

स्मार्ट पशुपालन

पशुशाला में कृत्रिम बुद्धिमत्ता

अधिवक्ता किम क्युंग-जिन

यह पुस्तक कृत्रिम बुद्धिमत्ता की सहायता से संकलित और तैयार की गई है।
इसमें विश्व की प्रमुख भाषाओं में उपलब्ध सामग्री का संग्रह और समेकन किया गया है।

<https://notebook.google.com/notebook/be0dfa0c-fd2a-46f0-8561-27e1fc0c7abb>

ऊपर दिया गया लिंक इस पुस्तक की तैयारी में संदर्भित सामग्री के सार्वजनिक NotebookLM संग्रह तक ले जाता है। सभी लोग इसे स्वतंत्र रूप से देख और उपयोग कर सकते हैं।

विषय-सूची

अध्याय 1	परिशुद्ध पशुपालन और पशुधन DX
1.1	पशुपालन उद्योग का डिजिटल रूपांतरण (DX) और कृषि 4.0 का प्रतिमान
1.2	स्मार्ट पशुपालन प्रणाली की 4-स्तरीय संरचना: संवेदन, संचार, विश्लेषण, क्रियान्वयन
1.3	एज कंप्यूटिंग, क्लाउड और फेडरेटेड लर्निंग
अध्याय 2	बहुविध संवेदन और निगरानी
2.1	कंप्यूटर विजन और वस्तु-पहचान एल्गोरिदम
2.2	शरीर पर लगे सेंसर और इंटरनेट ऑफ थिंग्स का जैविक डेटा
2.3	बिना छुए मापने की तकनीक: तापीय चित्रण, वर्णक्रम और ध्वनि
अध्याय 3	स्वास्थ्य एवं रोग पूर्वानुमान, प्रजनन और पोषण
3.1	बीमारी को पहले पहचानने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता
3.2	मदकाल और प्रसव को पढ़ने वाली आँख
3.3	शरीर मापने वाला कैमरा: शारीरिक दशा स्कोर और भार अनुमान
अध्याय 4	पशु-प्रजाति के अनुसार AI के मैदानी उदाहरण
4.1	डेयरी गायें और हानवू: रोबोटिक दुग्ध-दोहन मशीन और आभासी बाड़
4.2	सूअर: मुद्रा पढ़ने वाला कैमरा और खाँसी गिनने वाला माइक्रोफोन
4.3	मुर्गियाँ: दसियों हज़ार के बीच एक पक्षी को देखने की विधि
अध्याय 5	डिजिटल ट्विन और सततता
5.1	डिजिटल ट्विन: कंप्यूटर के भीतर बनी पशुशाला
5.2	भाषा समझने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता: जनरेटिव AI और विशाल भाषा मॉडल
5.3	मीथेन, कल्याण और डेटा का स्वामी

अध्याय 1

परिशुद्ध पशुपालन और पशुधन DX

1.1

पशुपालन उद्योग का डिजिटल रूपांतरण (DX) और कृषि 4.0 का प्रतिमान

यह दृश्य अनेक अध्ययनों और मैदानी आँकड़ों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह के 4 बजे हैं और पशुशाला की छत के ऊपर तारे अभी डूबे नहीं हैं। गोशाला के भीतर हवा ठंडी है और गायें अलग-अलग मुद्राओं में जुगाली कर रही हैं। कोई इंसान अभी वहाँ नहीं पहुँचा। दुग्ध-दोहन कक्ष के एक कोने में रोबोटिक भुजा अगली बारी की प्रतीक्षा में चुपचाप रुकी है। काँच के पार सफेद भाप-सी साँस फैलती है और शीतलन मशीन की धीमी गूँज अँधेरे को भर रही है। कहीं चारे की नांद खिसकने की खड़खड़ाहट सुनाई देती है, फिर दूर एक बार कुत्ता भौंकता है और चुप हो जाता है।

तभी खंड संख्या 3 में खड़ी दुधारू गाय के गले का छोटा उपकरण दो बार नीली रोशनी चमकाता है। पशुशाला के बाहर कार्यालय के कंप्यूटर पर चेतावनी उभरती है कि उस गाय की जुगाली का समय सामान्य से कम हो गया है। इंसान की आँख खुलने से पहले ही मशीन अनुमान लगाने लगी थी कि गाय के शरीर के भीतर क्या हो रहा है।

सिर्फ 10 साल पहले ऐसा दृश्य विज्ञान कथा की फिल्म में ही संभव लगता था। एक समय था जब पशुशाला का प्रबंधक टॉर्च लेकर गोशाला में घूमता, आँखों से गायों की दशा देखता और हाथ से गोबर छूकर स्वास्थ्य का अंदाजा लगाता था। अब छत पर लगे उच्च-रिज़ॉल्यूशन कैमरे, आवाज पकड़ने वाले माइक्रोफोन और गर्दन व कान से जुड़े वायरलेस उपकरण दिन भर पशुओं की साँस और चाल दर्ज करते हैं। सूचना-संचार प्रौद्योगिकी, इंटरनेट ऑफ थिंग्स (Internet of Things, IoT) और कृत्रिम बुद्धिमत्ता के खेत के बीचोंबीच पहुँचने की इस धारा को पशुपालन उद्योग का डिजिटल रूपांतरण (Digital Transformation, DX) कहा जाता है।

लोग इसे कृषि 4.0 की बड़ी धारा का हिस्सा मानते हैं, पर पशुशाला के भीतर होने वाला काम कहीं अधिक ठोस है: हर गाय, हर सूअर और हर मुर्गी को अलग-अलग पहचानना।

गाय, सूअर और मुर्गी के मांस के लिए दुनिया की भूख कम होने का कोई संकेत नहीं है। संयुक्त राष्ट्र के खाद्य और कृषि संगठन ने अनुमान लगाया है कि 2050 तक मांस की खपत आधार वर्ष से 73 प्रतिशत और दुग्ध उत्पादों की खपत 58 प्रतिशत बढ़ेगी। 2022 में मुर्गियों, बत्तखों और सूअरों समेत लगभग 83 अरब स्थलीय पशु भोजन के लिए काटे गए। खेत बनाने योग्य भूमि की भी सीमा है और पशुओं के पीने के पानी की भी। पशुओं की संख्या को लगातार बढ़ाते रहना संभव नहीं है।

पशुशालाओं की देखभाल करने वाले लोग बूढ़े हो रहे हैं, पर यह काम संभालने वाले युवा हाथ मुश्किल से मिलते हैं। स्थानीय पशुपालक बैठकों में अधिकतर उम्रदराज चेहरे दिखाई देते हैं; अनेक घरों के बच्चे शहर

चले गए और वापस नहीं आए। पशुपालन सहकारी समिति के कार्यालय में महीनों से भर्ती का पोस्टर लगा हो और एक फोन तक न आए, ऐसी कहानी अब अनजानी नहीं रही।

चारे और बिजली की कीमत हर साल बढ़ती है। जो देश अनाज-आधारित पशुचारे के लिए आयात पर अधिक निर्भर हैं, वहाँ विनिमय दर के एक बदलाव से चारे का बोझ डगमगा जाता है। सर्दियों में ताप व्यवस्था और गर्मियों में शीतलन व वेंटिलेशन बिजली का बिल उछाल देते हैं। इसके साथ methane और ammonia घटाने के सरकारी नियम लगातार कड़े और बारीक हो रहे हैं। कार्बन तटस्थता की राष्ट्रीय योजनाओं में पशुपालन को अधिक methane छोड़ने वाला उद्योग माना जाता है। जुगाली करने वाली एक गाय हर दिन कम methane नहीं छोड़ती, इसलिए उत्सर्जन मापना और घटाना अब पशुपालन प्रबंधन का अनिवार्य हिस्सा है।

खुरपका-मुँहपका या एवियन इन्फ्लुएंजा जैसी संक्रामक बीमारी फैल जाए तो कुछ ही दिनों में पूरी पशुशाला मिट सकती है। गाँव के मुहाने पर पशुओं को मारकर नष्ट करने वाला ट्रक खड़ा दिखना अब अनोखा दृश्य नहीं है। इंसानी आँखें जितने पशुओं पर निगरानी रख सकती हैं, उसकी साफ सीमा है; मगर देखभाल की जरूरत वाले पशुओं की संख्या सैकड़ों से बढ़कर दसियों हजार हुए बहुत समय बीत चुका है।

समस्या यह है कि बीमारी बिना आवाज किए आती है। दुधारू गाय में स्तनशोथ या पैर के दर्द से पैदा लंगड़ापन जब बाहर से दिखने लगता है, तब तक रोग अक्सर काफी बढ़ चुका होता है। चारा चबाते जबड़े की लय जरा-सी धीमी हो, तो इंसानी आँख उस बारीक अंतर को शायद ही पकड़ पाए। दूध का उत्पादन अचानक गिरता है और इलाज का खर्च बर्फ के गोले की तरह बढ़ता जाता है। पूरे झुंड में एक-सी मात्रा में चारा बाँटने की पद्धति में भी यही खामी है। अधिक खाने वाली और कम भोजन की जरूरत वाली गाय को एक ही थाली मिलने से बचा चारा फेंक दिया जाता है, जबकि मल-मूत्र का nitrogen और phosphorus नदी व मिट्टी में बहता है।

इन सीमाओं को पार करने का प्रयास परिशुद्ध पशुपालन (Precision Livestock Farming, PLF) है। इसमें सेंसर, कैमरा और कृत्रिम बुद्धिमत्ता की मदद से हर पशु के शरीर और व्यवहार पर रोज 24 घंटे नजर रखी जाती है। पहले पूरी गोशाला, सूअरशाला या मुर्गीशाला को एक औसत मानकर संभाला जाता था। परिशुद्ध पशुपालन उस औसत को तोड़ता है और गाय संख्या 17 तथा गाय संख्या 18 को अलग-अलग जीव मानकर देखभाल करता है। इसे ऐसे समझें जैसे एक ही पर्चे से पूरा वार्ड चलाने वाला अस्पताल अब हर मरीज की फाइल अलग खोलकर देखने लगा हो।

एक उदाहरण इसे स्पष्ट करता है। गाय संख्या 17 रोज 40 लीटर से अधिक दूध देती है, इसलिए शरीर का वजन बनाए रखने के लिए उसे भरपूर अनाज-आधारित चारा चाहिए। गाय संख्या 18 बूढ़ी है और उसका दूध घट चुका है; वही मात्रा खाने पर वह मोटी होगी और खुरों पर बोझ बढ़ेगा। पहले दोनों गायों को एक नांद और एक-सा मिश्रित चारा मिलता। परिशुद्ध पशुपालन व्यवस्था में गले का सेंसर हर गाय की पहचान संख्या पढ़ता है और फीडर अपने-आप अलग मात्रा तथा अलग मिश्रण का चारा देता है।

झुंड में पाले जाने वाले सूअरों की स्थिति भी ऐसी ही है। इलेक्ट्रॉनिक फीडर वाली सूअरशाला में हर मादा सूअर को अलग-अलग भोजन बूथ में जाना पड़ता है, तभी चारा गिरता है। मशीन गले का टैग पढ़ती है, उस सूअर के

वजन और गर्भावस्था के चरण के अनुरूप मात्रा देती है और फिर दरवाजा खोलती है। इसी कारण एक ही बाड़े में पलते हुए भी कुछ सूअर बहुत मोटे और कुछ बहुत दुबले नहीं रह जाते।

पुरानी और नई व्यवस्था का अंतर बाहर से भी साफ दिखता है। पहले इंसान दिन में एक या दो बार आँख से निरीक्षण करता और रजिस्टर में हाथ से लिखता था। अब सेंसर, कैमरे और माइक्रोफोन रात-दिन आँकड़े जोड़ते रहते हैं। पहले बीमारी होने के बाद कार्रवाई होती थी; अब जोर बीमारी से पहले अनुमान लगाकर कदम उठाने पर है।

परिशुद्ध पशुपालन तीन चरणों में चलता है: आँकड़े जुटाना, उनका विश्लेषण करना और अंत में इंसानी निर्णय में सहायता देना। शरीर पर लगे या पशुशाला में स्थापित सेंसर, कैमरे और माइक्रोफोन पहले चरण में तापमान, आवाज और चाल इकट्ठी करते हैं। कृत्रिम बुद्धिमत्ता इन आँकड़ों से हर पशु की सामान्य दशा सीखती है और उससे अलग होने वाले संकेत ढूँढ़ती है। फिर मालिक के स्मार्टफोन पर “गाय संख्या 3 की जुगाली एक दिन में 22 प्रतिशत घटी, आरंभिक स्तनशोथ की आशंका” जैसा स्पष्ट वाक्य दिखाती है, या फीडर और वेंटिलेशन पंखे को स्वयं चलाती है।

मालिक की स्क्रीन जटिल ग्राफों से भरी नहीं होती। कई प्रणालियाँ हरे, पीले और लाल रंग में एक नजर में पशुशाला की वर्तमान दशा दिखाती हैं। हरा सामान्य स्थिति है। पीला कुछ और समय देखने का संकेत है। लाल का अर्थ है अभी जाकर जाँच करना। जटिल संख्याओं को एक रंग में बदलने वाले इस छोटे उपकरण से कंप्यूटर से अनजान उम्रदराज किसान भी एक स्मार्टफोन पर पूरी पशुशाला देख सकता है।

परिशुद्ध पशुपालन में कृत्रिम बुद्धिमत्ता के बाजार का आकार ही इस परिवर्तन की गति बताता है। एक बाजार अध्ययन ने इसका आकार 2025 में 2.7 अरब डॉलर और 2026 में 3.45 अरब डॉलर आँका। 2030 में इसके 8 अरब डॉलर से ऊपर जाने का अनुमान है। दक्षिण कोरिया भी इससे अलग नहीं है। सरकार इसे स्मार्ट पशुपालन कहती है और नीति के केंद्र में रखती है। कृषि, खाद्य और ग्रामीण मामलों के मंत्रालय ने स्मार्ट कृषि संवर्धन की पहली मूल योजना बनाकर 2025 से 2029 तक का रोडमैप तैयार किया। पशुधन उत्पाद गुणवत्ता मूल्यांकन संस्थान ने जून 2025 से स्मार्ट पशुपालन की समर्पित इकाई चलाई और जनवरी 2026 में स्मार्ट पशुपालन मुख्यालय शुरू करने की घोषणा की।

मई 2026 में मंत्रालय ने युवाओं को “स्मार्ट पशुपालन युवा समर्थक” नाम देकर नियुक्ति-पत्र सौंपे। उद्देश्य बूढ़े होते खेतों में युवा हाथ और डिजिटल तकनीक एक साथ लाना था। सरकार के आगे आने का कारण साफ है: गाँवों में लोग घट रहे हैं और पशुशालाओं में डेटा बढ़ रहा है। मैदानी नीति रिपोर्टों में भी वायरलेस कैमरे और मद-काल पहचान उपकरण लगाने वाले खेत धीरे-धीरे बढ़ते दिखते हैं।

दुग्ध-दोहन रोबोट वाली गोशाला में गाय स्वयं दोहन कक्ष में जाती है। रोबोट गले का पहचान टैग पढ़कर पिछली बार के दूध की मात्रा और थन की स्थिति खोलता है। रोबोटिक भुजा निर्देशांक की गणना कर हर थनाग्र पर दोहन कप ठीक से लगाती है। इंसानी हाथ के बिना, गाय की इच्छा के समय दिन में दो या तीन बार दूध निकाला जा सकता है।

स्वास्थ्य निगरानी में गाय द्वारा पूरा निगला जाने वाला रूमेन बोलस सेंसर बड़ी भूमिका निभाता है। गोली जैसा छोटा उपकरण हर कुछ मिनट में रूमेन का pH और शरीर का तापमान मापकर वायरलेस तरीके से भेजता है।

pH तय सीमा से नीचे कुछ समय रहे तो प्रणाली अम्लरक्तता के जोखिम की चेतावनी देती है। विस्तृत चरागाह में गले के वैश्विक स्थान निर्धारण तंत्र (GPS), कंपन और आवाज को जोड़ने वाली आभासी बाड़ तार की बाड़ की जगह लेती है। मालिक स्मार्टफोन के नक्शे पर एक रेखा खींचकर गायों के लिए निषिद्ध सीमा को कभी भी बदल सकता है।

सूअर के मामले में कान बहुत काम आता है। सूअरशाला की छत का माइक्रोफोन हजारों पशुओं की सम्मिलित आवाज से केवल खाँसी छाँटता है। SoundTalks जैसी ध्वनि विश्लेषण प्रणाली सामान्य चीख और श्वसन रोग की खाँसी अलग करके इंसानी आँख से लक्षण दिखने से पहले संक्रमण का संकेत देती है। Pig Cough Monitor भी इसी सिद्धांत पर चलता है। कैमरा आँख की जगह लेता है। YOLO नाम की कृत्रिम बुद्धिमत्ता तकनीक गुजरते सूअर के धड़ की 3-आयामी छवि लेकर बिना तराजू वजन आँकती है और बाजार भेजने की उपयुक्त तारीख निकालती है। नवजात बच्चों वाली मादा के पास दूसरा खतरा है। भारी माँ का करवट लेते समय बच्चे को दबाकर मार देना सूअर पालकों की पुरानी चिंता है।

छत का कैमरा माँ की मुद्रा और बच्चों की स्थिति को वास्तविक समय में मिलाकर देखता है; खतरनाक मुद्रा पर बाड़े में चेतावनी बजती है या कंपन उपकरण माँ को जगा देता है।

मृगियों की परिस्थिति अलग है। एक मृगीशाला में दसियों हजार पक्षी भरे होते हैं, इसलिए हर एक को देखना संभव नहीं। छत की रेल पर चलने वाला कैमरा दिन भर कलगी का लाल या फीका रंग और पलकों की सूजन रिकॉर्ड करके कृत्रिम बुद्धिमत्ता को देता है। माइक्रोफोन दाना चुगने और बोलने की आवाज अलग सुनता है, फिर ऊँचाई और आवृत्ति से आँकता है कि झुंड आराम में है या तनाव में। ये ध्वनि और चित्र आँकड़े खपत और वजन बढ़ने के माप भी बनते हैं। इंसानी कदमों से पहले मशीन झुंड की दशा पहचान लेती है।

उत्पादकता बढ़ाने और पशु को आराम देने की बातें अलग दिशाओं में जाती लग सकती हैं। एक को पैसे और दूसरे को अनुभूति का प्रश्न मानना आसान है। मगर परिशुद्ध पशुपालन के खेतों में जमा आँकड़े दूसरा चित्र दिखाते हैं। कम तनाव और बीमारी से पहले देखभाल पाने वाले पशुओं ने अधिक दूध और मांस दिया। संख्याएँ फिर बताती हैं कि पशु को पीड़ा में छोड़कर लाभ नहीं बचाया जा सकता।

2022 से 2024 तक 90 डेयरी, सूअर और कुक्कुट फार्मों के अध्ययन में परिशुद्ध पशुपालन अपनाने वाले डेयरी फार्मों का कच्चा दूध उत्पादन औसतन 13.5 प्रतिशत बढ़ा। सूअर फार्मों में दैनिक वजन वृद्धि 15 प्रतिशत बेहतर हुई। 1 किलोग्राम कच्चा दूध बनाने का चारा 1.5 किलोग्राम से घटकर 1.3 किलोग्राम हुआ। सूअर का feed conversion ratio 2.6 से 2.2 पर आया। परिणाम अलग देशों और खेतों को जोड़कर निकले थे, इसलिए हर जगह समान सुधार मानना उचित नहीं है।

उसी अध्ययन में दुधारू गायों में स्तनशोथ और लंगड़ापन 18 प्रतिशत से घटकर 10 प्रतिशत हुआ। सूअरों में श्वसन और पाचन रोग 21 प्रतिशत से घटकर 12 प्रतिशत हुए। शोधकर्ताओं ने इसे इस संभावना के रूप में देखा कि सटीक पहचान और शीघ्र कार्रवाई बीमारी का बोझ घटा सकती है। इन आँकड़ों से अकेले यह तय नहीं किया जा सकता कि antibiotic का उपयोग भी उतना ही घटा।

इंसान का काम भी बदल गया। स्वचालित दुग्ध-दोहन रोबोट और फीडर दोहराए जाने वाले काम सँभालें तो प्रबंधक चेतावनी वाली गाय और बछड़े को अधिक समय दे सकता है। ऊपर के 90 फार्मों के अध्ययन ने

परिशुद्ध पशुपालन के बाद पशु कल्याण सूचक में 16 से 27 प्रतिशत सुधार बताया। गर्मी की दोपहर में तापमान-आर्द्रता सूचक सीमा पार करे तो पंखे तेजी से घूमते हैं और महीन पानी गाय की पीठ पर छिड़कता है। तापमान व आर्द्रता पढ़ने वाले सेंसर पंखा और फुहारा चलाकर ताप तनाव घटाते हैं। कितना कच्चा दूध बचता है, यह जलवायु, भवन और शीतलन व्यवस्था पर निर्भर है।

इन कहानियों की छाया भी है। स्वचालित दोहन रोबोट, 3-आयामी कैमरे और बुद्धिमान वेंटिलेशन लगाने में बड़ी पूँजी चाहिए। एक रोबोट का दाम कभी-कभी साधारण छोटी पशुशाला बनाने जितना होता है। पूँजी वाले बड़े फार्म आगे निकलते हैं, मगर छोटे किसान इन उपकरणों तक नहीं पहुँच पाते। समय के साथ यह अंतर घटने के बजाय बढ़ सकता है। सरकारी अनुदान और किराये के उपकरण इसे भरने की कोशिश करते हैं, लेकिन अभी संरचना ऐसी है जिसमें बड़े फार्म पहले हाथ उठाते हैं।

बहुत अधिक चेतावनी भी सिरदर्द है। अति संवेदनशील सेंसर या पशुशाला का शोर एक दिन में दर्जनों झूठे अलार्म स्मार्टफोन पर भेज सकता है। हर भोर गिरते संदेशों से थका मालिक फोन को मूक कर दे, यह भी असामान्य नहीं। इसी कारण असली खतरे का संकेत भी अनदेखा हो सकता है। हाल में कृत्रिम बुद्धिमत्ता चेतावनी को स्तर देने लगी है, ताकि सचमुच आपात संकेत पहले दिखे।

संचार हमेशा सहज नहीं रहता। पहाड़ी पशुशाला का वायरलेस संकेत बार-बार टूटता है और गाय या सूअर का मोटा शरीर रेडियो तरंग रोक देता है। अलग कंपनियों के उपकरण और सॉफ्टवेयर अलग मानक अपनाते हैं, इसलिए वही सूचना कल एक कंपनी की स्क्रीन और आज दूसरी की स्क्रीन पर फिर दर्ज करनी पड़ती है। उद्योग में साझा डेटा मानक बनाकर यह असुविधा घटाने की चर्चा अभी शुरू हुई है।

एक शांत चिंता इंसान और पशु के बीच की दूरी है। स्क्रीन की संख्याओं और ग्राफों पर ही नजर रहे तो पशु को सीधे देखकर व छूकर बनी समझ कुंद हो सकती है। उँगलियों से महसूस ताप और मांसपेशी की कंपन की जगह स्क्रीन की एक रेखा लेने लगी है। पशु को केवल मांस और दूध निकालने वाली मशीन समझने का खतरा भी है। दूसरी ओर कुछ मालिक कहते हैं कि बार-बार चारा देना और दशा जाँचना मशीन को सौंपकर उन्हें बीमार पशु को अधिक देर सहलाने का समय मिला है।

फिर उसी भोर की पशुशाला में लौटें। प्रबंधक ट्रक से उतरकर कार्यालय खोलता है तो रात भर के संदेश स्क्रीन पर भरे हैं। वह गाय संख्या 3 की जुगाली चेतावनी उँगली से जाँचता है, फिर भी जूते पहनकर गोशाला में जाता है। गाय की बगल पर हाथ रखकर लंबे समय तक साँस का उठना-गिरना देखता है और आँखों में देखकर ही लौटता है। मशीन ने असामान्यता पहले खोजी, मगर अंतिम पुष्टि इंसान ने दोनों हाथों से की।

स्रोत और संदर्भ

Akinyemi, B. E., Siegford, J. M., Jessiman, L., Turner, S. P., Johnson, A. K., & Akaichi, F. (2025). Precision livestock farming usage among a subset of U.S. swine producers: Insights through a structural equation modeling approach. *Smart Agricultural Technology*, 10, 100839.

<https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.100839>

Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11.

<https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>

- Kling-Eveillard, F., Allain, C., Boivin, X., et al. (2020). Farmers' representations of the effects of precision livestock farming on human-animal relationships. *Livestock Science*, 238, 104057.
<https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.104057>
- Lee, M., Tedeschi, L. O., & Seo, S. (2026). Biosensors in precision livestock farming in dairy production: Decoding animals' needs. *Animal Bioscience*, 39(4), 260154.
<https://doi.org/10.5713/ab.260154>
- Mehtab, A., Mun, H.-S., Laguna, E. B., Sharifuzzaman, M., Hasan, M. K., Kim, Y.-H., Gu, K. J., & Yang, C.-J. (2025). Precision livestock monitoring of lactating sows: YOLOv8-based behavioral analysis under varying feeding strategies. *Journal of Animal Science and Technology*, 67, e21.
<https://doi.org/10.5187/jast.2500395>
- Morrone, S., Dimauro, C., Gambella, F., & Cappai, M. G. (2022). Industry 4.0 and Precision Livestock Farming (PLF): An up to date overview across animal productions. *Sensors*, 22(12), 4319.
<https://doi.org/10.3390/s22124319>
- Rawat, S. K., & Kumar, V. (2026). Evaluation of productivity, welfare, and economic gains through precision livestock farming. *International Journal of Advanced Biochemistry Research*, 10(4), 05-09.
<https://doi.org/10.33545/26174693.2026.v10.i4a.8036>
- Sani, M. I., van der Voort, M., Tekinerdogan, B., & Hogeveen, H. (2026). Application of precision livestock farming: Challenges and opportunities. *Animal Bioscience*, 39(4), 250895.
<https://doi.org/10.5713/ab.250895>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Research and Markets. (2026). Artificial intelligence (AI) in precision livestock farming global market report 2026.
<https://www.researchandmarkets.com/reports/5980662/artificial-intelligence-ai-in-precision>
- Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M.-J. (2017). Big data in smart farming: A review. *Agricultural Systems*, 153, 69-80.
<https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
- Zin, T. T., & Tin, P. (2026). Computer vision in precision livestock farming: Artificial intelligence-driven technologies and applications for sustainable animal production. *Animal Bioscience*, 39(4), 260165.
<https://doi.org/10.5713/ab.260165>
- कृषि, खाद्य और ग्रामीण मामलों का मंत्रालय. (2025). स्मार्ट कृषि संवर्धन की पहली मूल योजना (2025-2029). कृषि, खाद्य और ग्रामीण मामलों का मंत्रालय.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/584835/download.do>
- किसान समाचार. (2026, 1, 12). "स्मार्ट पशुपालन का विस्तार"... पशुधन उत्पाद गुणवत्ता मूल्यांकन संस्थान ने स्मार्ट पशुपालन मुख्यालय बनाया. किसान समाचार.
<https://www.nongmin.com/article/20260112500274>
- कोरिया नीति ब्रीफिंग. (2026). स्मार्ट पशुपालन, मैदान में उत्तर की खोज. कोरिया नीति ब्रीफिंग.
<https://www.korea.kr/briefing/pressReleaseView.do?newsId=156619820>

1.2

स्मार्ट पशुपालन प्रणाली की 4-स्तरीय संरचना: संवेदन, संचार, विश्लेषण, क्रियान्वयन

यह दृश्य अनेक अध्ययनों और मैदानी आँकड़ों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह 5 बजे पशुशाला का दरवाजा धकेलकर भीतर जाएँ तो चारों ओर अभी अँधेरा है। अँधेरे में कुछ छोटी रोशनियाँ झपक रही हैं। वे गाय संख्या 47 के गले का कॉलर सेंसर, छत के कैमरे का अवरक्त दीप और दीवार के गैस सेंसर की सूचक बत्ती हैं। साँस के साथ चारे और हल्के कीटाणुनाशक की मिली-जुली गंध आती है। पैरों के नीचे बुरादा सरसराता है और अंदर से एक गाय धीमे स्वर में रँभाती है। गाय इन सबसे अनजान नांद के सामने जुगाली करती रहती है। उसके गले का उपकरण उसी क्षण भी हरकत माप रहा है।

इस शांत पशुशाला में दिखाई देने वाली चीजों से कहीं अधिक अदृश्य गणनाएँ चल रही हैं। गाय के शरीर से निकला संकेत सर्वर होकर पंखे और नांद तक लौटने से पहले 4 स्तरों से गुजरता है: परिशुद्ध संवेदन, तीव्र संचार, बुद्धिमान निर्णय और स्वचालित क्रियान्वयन।

गाय संख्या 47 के कॉलर सेंसर में नाखून जितने दो पुर्जे हैं। एक तीन दिशाओं की गति मापने वाला accelerometer है, दूसरा घूर्णन कोण मापने वाला gyroscope। उपकरण के अनुसार accelerometer 1 सेकंड में कई से लेकर दर्जनों बार गाय की गर्दन की गति मापता है। यह गति हर मिनट अलग कर सकती है कि गाय सिर झुकाए है, स्थिर खड़ी जुगाली कर रही है या करवट लेकर आराम कर रही है। कान का इलेक्ट्रॉनिक टैग उसकी संख्या बताता है। हर बार गाय आने-जाने पर दरवाजे की antenna संख्या अपने-आप पढ़ती है और दर्ज करती है कि कौन-सी गाय किस समय नांद के सामने खड़ी थी।

बाद में यह गाय मांस बनकर दुकान में पहुँचे तो पैकेट की traceability संख्या से खेत, आवागमन और वध का रिकॉर्ड देखा जा सकता है। कुछ फार्म गाय को गोली जैसा रूमेन बोलस सेंसर निगलाकर एक कदम आगे जाते हैं। पेट में बैठा सेंसर दिन भर तापमान और pH मापकर वायरलेस रूप से भेजता है। शरीर पर लगने या भीतर जाने के कारण इन्हें पशु-धारणीय सेंसर कहा जाता है।

गाय को छुए बिना देखने वाले उपकरण भी हैं। छत से लटका 3-आयामी कैमरा लगातार वीडियो लेता है और गाय की पिछली टाँगों व खुर वाले हिस्से कंप्यूटर को भेजता है। चित्र बताते हैं कि चलते समय गाय कितना लंगड़ाती है और रीढ़ से कूल्हे तक कितनी चर्बी जमा है। तापीय कैमरा स्थानीय रूप से बढ़े सतही तापमान को रंग के अंतर से दिखाता है। तापमान-आर्द्रता सेंसर तथा ammonia, carbon dioxide और hydrogen sulfide सेंसर हवा मापते हैं। सूअरशाला में कई माइक्रोफोन की शोध array शोर से खाँसी छाँटती है। दुग्ध-दोहन कक्ष में विद्युत चालकता और somatic cell count स्तनशोथ जोखिम के सहायक संकेत हैं। किसी एक माप से रोग की पुष्टि नहीं की जाती।

शारीरिक दशा का अंक देना भी अब इंसानी आँख के बजाय कैमरे का काम है। 3-आयामी चित्र रीढ़ से कूल्हे की वक्रता पढ़कर 5 स्तरों में बताता है कि गाय दुबली है या उसके शरीर पर पर्याप्त चर्बी है। पहले हाथ से पीठ टटोलकर अंक देने की तुलना में अब इसे अधिक बार और एकरूपता से मापा जा सकता है। यही अंक चारे का मिश्रण दोबारा बनाने का पहला आधार बनता है।

परिशुद्ध संवेदन स्तर की अपनी छाया है। लेंस पर मल-मूत्र उछल जाए तो कैमरा आँख बंद करने जैसा हो जाता है। लोहे की बाड़ से शरीर रगड़ती गाय का कान टैग गिर सकता है। सेंसर समय के साथ प्रारंभिक calibration से हटते हैं, इसलिए नियमित calibration चाहिए। पशु अधिक हों तो गायें एक-दूसरे को ढककर खड़ी होती हैं और कैमरे की पहचान दर गिरती है। प्रबंधक निर्माता के निर्देश और गंदगी के अनुसार लेंस साफ करता है तथा टैग की स्थिति जाँचता है। सेंसर कितना भी बुद्धिमान हो, इस हाथ के बिना डेटा धीरे-धीरे झूठ बोलने लगता है।

गाय संख्या 47 के गले से निकले अंक वहीं नहीं रुकते। वे कम-ऊर्जा Bluetooth, Zigbee या LoRaWAN नाम के लंबी दूरी वाले कम-ऊर्जा वायरलेस संचार से पशुशाला के gateway तक जाते हैं। LoRaWAN एक छोटी battery पर वर्षों चल सकता है और एक gateway कई kilometer के दायरे को ढकता है। 2025 के अंत तक दुनिया भर में LoRaWAN से जुड़े उपकरण 12.5 करोड़ से अधिक थे। Australia की एक पशुपालन startup ने चरागाह की गायों पर सौर ऊर्जा से चार्ज होने वाले कान टैग लगाए, जिनका वजन 30 gram से कम है। बिजली आपूर्ति न होने पर भी gateway के दायरे में स्थान वास्तविक समय में मिलता है।

gateway तक पहुँचने से पहले हथेली जितना circuit board सेंसर संकेत सबसे पहले समेटता है। ESP32 नाम का सस्ता, कम-ऊर्जा microcontroller यह काम करता है। छोटा board सेंसर मूल्य को MQTT संदेश के रूप में प्रकाशित करता है और gateway तय topic की सदस्यता लेकर मूल्य प्राप्त करता है। संचार की विश्वसनीयता service quality (QoS) setting से नियंत्रित होती है। एक battery पर कई महीने टिकना है, इसलिए इस board के लिए बिजली बचाना संचार गति से पहले आता है।

मोबाइल कंपनी के पहले से बने नेटवर्क का रास्ता भी है। narrowband Internet of Things (NB-IoT) में फार्म को अपना gateway नहीं बनाना पड़ता और संचार गुणवत्ता की जिम्मेदारी operator की होती है; यह LoRaWAN से अलग है। पास के मौजूदा base station का उपयोग होता है, इसलिए नया tower या बिजली का खंभा नहीं चाहिए। मगर मासिक शुल्क देना पड़ता है और दूर पहाड़ी पशुशाला में कमजोर संकेत की समस्या रहती है। अपना gateway लगाने की क्षमता और स्व-निगरानी की इच्छा हो तो LoRaWAN, अच्छा मोबाइल नेटवर्क और operator प्रबंधन चाहिए तो NB-IoT अधिक व्यावहारिक विकल्प है।

कैमरे के video जैसा भारी डेटा इस सँकरे रास्ते से भेजना कठिन है। इसलिए Wi-Fi 6, 4G या 5G जैसे बड़े bandwidth वाले मार्ग चाहिए। Raspberry Pi 5 और 5G module मिलाकर पशुशाला gateway का परीक्षण किया गया। उस वातावरण में Wi-Fi की latency 24.0 millisecond, 4G की 34.7 millisecond और non-standalone 5G की 38.5 millisecond थी। खेत की दीवार, base

station की दूरी और network congestion से वास्तविक अंक बदल सकते हैं। कम-ऊर्जा सेंसर LoRaWAN या NB-IoT से और video Wi-Fi या 5G से भेजना व्यावहारिक संरचनाओं में एक है।

4 तरीकों में से किसी एक पर अड़े रहना जरूरी नहीं। 50 Hanwoo गायों के छोटे फार्म में कान टैग और तापमान-आर्द्रता सेंसर जोड़ने के लिए एक LoRaWAN काफी हो सकता है। 500 से अधिक गायों वाला डेयरी परिसर अलग है। कान टैग के संकेत LoRaWAN से और CCTV video Wi-Fi या 5G से भेजने होंगे, ताकि दोनों तरह का डेटा एक-दूसरे को धीमा न करे। दूर mobile base station वाले पहाड़ में LoRaWAN के साथ satellite backhaul, जबकि शहर के पास मैदान में NB-IoT बेहतर बैठता है।

समस्या पशुशाला की जगह में ही है। steel roof और concrete की दीवारें रेडियो तरंग लौटाती हैं; गाय का मोटा शरीर खुद तरंग रोकने वाली दीवार है। रूमेन में गया bolus सेंसर शरीर के पार संकेत भेजता है, इसलिए सफलता दर गिर सकती है। Internet कभी-कभी टूटता है। gateway में कुछ समय के लिए डेटा रखने वाली storage न हो तो उस अवधि का रिकॉर्ड मिट जाता है।

gateway से निकली संख्याएँ server या पशुशाला के कोने के छोटे computer में जमा होती हैं। गणना यहीं शुरू होती है। पहले वे X, Y, Z तीन axes की acceleration मात्र हैं। एक दिन का समूह बनाने पर पता चलता है कि गाय आज कितना चली। activity index को फिर खोलें तो जुगाली का समय और चाल में असामान्यता जैसी शारीरिक दशा दिखती है। पशुपालन ज्ञान जोड़ने पर कृत्रिम गर्भाधान का सुझाया समय या स्तनशोथ चेतावनी मिलती है। जोखिम अंक model और सत्यापन फार्म पर निर्भर है। डेटा को raw signal, index, state और judgment के 4 खाने क्रम से पार करने पड़ते हैं, तभी वह इंसान की भाषा बनता है।

ब्याने वाली गाय कभी-कभी आधी रात प्रसव पीड़ा में जाती है। कोई इंसान रात भर गोशाला में बैठ नहीं सकता। गतिविधि और तापमान के graph सामान्य से अलग वक्र बनाएँ तो प्रणाली प्रसव निकट होने की चेतावनी देती है। कितने घंटे पहले सूचना मिलती है, यह उपकरण, नस्ल और पिछले प्रसव पर निर्भर है।

चित्र पढ़ने में real-time recognition model YOLO और ResNet परिवार की convolutional neural network (CNN) उपयोग होती हैं। वे हर गाय अलग करते हैं और चाल में लंगड़ापन खोजते हैं। CNN जटिल pattern पढ़ने में मजबूत है; K-nearest neighbors (KNN) जैसी हल्की विधि सीमित संसाधन वाले उपकरण पर तेज चलती है। समय-क्रम पढ़ने वाली recurrent neural network और long short-term memory (LSTM) आज की गतिविधि को आगे की बीमारी या प्रसव से जोड़ती हैं। Internet टूटे तब भी निदान न रुके, इसलिए microcontroller पर चलने वाली TinyML पर भी शोध है।

