Animal Monitoring Systems in Real-World Environments: A Literature Review of IoT and Computer Vision Technologies

Rita de Cássia Rodrigues da Silva[1], **Flávio Henrique Duarte de Araújo**[1], **Júlio Vítor Monteiro Marques**[1], **Romuere Rodrigues Veloso e Silva**[1]

[1] Universidade Federal do Piauí (UFPI)
CEP 64.607-670, nº 905 - Picos - PI - Brasil

{rita.silva, flavio86, juliomonteiro, romuere}@ufpi.edu.br

Abstract. *This Systematic Literature Review (SLR) analyzes Internet of Things (IoT) and Computer Vision technologies in Precision Livestock Farming, focusing on Radio-Frequency Identification (RFID), image processing, and Edge Computing. While these systems achieve high accuracy in controlled settings, field applications face severe energy, connectivity, and visual occlusion challenges. We conclude that multimodal data fusion is essential to mitigate individual sensor limitations and enable proactive herd management.*

Resumo. *Esta Revisão Sistemática da Literatura (RSL) analisa tecnologias de Internet das Coisas (IoT) e Visão Computacional na Pecuária de Precisão, focando em Identificação por Radiofrequência (RFID), imagens e Edge Computing. Embora os sistemas apresentem alta acurácia em ambientes controlados, a aplicação em campo enfrenta severas limitações de energia, conectividade e oclusões visuais. Conclui-se que a fusão multimodal de dados é essencial para superar as falhas individuais dos sensores e viabilizar um manejo proativo.*

1. Introdução

Para atender à crescente demanda global lidando com a escassez de mão de obra [Gabato et al. 2024], o setor agropecuário busca superar as limitações do monitoramento manual, que é exaustivo e tardio na detecção de doenças [Yaseer and Chen 2021]. Como solução, a Pecuária de Precisão integra a IoT e a Visão Computacional para transformar o manejo reativo em uma gestão proativa, focada na eficiência e no bem-estar animal [Aquilani et al. 2022, Emsen and Odevci 2025].

A IoT reduz a dependência física do produtor ao viabilizar um acompanhamento contínuo e individualizado, mesmo em propriedades de grande extensão [Aquilani et al. 2022, Mura et al. 2026]. Sensores vestíveis (*wearables*), como GPS, acelerômetros e RFID, automatizam a coleta ininterrupta de dados, permitindo não apenas localizar o rebanho em tempo real, mas também classificar comportamentos diários com precisão e gerar alertas sobre anomalias de saúde [Vaintrub et al. 2021, Shulkin et al. 2025, Tzanidakis et al. 2023, Paolino et al. 2025].

Paralelamente, a Visão Computacional utiliza câmeras e modelos de *Deep Learning* para a identificação biométrica, estimativa de peso e detecção não invasiva de patologias, eliminando o estresse severo associado à contenção física do gado [Sztandarski et al. 2025, Bhujel et al. 2024, Aquilani et al. 2022]. Contudo, a viabilidade dessas soluções no campo

depende diretamente de protocolos de rede de longo alcance e baixo consumo (LPWAN, como *LoRaWAN*), que garantem a transmissão robusta dos arquivos coletados até os servidores centrais [Araujo et al. 2024].

Apesar de otimizarem as operações, essas inovações esbarram em custos elevados, conectividade limitada e restrições de bateria [Mura et al. 2026, Paolino et al. 2025, Aquilani et al. 2022]. Para analisar como essas barreiras vêm sendo tratadas, este trabalho apresenta uma RSL sobre IoT e Visão Computacional no monitoramento animal, guiada por três questões centrais:

- **Q1:** Quais são as principais arquiteturas de IoT e Visão Computacional adotadas para o monitoramento animal?
- **Q2:** Quais são as limitações práticas de hardware, conectividade e autonomia ao transferir essas tecnologias para condições reais de campo?
- **Q3:** Como a fusão multimodal de dados pode mitigar os gargalos operacionais da precisão individual de sensores?

2. Fundamentação Teórica

A Pecuária de Precisão baseia-se no monitoramento individual e contínuo dos animais para otimizar a produtividade, a sustentabilidade e o bem-estar animal. Essa abordagem apoia-se em três pilares tecnológicos principais:

- **IoT e Sensores Físicos:** Engloba dispositivos para coleta de dados biológicos e comportamentais, como RFID, acelerômetros e GPS. Esses sensores permitem rastreamento e monitoramento automático dos animais, enquanto protocolos LPWAN, como LoRaWAN e NB-IoT, viabilizam a comunicação em ambientes rurais.
- **Visão Computacional:** Utiliza câmeras RGB, 3D ou térmicas associadas a modelos de *Deep Learning* para automatizar tarefas como contagem de animais, identificação biométrica e estimativa de peso, reduzindo a necessidade de intervenções manuais.
- **Edge Computing (Computação na Borda):** Consiste no processamento local dos dados por meio de microcontroladores ou aceleradores de hardware. Essa abordagem reduz a dependência da nuvem, diminui a latência e melhora a eficiência energética dos sistemas executando modelos de Inteligência Artificial (IA) diretamente no campo.

