

スマート畜産

AIが入ってきた畜舎



キム・ギョンジン 弁護士

本書は人工知能によって整理・制作されたものです。
世界の主要言語で書かれた資料を収集し、まとめました。

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

上のリンクは、本書の制作で参照した資料を収集・保存した公開NotebookLMです。誰でも自由にアクセスして利用できます。

目次

第1章	精密畜産と畜産DX
1.1	畜産業のデジタルトランスフォーメーション（DX）と農業4.0のパラダイム
1.2	スマート畜産システムの4層構造：検知、伝送、分析、実行
1.3	エッジコンピューティング、クラウド、そして連合学習
第2章	マルチモーダルセンシングとモニタリング
2.1	コンピュータビジョンと物体検出アルゴリズム
2.2	身体装着型センサーとIoT生体データ
2.3	触れずに測る技術：サーモグラフィ、分光、音
第3章	健康・疾病予測、繁殖と栄養
3.1	病気を先回りして察知するAI
3.2	発情と分娩を読み取る目
3.3	体を測るカメラ：ボディコンディションスコアと体重推定
第4章	畜種別AIの現場事例
4.1	乳牛と韓牛：搾乳ロボットと仮想フェンス
4.2	豚：姿勢を読むカメラと咳を数えるマイク
4.3	鶏：数万羽の中から1羽を見る方法
第5章	デジタルツインと持続可能性
5.1	デジタルツイン：コンピュータの中に建てた畜舎
5.2	言葉を理解するAI：生成AIと大規模言語モデル
5.3	メタン、福祉、そしてデータの所有者

第1章

精密畜産と畜産DX

1.1

畜産業のデジタルトランスフォーメーション（DX）と農業4.0のパラダイム

以下は、複数の研究と現場資料をもとに再構成した架空の場面です。午前4時、畜舎の屋根の上にはまだ星が残っています。牛舎の空気は冷たく、牛たちはそれぞれ違う姿勢で反芻しています。人はまだ来ていません。搾乳室の片隅では、ロボットアームが次の順番を待ちながら静かに止まっています。窓ガラスの向こうで白い息が広がり、低くうなる冷却機の音だけが闇を満たします。どこかで飼槽を押す音がかたがたと響き、遠くで犬が一度吠えて、また静かになります。すると3番区画に立つ乳牛の首に付いた小さな装置が青い光を2回点滅させ、畜舎の外にある事務所のコンピューター画面に、反芻時間が普段より短いという警告を表示します。人が目を覚ます前に、機械はすでにその牛の体内で何が起きているのかを推し量っていました。

10年前なら、こうした光景はSF映画の中でしか見られなかったでしょう。畜舎の管理者が懐中電灯を手に牛舎を回り、牛の状態を目で確かめ、糞を手で触って健康を見極めていた時代がありました。今では天井の高解像度カメラ、音を拾うマイク、首や耳に付けた無線装置が、一日中、家畜の息遣いと歩き方を記録しています。情報通信技術、モノのインターネット（Internet of Things, IoT）、人工知能が農場の真ん中まで入ってきたこの流れを、畜産業のデジタルトランスフォーメーション（Digital Transformation, DX）と呼びます。人々はこれを農業4.0という大きな潮流の一部として語りますが、畜舎の中で実際に起きていることは、はるかに具体的です。牛を1頭ずつ、豚を1頭ずつ、鶏を1羽ずつ見分けることです。

牛、豚、鶏を求める世界の食欲は衰える気配がありません。国連食糧農業機関は、2050年の食肉消費が基準年より73%、乳製品消費が58%増えると予測しました。2022年には、鶏、アヒル、豚を含む陸上動物約830億頭・羽が食用に屠畜されました。田畑に転用できる土地にも、家畜が飲む水にも限界があります。飼養頭羽数だけを増やし続けるわけにはいきません。

畜舎を守ってきた人々は年を取り、その仕事を継ぐ若い働き手はなかなか現れません。町村単位の畜産会合に出れば、並ぶのは高齢者の顔が大半で、子の世代が都市へ出たまま戻らない家も珍しくありません。求人紙を何か月も掲げているの

に電話が一本も来ないという畜産協同組合の話は、もはや珍しいものではありません。

飼料代と電気代は毎年上がります。穀物飼料の多くを輸入に頼る国ほど、為替相場ひとつで飼料費の負担が大きく揺れます。冬は暖房、夏は冷房と換気で電気料金が跳ね上がります。そこへメタンとアンモニアの削減を求める政府規制が、年々細かくなっています。カーボンニュートラルを目指す国家計画の中で、畜産はメタンを多く排出する産業と見なされています。反芻する牛1頭が1日に出すメタンの量は少なくありません。排出量を測って減らすこと自体が、今や畜産経営に欠かせない仕事になりました。

口蹄疫や鳥インフルエンザのような感染症が一度広がれば、数日のうちに畜舎ひとつが丸ごと消えることもあります。殺処分のトラックが村の入口に止まる光景は、もう見慣れないものではありません。人が目で確認できる家畜の数には明らかな限界がありますが、世話をしなければならない数は、とうに数百頭から数万頭・羽へと膨らんでいます。

問題は、病気が音もなく訪れることです。乳牛の乳房炎や足を引きずる跛行は、外見に現れるころには、すでにかなり進行している場合があります。飼料をかむ顎のリズムがほんの少し遅くなっても、人の目はその微細な違いをなかなか捉えられません。乳量は急に落ち、治療費は雪だるま式に増えます。群れ全体に同じ量の飼料を流し込むように与える方法にも、同じ弱点があります。多く食べる必要のある牛と、少なくともよい牛を区別せず同じ食事を出すため、余った飼料はそのまま捨てられ、糞尿中の窒素とリンは川や土へ流れ込みます。

こうした限界を越えようとする試みが、精密畜産（Precision Livestock Farming, PLF）です。精密畜産は、センサー、カメラ、人工知能を使い、家畜1頭1羽ごとの体調と行動を1日24時間、見逃さずに見守る管理方法です。かつては牛舎全体、豚舎全体、鶏舎全体をひとつの平均としてまとめて管理していました。精密畜産はその平均を崩し、17番の牛と18番の牛を別々の個体として扱います。たとえるなら、病棟全体をひとつの処方で診ていた病院が、患者一人ひとりのカルテを別々に見る病院へ変わったようなものです。

理解しやすい例を挙げましょう。17番の牛は1日に40リットルを超える乳を出す高泌乳牛なので、痩せないよう穀物飼料を十分に食べる必要があります。一方、18番の牛は年を取り乳量が減っており、同じ量を食えるとかえって太り、蹄に負担がかかります。以前なら、2頭には同じ飼槽、同じ配合飼料が与えられました。精密畜産システムでは、首のセンサーがそれぞれの識別番号を読み、給餌機が牛ごとに異なる量と配合の飼料を自動で出します。

群れで飼う豚も事情は似ています。電子給餌機を設置した豚舎では、母豚が1頭ずつ給餌ブースに入ったときだけ飼料が出ます。首のタグを読み取った機械は、その豚の体重と妊娠段階に合う量だけを出して扉を開けます。同じ豚房で育っても、太り過ぎる豚と痩せる豚が出にくい理由です。

2つの方法の違いは、外から見ても明らかです。以前は人が1日に1、2回、目で見回り、記録簿に手書きしました。今はセンサー、カメラ、マイクが昼夜を問わずデータを積み上げます。病気になってから動く事後対応から、病気になる前に動く事前予測へと重心が移りました。

精密畜産は、データを集め、分析し、最後に人の意思決定を助ける3段階で動きます。身体に付けたり畜舎内に設置したりしたセンサー、カメラ、マイクが、第1段階で体温、音、歩き方を集めます。人工知能はそのデータを読み、その家畜固有の普段の姿を学び、そこから外れる兆しを見つけます。そして農場主のスマートフォンに「3番の牛の反芻時間が1日で22%減少し、乳房炎の初期が疑われます」といった具体的な文を表示したり、飼料給餌機や換気扇を自ら動かしたりします。

農場主が見る画面は、複雑なグラフで埋め尽くされているわけではありません。多くの場合、緑、黄、赤の3色で、その瞬間の畜舎の状態をひと目で示します。緑は普段どおりという意味です。黄はもう少し見守る必要があるという合図です。赤は今すぐ行って確認すべきという合図です。複雑な数字をひとつの色に変えるこの小さな仕組みのおかげで、コンピューターに不慣れな高齢の農場主も、スマートフォンひとつで畜舎全体を見渡せるようになりました。

精密畜産向け人工知能市場の規模を見るだけでも、この流れの速さが分かります。ある市場調査報告書は、精密畜産AI市場を2025年に27億ドル、2026年に34億5,000万ドルと推計しました。2030年には80億ドルを超えると見込んでいます。韓国でも事情は変わりません。政府はこの流れをスマート畜産と呼び、政策の中心に置いています。農林畜産食品部は第1次スマート農業育成基本計画を策定し、2025年から2029年までのロードマップを示しました。畜産物品質評価院は2025年6月からスマート畜産の専任組織を運営し、2026年1月にはスマート畜産本部の発足を発表しました。農林畜産食品部は2026年5月、若者を「スマート畜産青年サポーターズ」として委嘱しました。高齢化する農場に、若い力とデジタル技術を一緒に呼び込むためです。政府が動く理由は明確です。農村では人が減り、畜舎ではデータが増えているからです。実際の現場取材した政策報道でも、無線操作のCCTVや発情検知器を導入する農家が少しずつ増えている様子が確認できます。

搾乳ロボットを備えた牛舎では、牛が自ら搾乳室へ歩いて入ります。ロボットは首の識別タグを読み、その牛の過去の乳量と乳房の位置を呼び出します。ロボットアー

ムは座標を計算し、乳頭ひとつひとつに搾乳カップを正確に取り付けます。人の手を借りず、牛が望むときに1日2、3回、乳を搾れるようになったのです。

健康管理では、牛が丸ごと飲み込むルーメンボラスセンサーが大きな役割を果たします。この小さな錠剤型の装置は、ルーメンのpHと体温を数分間隔で測り、無線で送ります。pHが設定した閾値より低い状態で一定時間続くと、システムはアシドーシスの危険警報を出します。広い放牧地では、首輪の全地球測位システム（GPS）と振動、音を組み合わせた仮想フェンスが鉄条網の代わりになります。農場主はスマートフォンの地図上に線を1本引き、牛群が越えてはならない境界を必要に応じて動かします。

豚では耳が大きな役割を担います。豚舎の天井に付いたマイクは、数千頭が一緒に出す音の中から咳だけを選び出します。SoundTalksのような音響分析システムは、普通の鳴き声と呼吸器疾患による咳を見分け、人が目で異常に気づく前に感染症の兆候を知らせます。Pig Cough Monitorという装置も同じ原理で動きます。カメラも目の代わりになります。YOLOという人工知能認識技術が、体重計に載せずに通る過ぎる豚の胴体を3次元映像で捉えて体重を推定し、出荷に適した日を計算します。生まれたばかりの子豚がいる母豚のそばでは、別の危険を見張ります。大きな母豚が寝返りを打って子豚を押しつぶす事故は、養豚農家の長年の悩みでした。天井カメラは母豚の姿勢と子豚の位置をリアルタイムで重ね、危険な姿勢が見えると豚房内で警告音を鳴らしたり、振動装置で母豚を起こしたりします。

鶏はまた事情が異なります。鶏舎1棟に数万羽が入るため、人が1羽ずつ見ることはできません。天井レールを動くカメラが、鶏冠の色が赤いか青白いか、目の周りが腫れているかを一日中撮影し、人工知能へ渡します。マイクは飼料をついばむ音と鳴き声を聞き分け、その高さと頻度から、群れが今落ち着いているのか、ストレスを受けているのかを判断します。こうして集まった音声と映像は、飼料をどれだけ食べたか、体重がどれだけ増えたかを見積もる基準にも使われます。人の足音より先に、機械が鶏群の状態に気づくのです。

生産性を高める話と、家畜を快適にする話は、別々の方向を向いているように見えます。一方は金の問題、もう一方は心の問題だと思われやすいからです。ところが精密畜産の現場で蓄積されたデータは、別の結論を示します。ストレスが少なく、病気になる前にケアを受けた家畜ほど、より多くの乳と肉を生産しました。家畜を病気のまま放置しては利益も残らないという事実が、数字で改めて確かめられたのです。

2022年から2024年まで、酪農、養豚、養鶏農場90か所を調べた研究では、精密畜産を導入した酪農家の生乳生産量が平均13.5%増えました。養豚農家では1日の増

体重が15%改善しました。生乳1キログラムを生産するのに必要な飼料は1.5キログラムから1.3キログラムへ減りました。豚の飼料要求率は2.6から2.2へ下がりました。異なる国と農場の結果をまとめたものなので、どの農場でも同じ幅で改善するとは限りません。

同じ研究で、乳牛の乳房炎と跛行の発生率は18%から10%へ下がりました。豚の呼吸器・消化器疾患も21%から12%へ低下しました。研究チームは、精密な検知と早期対応が疾病負担を減らす可能性を示すと解釈しました。ただし、この数字だけで抗生物質の使用量まで同じ幅で減ったと断定することはできません。

人の仕事も変わりました。自動搾乳ロボットと飼料給餌装置が反復作業を担えば、管理者は警報が出た牛や子牛を見ることに、より多くの時間を使えます。先の90農場の研究は、精密畜産の導入後、家畜福祉指標が16%から27%の範囲で改善したと報告しました。真夏の昼、畜舎内の温湿度指数が基準を超えると、ファンが勢いよく回り、細かな霧が牛の背に降り注ぎます。温度と湿度を同時に読むセンサーが換気扇とミスト装置を動かし、暑熱ストレスの危険を下げます。生乳の損失をどれだけ防げるかは、気候、畜舎構造、冷房設備によって異なります。

しかし、こうした話のすべてに影がないわけではありません。自動搾乳ロボット、3次元カメラ、知能型換気装置をそろえるには、多額の費用がかかります。ロボット1台の価格が、小規模な畜舎を新築する費用に匹敵することもあります。資本に余裕のある大規模農場は先へ進めますが、小規模で生計を立てる農家にはこうした機器が届きません。その格差は、時間がたつほど縮まるより広がる可能性があります。政府補助金や機器のレンタル事業が隙間を埋めようとしていますが、まだ大規模農場が先に手を挙げる構造に近いのが実情です。

警報が多すぎることも悩みの種です。センサーが敏感すぎたり、畜舎内の騒音が混じったりすると、偽警報が1日に数十回もスマートフォンを鳴らします。夜明け前から押し寄せる通知に疲れ、消音モードを押してしまう農場主の話も珍しくありません。本当の危険を知らせる信号まで、つい見過ごす理由です。最近では人工知能が警報にも優先順位を付け、本当に緊急な信号だけを先に目立たせる方法で、この問題を減らそうとしています。

通信もいつも滑らかとは限りません。山間部の畜舎では無線信号がよく途切れ、牛や豚の厚い身体が電波を遮ることもあります。会社ごとに機器とソフトウェアの規格が異なるため、昨日はこの会社の画面に、今日は別の会社の画面に、同じ情報を再入力する煩わしさも残っています。業界の一部では、共通データ規格を定めて不便を減らす議論が、ようやく始まりました。

ひととき静かな懸念は、人と家畜との距離です。画面の数字やグラフばかりを見てみると、牛を直接見て触れながら身につけた勘は鈍りやすくなります。指先で感じていた体温や筋肉の震えを、画面上のグラフ1本が代わりに示す場面も増えていきます。家畜を肉や乳を生み出す機械としてしか見なくなる危険もあります。一方で、繰り返しの給餌や状態確認を機械に任せた分、病気の個体を長くなでる余裕ができたと話す農場主もいます。

再び夜明け前の畜舎へ戻りましょう。管理者がトラックを降りて事務所の扉を開けると、一晩にたった通知が画面いっぱいに並んでいます。彼は3番の牛の反芻警告を指で確認したあとも、わざわざ長靴を履いて牛舎へ歩いて入ります。牛の脇腹に手を当て、上下する息をしばらく目で追い、目をのぞき込んでから、ようやく踵を返します。機械が先に見つけた異常を、人が最後まで両手で確かめるのです。

出典・参考文献

- 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., 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>
- 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>

農林畜産食品部. (2025). 第1次スマート農業育成基本計画（2025-2029）. 農林畜産食品部.

<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/584835/download.do>

農民新聞. (2026, 1月12日). 「スマート畜産の普及を」…畜産物品質評価院、スマート畜産本部を新設. 農民新聞.

<https://www.nongmin.com/article/20260112500274>

大韓民国政策ブリーフィング. (2026). スマート畜産、現場に答えを求める. 大韓民国政策ブリーフィング.