2025 में प्रकाशित सूअरशाला का एक अध्ययन निर्णय स्तर का दूसरा चेहरा दिखाता है। भीतर जगह कम होने के कारण हर इच्छित स्थान पर सेंसर नहीं लगाया जा सकता। शोधकर्ताओं ने कुछ सेंसर मूल्यों को दूरी के अनुसार मिलाकर खाली स्थान का मूल्य अनुमानित किया, फिर समयगत त्रुटि घटाने के लिए time-series model लगाया। सत्यापन में जनवरी से अगस्त 2025 तक के 34,992 रिकॉर्ड उपयोग हुए। अनुमान और वास्तविक मूल्य का determination coefficient तापमान 0.970, आर्द्रता 0.978, carbon

dioxide 0.981 और ammonia 0.964 था। अध्ययन ने ammonia सेंसर की उम्र 8 से 12 महीने और प्रति इकाई कीमत 60 से 120 डॉलर मानी।

शोधकर्ताओं के अनुसार कुछ भौतिक सेंसर को virtual sensor से बदलने पर सेंसर लागत 30 से 40 प्रतिशत घट सकती है। भरे गए मूल्य web screen पर 3-आयामी पशुशाला बनाते हैं। मालिक mouse से model घुमाकर रंग में देखता है कि किस हिस्से की हवा खराब है।

निर्णय स्तर की एक कमजोरी है जिसे वह स्वयं नहीं समझा सकता। deep learning model उच्च accuracy पर भी अक्सर नहीं बता पाता कि उसने निर्णय क्यों लिया। शोध फार्म पर 95 प्रतिशत से अधिक accuracy वाला model दूसरी नस्ल, घनत्व और भवन वाले फार्म में जाकर अचानक गिर सकता है। मामूली पर्यावरण बदलाव भी दिन में दर्जनों alarm बजाते हैं। रात में 20 से अधिक सूचना आने के बाद अगले दिन से वह आवाज केवल पृष्ठभूमि शोर बन जाती है।

गणना पूरी होने से पशुशाला अपने-आप नहीं चलती। निर्णय को तार से नीचे programable logic controller (PLC) होकर असली मशीन तक पहुँचना है। तापमान-आर्द्रता सूचक (THI) सीमा पार करे तो वेंटिलेशन पंखा गति बढ़ाता है और पानी वाला wet curtain तथा महीन mist sprayer साथ चालू होते हैं। पंखा छत की गर्म हवा बाहर करता है और भीतर का thermometer साफ गिरता है। total mixed ration (TMR) धकेलने वाला robot feeding table के चारे को गाय के पास करता है। चारा मिलाने और पहुँचाने वाला पूर्ण स्वचालित robot हर समूह के लिए तय मिश्रण बना सकता है। automatic milking system (AMS) में गाय स्वयं आए तो electronic ear tag पढ़कर दूध निकालना शुरू होता है।

खराब दूध वाली गाय के लिए दोहन के बाद automatic sorting gate खुलता है और उसे isolation area में भेजता है।

चरागाह में collar के स्थान संकेत और छोटे electric stimulus से जुड़ी virtual fence है, जिसे eShepherd भी कहते हैं। तार के बिना यह गाय को सीमा पार करने से रोकती है। सीमा के पास collar पहले छोटी चेतावनी आवाज देता है। आवाज के बाद भी गाय आगे बढ़े तो हल्का electric stimulus मिलता है। क्रम शरीर में सीख लेने के बाद गाय केवल आवाज पर मुड़ जाती है। पशुशाला की फर्श पर sludge scraper नाम का cleaning robot तय रास्ते पर चलकर मल-मूत्र हटाता है।

कई किसान अंतिम क्रियान्वयन स्तर पर रुक जाते हैं। automation उपकरण पशुशाला के कुल निवेश का सबसे बड़ा हिस्सा हैं। छोटा फार्म इस दहलीज को कठिनाई से पार करता है। मशीन में बाहरी वस्तु फँसे या motor गरम हो तो वह रुक जाती है और कभी पूरी पशुशाला का काम थम जाता है। एक और कठिनाई है। milking robot और feeder बनाने वाली कंपनियाँ अलग संचार मानक रखें तो एक ही भवन में दोनों मशीनें एक-दूसरे का डेटा नहीं पढ़तीं। chain टूटे या belt फिसले तो उसी क्षण चारा बाँटना बंद और ढेर लगाना शुरू। milking robot screen पर अभी निकले दूध का अंक दिखता है, मगर feeder screen नहीं बताता कि गाय को आज और कितना खाना है।

दोनों केवल अपनी कंपनी के server देखते हैं, एक-दूसरे को नहीं।

इस गाय की कहानी में गर्दन की एक गति से पंखा घूमने तक अधिकतम कुछ सेकंड लगते हैं। संवेदन स्तर signal बनाता है, संचार स्तर ले जाता है, निर्णय स्तर अर्थ पढ़ता है और क्रियान्वयन स्तर पंखा व feeder चलाता है। पंखे के बाद कम तापमान फिर संवेदन स्तर में पकड़ा जाता है और अगला निर्णय बनता है। 4 स्तर एक चक्कर पूरा करके closed loop बनाते हैं। इंसानी आँख में यह केवल शांत सुबह है। पूरब की खिड़की से पहली धूप आती है। गाय अब भी नांद के सामने खड़ी है, पर इस बीच पशुशाला कई चक्कर चला चुकी होगी। collar sensor की हरी रोशनी आज रात फिर झपकेगी।

स्रोत और संदर्भ

- Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11.
<https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>
- Choe, H.-O., & Lee, M.-H. (2025). Digital twin-based virtual sensor data prediction and visualization techniques for smart swine barns. *Sensors*, 25(24), 7690.
<https://doi.org/10.3390/s25247690>
- Doe, N. P., Zagariasl, H., & Herglotz, C. (2026). Adaptive 5G gateway for smart livestock monitoring. *Proceedings of the BTU Cottbus-Senftenberg*.
<https://doi.org/10.5162/iCCC2026/P39>
- Gresse, A. U., & Van Marle-Köster, E. (2026). Precision livestock farming technologies to support sustainable beef cattle production: A South African perspective. *South African Journal of Animal Science*, 56(6), 226-242.
<https://doi.org/10.17159/sajas.v56i06.01>
- IoT Now. (2026, July 8). From remote pastures to satellite-connected fields: Why LoRaWAN is essential for smart agriculture. *IoT Now*.
<https://iot-now.com/2026/07/08/157331-from-remote-pastures-to-satellite-connected-fields-why-lorawan-is-essential-for-smart-agriculture/>
- Lee, M., Tedeschi, L. O., & Seo, S. (2026). Biosensors in precision livestock farming in dairy production: Decoding animals' needs. *Animal Bioscience*, 39(4), 260154.
<https://doi.org/10.5713/ab.260154>
- Rawat, S. K., & Kumar, V. (2026). Evaluation of productivity, welfare, and economic gains through precision livestock farming. *International Journal of Advanced Biochemistry Research*, 10(4), 5-9.
<https://doi.org/10.33545/26174693.2026.v10.i4a.8036>
- Siachos, N., et al. (2026). Automated livestock monitoring using computer vision, infrared thermography, and machine learning. *Serbian Journal of Agricultural Science*.
<https://scindeks-clanci.ceon.rs/data/pdf/2406-2979/2026/2406-29792601026M.pdf>
- Suresh Kumar, B., et al. (2026). Design and implementation of an IoT-based autonomous environment and nutrition management system for precision dairy farming. *Journal of Science Engineering Technology and Management Science*, 3(4), 1-7.
<https://doi.org/10.64771/jsetms.2026.v03.i04.pp1-7>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Yu, P., Teng, F., Zhu, W., Shen, C., Chen, Z., & Song, J. (2025). Cloud-edge-device collaborative computing in smart agriculture: architectures, applications, and future perspectives. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1668545.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1668545>

Zin, T. T., & Tin, P. (2026). Computer vision in precision livestock farming: Artificial intelligence-driven technologies and applications for sustainable animal production. *Animal Bioscience*, 39(4), 260165. <https://doi.org/10.5713/ab.260165>

1.3

एज कंप्यूटिंग, क्लाउड और फेडरेटेड लर्निंग

यह दृश्य अनेक अध्ययनों और मैदानी आँकड़ों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह के 3 बजे दुधारू गायों की गोशाला की छत पर कैमरे का एक लेंस चुपचाप घूम रहा है। मालिक अभी रजाई में है; भीतर केवल नांद के पास सेंसर की लाल झपक और गायों की साँस है। लेंस हर सेकंड कई चित्र लेकर मुद्रा, जुगाली और चाल दर्ज करता है। रिजॉल्यूशन, compression ratio और bitrate के अनुसार एक camera महीने में कई terabyte video बना सकता है। सब कुछ Internet पर दूर server तक भेजा जाए तो ग्रामीण farm की संचार line पर बड़ा बोझ पड़ेगा।

इस गोशाला में ऐसा नहीं होता। छत के camera के पास लगा छोटा gateway video बाहर भेजने के बजाय वहीं गणना पूरी करता है। डेटा जहाँ जन्मता है, वहीं पशुशाला के sensor, camera और छोटे computer में गणना पूरी करने को edge computing कहा जाता है। YOLO recognition algorithm हर गाय की जगह बताता है; अगला कृत्रिम बुद्धिमत्ता model पहचानता है कि वह लेटी है, चारा चबा रही है या दर्द से सिकुड़ी है। प्रणाली मूल file को तय समय रख या तुरंत मिटा सकती है और केवल जरूरी घटना बाहर भेजती है। मालिक के smartphone पर “गाय 3 आराम कर रही है”, “गाय 12 में ताप तनाव की आशंका” जैसे छोटे वाक्य आते हैं।

सुबह उसकी जाँच पूरी रात का video नहीं, ये कुछ पंक्तियाँ हैं।

यह छोटा विलंब पशु की सुरक्षा से जुड़ा है। सूअरशाला का ventilation fan और mist sprayer तापमान-आर्द्रता सूचक सीमा पार करते ही चलना चाहिए। गर्मी की दोपहर में भीतर का ताप तेजी से चढ़ सकता है। signal Internet से दूर server जाकर उत्तर लाए, तब तक control देर कर सकता है या संचार टूट सकता है। edge device वहीं निर्णय लेकर fan चलाता है, जिससे यह आना-जाना और network failure का बोझ घटता है।

पहाड़ी farm की चिंता अलग है। भारी बारिश में line टूटना या wireless signal कई दिन डगमगाना दुर्लभ नहीं। Gangwon की घाटी में एक Hanwoo farm तूफान के अगले दिन तक Internet से पूरी तरह कटा रहा था। तब भी automatic feeder, milking robot और environment controller चलते रहे, क्योंकि भीतर का gateway cloud के बिना निर्णय और आदेश कर सकता था। मालिक Internet बंद होने पर भी smartphone को गोशाला के local Wi-Fi से जोड़कर गायों की दशा देख सकता है। गाय Internet लौटने की प्रतीक्षा नहीं करती। ग्रामीण संचार की यह कमी केवल Korea की नहीं है।

कृषि मशीन कंपनियाँ और telecom operator दूर खेतों तक LTE और 5G फैलाने के काम दुनिया भर में कर रहे हैं।

संचार टूटना ही पहाड़ी farm का खतरा नहीं। साल में कई रात तूफान या बिजली गिरने से पूरा गाँव अँधेरे में डूबता है। तब स्थिति अलग होती है। gateway Internet के बिना सोच सकता है, लेकिन बिजली कटे तो छोटा computer भी रुकता है। camera, sensor और screen एक साथ बुझते हैं। network टूटने पर भी कायम edge computing की स्वायत्तता एक बिजली के तार के सामने फिर इंसानी हाथ की प्रतीक्षा करती है। जहाँ power grid और communication network दोनों कमजोर हैं, खतरा दोहरा हो जाता है।

edge device पूरी सूचना ढोने के बजाय छाँटता है। हर सेकंड हजारों audio sample या दर्जनों frame भेजने के बजाय वह केवल व्यवहार बदलने का क्षण या सीमा से बाहर value वाली घटना चुनकर छोटा signal भेजता है। Raspberry Pi और ESP32 जैसे हथेली भर computer में TinyML नाम का अत्यंत हल्का कृत्रिम बुद्धिमत्ता engine होता है। accelerometer, thermometer, ammonia detector और pH meter के value मिलाकर वह गाय या सूअर का असामान्य संकेत वहीं खोजता है। एक collar sensor कदम, जुगाली और तापमान एक साथ मापता है; सामान्य से हटते ही app सूचना देती है।

2026 के अंतरराष्ट्रीय शोध में Edge TPU वाला multimodal TinyML system कृत्रिम बुद्धिमत्ता model को अधिकतम 1/270 आकार तक छोटा करके भी response time 80 millisecond से नीचे रख सका।

बड़ी file के बजाय केवल घटना भेजने को event-based transmission कहते हैं। model compression और low-power computing जोड़ें तो छोटे यंत्र की बिजली भी घटती है। Green AI और Frugal AI ऐसी computing व ऊर्जा बचत को समेटने वाली व्यापक दृष्टियाँ हैं। CattleML 2026 के शोध में प्रस्तावित पशुपालन का lightweight inference उपकरण है। रास्ते अलग हैं, लक्ष्य पशुशाला से बाहर जाने वाला डेटा और onsite बिजली भार कम करना है।

edge पशुशाला में तत्काल उत्तर देता है; दूर data center का cloud computing समय लेकर बड़ी तस्वीर बनाता है। कई farm के summary data से महीनों-वर्षों का वजन, कच्चे दूध और मौसमी feed efficiency curve बनता है। पशु चिकित्सक office monitor पर Gyeongsang और Chungcheong के farm साथ रखकर देख सकता है कि कहाँ गाय बेहतर बढ़ी और किसका शीतकालीन feed mix उपयोगी रहा। दूर तक गाड़ी चलाए बिना graph से स्वास्थ्य का अंदाजा लगता है। cloud शक्तिशाली graphics processor पर लाखों record से बड़ा कृत्रिम बुद्धिमत्ता model फिर train करता है और सुधरा model गोशाला के edge device पर लौटाता है।

डेटा नीचे से ऊपर सार बनकर जाता है; बुद्धि ऊपर से नीचे निखरकर आती है।

edge और cloud के काम आरंभ से अलग हैं। edge हर सेकंड आती दर्जनों images और निरंतर sensor values से जूझता है; response कुछ से कुछ सौ millisecond में होता है। cloud कई खेतों से छँटे summary, management statistics और medical record देखता है; उत्तर कुछ सेकंड से मिनट में आता है। edge Internet टूटे तब भी चलता है; cloud को स्थिर wireless संचार चाहिए।

onsite और center एक-दूसरे की कमी भरकर साथ चलें, इस बनावट को hybrid edge-cloud architecture कहते हैं।

मगर मालिकों के मन का एक हिस्सा भारी है। अपने खास feed ratio, financial record, disease history और गोशाला video cloud से गुजरते हुए प्रतिद्वंद्वी farm या feed company के हाथ न लग जाएँ। दशकों से सीखा मिश्रण उनके लिए संतान-सा प्रिय रहस्य है। संख्या Internet पर बहकर पड़ोसी गाँव पहुँचे तो अन्याय लगेगा। यह चिंता स्मार्ट पशुपालन की गति सच में धीमी करती दिखती है। क्या डेटा दिए बिना कृत्रिम बुद्धिमत्ता सीख सकती है?

इस चिंता का नाम data ownership है। हर गाय का दैनिक उत्पादन, feed ratio की बारीकियाँ, वित्तीय रिकॉर्ड, बीमारी का इतिहास और भीतर का video किसका है, किसे कितना दिया जा सकता है, इसकी सीमा अभी पूरी नहीं बनी। मूल डेटा बाहर जाए तो मालिक हर रास्ता और अंतिम हाथ नहीं देख सकता। केवल weight भेजने वाली federated learning इसी कारण ध्यान खींचती है।

federated learning इस प्रश्न का एक उत्तर है। सिद्धांत सहज है: डेटा farm में रहे और कृत्रिम बुद्धिमत्ता model वहाँ सीखकर वापस आए। जैसे घूमता शिक्षक बच्चों की पूरी copy न ले जाकर हर कक्षा में पढ़ाए और केवल उस दिन की सीख साथ ले जाए। central server एक foundation model farm A, B और C के edge device पर भेजता है। हर farm केवल अपना cattle data लेकर model train करता है। मूल record बाहर नहीं जाता; model के बदलाव को बताने वाले weight central server जाते हैं। weight से भी सूचना leak हो सकती है, इसलिए transmission encryption और secure aggregation चाहिए।

server तीन farm के अंक का statistical average लेकर integrated model बनाता है और सबको देता है। farm A के रोग संकेत से farm C की अनजान गाय बच सकती है।

इस averaging प्रक्रिया का नाम federated averaging (FedAvg) है। यह अलग कक्षाओं के परीक्षा अंक को पूरे स्कूल के average में मिलाने जैसा है। पर एक farm में बीमार और दूसरे में केवल स्वस्थ गाय हों तो average bias नहीं मिटाता। हर farm के डेटा की distribution अलग हो, यानी Non-IID वातावरण हो, तो integrated model की performance गिर सकती है।

अब blockchain ledger और zero-knowledge proof जैसी cryptographic तकनीक भी जुड़ रही है। zero-knowledge proof सामग्री बताए बिना उसके सत्य होने का प्रमाण देता है। किसने कौन-सा value कब भेजा, ledger पर अमिट रहता है और विवाद में पीछे देखा जा सकता है। अलग पालन वातावरण और नस्ल के कारण Non-IID अंतर घटाने के लिए graph attention neural network से समान farm पहले group करके train करने का तरीका भी आया। dairy farm dairy के साथ और grazing Hanwoo farm अपने जैसे farm के साथ सीखता है।

एक प्रयोग में हर round का communication 4.25 KB था, तुलना पद्धति से 97.7 प्रतिशत कम। basic condition में integrated model accuracy 96.94 प्रतिशत रही। 20 प्रतिशत signal में

noise डालने पर भी accuracy 90 प्रतिशत से ऊपर थी। यह public data पर परीक्षण था, वास्तविक farm का दीर्घकालीन परिणाम नहीं।

मार्च 2026 में वजन record से गाय की growth curve बताने वाला federated model arXiv preprint के रूप में आया। recurrent neural network और multilayer perceptron ने पुराने वजन से समयगत वृद्धि पढ़ी। यह दूसरे farm का data उधार लेकर अनुमान लगाता है कि बछड़ा अगले महीने या मौसम में कितना बढ़ेगा। अलग density और feed mix के कारण common model पर farm-specific prediction layer जोड़ने की personalized विधि भी दी गई। सीमा यह है कि लेख peer review पूरा कर चुका conference paper नहीं था।

दक्षिण Korea में भी हलचल साफ है। पशुधन उत्पाद गुणवत्ता मूल्यांकन संस्थान की स्मार्ट पशुपालन इकाई wearable sensor, environment sensor और data standard को farm से जोड़ने की सहायता चलाती है। किसान, अकादमिक जगत और निजी कंपनी के साझा data का आधार भी बन रहा है। मगर योजना को जड़ पकड़ने के लिए प्रश्न रहेगा कि कौन कितना data देगा। federated learning यही पूछती है: क्या मूल record एक जगह जमा किए बिना सबको साथ अधिक बुद्धिमान बनाया जा सकता है?

इस जाल में अभी छेद हैं। पशुशाला का edge device हथेली भर है, storage और power सीमित हैं। गरम-नम हवा, ammonia और धूल में लंबे समय से circuit board गल सकता है; अधिक heat calculation बदल सकती है। waterproofing, dustproofing और circuit protection कमजोर हो तो replacement जल्दी होता है।

हर farm के data का स्वरूप अलग होना भी बाधा है। Hanwoo, dairy cow, pig और chicken का शरीर अलग है; एक ही गाय में density, feed और building अलग-अलग हैं। चौड़े चरागाह वाला पहाड़ी farm और सँकरे भवन में घनी गाय वाला मैदानी farm समान breed पर भी अलग data बनाते हैं। हर farm में train model weights बहुत दूर जा सकते हैं; central server के average लेते ही integrated accuracy उलटे गिर सकती है।

कई farm द्वारा weight एक बार भेजने-लेने की गाँठ round कहलाती है। हर round में integrated model थोड़ा सुधरता है और एक बिंदु के बाद बदलाव कम हो जाता है। उस बिंदु की गति इस पर निर्भर है कि farm कितनी बार और कितनी समानता से जवाब देते हैं। communication हल्का हो तो round जल्दी पूरा और model जल्दी सही track पर आता है।

दूर farm में घंटों communication कटे तो इस चक्र की लय बिगड़ती है। सभी participant की प्रतीक्षा वाली synchronous federated learning में एक धीमा farm पूरा update cycle लंबा करता है। वास्तविक system कुछ participant चुनता, timeout लगाता या देर वाले farm की प्रतीक्षा न करने वाली asynchronous learning अपनाता है। पानी-धूल से सुरक्षित design और अलग data format का common standard भी laboratories के सामने काम है।

भोर की गोशाला के बाहर Internet signal अब भी आता-जाता है। फिर भी gateway screen पर 60 गायों की दशा साफ पंक्तियों में चढ़ती है। उसी समय दूर server पर इस farm की पिछली रात की कुछ संख्याएँ दूसरे farm के अंकों में चुपचाप मिल रही हैं। भीतर अब भी अँधेरा है और गायें जुगाली कर रही हैं।

स्रोत और संदर्भ

- Caria, M., Schudrowitz, J., Jukan, A., & Kemper, N. (2017). Smart farm computing systems for animal welfare monitoring. *Proceedings of the 40th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 152-157.
<https://doi.org/10.23919/MIPRO.2017.7973408>
- Dembani, R., Karvelas, I., Akbar, N. A., Rizou, S., Tegolo, D., & Fountas, S. (2025). Agricultural data privacy and federated learning: A review of challenges and opportunities. *Computers and Electronics in Agriculture*, 232, 110048.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110048>
- Ganesan, L. P., Krishnan, S., & Batumalay, M. (2026). Blockchain empowered federated learning for intelligent analytics in cattle livestock farming. *Frontiers in Blockchain*, 9, 1815609.
<https://doi.org/10.3389/fbloc.2026.1815609>
- Garro, R. J., Wilson, C., Swain, D., Pordomingo, A., & Wibowo, S. (2025). A systematic literature review on the applications of federated learning and enabling technologies for livestock management. *Computers and Electronics in Agriculture*, 234, 110180.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110180>
- Jiang, B., Tang, W., Cui, L., & Deng, X. (2023). Precision livestock farming research: A global scientometric review. *Animals*, 13(13), 2096.
<https://doi.org/10.3390/ani13132096>
- Kaur, J., Hazrati Fard, S. M., Amiri-Zarandi, M., & Dara, R. (2022). Protecting farmers' data privacy and confidentiality: Recommendations and considerations. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 6, 903230.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2022.903230>
- Lee, M., Tedeschi, L. O., & Seo, S. (2026). Biosensors in precision livestock farming in dairy production: Decoding animals' needs. *Animal Bioscience*, 39(4), 260154.
<https://doi.org/10.5713/ab.260154>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Wang, J., Dai, B., Li, Y., He, Y., Sun, Y., & Shen, W. (2024). An intelligent edge-IoT platform with deep learning for body condition scoring of dairy cow. *IEEE Internet of Things Journal*, 11(10), 17453-17467.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3357862>
- Wang, S., Ni, M., Liu, W., Chu, V. W., Zheng, B., Kanwal, A., Yang, R. J., Sabir, K., & Chen, F. (2026). Neural federated learning for livestock growth prediction. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2603.28117>
- Zhang, Q., & Kanjo, E. (2026). A multicore and edge TPU-accelerated multimodal TinyML system for livestock behavior recognition. *IEEE Internet of Things Journal*, 13(1), 666-677.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3624811>
- Zin, T. T., & Tin, P. (2026). Computer vision in precision livestock farming: Artificial intelligence-driven technologies and applications for sustainable animal production. *Animal Bioscience*, 39(4), 260165.
<https://doi.org/10.5713/ab.260165>

Kim Su-hyeong. (2026, 5, 13). wearable और environment sensor का उपयोग बढ़ा...मैदान-केंद्रित सहायता क्षमता मजबूत.
पशुधन समाचार.
<https://www.chuksannews.co.kr/news/article.html?no=271557>

अध्याय 2

बहुविध संवेदन और निगरानी

2.1

कंप्यूटर विजन और वस्तु-पहचान एल्गोरिदम

यह दृश्य अनेक अध्ययनों और मैदानी आँकड़ों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह 5 बजे दुधारू गायें दोहन कक्ष की सँकरी गली में कतार लगाती हैं। सफेद साँस से भरी गली में चारे और दूध की गंध मिली है। एक गाय के दाँएँ कान का पीला टैग गायब है। पिछली शाम लोहे की बाड़ से सिर टकराने पर टैग गिर गया और केवल लाल घाव बचा। प्रबंधक टॉर्च डालकर सींग का कोण और चाल, यानी आँख का अंदाजा, देखकर संख्या पहचानने की कोशिश करता है। पीछे गायें अधीर होकर पैर पटकती हैं और दोहन मशीन नियमित आवाज करती है। कई समान गायों के बाद वह बिना नाम वाली गाय को पहचान पाता है।

छत का कैमरा इस हलचल से बेपरवाह हर गुजरती गाय के चेहरे पर आयत बनाता और नाम की जगह एक संख्या चुपचाप दिखाता है।

कान छेदकर लगाया टैग, त्वचा का tattoo और कान के किनारे की notch लंबे समय से गाय, सूअर और भेड़ पहचानने के मुख्य तरीके रहे हैं। ये शरीर पर निशान छोड़ते हैं। टैग तार में फँस या दूसरे पशु से टकराकर फट सकता है; मिट्टी और मल ढक दें तो अंक पढ़ना कठिन है। नामपट्ट खोने से farm register का record तुरंत नहीं मिलता, पर नया tag लगाकर history फिर जोड़नी होती है। बाद में radio-frequency पहचान chip वाले electronic tag को antenna से पढ़ा जाने लगा। गाय antenna की range से बाहर हो तो signal छूटता है। इसीलिए शरीर पर कुछ लगाए बिना, गाय जहाँ जाए camera से पीछा करके पहचानने का रास्ता खोजा गया।

हर पशु की सही पहचान दिखावे की चीज नहीं। कौन गाय गर्भवती है, किसने पिछले 3 दिन कम चारा खाया, कौन सूअर भाई-बहनों से कम बढ़ा, सभी record उस संख्या पर टिके हैं। संख्या डगमगाए तो record भी। अच्छे प्रजनन वाले breeding bull चुनने का program सही individual record बिना शुरू नहीं हो सकता। जन्म के farm से slaughterhouse और फिर भोजन की मेज तक movement trace करने वाली history प्रणाली भी स्थिर संख्या चाहती है। महामारी विज्ञान से रोग शुरू होने वाला farm पीछे जाकर खोजना भी ऐसा ही है। insurance और pedigree में official number व document रहते हैं; camera का चेहरा और pattern उन्हें पूरा करने वाला दूसरा संकेत है।

camera lens गाय को छुए बिना समस्या पार करता है। computer vision (Computer Vision, CV) चित्र और video में वस्तु का आकार व गति पढ़ने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता है; object detection (Object Detection) screen पर क्या कहाँ है, यह खोजती है। चेहरे की हड्डी, आँख-नाक-कान की जगह, नाक की सिलवट, शरीर के काले-सफेद धब्बे और बकरी की iris pattern जैसे जीवन भर लगभग स्थिर रूप deep learning model पढ़ता है। इंसानी fingerprint जैसे muzzle pattern को

Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) और Convolutional Neural Network (CNN) से मिलाने पर वही पशु फिर पहचानने की accuracy बढ़ी है।

नाक की एक photo पहले रखें तो अगली बार कुछ सेकंड में pattern मिल जाता है। Holstein के काले-सफेद धब्बे अपने-आप में पहचान हैं; Bengal Black goat की गहरी iris की महीन रक्तनली fingerprint बनती है। दुर्लभ breed की सैकड़ों photo न मिलें, इसलिए few-shot learning वाला muzzle recognition भी विकसित हुआ। अनजान चेहरा दिखे तो manager के phone पर alert भेजने की विधि farm में उपयोग हो रही है। सँकरे pig pen में 10 बच्चे एक-दूसरे पर चढ़ें तब भी camera assigned number न खोने की कोशिश करता है। जन्म से छोटा piglet भाई-बहनों के बीच कितना वजन बढ़ाता है, नया tag लगाए बिना रोज एक camera से देखा जा सकता है।

real-time पहचान का प्रमुख algorithm YOLO है, जिसका अर्थ “You Only Look Once” है। पुरानी विधि image को कई बार बारीकी से छानकर candidate location जाँचती थी। YOLO एक image को grid में बाँटकर एक neural network calculation से हर जगह object और boundary बताता है। इंसान हर image पर गाय की जगह rectangle बनाकर correct answer देता है; network अपने rectangle से तुलना कर error घटाता है। YOLOv3, YOLOv5, YOLOv8, YOLOv11 और YOLOv12 तक model हल्का और तेज हुआ। performance अक्सर mean Average Precision (mAP) से दिखाई जाती है, जो location और class prediction का score है।

2025 benchmark में number mark को individual class मानने पर YOLOv12m ने mAP50 0.947 और mAP50-95 0.911 पाया। lactating sow के अध्ययन में YOLOv8i ने standing, side-lying और nursing posture को F1-score 0.90 से ऊपर अलग किया। low-spec equipment पर lightweight YOLOv11 से dairy cow detection और tracking भी जाँची गई। Ultralytics ने सितंबर 2025 में YOLO26 बताया और जनवरी 2026 में release की घोषणा की। official document में YOLO26n CPU ONNX inference 38.9 millisecond था। input size, hardware और runtime बदलें तो speed बदलती है। पशुशाला में cow या pig detection के लिए अलग field validation चाहिए।

ऐसा model उपयोगी बनाने में बहुत इंसानी काम लगता है। camera छत पर स्थिर करने से पहले researcher महीनों पशुशाला आकर हजारों photo लेते और हर photo पर गाय की जगह, breed और posture हाथ से लिखते हैं। अँधेरे, बादल और बारिश में धुँधले pattern वाली photo समान रूप से न हों तो model केवल धूप की सामने वाली image में अच्छा बनता है।

YOLO “कहाँ” बताता है; उसके पीछे ResNet (Residual Network) जैसा neural network “यह आकार क्या है” तय करता है। layers गहरी हों तो बारीक pattern पढ़ने की शक्ति बढ़ सकती है, मगर training कठिन होकर error उलटे बढ़ने की degradation समस्या आती है। ResNet पिछली layer की सूचना आगे पहुँचाने का shortcut देकर residual learning बनाता है, जिससे गहराई पर training नहीं टूटती। low layer line और contrast, middle layer fur texture व spot

edge, high layer पूरे face का shape पढ़ती है। 5 livestock species और 44 breeds पर channel attention वाला ResNet-50 अध्ययन 94.3 प्रतिशत breed identification accuracy बताता है।

पूरी image को छोटे squares में encode करने वाला Vision Transformer (ViT) भी सामने आया। 459 cattle image classes की तुलना में ResNet18 की accuracy 95.86 और Vision Transformer की 96.27 प्रतिशत थी। सही answer top 5 candidate में होने की दर दोनों में 99 प्रतिशत से अधिक थी। आँख, नाक और कान के coordinates tracking वाला Dairy DigiD Detectron2 model weighted F1-score 0.92 पर था। class F1-score pregnant और young cattle 1.00, mature 0.96, dry cow 0.94 था। 2026 का pig face model DGS-YOLO सँकरे pen में तेज पहचान के लिए बना।

छत के बाहर camera आसमान पहुँचता है। Unmanned Aerial Vehicle (UAV), यानी drone, का high-resolution camera दसियों meter ऊपर से बड़ा grassland scan कर बिखरे पशु एक frame में लाता है। सूरज से पहले ओस भरी घास से propeller की आवाज के साथ drone उठना कई ranch की परिचित सुबह है। motorbike या truck से घंटों घूमकर होने वाली गिनती अब छोटे video में पूरी होती है। घोड़े या truck से गाय एक जगह हाँकना तनाव देता था; drone इतनी ऊँचाई रखता है कि herd बिखरे नहीं और कोई पशु छूटे नहीं।

2025 अध्ययन में Simmental, Holstein और Brown Swiss जैसी मिलती breeds के mixed pasture video पर C-DCNN, Xception और VGG19 ने body outline, build और coat color से breed व संख्या पहचानी। गर्मी 2026 में एक company ने कई drone से बड़े ranch की 90,000 गाय 2 घंटे में गिनने और 99.997 प्रतिशत accuracy का दावा किया। यह independent validation नहीं, company का अपना अंक था। घने fog या tree shadow में परिणाम समान रहेगा, अभी देखना है। अँधेरी रात में shape भी नहीं दिखता, इसलिए ताप पकड़ने वाले thermal camera साथ लग रहे हैं।

एक photo में गाय खोजना और चलती गाय को 10 मिनट समान number से follow करना अलग काम हैं। दूसरा Multi-Object Tracking (MOT) है, जिसे DeepSORT और ByteTrack करते आए हैं। ये हर frame की position जोड़ते हैं। पिछली जगह से अगली अनुमानित जगह निकालकर नई image में सबसे पास पशु को वही number देते और pattern से फिर जाँचते हैं। pasture में दूरी होने से यह अच्छा चलता है; सँकरी lane या feeding table पर नहीं। एक body से कम distance दिन में बार-बार आती है। शरीर overlap होकर एक-दूसरे को ढकें, यानी occlusion, तो calculation बिगड़ती है। छोटे pig pen में 2 या 3 सूअर उलझकर दूसरे पर चढ़ें तो program number खो या बदल देता है।

2026 study ने depth camera वाला Depth-OC-SORT जाँचा और बताया कि complex barn में existing tracking हर minute 10 से 20 बार ID गलत बदल सकती है। कारण केवल overlap नहीं। feed dust और manure की नमी lens पर चिपकती है; खिड़की की रोशनी सुबह-शाम बदलती है; रात में light बंद होती है। एक farm, breed और density पर trained model अलग barn में

गिरता है। केवल dairy cow photo वाला model pig camera में बेकार हो सकता है। अनेक farm की photo मिलाकर training न हो तो gap कठिन है। pregnant या शुरुआती रोग वाले पशु की कम photo से recognition कम रहता है। 2025 review ने occlusion, environment noise और farm conditions को MOT की बाधा बताया।

researcher ceiling depth camera और thermal camera साथ लगाकर visible pattern ढके होने पर heat outline से tracking आजमा रहे हैं।

भोर की lane पर लौटें तो ear tag खो चुकी गाय camera के नीचे से गुजरकर अपना number वापस पाती है। manager को टॉर्च से सींग का कोण नहीं नापना। lens का एक dust particle और तिरछी सुबह की धूप अब भी calculation हिलाते हैं। अगली गाय आने से पहले system आज सुबह की error चुपचाप ठीक कर रहा है।

स्रोत और संदर्भ

- Bumbálek, R., Ufitikirezi, J. de D. M., Umurungi, S. N., Zoubek, T., Kuneš, R., Stehlík, R., & Bartoš, P. (2025). Computer vision in precision livestock farming: Benchmarking YOLOv9, YOLOv10, YOLOv11, and YOLOv12 for individual cattle identification. *Smart Agricultural Technology*, 12, 101208.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101208>
- Çakmakçı, C., Turan, M., Çakmakçı, Y., & Assis Ferraz, P. (2025). Morphological phenotyping for cattle breeds classification from unmanned aerial vehicle imagery via computer vision and deep learning. *International Journal of Agriculture, Environment and Food Sciences*, 9(Special), 82-91.
<https://doi.org/10.31015/2025.si.16>
- Chao, H., Tu, W., Liu, T., Zhu, H., Hu, J., Hu, T., Sun, Y., Mu, Y., Fan, J., & Gong, H. (2026). DGS-YOLO: A detection network for rapid pig face recognition. *Animals*, 16(2), 187.
<https://doi.org/10.3390/ani16020187>
- DroneDJ. (2026, July 7). One way you probably didn't know drones were being used. DroneDJ.
<https://dronedj.com/2026/07/07/one-way-you-probably-didnt-know-drones-were-being-used/>
- Kareem, F., Ahmed, S. U., Shahid, M. F., & Tanveer, M. H. (2026). A deep learning approach for cattle classification to enhance livestock monitoring. *International Journal of Innovations in Science & Technology*, 8(3), 562-573.
<https://doi.org/10.33411/IJIST/1802>
- Li, Z., Cheng, G., Yang, L., Han, S., Wang, Y., Dai, X., Fang, J., & Wu, J. (2025). Method for dairy cow target detection and tracking based on lightweight YOLO v11. *Animals*, 15(16), 2439.
<https://doi.org/10.3390/ani15162439>
- Mahato, S., Bi, H., & Neethirajan, S. (2025). Dairy DigiD: A keypoint-based deep learning system for classifying dairy cattle by physiological and reproductive status. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1545247.
<https://doi.org/10.3389/frai.2025.1545247>
- Maheswari, J., Boopathi, M., Dinesh, V., Cibi Arulnath, J., & Aswin, D. (2026). Smart livestock breed identification and health monitoring system using deep learning. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 14(4), 14-22.
<https://doi.org/10.22214/ijraset.2026.79945>
- Mehtab, A., Mun, H.-S., Lagua, E. B., Sharifuzzaman, M., Hasan, M. K., Kim, Y.-H., Gu, K. J., & Yang, C.-J. (2025). Precision livestock monitoring of lactating sows: YOLOv8-based behavioral analysis under varying feeding strategies. *Journal of Animal Science and Technology*, 67, e21.
<https://doi.org/10.5187/jast.2500395>

Meng, H., Zhang, L., & Yang, F. (2025). Livestock biometrics identification using computer vision approaches: A review. *Agriculture*, 15(1), 102.

<https://doi.org/10.3390/agriculture15010102>

Nidhi, M. H., Liu, K., & Flay, K. J. (2025). Review: Multiobject tracking in livestock: From farm animal management to state-of-the-art methods. *Animal*, 19(5), 101503.

<https://doi.org/10.1016/j.animal.2025.101503>

Sapkota, R., Cheppally, R. H., Sharda, A., & Karkee, M. (2025). YOLO26: Key architectural enhancements and performance benchmarking for real-time object detection. *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2509.25164>

Shojaeipour, A., Falzon, G., Kwan, P., Hadavi, N., Cowley, F. C., & Paul, D. (2021). Automated muzzle detection and biometric identification via few-shot deep transfer learning of mixed breed cattle. *Agronomy*, 11(11), 2365.

