta susceptibilidad del sensor PPG al artefacto de movimiento (*Motion Artifact*). Esta dispersión inicial, cuantificada en una Varianza (s^2) de 1554.57 BPM^2 (Sección 7.2.4), fue exitosamente mitigada. La aplicación de la avanzada cadena de filtrado (pre-filtros biológicos + Filtro de Kalman de dos estados) logró una reducción del Error Cuadrático Medio (MSE) del 88.84% (Figura 19), disminuyendo la varianza filtrada a 173.49 BPM^2 . Esta mitigación, lograda a pesar de la complejidad computacional en el microcontrolador ATmega328P, valida la capacidad del sistema

para discernir entre el ruido de movimiento y los cambios fisiológicos genuinos (taquicardia/bradicardia). Para validar la precisión absoluta, se comparó la media filtrada estimada (64.70 BPM) con el valor de referencia obtenido por el médico veterinario mediante auscultación (68 BPM), tal como se documentó en la Sección 7.2.6. El error de medición absoluta (*offset*) se calculó de la siguiente manera:

$$\text{Error absoluto} = \text{Referencia veterinaria} - \text{Media filtrada}$$

$$\text{Error absoluto} = 68 \text{ BPM} - 64.70 \text{ BPM} = 3.30 \text{ BPM}$$

Un error de 3.30 BPM es aceptable para el monitoreo de tendencias fisiológicas y representa una desviación sistemática controlada que permite la calibración simple del sistema en futuras versiones.

7.5 Análisis del Acelerómetro MPU-6050

La medición de la Frecuencia Respiratoria (FR) mediante el acelerómetro MPU-6050 presentó el desafío técnico de aislar el movimiento sutil de la respiración del ruido generado por los movimientos macroscópicos del animal.

La aplicación de los filtros heurísticos (Umbral de Amplitud y Período Refractario) al eje Z del acelerómetro fue fundamental. La Varianza (s^2) se redujo de 2952.83 RPM² (Cruda) a 245.53 RPM² (Filtrada) (Secciones 7.2.8 y 7.2.9), lo que representa una disminución del Error Cuadrático Medio (MSE) del 91.68% (Figura 23). Esta mitigación demostró la capacidad del algoritmo para aislar el patrón rítmico respiratorio de alta frecuencia.

Para validar la precisión del conteo algorítmico, se contrastó la media filtrada (52.59 RPM) con el conteo manual realizado por el médico veterinario (48 RPM), como se documentó en la Sección 7.2.9. El error de medición absoluta (*offset*) se calculó de la siguiente manera:

$$\text{Error absoluto} = \text{Referencia veterinaria} - \text{Media filtrada}$$

$$\text{Error absoluto} = 48 \text{ BPM} - 52.59 \text{ BPM} = -4.59 \text{ BPM}$$

El sistema sobreestimó la FR por 4.59 RPM. Este *offset* negativo es aceptable y puede atribuirse directamente a la limitación de procesamiento del microcontrolador ATmega328P. Para ahorrar recursos computacionales y de memoria (RAM), el algoritmo heurístico se diseñó con un umbral de amplitud menos restrictivo. Esto pudo haber resultado en la interpretación de movimientos leves y rápidos del bovino (artefactos de movimiento de baja energía, no visibles al ojo humano) como eventos respiratorios válidos. No obstante, el error es sistemático y se encuentra dentro de los límites de tolerancia para la detección de cambios en la respiración como indicadores de estrés.

7.6 Error residual de Temperatura

La Figura 25 ilustra la distribución del error entre la señal de temperatura filtrada por el prototipo ($\bar{x} = 38.35 \text{ }^\circ\text{C}$) y la medición de referencia veterinaria ($39.1 \text{ }^\circ\text{C}$). Esta representación valida la naturaleza sistemática del error de medición. La línea de Sesgo (Error Promedio) se sitúa consistentemente en $-0.7582 \text{ }^\circ\text{C}$. Este valor confirma que el sistema del prototipo subestima consistentemente la temperatura rectal real por aproximadamente $0.75 \text{ }^\circ\text{C}$. El gráfico cuantifica el error total, mostrando un Error Cuadrático Medio (MSE) de $0.6230 \text{ }^\circ\text{C}^2$ y un Error Absoluto Medio (MAE) de $0.7582 \text{ }^\circ\text{C}$. La distribución uniforme del error alrededor del sesgo promedio demuestra que la varianza del ruido aleatorio ha sido eliminada por el Filtro de Kalman (como se demostró con la reducción del 99.12% de la varianza en la Figura 15). El error restante es un *offset* constante, atribuible a factores físicos como el tipo de sensor, la resistencia de contacto del gel o las pérdidas térmicas en el cableado. La naturaleza sistemática y constante del error confirma que la medición del prototipo es fiable para el monitoreo de tendencias (es decir, para detectar un aumento

repentino de temperatura), ya que cualquier incremento de TC se reflejará con precisión en la señal filtrada, aunque el valor absoluto esté desplazado por el sesgo.