<https://www.korea.kr/briefing/pressReleaseView.do?newsId=156619820>

1.2

スマート畜産システムの4層構造：検知、伝送、分析、実行

以下は、複数の研究と現場資料をもとに再構成した架空の場面です。午前5時、畜舎の扉を押して入ると、辺りはまだ真っ暗です。闇の中でいくつかの小さな光が点滅しています。47番の乳牛の首に付いた首輪型センサー、天井カメラの赤外線ランプ、壁に取り付けられたガスセンサーの表示灯です。吸い込んだ空気には、飼料のにおいと薄い消毒薬のにおいが混じっています。足元ではおがくずがかさかさとして鳴り、奥の方で別の牛が低く鳴きます。牛は何も知らず、飼槽の前で反芻を続けています。その瞬間も、首の装置は牛の首の動きを休まず測っています。この静かな畜舎では、目に見える光景よりも、目に見えない計算の方がはるかに多く行われています。牛の身体から出た信号がサーバーを経て再びファンと飼料タンクへ戻るまでに、4つの層を通らなければならないからです。精密検知層、高速伝送層、知能型意思決定層、自動実行層です。

47番の乳牛の首輪型センサーには、爪ほどの部品が2つ入っています。ひとつは3方向の動きを測る加速度計、もうひとつは回転角を測るジャイロ스코プです。装置によっては、この加速度計が1秒に数回から数十回、牛の首の動きを繰り返し測ります。この速さなら、牛が頭を下げているのか、静かに立って反芻しているのか、横になって休んでいるのかを分単位で見分けられます。耳には電子耳標が付き、個体番号を伝えます。牛が畜舎を出入りするたびに、扉の横のアンテナが番号を自動で読み、どの牛がいつ飼料タンクの前に立ったかを記録します。やがてこの牛が食肉となってスーパーの売り場に並ぶと、包装の履歴番号から、農場、移動、屠畜の記録を関連付けて照会できます。さらに一歩進み、錠剤のようなルーメンボーラスセンサーを牛に飲ませる農場もあります。胃の中に収まったセンサーは、一日中、体温とpHを測り、無線で送ります。身体に付ける、または体内に入れることから、こうした装置は家畜用ウェアラブルセンサーと呼ばれます。

身体に触れずに牛を見守る装置もあります。天井に吊るした3次元カメラは連続映像を撮り、その中から牛の後ろ脚と蹄が写った部分を選んでコンピューターへ送ります。集めた画像から、歩くときにどの程度足を引きずるか、背骨と臀部の間にどれだけ肉が付いているかが分かります。サーモグラフィカメラは、表面温度が局所的に上がった部位を色の差で示します。温湿度センサーと、アンモニア、二酸化炭

素、硫化水素のセンサーは畜舎の空気を測ります。豚舎では、複数のマイクを組み合わせた研究用アレイが、ほかの騒音から咳を拾い出します。搾乳室で測る電気伝導度と体細胞数は、乳房炎の危険を見分ける補助指標になります。ひとつの測定値だけで病気を確定するわけではありません。

ボディコンディションスコアを付ける仕事も、今では人の目ではなくカメラの役目です。背骨から臀部へ続く曲線を3次元映像で読み、この牛が痩せているか、肉付きがよいかを5段階で採点します。人が手で背中に触れて採点していた以前の方法より、はるかに頻繁に、均一なスコアを得られるようになりました。このスコアが飼料配合を組み直す最初の基準になります。

この精密な検知層にも影があります。レンズに糞が飛べば、カメラは目を閉じたも同然です。牛が鉄柵に身体をこすり付け、耳標が外れることもあります。センサーは時間がたつと最初に合わせた値からずれることがあり、定期的な校正が必要です。頭数の多い畜舎ほど牛同士が重なって立ち、カメラの認識率が下がります。農場の管理者はメーカーの指針と汚れの状態に合わせてレンズを拭き、タグが完全に付いているかを確認します。センサーがどれほど賢くても、この手入れがなければデータは少しずつ嘘をつき始めます。

47番の乳牛の首から出た数字は、そこにとどまりません。低消費電力Bluetooth、Zigbee、あるいはLoRaWANと呼ばれる長距離・低消費電力無線通信に乗り、畜舎のどこかに置かれたゲートウェイへ飛びます。LoRaWANは小さな電池ひとつで数年動き、ゲートウェイ1台が半径数キロメートルをカバーできるほど遠くまで届きます。2025年末の時点で、世界のLoRaWAN接続機器は1億2,500万台を超えました。オーストラリアのある畜産スタートアップは、太陽光で充電する耳標を放牧牛に付けています。重さは30グラム未満です。電源がなくても、ゲートウェイの範囲内なら位置をリアルタイムで捉えられます。

ゲートウェイに届く前、センサー信号を最初に集める手のひら大の基板があります。ESP32と呼ばれる安価な低消費電力マイクロコントローラーが、この仕事を担います。この小さな基板がセンサー値をMQTTメッセージとして発行すると、ゲートウェイは定められたトピックを購読して値を受け取ります。伝送の信頼性はサービス品質（QoS）の設定で調整します。電池ひとつで数か月もたせなければならないため、この基板では通信速度より節電が優先されます。

移動通信会社がすでに整備した通信網を使う道もあります。狭帯域IoT（NB-IoT）と呼ばれるこの方式は、農場が自らゲートウェイを設置する必要がなく、通信品質を通信会社が担う点でLoRaWANと異なります。農場のそばに立つ基地局をそのまま借りるため、新しい塔も電柱も必要ありません。ただし毎月の通信費がかかり、

基地局から遠い山間部の畜舎では信号が弱くなる欠点があります。農場が自前でゲートウェイを設置でき、独自の監視を望むならLoRaWAN、すでに移動通信網がよく入り、通信会社の管理に任せたいならNB-IoTが現実的な選択肢です。

カメラ映像のような大容量データは、この細い通路では送りにくいものです。そのためWi-Fi 6、4G、5Gのような太い通信路が別に必要です。Raspberry Pi 5と5Gモジュールを組み合わせ、畜舎専用ゲートウェイを試験した研究があります。その試験環境での遅延時間は、Wi-Fiが24.0ミリ秒、4Gが34.7ミリ秒、5Gノンスタンダードアローンが38.5ミリ秒でした。数値は農場の壁、基地局までの距離、ネットワーク混雑によって変わります。低消費電力センサーはLoRaWANやNB-IoTで送り、映像はWi-Fiや5Gへ分けて送る構成が、現実的な選択肢のひとつです。

4つのうち、ひとつだけにこだわる必要はありません。韓牛50頭を飼う小規模農場なら、LoRaWANひとつで耳標と温湿度センサーをまとめても十分でしょう。牛500頭を超える酪農団地なら事情は違います。耳標の信号はLoRaWAN、監視カメラ映像はWi-Fiや5Gに分けなければ、2つのデータが互いの足を引っ張ります。山間部のように移動通信基地局が遠ければLoRaWANと衛星バックホールを併用し、都市に近い平野部ならNB-IoTを使うのが無難です。

問題は、畜舎という空間そのものにあります。鉄骨の屋根とコンクリート壁は電波を反射し、牛の厚い身体はそれ自体が電波を遮る壁になります。ルーメン内のボラスセンサーは牛の胴体を通して信号を送らなければならず、成功率が下がることがあります。インターネットが一時的に切れることもあります。そのときゲートウェイにデータを一時保存する装置がなければ、その時間の記録は消えてしまいます。

ゲートウェイを通った数字はサーバー、あるいは畜舎の片隅に置いた小型コンピューターへ集まります。ここから計算が始まります。最初はX、Y、Zの3軸の加速度値にすぎません。1日分をまとめると、その牛が今日どれだけ歩いたかを示す活動量指数になります。活動量指数をさらに読み解くと、どれだけ反芻したか、歩き方が普段と違うかといった身体の状態が表れます。ここに畜産学の知識を重ねると、人工授精の推奨時刻や乳房炎の危険警報が出ます。リスク値はモデルと検証農場によって異なります。生信号、指数、状態、判断という4段階を順に上って、初めて人が理解できる言葉になります。

分娩を控えた牛は、夜中に陣痛が始まることもあります。人が一晩中、牛舎に座って見張ることはできません。活動量と体温のグラフが普段とは違う曲線を描くと、システムは分娩が近いという警報を出します。何時間前に知らせられるかは、装置、品種、分娩歴によって異なります。

映像を読む側では、リアルタイム画像認識モデルのYOLOと、ResNet系列の畳み込みニューラルネットワーク（CNN）が使われます。牛を1頭ずつ見分け、歩き方から跛行を探します。畳み込みニューラルネットワークは複雑な模様を読むことに強く、k近傍法（KNN）のような軽量手法は、資源の少ない機器でも速く動きます。時間の流れを読む再帰型ニューラルネットワークと長短期記憶モデル（LSTM）は、今日の活動量が後の病気や分娩とどうつながるかを計算します。インターネットが切れた畜舎でも診断が止まらないよう、マイクロコントローラーで動く超軽量人工知能（TinyML）も研究されています。

2025年に発表された豚舎研究は、意思決定層の別の姿を示しています。畜舎内は狭く、望む場所すべてにセンサーを設置できません。研究チームは、数か所のセンサー値を距離に応じて混ぜて空白地点の値をまず描き、その上に時系列モデルを重ねて時間による誤差を減らす方法を試しました。検証には2025年1月から8月まで集めた3万4,992件の記録が使われました。計算値と実測値の決定係数は、温度0.970、湿度0.978、二酸化炭素0.981、アンモニア0.964でした。論文は、アンモニアセンサーの寿命を約8か月から12か月、価格を1個60ドルから120ドルとする条件を置きました。研究チームは、一部の物理センサーを仮想センサーへ置き換えれば、センサー関連費用を30%から40%削減できると推定しました。こうして補った値は、ウェブ画面上に3次元の畜舎模型として表示することもできます。農場主はマウスで畜舎を回し、どの区域の空気がよどんでいるかを色でひと目に確認します。

しかし、この意思決定層には自ら説明できない弱点があります。ディープラーニングモデルは精度が高くても、なぜその判定を出したのか説明できない場合が少なくありません。研究農場で95%を超える精度を示したモデルも、品種、飼養密度、畜舎構造が違う農場へ移すと、精度が急落することがあります。わずかな環境変化でも1日に数十回、警報が鳴ります。一晩に通知が20回を超えると、翌日からその音はただの背景雑音になってしまいます。

計算が終わっても、畜舎が自然に動くわけではありません。判断は再び配線を下り、プログラマブルロジックコントローラー（PLC）を通して、実際に動く機械へ届かなければなりません。温湿度指数（THI）が基準を超えたと判断されると、換気ファンは回転数を上げ、水が流れるウェットパッドと微細ミスト噴霧器が同時に作動します。ファンが回り始めると、天井付近の熱い空気が押し出され、畜舎内の温度計が目に見えて下がります。完全混合飼料（TMR）を押すロボットは、すでに給餌台に置かれた飼料を牛の方へ寄せます。飼料を混ぜて運ぶ全自動給餌ロボットは、飼養群ごとに定めた配合を作って与えます。搾乳室では、自動搾乳システム（AMS）が、自ら入ってきた乳牛の電子耳標を読み、搾乳を始めます。乳質に異常があると判定された牛は、搾乳後に自動選別ゲートが開き、隔離区画へ入ります。

放牧地では、首輪の位置情報と短い電気刺激を組み合わせた仮想フェンスが使われます。eShepherdとも呼ばれるこの方式は、針金なしで牛が越えてはならない境界を守ります。牛が境界に近づくと、首輪はまず短い警告音を出します。それでも進み続けると、弱い電気刺激が一度加わります。牛がこの順序を身体で覚えると、やがて警告音だけで足を止めます。畜舎の床では、スラリースクレーパーと呼ばれる清掃ロボットが決められた道を回り、糞尿を押し出します。

多くの農家は、この最後の実行層を前に足を止めます。自動化装置の価格が畜舎全体の投資で最も大きな割合を占めるからです。小規模農家ほど、この敷居を越えるのは容易ではありません。異物が挟まったりモーターが過熱したりすると、機械はその場で止まり、畜舎全体の作業を止めることもあります。もうひとつ困った事情があります。搾乳ロボットのメーカーと飼料給餌機のメーカーが異なる通信規格を使えば、2つの機械は同じ畜舎にありながら互いのデータを読めず、別々に動きます。チェーンが切れたりベルトが滑ったりすれば、その瞬間から飼料は配られず、積み上がるだけです。搾乳ロボットの画面には搾ったばかりの乳の数値が表示されても、給餌機の画面には、その牛が今日あとどれだけ食べるべきかは表示されません。2つの画面は自社サーバーだけを見ており、互いを見ていません。

この乳牛の話へ戻ると、首の動きの信号ひとつがファンを回すまでにかかる時間は、長くても数秒です。検知層が信号を作り、伝送層が運ぶと、意思決定層が意味を読み、実行層がファンと給餌機を動かします。ファンが回って下がった畜舎温度は、再び検知層のセンサーで捉えられ、次の判断材料になります。4つの層が一周し、閉じた輪を作るのです。人の目には、ただ静かな朝にしか見えません。東の窓から最初の日差しが差し込みます。乳牛は今も飼槽の前に立っているだけですが、その間に畜舎はこの輪を何度も回ったはずです。首輪型センサーの緑の光は、今夜もまた点滅するでしょう。

出典・参考文献

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

エッジコンピューティング、クラウド、そして連合学習

以下は、複数の研究と現場資料をもとに再構成した架空の場面です。午前3時、乳牛が過ごす牛舎の天井で、カメラのレンズが静かに動いています。農場主はまだ布団の中において、牛舎に残るのは、飼料タンク横のセンサーで点滅する赤い光と牛たちの息遣いだけです。レンズは1秒に数枚の画像を撮り、牛の姿勢、反芻、歩き方を捉えます。解像度、圧縮率、ビットレートによっては、カメラ1台が1か月に生み出す映像が数テラバイトに達します。この映像を丸ごとインターネット回線に載せて遠くのサーバーへ送れば、農村の通信回線には大きな負担がかかります。

しかし、この牛舎ではそうなりません。天井カメラの横に付いた小さな箱、ゲートウェイが、映像を外へ出さず、その場で計算を終えるからです。データが生まれたその現場、畜舎内のセンサー、カメラ、小型コンピューターで計算を済ませる方式を、エッジコンピューティング（edge computing）と呼びます。YOLOという認識アルゴリズムが牛1頭ずつの位置を見つけ、続く人工知能モデルが、その牛が横になっているのか、飼料をかんでいるのか、痛みで身体を丸めているのかを見分けます。システムは原映像を定めた期間だけ保存するか、すぐに消し、必要な事象情報だけを外へ送れます。農場主のスマートフォンには「3番の牛、休息中」「12番の牛、暑熱ストレスの疑い」といった短い文が届きます。朝、目を覚ました農場主が確認するのは、一晩分の映像ではなく、数行の要約です。

この短い遅延時間は、家畜の安全に直結します。豚舎の換気扇とミスト噴霧装置は、温度と湿度を合わせて測る温湿度指数が基準を超えたら、すぐに動かなければなりません。真夏の昼には、豚舎内の温度が急上昇することがあります。信号がインターネットで遠いサーバーまで行き、返事を受けて戻る間に制御が遅れたり、通信が切れたりする危険があります。エッジ機器はセンサー信号を現場で判断してファンを回すため、往復通信と回線断の負担を減らします。

山間部の農場には、別の心配もあります。豪雨で通信線が切れたり、無線信号が数日間不安定になったりすることは珍しくありません。江原道の山あいにある韓牛農場では、台風が過ぎた翌日までインターネットが不通だったことがあります。それでも自動給餌機、搾乳ロボット、環境制御機は止まらずに動きます。牛舎内のゲー

トウェイが、クラウドなしで独自に判断し、命令を出すからです。農場主はインターネットが切れていても、牛舎内の近距離Wi-Fiにスマートフォンをつなぎ、牛の状態を見続けられます。牛はインターネットの都合を待ってくれません。こうした農村通信網の穴は、韓国だけの問題ではありません。農機メーカーと通信会社が協力し、遠隔地の農場までLTEと5Gの信号を広げる事業が世界各地で同時に進んでいます。

山間農場を脅かすのは、通信断だけではありません。台風や落雷で村全体が停電する夜も、年に何度かあります。その場合は事情が異なります。牛舎のゲートウェイはインターネットが切れても単独で判断できますが、電気そのものが止まれば、この小さなコンピューターも止まります。カメラもセンサーも画面も真っ暗になります。通信線が切れても耐えたエッジコンピューティングの自律性が、電源コード1本の前で再び人の手を待つのです。電力網と通信網の両方が弱い山間部ほど、この危険は二重に重なると考えられます。

エッジ機器の仕事は、情報を丸ごと運ぶより、選別することに近いものです。1秒に数万個の音声サンプルや、1秒に数十枚ずつ積み上がる映像の代わりに、牛の行動が変わる瞬間や、数値が基準を外れる事象だけを選んで短い信号として送ります。Raspberry PiやESP32のような手のひら大のコンピューターには、TinyMLと呼ばれる超軽量人工知能エンジンが搭載されています。このエンジンは加速度センサー、温度計、アンモニア検知器、pH計の値をまとめ、牛や豚の異常兆候を現場で見つけます。首輪型センサー1つが歩数、反芻回数、体温を同時に測り、値が普段から外れた瞬間にアプリへ通知します。2026年に国際学術誌へ掲載された研究では、Edge TPUチップを搭載したマルチモーダルTinyMLシステムが、人工知能モデルの大きさを最大で270分の1に縮めながら、応答時間を80ミリ秒未満に保ちました。