<https://doi.org/10.3390/agronomy11112365>

Zhu, M., Liu, Y., Zhang, H., Liu, X., & Li, Z. (2026). Depth-OC-SORT-based multi-object tracking of cattle in real-world farming scenarios. *Computers and Electronics in Agriculture*, 240, 111151.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.111151>

2.2

शरीर पर लगे सेंसर और इंटरनेट ऑफ थिंग्स का जैविक डेटा

यह दृश्य अनेक अध्ययनों और मैदानी आँकड़ों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह 5 बजे पशुशाला का दरवाजा खोलें तो पहले रोशनी नहीं, आवाज मिलती है। नांद में नाक डाले गायों के चारा चबाने के बीच छोटी electronic beep सुनाई देती है। एक दुधारू गाय के गले में मोटा belt है; सिर नीचे-ऊपर करते समय भीतर हरी रोशनी नियमित झपकती है। इंसानी आँख में यह सिर हिलाना है, chip के लिए हर क्षण बदलता coordinate। सफेद साँस वाली सर्द भोर हो या भट्टी जैसी गर्म दोपहर, रोशनी नहीं बुझती। गाय कितने कदम चली और सिर कितनी बार झुकाया, belt इंसान के सोते समय भी गिनता है।

उस chip का नाम 3-axis accelerometer है। वही सिद्धांत है जिससे smartphone तिरछा करने पर screen घूमती है। आगे-पीछे, दाएँ-बाएँ और ऊपर-नीचे की गति तीन axes में मापकर मिलाएँ तो waveform बताता है कि गाय सिर झुकाए, दौड़ रही या स्थिर है। शरीर कितनी तेजी से घूमता है, यह मापने वाला gyroscope जोड़ें तो अधिक सूक्ष्म inertial measurement unit, IMU, बनता है। गाय को लगता है कि वह कुछ नहीं कर रही, फिर भी गले का पुर्जा 1 सेकंड में दर्जनों बार गति को संख्या में लिखता है।

संख्याएँ इंसान तक कई चरणों में आती हैं। collar का chip क्षण-क्षण पढ़े acceleration को थोड़ी देर रखता और कुछ मिनट में एक packet बनाकर wireless signal पर भेजता है। छत या आँगन का receiver Internet से server तक पहुँचाता है; भीतर कृत्रिम बुद्धिमत्ता model waveform पढ़कर जुगाली, भोजन या आराम अलग करता है। कई उपकरणों का संकेत आदान-प्रदान करके एक management network बनाना Internet of Things, IoT, है। निर्णय तुरंत मालिक के phone पर सूचना बनता है। गाय का दो बार सिर हिलाना कुछ सेकंड में हथेली का वाक्य हो जाता है।

जबड़ा धीरे बाएँ-दाएँ चलाने वाली जुगाली और सिर नांद में डालकर तेजी से खाने की waveform शुरू से अलग है। जुगाली की गोल धीमी curve समान अंतर पर दोहरती है; भोजन की छोटी नुकीली waves घनी हैं। गाय लेटे तो vertical axis का अंक गिरता और उठते ही उछलता है। स्वस्थ dairy cow आम तौर पर रोज 400 से 600 minute जुगाली करती है। server स्थिर गिरावट नहीं, उस गाय के सामान्य baseline से कमी और उसकी अवधि साथ देखता है। कमी जारी रहे तो स्तनशोथ या ketosis का alarm आता है। waveform पूरे दिन न देखे जा सकने वाले जबड़े को दर्ज करती है।

accelerometer केवल जुगाली, भोजन, खड़े और लेटे होने को नहीं पढ़ता। गाय खंभे, virtual fence या पीठ खुजलाने वाले brush पर शरीर या सिर जोर से रगड़े तो waveform बदलती है। यह जुगाली की गोल curve या भोजन की नुकीली पुनरावृत्ति नहीं, छोटी अवधि में उछलता high-frequency signal है। इंसान दूसरी ओर हो तब भी server इसी से बताता है कि कौन गाय खुजला रही है।

आरंभिक sensor संख्या को threshold से मिलाकर व्यवहार बताते थे। अब CNN और LSTM, यानी convolutional neural network और long short-term memory, sensor terminal और server दोनों में हैं। accuracy उपकरण की जगह, व्यवहार, time window और farm environment पर बदलती है। समान 90 प्रतिशत स्तर पर standing पहचानना और जुगाली शुरू होने का सही समय बताना समान कठिन नहीं। कुछ ऊपर-नीचे numbers की waveform को गाय की दिनचर्या जैसा data बनाने में ये शर्तें जुड़ी हैं।

behavior classification accuracy 97 प्रतिशत का अर्थ observation window या event में 3 प्रतिशत गलती है। इसे रोज गलत पढ़े पशुओं की संख्या नहीं बनाया जा सकता। minute में जुगाली मापना भी ऐसा है। waveform आरंभ-अंत हमेशा साफ नहीं काटती; गाय जबड़ा कुछ बार बेकार चलाए या रुककर फिर चबाए तो वास्तविक और machine time में error आता है।

एक accelerometer की जगह बदलने से पकड़ी गति बदलती है। neck collar जबड़े और सिर का angle संवेदनशीलता से पढ़ता है, इसलिए जुगाली व भोजन अलग करने में अधिक accurate विधियों में है। ear-tag sensor कान झटकने और सिर हिलाने पर बेहतर प्रतिक्रिया करता और हल्का होता है। nose-ring sensor नासिका की साँस व pressure भी पकड़कर respiratory rate और pulse जैसे गहरे signal पढ़ सकता है। collar, halter और ear tag तुलना में चलना-खड़ा होना सभी जगह अच्छा पहचाना गया, मगर गति सूक्ष्म होते ही स्थान का अंतर बड़ा हुआ। sensor कहाँ लगे, यह पसंद नहीं, जानने के लक्ष्य का design है।

असल collar में low-power Bluetooth या LoRa wide-area chip data को receiver तक ले जाता है। RUMI collar accelerometer अध्ययन में specificity 100 प्रतिशत और sensitivity 90.9 प्रतिशत थी। इसने non-estrus गाय को सही पहचाना और सच में estrus वाली 10 में करीब 9 गाय पकड़ीं। पुराने pedometer अध्ययनों में non-estrus पर alarm की दर 17 से 55 प्रतिशत थी। उपकरण और farm condition अलग हैं, इन्हें RUMI के साथ नहीं मिलाना चाहिए। ear tag में radio-frequency identification, RFID, chip नामपट्ट भी है। nose-ring sensor अभी कम farm में है, पर भीतर की पतली membrane से साँस और heartbeat का pressure पढ़ने का प्रयास जारी है।

विस्तृत चरागाह में भेड़-बकरी पर भारी उपकरण नहीं टाँगा जा सकता। इसलिए एक छोटा accelerometer वाला हल्का collar चलता है। भेड़ का घास छोटा काटना और सिर उठाकर चलना waveform की rhythm से अलग है। इसी से पता चल सकता है कि किस हिस्से की घास पहले खत्म और कौन पशु कम खाया। एक collar से भोजन, चलना और जुगाली अलग करने के कई परिणाम हैं। चरागाह बड़ा हो तो छोटी collar आँख से न गिने जाने वाला काम करती है। virtual fence के साथ निर्धारित क्षेत्र से बाहर जाने पर कंपन या आवाज से भेड़ मोड़ने का तरीका भी फैल रहा है।

सूअर की समस्या अलग है। वह जिज्ञासु मुँह से हर चीज काटता है, इसलिए tag टूट या गिर सकता है। सूअर का electronic tag impact-resistant housing में है और भीतर accelerometer मादा के खड़े-लेटे posture व speed पर केंद्रित है। नवजात piglet भारी माँ के नीचे दब सकता है। माँ की

posture और बच्चे की चीख साथ पढ़कर खतरा बताने का शोध इसी कारण है। चबाया tag बुरादे पर पड़ा दिखना अनोखा नहीं। दाँत के निशान वाले plastic के पास उसका मालिक सूअर अक्सर नांद में नाक डाले रहता है।

कुछ उपकरण गाय के मुँह से पेट में बैठते हैं। गोली से बहुत बड़ा ceramic capsule निगलाया जाए तो पहले पेट, रूमेन, में डूबता है। वहाँ तापमान और pH मापकर wireless value भेजता है। Korea में LiveCare ने ऐसे capsule sensor का commercial product बनाया। ग्रामीण विकास प्रशासन ने 2018 development note में रोग, estrus और calving prediction accuracy करीब 70 प्रतिशत तथा आँख से observation 40 प्रतिशत बताई। अलग conditions को आज के हर farm पर लागू नहीं कर सकते। Canada की Wandering Shepherd अपने wireless rumen bolus की battery life 10 साल बताती है। यह manufacturer specification है, long-term field result नहीं।

शरीर के तापमान पर इतनी मेहनत का कारण है। कुछ infection, ताप तनाव, estrus और calving में भीतर का ताप दूसरे संकेत से पहले या साथ बदलता है। temperature-humidity index, THI, सीमा पार करे तो गाय ताप तनाव में जा सकती है। धूप पीठ पर हो या ठंडी हवा बगल से गुजरे, skin temperature बदलता है। भीतर का sensor environment से कम प्रभावित है, लेकिन तापमान अकेले रोग या reproduction status तय नहीं करता।

ताप पेट में ही नहीं मापना पड़ता। प्रजनन के करीब गाय की vagina में sensor तापमान और electrical conductivity लेकर estrus change खोजता है। skin के नीचे या कान के पीछे छोटा implanted capsule भी है। यह उसी जगह का ताप पढ़ता है; core temperature अनुमान के लिए reference thermometer से error validation चाहिए। लक्ष्य तापमान ही है, मगर स्थान measurement frequency और जीवन अवधि बदलता है।

camera वाले computer vision की तुलना में body sensor का लाभ साफ है। कम रोशनी, एक-दूसरे को ढकती गाय या building के पीछे गाय जाते ही camera क्षण खोता है। sensor का blind spot नहीं। गर्दन, कान या शरीर के भीतर वह 24 घंटे signal देता है, गाय किसी कोने में हो या रात गहरी। मगर असली field में इस लाभ से न सुलझने वाली समस्याएँ कतार में हैं।

सभी उपकरण एक छोटी battery से चलते हैं। निर्माता बताता है कि CR2032 battery वाला Bluetooth label 0 dBm output, 5-second transmission interval और 3-axis accelerometer बंद होने पर अधिकतम 765 दिन चलता है। यह निर्धारित product specification है, field measurement नहीं। collar accelerometer 1 सेकंड में दर्जनों बार पढ़ता और wireless भेजता है, इसलिए power अधिक लग सकती है। battery खत्म हो तो सैकड़ों गाय पकड़कर collar उतार और battery बदलनी पड़ती है। पशुशाला worker इसे पसंद नहीं करेगा।

खपत की गति एक trade-off है। accelerometer 1 सेकंड में अधिक क्षण पढ़े तो जुगाली और भोजन की waveform घनी व सूक्ष्म, मगर battery जल्दी खत्म। sparse sampling से battery बचाएँ तो

छोटी motion बीच से निकल जाती है। sampling interval तय करते हर manufacturer इस तराजू से बच नहीं सकता; परिणाम replacement cycle और recognition precision में लौटता है।

battery ठीक हो तब भी signal पूरा नहीं आता। सँकरी गोशाला में सटी गायों का muscle और पानी भरा शरीर radio wave सोखता है। collar भेजता है, receiver नहीं पाता। गर्मी में मक्खी भगाने को लगातार सिर हिलाना जुगाली समझकर झूठे रोग का alarm दे सकता है। एक लंगड़ा पैर पूरी चाल बिगाड़े तो गाय को estrus मानने का उदाहरण भी उसी survey में था।

एक और मेहनत है: sensor शरीर से गिर जाता है। गाय गर्दन और सिर को iron post या पेड़ पर रगड़ती है; buckle खुल या पूरा tag फटता है। Canada में 4 साल, 2,000 calves, 1,000 young cattle और 700 adult cattle के survey में calf tag retention 96 प्रतिशत से अधिक, adult औसत 82 प्रतिशत था। pig farm में कान काटना भी tag loss करता है। tag गिरने से register history तुरंत नहीं मिटती, पर animal और record फिर जोड़ना पड़ता है।

tag लगाने में घाव भी होता है। कान छेदते समय cartilage में inflammation फैल सकती है और मक्खियाँ घाव बिगाड़ती हैं। collar भी पूरी तरह सुरक्षित नहीं। बहुत कसने पर skin घिसती, छिलती और ulcer बनती है। गति पढ़ने वाला उपकरण उसी शरीर पर नया घाव छोड़ देता है।

समाधान के प्रयास हैं। बिना battery शरीर की गर्मी या motion से बिजली लेने वाला self-powered collar और काटने पर न टूटने वाला tag laboratory व prototype में जाँचा जा रहा है। solar collar accelerometer और temperature sensor जोड़कर replacement घटाता है। market study ने livestock wearable sensor market 2025 में 2.18 अरब डॉलर और 2026 से 2034 annual growth 12 प्रतिशत आँकी। अलग agency की सीमा व संख्या अलग है। पूरे U.S. livestock farm adoption का साफ representative statistic अभी नहीं। फिर भी भोर में दरवाजा खोलने वाला हाथ पहले गाय के collar को छूकर देखता है कि वह आज भी सही लगा है।

स्रोत और संदर्भ

Alipio, M., & Villena, M. L. (2022). Intelligent wearable devices and biosensors for monitoring cattle health conditions: A review and classification. *Smart Health*, 27, 100369.
<https://doi.org/10.1016/j.smhl.2022.100369>

Alvarenga, F. A. P., Borges, I., Palkovič, L., Rodina, J., Oddy, V. H., & Dobos, R. C. (2016). Using a three-axis accelerometer to identify and classify sheep behaviour at pasture. *Applied Animal Behaviour Science*, 181, 91-99.
<https://doi.org/10.1016/j.applanim.2016.05.026>

Benaissa, S., Tuytens, F. A. M., Plets, D., De Pessemier, T., Trogh, J., Tanghe, E., et al. (2017). On the use of on-cow accelerometers for the classification of behaviours in dairy barns. *Research in Veterinary Science*, 125, 425-433.
<https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2017.10.005>

Bikker, J. P., van Laar, H., Rump, P., et al. (2014). Technical note: Evaluation of an ear-attached movement sensor to record cow feeding behavior and activity. *Journal of Dairy Science*, 97(5), 2974-2979.
<https://doi.org/10.3168/jds.2013-7560>

- Canadian Cattle Identification Agency. (2016). National Tag Retention Project final report.
https://www.canadaid.ca/wp-content/uploads/2020/03/Tag_Retention_Project_Final_Report_2016-EN1.pdf
- Feng, W., Fan, D., Wu, H., & Yuan, W. (2024). Cow behavior recognition based on wearable nose rings. *Animals*, 14(8), 1187.
<https://doi.org/10.3390/ani14081187>
- Finstad, D. (2026, February 10). Cool new tools: A look at the Wandering Shepherd rumen bolus. *ABP Daily*.
<https://abpdaily.com/business-tools/cool-new-tools-a-look-at-the-wandering-shepherd-rumen-bolus/>
- Higaki, S., Miura, R., Suda, T., et al. (2019). Estrous detection by continuous measurements of vaginal temperature and conductivity with supervised machine learning in cattle. *Theriogenology*, 123, 90-99.
<https://doi.org/10.1016/j.theriogenology.2018.09.038>
- Huang, Y., Lv, Y., Xiao, D., Liu, J., Tan, Z., & Li, G. (2025). Behavior classification and rhythm analysis of pigs based on wearable sensors. *Smart Agricultural Technology*, 12, 101457.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101457>
- Kaur, D., & Virk, A. K. (2025). Smart neck collar: IoT-based disease detection and health monitoring for dairy cows. *Discover Internet of Things*, 5, 12.
<https://doi.org/10.1007/s43926-025-00109-5>
- Lansitec. (2026). I3 portable Bluetooth label.
<https://www.lansitec.com/products/i3-portable-bluetooth-label/>
- 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*, 15(3), 458.
<https://doi.org/10.3390/ani15030458>
- Peng, W., Liu, Z., Zhao, Y., et al. (2025). Research and application progress of electronic ear tags as infrastructure for precision livestock industry: a review. *Intelligence & Robotics*, 5(2), 433-449.
<https://www.oaepublish.com/articles/ir.2025.22>
- Rahman, A., Smith, D. V., Little, B., Ingham, A. B., Greenwood, P. L., & Bishop-Hurley, G. J. (2018). Cattle behaviour classification from collar, halter, and ear tag sensors. *Information Processing in Agriculture*, 5(1), 124-133.
<https://doi.org/10.1016/j.inpa.2017.10.001>
- Salzer, Y., Lidor, G., Rosenfeld, L., et al. (2022). Technical note: A nose ring sensor system to monitor dairy cow cardiovascular and respiratory metrics. *Journal of Animal Science*, 100, 1-8.
<https://doi.org/10.1093/jas/skac240>
- Sankarganesh, D., Krishna Prasad, P. D. S. S. Y., Sujit, S., Thiraviam, A. I. G., & Ambrose, D. J. (2026). Estrus detection in dairy cattle: an updated review on strategies and technologies. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, 1807199.
<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1807199>
- Intelevoresearch. (2026). Global livestock wearable sensor market.
<https://www.intelevoresearch.com/reports/livestock-wearable-sensor-market/>
- ग्रामीण विकास प्रशासन. (2018, 7, 19). "उत्पाद के विकास में 10 अरब won लगाए, तो सरकार ने मिलते-जुलते उत्पाद से पीछे से वार किया?" रिपोर्ट पर स्पष्टीकरण.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?dataNo=100000747461&mode=view&prgId=spe_truelike

2.3

बिना छुए मापने की तकनीक: तापीय चित्रण, वर्णक्रम और ध्वनि

यह दृश्य अनेक अध्ययनों और मैदानी आँकड़ों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह 5 बजे गोशाला की छत पर लगा thermal camera धीरे-धीरे lens घुमाता है। सोती दुधारू गायों की आँख और कान की जड़ screen पर नारंगी गुच्छे हैं; कोने में लेटी एक गाय का रंग असामान्य रूप से गहरा है। किसी ने अभी दरवाजा भी नहीं खोला। duty worker के office chair पर बैठने से पहले server रत भर के video पलटकर गणना करता जा रहा है।

इन तकनीकों का साझा नाम है। शरीर छुए बिना केवल signal से पशु की दशा पढ़ने के कारण इन्हें non-contact, non-invasive biological information measurement कहते हैं; पूरे farm को बारीकी से देखने के कारण ये परिशुद्ध पशुपालन (Precision Livestock Farming, PLF) के भीतर आती हैं। ear tag या collar के बिना camera और microphone 24 घंटे, 365 दिन पशुशाला देखते हैं। wearable sensor में tag गिरने, skin घिसने और battery बदलने की परेशानी है; यह तकनीक गाय, सूअर या मुर्गी पर कुछ लगाए बिना वही काम करती है।

camera गाय को नहीं छूता। शरीर से निकली और आसपास से परावर्तित infrared energy लेकर surface temperature map बनाता है। screen color केवल device palette है; लाल हर बार समान ताप नहीं। अँधेरे की काली गाय की आँख, कान की जड़, थन और खुर infrared thermography (IRT) के सामने अलग temperature zone बनते हैं। अधिक blood flow वाली जगह का surface temperature शरीर की दशा का सहायक संकेत है। camera का value core body temperature नहीं, इसलिए ambient temperature, humidity, wind, distance और emissivity साथ calibrate करने पड़ते हैं।

स्तनशोथ dairy farm की आजीविका हिला देता है। सूजन हो तो संक्रमित udder quarter का surface temperature बदल सकता है। दोहन कक्ष आती गाय की आँख और थन का thermal image लेकर CLE-UNet deep learning model से segmentation करने वाला अध्ययन है। somatic cell count के आधार पर mastitis classification accuracy 86.67 प्रतिशत, sensitivity 82.35 प्रतिशत और F1 87.5 प्रतिशत था। यह एक समय का classification study है, इसलिए clinical symptom से कई दिन पहले पहचान का दावा नहीं किया जा सकता। thermal alert के बाद somatic cell test और veterinary confirmation चाहिए।

CLE-UNet के अलावा कई image segmentation और object detection model आँख व थन की जगह खोजने के लिए जाँचे जा रहे हैं। हर model outline काटने और temperature region पाने

का अलग तरीका रखता है। कई model उपयोग करने भर से गलत diagnosis नहीं घटती; समान data पर sensitivity और specificity की तुलना चाहिए। thermal image को final diagnosis के बजाय milk test और clinical observation जोड़ने वाला screening device मानना उचित है।

गाय की पसीने से heat छोड़ने की क्षमता सीमित है। गर्म-नम दिन वह हाँफकर भीतर की heat बाहर करती है। thermal camera आँख और कान की जड़ का surface temperature मापता है। respiratory rate दूसरी विधि से भी मापी जाती है। सामान्य RGB video में DeepLab V3+ से torso अलग कर phase-based video magnification से सूक्ष्म chest movement बढ़ाने वाले अध्ययन ने 70 video में average respiratory measurement accuracy 93.04 प्रतिशत बताई। 105 heat-stress video में 98.69 प्रतिशत थी। thermal और RGB video साथ उपयोग हो सकते हैं, मगर एक sensor नहीं हैं।

ताप तनाव बढ़े तो आँख-कान की surface heat, साँस और posture साथ बदल सकते हैं। कृत्रिम बुद्धिमत्ता इन signal को temperature-humidity index के साथ रखकर चेतावनी देती है। एक fixed temperature या breath rate से निर्णय करने पर individual और season difference छूटता है। goat और sheep जैसे ruminant में surface temperature व behavior साथ पढ़कर heat stress देखने का शोध जारी है।

नवजात calf bovine respiratory disease (Bovine Respiratory Disease, BRD) के प्रति कमजोर है। pneumonia आरंभ में ताप थोड़ा बढ़ता है, हाथ से महसूस कठिन। eyeball और nostril temperature thermal camera से मापें तो thermometer मुँह में जबरन डाले बिना बीमार calf अलग कर इलाज शुरू हो सकता है। अलग calf झुंड से दूर pen में अलग feed पाता और भीतर की inflammation antibiotic से घटती है। खुर में भी ऐसा है। joint या hoof inflammation आसपास heat बढ़ाती है; बदलाव पकड़ें तो लंगड़ाने से पहले पता चल सकता है।

इंसानी आँख लगभग 400 से 700 nanometer wavelength की visible light देखती है। multispectral और hyperspectral camera near-infrared (NIR) समेत अलग wavelength bands लेते हैं। multispectral कुछ band चुनता; hyperspectral अधिक dense band लगातार पढ़ता है। reflectance difference से surface condition, moisture और material composition अनुमानित हो सकता है, पर एक image से blood oxygen saturation, capillary flow और edema सब तय करने वाला उपकरण नहीं। कौन physiological marker पढ़ा जाए, wavelength range और calibration data पर निर्भर है।

drone पर thermal और multispectral camera साथ रखकर बड़ा pasture scan किया जा सकता है। 2026 के study ने drone व कृत्रिम बुद्धिमत्ता से cattle health abnormality की accuracy 90 प्रतिशत से अधिक बताई। परिणाम temperature abnormality, movement और skin problem साथ देखकर था; wound और dehydration अलग-अलग समान accuracy पर नहीं। drone बड़े area को तेजी से देखता है, मगर समय ranch size, terrain और flight regulation पर बदलता है।

reflectance से chicken breed अलग करने का अध्ययन भी है। यह पशुशाला के जीवित chick की पहचान नहीं, काटी गई 4 breeds के chicken breast slice की hyperspectral food-authenticity study थी। जीवित chicken की comb shape, gait और flock position वाले computer vision से विषय व उद्देश्य अलग हैं। जीवित individual पहचान सामान्य image से और meat breed classification spectral image से होती है, सीमा साफ रखनी चाहिए।

सूअरशाला की छत का microphone array अलग signal पकड़ता है। ventilation motor, feeder और टकराते सूअरों की चीख के बीच कृत्रिम बुद्धिमत्ता खाँसी छाँटती है। आवाज को Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) में फैलाएँ तो convolutional neural network (CNN) और recurrent neural network (RNN) खाँसी खोजते हैं। Pig Cough Monitor और SoundTalks इसी सिद्धांत पर हैं। manufacturer कहता है कि SoundTalks manual check से अधिकतम 5 दिन पहले respiratory abnormality बता सकता है। early detection claim independent study की 90 प्रतिशत accuracy जैसा performance metric नहीं।

असल screen पर केवल अंक नहीं। abnormal signal पर “सूअर बाड़ा 3, respiratory infection की शुरुआती cough pattern मिली” जैसा छोटा, तुरंत समझ आने वाला वाक्य आता है। system आवाज को संख्या भर नहीं बनाता; पालक पढ़कर तुरंत काम करे, ऐसी भाषा में बदलता है।

निर्णय केवल बड़े server पर नहीं। अब TinyML model microphone के पास chip में डालकर audio Internet पार भेजे बिना वहीं निर्णय का तरीका बढ़ा है। signal collection, noise filtering और digital signal processing (DSP) सब पशुशाला के छोटे box में होता है। Internet टूटने या धीमा होने वाले दूर farm में यह अधिक भरोसेमंद है।

खाँसी अकेला signal नहीं। बीमार या तनावग्रस्त सूअर की चीख और साँस का texture बदल सकता है। researcher cough, scream और normal vocalization अलग करके health व welfare indicator बनाना जाँच रहे हैं। आवाज अकेले disease name तय नहीं कर सकती; environment sensor, image और veterinary confirmation चाहिए।

राष्ट्रीय पशुधन विज्ञान संस्थान ने 2026 में North Jeolla के Gimje और South Chungcheong के Cheonan में 2 pig farm पर field validation शुरू की। शुरुआत में developed model accuracy activity detection 91.4 प्रतिशत, cough detection 91.3 प्रतिशत और feeding behavior 90.0 प्रतिशत थी। ये 2 farm में validation पूरा होने के बाद के result नहीं। team mortality और stunted pig record को video-audio से मिलाकर early warning standard बनाएगी।

गाय भी आवाज से शरीर की दशा बताती है। machine learning से vocalization बाँटकर estrus, stress और hunger signal खोजे जा रहे हैं। estrus छूटे तो अगले pregnancy की प्रतीक्षा बढ़ती है। calf की cough लगातार सुनने से herd respiratory abnormality जल्दी मिल सकती है।

भेड़ के लिए आवाज महत्वपूर्ण है। नवजात lamb और ewe झुंड की आवाज में एक-दूसरे को पहचानते हैं। machine हर individual vocal feature सीखे तो herd में specific animal की आवाज खोजी जा सकती है। cattle वाला Cattle Call Monitor अलग research line का उपकरण है। यह dairy herd की estrus call चुनकर record करता और मालिक को breeding time देखने में मदद देता है।

मुर्गीशाला का microphone दाना चुगने और निगलने की vibration गिनकर पूरे flock का feeding change आँकता है। chick cough खोजने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता भी है। 2026 study में training mAP 92.86 प्रतिशत और independent test data में cough count accuracy 92.11 प्रतिशत थी। 5-second audio piece पर निर्णय करीब 200 millisecond लगा। अलग metrics को एक recognition rate नहीं मानना चाहिए। sheep घास काटने-चबाने की आवाज से grazing condition बताती है।

researcher अब अनेक signal मिलाकर गाय की behavior language पूरी पढ़ने की कोशिश कर रहे हैं। vocalization, motion, temperature और activity मिलें तो गाय भूखी, बीमार या mating season में है, संकेत अधिक साफ होता है। एक signal की धुँधली तस्वीर कई signal में साफ होती है। यह मानव भाषा न बोलने वाले पशु की दशा machine से लिखवाने जैसा है।

मगर पशुशाला laboratory नहीं। thermal camera गाय से निकली heat के साथ surface emissivity और आसपास की reflected radiation से प्रभावित है। खिड़की की धूप पीठ पर पड़े तो स्वस्थ गाय heat stress मानी जा सकती है। तेज ventilation, skin पर सूखा manure और mud temperature बदलते; नम दिन lens fog होता है। dust से value उछलता है, इसलिए lens साफ करना पड़ता है। winter-summer temperature difference से वही गाय अलग number बनती है; season और environment के अनुसार standard calibrate चाहिए।

इस error को false positive कहते हैं। ठीक गाय को बीमार मानने से manager को हर बार आँख से फिर जाँचना पड़ता है।

आवाज की दशा भी अलग नहीं। बड़े fan, feed scraper और manure cleaning robot वाले pig और poultry house में background noise animal sound ढककर signal-to-noise ratio (SNR) गिराता है। moisture microphone व circuit board में घुसे तो sound muffled और corrosion तेज होता है। cough localization पर पुराना शोध है, मगर सैकड़ों सूअरों के घने pen में किसने खाँसा, स्थिर रूप से बताना कठिन। herd health device और individual diagnosis device समान नहीं।

उपकरण सस्ते नहीं। high-resolution thermal camera, multispectral sensor और audio analysis server का initial investment बड़ा है; high-quality image real time चलाने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता उतनी power और computing खाती है। छोटा farm इस कीमत को दीवार की तरह पाता है।

यह gap भरने के लिए एक camera या microphone पर निर्भर रहने के बजाय image, thermal और audio एक screen पर जोड़ने वाला multimodal data fusion बढ़ रहा है। temperature-humidity index, wind speed और illumination जैसे environment value डालकर temperature automatic calibrate करने वाले algorithm भी हैं। फिर भी भोर की पशुशाला में इंसानी कदम गायब नहीं। screen पर अंक लाल हो तो जूते पहनकर उस pen तक जाकर आँख से देखने वाला इंसान चाहिए, तभी पुष्टि पूरी होती है।

स्रोत और संदर्भ

- Aerts, J.-M., Jans, P., Halloy, D., Gustin, P., & Berckmans, D. (2005). Labeling of cough data from pigs for on-line disease monitoring by sound analysis. *Transactions of the ASAE*, 48(1), 351-354.
<https://doi.org/10.13031/2013.17948>
- Alsaad, M., Schaefer, A. L., Büscher, W., & Steiner, A. (2015). The role of infrared thermography as a non-invasive tool for the detection of lameness in cattle. *Sensors*, 15(6), 14513-14525.
<https://doi.org/10.3390/s150614513>
- Cai, B., Zhou, B., Kong, X., & Zhai, M. (2026). Automatic chick cough detection system based on improved audio spectrogram convolutional transformer neural network. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, Article 1810310.
<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1810310>
- Cho, O. H. (2026). Drone-assisted health monitoring of livestock: Bridging technology and veterinary science. *Indian Journal of Animal Research*, 1-7.
<https://doi.org/10.18805/IJAR.BF-1999>
- Ghezzi, M. D., Napolitano, F., Casas-Alvarado, A., et al. (2024). Utilization of infrared thermography in assessing thermal responses of farm animals under heat stress. *Animals*, 14(4), 616.
<https://doi.org/10.3390/ani14040616>
- Jung, D. H., Kim, N. Y., Moon, S. H., Jhin, C., Kim, H. J., Yang, J. S., ... & Park, S. H. (2021). Deep learning-based cattle vocal classification model and real-time livestock monitoring system with noise filtering. *Animals*, 11(2), 357.
<https://doi.org/10.3390/ani11020357>
- Korelidou, V., Simitzi, P., Massouras, T., & Gelasakis, A. I. (2024). Infrared thermography as a diagnostic tool for the assessment of mastitis in dairy ruminants. *Animals*, 14(18), 2691.
<https://doi.org/10.3390/ani14182691>
- Manikandan, V., & Neethirajan, S. (2025). AI-powered vocalization analysis in poultry: Systematic review of health, behavior, and welfare monitoring. *Sensors*, 25(13), Article 4058.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12251831/>
- Pinto, V. S., Vilela, L. G. P., de Souza, I. M. F., Sousa, C. E. L., da Silva, T. N., Souza, A. S., de Araújo, C. V., Gomes, M. N. B., Martorano, L. G., Camargo-Júnior, R. N. C., et al. (2026). Use of infrared thermography in assessing the thermal comfort of cattle: A systematic review. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, Article 1788172.
<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1788172>
- Schaefer, A. L., Cook, N. J., Church, J. S., Basarab, J., Perry, B., Miller, C., et al. (2012). The noninvasive and automated detection of bovine respiratory disease onset in receiver calves using infrared thermography. *Research in Veterinary Science*, 93(2), 928-935.
<https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2011.09.021>
- Sharifuzzaman, M., Mun, H.-S., Lagua, E. B., Hasan, M. K., Kang, J.-G., Kim, Y.-H., Mehtab, A., Park, H.-R., & Yang, C.-J. (2026). Advances in audio classification and artificial intelligence for respiratory health and welfare

monitoring in swine. *Biology*, 15(2), Article 177.

<https://doi.org/10.3390/biology15020177>

Silva, M., Ferrari, S., Costa, A., Aerts, J. M., Guarino, M., & Berckmans, D. (2008). Cough localization for the detection of respiratory diseases in pig houses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(2), 286-292.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.05.024>

SoundTalks. (2026). Swine respiratory health monitoring.

<https://www.soundtalks.com/en/swine-respiratory-health-monitoring>

Tian, X., Zhong, N., Li, P., Cheng, T., & Ma, J. (2022). Identification of four chicken breeds by hyperspectral imaging combined with chemometrics. *Processes*, 10(8), 1484.

<https://doi.org/10.3390/pr10081484>

Vandermeulen, J., Bahr, C., Johnston, D., et al. (2016). Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds. *Computers and Electronics in Agriculture*, 129, 15-26.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.014>

Wu, D., Yin, X., Jiang, B., Jiang, M., Li, Z., & Song, H. (2020). Detection of the respiratory rate of standing cows by combining the DeepLab V3+ semantic segmentation model with the phase-based video magnification algorithm. *Biosystems Engineering*, 192, 72-89.

<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.01.012>

Zhang, Q., Yang, Y., Liu, G., Ning, Y., & Li, J. (2023). Dairy cow mastitis detection by thermal infrared images based on CLE-UNet. *Animals*, 13(13), 2211.

<https://doi.org/10.3390/ani13132211>

सूअर और मनुष्य. (2026, 6, 21). कृत्रिम बुद्धिमत्ता (AI) सूअरों के स्वास्थ्य पर नजर रखती है...सामान्य सूअर farm में field validation शुरू. सूअर और मनुष्य.