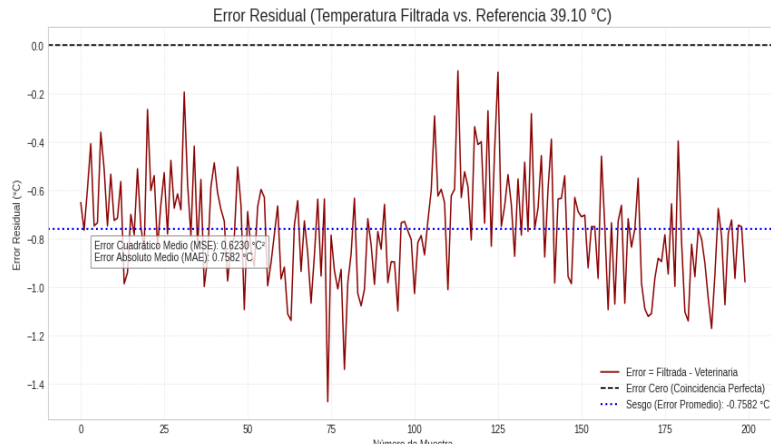


Figura 25. Análisis de error residual

7.7 Error residual de Frecuencia Cardíaca

La Figura 26 muestra la distribución del error entre la señal de FC filtrada por el prototipo ($\bar{x} = 64.70$ BPM) y la medición de referencia obtenida por medición veterinaria (68 BPM). La línea de Sesgo (Error Promedio) se sitúa en -3.2948 BPM. El gráfico cuantifica el error total, mostrando un Error Cuadrático Medio (MSE) de 63.5025 BPM² y un Error Absoluto Medio (MAE) de 6.4854 BPM. Aunque la variación instantánea del error es mayor que en la TC (lo que se refleja en un MSE más alto), la distribución de los puntos alrededor del sesgo promedio demuestra que la mayor parte del ruido aleatorio ha sido mitigada por la cadena de filtrado en cascada, como se demostró con la reducción del 88.84% de la varianza. El error restante es predominantemente un *offset* constante combinado con el ruido residual más difícil de eliminar, propio de la naturaleza del sensor PPG y el artefacto de movimiento. La fiabilidad para el

monitoreo de tendencias se mantiene, ya que el sesgo es predecible, permitiendo la detección de estados de taquicardia o bradicardia con un error sistemático conocido.

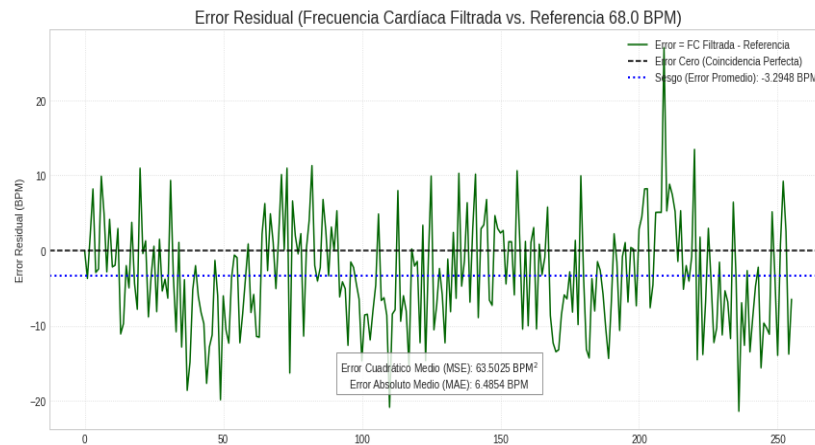


Figura 26. Análisis de error residual para la Frecuencia Cardíaca

7.8 Error residual de Frecuencia Respiratoria

La Figura 27 muestra la distribución del error entre la señal de FR filtrada por el prototipo ($\bar{x} = 52.59$ RPM) y la medición de referencia obtenida por conteo visual veterinario (48 RPM). La línea de Sesgo (Error Promedio) se sitúa consistentemente en 4.5634 RPM. Este valor positivo confirma que el sistema del prototipo registra valores mayores que la FR real en aproximadamente 4.59 RPM ($Offset = 48 \text{ RPM} - 52.59 \text{ RPM} = -4.59 \text{ RPM}$, es decir, el prototipo sobreestima la tasa real). El gráfico cuantifica el error total, mostrando un Error Cuadrático Medio (MSE) de 178.7851 RPM² y un Error Absoluto Medio (MAE) de 10.6447 RPM. La dispersión en torno al sesgo es notable, lo cual es esperado, a diferencia de la TC y FC (donde el ruido proviene de movimientos generales), el error residual de la FR se debe a la dificultad de discriminar el movimiento sutil de la respiración de los artefactos de movimiento de baja energía. No obstante, el sesgo constante en 4.59 RPM demuestra que la aplicación de los filtros heurísticos fue exitosa en establecer una