大きなファイルではなく事象情報だけを選んで送る方式を、イベントベース伝送と呼びます。モデル圧縮と低消費電力演算を加えれば、小さな機械の消費電力も減ります。グリーンAI（Green AI）とフルーガルAI（Frugal AI）は、こうした演算とエネルギーの節約を含む、より広い考え方です。CattleMLは、2026年の研究が提案した畜産用軽量推論装置の名称です。これらの技術は、畜舎の外へ出すデータ量と現場機器の電力負担を減らすための、それぞれ異なる道です。

エッジが畜舎内ですぐに答える役割を担うなら、遠いデータセンターのクラウドコンピューティング（cloud computing）は、時間をかけて大きな絵を描く役割を担います。全国の農場から上がってきた要約情報をひとつに集め、数か月、数年にわたる増体曲線、生乳生産曲線、季節別の飼料効率を描きます。獣医師は事務所のモニター1台で、慶尚道の農場と忠清道の農場を並べ、どちらの牛がよく育つか、ど

の飼料配合が冬に有利かを比較できます。遠い農場まで車で行かなくても、このグラフ1枚で健康状態を見積もれます。クラウドは強力なGPUを使い、数百万件の記録で巨大な人工知能モデルを再訓練し、さらに磨いたモデルを牛舎のエッジ機器へ送り返します。データは下から上へ要約されて上がり、知能は上から下へ磨かれて下りてくるのです。

エッジとクラウドの仕事は最初から違います。エッジ機器が扱うのは、1秒に数十枚ずつ流れ込む映像と、休みなく届くセンサー値で、応答は数ミリ秒から数百ミリ秒で終わります。クラウドが扱うのは、複数の農場で選別されて上がった要約資料、経営統計、診療記録で、答えは数秒から数分かけて出ます。エッジはインターネットが切れても単独で動きますが、クラウドは安定した無線通信が続いて初めて動きます。このように現場と中央が互いの隙間を埋めながら動く構成を、技術者はハイブリッド・エッジクラウド・アーキテクチャと呼びます。

ところが農場主の心には、なお重いものが残ります。自分の農場だけの飼料配合比率、財務記録、疾病履歴、牛舎内映像がクラウドを通る間に、競合農場や飼料会社の手へ渡らないかという心配です。何十年もかけて身につけた飼料配合比率は、農場主が子どものように大切に作る秘伝です。その数字がインターネットのどこかを漂い、隣村の農場へ流れ込めば、納得できないでしょう。この不安は、スマート畜産への歩みを実際に遅らせてきた理由だと考えられます。データを差し出さずに、人工知能は賢くなれるのでしょうか。

この心配には名前があります。データ所有権の問題です。牛1頭ごとの1日の生産量、飼料配合の細かな比率、農場の財務記録と疾病履歴、牛舎内を映す映像まで、すべてのデータが誰のものか、どこまで誰へ渡してよいのかという境界は、まだ完全には引かれていません。元データが一度外へ出れば、その後どこを通り、誰の手に入ったかを農場主がすべて確認するのは困難です。重みだけが行き来する連合学習が注目される理由も、ここにあります。

連合学習（federated learning）は、この問いへのひとつの答えです。原理は意外なほど簡潔です。データは農場に残し、人工知能モデルが農場を訪ねて学び、戻るというものです。巡回教師が生徒のノートを丸ごと回収する代わりに、教室ごとに訪ねて教え、その日に学んだ要点だけを書いて戻る姿に似ています。まず中央サーバーが基礎モデルを、A農場、B農場、C農場のエッジ機器へ同じように送ります。各農場は自分の牛のデータだけで、このモデルを静かに学習させます。学習が終わると、元の記録は農場の外へ出ず、モデルがどれだけ変わったかを示す重みの値だけが中央サーバーへ向かいます。この値からも情報が漏れる可能性があるため、通信経路の暗号化やセキュアアグリゲーションなど、別の仕組みが必要です。中央サー

バーは3つの農場から届いた数字を統計的に平均し、ひとつの統合モデルを作り、再びすべての農場へ配ります。A農場の牛群が経験した疾病信号が、名前も顔も知らないC農場の牛を救う手掛かりになるかもしれません。

この平均化の手順にも名前があります。複数の農場の数字をひとつに混ぜることから、技術者はフェデレーテッド・アベレージング（FedAvg）と呼びます。クラスごとに違う試験点数を、学校全体の平均ひとつにまとめる計算に似ています。しかし、ある農場には病気の牛が集中し、別の農場には健康な牛しかいなければ、平均しても偏りは消えません。農場ごとにデータの性質が異なる非IID（Non-IID）環境では、統合モデルの性能が落ちることもあります。

最近では、ブロックチェーン台帳やゼロ知識証明という暗号技術も重ねられています。ゼロ知識証明は、内容を明かさずに、その内容が正しいという事実だけを証明する方法です。誰がどの値をいつ送ったかが、消せない形で台帳に残り、後で争いが起きてもたどれます。農場ごとに飼養環境と家畜品種が違うことで生じるデータの性質の差、いわゆる非IID（Non-IID）問題を減らすため、グラフ注意ニューラルネットワークで似た農場を先にまとめて学習させる方法も登場しました。酪農場は酪農場同士、放牧型の韓牛農場は放牧型の韓牛農場同士で、まず群を作ってから学ぶのです。

こうした技法を適用した実験は、注目すべき結果を示しました。1ラウンドの通信量は4.25キロバイトで、比較方式より97.7%少なくなりました。基本条件での統合モデルの精度は96.94%でした。信号の20%にノイズを加えた条件でも、精度は90%を超えました。ただし、公開データで試した研究結果なので、実際の農場での長期性能と同じとは限りません。

2026年3月には、体重記録から牛の成長曲線を予測する連合学習モデルが、arXivプレプリントとして公開されました。このモデルは再帰型ニューラルネットワークと多層パーセプトロンを組み合わせ、過去の体重記録から時間に沿った成長を読みます。ある農場の子牛が来月、次の季節にどれだけ育つかを、ほかの農場のデータも借りて見積もるのです。農場ごとに飼養密度と飼料配合が違う点を考慮し、共通モデルの上に農場専用の予測層を加える個別化方式も示されました。査読を終えた学会論文ではないという限界が残ります。

韓国でも動きは明確です。畜産物品質評価院はスマート畜産の専任組織を置き、ウェアラブルセンサー、環境センサー、データ標準を農場へつなぐ支援事業を進めています。農家、学界、民間が共同でデータを使える基盤も推進しています。しかし、この計画が根付くには、結局、誰がどれだけデータを出すのかという問いを避けら

れません。連合学習が答えようとする問いも、まさにこれです。元の記録を一か所に集めず、全員と一緒に賢くなる道はあるのでしょうか。

もちろん、この網にはまだ埋まっていない穴があります。畜舎内のエッジ機器は、手のひら大で、記憶容量も電力も十分ではありません。高温多湿の空気、アンモニアガス、ほこりに長くさらされると、回路基板が腐食したり、熱を持って計算値が狂う故障につながったりします。防水・防塵と回路保護が弱い装置ほど、交換時期が早くなります。

農場ごとにデータの性質が違うことも障害です。韓牛、乳牛、豚、鶏は身体の生理から異なり、同じ牛を飼っていても、飼養密度、飼料配合、畜舎構造は農場ごとに違います。広い放牧地を持つ山間農場と、狭い畜舎に牛を密集させる平野部の農場では、同じ乳牛を飼ってもデータの形がまるで違います。その結果、各農場で単独に訓練したモデルの重みは大きく離れ、中央サーバーが平均した瞬間、かえって統合モデルの精度が下がる逆説が起きることがあります。

複数の農場が重みを一度やり取りするまとまりを、ラウンド（round）と呼びます。ラウンドを重ねるたび、統合モデルは少しずつ精密になり、ある時点を過ぎるとほとんど変わらなくなります。その時点へ近づく速さは、農場がどれだけ頻繁に、どれだけ均一にラウンドへ応答するかで決まります。通信が軽くなるほど、1ラウンドにかかる時間は短くなり、モデルが軌道に乗る時間も短くなります。

通信が数時間も完全に切れる遠隔地の農場は、この循環のリズムを乱します。すべての参加者の応答を待つ同期型連合学習では、遅い農場ひとつが全体の更新周期を延ばします。実際のシステムは、一部の参加者だけを選ぶ、応答期限を設ける、遅い農場を待たない非同期学習を使うといった方法で、問題を減らします。防水・防塵を備えた機器設計、農場ごとに異なるデータ形式を統一する標準も、多くの研究室が取り組む課題です。

夜明け前の牛舎の外では、インターネット信号が今も不安定です。それでもゲートウェイ画面には、牛60頭の状態が1行ずつ明瞭に表示されています。その間、遠いサーバーでは、昨夜この農場が送ったいくつかの数字が、ほかの農場の数字と静かに混ざっています。牛舎の空気はまだ暗く、牛たちは今も反芻しています。

出典・参考文献

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>
- キム・スヒョン. (2026, 5月13日). ウェアラブル・環境センサーの活用拡大…現場中心の支援能力を強化. 畜産新聞.
<https://www.chuksannews.co.kr/news/article.html?no=271557>

第2章

マルチモーダルセンシングとモニタリング

2.1

コンピュータビジョンと物体検出アルゴリズム

以下は、複数の研究と現場資料をもとに再構成した架空の場面です。午前5時、搾乳室へ続く狭い通路に乳牛が列を作っています。白い息が立つ通路には、飼料と乳のにおいが混じっています。その中の1頭は、右耳にあるはずの黄色い耳標が見当たりません。前日に鉄柵へ頭をぶつけて外れた場所には、赤い傷だけが残っています。管理者は懐中電灯を当て、角の角度と歩き方から、目分量でその牛の番号を推測します。その間、後ろの牛たちは窮屈そうに足を踏み鳴らし、搾乳機の音だけが規則的に響きます。よく似た牛を何頭も見過ごした末に、ようやく名札のない牛の正体を突き止めます。天井のカメラは、その騒ぎに構わず、通る牛ごとに顔の輪郭を囲む四角形を描き、その横に名前ではなく番号を静かに表示していました。

耳に穴を開けて付ける耳標、皮膚に刻む入れ墨、耳の縁を切り取る耳刻は、長い間、牛、豚、羊を見分ける代表的な方法でした。これらは動物の身体に痕跡を残します。耳標は金網に引っ掛かったり、ほかの個体とぶつかったりすると外れ、泥や糞に覆われれば番号を読みにくくなります。名札を失っても農場台帳の個体記録がすぐ消えるわけではありませんが、代わりの耳標を付け、履歴を再び結び付ける作業が生じます。その後、RFIDチップ入りの電子耳標をアンテナで読む方法も登場しました。牛がアンテナの読取範囲を外れれば、信号を逃すことがあります。身体に何も付けず、牛がどこを歩いても目で追って見分ける方法が探され始めたのは、このためです。

個体を正確に識別することは、見せ物ではありません。どの牛が妊娠したか、どの牛がこの3日間、普段より飼料を食べていないか、どの豚が兄弟より体重の増え方が遅いかという記録は、すべて個体番号に結び付いています。番号が揺らげば、記録も一緒に揺らぎます。繁殖成績のよい種雄牛を選ぶ育種プログラムも、正確な個体記録なしには始められません。牛が生まれた農場から屠畜場を経て食卓に届くまでの移動経路を追うトレーサビリティ制度も、基盤には揺るがない個体番号が必要です。どの農場から病気が広がり始めたかを疫学的にさかのぼる作業も同じです。保険と血統記録には正式な個体番号と文書が残り、カメラが読んだ顔や模様は、その記録を補うもうひとつの手掛かりになります。

カメラのレンズは、牛の身体に触れずにこの問題を避けます。コンピュータビジョン（Computer Vision, CV）は、写真や映像から物体の形と動きを読み取る人工知能分野です。その中の物体検出（Object Detection）は、画面のどこに何があるかを見つける技術です。牛の顔の骨格、目、鼻、耳の位置、鼻先のしわの並び、胴体を覆う黒白の斑点、ヤギなら瞳の虹彩模様まで、生きている間にほとんど変わらない外見をディープラーニング（Deep Learning）モデルが読みます。人の指紋に似ることから鼻紋と呼ばれる鼻のしわは、スケール不変特徴変換（Scale-Invariant Feature Transform, SIFT）と畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network, CNN）を併用して照合すると、同じ個体を再発見する精度が大きく上がるという研究結果があります。鼻紋の写真を1枚あらかじめ保存しておけば、次に同じ牛がレンズの前を通るとき、数秒で同じ個体かを判定できます。ホルスタインのように胴体に黒白の斑がある品種は、その配置だけでも個体を区別できます。ベンガル・ブラック種のヤギのように瞳の色が濃い家畜では、虹彩の微細な血管模様が指紋の役割を果たします。数百枚の写真を集めにくい希少品種のため、少ない写真でも学習できるフューショット学習（few-shot learning）を組み合わせた鼻紋認識研究もあります。カメラが未登録の顔を見つけると、管理者の携帯電話へ通知する方式も、すでに複数の農場で使われています。豚房では、狭い囲いの中で子豚10頭が重なっても、カメラは各個体に付けた番号を見失わないよう追いつけます。生まれつき小さい子豚が兄弟の中でどれだけ体重を増やしたかも、新しい名札を付けず、カメラ1台で毎日追跡できます。

こうした認識をリアルタイムで行う中心的なアルゴリズムのひとつがYOLOです。名前そのものが「一度見るだけ」（You Only Look Once）という意味です。古い方法は、写真の中を何度も細かく走査し、候補位置をひとつずつ確認しました。YOLOは1枚の写真を格子状に分け、各位置の物体と境界を1回のニューラルネットワーク計算で予測します。人が写真ごとに牛の位置へ四角形を描いて正解を示すと、ニューラルネットワークは自分が描いた四角形と正解を比べて誤差を減らします。YOLOv3、YOLOv5を経てYOLOv8、YOLOv11、YOLOv12へ進むにつれ、モデルは軽く、速くなりました。この系列の性能は、平均適合率（mean Average Precision, mAP）で示すことが一般的です。物体の位置とクラスをどれだけ正確に当てたかを表す点数です。2025年のベンチマーク研究は、数字の標識を個体クラスとして学習した課題で、YOLOv12mがmAP50 0.947、mAP50-95 0.911を記録したと報告しました。泌乳中の母豚を撮影した別の研究では、YOLOv8lが立位、横臥、授乳の姿勢をF1-score 0.90以上で分類しました。低性能機器で動く軽量YOLOv11を、乳牛の検出と追跡で試した論文もあります。Ultralyticsは2025年9月にYOLO26を予告し、2026年1月に正式公開を発表しました。公式文書では、YOLO26nのCPU ONNX推論時間が38.9ミリ秒とされています。入力サイズ、ハー

ドウェア、ランタイムが違えば、速度も変わります。このモデルが畜舎で牛や豚をどれだけ正確に見つけるかは、別途、現場検証が必要です。

こうしたモデルを実際に使えるようにするまでには、多くの人手がかかります。天井にカメラを固定する前、研究者は数か月にわたり畜舎へ通い、数千枚の写真を撮り、1枚ずつ牛の位置、品種、姿勢を手で表示します。暗い日や曇りの日の写真、雨にぬれて模様がにじんだ写真まで均等に混ぜなければ、晴れた日の正面写真にだけ強いモデルになりがちです。

YOLOが「どこにあるか」に答えるなら、その後ろで「この形は何か」を判断する骨格を担うのは、ResNet (Residual Network) のようなニューラルネットワークです。ニューラルネットワークは層を深くするほど細かな模様を読む力を増えますが、学習が難しくなり、かえって誤差が大きくなる劣化問題が現れます。ResNetは前の層の情報を飛び越えて伝える近道を設け、深く積んでも学習が崩れないよう設計された残差学習 (Residual Learning) 構造です。低い層は線と明暗を認識し、中間層は毛並みや斑点の縁を読み、高い層は顔全体のような大きな形を見分けます。5畜種44品種の画像にチャンネルアテンション (Channel Attention) を組み合わせたResNet-50研究は、94.3%の品種識別精度を報告しました。画像全体を小さな正方形パッチに分けて符号化するVision Transformer (ViT) 系列も競争に加わりました。牛画像459クラスを比べた研究で、ResNet18は95.86%、Vision Transformerは96.27%の精度を示しました。正解を上位5候補に含める確率は、両モデルとも99%を超えました。目、鼻、耳周辺の座標を追跡するDairy DigiDのDetectron2ベースモデルは、全体の加重F1-score 0.92を記録しました。クラス別F1-scoreは、妊娠牛と若齢牛が1.00、成牛が0.96、乾乳牛が0.94でした。2026年に発表された豚専用顔認識モデルDGS-YOLOは、狭い豚房でも高速に個体を見分けるよう設計されました。