<https://www.pigpeople.net/news/article.html?no=19450>

अध्याय 3

स्वास्थ्य एवं रोग पूर्वानुमान, प्रजनन और पोषण

3.1

बीमारी को पहले पहचानने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता

निम्न दृश्य पशुधन निगरानी के कई अध्ययनों के आधार पर पुनर्निर्मित एक काल्पनिक उदाहरण है। सुबह साढ़े चार बजे, जब पशुशाला की छत के ऊपर तारे अब भी दिखाई दे रहे हैं, किसान का मोबाइल फोन बज उठता है। चेतावनी बताती है कि एक डेयरी गाय के दूध की मात्रा, विद्युत चालकता और जुगाली का समय अपने सामान्य क्रम से हट गए हैं। किसान मोटी जैकेट पहनकर अँधेरे आँगन में निकलता है। टॉर्च लेकर पहुँचने पर गाय हमेशा की तरह नांद में मुँह डाले खड़ी मिलती है। न वह लंगड़ा रही है, न थन सूजा दिखता है। किसान गाय के थन और कच्चे दूध की दशा देखकर पशुचिकित्सक को फोन करता है। सेंसर की चेतावनी निदान नहीं, बल्कि मनुष्य से जल्दी जाँच कराने वाला संकेत है।

पास की पशुशाला में दूसरी तरह की चेतावनी आती है। माइक्रोफोन रात भर सूअरों की खाँसी रिकॉर्ड करता है और कृत्रिम बुद्धिमत्ता उन तरंगों को चित्र में बदलने वाले स्पेक्ट्रोग्राम को देखती है। मनुष्य के कान को वेंटिलेशन पंखे के शोर में न सुनाई देने वाली खाँसी मशीन को साफ़ आकृति के रूप में दिखाई देती है।

गाय यह नहीं कहती कि वह बीमार है। उसका शरीर-ताप, चाल, जुगाली का समय और दूध के घटक उसकी ओर से बोलते हैं। कठिनाई यह है कि ये संकेत मौसम, पालन के चरण और उस दिन के वातावरण के साथ भी ऊपर-नीचे होते हैं। किसी एक क्षण का मान देखकर केवल यह तय किया जाए कि उसने सीमा पार की या नहीं, तो दिन में कई बार गलत चेतावनी बज सकती है। तेज़ गर्मी की दोपहर में हाँफती गाय को ज्वरग्रस्त मान लेने वाला मिथ्या सकारात्मक संकेत इसका उदाहरण है। इसलिए आज की एक संख्या के बजाय पिछले कई दिनों और सप्ताहों से बनती प्रवृत्ति को देखना चाहिए। समय के क्रम को बनाए रखकर पढ़े जाने वाले डेटा को समय-श्रृंखला डेटा कहा जाता है।

ग्राफ़ पर यह पहाड़ी ढलान जैसी मुड़ती रेखा बनाता है, और रेखा का सामान्य से नीचे धँसता गर्त कई बार रोग का संकेत होता है।

इस प्रवाह को पढ़ने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता की एक संरचना आवर्ती तंत्रिका नेटवर्क (Recurrent Neural Network, RNN) है। वह अभी देखी सूचना याद रखकर अगले निर्णय में इस्तेमाल करती है। उसकी कमजोरी यह है कि समय बीतने के साथ स्मृति धुँधली होती जाती है, जैसे मनुष्य को दस दिन पुरानी घटना साफ़ याद नहीं रहती। दीर्घ अल्पकालिक स्मृति (Long Short-Term Memory, LSTM) इसी कमजोरी को दूर करने के लिए बनाई गई संरचना है। प्रत्येक सेल में तीन छोटे द्वार होते हैं, जो तय करते हैं कि कौन-सी सूचना लंबे समय तक रखनी है और किसे अभी भुलाया जा सकता है।

LSTM पिछले कई सप्ताह में किसी डेयरी गाय के जुगाली-समय और गतिविधि का सामान्य क्रम स्वयं सीखती है और उससे हटने का क्षण पकड़ती है। प्रतिदिन लगभग 540 मिनट जुगाली करने वाली गाय लगातार दो दिन 480 मिनट से नीचे चली जाए तो LSTM इस गिरावट को संयोग नहीं, चेतावनी मानती है।

हाल में समय-क्रम को आगे और पीछे दोनों दिशाओं से पढ़ने वाली द्विदिश LSTM तथा सामान्य प्रवाह को संपीड़ित करके फिर बनाते समय असामान्य संकेत खोजने वाला LSTM ऑटोएनकोडर भी विकसित हुआ है। ये मानव द्वारा डेटा का पूर्व-प्रसंस्करण किए बिना भी असामान्यता पकड़ सकते हैं।

एक दूसरी विधि पेड़ जैसी शाखाओं से उत्तर तक पहुँचती है। क्या शरीर-ताप 39.5 डिग्री से अधिक है, क्या उसने कल से कम चारा खाया है, ऐसे प्रश्नों से एक-एक शाखा नीचे उतरने पर अंत में रोग की संभावना मिलती है। ऐसे सैकड़ों पेड़ लगाकर बहुमत से उत्तर तय करने की विधि रैंडम फॉरेस्ट (Random Forest, RF) है। एक पेड़ गलत हो सकता है, किंतु सैकड़ों पेड़ों के एक साथ वही गलती करने की संभावना कम है। 300 पेड़ों में 270 खतरे के पक्ष में हों तो अंतिम निर्णय भी खतरे की ओर झुकता है। ग्रेडिएंट बूस्टेड ट्रीज़ (Gradient Boosted Trees, GBT) पेड़ क्रम से लगाते हैं, ताकि हर नया पेड़ पिछले पेड़ की छूटी गलती पर अधिक ध्यान देकर सीखे।

XGBoost इसी पद्धति का अधिक तेज़ और परिष्कृत रूप है। शरीर-ताप, दूध की मात्रा, दैनिक कोशिका संख्या और चारे के सेवन जैसे दर्जनों अलग चर आपस में उलझे हों, तब भी ये पेड़ उसी उलझन से रोग की संभावना निकालते हैं।

पहाड़ी क्षेत्र की पशुशाला में इंटरनेट संकेत कमज़ोर हो तो डेटा क्लाउड सर्वर तक भेजना कठिन होता है। इसलिए नाखून जितनी छोटी अर्धचालक चिप के भीतर कृत्रिम बुद्धिमत्ता की गणना पूरी करने वाली तकनीक विकसित हुई। इसे सूक्ष्म मशीन लर्निंग (Tiny Machine Learning, TinyML) कहा जाता है। 2025 में प्रकाशित एक अध्ययन ने कई छोटे गणना उपकरणों और एज TPU नामक सहायक चिप को मिलाकर कृत्रिम बुद्धिमत्ता मॉडल का आकार मूल आकार के 270 में 1 भाग तक घटाया, फिर भी प्रतिक्रिया समय 80 मिलीसेकंड से कम रखा। यह आँख की एक पलक झपकने से भी कम समय है। पर यह प्रदर्शन अनुसंधान उपकरणों पर मिला था।

संचार टूटने वाली वास्तविक पशुशाला में वही गति और सटीकता बनी रहती है या नहीं, इसके लिए मैदानी सत्यापन चाहिए।

थनैला ऐसा रोग है जिसमें जीवाणु थन के ऊतक में प्रवेश करके सूजन पैदा करते हैं। यह लंबे समय से डेयरी किसानों की हानि-सूची में सबसे ऊपर रहा है। सूजन होने पर दूध में सोडियम और क्लोराइड आयनों की सांद्रता बढ़ती है, विद्युत चालकता तेज़ी से ऊपर जाती है और दैनिक कोशिका संख्या भी बहुत बढ़ती है। ये परिवर्तन दुग्ध-दोहन रोबोट और सेंसर के डेटा में पहले दर्ज हो सकते हैं। लेकिन 2026 के एक समीक्षा शोधपत्र में संकलित थनैला पहचान प्रणालियों की संवेदनशीलता 26 प्रतिशत से 98 प्रतिशत और विशिष्टता 40 प्रतिशत से 99.8 प्रतिशत तक फैली थी। केवल चेतावनी के आधार पर उपचार तय करने के लिए फार्मों और उपकरणों के बीच अंतर बहुत बड़ा है।

श्रीलंका के तीन फार्मों की 2420 डेयरी गायों पर 2026 में किए अध्ययन ने प्रति 1 मिलीलीटर 353,000 दैनिक कोशिकाओं को सीमा माना। दूध की विद्युत चालकता और प्रसव-क्रम की सूचना के साथ कई मशीन-लर्निंग मॉडलों की तुलना में XGBoost ने 77.3 प्रतिशत सटीकता दर्ज की, और पूर्वानुमान में सबसे

अधिक योगदान देने वाला चर विद्युत चालकता था। इसका अर्थ यह नहीं कि सेंसर पशुचिकित्सक के निदान की जगह लेता है; यह केवल यह चुनने में सहायक संकेत है कि पहले किस गाय को देखना चाहिए।

लंगड़ापन खुर की सूजन या जोड़ के रोग के कारण पैर घसीटने का लक्षण है। यह गाय और सूअर, दोनों में चारे का सेवन और भार घटाता है। रास्ते या दुग्ध-दोहन कक्ष के प्रवेश पर छत से लगा 3D गहराई कैमरा गाय के चलते समय पीठ के मुड़ने, बाएँ-दाएँ कदम के संतुलन और चाल की गति को अलग-अलग पकड़ता है। स्क्रीन पर गाय पीठ को धनुष जैसा मोड़कर चलती है और हल्के से स्वस्थ पैर की ओर भार डालती है। कैमरे और एक्सेलेरोमीटर के अध्ययनों ने इन अंतरों का स्वचालित वर्गीकरण किया है, लेकिन हर अध्ययन में लंगड़ापन की परिभाषा और प्रदर्शन सूचक अलग हैं।

एक फार्म की वर्गीकरण सटीकता दूसरी नस्ल और दूसरे गलियारे में बनी रहती है या नहीं, और लंगड़ापन कितने दिन पहले बताया जा सकता है, इसके लिए अलग सत्यापन आवश्यक है।

सूअरशाला और मुर्गीशाला में माइक्रोफोन दूसरी आवाज़ों पर ध्यान देता है। छत से लगे माइक्रोफोन की ध्वनि को मेल-फ्रीक्वेंसी सेप्ट्रल कोएफिशिएंट्स (Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) जैसी पद्धति से बदलने पर खाँसी और पुकार वेंटिलेशन पंखे के शोर से अलग आकृति छोड़ते हैं। व्यावसायिक उपकरण SoundTalks दिन-रात एकत्र ध्वनि को श्वसन स्वास्थ्य स्कोर में बदलकर प्रबंधक की स्क्रीन पर दिखाता है। फिर भी रोग कितने दिन पहले पकड़ा जाता है और खाँसी का वर्गीकरण कितनी सटीकता से होता है, यह रोग, फार्म और उपकरण की जगह के अनुसार बदलता है।

चेतावनी मिलने पर प्रबंधक को उस सूअर-बाड़े का वेंटिलेशन, तापमान और सूअरों की श्वसन दशा स्वयं देखनी चाहिए और पशुचिकित्सक के साथ उपचार तय करना चाहिए।

प्रसव के आसपास अचानक दूध बढ़ने की अवधि में अधिक उत्पादन वाली डेयरी गायों को शरीर में उपलब्ध ऊर्जा से अधिक ऊर्जा खर्च करनी पड़ सकती है। यह असंतुलन गहरा हो तो कीटोसिस या रूमेन एसिडोसिस हो सकता है। रूमेन में रखा बोलस सेंसर हर मिनट pH और तापमान मापता है। पर pH या जुगाली के समय में एक बार का परिवर्तन तुरंत रोग सिद्ध नहीं करता। मान कितनी देर तक सीमा से नीचे रहा, चारा कैसा था और प्रसव-क्रम क्या था, इन सबको साथ देखना होता है। लिथुआनिया के 2025 के एक अध्ययन ने एक फार्म की 94 होल्स्टीन डेयरी गायों को प्रसव के बाद 21 दिन तक देखा।

रैंडम फॉरेस्ट और XGBoost ने इस छोटे आंतरिक डेटा पर 100 प्रतिशत सटीकता दिखाई; लॉजिस्टिक रीग्रेशन ने 89.5 प्रतिशत, डिसीजन ट्री ने 84.2 प्रतिशत और नाइव बेयस तथा सपोर्ट वेक्टर मशीन ने 78.9 प्रतिशत दर्ज किया। शोधकर्ताओं ने चेताया कि यह प्रदर्शन ओवरफिटिंग हो सकता है और कई फार्मों के स्वतंत्र डेटा पर दोबारा जाँचना चाहिए।

इन चार रोगों की चेतावनियाँ प्रायः एक ही स्क्रीन पर इकट्ठी दिखाई देती हैं। पशुशाला की दीवार पर लगे टैबलेट या किसान के स्मार्टफोन अनुप्रयोग में हर गाय के नाम के बजाय संख्या होती है, और उसके पास थनैला, लंगड़ापन, श्वसन रोग तथा चयापचयी विकार का जोखिम रंगों में दिखता है। हरा निश्चिंतता, पीला निगरानी और लाल तत्काल जाँच का संकेत है। सुबह आँख खुलने पर किसान गाय से पहले इसी स्क्रीन को देखता है, और ऐसा हुए लंबा समय बीत चुका है।

सेंसर जल्दी बज जाए तो रोग अपने आप कम नहीं होता। चेतावनी के बाद मनुष्य को गाय देखनी होती है, पशुचिकित्सक को निदान करना होता है और उपचार तथा पालन प्रबंधन बदलना होता है, तभी परिणाम बदलता है। 2026 की समीक्षा में देखी गई परिशुद्ध पशुपालन प्रणालियों में मैदानी निर्णय और स्वचालित उपचार तक पहुँचने वाले उदाहरण विरले थे। प्रयोगशाला के ऊँचे वर्गीकरण स्कोर को फार्म में रोग घटने की दर, दूध उत्पादन और चारे की लागत के साथ एक ही कारण-परिणाम रेखा में नहीं जोड़ा जा सकता।

केवल उपलब्धियाँ गिनाने से कहानी आधी रह जाती है। अच्छी तरह चलने वाले फार्मों में नैदानिक थनैला या गंभीर रोग के मामले पूरे डेटा के 5 प्रतिशत से कम होते हैं। सामान्य डेटा पहाड़ जैसा है, बीमार पशुओं का डेटा मुट्ठी भर। इसलिए कृत्रिम बुद्धिमत्ता स्वस्थ गाय को सही पहचानने में कुशल होते हुए भी असली बीमार गाय छोड़ सकती है। लिथुआनियाई शोधकर्ताओं की अपनी चेतावनी का कारण यही था। 94 गायों में कीटोसिस के केवल चौबीस और एसिडोसिस के केवल छब्बीस मामले थे। 100 प्रतिशत का आँकड़ा कौशल से अधिक संयोग हो सकता है। बहुत अधिक चेतावनी भी गंभीर समस्या है।

पशुशाला के हल्के शोर या सेंसर की क्षणिक त्रुटि से दिन में कई बार झूठी चेतावनी आए तो किसान धीरे-धीरे उनका अभ्यस्त हो जाता है और बाद में असली खतरे का संकेत भी अनसुना कर सकता है। एक फार्म के डेटा पर लगभग 95 प्रतिशत सटीक मॉडल को दूसरी नस्ल, चारा-मिश्रण, भवन और जलवायु वाले फार्म में ज्यों का त्यों लगाने पर प्रदर्शन का तेज़ी से गिरना भी आम है। हर पशु के लिए सेंसर, कॉलर और जुगाली मापक लगाने की लागत भी कम नहीं। सैकड़ों गायों वाला फार्म दवा और मृत्यु से होने वाली हानि घटाकर कुछ वर्षों में उपकरण की लागत निकाल सकता है, पर कुछ दर्जन गायों वाला छोटा फार्म आरंभिक खर्च के सामने ठिठकता है।

इसलिए हाल का अनुसंधान केवल सेंसर मान डालने से आगे बढ़कर गाय की शरीरक्रिया समझाने वाले पुराने मॉडल और कृत्रिम बुद्धिमत्ता को मिलाने वाली संकर पद्धति तथा हर फार्म और पशु के लिए वास्तविक समय में नई आधाररेखा सीखने वाली वैयक्तिकृत डीप लर्निंग की ओर जा रहा है।

फिर उसी पुनर्निर्मित सुबह की पशुशाला में लौटें। किसान की उँगलियाँ अब भी मोबाइल फोन पर हैं। कुछ सूचनाएँ सेंसर की त्रुटि या मौसम से बनी झूठी चेतावनी हो सकती हैं। फिर भी अगली सूचना को ढककर नहीं छोड़ा जा सकता। किसान स्क्रीन देखकर पशुशाला तक जाता है और गाय को देखता है। स्क्रीन की संख्याओं और पशुशाला की असली गाय के बीच होने वाली यह सुबह की आवाजाही, कृत्रिम बुद्धिमत्ता कितनी भी परिष्कृत हो जाए, निकट भविष्य में समाप्त होती नहीं दिखती।

स्रोत और संदर्भ

Arlauskaitė, S., Girdauskaitė, A., Malašauskienė, D., Televičius, M., Džermeikaitė, K., Krištolaitytė, J., Lembovičiūtė, G., Šertvytytė, G., & Antanaitis, R. (2025). Machine learning approaches for early identification of subclinical ketosis and low-grade ruminal acidosis during the transition period in dairy cattle. *Life*, 15(9), 1491.

<https://doi.org/10.3390/life15091491>

Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11.

<https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>

- Ebrahimi, M., Mohammadi-Dehcheshmeh, M., Ebrahimie, E., & Petrovski, K. R. (2019). Comprehensive analysis of machine learning models for prediction of sub-clinical mastitis: Deep learning and gradient-boosted trees outperform other models. *Computers in Biology and Medicine*, 114, 103456. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2019.103456>
- Fan, X., Watters, R. D., Nydam, D. V., Virkler, P. D., Wieland, M., & Reed, K. F. (2023). Multivariable time series classification for clinical mastitis detection and prediction in automated milking systems. *Journal of Dairy Science*, 106(5), 3448-3464. <https://doi.org/10.3168/jds.2022-22355>
- Naqvi, S. A., King, M. T. M., Matson, R. D., DeVries, T. J., Deardon, R., & Barkema, H. W. (2022). Mastitis detection with recurrent neural networks in farms using automated milking systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106618. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106618>
- Paudyal, S., Maunsell, F. P., Richeson, J. T., Risco, C. A., Donovan, D. A., & Pinedo, P. J. (2018). Rumination time and monitoring of health disorders during early lactation. *Animal*, 12(7), 1484-1492. <https://doi.org/10.1017/S1751731117002932>
- Rathnayaka, R. M. C. O., Devindi, K. M., Saiju, M. P., Ajitha, A. P., Kaniyamattam, K., Deshapriya, R. M. C., & Ranasinghe, R. M. S. B. K. (2026). Machine learning-based prediction of subclinical mastitis in large-scale dairy herds using a locally established somatic cell count threshold. *Scientific Reports*, 16(1), 19661. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-50467-5>
- Sani, M. I., van der Voort, M., Tekinerdogan, B., & Hogeveen, H. (2026). Application of precision livestock farming: Challenges and opportunities. *Animal Bioscience*, 39(4), 250895. <https://doi.org/10.5713/ab.250895>
- Taechachokevivat, N., Kou, B., Zhang, T., et al. (2024). Evaluating the performance of herd-specific long short-term memory models to identify automated health alerts associated with a ketosis diagnosis in early-lactation cows. *Journal of Dairy Science*, 107(12), 11489-11501. <https://doi.org/10.3168/jds.2023-24513>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289. <https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Tian, H., Zhou, X. J., Wang, H., Xu, C., Zhao, Z. X., Xu, W., et al. (2024). The prediction of clinical mastitis in dairy cows based on milk yield, rumination time, and milk electrical conductivity using machine learning algorithms. *Animals*, 14(3), 427. <https://doi.org/10.3390/ani14030427>
- Vandermeulen, J., Bahr, C., Johnston, D., et al. (2016). Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds. *Computers and Electronics in Agriculture*, 129, 15-26. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.014>
- Zhang, K., Han, S., Wu, J., et al. (2023). Early lameness detection in dairy cattle based on wearable gait analysis using semi-supervised LSTM-autoencoder. *Computers and Electronics in Agriculture*, 213, 108252. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108252>
- Zhang, Q., & Kanjo, E. (2025). A multicore and edge TPU-accelerated multimodal TinyML system for livestock behavior recognition. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2504.11467>

3.2

मदकाल और प्रसव को पढ़ने वाली आँख

निम्न काल्पनिक दृश्य मदकाल पहचान के अध्ययनों के आधार पर पुनर्निर्मित है। आधी रात बीत चुकी है और एक गाय लेटने के बजाय पशुशाला के गलियारे में चक्कर लगा रही है। वह पास के बाड़े की दूसरी गाय की पीठ पर अपने अगले पैर हल्के से रखती है और तुरंत पीछे हट जाती है। घुप अँधेरे में इस गतिविधि को देखने वाली आँख छत से लगा अवरक्त कैमरा है। गर्दन के एक्सेलेरोमीटर से दर्ज गतिविधि भी सामान्य वक्र से बहुत ऊपर जाती है। सो रहे प्रबंधक के मोबाइल फोन पर सूचना आती है कि मदकाल के प्रबल संकेत हैं और पशु की जाँच की जाए।

कृत्रिम गर्भाधान का समय सेंसर की एक चेतावनी से नहीं, बल्कि मदकाल आरंभ होने के समय और पशु के रिकॉर्ड को साथ देखकर तय किया जाता है।

प्रजनन की सफलता या विफलता पशुपालक की आजीविका बदल देती है। मदकाल का सही समय एक बार छूटकर गर्भधारण देर से हो तो दूध न मिलने की अवधि उतनी ही बढ़ जाती है, जबकि उस दौरान चारे का खर्च लगातार चलता रहता है। प्रसव के निकट मनुष्य की सहायता देर से पहुँचे तो माँ या बच्चे की मृत्यु भी हो सकती है। हर पशु के शरीर से आने वाले संकेत चौबीस घंटे देखते रहने वाली इस प्रबंधन पद्धति को परिशुद्ध पशुपालन, अंग्रेज़ी में PLF, कहा जाता है। एक मनुष्य आँखों से अधिकतम कुछ दर्जन गायें देख सकता है, जबकि सेंसर और कैमरे एक साथ सैकड़ों पशुओं की गतिविधि पकड़ते हैं।

ग्रामीण क्षेत्र में श्रमिक मिलना लगातार कठिन हो रहा है; इसलिए मनुष्य की जगह रात भर जागने वाला यह उपकरण अब सुविधा नहीं, अनिवार्य साधन बनता जा रहा है।

मदकाल में प्रवेश करने वाली गाय के शरीर में एस्ट्रोजन नामक प्रजनन हार्मोन तेज़ी से बढ़ता है। उसके बदलाव साफ़ गतिविधियों में दिखाई देते हैं। गाय अधिक दूर चलती है, अधिक देर खड़ी रहती है, दूसरी गाय पर चढ़ती है या दूसरी गाय के चढ़ने पर हटने के बजाय स्थिर खड़ी रहती है। इस तरह खड़े रहने को पशुपालन में चढ़ने की अनुमति, अंग्रेज़ी में स्टैंडिंग हीट कहा जाता है। दूसरी गायें शोर की परवाह किए बिना नांद में मुँह डालकर जुगाली करती रहती हैं। इसके उलट मदकाल वाली गाय का खाने और जुगाली करने का समय अचानक घटता है। दैनिक सामान्य जुगाली को आधार मानें तो वह लगभग बीस से चालीस प्रतिशत समय खो सकती है।

शरीर के भीतर भी शांत परिवर्तन होते हैं। योनि की विद्युत चालकता थोड़ी बदलती है, कान और शरीर के भीतर का तापमान ऊपर-नीचे होता है और गाय बार-बार ऐसी ऊँची आवाज़ निकालती है जो वह सामान्यतः नहीं निकालती। पास की सूअरशाला की मादा सूअर अलग संकेत देती है। उसका बाहरी जननांग सूजता है और नर के पास आकर दबाव डालने पर भी वह हटती नहीं, स्थिर खड़ी रहती है। ये सभी गतिविधियाँ लंबे

समय नहीं रहती; लगभग एक दिन में चरम पर पहुँचकर घट जाती हैं। जुगाली छोड़कर बार-बार उठने और चलने वाली गाय अपने शरीर से पहला वाक्य लिख रही होती है।

गर्दन, कान या टखने पर लगा एक्सेलेरोमीटर इस वाक्य को संख्या में बदलता है। सेंसर 1 सेकंड में कई बार गाय की गति दर्ज करता है और दिन भर के मानों को सामान्य गतिविधि से मिलाया जाता है। गतिविधि का अचानक बढ़ता वक्र और जुगाली का गिरता वक्र साथ आएँ तो एल्गोरिदम मदकाल की संभावना निकालता है। भीतर की स्थान-निगरानी जोड़ी जाए तो यह भी देखा जा सकता है कि वह किस हिस्से में कितनी देर घूमी। रैंडम फॉरेस्ट, सपोर्ट वेक्टर मशीन और LSTM जैसे मॉडल ये डेटा पढ़ते हैं। प्रदर्शन समान नहीं है। 2026 के एक समीक्षा शोधपत्र में प्रजनन पहचान प्रणालियों की संवेदनशीलता 45 प्रतिशत से 98 प्रतिशत और विशिष्टता 70 प्रतिशत से 99 प्रतिशत के बीच थी।

नस्ल, सेंसर की जगह और मदकाल की पुष्टि के मानक के अनुसार छूटी गायों और झूठी चेतावनियों की संख्या बदलती थी। यह रात भर जागते मनुष्य की आँखों का काम घटा सकता है, लेकिन अभी ऐसा उपकरण नहीं है जो एक भी पशु न छोड़े।

कृत्रिम गर्भाधान का उचित समय तय करना मदकाल पहचानने से कहीं कठिन है। मदकाल शुरू होने से अंडोत्सर्जन तक का समय हर गाय में अलग है, और वीर्य की दशा तथा प्रसव-क्रम भी गर्भधारण दर को प्रभावित करते हैं। एल्गोरिदम गतिविधि-वक्र की चोटी खोजकर मदकाल आरंभ होने का समय सीमित करता है और पिछले प्रजनन रिकॉर्ड के साथ कृत्रिम गर्भाधान तकनीशियन के लिए सूचना तैयार करता है। लेकिन वह हर गाय पर लागू होने वाली दो घंटे की खिड़की लगभग पूरी सटीकता से नहीं बताता। चेतावनी के समय का उपयोग यह तय करने के लिए होता है कि तकनीशियन किस क्रम में श्लेष्मा, स्टैंडिंग हीट और पशु का इतिहास देखे। वही रिकॉर्ड अगले मदकाल के पूर्वानुमान में फिर जाता है।

सेंसर और वीडियो एक-दूसरे की कमी भरते हैं, किंतु अंतिम समय मनुष्य की पुष्टि के बाद तय होता है।

कैमरा बिना कॉलर या कान-टैग के झुंड का व्यवहार देखता है। अवरक्त चित्रण और डीप लर्निंग को मिलाने वाली प्रणाली मनुष्य के सोने के समय भी चढ़ने की गतिविधि दर्ज कर सकती है। कुछ तंत्रिका नेटवर्क गाय के शरीर का चितकबरा नमूना पहचानकर उसे संख्या देते हैं, फिर चढ़ने की गतिविधि तय करते हैं। पहले चरण में गलत संख्या लग जाए तो अगला निर्णय भी गलत गाय के खाते में जाता है। IATEFF-YOLO अँधेरे में चढ़ने की गतिविधि खोजने के लिए बनाया गया था और दो कोणों के वीडियो मिलाने वाली एन्सेम्बल पद्धति पर भी अनुसंधान हुआ है।

पर 2026 का PLOS ONE अध्ययन केवल तीन गायों पर एक दिन में रिकॉर्ड किए 17 घंटे 16 मिनट के वीडियो पर किया गया था, और मदकाल वाली गायें केवल दो थीं। YOLO परिवार के तंत्रिका नेटवर्क और DeepSORT को जोड़ने वाला 2026 का अध्ययन भी सम्मेलन के सार के स्तर पर है। वीडियो संपर्क-रहित विकल्पों में से एक है, अकेला विकल्प नहीं। भेड़ और बकरी में एक्सेलेरोमीटर, GPS, नर पशु से लगाया जाने वाला चिह्न और हार्मोन जाँच जैसी दूसरी विधियाँ हैं। मादा भेड़ के पूँछ हिलाने को 3D कन्वोल्यूशनल न्यूरल नेटवर्क से पहचानने का अध्ययन इस सूची में एक और विकल्प जोड़ता है।

प्रसव के निकट गाय का शरीर मदकाल से अलग संकेत देता है। प्रसव से एक या दो दिन पहले वह चारा-पात्र के सामने कम समय बिताती है और झुंड से दूर कोना खोज सकती है। बार-बार लेटना और उठना तथा पूँछ उठाना भी बढ़ता है। पूँछ पर लगा ऊष्मा सेंसर प्रसव से पहले सतही तापमान में बदलाव दर्ज करता है। यह शरीर के भीतर के तापमान के समान नहीं है और हवा तथा मौसम से प्रभावित होता है। इसलिए तापमान की एक रेखा के बजाय मुद्रा और गतिविधि साथ पढ़ने वाले अध्ययन जारी हैं।

शरीर-ताप और मुद्रा को साथ पढ़ने की विधियाँ सेंसर और वीडियो, दोनों दिशाओं में विकसित हो रही हैं। पूँछ पर लगा तापमान-एक्सेलेरोमीटर सेंसर प्रसव से पहले के 24 घंटे और 6 घंटे के खंडों का अलग पूर्वानुमान करने के लिए परखा गया। छत का 3D गहराई कैमरा हर दृश्य में बताता है कि गाय लेटी है, खड़ी है या पूँछ उठाए है। हिडन मार्कोव मॉडल इन अवस्थाओं के बदलने का क्रम देखता है। गति-पथ और मुद्रा मिलाकर सामान्य प्रसव तथा सहायता चाहने वाले मामले अलग करने वाले अध्ययन भी हुए हैं, पर यह अभी मिनट के स्तर पर प्रसव का समय और कठिन प्रसव की पुष्टि करने की अवस्था में नहीं है।

Ushi-Waka और NiLIMo एम्नियोटिक झिल्ली या बछड़े के पैर दिखने वाला दृश्य पहचानकर मोबाइल फोन पर सूचना देते हैं। Nikon ने NiLIMo की प्रसव पहचान क्षमता 95 प्रतिशत बताई है। उत्पाद की चेतावनी रात की गश्त घटा सकती है, लेकिन गश्त का समय कितने मिनट घटा और बछड़े की जीवित रहने की दर कितनी बढ़ी, इसके लिए हर फार्म के सत्यापन डेटा चाहिए।

केवल संख्याएँ देखें तो तकनीक निर्दोष लगती है, लेकिन वास्तविक पशुशाला में वह तीन दीवारों से टकराती है।

पहली दीवार झूठी चेतावनी है। गर्मियों की लू से परेशान गाय या थनैला और लंगड़ेपन से पीड़ित गाय भी जुगाली रोककर बेचैनी से चलती है। कई बार एल्गोरिदम इन गतिविधियों को मदकाल या प्रसव के संकेत से अलग नहीं कर पाता। तेज़ गर्मी की दोपहर में हाथ भर छाया खोजते हुए लगातार चलती गाय को कॉलर सेंसर मदकाल में मान लेता है। सर्दियों की ठंडी हवा में गाय की पूँछ का सतही तापमान भी इसी तरह गिरता है और सेंसर ठंड को प्रसव का संकेत समझ सकता है। दर्द के कारण बार-बार लेटने और उठने वाली लंगड़ी गाय को प्रसव-निगरानी एल्गोरिदम प्रसव पीड़ा में मान सकता है।

सुबह की चेतावनी सुनकर पहुँचे कृत्रिम गर्भाधान तकनीशियन के सामने मदकाल के बजाय एक लंगड़ी गाय हो तो वीर्य की एक स्ट्रॉ की कीमत, उस दिन की यात्रा का खर्च और समय सब व्यर्थ जाता है। ऐसी चेतावनी कई दिन दोहराई जाए तो प्रबंधक सूचना देखकर उठने के बजाय फिर कंबल ओढ़ लेता है। हर पुनरावृत्ति के साथ किसान का प्रणाली पर भरोसा थोड़ा कम होता जाता है।

दूसरी दीवार छूटे संकेत हैं। पहली बार गर्भ धारण करने वाली युवा गाय और कई बार बच्चे दे चुकी गाय मदकाल तथा प्रसव से पहले बहुत अलग व्यवहार करती हैं। कुछ गायें मदकाल में भी बाहर से लगभग कोई संकेत नहीं दिखातीं; ऐसे मौन मदकाल को एक मानकीकृत एल्गोरिदम से पकड़ना कठिन है। झुंड में नीची सामाजिक स्थिति वाली गाय दूसरी गाय के दबाव में चढ़ने की गतिविधि तक नहीं कर पाती और पीछे हट जाती है। हर गाय में मदकाल की अभिव्यक्ति अलग होना स्वचालित पहचान की बाधाओं में गिना जाता है।

मदकाल एक बार छूट जाए तो अगले मदकाल तक लगभग तीन सप्ताह प्रतीक्षा करनी पड़ती है। इस दौरान गाय गर्भवती नहीं होती और चारा खाती रहती है।

दूध न देने की अवधि का हर दिन चारे की लागत जोड़ता है और अगला दुग्ध-दोहन चक्र उतना पीछे जाता है। दूध उत्पादन की हानि मिल जाए तो एक गाय का नुकसान छोटा नहीं रहता। दूध न मिलने के दिन बढ़ते जाएँ तो कुछ किसान यह तौलने लगते हैं कि उस गाय को रखना चाहिए या नहीं। प्रसव का संकेत छूटने पर परिणाम अधिक गंभीर होता है। मनुष्य के बिना प्रसव करते समय भ्रूण गलत मुद्रा में हो तो माँ और बच्चा दोनों संकट में पड़ते हैं; यदि सूचना बजे बिना सुबह बीत जाए तो सहायता का अवसर मिलने से पहले सब समाप्त हो सकता है।

तीसरी दीवार उपकरण की सहनशक्ति है। प्रसव के दौरान निकलने वाला एमनियोटिक द्रव, रक्त और मल-मूत्र पूँछ के सेंसर तथा कैमरे के लेंस को ढक देते हैं। सँकरे प्रसव बाड़े में गाय खंभे से शरीर रगड़े तो मेहनत से लगाया सेंसर पूरा गिर सकता है। कीचड़ और चारे के अवशेष लेंस पर सूख जाएँ तो वीडियो धुँधला हो जाता है और कई दिन प्रणाली आधी बंद आँख से पशुशाला देखती है। बैटरी समाप्त हो या वायरलेस संकेत कोने के बाड़े तक न पहुँचे तो कभी पूरा दिन कोई मान नहीं आता। सर्दियों की सुबह लेंस पर सफेद पाला जमने पर भी यही समस्या होती है। महँगा उपकरण ठीक आवश्यक क्षण पर बंद पड़ सकता है।

गिरे या टूटे सेंसर बदलने की लागत भी कम नहीं, और अनेक गायें पालने वाले फार्म में यह खर्च बर्फ के गोले की तरह बढ़ता जाता है।

इसलिए अगले चरण का अनुसंधान ऐसे वैयक्तिकृत मॉडलों की ओर जा रहा है जो हर पशु का पिछला रिकॉर्ड स्वयं सीखकर निर्णय की सीमा उसी के अनुसार बदलें, तथा ऐसे वीडियो पहचान तंत्र की ओर जो बिना सेंसर और बिना छुए निगरानी करें। पहली बार प्रसव करने वाली और पहले प्रसव कर चुकी गायों के लिए अलग आधाररेखाएँ बनाना तथा गर्मी और सर्दी की सामान्य सीमाएँ अलग रखना भी जारी है। उपकरण की कीमत घटाना और स्थापना आसान करना भी साथ चल रहा है। अलग कंपनियों के उपकरण एक-दूसरे के संकेत न पढ़कर अलग-अलग चलें, इस समस्या का समाधान भी करना होगा।

सुबह पशुशाला का चक्कर लगाने वाले मनुष्य के कदम घटे हैं, किंतु पूरी तरह समाप्त होने से पहले अभी कुछ कदम बाकी हैं।

स्रोत और संदर्भ

Arikan, İ., Ayav, T., Seçkin, A. Ç., & Soygazi, F. (2023). Estrus detection and dairy cow identification with cascade deep learning for augmented reality-ready livestock farming. *Sensors*, 23(24), 9795.

<https://doi.org/10.3390/s23249795>

Benaissa, S., Tuytens, F. A. M., Plets, D., et al. (2020). Calving and estrus detection in dairy cattle using a combination of indoor localization and accelerometer sensors. *Computers and Electronics in Agriculture*, 168, 105153.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105153>

Clayton, C., Hartley, E., Hudson, C., & McGee, M. (2026). Automated detection and tracking of estrus behaviors in dairy cows using YOLOv10s and DeepSORT. *Journal of Animal Science*, 104(Supplement_2),

skag057.080.

https://academic.oup.com/jas/article/104/Supplement_2/skag057.080/8571649

Hanpinitsak, P., Katanyukul, T., Tonmitr, N., Suntara, C., Tanusilp, S., & Phuphaphud, A. (2026). Artificial intelligence-based dairy cattle behavior recognition for estrus detection via ensemble fusion of two camera views. *PLoS ONE*, 21(1), e0340999.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0340999>

Higaki, S., Matsui, Y., Sasaki, Y., et al. (2022). Prediction of 24-h and 6-h periods before calving using a multimodal tail-attached device equipped with a thermistor and 3-axis accelerometer through supervised machine learning. *Animals*, 12(16), 2095.

<https://doi.org/10.3390/ani12162095>

Khin, M. P., Tin, P., Horii, Y., & Zin, T. T. (2024). Predictive modeling of cattle calving time emphasizing abnormal and normal cases by using posture analysis. *Scientific Reports*, 14, 31871.

<https://doi.org/10.1038/s41598-024-83279-6>

Kshirsagar, R., Kalbande, K., Yerunkar, P., Lokhande, A., Mondal, K., Jagtap, H., & Chunarkar, R. (2026). IoT-enabled estrus detection in dairy cattle using machine learning technique. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, 18(2), 121-139.

<https://doi.org/10.5815/ijieeb.2026.02.08>

Li, D., Dai, B., Li, Y., et al. (2024). IATEFF-YOLO: Focus on cow mounting detection during nighttime. *Biosystems Engineering*, 246, 54-66.

<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2024.07.017>

Mg, W. H. E., Zin, T. T., Tin, P., Aikawa, M., Honkawa, K., & Horii, Y. (2025). Automated cattle monitoring system for calving time prediction using trajectory data embedded time series analysis. *IEEE Open Journal of the Industrial Electronics Society*, 6, 216-234.

<https://doi.org/10.1109/OJIES.2025.3533663>

Mg, W. H. E., Tin, P., Aikawa, M., Honkawa, K., Horii, Y., & Zin, T. T. (2026). Signal-based feature analysis of behavioral trajectories for predicting calving time and classifying assistance needs. *Computers and Electronics in Agriculture*, 243, 111301.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.111301>

Sani, M. I., van der Voort, M., Tekinerdogan, B., & Hogeveen, H. (2026). Application of precision livestock farming: Challenges and opportunities. *Animal Bioscience*, 39(4), 250895.

<https://doi.org/10.5713/ab.250895>

Sankarganesh, D., Krishna Prasad, P. D. S. Y., Sujit, S., Thiraviam, A. I. G., & Ambrose, D. J. (2026). Estrus detection in dairy cattle: An updated review on strategies and technologies. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, 1807199.

<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1807199>

Shi, J., Chen, X., Zhang, Y., Gong, P., Xiong, Y., Shen, M., Norton, T., Gu, X., & Lu, M. (2025). Detection of estrous ewes' tail-wagging behavior in group-housed environments using Temporal-Boost 3D convolution. *Computers and Electronics in Agriculture*, 234, 110283.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110283>

Slebioda, L., Zawieja, B., Grodkowski, G., Sakowski, T., Baars, T., & Szwaczkowski, T. (2026). Prediction of calving time based on sensor measurements of behaviour in cattle. *Animal*, 20(5), 101808.

<https://doi.org/10.1016/j.animal.2026.101808>

Sumi, K., Maw, S. Z., Zin, T. T., Tin, P., Kobayashi, I., & Horii, Y. (2021). Activity-integrated hidden Markov model to predict calving time. *Animals*, 11(2), 385.

<https://doi.org/10.3390/ani11020385>

Wojewodziec, D., Gołębiewski, M., & Grodkowski, G. (2025). Methods of observing the signs of approaching calving in cows: A review. *Animals*, 15(7), 1018.