3. Trabalhos Relacionados

O mapeamento da literatura revela que as revisões sobre Pecuária de Precisão frequentemente adotam recortes restritos a cadeias produtivas ou métodos de manejo específicos. Estudos como os de [Aquilani et al. 2022] e [Tzanidakis et al. 2023], por exemplo, concentram-se fortemente em sistemas de monitoramento para animais em pastejo. Embora forneçam uma visão importante sobre os aspectos produtivos e comportamentais, tais trabalhos priorizam cenários agronômicos e exploram de forma superficial a integração das infraestruturas tecnológicas.

Sob uma perspectiva mais computacional, os trabalhos tendem a isolar as tecnologias. [Bhujel et al. 2024] realizaram um levantamento focado exclusivamente em *datasets* públicos de imagens, enquanto [Mura et al. 2026] direcionaram sua análise apenas para

sistemas de suporte à decisão baseados em IoT aplicados à ovinocultura leiteira. Essas contribuições são relevantes para o desenvolvimento de soluções especializadas, porém apresentam uma cobertura limitada das diferentes frentes tecnológicas empregadas.

Ainda nesse contexto, pesquisas recentes como a de [Sztandarski et al. 2025] apresentam uma visão abrangente dos impactos da Inteligência Artificial na produtividade, saúde e bem-estar animal. Contudo, essas abordagens discutem de forma muito limitada os desafios práticos de *hardware*, como a conectividade rural e o processamento distribuído (*Edge Computing*) em ambientes reais. Aspectos de viabilidade operacional e autonomia energética costumam receber menor atenção quando comparados ao desempenho teórico dos modelos.

Diferentemente dos trabalhos anteriores, esta Revisão Sistemática busca integrar as perspectivas de IoT, Visão Computacional e IA em um panorama analítico único. O grande diferencial deste estudo não se restringe a elencar o sucesso dessas tecnologias, mas sim avaliar criticamente as limitações operacionais de campo e mapear as estratégias de fusão multimodal de dados necessárias para viabilizar o monitoramento animal [Aquilani et al. 2022, Mura et al. 2026].

4. Metodologia

A prospecção seguiu as diretrizes PRISMA (Preferred Repor- ting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), nas bases MDPI, Scopus, ScienceDirect e IEEE Xplore, retornando 136 registros. Utilizou-se a *string*: `("Goat"OR "Livestock") AND ("RFID"OR "IoT"OR "Deep learning") AND ("monitoring"OR "system")`. O filtro temporal (2023-2025) garantiu a atualidade das tecnologias avaliadas.

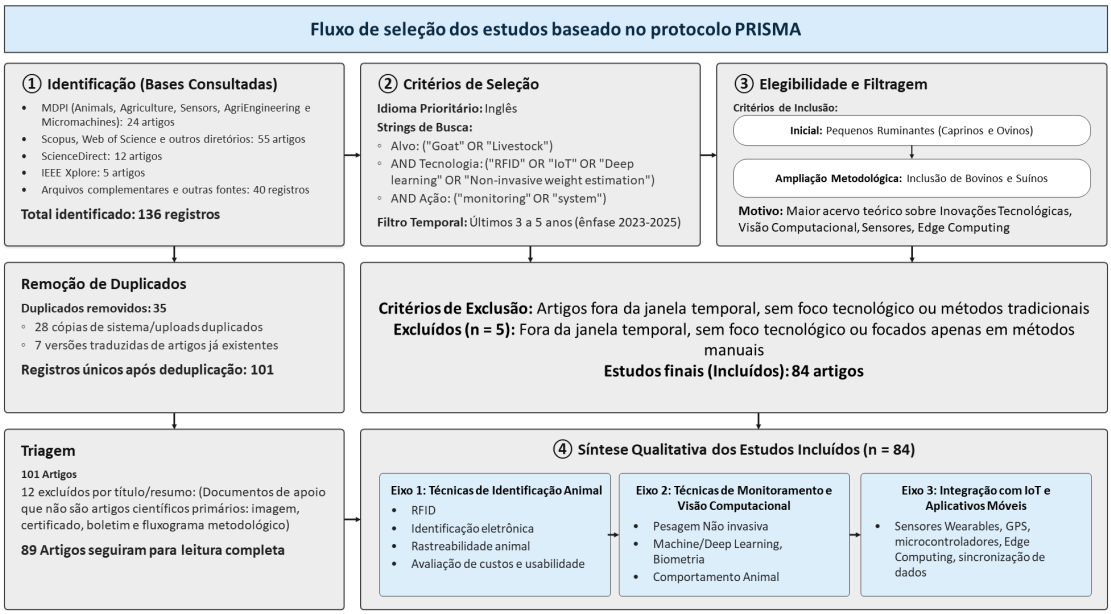


Figura 1. Fluxo de seleção dos estudos baseado no protocolo PRISMA

Dos registros iniciais, removeram-se 35 duplicatas. A triagem de títulos e resumos excluiu 12 materiais de apoio não científicos (boletins e certificados). Na etapa de elegibili-

dade, o escopo inicial (pequenos ruminantes) foi ampliado para bovinos e suínos, visto que essas espécies concentram um acervo teórico mais maduro sobre Visão Computacional e *Edge Computing*, viabilizando a transposição analítica das tecnologias para outros rebanhos. Após excluir 5 artigos fora da janela temporal ou focados estritamente em manejo manual, consolidou-se o portfólio de 84 estudos finais.