畜舎の屋根を離れると、カメラは空へも上がります。無人航空機 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) ドローンの高解像度カメラは、数十メートル上空から広い草地を見渡し、散らばる家畜群を1画面に収めます。日の出前、プロペラ音だけを残して露にぬれた草地の上へドローンが上がる光景は、多くの牧場で珍しくない朝の風景になりました。人がオートバイやトラックで何時間も回っていた頭数確認が、短い撮影1回で終わります。馬やトラックで牛を一か所へ追い込む以前の方法は、家畜にも相当なストレスを与えました。ドローンは牛が驚いて散らない高さを保ちながら、1頭ずつ見逃しません。シンメンタール、ホルスタイン、ブラウンスイスのように外見が似た品種が混じる放牧地映像でも、C-DCNN、Xception、VGG19などのディープラーニングモデルが、胴体の輪郭、体格、毛色の配置を合わせて見て品種を分け、頭数を数えるという研究結果が2025年に発表されました。2026年夏

には、複数のドローンを同時に飛ばし、大規模牧場の牛9万頭を2時間以内に数えたと発表した企業もあります。同社は精度99.997%と発表しました。ただし、独立した研究チームの検証ではなく、企業自身が示した値です。濃霧や木陰の多い地形でも同じ数字が出るかは、さらに見守る必要があります。霧や日陰に加え、真夜中の暗い放牧地では形そのものを識別しにくいいため、体温を検知するサーモグラフィ（Thermal）カメラを重ねて使う農場も増えています。

1枚の写真から牛を見つけることと、歩く牛を10分間、同じ番号で追いつけることは、まったく別の課題です。後者を多物体追跡（Multi-Object Tracking, MOT）と呼び、DeepSORTやByteTrackなどのアルゴリズムが担ってきました。これらはフレームごとに抽出した位置情報をつないで動きます。直前の位置から次の瞬間の位置を計算し、新しい画像が入ると、その予測位置に最も近い個体へ同じ番号を付け、模様や外見も比べて再確認します。放牧地では牛が互いに離れているため、この方法が比較的良好に機能しますが、狭い畜舎通路や給餌台の前では事情が違います。個体間の距離が胴体1つ分より短くなる瞬間が、1日に何度もあります。牛同士が重なって互いを隠すオクルージョン（Occlusion）が起きると、計算が狂い始めます。狭い豚房で2、3頭が絡み、別の豚に乗り上げると、追跡プログラムは番号を見失ったり、2頭の番号を丸ごと入れ替えたりします。2026年の研究は、深度情報も読むカメラと組み合わせたDepth-OC-SORTを試しました。その論文は、複雑な畜舎環境で一般的に使われていた従来方式が、1分に10回から20回、番号を誤って入れ替える事故を起こすと指摘しました。原因は重なりだけではありません。飼料のほこりと糞のにおいを含む湿気がレンズ表面に絡み、窓から入る日光の角度は朝と夕方で異なり、夜には照明自体が消えます。ひとつの農場、ひとつの品種、ひとつの飼養密度に合わせて学習したモデルを、構造の違う隣の畜舎へ移すと、識別率が急落することも珍しくありません。乳牛写真だけで学んだモデルを豚舎カメラへそのまま移せば、まったく使えないこともあります。複数農場の写真をもっと均等に混ぜて学習しない限り、この格差は簡単には縮まらないでしょう。妊娠牛や病気になり始めた個体のように、写真自体が少ないクラスでは、認識性能が低いという限界も残ります。こうした困難をまとめた2025年のレビュー論文も、オクルージョン、環境雑音、農場ごとに違う飼養環境を、多物体追跡を妨げる要因として挙げました。この隙間を埋めるため、研究者は天井から下を見る深度カメラとサーモグラフィカメラを併用し、目に見える模様が隠れても体温の輪郭で個体を見失わない方法を試しています。

再び夜明け前の通路へ戻ると、耳標を失った牛は、カメラの下を通るだけで自分の番号を取り戻します。管理者はもう、懐中電灯を持って角の角度を測る必要はありません。

ません。レンズに乗ったほこり1粒と、窓から斜めに差す朝日が今も計算を揺らしますが、次の牛が通路へ入る前に、システムは今朝の誤差を静かに修正しています。

出典・参考文献

- Bumbálek, R., Ufitikirezi, J. de D. M., Umurungi, S. N., Zoubek, T., Kuneš, R., Stehlík, R., & Bartoň, 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., 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>
- 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

身体装着型センサーとIoT生体データ

以下は、複数の研究と現場資料をもとに再構成した架空の場面です。午前5時、畜舎の扉を開けて最初に出会うのは、光ではなく音です。飼槽へ鼻を入れた牛たちが飼料をかむ音に、時折「ピッ」という短い電子音が混じります。首に太いベルトを巻いた乳牛が頭を上下させる間、ベルトの内側では緑の光が規則的に点滅します。人の目には単に頭を振る動きですが、ベルトの小さなチップには、瞬間ごとに変わる座標値です。白い息が広がる冬の朝も、蒸し風呂のような夏の昼も、その光は消えません。牛が何歩歩いたか、何度頭を下げたか、ベルトは人が眠る間も休まず数えていました。

そのチップの名前は3軸加速度計です。スマートフォンを横にすると画面が自動で回る部品と、原理は同じです。前後、左右、上下の動きを3つの軸に分けて測り、3つの数字を重ねると、牛が頭を下げているのか、走っているのか、じっと立っているのかが波形に現れます。そこへ身体がどれだけ速く回転するかを測るジャイロスコープを加えると、慣性計測装置、英語でIMUと呼ぶ、より精密な部品になります。牛自身は何もしていないと思う瞬間も、首の部品は1秒に数十回、身体の動きを数字に変えて記録しています。

この数字が人へ届くまでには、いくつかの段階があります。首輪のチップは短い間隔で読み取った加速度値を一時保存し、数分に1回、まとめて無線信号に載せます。畜舎の屋根や庭の片隅に置いた受信機が信号を受け、インターネット回線でサーバーへ渡すと、サーバー内の人工知能モデルが波形を読み、反芻、採食、休息を見分けます。このように複数の機器が互いに信号をやり取りし、ひとつの管理網を作る方式を、モノのインターネット、英語の略でIoTと呼びます。判定結果はすぐに農場主の携帯電話へ通知されます。牛が頭を2、3回振る動きが、数秒で人の手の中の文章へ変わるのです。

顎を左右にゆっくり動かしながら反芻する動きと、頭を飼槽へ入れて素早く食べる採食の動きは、波形の形から違います。反芻では丸く遅い曲線が一定間隔で繰り返され、採食では短く尖った波形が密に続きます。牛が床に横になると上下軸の数値が急に下がり、再び立つと一気に跳ね上がります。健康な乳牛は通常、1日に400分から600分を反芻に使います。サーバーは一定の減少率ひとつではなく、その牛の普段の基準線から反芻時間がどれだけ減り、その変化がどれだけ続くかを合わせ

て見ます。減少が続けば、乳房炎やケトosisなどの可能性を警報で知らせます。波形は、人が一日中見守れない顎の動きを代わりに記録します。

加速度計が見分ける動きは、反芻、採食、立位、横臥だけではありません。牛が牛舎の柱、仮想フェンス、身体をかくブラシへ身体や頭を強くこすり付けると、波形は別の表情を見せます。反芻の丸い曲線でも採食の尖った反復でもなく、高周波の不規則な信号が短時間に集中します。人が畜舎の反対側にいても、この信号ひとつで、どの牛が身体をかいているかをサーバーはすぐに見分けます。

初期のセンサーは、集めた数字を閾値と比べて行動を判断しました。最近では、畳み込みニューラルネットワークと長短期記憶アルゴリズム、略してCNNとLSTMと呼ばれる人工知能モデルが、センサー端末とサーバーの両方に入っています。精度は装置の位置、行動の種類、時間窓、農場環境によって異なります。同じ90%台でも、立っている行動を見分ける試験と、反芻の開始時刻を当てる試験では難しさが違います。いくつかの数字の上下にすぎなかった波形を、牛1頭の1日の行動表に近い情報へ変える過程には、こうした条件が付いて回ります。

行動分類精度が97%なら、観測時間窓または行動事象のうち3%を間違えたという意味です。これを、1日に読み間違えた個体数へ置き換えることはできません。反芻時間を分単位で測る場合も同じです。反芻が始まり、終わる瞬間を波形がいつも明確に切り分けるとは限りません。牛が顎を数回空振りしたり、少し止まってから再びかみ始めたりすると、実際の反芻時間と機械が数えた時間の間に誤差が入ります。

同じ加速度計でも、どこに付けるかで捉える動きが変わります。首輪型センサーは顎の動きと頭の角度を敏感に読み、反芻と採食を区別する精度は、これまでの方式の中でも高い方です。耳標型センサーは耳を振る、頭を振るといった動きによく反応し、軽いため牛への負担が少なくなります。鼻輪型センサーは鼻孔を出入りする呼吸と圧力まで捉えるので、呼吸数や脈拍のような、より深い信号も読めます。首輪、頭絡、耳標の3部位のセンサーを比較した研究では、歩行や立位のような大きな動きはどの場所でもよく区別できましたが、動きが細くなるほど、装着部位による認識率の差が大きくなりました。センサーをどこに付けるかは好みではなく、何を知りたいかで決まる設計上の問題です。

実際に牛へ付ける首輪には、低消費電力Bluetoothや、LoRaと呼ばれる低消費電力広域無線通信チップが入り、畜舎の受信機までデータを運びます。首輪型加速度計RUMIを評価した研究では、特異度100%、感度90.9%でした。発情していない牛を正しく発情していないと判定する力が高く、実際に発情した牛も10頭に9頭ほど検出しました。別の過去の歩数計研究では、発情していないのに警報が鳴る割合が17%

から55%に広がりました。装置と農場条件が異なる資料なので、RUMIの成績と混ぜて読むべきではありません。耳標はRFIDチップを入れ、名札の役割も兼ねます。鼻輪型センサーはまだ少数の農場でしか使われていませんが、鼻輪内側の薄い膜で呼吸と心拍による圧力変化を読む試みが続いています。

広い放牧地で草を食べる羊とヤギには、重い装置を付けられません。そのため、小型加速度計ひとつを載せた軽い首輪が主に使われます。羊が草を短くかみ切る動きと、頭を上げて歩く動きでは、波形のリズムが明らかに違います。このリズムだけでも、どの区域の草が先になくなったか、どの個体が十分に食べていないかを推測できます。食べる、歩く、反芻するという動きを、首輪ひとつで分類した研究結果も複数あります。放牧地が広いほど、人の目で1頭ずつ数えるのが難しい仕事を、この小さな首輪が代わりに行います。見えない仮想フェンスと組み合わせ、定めた区域を出ようとする、首輪が振動や音で羊を戻す方式も広がっています。

豚にはまったく別の問題があります。豚は好奇心旺盛な口で目に入る物をかむ習性があり、耳標が壊れたり外れたりします。そのため豚用電子耳標は耐衝撃性のハウジングで覆い、内側の加速度計は母豚が立つ、横になる姿勢と、その速さを測ることに集中します。生まれたばかりの子豚は、はるかに重い母豚の下敷きになることがあります。母豚の姿勢と子豚の悲鳴を一緒に読み、危険を知らせる研究が続く理由です。かまれた耳標がおがくずの床に転がる光景も、養豚農場では珍しくありません。歯形のはっきり付いたプラスチック片の横で、耳標の持ち主だった豚が、何事もなかったように飼槽へ鼻を入れていることもよくあります。

牛の口から入り、胃の中に収まる装置もあります。錠剤よりはるかに大きいセラミックカプセルを飲ませると、最初の胃であるルーメン内へ沈みます。そこで温度とpHを測り、無線で外へ送ります。韓国ではLiveCareという会社が、このカプセル型センサーを実用化しました。農村振興庁は2018年の開発段階の説明資料で、疾病、発情、分娩の予測精度を70%程度と示し、目視観察の40%と比較しました。条件の異なる性能を、現在のすべての農場へそのまま適用することはできません。カナダ企業Wandering Shepherdは、自社の無線ルーメンカプセルの電池寿命を10年と示しています。長期の現場追跡結果ではなく、メーカー仕様です。

体温というひとつの数字に、これほど力を注ぐのには理由があります。一部の感染症、暑熱ストレス、発情、分娩の過程で、体内温度はほかの兆候より先に、または同時に変わります。温度と湿度から計算する温湿度指数、英語の略でTHIと呼ぶ値が一定線を超えると、牛は暑熱ストレスに陥ることがあります。日光が背に当たったり、冷たい風が脇腹をなでたりすると、皮膚温は簡単に上下します。体内のセン

サーはこうした環境の影響を受けにくいものの、体温ひとつで疾病や繁殖状態を確定することはできません。

体温は胃の中でなくても測れます。繁殖を控えた牛の膣内に入れるセンサーは、温度と電気伝導度を測りながら、発情期の変化を探します。皮下や耳の後ろに小さなカプセルを埋め込むセンサーもあります。この装置は置かれた部位の温度を読み、深部体温を推定するには、基準温度計との誤差検証が必要です。狙う値は同じ体温でも、身体のどこに置くかで測定頻度と寿命が分かります。

カメラで牛を見るコンピュータビジョンと比べると、身体装着型センサーの強みは明らかです。カメラは照明が暗くなったり、牛が互いを隠したり、畜舎の構造物の後ろへ入ったりすると、その瞬間の動きを逃します。センサーには、そうした死角がありません。首に掛かり、耳に付き、体内に収まったまま、牛が畜舎のどこへ歩いて、夜が深く暗くなっても、1日24時間、信号を流します。しかし実際の現場へ出ると、この強みだけでは解けない問題が次々と待っています。

すべての装置を動かす力は、小さな電池ひとつです。あるメーカーは、CR2032電池を使うBluetoothラベルが、出力0dBm、送信間隔5秒、3軸加速度計無効という条件で、最大765日動くと示しています。現場実測ではなく、定められた条件での製品仕様です。首輪型センサーは加速度計を1秒に数十回読み、無線送信もするため、消費電力がさらに大きい可能性があります。電池が切れれば、数百頭の牛を捕まえ、首輪を外して電池を交換しなければなりません。畜舎の作業員にとって、歓迎できる仕事ではありません。

この消耗速度は、避けられないトレードオフでもあります。加速度計が1秒に多くの瞬間を読むほど、反芻と採食を分ける波形は細かく精密になりますが、電池はその分早く減ります。サンプルを粗くして電池を節約すれば、今度は短く細かな動きが波形の間から抜け落ちます。メーカーはサンプリング間隔を決めるとき、この両立を避けられず、結果はそのまま電池交換周期と行動認識精度に表れます。

電池が正常でも、信号がいつも完全に届くとは限りません。牛が狭い牛舎で身体を寄せて立つと、厚い筋肉と水分に満ちた身体が電波を吸収します。首輪は信号を送ったのに、受信機には何も届かない状況です。真夏の暑さで牛がハエを追おうと頭を振り続ける動きを、反芻と誤認し、存在しない病気を知らせる誤作動も珍しくありません。足1本の跛行で歩き方全体が乱れた牛を、発情と誤判定した例も同じ調査で見つけました。

もうひとつ手のかかる問題は、センサーが身体から完全に外れることです。牛は鉄柵の柱や木に首と頭を強くこすり、摩擦で首輪の留め具が外れたり、耳標が丸ごと

取れたりします。カナダで4年間、子牛2,000頭、育成牛1,000頭、成牛700頭を追跡した調査では、子牛の耳標保持率は96%を超えましたが、成牛は平均82%でした。養豚農家では、互いの耳をかむ行動も耳標の紛失を招きます。耳標が外れても農場台帳の履歴はすぐに消えませんが、個体と記録を再び結び付ける作業が生じます。

耳標を付ける過程自体が傷を残すこともあります。耳に穴を開けて耳標を入れるとき、軟骨に炎症が広がる場合があります、その傷へハエなどの虫が集まり、悪化することもあります。首輪も常に安全ではありません。きつく締めたままにすると、下の皮膚がこすれて剥がれ、潰瘍になることもあります。牛の動きを読むための装置が、その身体に新しい傷を残すのです。

こうした問題を解こうとする試みも続いています。電池を使わず、牛の体温や動きから電気を得る自家発電首輪、かまれても壊れにくい素材の耳標が、実験室や試作品の段階で試されています。太陽光で充電する首輪型装置も、加速度計と温度センサーをまとめ、電池交換の負担を減らそうとしています。ある民間市場調査は、畜産用ウェアラブルセンサー市場を2025年に21億8,000万ドルと推計し、2026年から2034年まで年平均12%成長すると見込みました。市場の範囲と数字は調査機関によって異なります。米国の畜産農家全体の普及率を示す代表的な統計は、まだ明確ではありません。それでも夜明けに畜舎の扉を開ける人の手は、牛の首のベルトが今日も無事に付いているかを、まず触って確かめます。

出典・参考文献

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., Palkovics, 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/>

農村振興庁. (2018, 7月19日). 「100億ウォンを投じて製品を開発したら、政府が類似品で不意打ち？」報道に関する説明.

https://www.rda.go.kr/board/board.do?dataNo=100000747461&mode=view&prgId=spe_truelike

2.3

触れずに測る技術：サーモグラフィ、分光、音

以下は、複数の研究と現場資料をもとに再構成した架空の場面です。午前5時、牛舎の天井に吊るされたサーモグラフィカメラが、レンズをゆっくり回します。眠る乳牛の目の周りや耳の付け根が、画面上にオレンジ色の塊として浮かび、隅の区画に横たわる1頭だけ、色がひととき濃く見えます。人はまだ畜舎の扉も開けていません。当直者が事務所の椅子に座る前に、サーバーは一晩の映像をひとりでめくり、計算を続けています。