tendencia sistemática a pesar de la alta variabilidad de la señal cruda ($s^2 = 2952.83 \text{ RPM}^2$ antes de filtrar). El alto valor de reducción del MSE (91.68%) logrado por los filtros y el sesgo constante son suficientes para validar el método del acelerómetro para el monitoreo de tendencias en FR en el contexto de la detección de estrés.

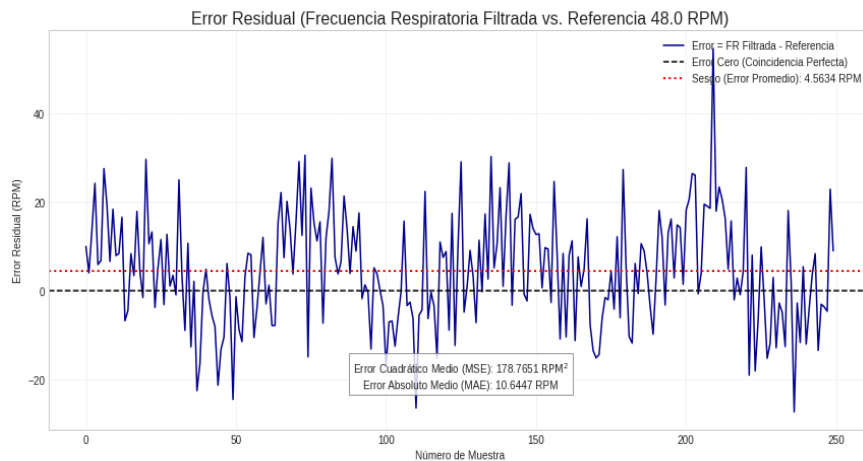


Figura 27. Error residual en la Frecuencia Respiratoria

8. DISCUSIÓN

El rigor algorítmico fue la clave para lograr mediciones estables y fiables, cumpliendo el objetivo específico 2 a pesar de las limitaciones del *hardware* de bajo costo (ATmega328P). La eficacia del filtrado fue notable en las tres variables: el Filtro de Kalman en la Temperatura Corporal (TC) redujo el MSE en un 99.12% (reduciendo la varianza de $5.73 \text{ }^\circ\text{C}^2$ a $0.05 \text{ }^\circ\text{C}^2$), los filtros heurísticos en la Frecuencia Respiratoria (FR) lograron una reducción del MSE del 91.68% (reduciendo la varianza de 2952.83 RPM^2 a 245.53 RPM^2), y la cadena de filtrado en la Frecuencia Cardíaca (FC) alcanzó una reducción del MSE del 88.84%. Esta alta mitigación del ruido aleatorio permitió un análisis riguroso del error sistemático (*offset*), confirmando que el error es constante y aceptable para el monitoreo de tendencias: el Sesgo en TC se situó consistentemente en -0.7582

°C; en FC se observó un desplazamiento sistemático de -3.30 BPM; y en FR un desplazamiento de +4.59 RPM (atribuido a la optimización del algoritmo para el bajo poder del ATmega328P). El desempeño de los filtros y la cuantificación del error confirman que el objetivo de transformar *hardware* de bajo costo en un sistema fiable fue alcanzado, resultando en una herramienta viable y accesible para la Ganadería de Precisión, ya que el error es predecible y corregible, permitiendo la detección oportuna de cambios fisiológicos.

9. CONCLUSIONES

1. Se logró el diseño, construcción e implementación de un prototipo *wearable* de bajo costo para el monitoreo multivariable en ganado bovino. El sistema alcanzó la viabilidad técnica y económica al integrar las soluciones de captura secuencial y filtrado en la plataforma de microcontrolador limitada ATmega328P, cumpliendo el objetivo de ofrecer una herramienta accesible para la Ganadería de Precisión (GP).