Devido ao caráter exploratório da revisão, não foram aplicados escores rígidos de risco de viés. Contudo, avaliou-se criticamente o ambiente de validação de cada estudo, separando resultados de laboratório (*closed-set*) daqueles obtidos em pasto aberto, a fim de embasar a discussão sobre limitações práticas de forma realista. Por fim, devido ao limite de páginas, a bibliografia apresenta um subconjunto representativo da síntese crítica, enquanto a listagem integral dos 84 trabalhos encontra-se disponível no repositório GitHub do projeto.

4.1. Conjunto de Artigos Selecionados e Síntese Qualitativa

A fim de estruturar a síntese qualitativa e facilitar a compreensão da evolução tecnológica na área, os 84 estudos selecionados foram categorizados em três eixos temáticos complementares, que avançam desde a coleta básica de dados até o processamento avançado na borda.

- **Eixo 1 - Técnicas de Identificação Animal:** Aborda a transição do manejo manual para a identificação eletrônica contínua via RFID, analisando não apenas a rastreabilidade animal, mas também a avaliação de custos operacionais de implantação e a usabilidade prática dos hardwares no campo. Essa automação reduz drásticamente as falhas humanas e viabiliza o manejo eficiente de grandes rebanhos em sistemas extensivos.
- **Eixo 2 - Técnicas de Monitoramento e Visão Computacional:** Focado em métodos ópticos de pesagem não invasiva, biometria facial e classificação complexa de comportamento animal. Este eixo destaca soluções apoiadas por técnicas de *Machine Learning* e arquiteturas de *Deep Learning* (como modelos YOLO), visando extrair métricas fenotípicas de forma automatizada e eliminando o estresse associado às contenções físicas recorrentes.
- **Eixo 3 - Integração com IoT e Aplicativos Móveis:** Explora as redes de conectividade rural e a arquitetura de *hardware* embarcado, incluindo sensores *wearables* (acelerômetros e GPS), microcontroladores de baixo consumo e a sincronização de dados distribuída via *Edge Computing*. O foco primordial destas soluções reside em superar a ausência de infraestrutura de internet tradicional e prolongar a autonomia energética em áreas remotas.

5. Resultados e Discussão

Para responder às questões formuladas, esta seção mapeia as arquiteturas tecnológicas (Q1) nos eixos de identificação, visão computacional e IoT. A Tabela 1 sintetiza o desempenho dessas abordagens, delineando a maturidade atual de cada solução para a agropecuária. Além da acurácia, a análise aprofunda as restrições operacionais e de infraestrutura em campo (Q2). Por fim, debate-se como a fusão multimodal de dados supera falhas de sensores individuais (Q3), apontando a integração de múltiplas fontes como essencial para garantir a viabilidade comercial e o bem-estar animal.

Tabela 1. Síntese Analítica do Desempenho e Limitações das Tecnologias

Estudo	Tecnologia Principal	Desempenho Reportado	Vantagens Práticas (Prós)	Limitações e Desafios (Contras)	Requisitos de Infraestrutura
Muniz et al. (2025)	Identificação (RFID+IoT)	100% de sucesso em curtas distâncias	Baixo custo (R$ 54-62); alta eficiência energética.	Bateria curta; perda de sinal por barreiras físicas no curral.	Rede local RF (433 MHz) e conectividade constante.
Gabato et al. (2024)	Identificação (Portal RFID)	100% de taxa de leitura	Economia de 64,5% do tempo em registros manuais diários.	Dependência de contenção ou passagem forçada.	Arquitetura em nuvem e leitores físicos no pasto.
González-García et al. (2021)	Monitoramento (Balança WoW)	98,2% de concordância com balança estática	Pesagem voluntária e contínua; reduz o estresse.	Alto custo de implantação; exige longo período de adaptação.	Estrutura metálica na saída da ordenha; filtragem rigorosa.
Bergman et al. (2024)	Visão Computacional (Biometria Facial)	96,3% de acurácia e F1-Score	Reduz custos via Edge Computing e câmeras comuns; não invasivo.	Acurácia cai drasticamente com chuva, oclusões e variação de luz.	Câmeras RGB estratégicas e processamento local via GPU.
Yang et al. (2024)	Visão Computacional (Rastreamento)	97,6% de acurácia de rastreamento (MOTA)	Estabilidade de identidades (StrongSORT) por até 24 horas.	Grades e aglomerações causam oclusão e troca de IDs.	Câmeras cobrindo confinamentos densos; alto processamento.
Suhaimi et al. (2025)	IoT e Edge Computing (Acelerômetro)	92,1% de acurácia na classificação	Classificação em tempo real via ESP32; baixo consumo.	Sensores isolados falham ao distinguir posturas muito sutis.	Sensores vestíveis fixados aos animais e rede Wi-Fi local.
Chae et al. (2024)	Integração Multimodal (Áudio e Vídeo)	95,0% de sensibilidade para tosse	Alta precisão precoce, mesmo com poluição sonora no galpão.	Alta complexidade algorítmica e exigência na fusão de dados.	Câmeras, microfones de alta precisão e processadores avançados.
Lemmens et al. (2023)	Fusão de Sensores (Machine Learning)	75,3% de acurácia global (Claudicação)	Integra dados para detectar anomalias subclínicas precoces.	Baixa precisão, pois bovinos mascaram a dor (estoicismo).	Múltiplos sensores ambientais e de saúde integrados a um hub.