こうした技術をまとめて呼ぶ名前があります。身体に触れず、信号だけで家畜の状態を読むことから、非接触・非侵襲生体情報計測技術と呼びます。農場全体を細かく見渡すという意味では、精密畜産（Precision Livestock Farming, PLF）という大きな枠にも入ります。耳標や首輪を付けなくても、カメラとマイクだけで1日24時間、1年365日、畜舎を見守る方式です。ウェアラブルセンサーが耳標の脱落、皮膚の擦れ、電池交換といった手間を抱える間、この技術は牛、豚、鶏の身体に何も付けず、同じ仕事をを行います。

このカメラは牛に触れません。身体表面から放射され、周囲から反射した赤外線エネルギーを受け、表面温度の地図に変えます。画面の色は機器が定めたパレットにすぎず、赤がいつも同じ温度を意味するわけではありません。暗闇では黒い形に見えた牛の目、耳の付け根、乳房、蹄が、赤外線サーモグラフィ（Infrared Thermography, IRT）カメラの前では異なる温度領域として現れます。血流の多い部位の表面温度は、身体状態を推測する補助指標です。カメラが読む値は深部体温そのものではないため、周囲の気温、湿度、風、距離、放射率を合わせて補正する必要があります。

乳房炎は、酪農家の経営を大きく揺らす病気です。炎症が起きると、感染した乳房区の表面温度が変わることがあります。搾乳室へ入る乳牛の目と乳房をサーモグラフィで撮り、CLE-UNetというディープラーニングモデルで領域分割した研究があります。体細胞数を基準に比較したところ、乳房炎分類の正解率は86.67%、感度は82.35%、F1値は87.5%でした。1時点の分類研究なので、臨床症状より数日前に

見つけたとは言えません。サーモグラフィ警報の後には、体細胞数検査と獣医学的確認が必要です。

CLE-UNetのほかにも、複数の画像分割モデルと物体検出モデルが、目と乳房の位置を探すために試されています。モデルごとに輪郭を切り出す方法と温度領域を探す方法が異なります。モデルを複数使うだけで誤診が減るわけではなく、同じデータで感度と特異度を比較しなければなりません。サーモグラフィだけで確定診断するより、乳検査と臨床観察につなぐスクリーニング装置と見るのが適切です。

牛は汗で熱を逃がす能力が限られています。高温多湿の日には、あえぎながら体内の熱を外へ出します。サーモグラフィカメラは、目の周りや耳の付け根の表面温度測定に使われます。呼吸数は別の方法でも測れます。通常のRGB映像でDeepLab V3+を使って牛の胴体を切り出し、位相ベース映像拡大（Phase-based Video Magnification）で胸郭の微細な動きを拡大した研究は、70本の映像で呼吸数測定の平均正解率93.04%を報告しました。暑熱ストレス映像105本では98.69%でした。サーモグラフィとRGB映像は併用できますが、同じセンサーではありません。

暑熱ストレスが強くなると、目の周りや耳の付け根の表面温度、呼吸数、姿勢が一緒に変わることがあります。人工知能はこれらの信号と温湿度指数を並べ、警報を出します。固定された温度や呼吸数ひとつだけで判断すると、個体差と季節差を逃しやすくなります。ヤギや羊のような反芻家畜でも、表面温度と行動を一緒に読み、暑熱ストレスを見る研究が続いています。

生まれたばかりの子牛は、牛呼吸器病（Bovine Respiratory Disease, BRD）に弱いものです。肺炎の初期には体温がわずかに上がりますが、この変化を人の手で感じるのは容易ではありません。眼球と鼻孔の温度をサーモグラフィで自動測定すれば、体温計を無理に口へ入れず、病気の子牛を別の場所へ移して治療を始められます。隔離された子牛は群れから離れた囲いで別に飼料を受け、その間に体内の炎症は抗生物質で抑えられます。蹄でも同じことが起きます。関節炎や蹄の炎症が起きると周囲の温度が上がり、その変化を捉えれば、牛が足を引きずる前に気づけます。

人の目は、およそ波長400ナノメートルから700ナノメートルの可視光を見ます。マルチスペクトルカメラとハイパースペクトルカメラは、近赤外線（Near-Infrared, NIR）を含む複数の波長帯に分けて撮影します。マルチスペクトルカメラがいくつかの波長帯を選ぶのに対し、ハイパースペクトルカメラは、より細かな波長帯を連続して読みます。反射率の違いから表面状態、水分、物質組成を推定できますが、1回の撮影で血中酸素飽和度、毛細血管の流れ、浮腫をすべて確定する装置ではありません。どの生理指標を読めるかは、波長範囲と校正データで決まります。

ドローンにサーモグラフィカメラとマルチスペクトルカメラを一緒に載せれば、広い放牧地を見渡せます。2026年に刊行された研究は、ドローンと人工知能で牛の健康異常を見分ける精度が90%を超えたと報告しました。体温異常、動き、皮膚問題を合わせた結果であり、傷と脱水がそれぞれ同じ精度だったという意味ではありません。ドローンは広い区域を人より早く見られますが、必要時間は牧場の面積、地形、飛行規制によって異なります。

鶏の品種を波長別の反射率で見分けた研究もあります。ただし、この研究は生きたひなを鶏舎で識別したものではなく、屠畜された4品種の鶏胸肉切片をハイパースペクトルカメラで撮影した食品真正性判定研究でした。生きた鶏の鶏冠の形、歩き方、群れの中での位置を読むコンピュータビジョン研究とは、対象も目的も異なります。生体個体識別は通常映像で、肉の品種判別は分光映像で行われるという線を引かなければなりません。

豚舎の天井に付けたマイクロホンアレイは、まったく別の信号を捉えます。換気扇のモーター音、飼料給餌機の作動音、豚同士がぶつかる悲鳴が混じる場所で、人工知能は咳を拾い出します。音をメル周波数ケプストラム係数（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）に展開すると、畳み込みニューラルネットワーク（CNN）と再帰型ニューラルネットワーク（RNN）が咳の痕跡を探します。Pig Cough MonitorとSoundTalksなどの市販システムがこの原理を使います。SoundTalksは、目視点検より最大5日早く呼吸器異常を知らせられるとメーカーが説明しています。この早期検知の主張は、独立研究の精度90%と同じ性能指標ではありません。

実際の画面には、数字だけが表示されるわけではありません。異常信号を捉えると、「3番豚房、呼吸器感染症の初期咳パターンを検知」のように、人がすぐ理解できる短い文も表示します。音を数字へ変えるだけでなく、飼育者が読み、すぐ動ける言葉へ移します。

この判定は、大きなサーバーだけで行われるものではありません。最近ではTinyMLという超軽量人工知能モデルを、マイク横の小さなチップへそのまま組み込み、音をインターネットの向こうのサーバーへ送らず、その場で判定する方式も増えています。信号を集め、雑音を除き、デジタル信号処理（DSP）で整えるすべての過程が、畜舎内の小さな箱ひとつで行われます。インターネットが切れたり、通信が遅かったりする遠隔農場では、より頼れる方式です。

咳だけが信号ではありません。豚が病気になったり、ストレスを受けたりすると、鳴き声と呼吸音の性質が変わることがあります。研究者は咳、悲鳴、普段の鳴き声

を分け、健康と福祉の補助指標にする方法を試しています。音だけで病名を確定することはできず、環境センサー、映像、獣医師の確認が必要です。

韓国農村振興庁国立畜産科学院は2026年、全羅北道金堤市と忠清南道天安市の養豚農家2か所で、この技術の現場実証を始めました。実証開始時点での開発モデルの正解率は、活動量検知91.4%、咳音検知91.3%、飼料摂取行動検知90.0%でした。この数字は、2農家で実証を終えた後の成績ではありません。研究チームは、農場の死亡記録と発育不良豚の記録を映像・音響データと比べ、早期警報基準を作る計画です。

牛も声で身体の状態を伝えます。鳴き声を機械学習で分類し、発情、ストレス、空腹の信号を探す研究が続いています。発情時期を逃すと、次に妊娠できる機会まで待つ時間が伸びます。子牛の咳を聞き続けられれば、群れの呼吸器異常を早く見つける助けになります。

羊にとっても声は重要な信号です。生まれたばかりの子羊と母羊は、群れの音の中から互いの声を聞き分けます。機械が個体ごとに異なる鳴き声の特徴を学べば、群れの中で特定個体の声を探す道が開けます。牛を対象とするCattle Call Monitorは、別の研究の流れから生まれた装置です。乳牛群から発情期の鳴き声を選んで録音し、農場主が繁殖適期を判断するのを助けます。

鶏舎のマイクは、飼料をついばむ音と飲み込む振動音を数え、群れ全体の採食変化を推定します。ひなの咳を狙う人工知能もあります。2026年発表の研究で、訓練中のmAPは92.86%、独立試験データの咳回数判定正解率は92.11%でした。5秒の音声1片を判定するのに約200ミリ秒かかりました。異なる指標をひとつの識別率としてまとめて読むではありません。羊は草をちぎってかむ音で放牧状態を知らせます。

最近の研究者は、これらの信号をまとめ、牛の行動言語を全体として読もうとする試みにまで進んでいます。鳴き声、動き、体温、活動量を重ねれば、牛1頭が今、空腹なのか、病気なのか、繁殖期なのかを見分ける手掛かりが、さらに明確になります。ひとつの信号だけではぼやけていた絵が、複数の信号を重ねると鮮明になります。人の言葉を話せない動物の事情を、機械が代わりに書き取る仕事に近いものです。

しかし、畜舎は実験室ではありません。サーモグラフィカメラは、牛の身体が放つ熱だけでなく、表面放射率と周囲から反射した放射エネルギーの影響も受けます。窓から入る日光が牛の背に当たると、健康な牛が暑熱ストレス状態と誤判定されることがあります。強い換気風、皮膚に乾いて付いた糞や泥も温度値を揺らし、湿度

の高い日はレンズが曇ります。ほこりが積もっても数値が跳ねるため、管理者がレンズを拭かなければなりません。冬と夏の気温差だけでも同じ牛が違う数字で読まれるため、季節と環境に合わせて基準を補正する必要があります。

こうした誤りを偽陽性（False Positive）と呼びます。実際には問題のない牛を病気と誤って読むエラーで、管理者が毎回、目で再確認する手間を増やします。

音も事情は変わりません。大型換気扇、飼料スクレーパー、糞尿清掃ロボットが動く豚舎と鶏舎では、背景雑音が家畜の音を覆い、信号対雑音比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）を下げます。湿気がマイクと回路基板に入ると音がこもり、腐食が速まることがあります。咳の方向を探る研究は以前から続いていますが、数百頭が密集する豚房で、どの個体が咳をしたかを安定して特定するのは今も困難です。群れ全体の健康を見る装置と、個体を診断する装置は同じではありません。

機器の価格も安くありません。高解像度サーモグラフィカメラ、マルチスペクトルセンサー、音響分析サーバーをそろえるには初期投資が大きくなり、高画質映像をリアルタイムで処理する人工知能は、それだけ電力と演算能力を使います。小規模農家ほど、この費用は重い壁として残るでしょう。

こうした隙間を埋めるため、最近ではカメラ1台、マイク1台に頼らず、映像、サーモグラフィ、音をひとつの画面に集めるマルチモーダルデータ融合が増えています。温湿度指数、風速、照度など周囲の環境値も入れ、温度値を自動補正するアルゴリズムも続いています。それでも夜明け前の畜舎を回る人の足音は、まだ消えていません。画面の数字ひとつが赤くなれば、長靴を履いてその区画へ歩き、自分の目で確認する人がいて初めて、確認が終わります。

出典・参考文献

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., Simitzis, 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>
- 豚と人. (2026, 6月21日). AIが豚の健康を見守る…一般養豚農家で現場実証を開始. 豚と人.
<https://www.pigpeople.net/news/article.html?no=19450>
- スマート畜産：AIが入ってきた畜舎

第3章

健康・疾病予測、繁殖と栄養

3.1

病気を先回りして察知するAI

次の場面は、複数の家畜監視研究をもとに再構成した架空の事例です。午前4時半、畜舎の屋根の上にまだ星が残るころ、農場主のスマートフォンが鳴ります。1頭の乳牛で、乳量、電気伝導度、反芻時間がいつもの推移から外れたという警報です。農場主は厚手の上着を羽織り、まだ暗い庭へ出ます。懐中電灯を手には歩いていくと、牛はいつもどおり飼槽に鼻を突っ込んでいます。足を引きずってもおらず、乳房が腫れているようにも見えません。農場主は乳房と生乳の状態を確かめてから、獣医師に電話します。センサーの警報は診断ではなく、人による確認を早める合図だからです。

隣の畜舎では、別の種類の警報が出ています。マイクが豚の咳を一晩中録音し、その波形を画像に変えたスペクトログラムをAIが走査します。人の耳には換気扇の音に紛れて聞き分けられない咳も、機械には鮮明な模様として見えます。

牛は、具合が悪いとは口にしません。体温、歩き方、反芻する時間、乳の成分が代わりに語ります。問題は、こうした信号が季節や飼育段階、その日の天候によっても上下することです。ある瞬間の値だけを見て基準線を超えたかどうかを判定すると、警報は1日に何度も誤って鳴ります。暑い午後に息を切らしていた牛が、熱病にかかったかのように検出される誤警報がその例です。本当に見るべきなのは今日1日の数字ではなく、過去数日、過去数週間が描いてきた流れです。時間の順序を保ったまま読むデータを時系列データと呼びます。グラフにすると山並みのようにうねる1本の線が現れ、その線がいつもより低く沈む谷が病気の信号となることがあります。

この流れを読み取るAIの構造の一つが、再帰型ニューラルネットワーク（Recurrent Neural Network, RNN）です。直前に見た情報を記憶し、次の判断に持ち込む構造です。ただし、記憶が長くなるほど薄れる弱点があります。10日前の出来事がぼんやりする人間に似ています。長短期記憶（Long Short-Term Memory, LSTM）は、この弱点を補うために作られました。各セルに三つの小さなゲートを設け、長く覚えておく情報と、いま忘れてよい情報を選び分けます。1頭の乳牛が過去数週間に示した反芻時間と動きの通常パターンをLSTMが自ら学び、そこから外れる瞬間を突き止めます。反芻時間が毎日540分前後だった牛が2日続けて480分を下回れば、LSTMはこの低下を偶然の揺れではなく警告として受け取ります。近

年は、時間の流れを前後両方向から読む双方向LSTMや、正常な流れを圧縮して復元する過程で異常信号を見つけるLSTMオートエンコーダーも登場し、人がデータを手作業で整えなくても異常の兆候を捉えます。

別の方法は、木の形をたどって答えを探す計算法です。体温は39.5度を超えているか、昨日より飼料を食べていないか。こうした質問を一つずつ通り、枝を下っていくと、最後に病気である確率が出ます。この木を数百本植え、多数決で答えを決める方法がランダムフォレスト（Random Forest, RF）です。1本の木は間違えても、数百本が同時に同じ誤りを犯す確率は低くなります。300本のうち270本が危険に票を投じれば、最終判断も危険側に傾きます。勾配ブースティング木（Gradient Boosted Trees, GBT）は、木を1本ずつ育てるたびに、前の木が見落としした誤りを次の木が集中的に学ぶよう順序を組みます。XGBoostは、この方法を大幅に高速化し、精緻にしたものです。体温、乳量、体細胞数、飼料摂取量など数十の異なる変数が絡み合っているとしても、これらの木はそこから病気の確率を取り出します。

インターネットの電波が届きにくい山間の畜舎では、データをクラウドサーバーまで送るのが困難です。そこで、爪ほどの半導体チップの中でAIの計算を終える技術が生まれました。超小型機械学習（Tiny Machine Learning, TinyML）と呼ばれます。2025年に公表された研究の一つは、複数の小型演算装置とEdge TPUという補助チップを組み合わせ、AIモデルを270分の1に縮小しながら、応答時間を80ミリ秒未満に抑えました。まばたき1回より短い時間です。ただし、これは研究用機器で得られた性能です。通信が途切れる畜舎でも同じ速度と精度が続くかどうかは、さらなる現場検証が必要です。

乳房炎は、細菌が乳房組織に侵入して炎症を起こす病気で、酪農家の損失項目の筆頭に長く居座ってきました。炎症が起きると、乳中のナトリウムイオンと塩化物イオンの濃度が上がって電気伝導度が急上昇し、体細胞数も同時に増えます。こうした変化は、搾乳ロボットやセンサーが集めたデータに先に残ることがあります。しかし、2026年のレビュー論文がまとめた乳房炎検出システムの感度は26%から98%、特異度は40%から99.8%まで大きく開いていました。警報だけで治療を決めるには、農場と機器による差が大きすぎます。スリランカの3農場で乳牛2,420頭を対象にした2026年の研究は、体細胞数1ミリリットル当たり353,000個を基準線としました。乳の電気伝導度と産次情報を組み合わせて複数の機械学習モデルを比較した結果、XGBoostが77.3%の正解率を記録し、予測に大きく寄与した変数は電気伝導度でした。この数字はセンサーが獣医師の診断に代わるという意味ではなく、どの牛を先に確認するかを選ぶ補助信号に近いものです。