<https://doi.org/10.3390/ani15071018>

3.3

शरीर मापने वाला कैमरा: शारीरिक दशा स्कोर और भार अनुमान

निम्न काल्पनिक दृश्य स्वचालित शरीर-मापन के अध्ययनों के आधार पर पुनर्निर्मित है। सुबह पाँच बजे दुग्ध-दोहन कक्ष से निकली गायें सँकरे गलियारे से एक-एक करके गुजरती हैं। गलियारे की छत से लटके डिब्बे के नीचे हर गाय के गुजरते ही सूचक बत्ती थोड़ी देर चमकती है। डिब्बे से निकलता प्रकाश गाय की पीठ और कमर को देखता है और कार्यालय के मॉनिटर पर लाल तथा नीले दसियों हज़ार बिंदुओं वाला त्रि-आयामी मानचित्र उभरता है। कुछ सेकंड बाद स्क्रीन पर शारीरिक दशा स्कोर और अनुमानित भार दिखाई देता है। गाय गलियारा पार करके नांद की ओर जा चुकी है। वह तराजू पर नहीं चढ़ी और किसी मनुष्य ने उसका शरीर नहीं छुआ।

कुछ समय पहले तक यह स्कोर मनुष्य की उँगलियों से निकलता था। प्रबंधक गाय की पूँछ के मूल और कमर की हड्डियों के पास हथेली से दबाकर तथा सहलाकर वसा और हड्डी की मोटाई का अनुमान लगाता, फिर उस अनुभव को क्लिपबोर्ड पर एक संख्या में लिखता था। भार मापना इससे भी कठिन था। गाय या सूअर को जबरन हाँककर तराजू पर चढ़ाना पड़ता था। सँकरे गलियारे में बंद पशु अनजान लोहे के फर्श पर पैर रखते ही डरकर पीछे हटता या फिसलकर पैर घायल कर लेता था। लात लगने या शरीर के नीचे दबने से किसान की कलाई और पसलियाँ घायल होना भी असामान्य नहीं था।

एक ही गाय को दो मूल्यांकनकर्ता लगभग आधे अंक के अंतर से आँक सकते थे, और बार-बार बदलते भार वाले पूरे डेयरी झुंड को हाथ से दोबारा मापने में आधा दिन लग जाता था। मनुष्य थकता तो स्कोर भी डगमगाता; सुबह और शाम का स्कोर अलग हो सकता था। उसी स्कोर पर चारे की मात्रा तय करने वाला व्यक्ति हर बार असमंजस में पड़ता था।

शारीरिक दशा स्कोर (Body Condition Score, BCS) गाय या सूअर के शरीर में जमा वसा और मांसपेशियों को एक संख्या में समेटने वाला संकेतक है। पशु-प्रजाति और देश के अनुसार मानक अलग हैं, पर इसे प्रायः 1 अंक, अर्थात् बहुत दुबला, से 5 अंक, अर्थात् मोटापा, के बीच दिया जाता है। कुछ देशों और पशु-प्रजातियों में इसे नौ अधिक सूक्ष्म स्तरों में बाँटा जाता है। प्रसव के आसपास और दुग्धस्राव शुरू होने पर यह स्कोर तेज़ी से बदलता है, क्योंकि शरीर में जमा वसा को दूध में बदलने की गति बढ़ जाती है। दूध उत्पादन में शरीर की वसा बहुत जल्दी घटे तो कीटोसिस और वसायुक्त यकृत हो सकता है तथा अगली बार गर्भधारण की संभावना घटती है।

इसके विपरीत प्रसव से ठीक पहले अत्यधिक मोटी गाय में कठिन प्रसव और थनैला का जोखिम बहुत बढ़ जाता है। स्कोर में केवल आधे अंक की गलती भी अगले कई सप्ताह के स्वास्थ्य और प्रजनन प्रदर्शन को बदल सकती है। केवल प्रसव के आसपास के कुछ सप्ताह ठीक निकाल लेना पर्याप्त नहीं। लगभग दस महीने की

दुग्ध-दोहन अवधि में स्कोर के धीरे-धीरे ऊपर-नीचे जाते वक्र को देखना होगा, तभी अगले प्रजनन और अगले वर्ष के दूध की मात्रा का अनुमान लगाया जा सकता है। इस एक स्कोर पर एक गाय के पूरे वर्ष का उत्पादन टिका है।

स्वचालित मूल्यांकन उपकरणों ने उँगलियों के इस अनुभव को कैमरे और लाइडार (LiDAR) में स्थानांतरित कर दिया। लाइडार प्रकाश भेजता है और उसके लौटने का समय मापकर दूरी निकालता है। ऊपर से नीचे देखने वाला Intel RealSense या Kinect जैसा RGB-D कैमरा अथवा लाइडार गाय के गुजरने के छोटे समय में शरीर की सतह के दसियों हज़ार निर्देशांक दर्ज करके पॉइंट क्लाउड, अर्थात बिंदुओं का त्रि-आयामी मानचित्र बनाता है। अलग-अलग बिंदुओं का कोई अर्थ नहीं, किंतु दसियों हज़ार बिंदु मिलकर गाय की पीठ और कमर का पूरा वक्र दिखाते हैं।

Detectron2 या Mask R-CNN जैसे छवि-विभाजन एल्गोरिदम वहाँ से पीठ की रेखा, कूल्हे के उभरे कोण, बैठने की हड्डियों और पूँछ के मूल की उभरी जगह को ठीक-ठीक काटते हैं। तस्वीर से पृष्ठभूमि, पैर और सिर हटते हैं; केवल पीठ तथा पिछली देह का वक्र बचता है। चुने भाग का वक्र और धँसाव PointNet++ जैसे कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क में जाकर एक स्कोर में संपीड़ित होता है। सारी गणना गाय के गलियारा पूरी तरह पार करने से पहले समाप्त हो जाती है। प्रकाश उँगलियों का काम सँभाल लेता है।

विशेषज्ञ और कैमरे के स्कोर साथ-साथ कितने बदलते हैं, इसे दिखाने वाला सहसंबंध गुणांक 1 के जितना निकट हो, दोनों उतने समान होते हैं। कई सत्यापनों में यह मान 0.90 से अधिक था। गाय जब-जब दुग्ध-दोहन कक्ष से आती-जाती है, कैमरा उसी विधि से स्कोर देकर लंबी प्रवृत्ति बना सकता है। फिर भी मनुष्यों के बीच की त्रुटि और फार्मों के बीच का पक्षपात समाप्त नहीं होता। मुद्रा, प्रकाश और नस्ल बदलने पर स्कोर भी बदलता है। 2026 के एक अध्ययन ने 1,020 डेयरी गायों की गहराई वाली छवियों और 3D पॉइंट क्लाउड की तुलना की। अधिक त्रि-आयामी सूचना से स्कोर अनिवार्य रूप से अधिक सटीक होगा या नहीं, यह प्रश्न इस तुलना के बाद भी खुला रहा।

केवल स्कोर पर्याप्त नहीं। भार को किलोग्राम की वास्तविक संख्या में और उसके प्रतिदिन बढ़ने को औसत दैनिक भार-वृद्धि (Average Daily Gain, ADG) के रूप में अलग मापना होता है। तभी पशु भेजने की तारीख और चारे के शरीर-भार में बदलने की दक्षता तय की जा सकती है। समान चारा खाकर अच्छी तरह भार बढ़ाने वाले और न बढ़ाने वाले पशुओं को अलग करने की शुरुआत भी इसी संख्या से होती है। पशु भेजने में कुछ दिन की देरी हो तो उस दौरान खिलाए चारे की लागत पूरी हानि बनती है। कैमरा गाय या सूअर के शरीर पर कई संदर्भ बिंदु खोजता है।

कूल्हे के ऊपरी भाग तक की शरीर-ऊँचाई, कंधे से कूल्हे की हड्डी तक शरीर की लंबाई, छाती की परिधि, छाती की गहराई और कूल्हे की चौड़ाई एक साथ मापी जाती है। मनुष्य फीता लेकर जिसे पाँच बार में मापता था, कैमरा उसे तुरंत पूरा करता है। इन्हीं संख्याओं से उलटी गणना करके भार निकाला जाता है।

समस्या कैमरे और पशु के बीच की दूरी तथा कोण है। वही गाय कैमरे के पास से गुजरे तो बड़ी और गलियारे के किनारे से निकले तो छोटी दिखाई देती है। त्रुटि घटाने के लिए एक कैमरा गहराई का अनुमान लगाता है, या दो कैमरे अलग कोणों की छवियाँ मिलाकर वास्तविक दूरी निकालते हैं। हर पिक्सेल को सेंटीमीटर मान देने

वाला कैलिब्रेशन निर्धारित चित्रण-क्षेत्र में विकृति घटाता है। कैमरे की ऊँचाई या लेंस बदलने पर फिर कैलिब्रेशन करना होता है, और गाय का झुकना या दूसरी गाय से ढकना अभी भी त्रुटि छोड़ता है।

कैलिब्रेशन के बाद शरीर-मापों को एक प्रशिक्षित समीकरण से फिर गुजारा जाता है। कुछ प्रणालियाँ YOLOv8-Pose से संदर्भ बिंदु चिह्नित करके XGBoost या LightGBM जैसे रिग्रेशन मॉडल से भार निकालती हैं। दूसरी प्रणालियाँ गहराई वाली छवि या 3D पॉइंट क्लाउड से सीधे आयतन और भार का अनुमान लगाती हैं। प्रक्रिया अलग हो सकती है, पर सभी में कैमरे के डेटा को असली तराजू की रीडिंग के साथ जोड़कर प्रशिक्षण दिया जाता है।

गायों पर किए कई सत्यापनों में कैमरे के अनुमान और वास्तविक तराजू की रीडिंग का सहसंबंध गुणांक 0.90 से अधिक था। होल्स्टीन बड़वार गायों को लाइडार से मापने वाले अध्ययन में केवल छाती की परिधि और शरीर की लंबाई मिलाकर बिना तराजू भार का अनुमान लगाया गया। हानवू पर कोरिया के एक अध्ययन ने आगे बढ़कर ग्रेड निर्धारण में इस्तेमाल पीठ की वसा की मोटाई तक मशीन लर्निंग से पूर्वानुमानित की। जो ग्रेड पहले वधशाला में पता चलता था, उसका जीवित गाय की तस्वीर से पहले अनुमान लगाने का यह प्रयास था। बाली मवेशियों पर दक्षिण-पूर्व एशिया के अध्ययन ने भी समान परिणाम दिए।

प्रयोगशाला के बजाय वास्तविक व्यावसायिक डेयरी फार्म में कई महीने कैमरा लगाकर किए सत्यापन में भी ऐसी ही विश्वसनीयता बार-बार मिली। पशु-प्रजाति और देश अलग हैं, पर कैमरे के नीचे गुजरते शरीर का संख्या में बदलने का सिद्धांत समान है।

मोटे किए जा रहे सूअरों की छत पर लगे 3D कैमरे ने धड़ का आयतन मापा और कुछ सत्यापनों में निर्धारण गुणांक 0.96 से 0.98 दर्ज किया। यह ऊँचा मान है, किंतु चित्रण की स्थिति और मुद्रा बदलने पर त्रुटि बढ़ती है। चरागाह में ड्रोन पर लाइडार और RGB कैमरा लगाकर गाय के शरीर-मापों का अनुमान लगाने के अध्ययन हुए। 2025 के डेटा में 96 गायों को 8 मीटर से 50 मीटर की ऊँचाई से चित्रित किया गया। खड़ी गायों में भार अनुमान का निर्धारण गुणांक लगभग 0.94 था, पर लेटी गायों में लगभग 0.74 रह गया। यह कुछ मिनटों में पूरे झुंड का भार निश्चित करने वाला उपकरण नहीं, बल्कि मुद्रा और उड़ान की स्थितियों का प्रभाव परखने के अनुसंधान के अधिक निकट है।

आज के भार में से कल का भार घटाने पर औसत दैनिक भार-वृद्धि मिलती है। कई दिनों से जमा इस वृद्धि का ग्राफ़ पशु भेजने की तारीख तय करता है। निर्धारित वक्र से धीमे बढ़ने वाले सूअर का चारा-मिश्रण बदला जाता है और उसे कुछ दिन अधिक पाला जाता है; वक्र से आगे बढ़ने वाले सूअर को निर्धारित समय से पहले भेजा जाता है। लक्ष्य भार से कम पर भेजने से बाज़ार मूल्य घटता है और पूरा बढ़ जाने के बाद भी खिलाते रहने से केवल चारे की लागत बहती है। पहले एक बाड़े के सभी सूअर एक साथ भेजे जाते थे, इसलिए अधबढ़े पशु भी ट्रक पर चढ़ जाते थे। अब हर पशु के अलग वक्र पर निगरानी होने से बाड़े में पहले बढ़े कुछ सूअर चुनकर भेजे जा सकते हैं।

बाकी को कुछ दिन और खिलाकर वक्र तक पहुँचने दिया जाता है। तराजू पर संघर्ष किए बिना स्क्रीन के एक वक्र से हर पशु को भेजने का समय तय होता है।

इन संख्याओं की असली उपयोगिता नांद के सामने दिखाई देती है। गाय व्यक्तिगत आहार स्टेशन में जाती है तो RFID पहले उसकी पहचान बताता है। भार, दूध की मात्रा और शारीरिक दशा स्कोर हर पशु के लिए सांद्र चारे की पूरक मात्रा तय करने का डेटा बनते हैं। संपूर्ण मिश्रित राशन, अर्थात् TMR, देने वाला रोबोट सामान्यतः एक गाय के लिए नहीं, समान पोषण आवश्यकता वाले समूह के लिए मिश्रण देता है। समूह का TMR और हर पशु का सांद्र चारा स्टेशन अलग उपकरण हैं।

परिशुद्ध पोषण बचे चारे और पोषक तत्वों के उत्सर्जन को घटा सकता है, किंतु अभी यह कहने का चरण नहीं आया कि केवल एक BCS कैमरा चारा रूपांतरण अनुपात और मीथेन उत्सर्जन को किसी निश्चित अनुपात में घटा देता है।

फिर भी कैमरा हर मुद्रा नहीं पढ़ सकता। गाय पीठ मोड़कर या सिर बहुत नीचे करके खड़ी हो, अथवा पैर क्रॉस करके तिरछी खड़ी हो, तो रीड की रेखा ही विकृत होती है और स्कोर तथा भार दोनों गलत हो जाते हैं। जो मुद्रा मनुष्य को असहज दिखती है, वह कैमरे के लिए भी कठिन है। लेंस भी पशुशाला की धूल, कीचड़, मल-मूत्र और मकड़ी के जाल से नहीं बचता। ये पदार्थ लेंस पर चिपकें तो लाइडार का संकेत रुकता है, और पशु की खाल पर मोटी कीचड़ हो तो धड़ की रूपरेखा गलत बनती है। वर्षा के अगले दिन ये समस्याएँ एक साथ आ सकती हैं। सँकरे बाड़े में कई पशु एक-दूसरे से ढककर खड़े हों तो एक कैमरे से उन्हें अलग करना कठिन है।

उलझे सूअरों में स्क्रीन से कई बार पता नहीं चलता कि एक पशु की पीठ कहाँ समाप्त होती है और दूसरे का पिछला भाग कहाँ शुरू होता है। 2026 के एक अध्ययन ने अलग कोणों से कई कैमरों की छवियाँ मिलाकर और असंगत गणनाएँ हटाकर समस्या हल करने का प्रयास किया। केवल पशु के स्थिर खड़े होने वाले फ्रेम चुनकर स्कैन करने की तकनीक तथा धूल और मल-मूत्र रोकने वाला धूलरोधी लेंस कवर भी विकसित किए जा रहे हैं। भारी 3D डेटा को वास्तविक समय में संसाधित करने के लिए उच्च प्रदर्शन वाली ग्राफ़िक्स प्रोसेसिंग यूनिट का सर्वर पशुशाला में रखना पड़ता है, और उसकी कीमत छोटे फार्म के लिए अब भी बोझ है।

छोटे फार्म को इस अंतर की बराबरी करने में समय लगने की संभावना अधिक है।

फिर सुबह के गलियारे में लौटें। गाय यह जाने बिना नांद की ओर चलती है कि उसकी तस्वीर ली जा रही है। उसकी पीठ से गुजरता प्रकाश क्या माप रहा है, वह नहीं जानती। कैमरे ने प्रबंधक की उँगलियों का काम सँभाल लिया है और अब मनुष्य केवल यह अंतिम बटन दबाता है कि कौन-सा चारा कितनी मात्रा में मिलाया जाए। पीठ को हाथ से सहलाकर मिलने वाला अनुभव हटने से बने खाली स्थान में आगे क्या बचेगा, इसका उत्तर किसी के पास नहीं। स्क्रीन की संख्याएँ आज भी हमेशा की तरह अद्यतन हो रही हैं।

स्रोत और संदर्भ

Albornoz, R. I., Giri, K., Hannah, M. C., & Wales, W. J. (2022). An improved approach to automated measurement of body condition score in dairy cows using a three-dimensional camera system. *Animals*, 12(1), 72.
<https://doi.org/10.3390/ani12010072>

Arnaldy, D., Seminar, K. B., Muladno, Sukoco, H., & Neyman, S. N. (2026). A computer vision approach for Bali cattle morphometric measurement using multi-threshold segmentation and FIS-CF-based classification.

Jurnal Teknik Informatika, 19(1), 203-210.

<https://doi.org/10.15408/jti.v19i1.47324>

de Oliveira, F. M., Ferraz, P. F. P., e Silva Ferraz, G. A., Pereira, M. N., Barbari, M., & Rossi, G. (2025). Prediction of body mass of dairy cattle using machine learning algorithms applied to morphological characteristics. *Animals*, 15(7), 1054.

<https://doi.org/10.3390/ani15071054>

Dulal, R., Jia, W., Zheng, L., & Quinn, J. (2026). Agreement-driven multi-view 3D reconstruction for live cattle weight estimation. *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2601.17791>

Kashiha, M., Bahr, C., Ott, S., Moons, C. P., Niewold, T. A., Tuytens, F. A., & Berckmans, D. (2014). Automatic weight estimation of individual pigs using image analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 107, 38-44.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.06.003>

Los, S., Mùcher, C. A., Kramer, H., Franke, G. J., & Kamphuis, C. (2023). Estimating body dimensions and weight of cattle on pasture with 3D models from UAV imagery. *Smart Agricultural Technology*, 4, 100167.

<https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100167>

Mullins, I. L., Truman, C. M., Campler, M. R., Bewley, J. M., & Costa, J. H. C. (2019). Validation of a commercial automated body condition scoring system on a commercial dairy farm. *Animals*, 9(6), 287.

<https://doi.org/10.3390/ani9060287>

Pomar, C., & Remus, A. (2023). Review: Fundamentals, limitations and pitfalls on the development and application of precision nutrition techniques for precision livestock farming. *Animal*, 17(S1), 100763.

<https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.100763>

Qin, L., Ma, Z., Zhang, Z., Zuo, Y., & He, D. (2025). Research on a non-contact cattle weight measurement system based on deep learning. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 13(2), 41-46.

<https://doi.org/10.54097/q5fkjz34>

Tang, Z., Wang, J., De Castro, A., Zhang, Y., Bastos Primo, V., Montevicchio Bernardino, A. B., Morota, G., Wang, X., Chebel, R. C., & Yu, H. (2026). Can 3D point cloud data improve automated body condition score prediction in dairy cattle? *arXiv*.

<https://arxiv.org/abs/2601.22522>

Wang, J., Dai, B., Li, Y., He, Y., Sun, Y., & Shen, W. (2024). An intelligent edge-IoT platform with deep learning for body condition scoring of dairy cow. *IEEE Internet of Things Journal*, 11(10), 17453-17467.

<https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3357862>

Wang, Y., Kooistra, L., Mùcher, S., & Wang, W. (2025). Integrated unmanned aerial vehicle-based LiDAR and RGB data for individual cattle growth monitoring in precision livestock farming. *Scientific Data*, 12(1), 1318.

<https://doi.org/10.1038/s41597-025-04783-6>

Yun, T., Jeong, D., Yun, J., & Lee, W. (2026). Comparative analysis of machine learning models to predict backfat thickness in Hanwoo cattle. *Research Square*, Preprint rs.3.rs-9026112.

<https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-9026112/v1>

Zin, T. T., Seint, P. T., Tin, P., Horii, Y., & Kobayashi, I. (2020). Body condition score estimation based on regression analysis using a 3D camera. *Sensors*, 20(13), 3705.

<https://doi.org/10.3390/s20133705>

Zin, T. T., & Tin, P. (2026). Computer vision in precision livestock farming: Artificial intelligence-driven technologies and applications for sustainable animal production. *Animal Bioscience*, 39(4), 260165.

<https://doi.org/10.5713/ab.260165>

Zuidhof, M. J. (2020). Precision livestock feeding: Matching nutrient supply with nutrient requirements of individual animals. *Journal of Applied Poultry Research*, 29(1), 11-14.

<https://doi.org/10.1016/j.japr.2019.12.009>

अध्याय 4

पशु-प्रजाति के अनुसार AI के मैदानी उदाहरण

4.1

डेयरी गायें और हानवू: रोबोटिक दुग्ध-दोहन मशीन और आभासी बाड़

निम्न काल्पनिक दृश्य स्वचालित दुग्ध-दोहन फार्म के एक दिन को पुनर्निर्मित करता है। सुबह पाँच बजे पशुशाला की हवा अब भी ठंडी है। एक डेयरी गाय झुंड से अलग होकर दुग्ध-दोहन कक्ष की ओर चलती है। उसकी गर्दन का टैग प्रवेश-द्वार के एंटीना के सामने से गुजरते ही दरवाज़ा खुल जाता है और गाय चारे की नांद में थूथन डाल देती है। कंप्यूटर जाँचता है कि इस गाय का पिछला दुग्ध-दोहन कब हुआ था और उससे कितने दूध की आशा है। प्रबंधक अभी रजाई में है, लेकिन उसके मोबाइल फोन पर गाय की संख्या और दुग्ध-दोहन का रिकॉर्ड चुपचाप दिखाई दे रहा है।

स्वचालित दुग्ध-दोहन प्रणाली (Automatic Milking System, AMS), जिसे आम तौर पर दुग्ध-दोहन रोबोट कहा जाता है, ने उस व्यवस्था को उलट दिया जिसमें मनुष्य गाय को हाँककर भीतर ले जाता था। अब गाय अपनी इच्छा से स्वयं चलकर प्रवेश करती है। द्वार पर लगा रेडियो फ्रीक्वेंसी आइडेंटिफिकेशन (RFID) एंटीना गले के टैग को पढ़ता है तो केंद्रीय कंप्यूटर तुरंत पता लगा लेता है कि उस गाय का पिछला दुग्ध-दोहन कब हुआ और कितना दूध निकला था। दुग्ध-दोहन का अंतराल अभी पूरा न हुआ हो तो द्वार नहीं खुलता। गाय थोड़ा चारा खाकर झुंड में लौट जाती है। इसके विपरीत, दूध पर्याप्त भर चुका हो तो द्वार खुल जाता है और गाय दुग्ध-दोहन खाँचे में प्रवेश कर सकती है।

पारंपरिक व्यवस्था में गाय दिन में दो बार नियत समय पर मनुष्य के साथ दुग्ध-दोहन कक्ष जाती थी। रोबोट के नीचे वह अपने शरीर की लय के अनुसार दिन में दो या तीन बार स्वयं चलकर जाती है।

गाय के दुग्ध-दोहन खाँचे में खड़े होते ही असली काम शुरू होता है। रोबोटिक भुजा के सिरे पर लगा त्रि-आयामी (3D) कैमरा और लेज़र सेंसर गाय के पेट के नीचे का भाग स्कैन करके थन की बनावट और चार थनाग्रों की स्थिति को त्रि-आयामी निर्देशांकों में गणना करते हैं। हर गाय के थन की बनावट अलग होती है और भीतर आते समय उसके खड़े होने की मुद्रा भी थोड़ी बदलती है, इसलिए यह गणना हर बार नए सिरे से की जाती है। निर्देशांक मिलते ही घूमने वाला ब्रश या गर्म पानी का कप थनाग्रों को धोकर कीटाणुरहित करता है। फिर दूध की आरंभिक कुछ बूँदें अलग निकालकर थनाग्रों को उत्तेजित किया जाता है।

इसके बाद ही रोबोटिक भुजा चार दुग्ध-दोहन कपों को एक-एक करके थनाग्रों पर लगाती है। यदि वह पहली कोशिश में थनाग्र न खोज पाए तो कोण बदलकर फिर प्रयास करती है। बार-बार विफल होने पर उस गाय को हाथ से दुग्ध-दोहन की आवश्यकता वाले पशु के रूप में अलग चिह्नित कर दिया जाता है। मनुष्य को कुछ सेकंड जैसा दिखने वाला यह क्रम वास्तव में कैमरे से आकार पढ़ने, भुजा का कोण गणना करने और त्रुटि जाँचकर सुधारने की प्रक्रिया को थोड़े समय में कई बार दोहराने का परिणाम है।

चारों थनाग्र अलग-अलग सँभाले जाते हैं। प्रवाहमापी हर थनाग्र से दूध निकलने की गति मापता है और किसी एक का दूध पहले समाप्त हो जाए तो केवल उसी का कप चुपचाप हट जाता है। पारंपरिक दुग्ध-दोहन मशीन चारों थनाग्रों को एक इकाई मानकर दूध निकालती है, इसलिए पहले खाली हुए थनाग्र पर भी शेष थनाग्रों का दूध समाप्त होने तक दबाव पड़ता रहता था। रोबोट इस अत्यधिक दुग्ध-दोहन को घटाता है और सुबह तथा शाम के नियत श्रम से राहत देता है। फिर भी एक व्यक्ति कितनी गायें सँभाल सकता है और दूध की मात्रा कितनी बदलती है, यह प्रत्येक रोबोट पर गायों की संख्या, चारे, गायों के अनुकूलन और फार्म के आवागमन मार्ग के अनुसार बहुत बदलता है।

दुग्ध-दोहन की संख्या बढ़ने से किसी फार्म पर दूध बढ़ भी जाए, तो इसे हर फार्म का निश्चित प्रभाव नहीं माना जा सकता।

दुग्ध-दोहन के स्वचालित होने से केवल गाय की दिनचर्या नहीं बदली। पहले सुबह और शाम, हर दिन दो बार ठीक समय पर दुग्ध-दोहन कक्ष में खड़े रहने वाले व्यक्ति को अब उस समय बछड़ों की देखभाल करने, चारे का मिश्रण फिर तय करने या अधूरी नींद पूरी करने का अवसर मिलता है। इसके बदले हाथ से स्मार्टफोन न छोड़ पाने की नई आदत पड़ गई है। रात भर कौन-सी गाय कितनी बार दुग्ध-दोहन कक्ष गई और किसका दूध घटा, यह स्क्रीन पर देखने का काम कभी-कभी सुबह की नींद उलटे तोड़ देता है।

इन रोबोटों को बनाने वाली कंपनियाँ आज भी अपना आकार बढ़ा रही हैं। नीदरलैंड की कंपनी Lely ने 2025 की गर्मियों में Astronaut A5 Next और Astronaut Max प्रस्तुत किए। Max अठारह रोबोटों को एक प्रणाली में जोड़कर पाँच सौ से ग्यारह सौ गायों वाले फार्मों को लक्ष्य बनाता है। स्वीडन की कंपनी DeLaval ने 2025 मॉडल VMS 300 का दुग्ध-दोहन खाँचा बड़ा कर भारी-भरकम गायों के खड़े होने की जगह बढ़ाई। जर्मन कंपनी GEA का DairyRobot R9500 प्रत्येक थनाग्र से अलग दुग्ध-दोहन और M6850 सेंसर के साथ अनुकूलता की सुविधा देता है। दुनिया भर में स्थापित इकाइयों की संख्या और वार्षिक वृद्धि दर निर्माताओं की आधिकारिक सामग्री में नहीं मिलती।

Lely Hub कई रोबोटों को नियंत्रित करने वाला उपकरण नहीं, बल्कि रोबोट और इंटरनेट के बीच डेटा तथा साइबर सुरक्षा सँभालने वाला उपकरण है। अनेक रोबोटों का संचालन Astronaut Max करता है।

कोरिया की स्थिति अलग है। ग्रामीण विकास प्रशासन ने फरवरी 2022 में विदेश निर्मित रोबोटिक दुग्ध-दोहन मशीनों की संख्या 153 बताई थी, जो डेयरी फार्मों का लगभग 2 प्रतिशत थी। 2023 की आधिकारिक सामग्री में लगभग 180 इकाइयों का उल्लेख है, इसलिए प्रसार की संख्या के साथ सर्वेक्षण का समय भी देखना चाहिए। 2022 के सर्वेक्षण में एक डेयरी गाय पालने में सालाना 69.22 घंटे का श्रम लगता था। उसमें दुग्ध-दोहन के 27.55 घंटे, अर्थात् 39.8 प्रतिशत थे।

ग्रामीण विकास प्रशासन और रोबोटिक दुग्ध-दोहन मशीन बनाने वाली विशेषज्ञ कंपनी DAWOON द्वारा विकसित घरेलू उपकरण का लक्ष्य लगभग 20 करोड़ वॉन में आपूर्ति करना है, जो विदेशी उपकरण की कीमत का करीब 60 प्रतिशत है। DairyBot-K3 को 2026 में सरकार की कृत्रिम बुद्धिमत्ता अनुप्रयोग उत्पादों के शीघ्र वाणिज्यीकरण सहायता परियोजना के लिए चुना गया। अगले 2 वर्षों में इसका वाणिज्यीकरण और मैदानी सत्यापन किया जाएगा।

Doohee Farm चलाने वाले ली जे-ग्वांग अपनी सौ डेयरी गायों में से चालीस का दुग्ध-दोहन रोबोट से करते हैं। 2020 में सरकारी पशुपालन सूचना-संचार प्रौद्योगिकी सहायता परियोजना के माध्यम से उन्होंने दुग्ध-दोहन रोबोट के साथ बछड़ों के लिए दूध पिलाने वाली मशीन और मोटा चारा आगे सरकाने वाला रोबोट भी एक साथ लगाया। उनका कहना है कि रोबोट लगाने के बाद श्रम करीब सत्तर प्रतिशत घट गया। जब वे हाथ से दुग्ध-दोहन मशीन उठाकर ले जाते थे, तब मांसपेशियों और हड्डियों की बीमारी के कारण अक्सर अस्पताल जाना पड़ता था; अब यह समस्या बहुत घट गई है। फिर भी रोबोट ने हर समस्या हल नहीं की।

पाँच गायों के थनाग्रों की बनावट रोबोट की पहचान प्रणाली के अनुकूल नहीं थी, इसलिए अंततः उन्हें झुंड से निकालना पड़ा। दुग्ध-दोहन के बाद निकलने वाले धुलाई के पानी का निपटान नई परेशानी बन गया। रोबोट के साथ लगी दूध पिलाने की मशीन की स्वचालित सफाई सुविधा आरंभ में न चुनने के कारण बाद में अतिरिक्त खर्च भी देना पड़ा। उनका कहना है कि रोबोट के अनुकूल गायों को अलग चुनकर पालना पड़ता है और उपकरण लगाने से पहले बहुत तैयारी करनी होती है।

दुग्ध-दोहन जारी रहते समय पाइप के भीतर दूसरे काम भी होते हैं। इनलाइन सेंसर विद्युत चालकता (Electrical Conductivity, EC) और कायिक कोशिका संख्या (Somatic Cell Count, SCC) मापते हैं। थनैला रोग होने पर दोनों मान बढ़ सकते हैं, लेकिन केवल इन्हीं से निदान निश्चित नहीं किया जाता। दूध में वसा और प्रोटीन का अनुपात 1.5 से अधिक होना भी प्रसव के तुरंत बाद कीटोसिस जाँचने का छँटाई संकेत है, निदान की सीमा नहीं। सीमा पार करने वाले दूध को वाल्व भंडारण टैंक के बजाय अलग पाइप में भेज सकता है और प्रबंधक गाय तथा कच्चे दूध की फिर जाँच करता है।

CowManager ने 2026 में प्रत्येक थनाग्र की चालकता, प्रवाह, निर्वात-दाब और तापमान मापने वाला Milk Sensor सार्वजनिक किया। कंपनी ने 2026 के अंत में आरंभिक आपूर्ति और 2027 में विस्तार की घोषणा की।

विस्तृत चरागाहों में गायों को खुला चराने वाले फार्मों को काँटेदार तार लगाने और उसकी मरम्मत का खर्च उठाना पड़ता है। आभासी बाड़ (Virtual Fence) GPS कॉलर और मोबाइल फोन के नक्शे पर खींची सीमा से गायों की आवाजाही नियंत्रित करती है। गाय सीमा के पास पहुँचती है तो कॉलर पहले आवाज़ करता है और आगे बढ़ते रहने पर थोड़ी देर का विद्युत उद्दीपन देता है। इस उद्दीपन की ऊर्जा बिजली वाली भौतिक बाड़ से कम है, पर पहुँचाने का तरीका अलग होने के कारण तीव्रता की सीधी संख्यात्मक तुलना नहीं की जा सकती। Nofence मोबाइल संचार नेटवर्क और कॉलर के बीच संपर्क का उपयोग करता है तथा गाय, भेड़ और बकरियों के लिए उत्पाद बनाता है।

Halter ने अप्रैल 2026 में उपग्रह से जुड़ने वाली आभासी बाड़ सार्वजनिक की। उस समय वह अमेरिका और न्यूज़ीलैंड में बिक रही थी; कोरिया में प्रसार या पर्वतीय क्षेत्र में सत्यापन का डेटा नहीं था। कोरियाई हानवू फार्मों के लिए यह उपयोगी होगी या नहीं, इसका निर्णय देश की रेडियो तरंग परिस्थिति, नियमों और जंगल की छतरी के नीचे GPS त्रुटि जाँचने के बाद ही किया जाना चाहिए।

आभासी बाड़ वाले चरागाह में गायों के झुंड को उगी हुई घास के एक हिस्से में ले जाना और वहाँ की घास समाप्त होने पर अगले हिस्से में भेजना अब केवल मोबाइल फोन से संभव है। इसे चक्रीय चराई कहते हैं। नदी

के पास संरक्षित क्षेत्र या संकटग्रस्त प्रजातियों के आवास में गायों का प्रवेश भी ऐप की सेटिंग से रोका जा सकता है। सूखे क्षेत्र में गायों को सूखी झाड़ियों वाले हिस्से में ले जाकर चराने से उस रास्ते का ईंधन पहले हटाया जा सकता है जहाँ से जंगल की आग फैल सकती है। फिर भी पशुओं को विद्युत उद्दीपन देने के तथ्य से असहज लोगों की कमी नहीं है।

पशु-कल्याण संगठन और कुछ उपभोक्ता कहते हैं कि ध्वनि और उद्दीपन से पशुओं का व्यवहार नियंत्रित करने पर उन्हें तनाव होता है। कंपनियाँ कहती हैं कि उद्दीपन हल्का है और उससे पहले ध्वनि सुनाई देती है, पर कॉलर की खराबी से आवश्यकता से अधिक बार उद्दीपन मिलने की संभावना पूरी तरह समाप्त नहीं हुई है। समर्थक जवाब देते हैं कि ट्रक में लादकर अपरिचित चरागाह ले जाने के तनाव या गर्म लोहे से दागने के क्षण की पीड़ा की तुलना में यह उद्दीपन बहुत हल्का है। दोनों दावों के अपने आधार हैं, इसलिए यह विवाद जल्दी शांत होता नहीं दिखता।

घने पेड़ों वाले पहाड़ी क्षेत्र में उपग्रह संकेत टूटने या उछलने से गाय की दिखाई गई स्थिति वास्तविक स्थिति से अलग होने की त्रुटियाँ भी दर्ज की गई हैं।

चाल मूल्यांकन (Locomotion Scoring) तकनीक का उपयोग भी बढ़ रहा है। दुग्ध-दोहन के बाद गाय गलियारे से निकलती है तो त्रि-आयामी कैमरा उसकी पीठ के झुकाव और कदमों के बीच की दूरी दर्ज करता है। अलग-अलग अध्ययनों में संवेदनशीलता 58 प्रतिशत से 97 प्रतिशत और विशिष्टता 42 प्रतिशत से 99 प्रतिशत तक रही। कुछ कैमरों और दबाव सेंसरों ने दोनों संकेतकों में 95 प्रतिशत से अधिक परिणाम दिया, लेकिन अनेक फार्मों में समान प्रदर्शन के साथ आरंभिक लंगड़ेपन की चेतावनी देने वाली प्रणालियाँ दुर्लभ हैं। पीठ के झुकाव का वर्गीकरण अंक सीधे आरंभिक निदान दर नहीं माना जाना चाहिए।

कैमरे का अंक केवल यह तय करने में सहायक है कि पहले किस गाय के खुर जाँचे जाएँ; उपचार खुर की जाँच के बाद शुरू होता है।

इन सभी तकनीकों की कीमत है। विदेश निर्मित एक रोबोटिक दुग्ध-दोहन मशीन लगाने पर लगभग 35 करोड़ वॉन खर्च होते हैं और कोरिया में बना मॉडल भी करीब 20 करोड़ वॉन का है। सफाई वाले ब्रश में पुआल फँसना या रोबोटिक भुजा के जोड़ में बाहरी पदार्थ अटकना जैसी छोटी खराबियाँ असामान्य नहीं हैं। एक बार खराबी होते ही उसी क्षण पूरी गोशाला का दुग्ध-दोहन रुक जाता है। शुक्रवार रात रोबोटिक भुजा का जोड़ थम जाए तो सबसे पहले सप्ताहांत में बुलाने योग्य तकनीशियन खोजना कठिन हो जाता है। इस बीच गायों का दुग्ध-दोहन टाला नहीं जा सकता, इसलिए कभी मनुष्य को फिर हाथ से दूध निकालना पड़ता है।

रोबोट लगाने वाले फार्म को नियमित निरीक्षण का कार्यक्रम और खराबी की दशा में वैकल्पिक श्रमिक, दोनों रखने चाहिए। आभासी बाड़ की स्थिति भी ऐसी ही है। घने पहाड़ों वाले चरागाह में उपग्रह संकेत कमज़ोर होता है और संचार नेटवर्क से बाहर के दूरस्थ क्षेत्र में नई सीमा कॉलर तक देर से पहुँच सकती है। कैमरे के लेंस पर पशुशाला की धूल और मल-मूत्र जम जाए तो त्रि-आयामी सेंसर की दूरी-माप गलत हो जाती है। संकरे गलियारे में अनेक गायें एक साथ आ जाएँ तो कृत्रिम बुद्धिमत्ता अलग-अलग पशुओं की पहचान में भ्रमित हो सकती है।

फिर भी हर सुबह दरवाज़ा खुलता है। Doohee Farm के ली जे-ग्वांग के शब्दों में, रोबोट के अनुकूल गायों को अलग चुनकर पालने के बाद मनुष्य उस समय थोड़ी अधिक नींद ले सकता है या अस्पताल जाने के बजाय पशुशाला देखने का अवकाश पा सकता है। स्क्रीन का ग्राफ़ दिखाता है कि पिछली रात किस गाय की कायिक कोशिका संख्या थोड़ी बढ़ी थी, और उधर पशुशाला के दूसरे छोर पर अगली गाय स्वयं चल पड़ी है। पशुशाला से निकलने से पहले प्रबंधक हमेशा एक ही पंक्ति देखता है। आज कोई नाम लाल रंग में तो नहीं दिख रहा, वह सबसे पहले यही जाँचता है।

स्रोत और संदर्भ

- GEA. (2026). DairyRobot R9500. GEA.
<https://www.gea.com/en/products/milking-farming-barn/milking-solutions/automatic-milking/dairyrobot-r9500/>
- Campbell, D. L. M., Ouzman, J., Mowat, D., Lea, J. M., Lee, C., & Llewellyn, R. S. (2020). Virtual fencing technology excludes beef cattle from an environmentally sensitive area. *Animals*, 10(6), 1069.
<https://doi.org/10.3390/ani10061069>
- DeLaval. (2025, April). DeLaval unveils faster, smarter, bigger milking robot model. DeLaval.
<https://corporate.delaval.com/2025/04/delaval-unveils-faster-smarter-bigger-milking-robot-model/>
- Halter. (2026, April 28). Halter launches world-first virtual fencing via satellite. Halter.
<https://www.halterhq.com/news/halter-launches-world-first-virtual-fencing-via-satellite>
- John, A. J., Clark, C. E. F., Freeman, M. J., Kerrisk, K. L., Garcia, S. C., & Halachmi, I. (2016). Review: Milking robot utilization, a successful precision livestock farming evolution. *Animal*, 10(9), 1484-1492.
<https://doi.org/10.1017/S1751731116000495>
- King, M. T. M., LeBlanc, S. J., Pajor, E. A., & DeVries, T. J. (2017). Cow-level associations of lameness, behavior, and milk yield of cows milked in automated systems. *Journal of Dairy Science*, 100(6), 4818-4828.
<https://doi.org/10.3168/jds.2016-12281>
- Lomax, S., Colusso, P. I., & Clark, C. E. F. (2019). Does virtual fencing work for grazing dairy cattle? *Animals*, 9(7), 429.
<https://doi.org/10.3390/ani9070429>
- Narli, S. S., Schmidt, H., Firouzabadi, A., Schönnagel, L., Reich, M. S., & Reitmaier, S. (2025). Automated detection of lameness in dairy cattle through computer vision analysis of back shape characteristics. *Computers in Biology and Medicine*, 197(Pt A), 111038.
<https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2025.111038>
- Lely. (2025, June 24). Future-proof automatic milking solutions and digital resilience on farm. Lely.
<https://www.lelyna.com/us/about-lely/news/future-proof-automatic-milking-solutions-and-digital-resilience-on-farm/>
- Siachos, N., Neary, J. M., & Smith, R. F. (2024). Automated dairy cattle lameness detection utilizing the power of artificial intelligence; current status quo and future research opportunities. *The Veterinary Journal*, 304, 106091.
<https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2024.106091>
- Tun, S. C., Onizuka, T., Tin, P., Aikawa, M., Kobayashi, I., & Zin, T. T. (2024). Revolutionizing cow welfare monitoring: A novel top-view perspective with depth camera-based lameness classification. *Journal of Imaging*, 10(3), 67.
<https://doi.org/10.3390/jimaging10030067>
- Van Hertem, T., Schlageter Tello, A., Viazzi, S., Lokhorst, C., Berckmans, D., & Halachmi, I. (2018). Implementation of an automatic 3D vision monitor for dairy cow locomotion in a commercial farm.