5.1. Técnicas de Identificação Animal

A identificação eletrônica otimiza a rotina rural ao eliminar transcrições manuais. A Figura 2 ilustra soluções como o BovTag [Muniz et al. 2025], de baixo custo e comunicação local (433 MHz), e portais Web em nuvem para caprinos [Gabato et al. 2024]. Juntas, essas tecnologias reduzem em até 64,5% o tempo gasto com registros.

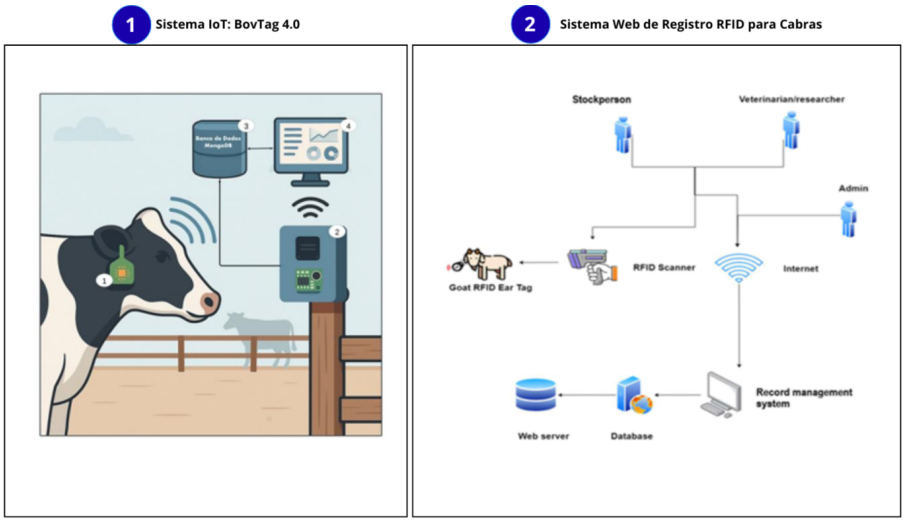


Figura 2. Abordagens Metodológicas de cada Artigo

Fonte: [Muniz et al. 2025], [Gabato et al. 2024]

Contudo, taxas de leitura de 100% reportadas derivam de condições controladas (corredores estreitos e passagem forçada) [Muniz et al. 2025, Gabato et al. 2024]. No pastoreio extensivo, a confiabilidade despenca devido à perda física de brincos, atenuação por vegetação e colisões de sinal geradas pela passagem de múltiplos animais [Xue et al. 2024, Shulkin et al. 2025].

5.2. Técnicas de Monitoramento e Visão Computacional

Plataformas de pesagem em movimento (*Walk-over-Weighing - WoW*, Figura 3) substituem balanças estáticas com 98,2% de precisão. O sistema capta flutuações de peso voluntárias, por exemplo, na saída da ordenha, viabilizando ajustes nutricionais sem o estresse da contenção física [González-García et al. 2021].