跛行は、蹄の炎症や関節疾患によって足を引きずる症状で、牛と豚のどちらでも飼料摂取量と体重を同時に引き下げます。通路や搾乳室入口の天井に取り付けた3D深度カメラは、牛が歩くときの背中曲がり具合、歩様の左右バランス、歩行速度を一つずつ捉えます。画面の中の牛は、背を弓のように丸めて歩く瞬間、健康な脚の側へそっと体重を移します。カメラと加速度センサーを使った研究は、こうした違いを自動分類してきましたが、跛行の基準と性能指標は研究ごとに異なります。ある農場で得た分類精度が別の品種や通路でも続くのか、跛行を何日前に予告できるのかは、別の検証が必要です。

豚舎と鶏舎でも、マイクは別の音に耳を澄ませます。天井から下げたマイクが捉えた音を、メル周波数ケプストラム係数（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）などの方法で変換すると、咳や鳴き声は換気扇の騒音と異なる模様を残します。市販機器のSoundTalksは、昼夜を通して集めた音を呼吸器健康スコアに変え、管理者の画面に表示します。ただし、病気を何日前に捉えるか、咳をどれほど正確に分類するかは、病気、農場、機器の配置によって変わります。警報を受けた管理者は、その豚房の換気と温度、豚の呼吸状態を自分で確認し、獣医師と処置の可否を決めなければなりません。

分娩前後に乳量が急増する時期の高泌乳牛は、体が使えるエネルギーより、使わなければならないエネルギーの方が多状態に陥りやすくなります。この不均衡が深まると、ケトosisやルーメンアシドーシスにつながります。ルーメンに入れたボラスセンサーは、pHと体温を分単位で測ります。ただし、pHや反芻時間の1回の変化だけで、すぐ病気と判定することはできません。基準線を下回った時間の長さや、飼料、産次も併せて見る必要があります。リトアニアで2025年に発表された研究は、1農場のホルスタイン乳牛94頭を分娩後21日間追跡しました。ランダムフォレストとXGBoostは、この小規模な内部データで100%の正解率を示し、ロジスティック回帰は89.5%、決定木は84.2%でした。ナイーブベイズとサポートベクターマシンは78.9%でした。研究者は、この成績が過学習による可能性があり、複数農場の独立データで再確認しなければならないと警告しました。

この四つの病気の警報は、通常一つの画面に集められます。畜舎の壁に掛けたタブレットや農場主のスマートフォンアプリには、牛1頭ごとの名前ではなく番号が表示され、その横に乳房炎、跛行、呼吸器疾患、代謝障害それぞれの危険度が色で示されます。緑は安心、黄は観察、赤はただちに確認です。夜明けに目を覚ました農場主が、牛より先に見るものがこの画面になってから、もう長い時間がたっています。

センサーが早く鳴っても、病気がひとりでに減るわけではありません。警報を受けたあとに人が牛を確認し、獣医師が診断し、治療と飼養管理を変えて、初めて結果が変わります。2026年のレビュー論文が調べた精密畜産システムのうち、現場の意思決定から自動処置までつながった事例はまれでした。研究室で得た高い分類スコアと、農場の疾病減少率、乳量、飼料費を一本の因果関係で結んではない理由です。

けれども、成果だけを並べれば物語の半分にしかありません。よく管理された農場で、臨床型乳房炎や重い病気が現れる割合は、全データの5%を下回ります。正常データは山ほどあるのに、病気のデータは指で数えられるほどしかいないため、AIは健康な牛を当てることには長けても、本当に病気の牛を見逃しやすくなります。リトアニアの研究者が自ら警告を残した理由もここに 있습니다。牛94頭のうち、ケトosisに該当する事例は24件、アシドーシスは26件にすぎませんでした。100%という数字は、実力より偶然に近い可能性があります。警報が多すぎる問題も軽くありません。畜舎のわずかな騒音やセンサーの一時的な誤作動で、1日に何度も偽の警報が出れば、農場主は次第に通知に慣れ、やがて本当の危険信号まで聞き流すようになります。1農場のデータで95%近い精度を出したモデルでも、品種、飼料配合、畜舎構造、気候の異なる農場へそのまま移すと、成績が大きく落ちることは珍しくありません。センサー、首輪、反芻測定器を1頭ずつに装着する費用も小さくありません。数百頭を飼う農場なら、薬代や死亡損失を減らした分で数年以内に機器代を回収できますが、数十頭規模の小さな農場は初期費用を前にためらいます。そのため近年の研究は、センサー値だけを投入する方法を越え、牛の生理を説明する既存モデルとAIを組み合わせるハイブリッド方式、農場ごと、個体ごとの基準線をリアルタイムで学び直す個別最適化ディープラーニングへ目を向けています。

再構成した夜明け前の畜舎に戻ると、農場主の指先はまだスマートフォンの上にあります。通知の一部はセンサーの誤作動や天候が生んだ偽の警報かもしれません。それでも、次の通知を無視するわけにはいきません。農場主は画面を見てから畜舎へ歩き、牛を確かめます。画面の数字と畜舎にいる本物の牛の間を往復するこの夜明け前の足取りは、AIがどれほど精緻になっても、当分なくならないでしょう。

出典・参考文献

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>
- Taechachokeyivat, 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

発情と分娩を読み取る目

次の場面は、発情検知研究をもとに再構成した架空の場面です。日付が変わった畜舎で、1頭の牛が横にならず通路を歩き回っています。隣の区画にいた別の牛の背に前脚をそっと掛けると、すぐに退きます。真っ暗な畜舎でその動きを見守る目は、天井に取り付けられた赤外線カメラです。首の加速度センサーが記録した活動量も、いつもの曲線より高く跳ね上がっています。眠っていた管理者のスマートフォンに、発情の兆候が強いので個体を確認するよう通知が届きます。人工授精の時刻は、センサー警報一つではなく、発情の開始時点と個体記録を併せて見て決めます。

繁殖の成否は、畜産農家の暮らしを左右します。発情の適期を1回逃して妊娠が遅れば、乳を搾れない期間がその分長くなり、その間も飼料代は休みなくかかります。分娩を前に人の手が遅れば、母畜や子畜が命を落とすことにもつながります。家畜1頭ごとに体から出る信号を24時間見逃さず見守るこうした管理方法を、精密畜産、英語でPLFと呼びます。1人が目で見られる牛は多くても数十頭ですが、センサーとカメラは数百頭の動きを同時に捉えます。働き手を確保するのが年々難しくなる農村で、人の代わりに一晩中目を開けている装置は、あれば便利なものではなく、欠かせない道具として定着しつつあります。

発情に入った雌牛の体内では、エストロゲンという生殖ホルモンが急増します。そのホルモンが生む変化は、目に見える動きにそのまま表れます。歩く距離が増えます。立っている時間も長くなります。ほかの牛の背に乗ったり、逆に別の牛に乗られても逃げずにじっと立ったりします。このように動かず受け入れる姿勢を、畜産現場では乗駕許容、英語でスタンディングヒートと呼びます。ほかの牛は騒ぎを気にせず飼槽に鼻を入れ、反芻を続けています。反対に、発情した牛は食事と反芻に費やす時間が急に減ります。普段の1日の反芻時間を基準にすると、発情した牛はその時間を20～40%ほど失います。体の内側でも静かな変化が起きます。膣内の電気伝導度がわずかに変わり、耳や深部体温が上下し、普段はあまり出さない高い声を繰り返します。隣の豚舎の豚も、それぞれ別の信号を出します。雌豚は外陰部が腫れ、雄が近づいて押しても退かずに踏ん張ります。こうした動きは長く続かず、1日前後で頂点に達してから弱まります。反芻をやめ、何度も立って歩く牛。それが牛が体で書く最初の一文です。

首、耳、足首に付けた加速度センサーは、この一文を数字に変えます。センサーは1秒に何度も牛の動きを記録し、その値は1日単位で蓄積され、普段の活動量と比較されます。活動量が急上昇し、反芻時間が低下する二つの曲線が重なると、アルゴリズムは発情の可能性を計算します。屋内測位装置を加えれば、どの区画をどれほど歩き回ったかも分かります。ランダムフォレスト、サポートベクターマシン、LSTMなどのモデルがこうしたデータを読みます。成績は一樣ではありません。2026年のレビュー論文では、繁殖検知システムの感度は45%から98%、特異度は70%から99%の範囲でした。品種、センサーの位置、発情確認の基準によって、見逃す牛と偽警報の数が変わりました。一晩中畜舎を見守る人の負担は減らせても、1頭も逃さない装置にはまだなっていません。

人工授精の適期を当てることは、発情を見つけるよりはるかに難しい作業です。発情開始から排卵までの時間は牛ごとに異なり、精液の状態や産次も受胎率に影響します。アルゴリズムは活動量曲線が頂点を描く瞬間を見つけて発情開始時点を絞り込み、過去の繁殖記録とともに人工授精師が見る資料を作ります。ただし、すべての牛に通用する2時間の窓をほぼ正確に指し示すわけではありません。警報時刻は、人工授精師が粘液、乗駕許容行動、個体履歴を確認する順番を決めるために使われます。その記録は、次の発情予測にも再び入ります。センサーと映像は互いの穴を埋めますが、最終時刻は人が確認してから決まります。

カメラは首輪も耳標も付けずに群れの行動を見守ります。赤外線とディープラーニングを組み合わせたシステムは、人が眠っている夜間も乗駕行動を記録できます。牛の胴体の模様を見分けて名札を付け、その後に乗駕行動を判定するニューラルネットワークもあります。前の段階で名札を間違えると、その後の判定も別の牛に割り当てられます。IATEFF-YOLOは暗い条件で乗駕行動を見つけるよう設計され、二つの角度からの映像を合わせるアンサンブル方式も研究されています。ただし、2026年のPLOS ONE論文は、3頭の牛を1日、17時間16分撮影した映像で試験したもので、発情個体は2頭でした。YOLO系ニューラルネットワークとDeepSORTを組み合わせた2026年の研究も、学会要旨の段階です。映像は非接触型の選択肢の一つにすぎません。羊やヤギには、加速度センサー、GPS、雄によるマーキング、ホルモン検査といった別の方法もあります。雌羊の尾振りを3次元畳み込みニューラルネットワークで捉える研究は、この選択肢をもう一つ増やします。

分娩が近づいた牛の体は、発情時とは異なる信号を示します。出産の1日か2日前になると、飼槽の前にいる時間が減り、群れから離れて隅を探することがあります。横になっては立つ行動を繰り返し、尾を持ち上げる動きも増えます。尾に付けた温度センサーは、分娩前に起きる表面温度の変化を記録します。この値は深部体温とは

異なり、風や季節の影響も受けます。そのため、温度の1本の線だけでなく、姿勢と活動量を併せて読む研究が続いています。

体温と姿勢の変化を組み合わせる読む方法は、センサーと映像の両方向から磨かれています。尾に取り付ける温度・加速度センサーは、分娩前24時間と6時間の区間を分けて予測する試験が行われました。天井に設置した3D深度カメラは、牛が横になっているか、立っているか、尾を上げているかを場面ごとに表示します。隠れマルコフモデルは、その状態が変わる順序を追います。軌跡と姿勢を合わせて正常分娩と介助が必要な事例を分ける研究も出ていますが、分単位の出産時刻と難産の有無を現場で確定する段階には至っていません。Ushi-WakaとNiLIMoは、羊膜や子牛の脚が見える場面を検知し、スマートフォンへ知らせます。Nikonは、NiLIMoの分娩検出性能を95%としています。製品の警報で夜間巡回を減らせる可能性はありますが、巡回時間が何分短くなり、子牛の生存率がどれほど上がったかは、農場ごとの検証データが必要です。

数字だけを見ると、この技術には欠点がないように見えます。しかし、実際の畜舎では三つの壁にぶつかります。

偽警報があります。真夏の猛暑に苦しむ牛や、乳房炎、跛行を患う牛も、反芻をやめ、落ち着かず歩き回ります。アルゴリズムの目には、この動きが発情や分娩の信号と区別できないことがあります。暑い午後、わずかな日陰を探して歩き続ける牛を、首輪センサーが発情と読んでしまいます。冬の冷たい風にさらされた牛の尾の表面温度も同じように下がり、センサーが寒さを分娩の信号と取り違えることがあります。足を引きずる牛が痛みのために何度も横になっては立つと、分娩監視アルゴリズムはその動きを陣痛と誤解することがあります。夜明け前の通知を見て駆けつけた人工授精師が、発情ではなく足を引きずる1頭の牛と対面したなら、精液1ストロ一分の代金、その日の出張費、時間がすべて無駄になります。こうした偽警報が数日続けば、管理者は通知を見ても起き上がらず、もう一度布団をかぶるようになります。警報が繰り返されるたび、農場主がシステムに寄せた信頼も少しずつ薄れます。

見逃される信号もあります。初めて子を宿す若い牛と、何度も出産した牛では、発情や分娩前の動きがかなり異なります。発情しても外見にほとんど表さない牛もあり、こうした鈍性発情を標準化された一つのアルゴリズムで捉えるのは容易ではありません。群れで順位の低い牛は、ほかの牛に押され、乗駕行動さえ十分に示せないまま退くことがあります。牛ごとに異なる発情表現は、自動検知を阻む要因の一つに数えられます。発情を1回見逃すと、次の発情まで再び3週間近く待たなければなりません。その間、牛は受胎しないまま飼料を食べ続けます。空胎日数が1日延

びるごとに飼料費が積み上がり、次の泌乳期はそれだけ後ろへずれます。乳生産の減少まで重なれば、1頭から生じる損失は決して小さくありません。乳を搾れない日が積み重なるほど、その牛を飼いつけるかどうかを量る農場主も出てきます。分娩の信号を逃したときの結果はさらに重くなります。人がいないまま母牛が苦しみ、胎児の姿勢が崩れれば、母子ともに危険です。通知が鳴らないまま夜が明ければ、手を打つ間もなく事態が終わってしまうこともあります。

機器の耐久性も問題です。分娩時に出る羊水、血液、糞尿は、尾に付けたセンサーとカメラレンズをそのまま覆います。狭い分娩枠の中で牛が体を柱にこすり付けると、念入りに付けたセンサーが丸ごと外れることもあります。泥や飼料くずがカメラレンズに乾いてこびり付けば、映像は白くかすみ、システムは数日間、半分目を閉じたまま畜舎を見ることになります。電池が切れたり、無線信号が届かない隅の区画では、値がまったく上がってこない日もあります。レンズに霜が白く付く冬の早朝も、同じ問題が繰り返されます。高価な機器が必要な瞬間に動かなくなるのです。落下したり故障したりしたセンサーを買い直す費用も小さくなく、多頭飼育の農場ほど雪だるま式に膨らみます。

そのため、次の段階へ向かう研究は、1頭ずつの過去記録を自ら学び、判定基準をその牛に合わせる個別最適化モデルと、センサーを付けず体に触れない映像認識へ移り続けています。初産牛と経産牛を分けて基準線を引き直し、夏と冬の正常範囲を分ける試みも続いています。機器価格を下げ、設置を容易にする課題も、この流れと並んで解かなければなりません。複数企業の機器が異なる信号をやり取りできず、別々に動く問題も残っています。夜明け前の畜舎を回る人の足取りは減りましたが、完全に消えるまでには、まだ何歩か残っています。

出典・参考文献

Arıkan, 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>
- Wojewodzic, D., Gołbiewski, 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

体を測るカメラ：ボディコンディションスコアと体重推定

次の場面は、自動体型測定研究をもとに再構成した架空の場面です。午前5時、搾乳室を出た牛が狭い通路を1頭ずつ通ります。通路の天井から下がる箱の下を牛が通るたび、表示灯が短く点滅します。箱の中から光が牛の背と腰をなぞり、事務所のモニターには、赤と青の点が数万個入り交じる立体地図が浮かびます。数秒後、画面にボディコンディションスコアと推定体重が表示されます。牛はもう通路を抜け、飼槽へ向かっています。体重計には乗らず、人の手も体に触れていません。

少し前まで、このスコアは人の指先から生まれていました。管理者が牛の尾根部と腰椎の辺りを手のひらで押し、こすりながら脂肪と骨の厚さを見積もり、その感覚をクリップボードの数字一つに移しました。体重測定は、さらに荒っぽいものでした。牛や豚を無理に追い立て、体重計に乗せなければなりません。狭い通路に閉じ込められた動物は、見慣れない鉄の床を踏んだ瞬間におびえ、後ずさりしたり足を滑らせて脚を傷めたりしました。蹴られたり、胴体の下敷きになったりして、手首や肋骨を負傷する農場主も珍しくありませんでした。同じ牛でも評価者によってスコアが0.5近く開き、体重が頻繁に変わる乳牛の群れ全体を手で測り直すには、半日を丸々要しました。人が疲れるとスコアも揺れ、朝に測った値と夕方の値が違うこともありました。そのスコアを信じて飼料量を決める人だけが、そのたびに困りました。