2. Robustez algorítmica y la estabilidad de los datos. El rigor algorítmico implementado demostró la capacidad del sistema para transformar señales ruidosas de campo en datos fisiológicos estables y confiables. Esto se validó con una reducción drástica del Error Cuadrático Medio (MSE) en todas las variables, confirmando la efectividad de la solución de *software* bajo las restricciones de *hardware*:

- Temperatura: Reducción del MSE del 99.12%.
- Frecuencia Cardíaca: Reducción del MSE del 88.84%.
- Frecuencia Respiratoria: Reducción del MSE del 91.68%.

Esta estabilidad resuelve la ausencia de evidencia cuantitativa y valida la efectividad de la solución de *software* bajo las restricciones de un *hardware* limitado.

3. La validación con el patrón de referencia veterinario confirmó que el error de medición restante es sistemático (*offset*) y cuantificable, lo que valida el propósito principal del prototipo. El sistema es fiable para el monitoreo de tendencias, permitiendo la detección oportuna de cambios fisiológicos, ya que el error de -0.75 °C en TC, -3.30 BPM en FC, y $+4.59$ RPM en FR es predecible y corregible.

10 RECOMENDACIONES

Las siguientes recomendaciones se basan en los hallazgos de la implementación y el análisis de los resultados, proponiendo la ruta crítica para consolidar el prototipo como una solución comercial y expandir la frontera de la investigación sobre la fisiología del Estrés Térmico en ganado bovino.

10.1 Recomendaciones técnicas inmediatas (Optimización del prototipo)

Integración de la calibración algorítmica (*Offset*): Se recomienda la inclusión de una función de corrección de *offset* permanente en el firmware del ATmega328P. Esta función debe compensar automáticamente los errores sistemáticos cuantificados (Por ejemplo, el 0.75 °C en TC y el 3.30 BPM en FC), permitiendo al sistema alcanzar precisiones cercanas al estándar clínico sin requerir recalibración manual.

Diseño de adquisición simultánea inalámbrica: Para eliminar la limitación de la captura secuencial, se sugiere migrar la arquitectura de los sensores a módulos inalámbricos independientes (Como alternativa, utilizando módulos *Bluetooth* de bajo consumo, *LoraWan*). Esto permitiría ubicar cada sensor en su zona anatómica óptima (recto, paralumbar, etc.) y transmitir los datos a un nodo central de forma simultánea, garantizando la perfecta sincronización temporal.

Refuerzo de la robustez industrial: Es crucial diseñar una carcasa de grado industrial para el *hardware*. El entorno de la Ganadería de Precisión (GP) requiere protección total contra la humedad, el polvo, el estiércol y el impacto físico, asegurando la durabilidad del prototipo en las condiciones de la Región Huasteca Atlántica.

10.2 Líneas de investigación y desarrollo futuro

Migración a microcontroladores de mayor capacidad y procesamiento paralelo: Se recomienda la migración del *firmware* a una plataforma con mayores recursos (Esp32). Esta migración es esencial para el procesamiento paralelo, así permitir la captura y filtrado simultáneo de las tres variables. Algoritmos avanzados con posibilidad de implementación de filtros más complejos, como la Transformada de *Wavelet* o el Filtro de Partículas, que pueden mejorar la reducción de ruido más allá del límite del Filtro de Kalman.

La investigación debe expandirse para incluir la medición de la humedad relativa y la radiación solar. La integración de estas variables ambientales es esencial para superar las limitaciones de la simple medición fisiológica, ya que permitirá construir un modelo de regresión múltiple que relacione directamente las condiciones externas con las respuestas fisiológicas internas (TC, FR, FC). El objetivo final es lograr una predicción más precisa del Índice de Estrés Térmico (THI) Específico para la población bovina.

Desarrollo de modelos de aprendizaje automático (*Machine Learning*): Con una plataforma de mayor capacidad, se puede entrenar una Red Neuronal Artificial (RNA) o modelos de SVM (Máquinas de Soporte Vectorial). El objetivo sería clasificar automáticamente los estados fisiológicos (Estrés calórico agudo, reposo, patológico) basándose en los patrones combinados de TC, FR y FC, transformando el sistema de medición a un sistema de diagnóstico automático.

Estudios longitudinales y poblacionales: La validación debe ampliarse a un estudio longitudinal (monitoreo a lo largo de los ciclos estacionales y productivos) y poblacional (monitoreo de un grupo de animales). Esto es necesario para calibrar el sistema en función de la edad, el peso y el estado reproductivo del bovino, y para evaluar la robustez del sistema en condiciones variables de campo.