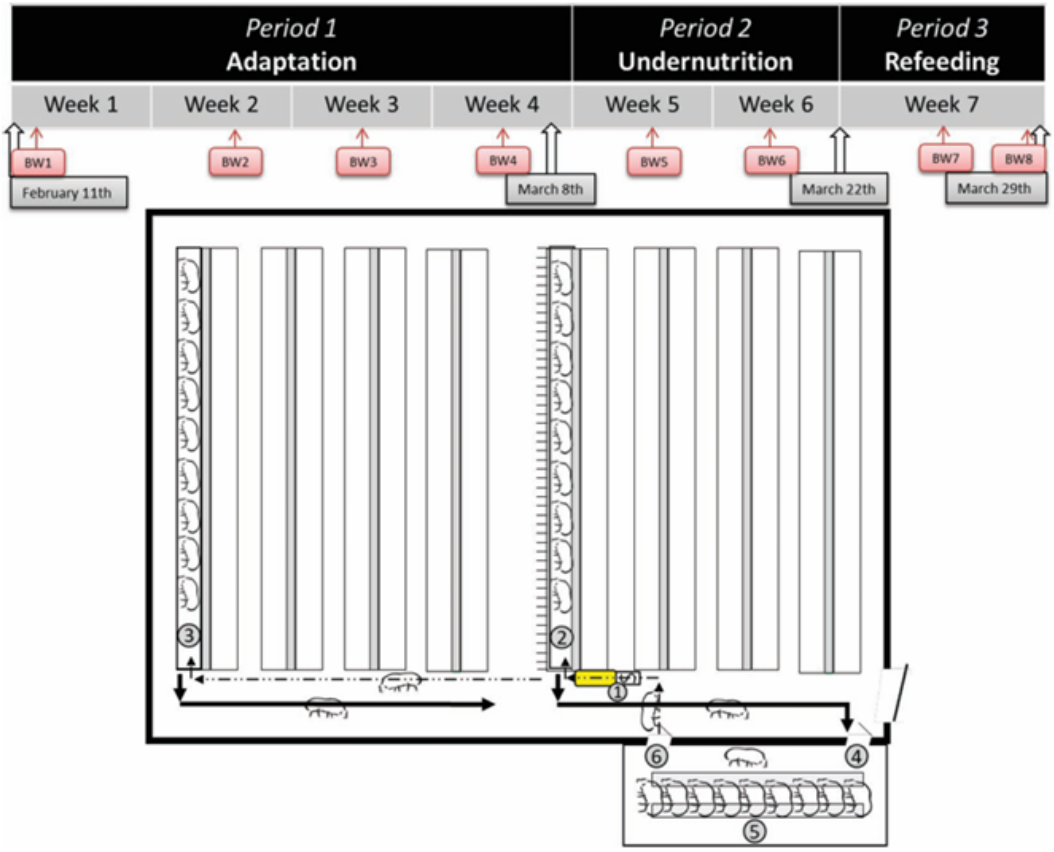


Figura 3. Sistema Automatizado de Pesagem de Ovelhas

Fonte: [González-García et al. 2021]

Na Visão Computacional (Figura 4), o *Deep Learning* atinge 96,3% de acurácia na identificação facial bovina [Bergman et al. 2024]. Entretanto, métricas elevadas em cenários fechados (*closed-set*) falham na prática, pois a entrada de novos animais exige o re-treinamento constante da rede profunda.

Ademais, o rastreamento dinâmico de suínos agrupados [Yang et al. 2024] reduz falhas de sobreposição, mas exige iluminação constante. Fora de confinamentos controlados, oclusões severas e poeira degradam a visão óptica. Assim, ela não substitui o RFID, atuando melhor se integrada em arquiteturas de fusão.

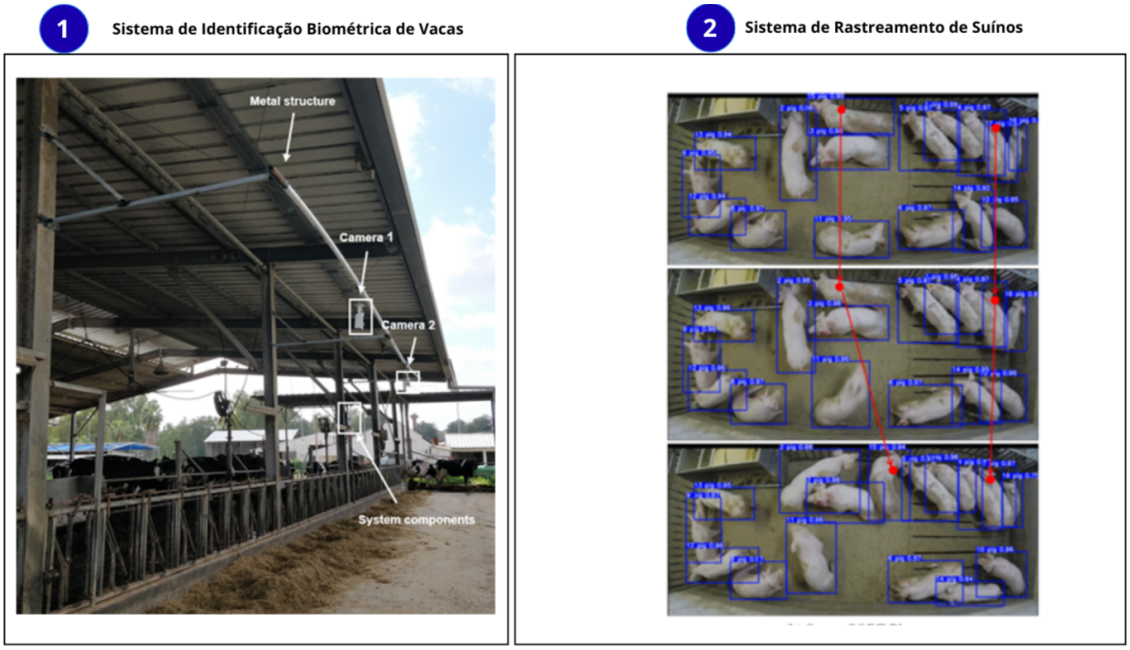


Figura 4. Abordagens Metodológicas de cada Artigo

Fonte: [Bergman et al. 2024], [Yang et al. 2024]

5.3. Integração com IoT e Aplicativos Móveis

Sensores vestíveis com processamento na borda (*Edge Computing*, Figura 5) alcançam 92,1% de acurácia com microcontroladores ESP32 [Suhaimi et al. 2025]. Contudo, o streaming inercial contínuo esgota as baterias rapidamente. A viabilidade em campo exige painéis solares e ciclos de *deep sleep*, criando colares pesados (550g) e de alto custo de prototipagem frente aos brincos passivos.