ボディコンディションスコア（Body Condition Score, BCS）は、牛や豚の体内に脂肪と筋肉がどれほど蓄えられているかを、数字一つに圧縮した指標です。畜種や国によって基準は異なりますが、一般には1点の極端な痩せから5点の肥満までで評価し、より細かく9段階に分ける国や畜種もあります。このスコアが大きく揺れるのは、分娩前後に泌乳が始まったばかりの時期です。体に蓄えた脂肪を乳へ変えて使う速度が、それだけ速いからです。搾乳によって体脂肪が急激に減れば、ケトosisや脂肪肝が続き、次の妊娠確率も下がります。反対に、分娩直前に太りすぎた牛は、難産や乳房炎を経験する危険が大きく上がります。スコアが0.5ずれただけでも、その後数週間の乳牛の健康と繁殖成績が変わります。分娩前後の数週間をうまく乗り切れば終わる話でもありません。10か月ほど乳を搾る期間を通じ、スコア

が緩やかに上下する曲線を見守って初めて、次の繁殖と翌年の乳量まで見通せます。この一つのスコアに、牛1頭の1年がかかっています。

自動評価装置は、指先の感覚をカメラとLiDARに移しました。LiDARは光を照射し、戻ってくるまでの時間を測って距離を計算する装置です。通路の上から見下ろすIntel RealSenseやKinectなどのRGB-Dカメラ、あるいはLiDARは、牛が通り過ぎる短い間に体表面の座標を数万個記録し、ポイントクラウド、つまり点でできた立体地図を作ります。点一つには意味がなくても、数万個が集まれば牛1頭の背と腰の曲線がそのまま現れます。ここからDetectron2やMask R-CNNなどの画像分割アルゴリズムが、背線、腰角、坐骨、尾根部の盛り上がりだけを正確に切り出します。牛1頭の画像から背景、脚、頭が消え、背と臀部の曲線だけが残ります。切り出した部位の曲率とくぼみの深さはPointNet++などのニューラルネットワークへ渡され、スコア一つに圧縮されます。計算はすべて、牛が通路を完全に抜ける前に終わります。光が指先の代わりを務めるのです。

専門家が付けたスコアとカメラのスコアがどれだけ並んで動くかを示す相関係数は、1に近いほど両者が似ていることを意味します。複数の検証で、この値は0.90を上回りました。カメラは牛が搾乳室を出入りするたび、同じ方法でスコアを付け、長い流れを描けます。それでも、人同士の誤差や農場間の偏りが消えるわけではありません。姿勢、照明、品種が変わればスコアも揺れます。2026年に発表された研究の一つは、乳牛1,020頭の深度画像と3次元点群を並べて比較しました。立体情報が多いほど必ず正確になるのかという問いは、この比較のあとも残りました。

スコアだけでは足りません。体重はキログラム単位の実数値として、さらにその数字が1日にどれだけ増えるかを示す日増体量（Average Daily Gain, ADG）として、別に測らなければなりません。この値があって初めて出荷日を決め、飼料が肉へどれほど効率よく変わるかを調べられます。同じ飼料を食べてもよく太る個体と、そうでない個体を分ける作業も、この数字から始まります。出荷が数日遅れただけで、その間に食べた飼料代はそのまま損失になります。カメラは牛や豚の体からいくつかの基準点を見つけます。十字部の高さである体高、肩から寛骨までの体長、胸囲、胸の深さ、腰角幅を一度に捉えます。人が巻尺を持って5回に分けて測っていた仕事を、カメラは一瞬で終わります。これらの数値から体重を推定します。

問題は、カメラと動物の距離と角度です。同じ牛でも、カメラの近くを通れば大きく写り、通路の端に寄れば小さく写ります。この誤差を減らすため、1台のカメラが深度を推定したり、2台が別々の角度から撮った画像を重ねて実距離を計算したりします。画素にセンチメートル値を割り当てる校正は、定められた撮影範囲内の

歪みを減らします。カメラの高さやレンズを変えれば、校正をやり直さなければなりません。牛が体を傾けたり、別の牛と重なったりすれば、誤差は残ります。

校正を終えた体尺値は、学習済みの計算式をもう一度通ります。YOLOv8-Poseで基準点を示したあと、XGBoostやLightGBMなどの回帰モデルで体重を計算するシステムがあります。深度画像や3次元点群から、直接体積と体重を推定するシステムもあります。パイプラインが違って、カメラデータと実際の体重計の値を対にして学習する骨格は同じです。

牛を対象にした複数の検証で、カメラの推定値と実際の体重計の値の相関係数は0.90を超えました。育成期のホルスタインをLiDARで測った研究では、胸囲と体長の二つを組み合わせるだけでも、体重計なしで体重を当てました。韓牛を扱った韓国の研究はさらに進み、格付けに使われる背脂肪厚まで機械学習で予測しました。食肉処理場へ行って初めて分かる等級を、生きた牛をカメラで撮って先に推測しようとする試みです。バリ牛を撮影した東南アジアの研究も似た結果を出しました。研究室ではなく、実際の商業酪農場にカメラを設置し、数か月かけて確かめた検証研究でも、同程度の信頼性が繰り返し示されました。畜種と国は違っても、カメラの下を通る動物の体が数字に変わる原理は同じです。

肥育豚舎の天井に設置した3Dカメラは豚の胴体体積を測り、一部の検証で決定係数0.96～0.98を記録しました。高い値ですが、撮影条件や姿勢が変わると誤差も大きくなります。放牧地では、ドローンにLiDARとRGBカメラを載せて牛の体寸法を推定する研究が出ています。2025年のデータは、96頭を8メートルから50メートルの高度で撮影しました。体重推定の決定係数は、牛が立っているとき約0.94で、横になっていると約0.74まで下がりました。数分で群れ全体の体重を確定する装置というより、姿勢と飛行条件の影響を試す研究段階に近いものです。

今日の体重から昨日の体重を引けば、日増体量が出ます。この増加分が数日積み重なったグラフが出荷日を決めます。設定した曲線より成長が遅い豚は飼料配合を変えて数日長く飼い、曲線を追い越す豚は予定より早く出荷します。目標体重に達しないまま出荷すれば商品価値が下がり、成長しきった後も食べさせ続ければ飼料代だけが流れ出します。以前は1豚房の豚をまとめて出荷したため、まだ育ちきっていない個体まで同じトラックに載りました。いまは個体ごとに異なる曲線を追跡し、同じ豚房でも先に育った数頭だけを選んで出せます。残った豚は、曲線に追いつくまで数日長く食べさせます。体重計の上で格闘せずとも、画面の曲線1本で1頭ごとの出荷時期が決まります。

この数字は、飼槽の前で本当の価値を発揮します。牛が個別給餌ステーションに入ると、RFIDがまずその牛を識別します。体重、乳量、ボディコンディションスコ

アが、個体別の濃厚飼料補給量を決める資料になります。完全混合飼料であるTMRを供給するロボットは、通常、牛1頭ではなく栄養要求が似た群れごとに配合を与えます。群別TMRと個体別濃厚飼料ステーションは、異なる機器です。精密栄養には残餌と栄養素排出を減らす可能性があります、ボディコンディションスコア用カメラ1台で飼料要求率とメタン排出が一定の割合で下がると言える段階ではありません。

しかし、このカメラがすべての姿勢を読み取れるわけではありません。牛が背を丸めたり、頭を深く下げたり、脚を交差させて斜めに立ったりすると、脊椎の線そのものが歪み、スコアと体重がともにずれます。人が見ても不自然な姿勢は、カメラにも難しい問題です。レンズも畜舎のほこり、泥、糞尿、クモの巣を避けられません。こうしたものが表面に付けばLiDARの信号が遮られ、動物の毛皮に厚い泥の塊が付いていれば、胴体の輪郭そのものが誤って捉えられます。雨の翌日は、こうした問題が一度に重なるでしょう。狭い囲いの中で複数の動物が重なって立つと、カメラ1台では個体を分けにくくなります。絡み合った豚の間で、どこまでが1頭の背で、どこからが隣の豚の臀部なのか、画面だけでは判断できないことがあります。2026年発表の研究の一つは、複数のカメラが異なる角度から撮った画像を重ね、食い違う計算結果を取り除く方法で、この問題を解こうとしました。動物が静止して立つときだけを選んで走査するフレーム選別技術や、ほこりと糞尿を防ぐ防塵レンズカバーの研究も進んでいます。大容量の3次元データをリアルタイム処理するには、高性能グラフィックス処理装置を備えたサーバーを畜舎内に置く必要がありますが、この機器価格は小規模農家に依然として重い負担です。農場が小さいほど、この格差に追いつくまで時間がかかる可能性があります。

再び夜明け前の通路へ戻ると、牛は撮影されていることを知らないまま飼槽へ歩いていきます。背をかすめる光が何を測っているのか、牛は知りません。管理者の指先がしていた仕事をカメラが引き受けると、人はどの飼料をどれだけ混ぜるか、最後のボタンを押す人として残ります。手で背をなでていた感覚が消えた空白に、次に何が残るのかは、まだ誰にも分かりません。画面の数字だけは、今日も変わらず更新されています。

出典・参考文献

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., Mücher, 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., Monteverchio 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., Mücher, 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>

第4章

畜種別AIの現場事例

4.1

乳牛と韓牛：搾乳ロボットと仮想フェンス

次の場面は、自動搾乳農場の1日を再構成した架空の場面です。午前5時、畜舎の空気はまだ冷えています。1頭の乳牛が群れから離れ、搾乳室へ歩いていきます。首に付けたタグが入口のアンテナ前を通ると扉が開き、牛は飼料容器に鼻を突っ込みます。コンピューターは、この牛が最後に搾乳された時刻と予想乳量を確認します。管理者はまだ布団の中ですが、スマートフォンの画面には牛の番号と搾乳記録が静かに浮かんでいます。

自動搾乳システム（Automatic Milking System, AMS）、一般に搾乳ロボットと呼ばれるこの装置は、人が牛を追い込んでいた方法を逆転させました。牛が望むときに自ら歩いて入る仕組みです。入口に設置された無線周波数識別（RFID）アンテナが首輪のタグを読み取ると、中央コンピューターは、その牛が最後に搾乳された時刻と搾乳量をすぐ呼び出します。搾乳間隔がまだ満ちていなければ、ゲートは開きません。その牛は飼料を少し食べ、群れへ戻ります。反対に、乳が十分たまつたと判断されれば扉が開き、搾乳ストールへ入れます。従来方式では、牛は1日2回、決まった時刻に人に連れられて搾乳室へ向かいました。ロボットの下では1日2、3回、自分の体のリズムに合わせて歩いて入ります。

牛が搾乳ストールに入って立つと、本当の作業が始まります。ロボットアームの先に付いた3次元（3D）カメラとレーザーセンサーが乳牛の腹の下を走査し、乳房の曲線と四つの乳頭の位置を立体座標で計算します。乳房の形は牛ごとに異なり、入ってきたときの立ち方も少しずつずれるため、計算は毎回やり直されます。座標が定まると、回転ブラシや温水カップが乳頭を洗って消毒します。続いて最初の数滴を別に搾り、乳頭を刺激します。その後ようやく、ロボットアームが四つの搾乳カップを乳頭に一つずつ装着します。乳頭を一度で見つけられなければ、アームは角度を変えて再試行します。それでも失敗が続けば、その牛を手動搾乳が必要な個体として別に表示します。人の目には数秒に見えるこの過程は、実際にはカメラが形を読み、アームの角度を計算し、誤差をたどって補正する作業を短時間に何度も繰り返した結果です。

四つの乳頭は別々に管理されます。流量計が乳頭ごとの乳の流れを測り、一つが先に空になると、そのカップだけが静かに外れます。従来の搾乳機は四つの乳頭を一組として搾るため、先に空になった乳頭も、残りが終わるまで圧迫されることがあ

りました。ロボットはこの過搾乳を減らし、早朝と夕方の固定労働を軽くします。ただし、1人が担当できる牛の頭数と乳量の変化は、ロボット1台当たりの頭数、飼料、牛の適応、農場内の動線によって大きく変わります。搾乳回数が増えて乳量上がる農場があっても、すべての農場に共通する固定効果とは見なせません。

搾乳の自動化で変わったのは、牛の1日だけではありません。以前は早朝と夕方、1日2回きっちり搾乳室に立たなければならなかった人も、その時間に子牛の世話をしたり、飼料配合を組み直したり、睡眠不足を補ったりできます。その代わり、スマートフォンを手放せない新しい癖が生まれました。夜の間にもどの牛が何回搾乳室へ行ったか、乳量が減った個体はいないかを画面で確認することが、かえって明け方の眠りを破ることもあります。

このロボットを作る企業は、いまま規模を広げています。オランダ企業Lelyは2025年夏、Astronaut A5 NextとAstronaut Maxを発表しました。Maxは18台のロボットを一つのシステムにまとめ、500～1,100頭規模の農場を対象とします。スウェーデン系企業DeLavalは、2025年型VMS 300の搾乳ボックスを大きくし、大柄な牛が入る空間を広げました。ドイツ企業GEAのDairyRobot R9500は、乳頭別搾乳とM6850センサーとの互換機能を備えます。世界の設置台数と年間成長率は、メーカーの公式資料では確認できません。Lely Hubは複数ロボットを管制する装置ではなく、ロボットとインターネットの間でデータとサイバーセキュリティを担う装置です。複数ロボットの運用はAstronaut Maxが担当します。

韓国の事情は様相が異なります。韓国農村振興庁が2022年2月に集計した外国製搾乳ロボットは153台で、酪農家の約2%でした。2023年の公式資料には約180台が登場するため、普及台数は調査時点と併せて見る必要があります。2022年の調査では、乳牛1頭を飼う労働時間は年間69.22時間で、搾乳は27.55時間、39.8%を占めました。韓国農村振興庁と搾乳ロボット専門企業DAWOON（ダウン）が開発した国産機は、外国製の約60%に当たる2億ウォン台での供給を目標とします。

DairyBot-K3は、2026年の政府によるAI応用製品迅速商用化支援事業に選ばれ、2年間にわたり商用化と現場検証を進めます。

トウヒ牧場を営むイ・ジェグアン代表は、乳牛100頭のうち40頭をロボットで搾乳しています。2020年、政府の畜産ICT支援事業を通じ、搾乳ロボットとともに子牛用哺乳機、粗飼料を牛の方へ寄せるロボットまで一度に導入しました。ロボット導入後、労働力が約70%減ったと話します。手で搾乳機を運んでいたころは筋骨格系疾患で頻繁に病院へ行きましたが、いまはその必要が大きく減ったともいいます。それでも、ロボットがすべての問題を解決したわけではありません。乳頭の配列がロボットの認識に合わない5頭は、結局淘汰しなければならませんでした。搾乳後

に出る洗浄水の処理も、新しい悩みになりました。ロボットに付属する哺乳機の自動洗浄機能を当初選ばなかったため、あとから追加費用を払ったこともあります。ロボットに合う牛を選んで育てる必要があり、導入前に準備すべきことは多いと、イ代表は話します。

搾乳中にも、配管の中では別の作業が進みます。インラインセンサーが電気伝導度（Electrical Conductivity, EC）と体細胞数（Somatic Cell Count, SCC）を測ります。乳房炎になると電気伝導度と体細胞数が上がることがありますが、二つの値だけで診断を確定はしません。乳脂肪対乳タンパク比が1.5を超えることも、分娩直後のケトosisを見るスクリーニング信号であって、診断線ではありません。基準を超えた乳は、バルブで貯蔵タンクではなく別の管路へ送ることができ、管理者が牛と生乳を改めて確認します。2026年、CowManagerは乳頭別の伝導度、流量、真空圧、温度を測るミルクセンサーを公開しました。同社は2026年末の初期供給と、2027年の拡大を予告しました。

広い草地で牛を放牧する農場は、鉄条網を設置し、補修する費用を抱えています。仮想フェンス（Virtual Fence）は、GPS首輪とスマートフォンの地図に引いた境界で牛の動きを制限します。牛が線に近づくと首輪がまず音を出し、そのまま進めば短い電気刺激を与えます。この刺激は電気柵よりエネルギーが低いものの、伝達方法が異なるため、強度を数字で直接比べることはできません。Nofenceは携帯通信網と首輪の間で通信し、牛、羊、ヤギ向け製品を提供します。Halterは2026年4月、衛星につながる仮想フェンスを公開しました。当時の販売地域は米国とニュージーランドで、韓国での普及や山地での検証データはありませんでした。韓国の韓牛農家に役立つという判断は、国内の電波環境、制度、森林下のGPS誤差を確かめてから下すべきです。

仮想フェンスを使う牧場では、草が育った区画へ牛の群れを入れ、食べ尽くしたら次の区画へ移す輪換放牧が、スマートフォン一つで可能になりました。河川周辺の保護区域や絶滅危惧種の生息地へ牛が入ることも、アプリの設定だけで防げます。乾燥地域では、枯れた低木が茂る場所へ牛を誘導して草を食べさせ、山火事が広がる通り道を前もってなくすためにも使われます。しかし、家畜に電気刺激を与えるという事実そのものを不快に見る視線は残ります。動物福祉団体と一部の消費者は、音と刺激で家畜の行動を制御する方法がストレスを与えると指摘します。企業は刺激が弱く、先に音が出ることを強調しますが、首輪の誤作動で刺激が必要以上に繰り返される可能性を完全には消していません。賛成側は、トラックに載せられ見知らぬ牧場へ移されるストレスや、焼きごてで烙印を押される瞬間の痛みと比べれば、この刺激ははるかに弱いと反論します。双方の主張にはそれぞれ根拠があり、議論