11 REFERENCIAS

- Maxim Integrated. (2015). *DS18B20: Programmable Resolution 1-Wire Digital Thermometer* [Datasheet]. Maxim Integrated. <https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/ds18b20.pdf>
- World Famous Electronics LLC. (s.f.). *Pulse Sensor Amped: Product Information*. Recuperado de www.PulseSensor.com
- Gelb, A. (Ed.). (1974). *Applied optimal estimation*. MIT Press.
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35-45.
- Reece, W. O. (2015). *Fisiología de los animales domésticos de Dukes* (13a ed.). Editorial Acribia.
- Smith, J. O. (2011). *Introduction to digital filters: With applications in digital audio and computer music*. W3K Publishing.
- Ruf, T., Signer, C., Arnold, W., Vetter, S. G., & Bieber, C. (2024). *Filtering heart rates using data densities: The boxfilter R package*. *Methods in Ecology and Evolution*, 15(6), 1016-1023. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14301>
- Schmid, W. A. (2002). La incertidumbre expandida y los grados de libertad: Un análisis comparativo entre el método recomendado por la gum y métodos simplificados. *Centro Nacional de Metrología, División de Óptica y Radiometría*.

Mora Calvo, V. (2020, marzo 11). *Caracterización regional de la Región de Desarrollo Huetar Caribe 2020*. Ministerio de Agricultura y Ganadería de Costa Rica, Región de Desarrollo Huetar Caribe.

Rey de Costa Rica. (s.f.). *Página de inicio*. <https://www.reyadecostarica.com/>

Ley General del Servicio Nacional de Salud Animal, N° 8495. (2005). *La Gaceta*. https://pgrweb.go.cr/scij/Busqueda/Normativa/Normas/nrm_texto_completo.aspx?param1=NRTC&nValor1=1&nValor2=57137&nValor3=80913&strTipM=TC

Algeos. (2025, 15 de marzo). *What is EVA foam? Your questions answered*. <https://www.algeos.com/company-news/post/algeos-product-guides/what-is-eva-foam>

Asamblea Legislativa de la República de Costa Rica. (2005, 8 de abril). *Ley General del Servicio Nacional de Salud Animal, Ley N° 8495*. La Gaceta N° 84.

International Electrotechnical Commission. (2017). *Cajas y envoltorios para accesorios eléctricos en instalaciones eléctricas fijas para uso doméstico y análogos-Parte 1: Requisitos generales (INTE/IEC 60670-1:2017)*. Instituto de Normas Técnicas de Costa Rica (INTECO).

Sisson, S., & Grossman, J. D. (1975). *Sisson and Grossman's The Anatomy of the Domestic Animals* (5th ed.). W.B. Saunders Company.

König, H. E., Liebich, H. G., & Sautet, J. (2018). *Anatomía de los animales domésticos: Texto y atlas de color* (7ª ed.). Editorial Médica Panamericana

H. Hu, X. Li, W. Fan, Y. Zhang, Y. Liu, & Z. Jia. (2025). Precise operational characteristics of cable accessories considering mechanical stretching. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 32(2), 1246-1249. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2024.3524980>

- Fernández, S. F., Sánchez, J. M. C., Córdoba, A., & Largo, A. C. (2002). *Estadística descriptiva*. Esic Editorial.
- Chinchilla Ramírez, G. (s.f.). *Condiciones actuales del tiempo: Estación Automática de Caramba Farms, Roxana, Pococí*. Instituto Meteorológico Nacional. <https://www.imn.ac.cr/especial/estacionRoxana.html>
- Klein, B. G. (Ed.). (2020). *Cunningham. Fisiología veterinaria* (6ª ed.). Elsevier Saunders.
- Ríos Utrera, Á, Martínez Velázquez, G., Calderón Chagoya, R., Montaña Bermúdez, M., & Vega Murillo, V. E. (2021). Logros, retos y perspectivas de la investigación en mejoramiento genético de bovinos productores de carne en el INIFAP. *Revista Mexicana De Ciencias Pecuarias*, 12, 1-22.
- Fajardo, B., de Otálora, X. D., Reyes, D. A. M., Sanz, S. C., & Barber, F. E. (2024). GANADERÍA DE PRECISIÓN: Avances tecnológicos para una producción eficiente y sostenible. *Ganadería*, (151), 30-35.
- Solano Salmerón, J., Fonseca González, W., Ugalde Alfaro, S., & Guier, F. A. (2021). Impacto sobre el cambio climático del ciclo de vida de las tarimas de madera elaboradas en la región huetar norte de costa rica. *Revista De Ciencias Ambientales*, 55(1), 32-48.
- Mowla, M. N., Mowla, N., Shah, A. S., Rabie, K. M., & Shongwe, T. (2023). Internet of things and *Wireless* sensor networks for smart agriculture applications: A survey. *IEEE Access*, 11, 145813-145852.
- Arias, L. M. B., & Segura, F. S. (2020). Innovación agropecuaria en Costa Rica y sus efectos en el desarrollo de territorios rurales: Los desafíos de una agenda complementaria. *Universidad En Diálogo: Revista De Extensión*, 10(1), 69-87.