Biosystems Engineering, 173, 166-175.

<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.08.011>

किसान समाचार. (2026, 11 फरवरी). दुग्ध-दोहन रोबोट से संतुष्टि अधिक है, पर मनुष्य के हाथ की आवश्यकता भी बनी रहती है [मासिक पशुपालन]. किसान समाचार.

<https://www.nongmin.com/article/20260210500583>

CowManager. (2026). Milk Sensor.

<https://www.cowmanager.com/milk-sensor/>

ग्रामीण विकास प्रशासन. (2024). डेयरी श्रम-समय सर्वेक्षण और रोबोटिक दुग्ध-दोहन मशीनों की स्थिति.

https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&currPage=150&dataNo=100000796781&mode=updateCnt&prgId=day_farmprmninfoEntry&searchKey=subject

ग्रामीण विकास प्रशासन. (2026). DairyBot-K3 का मैदानी प्रदर्शन और वाणिज्यीकरण.

https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&currPage=1&dataNo=100000811742&mode=updateCnt&prgId=day_farmprmninfoEntry

4.2

सूअर: मुद्रा पढ़ने वाला कैमरा और खाँसी गिनने वाला माइक्रोफोन

निम्न काल्पनिक दृश्य सूअरपालन के वीडियो अनुसंधान के आधार पर पुनर्निर्मित किया गया है। सुबह पाँच बजे मोटे किए जा रहे सूअरों की पशुशाला के एक हिस्से में सूअर एक-दूसरे की पीठ और पेट पर सटे हुए एक ढेर की तरह लेटे हैं। उनके ऊपर छत वाले कैमरे की लाल बत्ती झपकती है। मनुष्य की आँखों को मांस का ढेर दिखने वाले इस दृश्य में कंप्यूटर को हर सूअर अलग करना है। उसे पिक्सेल-पिक्सेल तय करना है कि एक सूअर की पीठ कहाँ तक है और कौन-सी पूँछ किसकी है। एक कैमरे और एक माइक्रोफोन को अपेक्षा से कहीं अधिक काम सँभालना पड़ता है।

पुराना कंप्यूटर विज्ञान मनुष्य द्वारा तय नियमों का पालन करता था। निश्चित चमक या रंग से गहरे पिक्सेल को सूअर मान लिया जाता था, लेकिन रोशनी थोड़ी बदलते ही पूरा नियम गलत हो जाता था। आज के डीप लर्निंग मॉडल में मनुष्य नियम तय नहीं करता। मॉडल हज़ारों तस्वीरों से स्वयं सीखता है कि सूअर की पीठ क्या है और परछाई क्या। फिर भी कई सूअरों के एक-दूसरे पर चढ़े दृश्य में यह स्वयं सीखी हुई दृष्टि भी अक्सर डगमगा जाती है।

डेयरी गायों या मुर्गियों से अलग, सूअरों को झुंड में एक-दूसरे से सटकर आराम करने की आदत होती है। किसी पशु को आयताकार सीमा से दिखाने वाली बाउंडिंग बॉक्स (Bounding Box) पद्धति ऐसी दशा में आसानी से विफल हो जाती है। पड़ोसी सूअर का पिछला भाग सीमा के भीतर आधा आ जाए तो एल्गोरिदम दो सूअरों को एक गिन सकता है या एक को दो में बाँट सकता है। इसलिए हाल के शोध आयताकार सीमा के बजाय हर पिक्सेल पर नाम लगाने वाली छवि विभाजन (Segmentation) तकनीक की ओर बढ़े हैं। जहाँ दो पीठ मिलती हैं, उस सीमा को भी पिक्सेल के रंग और बनावट के अंतर से पहचाना जाए तो सीमा-पेटी में एक दिखने वाले दो सूअर अलग दिखाई देने लगते हैं।

सूअरों के झुंड के वीडियो पर खड़े रहने, खाने, पानी पीने और आराम करने के चार व्यवहार पिक्सेल स्तर पर सीखने वाले मॉडल ने औसत परिशुद्धता (mean Average Precision, mAP) 96.9 प्रतिशत और परिशुद्धता 92.5 प्रतिशत दर्ज की। संख्याएँ लगभग पूर्ण लगती हैं, पर शोधकर्ताओं ने लिखा कि कम रोशनी या सूअरों की पीठ पर कीचड़ होने से सटीकता साफ़ तौर पर गिरती है। चारा-पात्र के सामने फँसे दो सूअरों को एक गिन लिया जाए तो उस दिन उस पशु के चारा-सेवन का पूरा रिकॉर्ड खाली रह जाता है।

असली समस्या पशुओं को एक बार अलग पहचान लेने के बाद शुरू होती है। एक बाड़े में चालीस सूअर एक साथ चलें तो कैमरे को प्रत्येक को संख्या देकर लगातार उसी संख्या का पीछा करना होता है। इसे बहु-वस्तु ट्रैकिंग (Multi-Object Tracking, MOT) कहते हैं। लेकिन सूअर संख्या 17 चारा-पात्र के पीछे छिपकर

फिर दिखाई दे तो प्रणाली अक्सर उसे 42 नाम की नई संख्या से दर्ज कर देती है। शरीर कुछ देर ओझल होते ही उसकी पहचान खो जाती है। सूअर एक-दूसरे को धक्का मारें या शरीर मोड़ें तो यह भ्रम बढ़ जाता है।

दिशा वाले घुमावदार बॉक्स से पशु को दिखाने वाला ORP-Byte जैसा एल्गोरिदम पीठ के झुकाव और मुद्रा को भी साथ ट्रैक करके संख्या बदलने की आवृत्ति घटाने का प्रयास करता है। 2025 में प्रकाशित उन्नत YOLOv5s और DeepSORT संयुक्त मॉडल ने आक्रामक व्यवहार समेत सूअर व्यवहार पहचान की परिशुद्धता 92.7 प्रतिशत से बढ़ाकर 99.3 प्रतिशत की। पशु ट्रैकिंग की सटीकता भी 94 प्रतिशत से अधिक थी। फिर भी चारा-पात्र के सामने आठ या नौ सूअर एक साथ जमा हों तो संख्याएँ बदल जाने की घटनाएँ अब भी दर्ज होती हैं। एक बार संख्या गलत होने की कीमत छोटी नहीं है। कान या पूँछ बार-बार काटने की आदत प्रायः एक सूअर से शुरू होकर पूरे झुंड में फैलती है।

पहली बार काटने वाले पशु की पहचान छूट जाए तो रिकॉर्ड किसी दूसरे पशु के नाम में मिल जाता है और रोकथाम का अवसर भी चला जाता है।

सूअरशाला स्वभाव से शोर भरी होती है। बड़े वेंटिलेशन पंखे गूँजते हैं और चारा-स्क्रैपर की मोटर रगड़ने की आवाज़ करती है। माइक्रोफोन को इसी शोर में एक सूखी खाँसी चुननी होती है। माइक्रोफोन की तरंग को मेल-फ्रीक्वेंसी सेप्ट्रल कोएफिशिएंट्स (Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) में बदलने पर खाँसी और पंखे का शोर अलग-अलग आकृति छोड़ते हैं। 2008 में खाँसी की जगह खोजने वाला अध्ययन भी प्रकाशित हुआ। लेकिन सैकड़ों सूअरों वाले बाड़े में खाँसने वाले हर सूअर की पहचान आज भी कठिन है।

Cowton के दल का गेटेड रिकरंट यूनिट ऑटोएनकोडर (GRU-Autoencoder) खाँसी की ध्वनि नहीं, बल्कि तापमान, सापेक्ष आर्द्रता और कार्बन डाइऑक्साइड जैसे पर्यावरण सेंसरों की समय-श्रृंखला पढ़ता था। शोधकर्ताओं ने बताया कि श्वसन लक्षणों से जुड़े पर्यावरण परिवर्तन 1 से 7 दिन पहले दिखाई दे सकते हैं। ध्वनि मॉडल की खाँसी-वर्गीकरण क्षमता और पर्यावरण सेंसर मॉडल की विसंगति पहचान अलग परिणाम हैं।

Pig Cough Monitor और SoundTalks जैसी व्यावसायिक प्रणालियाँ बाड़े की खाँसी लगातार गिनती हैं। SoundTalks रिकॉर्ड की गई ध्वनि को 0 से 100 के बीच श्वसन स्वास्थ्य अंक में बदलकर किसान की स्क्रीन पर दिखाता है। अंक घटे तो प्रबंधक उस बाड़े के सूअरों को देख सकता है और पशुचिकित्सक से जाँच का अनुरोध कर सकता है। यह कारणात्मक दावा कि यह अंक हर श्वसन रोग को 4 या 5 दिन पहले खोज लेता है और एंटीबायोटिक के उपयोग तथा मृत्यु को घटाता है, प्रत्येक फार्म पर और सत्यापन माँगता है। माइक्रोफोन की चेतावनी उपचार-पर्चा नहीं, बल्कि यह बताने वाला संकेतक है कि पहले कौन-सा बाड़ा देखा जाए।

कोरिया में भी मैदानी सत्यापन शुरू हो गया है। ग्रामीण विकास प्रशासन के राष्ट्रीय पशुधन विज्ञान संस्थान ने जून 2026 में गिम्जे और चेओनान के दो सूअर फार्मों पर कैमरा और माइक्रोफोन आधारित निगरानी प्रणाली लगाकर डेटा एकत्र करना शुरू किया। गतिविधि के लिए 91.4 प्रतिशत, खाँसी और चीख के लिए 91.3 प्रतिशत तथा चारा-सेवन व्यवहार के लिए 90.0 प्रतिशत, इन दो फार्मों के मैदानी परिणाम नहीं बल्कि स्थल पर लगाने से पहले विकसित मॉडल के अंक हैं। दोनों फार्मों पर मृत्यु के समय और अविकसित सूअरों की

पहचान के रिकॉर्ड को वीडियो तथा ध्वनि डेटा से मिलाकर वास्तविक पहचान क्षमता का मूल्यांकन किया जा रहा है।

चार संबंधित शोधपत्र और पेटेंट आवेदन मिले हैं, लेकिन पुराने परिणाम वास्तविक सूअरशाला में कायम रहेंगे या नहीं, इसका उत्तर उस समय नहीं मिला था।

प्रयोगशाला के शोधपत्रों की संख्याओं और वास्तविक सूअरशाला की संख्याओं के बीच दूरी है। mAP या परिशुद्धता 96 प्रतिशत और 99 प्रतिशत तक बताने वाले अध्ययन को रिकॉर्डिंग की परिस्थिति, रोशनी और मूल्यांकन डेटा के साथ पढ़ना चाहिए। गिम्जे और चेओनान का मैदानी परीक्षण इसी दूरी के कारण आवश्यक है। धूल और शोर वाले डेटा में पुराने मॉडल का अंक कायम रहेगा या नहीं, यह फार्म रिकॉर्ड से मिलाने के बाद ही पता चलेगा।

वज़न मापने की पद्धति भी बदल गई है। पहले तख्ते से पीठ धकेलते और आवाज़ लगाते हुए सूअर को तराजू पर चढ़ाना पड़ता था। उन कुछ मिनटों में सूअर चौंककर उछलता, कभी पैर घायल कर लेता और पूरा झुंड उसके साथ बेचैन हो जाता था। गलियारे की छत पर लगा त्रि-आयामी गहराई कैमरा सूअर के नीचे से गुजरने के कुछ सेकंड में पीठ की लंबाई, छाती की परिधि, कंधों की चौड़ाई और पीठ का क्षेत्रफल एक साथ स्कैन करता है। इन मापों को आयतन और फिर भार में बदलने वाले डीप लर्निंग प्रतिगमन मॉडल ने वास्तविक तराजू के मान से मेल दिखाने वाले निर्धारण गुणांक में 0.96 से 0.98 तक परिणाम दिया। इन कुछ सेकंड में सूअर को पता भी नहीं चलता कि उसे मापा जा रहा है।

बिना एक बार भी तराजू पर चढ़ाए, हर दिन समान समय पर कुछ तस्वीरों से पूरे झुंड की वृद्धि-वक्र बन सकती है। हर दिन का भार-वृद्धि मान रोज़ अद्यतन हो तो उसी दिन तय किया जा सकता है कि चारा बढ़ाना है या घटाना। सूअरपालक के लिए पशु को बाज़ार भेजने का समय कुछ दिन आगे या पीछे करने भर से चारे की लागत बहुत बदल सकती है; यह कुछ सेकंड का स्कैन बड़ी धनराशि को प्रभावित करता है।

प्रसवशाला में असाधारण रूप से खतरनाक क्षण वे कुछ सेकंड हैं जब माँ सूअर शरीर नीचे रखती है। नवजात सूअर के बच्चे गर्मी पाने के लिए माँ के पेट और पीठ के नीचे घुसते हैं। माँ को इसका पता न हो और वह करीब 200 किलोग्राम का शरीर नीचे रख दे तो बच्चा तुरंत दबकर मर सकता है। माँ की गलती नहीं है। अपने बच्चे से दसियों गुना भारी शरीर को संकरे बाड़े में मोड़ते समय हर बार यह पता लगाना कठिन है कि बच्चा कहाँ है। दबकर मृत्यु (Crushing) दूध छुड़ाने से पहले सूअर के बच्चों की मृत्यु के प्रमुख कारणों में है। एक माँ सूअर वर्ष भर में कितने बच्चों को सुरक्षित बाज़ार भेज पाती है, यह संकेतक हर ऐसी दुर्घटना से प्रभावित होता है।

ध्वनि से दुर्घटना रोकने के प्रयास पुराने हैं। 1989 में अमेरिकी शोधकर्ताओं ने ऐसा उपकरण बाड़े में लगाकर परखा था जो सूअर के बच्चे की चीख सुनते ही चेतावनी बजाता था। इंटरनेट तो दूर, जब निजी कंप्यूटर भी आम नहीं था, तब भी किसी ने बच्चे की चीख का उत्तर देने वाली मशीन बनाने का विचार किया था। वह प्रयोग एक शोधपत्र तक सीमित रहा और व्यावसायिक उत्पाद नहीं बन सका। तीस से अधिक वर्ष बाद आज प्रणाली कहीं अधिक परिष्कृत है। छत का कैमरा माँ सूअर की मुद्रा में बदलाव को वास्तविक समय में पढ़ता है। सामान्य से अधिक बार मुद्रा बदलने पर इसे दबने के बड़े जोखिम का संकेत माना जाता है।

2025 में एक शोध दल ने माँ सूअर की मुद्रा पहचानने के लिए वास्तविक चित्रों के 422 इंस्टेंस प्रशिक्षण सामग्री के रूप में इस्तेमाल किए। उसने दबकर मृत्यु की 422 घटनाएँ एकत्र नहीं की थीं। मुद्रा-पहचान मॉडल का mAP@50 मान 0.976 था, लेकिन यह दबने की चेतावनी की क्षमता के समान नहीं है। 60 मिनट इकाई वाली चेतावनी की संवेदनशीलता 62.5 प्रतिशत और विशिष्टता 60.25 प्रतिशत थी। दिन की इकाई में जोड़ने पर संवेदनशीलता 71.42 प्रतिशत और विशिष्टता 84.61 प्रतिशत हुई। माँ की मुद्रा खोजने वाली दृष्टि साफ़ थी, लेकिन यह पहले बताना कहीं कठिन था कि वह मुद्रा वास्तव में बच्चे को दबाने की घटना बनेगी या नहीं।

ताइवान के शोधकर्ताओं की PigTalk प्रणाली कैमरे के बजाय सूअर के बच्चे की चीख सुनती है। ध्वनि मिलते ही वह फर्श में कंपन या पानी की फुहार चलाकर माँ को खड़ा होने के लिए प्रेरित करती है। शोधपत्र ने 0.05 सेकंड की प्रक्रिया और 99.93 प्रतिशत सफलता-संभावना को विश्लेषण तथा सिमुलेशन परिणाम के रूप में प्रस्तुत किया था। इसे वास्तविक फार्मों पर बचाए गए बच्चों की दर नहीं समझना चाहिए। जुलाई 2026 में Chungnam National University और Korea National University of Agriculture and Fisheries के शोध दल ने Buyeo के एक फार्म पर तापीय कैमरा और ध्वनि सेंसर मिलाने वाले अलग प्रोटोटाइप का मैदानी परीक्षण शुरू किया।

दोनों तकनीकों के सेंसर और एक्चुएटर अलग हैं, इसलिए इन्हें एक ही प्रणाली नहीं माना जा सकता।

मुद्रा पढ़ने वाली आँख, खाँसी गिनने वाला कान और भार मापने वाली दूसरी आँख अब तक अलग-अलग कार्यक्रमों में चलते थे। हाल के समीक्षा शोधपत्र बताते हैं कि अनुसंधान अब इन संकेतों को एक मॉडल में जोड़ने वाले बहु-माध्यमीय डेटा संलयन (Multimodal Data Fusion) की ओर बढ़ रहा है। केवल कैमरा वीडियो देखने वाली प्रणाली को माइक्रोफोन संकेत भी मिले तो वह ऐसे सूअर का आरंभिक संकेत पकड़ सकती है जिसकी चाल सामान्य दिखती हो पर खाँसी पहले बढ़ गई हो। एक ही इंद्रिय से यह संकेत छूट सकता था। फिर भी यह अभी शोधपत्रों का प्रस्ताव अधिक है; पूरी व्यावसायिक सूअरशाला में एकीकृत रूप से लगी प्रणालियाँ अधिक नहीं हैं।

हर नया कैमरा और माइक्रोफोन लगाते समय डेटा मिलाने का मानक फिर तय करना पड़ता है, इसलिए क्षेत्र में जड़ जमाने में और समय लगेगा।

सूअरशाला की हवा कैमरे के लिए कठोर है। मल-मूत्र से उठने वाला अमोनिया और हाइड्रोजन सल्फाइड चारे की धूल से मिलकर लेंस पर धुंधली परत बना देते हैं। धूल की एक परत चढ़ते ही डीप लर्निंग मॉडल सूअर की पीठ और फर्श की परछाई अलग नहीं कर पाता और मुद्रा पहचान में लगातार त्रुटियाँ करने लगता है। अधिक आर्द्रता वाली रात में लेंस पर भाप जमने से वही समस्या दोहराती है। उमस भरी गर्मी की रातों में कभी लेंस का अंदरूनी भाग भी धुँधला हो जाता है। कैमरा निर्माता की किसी विनिर्देश-पुस्तिका में ये परिस्थितियाँ नहीं लिखी होतीं। ध्वनि की दशा भी बहुत अलग नहीं है।

वेंटिलेशन पंखे और स्क्रैपर मोटर का कम आवृत्ति वाला शोर माइक्रोफोन तक पहुँचने वाली खाँसी दबा देता है। संकेत-से-शोर अनुपात घटने पर प्रणाली खाँसी तो पकड़ लेती है, लेकिन खाँसने वाले एक सूअर की ठीक पहचान नहीं कर पाती। इसी कारण आज भी अनेक फार्मों में मनुष्य दिन में एक बार अपने हाथ से लेंस साफ़ करता है। कृत्रिम बुद्धिमत्ता कितनी भी परिष्कृत हो, लेंस साफ़ करने वाला हाथ अब भी मनुष्य का है।

जेजू में इस समस्या से सीधे निपटने वाला प्रयोग चल रहा है। Electronics and Telecommunications Research Institute ने अप्रैल 2026 में Jeju National University के परिसर में करीब 800 वर्गमीटर का सूअरशाला परीक्षण क्षेत्र बनाया। उसमें तापमान, आर्द्रता और अमोनिया सांद्रता मापने वाले सेंसरों के साथ अमोनिया की दुर्गंध सीधे छानने वाला स्क्रबर भी लगाया गया। उसी परिसर में CCTV से पशुओं का असामान्य व्यवहार पहचानने वाली प्रणाली चलती है। वह सूअरशाला के भीतर ही निर्णय करने वाली एज कंप्यूटिंग (Edge Computing) पद्धति पर आधारित है, इसलिए डेटा दूर सर्वर तक भेजकर उत्तर की प्रतीक्षा करने का समय घटता है।

इस सुविधा का लक्ष्य पुरानी व्यवस्था की तुलना में कार्बन उत्सर्जन 10 प्रतिशत से अधिक घटाना है। कैमरा और माइक्रोफोन कितने भी बुद्धिमान हों, उनकी आँख और कान स्वच्छ रखने वाली पाइप तथा फ़िल्टर व्यवस्था न हो तो वे व्यर्थ हैं। यह प्रयोग इसी समझ पर खड़ा दिखाई देता है।

गिम्जे और चेओनान के दो फार्मों, Buyeo के एक फार्म और जेजू के परीक्षण स्थल पर सरकार या अनुसंधान संस्थान साथ हैं। सार्वजनिक सामग्री में निजी खरीद का उदाहरण न दिखने से यह निष्कर्ष नहीं निकाला जा सकता कि ऐसा कोई फार्म नहीं है। फिर भी अनुसंधान निधि समाप्त होने के बाद कैमरा और माइक्रोफोन कौन खरीदेगा, लेंस कौन साफ़ करेगा और खराब उपकरण का खर्च कौन देगा, ये प्रश्न बाकी हैं।

सूरज पूरी तरह निकलने से पहले कोई व्यक्ति अब भी सूखे कपड़े से लेंस साफ़ करने सूअरशाला में जाता है। कुछ देर बाद चारा-मिश्रक चलने की आवाज़ शुरू होती है। साफ़ लेंस वाला कैमरा चौदह या पंद्रह सूअरों को धीरे-धीरे अंग फैलाकर उठते हुए देखता है। इसी बीच किसी पीठ के पास एक छोटी खाँसी सुनाई दी थी; माइक्रोफोन उसका रिकॉर्ड पहले ही बना चुका है।

स्रोत और संदर्भ

- Berckmans, D. (2026). Precision livestock farming: From where we came and where we go. *Animal Bioscience*, 39(4), 260110.
<https://doi.org/10.5713/ab.260110>
- Chen, W. E., Lin, Y. B., & Chen, L. X. (2021). PigTalk: An AI-based IoT platform for piglet crushing mitigation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(6), 4345-4355.
<https://doi.org/10.1109/TII.2020.3012496>
- Cheng, T., Sun, F., Mao, L., Ou, H., Tu, S., Yuan, F., & Yang, H. (2025). The group-housed pigs attacking and daily behaviors detection and tracking based on improved YOLOv5s and DeepSORT. *PLOS ONE*, 20(10), e0334783.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0334783>
- Cowton, J., Kyriazakis, I., Plötz, T., & Bacardit, J. (2018). A combined deep learning GRU-autoencoder for the early detection of respiratory disease in pigs using multiple environmental sensors. *Sensors*, 18(8), 2521.
<https://doi.org/10.3390/s18082521>
- Franchi, G. A., Bus, J. D., Boumans, I. J. M. M., Bokkers, E. A. M., Jensen, M. B., & Pedersen, L. J. (2023). Estimating body weight in conventional growing pigs using a depth camera. *Smart Agricultural Technology*, 3, 100117.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100117>

Friend, T., O'Connor, L., Knabe, D., & Dellmeier, G. (1989). Preliminary trials of a sound-activated device to reduce crushing of piglets by sows. *Applied Animal Behaviour Science*, 24(1), 23-29.

[https://doi.org/10.1016/0168-1591\(89\)90122-6](https://doi.org/10.1016/0168-1591(89)90122-6)

Lu, J., Chen, Z., Li, X., Fu, Y., Xiong, X., Liu, X., & Wang, H. (2024). ORP-Byte: A multi-object tracking method of pigs that combines Oriented RepPoints and improved Byte. *Computers and Electronics in Agriculture*, 219, 108782.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108782>

Mumm, J. M., Bortoluzzi, E. M., Ruiz, L. A., Goering, M. J., Coffin, M. J., Medin, D. T., et al. (2020). Behavioral responses of sows exposed to conventional methods or precision-technology to mitigate piglet-crushing. *Journal of Animal Science and Livestock Production*, 4(3), 1.

<https://www.primescholars.com/articles/behavioral-responses-of-sows-exposedto-conventional-methods-or-precisiontechnology-to-mitigate-pigletcrushing.pdf>

Riekert, M., Klein, A., Adrion, F., Hoffmann, C., & Gallmann, E. (2020). Automatically detecting pig position and posture by 2D camera imaging and deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 174, 105391.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105391>

Sharifuzzaman, M., Mun, H.-S., Laguna, E. B., Hasan, M. K., Kang, J.-G., Kim, Y.-H., Mehtab, A., Park, H.-R., & Yang, C.-J. (2026). Advances in audio classification and artificial intelligence for respiratory health and welfare monitoring in swine. *Biology*, 15(2), 177.

<https://doi.org/10.3390/biology15020177>

Silva, M., Ferrari, S., Costa, A., Aerts, J. M., Guarino, M., & Berckmans, D. (2008). Cough localization for the detection of respiratory diseases in pig houses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(2), 286-292.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.05.024>

Sukkuea, A., & Akkajit, P. (2025). Deep learning-based behavior recognition for group-housed pigs: Advancing livestock management with segmentation techniques. *Emerging Science Journal*, 9(5), 2522-2525.

<https://doi.org/10.28991/esj-2025-09-05-013>

Thongsrimoung, K., Kusakunniran, W., Wisetpaitoon, K., Thongkanchorn, K., Yano, T., Thanapongtharm, W., & Boonyo, K. (2025). Sow posture detection for determining piglet crushing through a camera system. *PeerJ Computer Science*, 11, e3400.

<https://peerj.com/articles/cs-3400/>

सूअर और मनुष्य. (2026, 21 जुलाई). कृत्रिम बुद्धिमत्ता दूध पीते सूअर के बच्चों के दबने का जोखिम भी पहचानती है... 'बुद्धिमान सूअर स्वास्थ्य निगरानी' का मैदानी परीक्षण शुरू. सूअर और मनुष्य.

<https://www.pigpeople.net/news/article.html?no=19651>

ग्रामीण विकास प्रशासन, राष्ट्रीय पशुधन विज्ञान संस्थान. (2026, 18 जून). कृत्रिम बुद्धिमत्ता सूअरों के स्वास्थ्य पर नज़र रखती है... सामान्य फार्मों में मैदानी प्रदर्शन शुरू.

<https://www.nias.go.kr/front/soboarddown.do?boardSeqNum=4481&cmCode=M090814150850297&fileSeqNum=4392>

हेराल्ड इकॉनमी. (2026, 30 अप्रैल). "डेटा+AI" ने अर्थव्यवस्था और पर्यावरण, दोनों को साधा... ETRI ने जेजू में सूअरपालन AX स्मार्ट फार्म बनाया. हेराल्ड इकॉनमी.

<https://biz.heraldcorp.com/article/10729077>

4.3

मुर्गियाँ: दसियों हज़ार के बीच एक पक्षी को देखने की विधि

निम्न दृश्य मुर्गीशाला निगरानी के अनुसंधान के आधार पर पुनर्निर्मित किया गया है। बिना एक भी खिड़की वाली बंद मुर्गीशाला का लोहे का दरवाज़ा खोलते ही गर्म हवा और शोर एक साथ शरीर पर आ गिरते हैं। पूरा फर्श हिलता दिखाई देता है। एक हिस्से में सैकड़ों ब्रॉयलर भरे हैं और उनके ऊपर कैमरा तथा अवरक्त सेंसर गुजरते हैं। चारा-पात्र के सामने चोंच से दाने ठोकने की आवाज़ लगातार आती है। मनुष्य की आँख को पीले पंखों की लहर दिखती है, लेकिन कैमरा स्क्रीन में आए पक्षियों की मुद्राओं और गतियों को पिक्सेल में बाँटता है।

एक प्रबंधक दिन में अधिक से अधिक दो या तीन बार मुर्गीशाला का चक्कर लगा सकता है। इतने थोड़े समय में पचास हज़ार पक्षियों में से एक बीमार पक्षी को आँख से पहचानना आरंभ से ही मनुष्य की क्षमता के बाहर है। आँतों में परजीवी फैलने से होने वाले संक्रामक रोग कॉक्सीडियोसिस जैसी बीमारी के लक्षण बाहर दिखते समय प्रायः पूरी मुर्गीशाला में फैल चुके होते हैं। चारा रूपांतरण अनुपात तेज़ी से बढ़ने और मृत्यु शुरू होने के बाद ही देर से पता चलता है कि कुछ हुआ था। मुर्गीशाला जितनी बड़ी हुई, विडंबना से उसके भीतर का एक पक्षी उतना ही कम दिखाई देने लगा।

मनुष्य के दिन में दो या तीन बार चलने वाले निरीक्षण और कृत्रिम बुद्धिमत्ता की लय शुरू से अलग है। सूचना और संचार प्रौद्योगिकी (Information and Communication Technology, ICT) पर आधारित निगरानी प्रणाली में कैमरा और माइक्रोफोन सोते नहीं हैं। वे दिन के चौबीस घंटे और वर्ष के तीन सौ पैंसठ दिन पक्षियों को छुए बिना संकेत एकत्र करते हैं। संपर्क-रहित और गैर-आक्रामक का अर्थ है कि लेंस सामने आने पर पक्षी चौंककर नहीं तड़पता; इसका यह अर्थ भी है कि सुबह तीन बजे, जब मनुष्य की आँख मौजूद नहीं होती, कोई उसके स्थान पर देख रहा होता है। एक मुर्गीशाला नहीं बल्कि पूरा फार्म देखें तो पक्षियों की संख्या दसियों हज़ार से कई लाख तक होती है।

मनुष्य के निरीक्षण की संख्या बढ़ नहीं सकती और पक्षी बढ़ते गए, इसलिए स्वचालित निगरानी का भार बढ़ना चुनाव नहीं बल्कि उसका स्वाभाविक परिणाम लगता है। मनुष्य से छूट जाने वाले एक या दो दिनों के अंतर को भरना ही इन सभी उपकरणों के मुर्गीशाला में आने का कारण है।

कलगी और आँखें वे हिस्से हैं जहाँ मुर्गी का स्वास्थ्य बाहर दिखाई देता है। न्यूकैसल रोग वाली मुर्गी की कलगी और लटकन नीली पड़ने का सायनोसिस दिख सकता है, जबकि कॉक्सीडियोसिस और रक्ताल्पता में कलगी फीकी पड़ सकती है। संक्रामक लैरींगोट्रैकाइटिस या ब्रोंकाइटिस से आँखों में पानी और आसपास सूजन भी हो सकती है। कैमरा ऐसे रंग और आकार को रुचि क्षेत्र (Region of Interest, ROI) के रूप में काटकर संख्याओं में बदल सकता है। नियंत्रित चित्रों में कलगी के रंग का वर्गीकरण करने वाले अध्ययन हैं, पर उनके परिणाम व्यावसायिक मुर्गीशाला में मृत्यु से कई दिन पहले रोग पहचानने की क्षमता नहीं बताते।

चित्र में पक्षी का सिर मिलने पर सेगमेंटेशन (Segmentation) कलगी और आँखों के आसपास का हिस्सा काटता है। फिर वर्गीकरण मॉडल लालिमा, सूजन और आँख बंद रहने का अनुपात गणना करता है। यहाँ तक प्रयोगशाला में परीक्षण संभव है। दसियों हज़ार पक्षियों के एक-दूसरे पर चढ़कर चलने वाली मुर्गीशाला में किसी एक चेहरे का लगातार पीछा करना, यह अलग करना कि रंग संक्रमण से बदला है या रोशनी से, और फिर पृथक्करण तथा पशुचिकित्सक को बुलाने तक पहुँचना अलग समस्या है। एक फीकी कलगी किसी निश्चित रोग का निदान-पत्र भी नहीं है। कैमरा असामान्य क्षेत्र बताए तो मनुष्य को पक्षियों की साँस, मल और मृत्यु रिकॉर्ड साथ में जाँचना चाहिए।

University of Georgia के शोधकर्ताओं की 2026 की समीक्षा बताती है कि व्यावसायिक मुर्गीशाला की वास्तविक परिस्थिति में केवल दृष्टि तकनीक से कल्याण की दशा अपने आप तय करने में अभी कमियाँ हैं। दसियों हज़ार पक्षी फर्श पर एक-दूसरे पर चढ़कर लेटते हैं, रोशनी कम या झिलमिलाती है और लेंस पर चारे की धूल तथा पंख जमा होते हैं। धूल भरे लेंस में बीमार पक्षी भी स्वस्थ दिख सकता है। इसी कारण ऊँचे वर्गीकरण अंक के साथ आड़, प्रकाश और अलग-अलग फार्मों पर पुनरुत्पादकता भी लिखनी चाहिए।

धूल लेंस पर भी जमती है और डेटा पर भी। मुर्गीशाला के फर्श से चारे की धूल ही नहीं, सूखे मल का चूर्ण और टूटे पंख भी उड़ते हैं। तीनों मिलकर लेंस पर पतली परत बनाते हैं। अंग्रेज़ी में इस दूषण को फाउलिंग (Fouling) कहते हैं। 3D कैमरा हो या RGB कैमरा, यह परत मोटी होने पर चित्र की सीमाएँ धुँधली पड़ती हैं और कलगी का रंग पढ़ने वाले मॉडल की निदान सटीकता धीरे-धीरे घटने के बजाय किसी क्षण अचानक गिर जाती है। पालन-पद्धति बदलने से कैमरे के सामने आने वाली बाधा भी बदलती है। फर्श पर खुले रखे ब्रॉयलरों की मुर्गीशाला में शरीरों के एक-दूसरे पर चढ़ने से कलगी छिपती है।

अंडा देने वाली मुर्गियों को कई स्तर वाले पिंजरों में रखने पर लोहे की जाली स्वयं कैमरे और चेहरे के बीच आ जाती है। शरीर से शरीर या शरीर से जाली के इस प्रकार ढकने को ऑक्लूज़न (Occlusion) कहते हैं। दोनों स्थितियाँ हर पक्षी को अलग देखने वाली व्यक्तिगत पहचान (Individual Identification) कठिन बनाती हैं, इसलिए पिंजरा पालन में प्रत्येक पक्षी का पीछा करना उल्टे अधिक कठिन दिखाई देता है। कैमरे की आँख से छूटा कोना अंततः यह दिखाता है कि पक्षी किस तरह के स्थान में रखा गया है।

ध्वनि वह सुनती है जिसे कैमरा नहीं देख पाता। चारा-पात्र के आसपास का माइक्रोफोन उस क्षण की तरंग पकड़ता है जब पक्षी की चोंच दाना ठोकती है। शोर में इस ध्वनि को चुनने के लिए मेल-फ्रीक्वेंसी सेप्ट्रल कोएफिशिएंट्स (Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) जैसी संकेत-प्रसंस्करण तकनीक पंखे के शोर और चोंच की टक्कर के अलग पैटर्न बनाती है। 2014 में बेल्जियम के शोधकर्ताओं ने इस विधि से चारे के सेवन का अनुमान लगाया। 2024 में अमेरिका की University of Georgia और University of Arkansas के दल ने सस्ते उपकरणों से ChickenSense बनाया। यह उपकरण चोंच मारने का व्यवहार और चारा-सेवन आँकता है।

केवल खाई गई मात्रा के आधार पर बिना तराजू के दैनिक भार-वृद्धि निश्चित नहीं की जा सकती।

मुर्गी की पुकार और चोंच मारने की ध्वनि शरीर की दशा पहुँचाने वाले ध्वनिक जैव-संकेतक (Acoustic Biomarker) भी हैं। चोंच मारने की ध्वनि की संख्या और चारा खाने के बीच संख्यात्मक संबंध है। प्रति

मिनट चोंच मारने की संख्या बढ़ने के साथ उस दिन पात्र से घटे चारे का भार भी बढ़ता है; संबंध लगभग सीधा समानुपाती है। यह संबंध ज्ञात हो तो तराजू की आवश्यकता नहीं रहती। केवल ध्वनियाँ गिनकर पता लगाया जा सकता है कि आज झुंड ने कितना खाया और कई दिनों का रुझान जोड़कर अनुमान लगाया जा सकता है कि कल कितना खाएगा। किंतु इस गणना के नीचे एक शांत पूर्वधारणा है। गणना तभी सही होगी जब माइक्रोफोन ने चोंच की हर ध्वनि सुनी हो।

यह पूर्वधारणा पंखे के सामने टूटती है। बंद मुर्गीशाला की पूरी हवा बाहर धकेलने वाला टनल वेंटिलेशन पंखा बिना रुके गरजता है। इस शोर में चोंच से दाना ठोकने की ध्वनि और उससे कहीं हल्की आरंभिक खाँसी कम संकेत-से-शोर अनुपात (Signal-to-Noise Ratio, SNR) वाले संकेत बनकर दब जाती हैं। संकेत जितना शोर में दबता है, शोर छानने वाले एल्गोरिदम का गणनात्मक बोझ उतना बढ़ता है, फिर भी गलत निदान की दर घटने के बजाय बढ़ सकती है। एक माइक्रोफोन से तीस हज़ार पक्षियों की साँसें अलग सुनने की महत्वाकांक्षा पंखे के शोर के सामने अक्सर रुक जाती है। शांत मुर्गीशाला कहीं नहीं होती। पंखा चलने तक माइक्रोफोन कुछ न कुछ छोड़ते हुए ही सुनता है।