Figura 5. Sistema de Aprendizado de Máquina para Ovelhas

Fonte: [Suhaimi et al. 2025]

Cenários clínicos complexos exigem fusão multimodal (Figura 6). Sensores isolados atingem apenas 75,3% de acurácia em claudicação devido à camuflagem natural de dor do animal [Lemmens et al. 2023]. Em contrapartida, a combinação de áudio e vídeo detecta tosse suína com 95% de sensibilidade [Chae et al. 2024], reforçando a necessidade de modelos probabilísticos integrados.

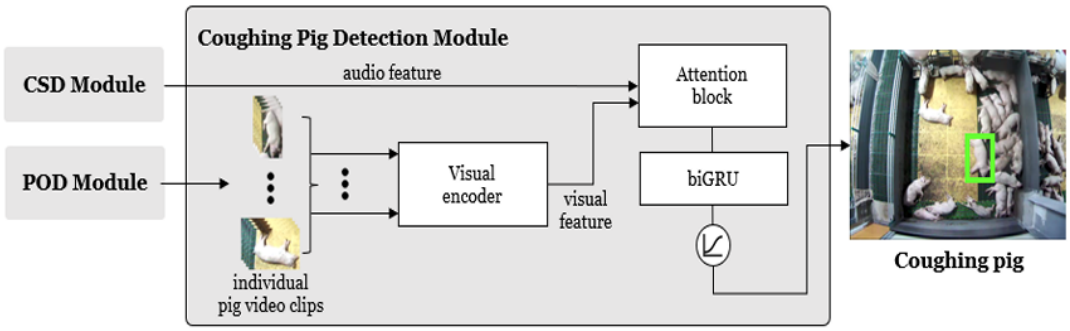


Figura 6. Sistema de Detecção Multimodal para Suínos

Fonte: [Chae et al. 2024]

5.4. Síntese Comparativa dos Sistemas

A escolha tecnológica varia conforme o objetivo produtivo e o nível de confinamento, evidenciando que não há uma solução universal para a Pecuária de Precisão. A Tabela 2 sintetiza as vantagens, os desafios críticos e as lacunas de cada modalidade, consolidando as limitações discutidas anteriormente.

Tabela 2. Síntese comparativa de trade-offs de tecnologias.

Tecnologia	Função	Vantagens	Desafios Críticos	Lacunas
RFID (LF/UHF)	Identificação e Rastreamento	Baixo custo unitário; alta precisão local; durabilidade.	Perda de tags; curto alcance; interferência (água/metal).	Portais UHF de longo alcance em pasto aberto; colisões.
Visão Computacional	Peso, biometria e grupo	Não invasiva; sem contato; análise múltipla simultânea.	Sensível a luz, poeira e oclusões por aglomeração.	Validação em pasto aberto; baixa generalização de raças.
Sensores Vestíveis	Comportamento contínuo	Dados contínuos no pasto; independente de luz.	Peso da bateria; baixa autonomia; alto custo de hardware.	TinyML embarcado local; redução de consumo de bateria.

Diante desses *trade-offs*, a principal lacuna científica atual reside no desenvolvimento de arquiteturas de fusão de dados de baixo custo que integrem de forma viável o RFID, a visão computacional e os sensores inerciais.

5.5. Limites de Conectividade, Autonomia e Viabilidade

A adoção de tecnologias de precisão impõe um severo *trade-off* entre processamento local e autonomia energética. Dispositivos passivos, como o RFID, oferecem longa durabilidade e baixo custo, mas geram dados restritos a eventos discretos [Muniz et al. 2025, Gabato et al. 2024]. Em contrapartida, a inteligência artificial na borda exige hardware dedicado, o que eleva o consumo elétrico e os custos de implantação, além de demandar baterias pesadas que podem alterar o comportamento natural dos animais [Bergman et al. 2024, Yang et al. 2024].

A conectividade rural atua como um segundo gargalo físico. Protocolos como LoRaWAN, embora adequados para telemetria leve, sofrem forte atenuação por barreiras geográficas e pela própria massa corporal do rebanho [Muniz et al. 2025]. Consequentemente, o custo-benefício tecnológico depende do manejo: sistemas embarcados complexos são mais viáveis em confinamentos intensivos de bovinos e suínos [Chae et al. 2024], enquanto soluções estáticas em pontos de passagem obrigatória mostram-se ideais para o pastoreio extensivo de pequenos ruminantes [González-García et al. 2021].