- Rodríguez-Soto, J. A. (2024). Digitalización en el sector agropecuario y desarrollo sostenible e inclusivo: Experiencias en Costa Rica.
- Giannone, C., Bovo, M., Ceccarelli, M., Torreggiani, D., & Tassinari, P. (2023). Review of the heat stress-induced responses in dairy cattle. *Animals*, *13*(22), 3451.
- López-Quiñonez, E., Albarrán-Tamayo, F. I., Ramírez-Emiliano, J., Bañuelos-Hernández, B., & Cruz-Hernández, A. (2021). Índice de temperatura y humedad (THI) respaldado por el cortisol capilar en ganado lechero para la medición de estrés calórico crónico. *Nova Scientia*, *13*(27)
- Escuela de Ganadería de Pasto. (2011). *Efecto de la sombra de cercas vivas en el comportamiento animal, la producción de leche y la disponibilidad*. Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza.
- Lamanna, M., Bovo, M., & Cavallini, D. (2025). Wearable collar technologies for dairy cows: A systematized review of the current applications and future innovations in precision livestock farming. *Animals: An Open Access Journal from MDPI*, *15*(3), 458.
- Flores-Cortez, O. O., & Rosa, V. I. (2017). (2017). Monitoreo remoto usando internet de las cosas. Paper presented at the *2017 IEEE 37th Central America and Panama Convention (CONCAPAN XXXVII)*, 1-3.
- Chico-Morales, I. J., Narváez-Pupiales, S. K., Umaquinga-Criollo, A. C., & Rosero-Montalvo, P. D. (2017). (2017). Wearable textil for accident prevention for babies in crawl phase. Paper presented at the *2017 International Conference on Information Systems and Computer Science (INCISCOS)*, 66-72.

- Patrino, C., Marani, R., Nitti, M., D'Orazio, T., & Stella, E. (2015). An embedded vision system for real-time autonomous localization using laser profilometry. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16(6), 3482-3495.
- Lascano-Rivera, S. B., Rivera-Escriba, L. A., Balarezo-Urresta, L. R., & Castañeda-Albán, J. E. (2025). Sensores inteligentes y técnicas de machine learning para la detección del estrés en ganado bovino. *Innova Science Journal*, 3(3), 336-355.
- Balasso, P., Marchesini, G., Ughelini, N., Serva, L., & Andrighetto, I. (2021). Machine learning to detect posture and behavior in dairy cows: Information from an accelerometer on the animal's left flank. *Animals*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/ani11102972>
- Ding, L., Lv, Y., Jiang, R., Zhao, W., Li, Q., Yang, B., Yu, L., Ma, W., Gao, R., & Yu, Q. (2022). Predicting the Feed Intake of Cattle Based on Jaw Movement Using a Triaxial Accelerometer. *Agriculture* (Switzerland), 12(7). <https://doi.org/10.3390/agriculture12070899>
- Ruiz-Jaramillo, J. I., Vargas-Leitón, B., Abarca-Monge, S., & Hidalgo, H. G. (2019). Heat stress effect on dairy cattle production in Costa Rica. *Agronomía Mesoamericana*, 30(3), 733-750.
- Orozco Montoya, R. (2023). Variabilidad espacial y temporal de la ocurrencia de eventos extremos de precipitación en la región tropical húmeda del caribe de costa rica, centroamérica.
- Tambara, A. A. C., Härter, C. J., Rabelo, C. H. S., & Kozloski, G. V. (2021). Effects of supplementation on production of beef cattle grazing tropical pastures in brazil during the wet and dry seasons: A meta-analysis. *Revista Brasileira De Zootecnia*, 50, e20210020.