इन सीमाओं को जानने वाले शोधकर्ताओं का अगला कदम अब दिशा पकड़ चुका है। लेंस के लिए उत्तर धूल-रोधी, अपने आप साफ़ होने वाला कैमरा आवरण है। धूल बैठने पर वह स्वयं उसे साफ़ करता है। माइक्रोफोन के लिए उत्तर ऐसा अत्यंत हल्का कृत्रिम बुद्धिमत्ता इंजन है जो पंखे के शोर में भी छोटे उपकरण पर चलता है। इसे TinyML कहा जाता है। यह सर्वर के बिना सेंसर के पास लगी छोटी चिप में तुरंत गणना पूरी करता है। कैमरा और माइक्रोफोन को अलग चलाने के बजाय दोनों इंद्रियों को एक ढाँचे में जोड़ने का प्रयास, बहु-माध्यमीय डेटा संलयन (Multimodal Data Fusion), भी इसी दिशा का उत्तर है।

मुर्गियाँ बीमार होने पर, चोंकने पर और गर्मी लगने पर भी आवाज़ करती हैं। कृत्रिम तंत्रिका नेटवर्क (Artificial Neural Network, ANN) को इन पुकारों को ठंड, गर्मी और हवा जैसे पर्यावरणीय तनाव कारकों से मिलाना सिखाया जाता है। हाल में मनुष्य की आवाज़ के लिए बने wav2vec2 और Whisper जैसे स्व-पर्यवेक्षित शिक्षण मॉडल को मुर्गियों की पुकार पर लगाने वाले शोध भी आए हैं। टीका लगाई गई अंडा देने वाली मुर्गियों की स्वर-दशा वर्गीकृत करने वाले एक अध्ययन में F1 अंक 0.80 था। F1 परिशुद्धता और पुनःप्राप्ति का हार्मोनिक माध्य है, इसलिए इस मान को पूरे नमूने की गलत वर्गीकरण दर में नहीं बदला जा सकता।

पुकारों को अलग सुनने वाला मॉडल केवल तापमान और आर्द्रता का पीछा नहीं करता। मुर्गीशाला में जमा हानिकारक गैस और पालन घनत्व भी पक्षी की आवाज़ का रंग बदलने वाले कारकों के रूप में प्रशिक्षण में शामिल होते हैं। मुर्गी की आवाज़ उन संकेतों को तापमापी और गैस सेंसर से एक कदम पहले प्रकट कर देती है जिन्हें उपकरण अभी पकड़ नहीं पाए हैं।

पुकार और कलगी का रंग एक पक्षी के संकेत हैं, लेकिन एवियन इन्फ्लुएंजा पूरी मुर्गीशाला मिटा देने वाली घटना है। 2025 में अमेरिका में अत्यधिक रोगजनक एवियन इन्फ्लुएंजा के कारण अंडा देने वाली दसियों लाख मुर्गियाँ मार दी गईं और अंडों की कीमत अस्थिर हो गई। University of California, Riverside के विषाणु विज्ञानी डॉ. Rong Hai ने जून 2026 में बताया कि उन्हें अमेरिका के कृषि विभाग की Animal

and Plant Health Inspection Service से 18 लाख अमेरिकी डॉलर मिले हैं और वे कृत्रिम बुद्धिमत्ता तथा प्रोटीओमिक्स को मिलाने वाला निगरानी उपकरण विकसित करेंगे।

यह शोध वायरस के जीन के बजाय संक्रमित कोशिकाओं द्वारा छोड़े गए प्रोटीन चिह्न खोजता है। यह उपकरण विकासाधीन परियोजना है, फार्म पर लगा आरंभिक चेतावनी उत्पाद नहीं।

पहले अलग रहने वाले संकेत हाल में एक जगह इकट्ठे हो रहे हैं। 2026 में एक शोध दल ने व्यावसायिक ढंग की पाँच अनुसंधान मुर्गीशालाओं में बाईस सप्ताह तक RGB वीडियो, 48 किलोहर्ट्ज़ ऑडियो, तापीय चित्र और तापमान-आर्द्रता डेटा एकत्र किया। कुल डेटा 10.2 टेराबाइट था। इस शोधपत्र की उपलब्धि रोग-निदान की सटीकता नहीं, बल्कि अलग सेंसरों की घड़ियाँ मिलाकर डेटा संग्रहीत करने की आधारभूत संरचना है। अनेक इंद्रियों का डेटा इकट्ठा कर लेने भर से बीमार पक्षी अभी अपने आप अलग नहीं किए गए।

कोरियाई सरकार भी ऐसी धारा में शामिल हुई। कृषि, खाद्य और ग्रामीण मामलों के मंत्रालय ने मार्च 2026 में कृषि-खाद्य क्षेत्र के कृत्रिम बुद्धिमत्ता उत्पादों के तेज़ वाणिज्यीकरण की सहायता परियोजना घोषित की। पशु रोग पूर्वानुमान समेत 25 परियोजनाओं के लिए प्रति परियोजना औसतन 2 अरब वॉन रखे गए। 19 जून को सभी मंत्रालयों की चयन सूची घोषित हुई, लेकिन प्रतिनिधि पशुपालन उदाहरण वधशाला स्वचालन रोबोट था। मुर्गीपालन या कुक्कुट क्षेत्र की अलग परियोजना की पुष्टि नहीं हुई।

फिर प्रश्न उठता है कि क्या यह तकनीक सचमुच मुर्गियों के लिए है। कलगी का रंग पढ़ने वाला कैमरा और पुकार सुनने वाला माइक्रोफोन पालन घनत्व को स्वयं कम नहीं करते। बीमार पक्षी को जल्दी खोजना और उस भीड़भरे स्थान को बदलना जिसमें पक्षी बीमार पड़ते हैं, दो अलग समस्याएँ हैं। कृत्रिम बुद्धिमत्ता पहले काम में सहायता कर सकती है। पालन घनत्व तय करना, नस्ल चुनना और अंडे तथा मुर्गी के मांस की कीमत लगाना अब भी मनुष्य का काम है।

स्रोत और संदर्भ

- Ajibola, G., Kilders, V., & Erasmus, M. A. (2024). A peep into the future: artificial intelligence for on-farm poultry welfare monitoring. *Animal Frontiers*, 14(6), 72-75.
<https://doi.org/10.1093/af/vfae031>
- Amirivojdan, A., Nasiri, A., Zhou, S., Zhao, Y., & Gan, H. (2024). ChickenSense: a low-cost deep learning-based solution for poultry feed consumption monitoring using sound technology. *AgriEngineering*, 6(3), 2115-2129.
<https://doi.org/10.3390/agriengineering6030124>
- Aydin, A., Bahr, C., Viazzi, S., Exadaktylos, V., Buyse, J., & Berckmans, D. (2014). A novel method to automatically measure the feed intake of broiler chickens by sound technology. *Computers and Electronics in Agriculture*, 101, 17-23.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.11.012>
- Berckmans, D. (2026). Precision livestock farming: From where we came and where we go. *Animal Bioscience*, 39(4), 260110.
<https://doi.org/10.5713/ab.260110>
- Bhuiyan, M. R., & Wree, P. (2023). Animal behavior for chicken identification and monitoring the health condition using computer vision: A systematic review. *IEEE Access*, 11, 126601-126610.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3331092>

Campbell, M., Miller, P., Diaz-Chito, K., Irvine, S., Baxter, M., Del Rincon, J., Hong, X., McLaughlin, N., Arumugam, T., & O'Connell, N. (2025). Automated precision weighing: leveraging 2D video feature analysis and machine learning for live body weight estimation of broiler chickens. *Smart Agricultural Technology*, 10, 100793.

<https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.100793>

Engelbrecht, D., Steyn, N., Djouani, K., & Bosman, H. (2026). Precision farming: A review of artificial intelligence applications in broiler poultry farming. *Emirates Journal of Food and Agriculture*, 38, 1-13.

<https://doi.org/10.3897/ejfa.2026.172240>

Essien, D., Dhaliwal, Y., & Neethirajan, S. (2026). A longitudinal multimodal big data infrastructure for precision poultry monitoring. *Frontiers in Big Data*, 9, 1821612.

<https://doi.org/10.3389/fdata.2026.1821612>

Lev-ron, T., Yitzhaky, Y., Halachmi, I., & Druyan, S. (2025). Classifying vocal responses of broilers to environmental stressors via artificial neural network. *Animal*, 19, 101378.

<https://doi.org/10.1016/j.animal.2024.101378>

Paneru, B., Dhungana, A., Dahal, S., Ritz, C. W., Kim, W., Liu, T., & Chai, L. (2026). Computer vision models for precision poultry farming: A narrative review of behavioral and welfare monitoring studies. *Poultry Science*, 105(7), 106887.

<https://doi.org/10.1016/j.psj.2026.106887>

Paneru, B., et al. (2026). Artificial intelligence in precision poultry farming: opportunities, challenges, and future features. *Animal Frontiers*, 16(2), 41-50.

<https://doi.org/10.1093/af/vfag004>

Venkatraman, M., & Neethirajan, S. (2025). AI-powered vocalization analysis in poultry: Systematic review of health, behavior, and welfare monitoring. *Sensors*, 25(13), 4058.

<https://doi.org/10.3390/s25134058>

कृषि, खाद्य और ग्रामीण मामलों का मंत्रालय. (2026). कृषि-खाद्य क्षेत्र में AI अनुप्रयोग उत्पादों के शीघ्र वाणिज्यीकरण की सहायता परियोजना (AX-Sprint) की घोषणा. कृषि, खाद्य और ग्रामीण मामलों का मंत्रालय.

<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/577339/artclView.do>

योजना और बजट मंत्रालय तथा संबंधित मंत्रालय. (2026, 19 जून). AI अनुप्रयोग उत्पाद 1 से 2 वर्षों में बाज़ार की ओर दौड़ेंगे.

<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/598167/download.do>

University of California, Riverside. (2026, June 23). Preventing the next egg crisis with smarter avian flu detection.

<https://news.ucr.edu/articles/2026/06/23/preventing-next-egg-crisis-smarter-avian-flu-detection>

अध्याय 5

डिजिटल ट्विन और सततता

5.1

डिजिटल ट्विन: कंप्यूटर के भीतर बनी पशुशाला

निम्न दृश्य अनुसंधान के चरण में मौजूद कई कार्यों को एक जगह जोड़कर रचा गया एक काल्पनिक दृश्य है। सुबह पाँच बजे गोशाला के भीतर अब भी अँधेरा है। एक गाय उठती है, गर्दन नीचे करती है और चारा-नांद की ओर चल पड़ती है। ठंडी हवा में उसकी साँस सफेद धुंध बनकर फैलती है और छत पर लगा वेंटिलेशन पंखा धीमी आवाज़ में गूँज रहा है। गर्दन पर बँधे सेंसर की नीली बत्ती झपकती है और छत पर लगे कैमरे का लेंस चुपचाप उसकी चाल का पीछा करता है। कार्यालय के मॉनिटर पर उसी गोशाला की एक और प्रति मौजूद है। असली गाय पैर बढ़ाती है तो स्क्रीन पर उसकी त्रि-आयामी प्रतिकृति भी लगभग उसी समय पैर मोड़ती और फैलाती है।

इन दोनों गोशालाओं के बीच न कोई मोटी दीवार है, न लंबी दूरी। उनके बीच केवल वे संख्याएँ हैं जो हर सेकंड इधर से उधर जाती हैं।

कंप्यूटर के भीतर बनाई गई इस जुड़वाँ पशुशाला को अंग्रेज़ी में डिजिटल ट्विन (Digital Twin, DT) कहा जाता है। पशुशाला का तापमान और आर्द्रता, हर गाय का शरीर-ताप और उसकी चाल हर सेकंड इसमें पहुँचते हैं और स्क्रीन पर बनी पशुशाला को वास्तविक समय में चलाते हैं। पशुपालन के सिमुलेशन पहले भी थे। किंतु वे पिछले एक वर्ष के औसत आँकड़ों की तालिका बनाकर दीवार पर टाँग देने जैसे अधिक थे। वे यह नहीं बताते थे कि आज इस गाय का तापमान बढ़ रहा है या इस समय सूअरशाला के किसी कोने की हवा कितनी दूषित है। डिजिटल ट्विन अलग है।

वह सेंसर और कैमरे से आते डेटा को लगातार ग्रहण करता है, पशुशाला के जीवों की वर्तमान दशा को जस का तस प्रतिबिंबित करता है और गणना करता है कि एक घंटे या एक दिन बाद क्या हो सकता है। वह एक जीवित, गतिशील दर्पण जैसा है।

फार्म प्रबंधक हर सुबह सबसे पहले इसी स्क्रीन को देखता है। रात भर किस पशुशाला का तापमान कितना ऊपर-नीचे हुआ और कितनी गायों ने चारा छोड़ा, यह तालिकाओं और ग्राफ़ों में व्यवस्थित होकर सामने आता है। संदिग्ध लक्षण वाले पशु को स्क्रीन के ऊपरी हिस्से में लाल निशान से अलग दिखाया जाता है। पहले हर बाड़े में घूमकर हाथ से जाँचने वाला काम अब इस कुछ सेकंड की जाँच से बहुत घट गया है। एक सप्ताह के आँकड़े एक साथ देखने पर यह भी साफ़ हो जाता है कि किस बाड़े को असामान्य रूप से अधिक देखभाल चाहिए।

इस दर्पण को चलने के लिए सबसे पहले कच्ची संख्याएँ चाहिए। गाय की गर्दन पर लगा एक्सेलेरोमीटर हर 1 सेकंड में जो कंपन-मूल्य भेजता है, छत का कैमरा जो वीडियो भेजता है और दीवार पर लगे तापमान-आर्द्रता मीटर की रीडिंग, वहीं से शुरुआत होती है। एक स्तर ऊपर जाने पर ये कच्ची संख्याएँ अर्थपूर्ण संकेतकों में बदलती हैं। दिन भर में जुगाली कितने मिनट हुई, कितने कदम चले गए और शरीर के भीतर का तापमान

कितने डिग्री है, इसकी गणना होती है। अगले स्तर पर कंप्यूटर इन्हीं संकेतकों के आधार पर निर्णय करता है। वह पहचानता है कि पशु गर्मी से परेशान है, थनैला के आरंभिक लक्षण दिख रहे हैं या मदकाल शुरू हुआ है।

यदि किसी गाय के कदम अचानक कम हो जाएँ और उसका तापमान थोड़ा बढ़ जाए, तो कंप्यूटर इस मेल को थनैला का शुरुआती संकेत मानकर स्क्रीन के एक ओर चेतावनी दिखाता है। सबसे ऊपर के स्तर पर पहुँचकर ही डिजिटल ट्विन की असली उपयोगिता सामने आती है। वह आभासी पशुशाला में पर्यावरण को बदलकर पहले देखता है कि गाय कैसी प्रतिक्रिया देगी, फिर मनुष्य को बताता है कि क्या और कैसे करना चाहिए। इस प्रकार परत-दर-परत बनी संरचना को एक ढाँचे में व्यवस्थित करने वाला शोधपत्र 2026 में प्रकाशित हुआ था।

2026 में शोधकर्ताओं ने ऐसी कृत्रिम बुद्धिमत्ता प्रस्तुत की जो केवल व्यावसायिक पशुशाला के कैमरा वीडियो से गायों के सात प्रकार के व्यवहार अलग कर सकती थी। वह केवल स्क्रीन देखकर पहचानती थी कि गाय नांद के सामने चारा चबा रही है, पानी पी रही है, खड़ी है या लेटी है। मनुष्यों द्वारा चिह्नित 4964 वीडियो खंडों को प्रशिक्षण डेटा बनाया गया और डेटा संवर्धन से उन्हें 9600 तक बढ़ाकर मॉडल को प्रशिक्षित किया गया। सटीकता लगभग 85 प्रतिशत थी और एक ग्राफ़िक्स प्रोसेसिंग यूनिट पर यह प्रति सेकंड 22 से अधिक फ्रेम संसाधित करता था। इस तरह निकाला गया प्रत्येक पशु का व्यवहार रिकॉर्ड डिजिटल ट्विन के लिए इनपुट डेटा बन सकता है।

इस अध्ययन ने व्यवहार वर्गीकरण से आगे बढ़कर चारा-गणना और त्रि-आयामी स्क्रीन पुनर्निर्माण, दोनों को एक साथ सत्यापित नहीं किया था।

इन चार स्तरों को संभालने वाले गणना-इंजन एक नहीं, दो हैं। पहला मॉडल भौतिक नियमों के समीकरणों से सीधे हल करता है कि हवा और गर्मी कैसे चलती हैं। पशुशाला में आने और उससे बाहर जाने वाली ऊष्मा को तौलने वाली ऊष्मा-संतुलन गणना उसका ढाँचा बनाती है। दूसरा कृत्रिम बुद्धिमत्ता मॉडल पुराने डेटा को देखकर स्वयं नियम खोजता है। भौतिक समीकरण वाला मॉडल सटीक, पर धीमा होता है; डेटा से सीखने वाला मॉडल तेज़, पर अपरिचित परिस्थिति में अक्सर डगमगा जाता है। पशुधन का डिजिटल ट्विन बनाने वाले लोग दोनों को एक-दूसरे पर चढ़ाकर इस्तेमाल करते हैं।

भौतिक समीकरण बड़ा ढाँचा तय करते हैं, मशीन लर्निंग (Machine Learning, ML) और डीप लर्निंग (Deep Learning, DL) उसके भीतर सूक्ष्म विवरण भरते हैं, और बार-बार प्रयास व त्रुटि से अपने नियम सुधारने वाला रीइन्फोर्समेंट लर्निंग (Reinforcement Learning, RL) पर्यावरण नियंत्रण की सर्वोत्तम रणनीति खोजता है।

यह सारी गणना एक ही जगह नहीं होती। पशुशाला के छज्जे के नीचे लगा छोटा कंप्यूटर कैमरे की तस्वीर में गाय के पैरों को अलग करने जैसे त्वरित काम वहीं पूरा कर देता है। कई दिनों का डेटा इकट्ठा कर चारा-मिश्रण दोबारा तय करने जैसी गणना, जिसे कुछ समय बाद भी किया जा सकता है, दूर स्थित डेटा सेंटर को भेजी जाती है। 2025 के एक समीक्षा शोधपत्र ने इस दृष्टिकोण का समर्थन किया कि फार्म स्थल और क्लाउड को मिलाकर इस्तेमाल करने की यह पद्धति पशुधन डिजिटल ट्विन के लिए उपयुक्त है।

आभासी सूअरशाला में ये दोनों मॉडल असाधारण स्पष्टता से मिलते हैं। सूअरशाला की छत पर कितने और वेंटिलेशन पंखे लगाने हैं और किस दीवार पर लगाने हैं, इसका निर्णय पहले प्रायः पंखे लगाकर कुछ दिन देखने के बाद ही हो पाता था। कंप्यूटेशनल फ्लूइड डायनेमिक्स (Computational Fluid Dynamics, CFD) उस क्रम को उलट देता है। पहले ही हवा के पूरे मार्ग का नक्शा बनाया जाता है। इस प्रकार का आभासी सूअरशाला मॉडल 2023 में एक अंतरराष्ट्रीय अभियांत्रिकी पत्रिका में प्रकाशित हुआ था। स्क्रीन पर पंखों की जगह और संचालन की स्थितियाँ बदलने पर रंगों में दिखाई गई वायु-धारा सूअरशाला के हर कोने में फैलती है।

जहाँ हवा ठहरती है और जहाँ अच्छी तरह बहती है, वे हिस्से सामने आते हैं; भवन के भीतर गर्मी और गैसों के मार्ग की भी गणना की जा सकती है। यह डिज़ाइन के स्तर पर परखने का साधन है कि वांछित तापमान बनाए रखने के लिए ताप, शीतलन और वेंटिलेशन कैसे चलाया जाए। अभी ऐसा कोई प्रमाण नहीं है कि इसी मॉडल ने चारा-मिश्रण से होने वाले ग्रीनहाउस गैस परिवर्तन या प्रसव बाड़ों की सुरक्षा-छड़ों की व्यवस्था को भी सत्यापित किया हो।

गोवंश के लिए शोधकर्ता जिस डिजिटल ट्विन की ओर बढ़ रहे हैं, उसकी गणना कुछ अलग दिशा में चलती है। हर गाय का आंतरिक शरीर-ताप, जुगाली का समय, चारे का सेवन और दूध की मात्रा इकट्ठी करके उस पशु की दशा अद्यतन की जाती है, फिर मॉडल से अनुमान लगाया जाता है कि चारा या योजक बदलने पर कैसी प्रतिक्रिया होगी। लेकिन व्यावसायिक डेयरी फार्म पर ऐसा पूर्ण डिजिटल ट्विन अभी पुष्ट नहीं हुआ है जो रूमेन का pH, दूध उत्पादन और मीथेन प्रतिक्रिया को ठीक-ठीक पुनर्सृजित कर सके। इस समय क्षेत्र में सबसे निकट की उपयोगिता निर्णय-सहायता है: सेंसर डेटा से असामान्य पशुओं को चुनना और पशुचिकित्सक व प्रबंधक को बताना कि पहले किस बाड़े को देखना है।

स्क्रीन की चेतावनी हाथ से थन छूकर की जाने वाली जाँच और उसके बाद के परीक्षणों की जगह नहीं ले सकती।

मान लें कि दस दिनों में चारे की कीमत तेज़ी से बढ़ गई। ऐसी गणना का उद्देश्य तब साफ़ दिखता है। चारे की कीमत और अनुमानित भार-वृद्धि दोनों डालकर तुलना की जा सकती है कि पशु को अभी भेजना लाभकारी होगा या दो सप्ताह और खिलाकर भेजना। लू आने से पहले वेंटिलेशन पंखे और धुंध-फुहार शुरू करने का समय भी अलग-अलग स्थितियों में परखा जा सकता है। फिर भी परिणाम फार्म के डेटा और मॉडल की सटीकता पर निर्भर रहता है, और निर्णय लेने से पहले मनुष्य को लागत तथा पशु की दशा देखनी होती है।

डिजिटल ट्विन का मूल्य इस बात में है कि जीवित पशु को जोखिमपूर्ण स्थितियों में रखने से पहले उन्हें मॉडल में जाँचा जा सकता है। असली गायों या सूअरों पर नए चारे या नए पर्यावरण को आजमाने से पहले संभावित स्थितियाँ सीमित की जा सकती हैं और जैव-सुरक्षा योजना के कई विकल्प स्क्रीन पर तुलना किए जा सकते हैं। लेकिन सिमुलेशन सुरक्षा और प्रभावशीलता सिद्ध करने वाले प्रयोगों की जगह नहीं ले सकता।

खुरपका-मुँहपका जैसी महामारी पड़ोसी फार्म तक फैलने का परिदृश्य चलाकर यह देखा जा सकता है कि पशुशाला का दरवाज़ा कब बंद करना है और आवाजाही कहाँ तक रोकनी है, फिर भी वास्तविक जैव-सुरक्षा निर्णय सत्यापित महामारी-विज्ञान डेटा और अधिकारियों के निर्देशों के अनुसार ही होना चाहिए।

यह प्रवाह वास्तविक दुनिया में शुरू हो चुका है। स्कॉटलैंड की कृषि अनुसंधान संस्था SRUC (Scotland's Rural College) ने अक्टूबर 2025 में फार्म-ट्विन (farm-twin) को दुनिया का पहला मुक्त-स्रोत डेयरी डिजिटल ट्विन बताया। इस परियोजना को ब्रिटिश सरकार की अनुसंधान एवं नवाचार संस्था UKRI के क्षेत्रीय केंद्र-विकास कार्यक्रम और डिजिटल डेयरी चेन (Digital Dairy Chain) परियोजना से सहायता मिली।

अलग-अलग कंपनियों के उपकरणों से आए गायों के स्वास्थ्य रिकॉर्ड, दूध की मात्रा, चारे का सेवन और पशुशाला के पर्यावरण का डेटा एक स्क्रीन पर जोड़ा गया; रोग-संदिग्ध गाय मिलने पर पृथक्करण गेट चलाने और किसान को निर्णय का संदर्भ बताने की सुविधा भी समझाई गई। फिर भी “दुनिया का पहला” SRUC का अपना दावा है, और मुक्त-स्रोत व्यवस्था छोटे फार्मों की स्थापना लागत वास्तव में कितनी घटाएगी, यह अभी देखना होगा।

मुर्गीपालन में भी ऐसी ही तस्वीर उभर रही है। दसियों हज़ार ब्रॉयलर वाली मुर्गीशाला का तापमान और अमोनिया सांद्रता आभासी स्थान में उतारकर पहले यह गणना करने के प्रयास जारी हैं कि पालन घनत्व थोड़ा घटाने पर मृत्यु-दर कितनी कम हो सकती है। परंतु इस गणना के दर्जनों या सैकड़ों वास्तविक मुर्गीशालाओं में समान रूप से सही बैठने के प्रमाण अभी बहुत कम हैं। हर पशु-प्रजाति का आकार और रोग लगने का तरीका अलग है, इसलिए गायों में ठीक चलने वाली विधि को ज्यों का त्यों मुर्गियों पर लागू नहीं किया जा सकता।

स्क्रीन पर बनी पशुशाला हमेशा असली पशुशाला जैसे ही आँकड़े नहीं दिखाती। यह जुड़वाँ पूर्ण नहीं है। कैमरे के लेंस पर धूल की मोटी परत बैठ सकती है और गाय सींग से गर्दन वाले सेंसर को मारकर उसका रुख बदल सकती है। पशुशाला की धूल और हानिकारक गैसों तथा पशुओं की टक्कर के कारण रीडिंग उछलना या पूरी तरह बंद हो जाना असामान्य नहीं है। सर्दियों की किसी रात संचार कुछ देर टूट जाए तो स्क्रीन वाली पशुशाला उन कुछ मिनटों के लिए स्थिर चित्र की तरह जम जाती है। संकेत लौटने पर वह रुका हुआ डेटा एक साथ पकड़ती है।

सेंसर के धीरे-धीरे गलत मान पढ़ने से कैलिब्रेशन ड्रिफ्ट जमा हो जाए तो स्क्रीन का जुड़वाँ असली पशुशाला से आधा कदम आगे या पीछे चलने लगता है। किसी क्षण स्क्रीन 32 डिग्री कहती है, जबकि असली पशुशाला का तापमापी 35 डिग्री पार कर चुका होता है।

2026 में प्रकाशित कई अकादमिक समीक्षाएँ इस अंतर को साफ़-साफ़ रेखांकित करती हैं। परिशुद्ध पशुपालन का लंबे समय से अध्ययन करने वाले सुरेश नीथिराजन (Suresh Neethirajan) का आकलन है कि किसी व्यावसायिक डेयरी या मुर्गी फार्म में इंजीनियरिंग की दृष्टि से पूरी तरह विकसित डिजिटल ट्विन का उदाहरण मिलना कठिन है। चारा-दक्षता बढ़ने और बीमारी जल्दी पकड़ने के प्रचार के पीछे वास्तविक फार्मों पर कई वर्षों तक सत्यापित डेटा अभी पर्याप्त मात्रा में जमा नहीं हुआ है। मुर्गीपालन की अलग समीक्षा में भी व्यावसायिक क्षेत्र में सत्यापित उदाहरण विरले मिले।

चारा रूपांतरण अनुपात को व्यावसायिक पैमाने पर परखने वाला केवल एक अध्ययन था, और विफलता-दर या अपनाने के बाद प्रणाली छोड़ देने की दर के आँकड़े भी कम थे। 2025 की एक समीक्षा ने 2010 से प्रकाशित 122 शोधपत्रों का विश्लेषण किया। कुछ प्रोटोटाइप और क्षेत्र-परीक्षणों ने चारा-दक्षता में 15 से 20

प्रतिशत सुधार और पानी के उपयोग में अधिकतम 40 प्रतिशत कमी की सूचना दी। उसी शोधपत्र ने चेताया कि सुदृढ़ व्यावसायिक तैनाती और बाहरी सत्यापन का अभाव है। चमकदार प्रस्तुति और असली पशुशाला के फर्श के बीच अब भी एक दूरी है जिसे पाटना बाकी है।

रीडिंग का मेल न खाना ही अकेली समस्या नहीं है। एक ही डेयरी नस्ल की दो जुड़वाँ गायें भी वास्तविक जीवन में अलग प्रतिक्रिया दे सकती हैं। आनुवंशिक गुण और प्रतिरक्षा की स्थिति अलग होने पर समान चारा खाकर कोई गाय जल्दी वजन बढ़ाती है, दूसरी नहीं। इन व्यक्तिगत भिन्नताओं को पूरी तरह गणना में लेना और साथ ही पशुशाला की वायु-धारा को उच्च विभेदन में पुनर्सृजित करना भारी क्लाउड कंप्यूटिंग संसाधन माँगता है। पर्याप्त पूँजी वाला बड़ा फार्म यह खर्च उठा सकता है, लेकिन दस या बीस गायों वाले छोटे फार्म के लिए यह शुरुआत से ही बाधा है।

सर्वर किराये, सेंसर लगाने और डेटा पढ़ने वाले व्यक्ति को रखने का खर्च जोड़ने पर कुल लागत छोटे फार्म की क्षमता से बाहर जा सकती है। राहत यह है कि सेंसर की कीमत धीरे-धीरे घट रही है और SRUC जैसे कुछ प्रयास अपने प्रोग्राम सार्वजनिक कर रहे हैं, इसलिए यह बाधा कम होने की गुंजाइश है। फिर भी डेटा का स्वामित्व किसके पास रहेगा और जमा फार्म सूचना को बाहर रिसने से कैसे बचाया जाए, इस विवाद का स्पष्ट उत्तर अभी नहीं मिला है।

इसलिए यह तकनीक अभी उस पूर्ण स्वचालन की ओर कम बढ़ रही है जिसमें मनुष्य का हाथ बिल्कुल हट जाए, और उस दिशा में अधिक बढ़ रही है जिसमें डेटा का प्रवाह रुकने या उसमें विसंगति आने पर भी प्रणाली न गिरे और मनुष्य को अगला कदम बताए। स्क्रीन कभी-कभी गलत हो सकती है, यह जानते हुए भी हर सुबह उसे देखने का कारण यही है।

अब सुबह पाँच बजे के उस काल्पनिक दृश्य पर लौटें। स्क्रीन की पशुशाला अगले छह घंटों का तापमान और आर्द्रता चुपचाप गणना करके दिखाती है। छह घंटे बाद वे संख्याएँ असली पशुशाला के तापमापी से कितनी मिलेंगी, इसकी गारंटी अभी कोई नहीं दे सकता। बाहर अब भी अँधेरा है और गायें अभी भी नांद के सामने कतार में हैं। प्रबंधक उन संख्याओं पर एक नज़र डालता है, रबर के जूते पहनता है और पशुशाला की ओर निकल जाता है।

स्रोत और संदर्भ

Abdelrahman, M., Issa, S., Elsayed Ali, M., Alotaibi, J., & Alshanbari, F. (2026). From machine learning to digital twin integration for livestock production and research. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, 1744053.

<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1744053>

Abdelrahman, M., Issa, S., Elsayed Ali, M., Alotaibi, J., & Alshanbari, F. (2026). Correction: From machine learning to digital twin integration for livestock production and research. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, 1810873.

<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1810873>

Albayrak, A. (2026). A multi-layered digital twin framework for smart agriculture and livestock: System architecture and implementation challenges. *Information and Software Technology*, 195, 108139.

<https://doi.org/10.1016/j.infsof.2026.108139>

- Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11.
<https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>
- Goldenits, G., Mallinger, K., Raubitzek, S., & Neubauer, T. (2024). Current applications and potential future directions of reinforcement learning-based digital twins in agriculture. *Smart Agricultural Technology*, 8, 100512.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100512>
- Han, X., Lin, Z., Clark, C., Vucetic, B., & Lomax, S. (2022). AI-based digital twin model for cattle caring. *Sensors*, 22(19), 7118.
<https://doi.org/10.3390/s22197118>
- Jeong, D.-Y., Jo, S.-K., Lee, I.-B., Shin, H., & Kim, J.-G. (2023). Digital twin application: Making a virtual pig house toward digital livestock farming. *IEEE Access*, 11, 121592-121602.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3313618>
- Neethirajan, S. (2024). Twin farms nexus: Digital twins for sustainable animal farming. *Archives of Animal and Poultry Sciences*, 2, 555595.
<https://doi.org/10.19080/AAPS.2024.02.555595>
- Neethirajan, S. (2026). Digital twins for cows and chickens: From hype cycles to hard evidence in precision livestock farming. *Agriculture*, 16(2), 166.
<https://doi.org/10.3390/agriculture16020166>
- Neethirajan, S. (2026). Digital twins in poultry farming: Deconstructing the evidence gap between promise and performance. *Applied Sciences*, 16(3), 1317.
<https://doi.org/10.3390/app16031317>
- Neethirajan, S., & Kemp, B. (2021). Digital twins in livestock farming. *Animals*, 11(4), 1008.
<https://doi.org/10.3390/ani11041008>
- Norton, T., Chen, C., Larsen, M. L. V., & Berckmans, D. (2019). Precision livestock farming: Building 'digital representations' to bring the animals closer to the farmer. *Animal*, 13(12), 3009-3017.
<https://doi.org/10.1017/S175173111900199X>
- Rao, S., Garcia, E., & Neethirajan, S. (2026). Video-based cattle behaviour detection for digital twin development in precision dairy systems. *npj Veterinary Science*, 1(1), 3.
<https://doi.org/10.1038/s44433-026-00004-x>
- Rao, S., & Neethirajan, S. (2025). Computational architectures for precision dairy nutrition digital twins: A technical review and implementation framework. *Sensors*, 25(16), 4899.
<https://doi.org/10.3390/s25164899>
- SRUC (Scotland's Rural College). (2025, October 23). SRUC launches world's first open-source digital twin for dairy farming. SRUC.
<https://www.sruc.ac.uk/all-news/sruc-launches-world-s-first-open-source-digital-twin-for-dairy-farming/>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>

5.2

भाषा समझने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता: जनरेटिव AI और विशाल भाषा मॉडल

निम्न दृश्य यह दिखाने के लिए रचा गया एक काल्पनिक दृश्य है कि पशुशाला के अभिलेख डिजिटल डेटा में कैसे बदलते हैं। सुबह पाँच बजे पशुशाला के एक कोने में पशुचिकित्सक दाँतों के बीच टॉर्च दबाए उपचार-पुस्तिका में जल्दी-जल्दी कुछ लिख रहा है। स्याही कागज़ पर फैल रही है। एक डेयरी गाय ने चारा छोड़ दिया है और उसके खड़े होने का ढंग असामान्य है, इसलिए उसे तत्काल बुलाया गया है। सर्दियों में उँगलियाँ अकड़ने से लिखावट और टेढ़ी हो जाती है, पर आज जो देखा उसे आज न लिखा जाए तो कल याद नहीं रहेगा। कागज़ पर गाय का नंबर और तापमान, मुश्किल से पढ़े जाने वाले कुछ दवा-नाम और केवल उसी को समझ आने वाले संक्षेप आपस में मिले हुए हैं।

एक महीना बीतने पर उसे स्वयं भी बस धुंधला-सा याद रहता है कि किसी संक्षेप का क्या अर्थ था। यह पुस्तिका उस एक दिन पर समाप्त नहीं होती। पशुशाला की दराज़ में ऐसी पुस्तिकाएँ कई वर्षों से जमा हैं और उनके साथ वधशाला से आए स्वच्छता-जाँच पत्र तथा किसान के हाथ से लिखी पालन डायरी भी मिली हुई हैं। तीन महीने बाद वही गाय फिर बीमार पड़े तो इन घसीटे हुए अक्षरों को दोबारा पढ़ने वाला व्यक्ति कोई दूसरा पशुचिकित्सक भी हो सकता है।

इन घसीटे अक्षरों को मशीन से पढ़ाने के लिए दो चरण चाहिए। पहले ऑप्टिकल कैरेक्टर रिकग्निशन या हस्तलेखन पहचान उपकरण कागज़ के अक्षरों को डिजिटल पाठ में बदलता है। फिर प्राकृतिक भाषा प्रसंस्करण मॉडल उस पाठ में रोग का नाम, दी गई दवा, लक्षण और टीकाकरण की तारीख खोजता है। BioBERT जैव-चिकित्सा साहित्य पर प्रशिक्षित भाषा मॉडल है, पर वह हस्तलिखित छवि को स्वयं पढ़ने वाला उपकरण नहीं है। अक्षर पहचान में गलती हो तो बाद का विश्लेषण भी उसी के साथ बिगड़ जाता है। अभिलेख ठीक-ठीक व्यवस्थित हो जाएँ तो यह देखना आसान होता है कि किस गाय को कौन-सा एंटीबायोटिक कब दिया गया था और पशु भेजने से पहले दवा-विराम अवधि पूरी हुई या नहीं।

ऐसा वाक्य भी बनाया जा सकता है कि खाँसी की आवाज़ और अमोनिया सेंसर का मान एक ही समय बदला था। किंतु दोनों मान साथ बदले, केवल इस तथ्य से अमोनिया को खाँसी का कारण निश्चित नहीं किया जा सकता। किसान को तालिका की एक पंक्ति और विवरण का एक वाक्य पढ़ने के बाद मूल डेटा और पशु की फिर जाँच करनी चाहिए।

परिशुद्ध पशुपालन सॉफ्टवेयर की शुरुआत सेंसर की संख्याएँ ग्राफ़ पर दिखाने से हुई। स्क्रीन पर बिंदु और रेखाएँ भर जाने पर आँखें पहले थकती थीं और किसान को स्वयं तय करना पड़ता था कि क्या करना है। निम्न काल्पनिक उपयोग-दृश्य भाषा मॉडल से जुड़े निर्णय-सहायता तंत्र का लक्ष्य दिखाता है। डेयरी फार्म के कार्यालय में किसान पूछता है कि गाय संख्या 105 के शरीर-ताप, जुगाली के समय और कच्चे दूध में वसा

तथा प्रोटीन के अनुपात को एक साथ समझाया जाए। स्क्रीन बताती है कि हाल में जुगाली का समय घटा है और दूध-वसा व दूध-प्रोटीन का अनुपात बढ़ा है, इसलिए कीटोसिस सहित चयापचयी रोगों के जोखिम की जाँच की जाए।

वह चारे का अनुपात तुरंत बदलने का निर्देश नहीं देती। पशुचिकित्सक रक्त और दूध की जाँच, प्रसव के बाद की प्रगति और चारे के सेवन को देखकर निदान तथा आहार परिवर्तन तय करता है। दूध उत्पादन वक्र, प्रजनन चक्र और चारा-मिश्रण प्रोग्राम डेटा बॉटें तथा भाषा मॉडल परिणाम को एक वाक्य में जोड़े, ऐसी बहु-एजेंट संरचना पर भी अनुसंधान चल रहा है। यह अभी डेयरी क्षेत्र में व्यापक रूप से सत्यापित संचालन मानक नहीं है। किसान को मिली रिपोर्ट पशुचिकित्सक की जाँच जल्दी कराने वाला नोट है, जाँच की जगह लेने वाला पर्चा नहीं।