5.6. Desafios de Implementação de Sistemas Multimodais de Fusão de Dados

1. Sincronização Temporal: A fusão de dados heterogêneos impõe desafios complexos de modelagem, pois o RFID opera por eventos assíncronos, os acelerômetros geram séries temporais contínuas e as câmeras capturam quadros discretos [Shulkin et al. 2025, Chae et al. 2024]. Para alinhar esses fluxos, utiliza-se uma lógica de gatilho distribuído [Xue et al. 2024]. A leitura física do brinco eletrônico ou a ativação de sensores de barreira disparam instantaneamente a captura das câmeras de vídeo, injetando uma marcação temporal (*timestamp*) unificada que vincula a identidade do animal às leituras do colar.

2. Armazenamento e Transmissão: Vídeos e imagens de alta resolução geram volumes massivos de dados, inviabilizando o tráfego contínuo em redes de internet rurais de baixa largura de banda. Para mitigar esse gargalo, arquiteturas modernas utilizam processamento local na borda (*Edge Computing*) e compactação de vetores inerciais por meio de modelos TinyML embarcados [Suhaimi et al. 2025]. Assim, realiza-se a classificação comportamental diretamente no microcontrolador do colar, transmitindo apenas metadados textuais leves via LoRaWAN, o que reduz o uso de banda em mais de 60% [Shulkin et al. 2025].

3. Resolução de Conflitos: Sistemas multimodais devem tolerar leituras redundantes ou contraditórias entre os sensores. Um colar inercial pode classificar movimentos repetitivos de coceira como comportamento de pastoreio ativo, colidindo com a análise visual da câmera que identifica o animal em repouso absoluto [Suhaimi et al. 2025]. Esses impasses são solucionados por modelos de fusão tardia (*late fusion*) baseados em probabilidades ou lógica *fuzzy*, ponderando pesos conforme o ambiente (por exemplo, priorizando o acelerômetro no escuro e a visão sob boa iluminação), além de filtros temporais de Markov para validar transições comportamentais.

4. Privacidade e Ética: O monitoramento óptico contínuo em fazendas registra involuntariamente dados operacionais e rostos de funcionários rurais, demandando adequação a leis de proteção de dados (LGPD/GDPR). Como solução, as arquiteturas devem priorizar o descarte imediato das imagens em memória de computadores locais de borda [Shulkin et al. 2025]. Quando o armazenamento de registros visuais for imprescindível, algoritmos baseados em YOLO devem aplicar desfoque automático (*blurring*) em humanos, ou utilizar exclusivamente sensores de tempo de voo (ToF) que operam com base em nuvens de pontos tridimensionais anônimas [Xue et al. 2024].

5.7. Ameaças à Validade e Limitações do Estudo

Como toda RSL, este estudo está sujeito a limitações metodológicas. A priorização de publicações em inglês pode ter introduzido viés de seleção, uma vez que estudos relevantes publicados em outros idiomas podem não ter sido incluídos. Além disso, o recorte temporal

adotado (2023–2025), embora adequado para capturar avanços recentes em IoT, Edge Computing e IA, pode ter excluído trabalhos clássicos que fundamentam tecnologias ainda utilizadas em aplicações comerciais.

Outra limitação refere-se à representatividade das espécies analisadas. Embora a busca tenha sido ampliada para diferentes contextos produtivos, a literatura disponível apresenta maior concentração de estudos voltados à bovinocultura e à suinocultura, refletindo o maior volume de investimentos nessas áreas. Consequentemente, tecnologias destinadas a caprinos e ovinos podem estar sub-representadas no conjunto de estudos selecionados.

6. Conclusão

A Pecuária de Precisão tem se consolidado como uma estratégia essencial para conciliar eficiência produtiva, sustentabilidade e bem-estar animal. Em resposta às arquiteturas atualmente adotadas no setor (Q1), esta Revisão Sistemática identificou que redes de sensores físicos (IoT) e sistemas de Visão Computacional destacam-se por fornecer dados confiáveis sobre a localização, biometria e comportamento dos animais.

Entretanto, a transferência dessas inovações para ambientes reais de campo ainda esbarra em limitações práticas severas (Q2). Enquanto os dispositivos IoT dependem de infraestrutura de conectividade adequada e sofrem com gargalos de autonomia energética, os sistemas visuais são altamente suscetíveis a oclusões, condições climáticas e variações de iluminação.

Para superar esses obstáculos, os resultados deste estudo evidenciam que a fusão multimodal de dados atua como a solução mais eficaz (Q3). A integração entre IoT, Visão Computacional e IA compensa as falhas individuais de cada sensor, aumentando a robustez do monitoramento e reduzindo falsos positivos. Diferentemente de revisões anteriores focadas em tecnologias ou espécies específicas, este panorama unificado confirma que a convergência tecnológica é o caminho para viabilizar diagnósticos mais confiáveis, favorecendo um manejo cada vez mais proativo, escalável e sustentável.

Disponibilidade de Dados

Visando a reprodutibilidade da pesquisa, o acervo completo dos artigos incluídos está disponível publicamente no https://github.com/ritar0drigues/Revisao-Sistematica-Pecuaria-PrecisaoRepositório GitHub.