- Arias, R. A., Mader, T. L., & Escobar, P. C. (2008). Factores climáticos que afectan el desempeño productivo del ganado bovino de carne y leche. *Archivos De Medicina Veterinaria*, 40(1), 7-22.
- Ellis-Calderón, R., & Campos-Granados, C. M. (2022). Descripción productiva y económica de un sistema de engorde bovino comercial en la zona norte de costa rica. *Nutrición Animal Tropical*, 16(2), 134-151.
- Instituto Nacional de Innovación y Transferencia en Tecnología Agropecuaria (INTA). Análisis de la Cadena de Valor de la Ganadería Bovina de Engorde en Costa Rica. Publicación Técnica No. 152, San José, Costa Rica, 2023.
- K. Čvek, M. Mostarac, & K. Miličević. (2022). (2022). Impact of Different Noise Distributions in the Application of Kalman Filter in Sensor Fusion. Paper presented at the 2022 *International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*, 203-207.
10.1109/SST55530.2022.9954868
- M. Ghanbari, & M. J. Yazdanpanah. (2015). Delay compensation of tilt sensors based on MEMS accelerometer using data fusion technique. *IEEE Sensors Journal*, 15(3), 1959-1966.
<https://doi.org/10.1109/JSEN.2014.2366874>
- Microchip Technology Incorporated. (s.f.). *Microchip: Leading provider of smart, connected and secure embedded control solutions*. Recuperado: [08 de noviembre, 2025], de <https://www.microchip.com/>
- TekLink International, Inc. (s.f.). *Technology*. Recuperado: [08 de noviembre, 2025], de <https://iteklink.com/industries/technology/>

Belhadj Slimen, I., Najar, T., Ghram, A., & Abdrabba, M. (2016). Heat stress effects on livestock: Molecular, cellular and metabolic aspects, a review. *Journal of Animal Physiology and Animal Nutrition*, 100(3), 401-412.

ANEXOS

El código presentado en los puntos 1, 2, y 3 de este anexo se han desarrollado para ser ejecutados directamente sobre el microcontrolador ATmega328P, en una configuración *bare-metal*.

Para el punto 4 la implementación se realizó en *Python*.

1 Código de los filtros utilizados para sensor de temperatura

```
#include <stdio.h>
#define TEMP_MINIMA_ACEPTABLE -50.0f
#define TEMP_MAXIMA_ACEPTABLE 100.0f
float Temp_Estimada = 25.0f;
float P_CovarianzaError = 10.0f;
#define Q_RuidoProceso 0.001f
#define R_RuidoMedicion 0.5f
int validar_lectura(float lectura_sensor) {
    if (lectura_sensor < TEMP_MINIMA_ACEPTABLE || lectura_sensor >
TEMP_MAXIMA_ACEPTABLE) {
        return 0;
    }
    return 1;
}
void filtro_kalman_ciclo(float Temp_ActualSensor) {
    float Temp_Predicha = Temp_Estimada;
    float P_CovarianzaPredicha = P_CovarianzaError + Q_RuidoProceso;
    float Ganancia_K = P_CovarianzaPredicha / (P_CovarianzaPredicha +
R_RuidoMedicion);
    float Residuo_Medicion = Temp_ActualSensor - Temp_Predicha;
    Temp_Estimada = Temp_Predicha + Ganancia_K * Residuo_Medicion;
    P_CovarianzaError = (1.0f - Ganancia_K) * P_CovarianzaPredicha;
}
int main(void) {
    float simulacion_lecturas[] = {
        25.1f, 25.3f, -127.0f, 25.0f, 24.8f, 105.0f, 25.5f, 25.2f
    };
    int num_lecturas = sizeof(simulacion_lecturas) /
sizeof(simulacion_lecturas[0]);

    for (int i = 0; i < num_lecturas; i++) {
        float Temp_ActualSensor = simulacion_lecturas[i];

        if (validar_lectura(Temp_ActualSensor) == 0) {
            continue;
        }

        filtro_kalman_ciclo(Temp_ActualSensor);
    }
}
```

```

    }
    return 0;
}

```

2 Código del filtro de Kalman para sensor de Frecuencia Cardíaca

```

#define Q_BPM 0.5f
#define Q_Vel 0.05f
#define R_measure 10.0f
struct Vector2D {
    float x;
    float y;
};
struct Matrix2D {
    float m[2][2];
};
struct Vector2D x_hat = {70.0f, 0.0f};
struct Matrix2D P_k = {{100.0f, 0.0f}, {0.0f, 10.0f}};
struct Matrix2D F_k;
struct Matrix2D Q_k = {{Q_BPM, 0.0f}, {0.0f, Q_Vel}};
struct Vector2D multiply_v(struct Matrix2D A, struct Vector2D v) {
    struct Vector2D result;
    result.x = A.m[0][0] * v.x + A.m[0][1] * v.y;
    result.y = A.m[1][0] * v.x + A.m[1][1] * v.y;
    return result;
}
struct Matrix2D multiply_m(struct Matrix2D A, struct Matrix2D B) {
    struct Matrix2D result = {{0}};
    int i, j, k;
    for (i = 0; i < 2; i++) {
        for (j = 0; j < 2; j++) {
            for (k = 0; k < 2; k++) {
                result.m[i][j] += A.m[i][k] * B.m[k][j];
            }
        }
    }
    return result;
}
struct Matrix2D add_m(struct Matrix2D A, struct Matrix2D B) {
    struct Matrix2D result;
    result.m[0][0] = A.m[0][0] + B.m[0][0]; result.m[0][1] = A.m[0][1] +
B.m[0][1];
    result.m[1][0] = A.m[1][0] + B.m[1][0]; result.m[1][1] = A.m[1][1] +
B.m[1][1];
    return result;
}
struct Matrix2D subtract_m(struct Matrix2D A, struct Matrix2D B) {
    struct Matrix2D result;