ऐसा उत्तर देने के लिए कंप्यूटर को कोई भी विश्वसनीय-सा वाक्य गढ़ने की अनुमति नहीं दी जा सकती। सामान्य संवादात्मक कृत्रिम बुद्धिमत्ता तथ्य से अलग सामग्री को सच की तरह प्रस्तुत करने वाला मतिभ्रम पैदा कर सकती है। पशुशाला में चारा-योजक का अनुपात या कोई उपचार गलत हो जाए तो कई गायों के स्वास्थ्य और कच्चे दूध की गुणवत्ता पर असर पड़ सकता है। इसे घटाने के लिए कुछ अनुसंधान और प्रोटोटाइप पुनर्प्राप्ति-संवर्धित सृजन (Retrieval-Augmented Generation, RAG) आजमा रहे हैं। इसमें पहले सत्यापित शोधपत्र और फार्म सेंसर रिकॉर्ड खोजे जाते हैं, फिर उन्हीं पर उत्तर बनाया जाता है।

उत्तर के साथ संदर्भ और रिकॉर्ड का स्थान जोड़ दिया जाए तो पशुचिकित्सक मूल सामग्री खोलकर आसानी से जाँच सकता है। लेकिन खोजा गया दस्तावेज़ प्रश्न से मेल न खाए या मॉडल वाक्य को गलत ढंग से प्रस्तुत करे तो स्रोत लगा हुआ उत्तर भी गलत हो सकता है। RAG सत्यापन का रास्ता चौड़ा करने वाला साधन है, निदान की सटीकता की गारंटी देने वाली मुहर नहीं।

यह पद्धति भी हर बार सही उत्तर नहीं देती। केवल जुगाली का समय घटने का लक्षण देखें तो वह कीटोसिस हो सकता है, कुछ समय की अपच हो सकती है या मदकाल शुरू होने का संकेत भी हो सकता है। भाषा मॉडल अपने प्रशिक्षण साहित्य में अधिक दिखे मामलों की ओर झुकता है, इसलिए वह सामान्य उत्तर को इस गाय पर भी ज्यों का त्यों चिपका सकता है। प्रशिक्षण के अधिकतर शोधपत्र अमेरिका या यूरोप की होल्स्टीन गायों पर केंद्रित हैं; हानवू जैसी कोरिया में मुख्य रूप से पाली जाने वाली नस्ल पर काम करते समय चारा-मिश्रण या उपयुक्त तापमान की सीमा थोड़ी गलत हो सकती है।

यदि भाषा मॉडल पशुचिकित्सक की जल्दी में लिखी टिप्पणी को शुरू में ही गलत पढ़ ले, तो बाद में खोज और गणना कितनी भी परिष्कृत हो, शुरुआत में गलत पढ़ा गया एक अक्षर अंत तक साथ चलता है। कंप्यूटर का वाक्य सही हो या गलत, दोनों दशाओं में समान रूप से सहज और आत्मविश्वासी सुनाई देता है। उसकी आवाज़ में न उतार-चढ़ाव होता है, न हिचक, इसलिए केवल आवाज़ सुनकर किसान के लिए तय करना कठिन है कि उत्तर पर भरोसा किया जाए या नहीं। पशुपालन-विशेष भाषा मॉडल को आरंभ से प्रशिक्षित करने के लिए सैकड़ों हज़ार शोधपत्र और फार्म रिकॉर्ड व्यवस्थित करने पड़ते हैं, और इसका सर्वर खर्च छोटा फार्म अकेले नहीं उठा सकता।

यह भी जाँचना बाकी है कि कहीं इसी फार्म के पालन रिकॉर्ड बाहरी कंपनी की प्रशिक्षण सामग्री में तो इस्तेमाल नहीं किए जा रहे।

मान लें कि किसी हानवू फार्म में एक गाय अचानक चारा छोड़ देती है और उसका पेट फूल जाता है। कृत्रिम बुद्धिमत्ता अपने प्रशिक्षण के अधिकतर शोधपत्रों में बताए सामान्य कारण, रूमेन में गैस भरने से होने वाले अफारे पर संदेह कर पाचन की दवा देने की सलाह दे सकती है। लेकिन यदि असली कारण कुछ दिन पहले लाए गए धान के पुआल पर लगी फफूँद हो और केवल यही गाय असाधारण रूप से संवेदनशील हो, तो शोधपत्रों में विरल इस परिस्थिति को कृत्रिम बुद्धिमत्ता नहीं पकड़ पाएगी। तब पशुचिकित्सक को पशुशाला में जाकर पुआल की गंध स्वयं सूँघनी होगी और उस पर जमी सफेद फफूँद आँखों से देखनी होगी, तभी असली कारण सामने आएगा।

शोधपत्र कितने भी हों, केवल इसी पशुशाला में घटे अनजान मामले के सामने मनुष्य की नाक और आँख अभी अधिक सटीक हैं। इसलिए निदान का कारण आँखों के सामने दिखाने वाली तकनीक भी विकसित की जा रही है।

डीप लर्निंग से रोग का पूर्वानुमान करने वाली कृत्रिम बुद्धिमत्ता बहुत सटीक हो सकती है, पर उसने ऐसा निर्णय क्यों किया, यह भीतर देखकर समझना अक्सर कठिन होता है। इसे ब्लैक बॉक्स समस्या कहा जाता है। इस समस्या से निपटने वाली व्याख्येय कृत्रिम बुद्धिमत्ता, अंग्रेज़ी संक्षेप XAI, में LIME और SHAP शामिल हैं। ये दोनों विधियाँ अनुमान लगाती हैं कि जुगाली का समय, दूध के घटक और शरीर-ताप जैसे इनपुट ने किसी विशेष पूर्वानुमान को किस दिशा में कितना धकेला। ये मान मॉडल के पूर्वानुमान की व्याख्या करते हैं, रोग के कारणों के अनुपात नहीं बताते।

कैमरा वीडियो में Grad-CAM लगाकर उन क्षेत्रों को लाल हीटमैप से दिखाया जा सकता है जिन्हें मॉडल ने निर्णय में अधिक महत्व दिया। पशुचिकित्सक चिह्नित थन या खुर को स्वयं देखकर निर्णय की पुष्टि करता है। केवल लाल चिह्न रोग को निश्चित नहीं करता। व्याख्या-स्क्रीन यह बताने वाली सहायक सामग्री है कि जाँच कहाँ से शुरू की जाए; उपचार और चारा बदलने का निर्णय नैदानिक परीक्षण और मनुष्य के विवेक के बाद होना चाहिए।

इन समस्याओं को घटाने की एक अनुसंधान दिशा लघु भाषा मॉडल (Small Language Model, SLM) है जो कंपनी के सर्वर तक डेटा भेजे बिना पशुशाला के भीतर छोटे कंप्यूटर पर चलता है। इससे क्लाउड पर भेजी जाने वाली तस्वीरों और आवाज़ों की मात्रा घट सकती है और इंटरनेट टूटने पर भी काम जारी रहने की संभावना रहती है। लेकिन उपकरण के भीतर प्रसंस्करण होने भर से सूचना अपने आप सुरक्षित नहीं हो जाती। पहुँच नियंत्रण, एन्क्रिप्शन और अद्यतन प्रबंधन आवश्यक हैं।

तस्वीर, ध्वनि और पाठ एक साथ पढ़ने वाले मल्टीमोडल मॉडल पर भी अनुसंधान हो रहा है, पर खाँसी की आवाज़, चाल के वीडियो और उपचार रिकॉर्ड को एक साथ जोड़ने वाला पशुपालन तंत्र अभी क्षेत्र में व्यापक रूप से सत्यापित नहीं हुआ है। मॉडल छोटा करते हुए प्रदर्शन बनाए रखना और उसे कोरियाई बोलियाँ समझने के लिए प्रशिक्षित करना भी बाकी है।

इतनी परिष्कृत कृत्रिम बुद्धिमत्ता भी कोरियाई पशुपालन क्षेत्र की बोलियों के सामने अक्सर निरुत्तर हो जाती है। अस्सी वर्ष से अधिक उम्र का किसान यदि क्षेत्रीय बोली और पुराने शब्दों में कहे, “गाय बिल्कुल मुरझाई-सी है,” या “हमारे गाँव में ऐसी हालत में चोकर खिलाते हैं,” तो मानक कोरियाई और अंग्रेज़ी शोधपत्रों पर मुख्यतः प्रशिक्षित भाषा मॉडल उसका अर्थ गलत निकाल सकता है। चारे को किसी क्षेत्र में सो-जुक और किसी में यओमुल कहा जाता है; एक ही वस्तु के नाम स्थान-स्थान पर बदल जाते हैं। मनुष्य न समझे तो फिर पूछ सकता है, लेकिन कृत्रिम बुद्धिमत्ता गलत समझकर चारा-वितरक या वेंटिलेशन उपकरण को आदेश दे दे तो दुर्घटना हो सकती है।

इसलिए आवाज़ में मिले उत्तर और उपकरण नियंत्रण के बीच मनुष्य की पुष्टि आवश्यक है। ग्रामीण विकास प्रशासन ने 2025 में NAVER Cloud के साथ मिलकर कृषि कृत्रिम बुद्धिमत्ता एजेंट प्रस्तुत किया। वह किसानों को खेती की सूचना देने और तस्वीर से फसल रोग तथा कीट पहचानने की आरंभिक सेवा थी। उससे पशुपालन की बोलियाँ समझने या पशुशाला के उपकरण नियंत्रित करने की क्षमता सत्यापित होने का प्रमाण नहीं मिलता। AFPRO 2026 में कृत्रिम बुद्धिमत्ता और रोबोट के उपयोग को खेती से पशुपालन तथा खाद्य प्रसंस्करण तक फैलाने वाले उदाहरण प्रस्तुत हुए।

दशकों से बोलचाल में रची क्षेत्रीय बोली और पशुपालन की विशिष्ट शब्दावली को कंप्यूटर द्वारा पूरा समझना अभी बाकी है।

सुबह बहुत जल्दी वही पशुचिकित्सक पशुशाला से निकलता है तो इस बार टैबलेट की स्क्रीन पर अभी किए उपचार का विवरण अपने आप व्यवस्थित होकर दिखता है। रोग का नाम, दवा और अगली मुलाकात की तारीख साफ़-साफ़ लिखी है। पहले कार्यालय लौटकर फाइलों में लंबे समय तक खोजने पर मिलने वाली सूचना अब एक स्क्रीन पर है, और बचा हुआ समय पशुचिकित्सक को अगले फार्म तक जल्दी गाड़ी चलाने देता है। पर किसान ने कुछ देर पहले बोली में जो एक वाक्य बुदबुदाया था, “यह आज कुछ बिल्कुल फीका-फीका लग रहा है,” वह किसी रिकॉर्ड में ठीक से नहीं उतरा। पशुचिकित्सक ने भी उसका लगभग आधा अर्थ अनुमान से समझा था।

फिर भी वह मुस्कराकर कहता है कि समझ गया और अगली यात्रा में लौटकर आँखों से फिर जाँचने का निश्चय करता है। उपचार रिकॉर्ड, शोधपत्र और सेंसर के आँकड़े कुशलता से जोड़ लेने वाली भाषा-समझ कृत्रिम बुद्धिमत्ता इस पशुशाला में पचास वर्षों से अधिक समय से गायों को देख रहे व्यक्ति की बोलचाल को पूरी तरह कब समझ पाएगी?

स्रोत और संदर्भ

Aqib, A. I., Fatima, M., Muneer, A., Atta, K., Arslan, M., Zaheer, C. N. F., et al. (2023). Explainable Artificial Intelligence (XAI) in the Veterinary and Animal Sciences Field. In *Explainable Artificial Intelligence for Biomedical Applications* (pp. 33-56).
<https://doi.org/10.1201/9781032629353-3>

Dahiya, S., Rani, N., Dalal, A., & Sheoran, D. (2026). Wearable sensors and AI - Real-time animal health monitoring. In S. Borah & S. Soren (Eds.), *AI and Robotics in Animal Science* (pp. 21-28). Cornous Publications.
<https://doi.org/10.37446/edibook202024/21-28>

Mahato, S., Bi, H., & Neethirajan, S. (2025). Dairy DigiD: A keypoint-based deep learning system for classifying dairy cattle by physiological and reproductive status. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1545247.
<https://doi.org/10.3389/frai.2025.1545247>

Menezes, G. L., Mazon, G., Ferreira, R. E. P., Cabrera, V. E., & Dorea, J. R. R. (2024). Artificial intelligence for livestock: A narrative review of the applications of computer vision systems and large language models for animal farming. *Animal Frontiers*, 14(6), 42-53.
<https://doi.org/10.1093/af/vfae048>

Niu, M., Guo, G., & Cabrera, V. E. (2026). Artificial intelligence for animal science: From applications to integrated knowledge systems. *Animal Frontiers*, 16(2), 26-33.
<https://doi.org/10.1093/af/vfaf054>

Nsabiyeze, A., Zhang, M., Li, J., Zhao, Q., & Zhang, X. (2025). Precision Livestock Farming for climate-resilient livestock management: A review of real-time monitoring and decision support systems. *Journal of Cleaner Production*, 524, 146454.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.146454>

Silvestri, A., Parlato, M. C. M., Ruchay, A., Guo, H., Iussig, G., & Pezzuolo, A. (2026). Tech-driven evolution of animal housing: An in-depth analysis of the impact of digital technologies, AI, and GenAI in the Era of precision livestock farming. *Computers and Electronics in Agriculture*, 246, 111602.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2026.111602>

Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>

Trabachini, A., Moreira, M. d. R., Harada, É. d. S., Amorim, M. d. N., & Silva-Miranda, K. O. d. (2025). Precision livestock farming applied to swine farms: A systematic literature review. *Animals*, 15(14), 2138.
<https://doi.org/10.3390/ani15142138>

Zhang, X., He, P., & Guo, C. (2025). Deep reinforcement learning for intelligent decision-making in smallholder beef cattle farming: Model innovation and industrial practice. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 9, 1715568.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2025.1715568>

ग्रामीण विकास प्रशासन. (2025). NAVER Cloud के साथ साझेदारी में कृषि क्षेत्र का पहला कृत्रिम बुद्धिमत्ता (AI) एजेंट प्रस्तुत. ग्रामीण विकास प्रशासन.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000805404

VentureSquare. (2026). AI खेत से आगे भोजन की मेज़ तक: AFPRO 2026 ने कृषि-खाद्य AX युग का द्वार खोला. VentureSquare.
<https://www.venturesquare.net/1098971>

Tech42. (2026). उपग्रह और AI खेती में सहायता करते हैं, रोबोट कटाई और वध करते हैं: AFPRO 2026 में दिखा कृषि का विकास. Tech42.
<https://www.tech42.co.kr/%ED%98%84%EC%9E%A5-%EC%9C%84%EC%84%B1%EA%B3%BC-ai%EA%B0%80-%EC%9E%AC%EB%B0%B0-%EB%8F%95%EA%B3%A0-%EB%A1%9C%EB%B4%87%EC%9D%B4-%EC%88%98%ED%99%95%C2%B7%EB%8F%84%EC%B6%95%ED%95%98%EA%B3%A0/>

5.3

मीथेन, कल्याण और डेटा का स्वामी

निम्न काल्पनिक दृश्य पर्यावरण सेंसर और मीथेन-मापन उपकरणों के कार्यों को एक पशुशाला में जोड़कर रचा गया है। सुबह पाँच बजे, चारा-वाहन की आवाज़ सुनाई देने से भी पहले, सूअरशाला के भीतर केवल वेंटिलेशन पंखों के पत्ते धीमी आवाज़ में घूम रहे हैं। यहाँ सैकड़ों सूअर साथ रहते हैं, इसलिए उनकी साँसें मिलकर धीमी बुदबुदाहट जैसी सुनाई देती हैं। दीवार पर लगभग 1 मीटर की ऊँचाई पर साथ-साथ लगे कई विद्युत-रासायनिक सेंसर अमोनिया, कार्बन डाइऑक्साइड और सड़े अंडे की गंध के लिए जानी जाने वाली हाइड्रोजन सल्फाइड की सांद्रता एक साथ माप रहे हैं। उनमें अमोनिया का मान 18.5 ppm दिख रहा है और संख्या हर 1 मिनट में एक बार बदलती है।

स्क्रीन के कोने में मीथेन सांद्रता का ग्राफ़ धीरे-धीरे ऊपर मुड़ता है तो गेटवे कहलाने वाला स्थानीय नियंत्रक वेंटिलेशन पंखों की गति बढ़ा देता है। सर्दियों की उस सुबह भी, जब बाहर का तापमापी शून्य से नीचे चला गया है, यह निर्णय मनुष्य के हाथ के बिना होता है। खिड़की के बाहर अब भी घना अँधेरा है और केवल उपकरण-पट्ट की बत्तियाँ चमक रही हैं। लोग अभी बिस्तर में हैं, पर पशुशाला ने अपनी साँस सँभालनी शुरू कर दी है। गायों की गोशाला में जाएँ तो दृश्य थोड़ा अलग है। एक डेयरी गाय स्वचालित दुग्ध-दोहन मशीन के पास लगी चारा-पेटी में सिर डाले है और ऊपर लटका डिब्बेनुमा उपकरण उसकी छोड़ी हुई साँस खींच रहा है।

ग्रीनफीड (GreenFeed) नाम का यह उपकरण गाय के कुछ मिनट चारा चबाने के दौरान डकार से निकलने वाली गैस मापकर सीधे सर्वर को भेजता है।

इन सभी दृश्यों को जोड़ने वाला एक नाम है। परिशुद्ध पशुपालन (Precision Livestock Farming, PLF) नामक दृष्टिकोण सेंसर और इंटरनेट से जुड़े उपकरण, अर्थात् इंटरनेट ऑफ थिंग्स (Internet of Things, IoT), पशुशाला के कोने-कोने में लगाकर हर पशु की दशा वास्तविक समय में पढ़ता है। प्रत्येक सेंसर सस्ते और आम पुर्जों से बना है, पर उनके संकेतों को इकट्ठा करके पढ़ने वाली बुद्धि लगातार अधिक परिष्कृत हो रही है। पशुओं के शरीर पर लगे और पशुशाला की दीवारों में जड़े सभी सेंसर गिनें तो अब डेटा उँडेलने वाला मनुष्य नहीं, गाय और सूअर हैं। आरंभ में ध्यान दूध और मांस का उत्पादन बढ़ाने पर था।

ग्रीनहाउस गैस और दुर्गंध की शिकायतें पूरे पशुधन उद्योग पर दबाव डालने वाली समस्या बनीं तो वही सेंसर और वही डेटा अब कटौती तथा सत्यापन का बिल्कुल अलग काम भी सँभाल रहे हैं।

गाय डकार और साँस से जो मीथेन छोड़ती है, वह रूमेन के भीतर सूक्ष्मजीवों द्वारा घास और चारे का किण्वन करते समय बनती है। IPCC की 6वीं आकलन रिपोर्ट में इस्तेमाल 100-वर्षीय अवधि के आधार पर गैर-जीवाश्म मीथेन की वैश्विक तापन क्षमता कार्बन डाइऑक्साइड की लगभग 27 गुना है। चुनी गई समयावधि के अनुसार यह मान बदलता है। ग्रीनफीड गाय के चारा खाते समय उसकी साँस इकट्ठी करके मीथेन मापता है। हाथ में लेकर चलने वाला लेज़र मीथेन डिटेक्टर (Laser Methane Detector, LMD)

कुछ दूरी से मीथेन की पथ-समाकलित सांद्रता मापता है। नथुने के आगे एक बार लिया गया मान पूरे दिन का उत्सर्जन नहीं बन जाता।

पशुओं की तुलना के लिए दूरी और मापन का समय समान रखना तथा कई दिनों तक मापन दोहराना आवश्यक है। सटीक संदर्भ मान के लिए बंद श्वसन कक्ष इस्तेमाल किए जाते हैं, किंतु लागत इतनी अधिक है कि उन्हें हज़ारों व्यावसायिक फार्मों पर लगाना कठिन है। इसलिए शोधकर्ता तापमान, आर्द्रता, कार्बन डाइऑक्साइड और अमोनिया की सांद्रता, चारे का सेवन, तथा मल-मूत्र का pH और विद्युत चालकता मिलाकर मीथेन सांद्रता का अनुमान लगाने वाले मशीन-लर्निंग मॉडल परख रहे हैं। कोरिया के एक अध्ययन ने जुलाई 2024 में एक सूअरशाला से हर 5 मिनट पर इकट्ठे किए 8923 रिकॉर्ड की तुलना की।

हिस्टोग्राम-आधारित ग्रेडिएंट बूस्टिंग मॉडल (HistGB) का निर्धारण गुणांक (R^2) मुख्य पाठ के अनुसार 0.835 था, जबकि मूल-माध्य-वर्ग त्रुटि (RMSE) 3.899 ppm थी। यह परिणाम उसी सूअरशाला में मीथेन सांद्रता के पूर्वानुमान की क्षमता दिखाता है। यह उत्सर्जन की मात्रा या उत्सर्जन फ्लक्स का मापन नहीं था, और प्रशिक्षण तथा सत्यापन के लिए मीथेन सेंसर के मान चाहिए थे। दूसरे फार्म, मौसम और पशु-प्रजातियों पर फिर सत्यापित किए बिना इसे मासिक उत्सर्जन रिपोर्ट या मापन-रिपोर्टिंग-सत्यापन में सीधे इस्तेमाल नहीं किया जा सकता।

अमोनिया मल-मूत्र से निकलने वाली उत्तेजक गैस है। यूरोपीय संघ के सघन ब्रॉयलर पालन नियम पक्षियों के सिर की ऊँचाई पर अमोनिया सांद्रता 20 ppm या उससे कम रखने को कहते हैं। यह कोई सार्वभौमिक जैविक सीमा नहीं है जिस पर सूअरों और मुर्गियों, दोनों में एक ही क्षण सूजन शुरू हो जाती हो। नुकसान पशु-प्रजाति, उम्र, सांद्रता और संपर्क की अवधि के अनुसार बदलता है। सांद्रता अधिक और संपर्क लंबा हो तो आँखों तथा श्वसन मार्ग में जलन होती है और रोग तथा उत्पादकता घटने का जोखिम बढ़ता है। इस हवा में साँस लेने वाले केवल पशु नहीं हैं। पशुशाला में लंबे समय काम करने वाले लोगों को भी आँख और गले में जलन तथा सिरदर्द हो सकता है।

सर्दियों में दरवाज़े बंद रहने और वेंटिलेशन घटने पर अमोनिया जमा होना आसान है, इसलिए सेंसर से लगातार मापन आवश्यक है। मनुष्य की नाक गंध की अभ्यस्त हो जाती है, पर विद्युत-रासायनिक सेंसर सांद्रता में बदलाव दर्ज करता रहता है। मल-मूत्र भंडार को हिलाने पर अचानक बढ़ने वाली हाइड्रोजन सल्फाइड अधिक तात्कालिक खतरा पैदा करती है और ऊँची सांद्रता में मनुष्य जल्दी बेहोश हो सकता है।

कार्बन घटाने का दावा तब तक दावा ही रहता है जब तक कोई उसका सत्यापन न करे। इसी कारण उत्सर्जन को मापने, सूचित करने और सत्यापित करने के लिए मापन, रिपोर्टिंग और सत्यापन (Measurement, Reporting, and Verification, MRV) प्रक्रिया चाहिए। परिशुद्ध पोषण (Precision Nutrition) पशु के भार, दूध उत्पादन और जुगाली के समय के अनुसार आवश्यक प्रोटीन तथा ऊर्जा मिलाने की पद्धति है। इससे चारे का नुकसान और मल-मूत्र में जाने वाला नाइट्रोजन कम हो सकता है तथा उत्पादन की प्रति इकाई मीथेन घट सकती है, किंतु प्रभाव का आकार पशु-प्रजाति, चारे और फार्म की परिस्थिति के अनुरूप क्षेत्र-परीक्षण में अलग से जाँचना होगा।

कच्चे दूध के मध्य-अवरक्त (Mid-Infrared, MIR) स्पेक्ट्रम और वसा-अम्ल संरचना से मीथेन का अनुमान लगाने की विधि भी है। यह मीथेन सीधे मापने वाला उपकरण नहीं, बल्कि नस्ल, आहार और प्रसव-क्रम के अनुसार कैलिब्रेट किए समीकरण से मिलने वाला प्रतिनिधि संकेतक है। केवल सेंसर और मॉडल से निकली संख्याएँ कार्बन क्रेडिट पैदा नहीं करतीं। कोरिया में बाहरी परियोजना की उत्सर्जन कटौती का व्यापार करने के लिए स्वीकृत कार्यविधि, आधाररेखा, अतिरिक्तता, परियोजना पंजीकरण, निगरानी, सत्यापन और प्रमाणन की प्रक्रिया पूरी करनी होती है।

पशुधन उत्पाद का प्रमाणन भी निर्धारित कटौती मानदंड और पूर्व-शर्तें पूरी करने पर मिलता है, और प्रमाणन चिह्न समान मांस या दूध की कीमत बढ़ने की गारंटी नहीं देता। पशुशाला की संख्या से बाज़ार के सौदे या पैकेट के चिह्न तक पहुँचने के बीच लंबी प्रशासनिक प्रक्रिया और बाज़ार का चुनाव मौजूद है।

इस तरह जमा होती संख्याओं का मालिक कौन है? भार और चाल, चारे का सेवन और दूध के घटक, पशुचिकित्सक के आने की तारीख और दवाओं का विवरण तक किसी सर्वर पर जमा होता है। डेटा किसका है और उसे कहाँ दोबारा इस्तेमाल किया जा सकता है, यह प्रायः अनुबंध के पिछले पन्ने पर कुछ पंक्तियों में लिखा होता है। 2022 के कृषि डेटा अध्ययन में 74 प्रतिशत उत्तरदाता किसानों ने कहा कि वे अनुबंध की शर्तें नहीं जानते थे, और 55 प्रतिशत ने कहा कि पर्याप्त समझाए बिना उन्होंने हस्ताक्षर किए थे। किसानों की चिंता है कि वे अपने पालन रिकॉर्ड के पुनः उपयोग को नियंत्रित नहीं कर पाएँगे और उपकरण बदलते समय पूरा डेटा साथ नहीं ले जा पाएँगे।

इस चिंता को घटाने वाली तकनीकों में फेडरेटेड लर्निंग (Federated Learning, FL) शामिल है। मूल डेटा फार्म के उपकरण पर रहता है और प्रत्येक उपकरण से निकले मॉडल अपडेट इकट्ठे करके साझा मॉडल प्रशिक्षित किया जाता है। बाहर भेजे गए अपडेट अपने आप एन्क्रिप्ट नहीं होते और उनसे मूल डेटा के किसी हिस्से का अनुमान लगाए जाने का जोखिम रहता है। सुरक्षित एकत्रीकरण, डिफ़रेंशियल प्राइवेसी और एन्क्रिप्शन जैसी अलग सुरक्षा आवश्यक है। कंसोर्टियम ब्लॉकचेन अधिकृत भागीदारों को लेन-देन का इतिहास मिलकर रखने देता है, जिससे बाद में बदलाव कठिन होता है और बदलाव का निशान बचता है।

इसका अर्थ यह नहीं कि किसी रिकॉर्ड को कभी मिटाया या सुधारा ही नहीं जा सकता। सदस्यों के नियम और गोपनीयता कानून के अनुरूप सुधार प्रक्रिया चाहिए। तकनीक डेटा स्थानांतरण का जोखिम घटा सकती है, पर अनुबंध बदलने की शक्ति किसान की मोलभाव क्षमता और संस्थागत व्यवस्था से आती है।

पशुओं की देखभाल का अर्थ तय करने वाला मानक भी बदल रहा है। लंबे समय तक पशु-कल्याण को 5 स्वतंत्रताओं (Five Freedoms) के आधार पर समझाया गया, जिनका लक्ष्य पशु को भूख और प्यास, दर्द और भय से मुक्त रखना है। 5 डोमेन मॉडल (Five Domains Model) 1994 में प्रस्तावित हुआ और 2015 में सकारात्मक कल्याण अवस्थाएँ शामिल करने के लिए विस्तारित किया गया। इसमें पोषण, पर्यावरण, स्वास्थ्य और व्यवहार का निरीक्षण करके आकलन किया जाता है कि उनका प्रभाव मानसिक दशा में कैसे दिखता है। इसमें यह दृष्टि है कि पशु को केवल पीड़ा से मुक्त होना ही पर्याप्त नहीं; वह आराम और आनंद भी अनुभव कर सकता है।

पर्यावरण डोमेन फर्श और स्थान देखता है, जबकि व्यवहार डोमेन यह देखता है कि पशु दूसरे पशुओं के साथ रहने या अकेले विश्राम करने का चुनाव कर सकता है या नहीं। कैमरे और माइक्रोफोन से बीमारी के आरंभिक संकेत ही नहीं, आराम से लेटने की मुद्रा, खोजपूर्ण व्यवहार और स्वर को अलग करके सकारात्मक अवस्था पढ़ने का अनुसंधान भी जारी है। लेकिन व्यवहार का एक संकेत संतोष या आनंद को तुरंत सिद्ध नहीं करता। प्रश्न बना रहता है कि ये अवलोकन सचमुच कल्याण को लक्ष्य बनाते हैं या उत्पादकता संकेतकों की सूची में केवल एक और मद जोड़ते हैं।

कल्याण को इतनी बारीकी से मापने वाली तकनीक उलटी दिशा के जोखिम भी बढ़ाती है। विद्वानों ने परिशुद्ध पशुपालन से पशु-कल्याण को हो सकने वाले बारह खतरों को व्यवस्थित किया है। पशु को स्क्रीन की संख्या भर मान लेना, बार-बार चेतावनी से मनुष्य का संवेदनहीन होना और उपकरण से शरीर को चोट लगना इनमें शामिल हैं। फ्रांस के 25 फार्मों में किए गुणात्मक अध्ययन में कुछ किसानों ने कहा कि सेंसर और कैमरे पशुओं के साथ बिताया समय घटा सकते हैं। दूसरे किसानों ने कहा कि तकनीक ने अवलोकन में सहायता की और संबंध खराब नहीं हुआ। किसी एक पक्ष का अनुभव सभी फार्मों पर लागू नहीं किया जा सकता।

कान-टैग और गले के पट्टे भी ठीक से न लगाए जाएँ या लंबे समय तक जाँचे न जाएँ तो दबाव, घर्षण और सूजन पैदा कर सकते हैं। पशु की दशा मापने वाला उपकरण उलटे उसे बीमार न करे, इसके लिए फिटिंग को हाथ से जाँचना चाहिए। स्क्रीन और पशुशाला की दूरी घटाना केवल सेंसर के प्रदर्शन से पूरा नहीं होता।

मीथेन और अमोनिया जैसी हवा की संख्याएँ, मनुष्य का श्वसन स्वास्थ्य और पशुओं की मानसिक दशा आसानी से अलग-अलग प्रपत्रों में लिखी जाती हैं। इन तीनों को एक स्क्रीन पर देखने का भी एक नाम है। वन वेलफेयर (One Welfare) का दृष्टिकोण मानता है कि पशुओं का कल्याण, मनुष्य का जीवन और पृथ्वी की हवा अलग-अलग नहीं हैं। पशुशाला के निकास से निकली एक संख्या वातावरण में फैलती है, वही हवा मनुष्य के फेफड़े तक लौटती है और पशु के फेफड़े में भी जाती है। इस तरह देखें तो तीनों को अलग करना, उन्हें साथ देखने की अपेक्षा अधिक विचित्र लगता है। गेटवे स्क्रीन पर दिखाई देने वाली हर संख्या की पहुँच वास्तव में इतनी दूर तक है।

रात पूरी तरह उतरने के बाद पशुशाला की बत्तियाँ एक-एक करके बुझती हैं और केवल गेटवे की स्क्रीन अँधेरे में नीली चमकती रहती है। गर्मियों की शाम की हवा में सूखे धान के पुआल और चारे की गंध मिली है। किसान टॉर्च लेकर पशुशाला का एक अंतिम चक्कर लगाता है। अनुप्रयोग ने दिन भर का हर पशु का शरीर-ताप, गतिविधि और चारे का सेवन पहले ही व्यवस्थित कर दिया है, फिर भी किसान आदत के अनुसार हर पशु की आँखों में देखता और उसकी पीठ सहलाता है। डेयरी गाय यह नहीं पहचान सकती कि वह हाथ डेटा जाँचने आया है या केवल अभिवादन करने। टॉर्च की रोशनी में वह दो बार पलक झपकाती है और फिर चारा चबाने लगती है।

निकास की ओर लगे उपकरण-पट्ट पर अमोनिया का मान अब भी हर 1 मिनट में बदल रहा है और उसके पास गाय की जुगाली की धीमी आवाज़ अँधेरे में जारी है। दूर सड़क से गुजरते ट्रक की आवाज़ थोड़ी देर सुनाई देती है और फिर झींगुरों की ध्वनि में दब जाती है।

स्रोत और संदर्भ

- Alshehri, M. (2023). Blockchain-assisted internet of things framework in smart livestock farming. *Internet of Things*, 22, 100739.
<https://doi.org/10.1016/j.iot.2023.100739>
- Apollon, W., Jean-Baptiste, Y., Maheshwari, S., Ghosh, S., Ghosh, S., Ariste, A., Joseph, R., Kamaraj, S.-K., & Bedair, H. (2026). Smart agriculture for greenhouse gas mitigation: Integrating digital tools, engineering metrics, and policy instruments-A review. *Next Research*, 7, 101445.
<https://doi.org/10.1016/j.nexres.2026.101445>
- Bos, J. M., Bovenkerk, B., Feindt, P. H., & Van Dam, Y. K. (2018). The quantified animal: Precision livestock farming and the ethical implications of objectification. *Food Ethics*, 2(1), 77-92.
<https://doi.org/10.1007/s41055-018-00029-x>
- Dawkins, M. S. (2025). Smart farming and Artificial Intelligence (AI): How can we ensure that animal welfare is a priority? *Applied Animal Behaviour Science*, 283, 106519.
<https://doi.org/10.1016/j.applanim.2025.106519>
- Dembani, R., Karvelas, I., Akbar, N. A., Rizou, S., Tegolo, D., & Fountas, S. (2025). Agricultural data privacy and federated learning: A review of challenges and opportunities. *Computers and Electronics in Agriculture*, 232, 110048.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110048>
- European Union. (2007). Council Directive 2007/43/EC laying down minimum rules for the protection of chickens kept for meat production.
<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32007L0043>
- Ghassemi Nejad, J., Ju, M. S., Jo, J. H., Oh, K. H., Lee, Y. S., Lee, S. D., & Lee, H. G. (2024). Advances in methane emission estimation in livestock: A review of data collection methods, model development and the role of AI technologies. *Animals*, 14(3), 435.
<https://doi.org/10.3390/ani14030435>
- IPCC. (2021). *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*, Chapter 7.
<https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/chapter/chapter-7/>
- Kang, K., Cho, H., Jeong, S., Jeon, S., Lee, M., Lee, S., Baek, Y., Oh, J., & Seo, S. (2022). Application of a hand-held laser methane detector for measuring enteric methane emissions from cattle in intensive farming. *Journal of Animal Science*, 100(8), skac211.
<https://doi.org/10.1093/jas/skac211>
- Kaur, J., Hazrati Fard, S. M., Amiri-Zarandi, M., & Dara, R. (2022). Protecting farmers' data privacy and confidentiality: Recommendations and considerations. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 6, 903230.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2022.903230>
- Kling-Eveillard, F., Allain, C., Boivin, X., et al. (2020). Farmers' representations of the effects of precision livestock farming on human-animal relationships. *Livestock Science*, 238, 104057.
<https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.104057>
- Mellor, D. J., & Beausoleil, N. J. (2015). Extending the 'Five Domains' model for animal welfare assessment to incorporate positive welfare states. *Animal Welfare*, 24(3), 241-253.
<https://doi.org/10.7120/09627286.24.3.241>
- Min, K. W., Kim, R. W., Park, D. H., Kim, J. G., Ahn, S. B., Lee, S. H., Kim, C. M., & Seok, H. W. (2025). Comparison and evaluation of machine learning models for predicting CH₄ emissions from pig housing. *Journal of Bio-Environment Control*, 34(4), 604-618.
<https://doi.org/10.12791/KSBEC.2025.34.4.604>
- Mixtajová, E., Nery, J., Kasarda, R., Denli, M., Schiavone, A., Çağlı, A., Pérez, J. F., İpçak, H. H., Repetto, J. L., Drotárová, S., & Cajarville, C. (2026). Mitigating methane in dairy cattle: Integrated strategies and the evolving role of precision livestock farming. *Czech Journal of Animal Science*, 71(2), 41-58.
<https://doi.org/10.17221/116/2025-CJAS>

National Institute of Standards and Technology. (n.d.). Privacy attacks in federated learning.

<https://www.nist.gov/blogs/cybersecurity-insights/privacy-attacks-federated-learning>

Pinillos, R. G., Appleby, M. C., Manteca, X., Scott-Park, F., Smith, C., & Velarde, A. (2016). One Welfare-a platform for improving human and animal welfare. *Veterinary Record*, 179(16), 412-413.

<https://doi.org/10.1136/vr.i5470>

Pomar, C., & Remus, A. (2023). Review: Fundamentals, limitations and pitfalls on the development and application of precision nutrition techniques for precision livestock farming. *Animal*, 17(S1), 100763.

<https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.100763>

Tuytens, F. A. M., Molento, C. F. M., & Benaissa, S. (2022). Twelve threats of precision livestock farming (PLF) for animal welfare. *Frontiers in Veterinary Science*, 9, 889623.

<https://doi.org/10.3389/fvets.2022.889623>

Werkheiser, I. (2020). Technology and responsibility: A discussion of underexamined risks and concerns in Precision Livestock Farming. *Animal Frontiers*, 10(1), 51-57.

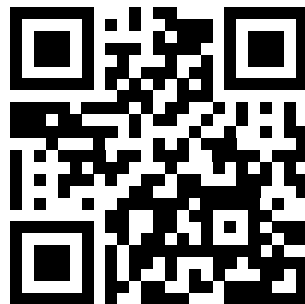
<https://doi.org/10.1093/af/vfz056>

कोरिया गणराज्य. ग्रीनहाउस गैस उत्सर्जन अनुमतियों के आवंटन और व्यापार संबंधी अधिनियम, अनुच्छेद 30.

<https://www.law.go.kr/LSW/IsLinkCommonInfo.do?chrClsCd=010202&lsJoLnkSeq=1030183593>

इस पुस्तक को सहयोग दें

यदि इस पुस्तक से आपको उपयोगी ज्ञान मिला हो, तो PayPal के माध्यम से अगली भाषाओं के अनुवाद, सार्वजनिक संस्करण और मुक्त AI ज्ञान परियोजनाओं को सहयोग दें।



PayPal

<https://paypal.me/kimkjkj>

QR कोड स्कैन करें या ऊपर दिया गया लिंक खोलें।