Referências

Aquilani, C., Confessore, A., Bozzi, R., Sirtori, F., and Pugliese, C. (2022). Precision livestock farming technologies in pasture-based livestock systems. *Animal*, 16(1):100429.

Araujo, M., Leitão, P., Castro, M., Castro, J., and Bernuy, M. (2024). Development of an iot-based device for data collection on sheep and goat herding in silvopastoral systems. *Sensors*, 24(17):5528.

Bergman, N., Yitzhaky, Y., and Halachmi, I. (2024). Biometric identification of dairy cows via real-time facial recognition. *animal*, 18(3):101079.

Bhujel, A., Wang, Y., Lu, Y., Morris, D., and Dangol, M. (2024). Public computer vision datasets for precision livestock farming: A systematic survey. *arXiv preprint arXiv:2406.10628*.

Chae, H., Lee, J., Kim, J., Lee, S., Lee, J., Chung, Y., and Park, D. (2024). Novel method for detecting coughing pigs with audio-visual multimodality for smart agriculture monitoring. *Sensors*, 24(22):7232.

Emsen, E. and Odevci, B. B. (2025). Smart ict tools for precision management in intensive sheep systems. In *2025 IEEE 19th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*, pages 1–5. IEEE.

Gabato, A. J., Vendivil, J., Sison, B. A., Botangen, K. A., Del Rosario, N., and Santiago, K. (2024). Development of an rfid-based record management web portal for goats towards precision livestock farming. In *2024 IEEE International Conference on Computing (ICOCO)*, pages 479–484. IEEE.

González-García, E., Alhamada, M., Nascimento, H., Portes, D., Bonnafe, G., Allain, C., Llach, I., Hassoun, P., Gautier, J.-M., and Parisot, S. (2021). Measuring liveweight changes in lactating dairy ewes with an automated walk-over-weighing system. *Journal of dairy science*, 104(5):5675–5688.

Lemmens, L., Schodl, K., Fuerst-Waltl, B., Schwarzenbacher, H., Egger-Danner, C., Linke, K., Suntinger, M., Phelan, M., Mayerhofer, M., Steininger, F., et al. (2023). The combined use of automated milking system and sensor data to improve detection of mild lameness in dairy cattle. *Animals*, 13(7):1180.

Muniz, G. M., Calheiros, S. G., Dias Filho, J. M., de Oliveira Feitoza, W., Postigo, M. A. O., and Torné, I. G. (2025). Bovtag 4.0: Solução iot para pecuária baseada em comunicação por rádio frequência e monitoramento via dashboard. In *2025 16th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON)*, pages 1775–1782. IEEE.

Mura, M. C., Othmane, T., Vincenzo, C., and Sebastiano, L. (2026). Precision livestock farming for dairy sheep: A literature review of iot and decision-support systems for enhanced management and welfare. *AgriEngineering*, 8(2):58.

Paolino, R., Di Trana, A., Coppola, A., Sabia, E., Riviezzi, A. M., Vignozzi, L., Claps, S., Caparra, P., Pacelli, C., and Braghieri, A. (2025). May the extensive farming system of small ruminants be smart? *Agriculture*, 15(9):929.

Shulkin, J. D., Vibhatasilpin, A., and Adhana, V. (2025). Pervasive sensing for livestock health and activity monitoring: Current methods and techniques. *arXiv preprint arXiv:2503.15674*.

Suhaimi, A. F., Mutiara, G. A., and Rizal, M. F. (2025). Leveraging embedded accelerometers and machine learning for real-time sheep behavior classification in precision farming. *IEEE Access*.

Sztandarski, P., Marchewka, J., Jaszczyk, A., Solka, M., Michnowska, H., Pogorzelski, G., Gotxi, J. R., Damaziak, K., Wójcik, W., Siwiec, D., et al. (2025). Scientific literature on ai technologies to enhance animal welfare, health and productivity. *Animal Science Papers & Reports*, 43(2).

Tzanidakis, C., Tzamaloukas, O., Simitzis, P., and Panagakis, P. (2023). Precision livestock farming applications (plf) for grazing animals. *Agriculture*, 13(2):288.

Vaintrub, M. O., Levit, H., Chincarini, M., Fusaro, I., Giammarco, M., and Vignola, G. (2021). Precision livestock farming, automats and new technologies: Possible applications in extensive dairy sheep farming. *Animal*, 15(3):100143.

Xue, J., Hou, Z., Xuan, C., Ma, Y., Sun, Q., Zhang, X., and Zhong, L. (2024). A sheep identification method based on three-dimensional sheep face reconstruction and feature point matching. *Animals*, 14(13):1923.

Yang, Q., Hui, X., Huang, Y., Chen, M., Huang, S., and Xiao, D. (2024). A long-term video tracking method for group-housed pigs. *Animals*, 14(10):1505.

Yaseer, A. and Chen, H. (2021). A review of sensors and machine learning in animal farming. In *2021 IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, pages 747–752. IEEE.