```

```

    result.m[0][0] = A.m[0][0] - B.m[0][0]; result.m[0][1] = A.m[0][1] -
B.m[0][1];
    result.m[1][0] = A.m[1][0] - B.m[1][0]; result.m[1][1] = A.m[1][1] -
B.m[1][1];
    return result;
}

struct Matrix2D transpose(struct Matrix2D A) {
    struct Matrix2D result;
    result.m[0][0] = A.m[0][0]; result.m[0][1] = A.m[1][0];
    result.m[1][0] = A.m[0][1]; result.m[1][1] = A.m[1][1];
    return result;
}

float filtro_kalman_2x2(float measurement) {
    struct Matrix2D F_k_T = transpose(F_k);
    struct Vector2D x_pred = multiply_v(F_k, x_hat);
    struct Matrix2D P_pred = multiply_m(F_k, P_k);
    P_pred = multiply_m(P_pred, F_k_T);
    P_pred = add_m(P_pred, Q_k);
    float S_k = P_pred.m[0][0] + R_measure;
    struct Vector2D K;
    float inv_S = 1.0f / S_k;
    K.x = P_pred.m[0][0] * inv_S;
    K.y = P_pred.m[1][0] * inv_S;

    float residual = measurement - x_pred.x;
    x_hat.x = x_pred.x + K.x * residual;
    x_hat.y = x_pred.y + K.y * residual;
    struct Matrix2D K_H = {{K.x, 0.0f}, {K.y, 0.0f}};
    struct Matrix2D I = {{1.0f, 0.0f}, {0.0f, 1.0f}};
    struct Matrix2D I_minus_KH = subtract_m(I, K_H);
    P_k = multiply_m(I_minus_KH, P_pred);
    return x_hat.x;
}

```

3. Código del filtro de Movimiento (detección de paso/marcha) para sensor de

Frecuencia Respiratoria

```

#include <math.h>
#define UMBRAL_INCLINACION_PASO 0.30f
#define UMBRAL_GIRO_PASO 50.0f
#define TIEMPO_POST_MOVIMIENTO_MS 10000
unsigned long ultimoMovimientoTiempo = 0;
int filtro_movimiento(unsigned long tiempoActual, float acel_cruda_x, float
acel_cruda_y, float giro_crudo_x, float giro_crudo_y) {
    int deteccionPaso = 0;
    if (

```

```

        (fabsf(accel_cruda_x) > UMBRAL_INCLINACION_PASO && fabsf(giro_crudo_x) >
UMBRAL_GIRO_PASO) ||
        (fabsf(accel_cruda_y) > UMBRAL_INCLINACION_PASO && fabsf(giro_crudo_y) >
UMBRAL_GIRO_PASO)
    ) {
        deteccionPaso = 1;
    }
    if (deteccionPaso) {
        ultimoMovimientoTiempo = tiempoActual;
    }
    if (tiempoActual - ultimoMovimientoTiempo < TIEMPO_POST_MOVIMIENTO_MS) {
        return 1;
    } else {
        return 0;
    }
}
}

```

4. Implementación de lógica central para error residual de Frecuencia Cardíaca

```

import numpy as np
N = 256
MEDIDA_REFERENCIA = 68.00
media_filtrada = 64.70
desv_est_filtrada = np.sqrt(173.4880)
np.random.seed(42)
senal_filtrada = media_filtrada + np.random.normal(0, desv_est_filtrada * 0.5, N)
+ np.sin(np.linspace(0, 8*np.pi, N)) * 5
error_residual = senal_filtrada - MEDIDA_REFERENCIA
bias = np.mean(error_residual) # Sesgo (Error Promedio)
mae = np.mean(np.abs(error_residual)) # Error Absoluto Medio (MAE)
mse = np.mean(error_residual**2) # Error Cuadrático Medio (MSE)
print(f"Error Residual Calculado: {error_residual[:5]}")
print(f"Sesgo (Bias - Error Promedio): {bias:.4f}")
print(f"Error Absoluto Medio (MAE): {mae:.4f}")
print(f"Error Cuadrático Medio (MSE): {mse:.4f}")

```