は容易には収まりそうにありません。木が密集する山地では、衛星信号が途切れたり反射したりして、牛の位置が実際とずれる誤差も報告されています。

歩き方を読むロコモーションスコアリング（Locomotion Scoring）も用途を広げています。搾乳を終えた牛が通路を歩いて出るとき、3Dカメラは背中の中曲がり具合と歩幅を記録します。研究によって感度は58%から97%、特異度は42%から99%まで開きました。一部のカメラと圧力センサーは両指標で95%を超えましたが、早期跛行を複数農場で同じ性能で予告するシステムはまれです。背の曲線を分類したスコアを、そのまま早期診断率と読んでもいけません。カメラスコアは、蹄を確認する牛の順番を決める補助資料であり、治療は蹄の検査後に始まります。

これらすべての技術には価格が付きまといます。外国製の搾乳ロボット1台を導入するには3億ウォン台半ば、国産化モデルでも2億ウォン前後かかります。洗浄ブラシにわらが絡んだり、ロボットアームの関節に異物が挟まったりする小さな故障は珍しくありません。1回の故障で、その瞬間から牛舎全体の搾乳が止まります。金曜の夜にアームの関節が止まれば、週末に呼べる技術者を探すことから難しくなります。その間も牛は搾乳を延期できず、人が再び手で搾らなければならない事態も起きます。そのため、ロボットを導入した農場は、定期点検の日程と故障時の代替人員をともに用意する必要があります。仮想フェンスも事情は似ています。森林の多い放牧地では衛星信号が弱くなり、通信網が届かない奥地では、新しく引いた境界線が首輪へ遅れて伝わる場合があります。畜舎のほこりと糞尿がカメラレンズに積もれば、3Dセンサーの距離測定が狂います。狭い通路に牛が一度に押し寄せると、AIが別々の個体を取り違えることもあります。

それでも、夜明けごとに扉は開きます。トゥヒ牧場のイ・ジェグアン代表が言うように、ロボットに合う牛を選んで育てれば、人はその時間に少し長く眠ったり、病院へ行く代わりに畜舎を見回る余裕を得たりします。画面のグラフが、昨夜どの牛の体細胞数が少し上がったかを示す間に、畜舎の向こうでは次の牛がすでに自ら歩き始めています。管理者が畜舎を出る前、最後に見るのはいつも同じ一行です。赤く表示された名前が今日はないか。まずそこを確かめます。

出典・参考文献

- 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.compbiomed.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>
- 『農民新聞』. (2026年2月11日). 搾乳ロボットへの満足度は高いが、人の手も欠かせません [月刊畜産] . 『農民新聞』 .
<https://www.nongmin.com/article/20260210500583>
- CowManager. (2026). Milk Sensor.
<https://www.cowmanager.com/milk-sensor/>
- 韓国農村振興庁. (2024). 酪農の労働時間調査と搾乳ロボットの現況.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&currPage=150&dataNo=100000796781&mode=updateCnt&prgId=day_farmprmninfoEntry&searchKey=subject
- 韓国農村振興庁. (2026). DairyBot-K3の現場実証と商用化推進.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&currPage=1&dataNo=100000811742&mode=updateCnt&prgId=day_farmprmninfoEntry

4.2

豚：姿勢を読むカメラと咳を数えるマイク

次の場面は、養豚映像研究をもとに再構成した架空の場面です。午前5時、肥育豚舎の一角では、豚が背や腹を重ね、ひとかたまりになって伏せています。その上で、天井カメラの赤い光が点滅します。人の目には肉の塊に見える場面を、コンピューターは1頭ずつ切り分けなければなりません。どこまでが1頭の背で、尾はどの豚のものかを画素単位で分ける作業です。カメラ1台とマイク1台が背負う仕事は、見た目より大きなものです。

かつてのコンピュータービジョンは、人が決めた規則に従いました。決められた明るさや色より暗い画素だけを豚と判断する方法でしたが、照明が少し変わるだけで規則は丸ごと崩れました。現在のディープラーニングモデルでは、人がこの規則を決めません。数万枚の写真から、何が豚の背で、何が影かをモデル自身が探します。それでも、何頭も重なる場面を前にすると、この自ら学んだ目もよく揺らぎます。

乳牛や鶏と違い、豚には群れで体を寄せ合って休む習性があります。四角い枠で個体を示すバウンディングボックス（Bounding Box）方式は、この状況で簡単に崩れます。隣の豚の臀部が枠内に半分ほど入ると、アルゴリズムは2頭を1頭と数えたり、1頭を2頭に分けたりします。そのため近年の研究は、四角い枠ではなく画素一つずつに名札を付ける画像分割（Segmentation）へ移っています。背と背が接する境界線まで、画素の色と模様の違いで見分ければ、枠方式では一つにまとめられていた2頭が、ようやく別々に見えます。豚の群れを撮った映像に、立つ、食べる、水を飲む、休むという四つの行動を画素単位で学習させたモデルは、平均適合率（mean Average Precision, mAP）96.9%、適合率92.5%を記録しました。数字だけなら、ほとんど正解したように見えます。しかし、照明が暗かったり、豚の背に泥が跳ねていたりすると、精度は目に見えて落ちると研究者は記しています。飼槽前に挟まった2頭を1頭と数え違えれば、その個体のその日の飼料摂取記録は丸ごと空白になります。

問題は、個体を一度区別したあとに始まります。豚房内で40頭が同時に動けば、カメラは各個体に番号を付け、その番号を追いつけなければなりません。この作業を多対象追跡（Multi-Object Tracking, MOT）と呼びます。ところが17番の豚が飼槽の後ろに隠れて再び現れると、システムが42番という新しい番号で登録し直すことがあります。体が隠れてから現れる短い瞬間に、個体の同一性を失うのです。豚同

士がぶつかったり、体をひねったりすると、この混乱が増えます。向きを持つ回転枠で個体を示すORP-Byteのようなアルゴリズムは、豚の背の傾きと姿勢情報も追い、番号が変わる回数を減らそうとします。2025年に発表された改良YOLOv5sとDeepSORTの結合モデルは、攻撃行動を含む豚の行動検出の適合率を92.7%から99.3%まで高めました。個体追跡精度も94%を超えました。それでも、飼槽前に8、9頭が一度に集まる瞬間には、番号の入れ替わりが残ると報告されています。番号が1回ずれる代償は小さくありません。耳や尾を繰り返しかむ行動は、1頭から始まり群れ全体へ広がることが多く、最初にかんだ個体を逃せば、記録は別の個体のものと混ざり、予防の機会も失われます。

豚舎はもともと騒がしい場所です。大型換気扇がうなり、飼料スクレーパーのモーターがこする音を立てます。その中から、マイクは乾いた咳一つを選び出さなければなりません。マイクの波形をメル周波数ケプストラム係数（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）へ変換すると、咳と換気扇の騒音は別の模様として残ります。2008年には咳が出た位置を探す研究も発表されました。しかし、数百頭がいる豚房で、咳をした豚を1頭ずつ特定するのは、いままも困難です。Cowton研究チームが使ったゲート付き再帰型ユニット・オートエンコーダー（GRU-Autoencoder）は、咳の音ではなく、温度、相対湿度、二酸化炭素など環境センサーの時系列を読みました。研究者は、呼吸器症状に関連する環境変化が1日から7日前に現れる可能性があるかと報告しました。音響モデルの咳分類性能と、環境センサーモデルの異常検知は別の結果です。

Pig Cough MonitorやSoundTalksなどの市販システムは、豚房の咳を継続して数えます。SoundTalksは録音音声を0点から100点の呼吸器健康スコアに変え、農場主の画面に表示します。スコアが下がれば、管理者はその豚房の豚を見て、獣医師に検査を依頼できます。このスコアがすべての呼吸器疾患を4日、5日前に見つけ、抗菌薬使用と死亡を減らすという因果関係は、農場ごとの追加検証が必要です。マイクの警報は処方箋ではなく、どの豚房から確認するかを示す標識です。

韓国でも現場検証が始まりました。韓国農村振興庁国立畜産科学院は2026年6月、金堤（キムジェ）と天安（チョナン）の養豚農家2戸に、カメラとマイクを使う点検システムを設置し、データ収集を始めました。活動量91.4%、咳・悲鳴91.3%、飼料摂取行動90.0%という数字は、2農場で得た実証結果ではなく、現場投入前に開発したモデルの成績です。2農場では、死亡時点と発育不良豚の発見記録を映像・音響データと照合し、実際の検出性能を評価します。関連論文4本と特許出願は確認されましたが、既存の成績が実際の豚舎でも保たれるかは、当時まだ答えが出ていませんでした。

実験室の論文にある数字と、実際の豚舎で出る数字の間には隔たりがあります。mAPや適合率が96%、99%に達する研究は、撮影条件、照明、評価データとともに見る必要があります。金堤と天安で実証が必要な理由も、この隔たりにあります。粉じんと騒音が混じったデータでも既存モデルのスコアが保たれるかは、農場記録と突き合わせて初めて分かります。

体重の測り方も変わりました。以前は板で背を押し、大声を出しながら豚を体重計へ追い込まなければなりませんでした。その数分間、豚は驚いて暴れ、足を傷めることがあり、群れ全体もつられて動きました。通路の天井に取り付けた3D深度カメラは、豚が下を通る数秒の間に、背長、胸囲、肩幅、背面積を一度に走査します。この値を体積に変え、さらに体重へ変換するディープラーニング回帰モデルは、実際の体重計とどれほど一致するかを示す決定係数で0.96~0.98を記録します。その数秒の間、豚は測定されていることすら知りません。体重計に1回も乗せず、毎日同じ時刻に撮る数枚の写真だけで群れ全体の成長曲線を描けるようになったのです。1日にどれだけ体重が増えるかを示す日増体量が毎日更新されれば、飼料を増やすか減らすかをその日ごとに決められます。出荷時期を数日前後させるだけで飼料費が大きく変わる養豚農家にとって、この数秒の走査は大きな金額を左右します。

分娩舎でひととき危険なのは、母豚が横になる数秒間です。生まれたばかりの子豚は母豚のぬくもりを求め、腹や背の下へ入り込みます。母豚がそれに気づかず、200キログラム前後の体を下ろせば、子豚はすぐ圧死します。母豚に落ち度はありません。子豚の数十倍も重い体を狭い豚房で回すとき、子豚の位置を毎回正確に確かめるのは困難です。圧死（Crushing）と呼ばれるこの事故は、離乳前の子豚の主要な死因に数えられます。1頭の母豚が1年間に何頭を無事出荷まで導くかを示す指標、母豚1頭当たり年間出荷頭数が、事故の一つ一つに左右されます。音で事故を防ぐ試みには長い歴史があります。1989年にはすでに、米国の研究者が子豚の悲鳴を検知すると警報音を鳴らす装置を豚房に付けて試験しました。インターネットはおろかパソコンも普及していない時代に、子豚の悲鳴へ応える機械を考えた人がいたのです。当時は論文1本にとどまり、商用化には至りませんでした。それから30年余りが過ぎた現在、システムははるかに精緻になりました。天井カメラが母豚の姿勢変化をリアルタイムで読み、姿勢を変える頻度が普段より増えると、圧死の危険が高まった信号と解釈します。

2025年、研究チームは母豚の姿勢検出に、実画像のインスタンス422件を学習データとして使いました。422件の圧死事故を集めたものではありません。姿勢検出モデルのmAP@50は0.976でしたが、この値は圧死警報の性能と同じではありません。60分単位の警報では感度62.5%、特異度60.25%でした。1日単位にまとめると、感

度71.42%、特異度84.61%でした。母豚の姿勢を見つける目は鮮明でも、その姿勢が実際の圧死につながるかを事前に分けることは、はるかに困難でした。

台湾の研究者が作ったPigTalkは、カメラではなく子豚の悲鳴を聞くシステムです。音を検知すると床の振動や散水装置を作動させ、母豚が立つよう促します。論文は0.05秒の処理時間と99.93%の成功確率を、分析・シミュレーションの結果として示しました。実農場での子豚救出率と読んではなりません。2026年7月、忠南大学と韓国農水産大学の研究チームは、扶余（プヨ）の農場で、熱画像カメラと音センサーを組み合わせた別の試作機の現場実証を始めました。二つの技術はセンサーと作動装置が異なるため、同じシステムとしてまとめることはできません。

姿勢を読む目、咳を数える耳、体重を測るもう一つの目は、これまで別々のプログラムとして動いてきました。最近のレビュー論文は、これらの信号を一つのモデルに入れるマルチモーダルデータ融合（Multimodal Data Fusion）へ研究方向が移っていると述べています。映像だけを見ていたシステムがマイク信号も受け取れば、歩き方は正常に見えても咳が先に増える豚のように、一つの感覚では逃す初期信号を捉えられる可能性が高まります。ただし、まだ論文上の提案に近く、商業豚舎全体へ導入された例は多くありません。カメラとマイクを新しく置くたびに、データを合わせる標準から定め直さなければならず、現場に根付くまで時間がかかりそうです。

豚舎の空気はカメラにひどく過酷です。糞尿から上がるアンモニアと硫化水素が飼料粉じんと混ざり、レンズ表面へ白く沈着します。レンズにほこりの膜が1枚かかると、ディープラーニングモデルは豚の背と床の影を区別できず、姿勢認識の誤りを吐き出し始めます。湿度の高い夜はレンズが曇り、同じ問題が繰り返されます。蒸し暑い夏の夜には、レンズの内側まで白くかすむ日があります。こうした変数は、カメラメーカーの仕様書のどこにも載っていません。音も事情は大きく変わりません。換気扇とスクレーパーモーターが作る低周波騒音は、マイクが聞くべき咳を埋めます。信号対雑音比が下がるほど、システムは咳を捉えても、その咳をした1頭を正確に特定できなくなります。そのため、いまでも多くの農場では、1日1回、人がレンズを直接拭きます。AIがどれほど精緻になっても、レンズを拭く手は人の手です。

済州（チェジュ）では、この問題に正面から取り組む実験が進んでいます。韓国電子通信研究院は2026年4月、済州大学の敷地に約800平方メートルの豚舎試験空間を建て、温度、湿度、アンモニア濃度を測るセンサーに加え、アンモニア臭を直接除去するスクラバー設備も設けました。同じ敷地で、CCTVが家畜の異常行動を捉えるシステムも動いています。豚舎内ですぐ判断するエッジコンピューティング（

Edge Computing) 方式で、データを遠いサーバーへ送り、返答を待つ時間を減らします。この施設は、従来より炭素排出を10%超減らす目標を掲げています。カメラとマイクがどれほど賢くなっても、その目と耳を清潔に保つ配管とフィルターがなければ役に立たないという考えです。

金堤と天安の2農場、扶余の1農場、済州の実験施設には、政府や研究機関が参加しています。公開資料に民間の購入事例が見えないからといって、そのような農場が存在しないと断定はできません。ただし、研究費が終わったあと、誰がカメラとマイクを買い、誰がレンズを拭き、故障した機器の代金を誰が払うかという問題は残ります。

日が完全に昇る前、誰かが乾いた布でレンズを拭くため、いまま豚舎へ入ります。飼料配合機の音がすぐ後から始まります。カメラはきれいになったレンズで、15、16頭ほどの豚がゆっくり体を動かして立ち上がる場面を捉えます。その間、どの背の間から短い咳が一つ混じったかを、マイクはすでに記録しています。

出典・参考文献

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-exposed-to-conventional-methods-or-precision-technology-to-mitigate-piglet-crushing.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., 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), 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/>

『豚と人』. (2026年7月21日). AIが哺乳子豚の圧死リスクまで検知、現場実証に入った「知能型豚健康モニタリング」. 『豚と人』.

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

韓国農村振興庁国立畜産科学院. (2026年6月18日). AIが豚の健康を見守る、一般農家で現場実証を推進.

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

『ヘラルド経済』. (2026年4月30日). 「データ+AI」で経済と環境を同時に実現、ETRIが済州に養豚AXスマートファームを構築. 『ヘラルド経済』.

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

4.3

鶏：数万羽の中から1羽を見る方法

次の場面は、鶏舎監視研究をもとに再構成した場面です。窓が一つもないウィンドウレス鶏舎の鉄扉を開けると、熱気と音が一度に体を包みます。床全体が動いています。1区画に数百羽ずつ入るブロイラーの上を、カメラと赤外線センサーが通ります。飼槽の前では、くちばしが飼料粒をつつく音が絶えません。人の目には黄色い羽の波に見えますが、カメラは画面に入った鶏の姿勢と動きを画素に分けます。

管理者1人が1日に鶏舎を回れる回数は、多くても2、3回です。その短い時間に、5万羽の中から病気の1羽を目で見つけることは、初めから人の能力を超えています。寄生虫が腸内に広がって起きる伝染病、コクシジウム症のような病気は、外見に症状が現れたときには、すでに鶏舎全体へ広がっている場合が多くあります。飼料要求率が急上昇し、死亡が続いてから、何が起きていたのかを遅れて知るのです。鶏舎が大きくなるほど、逆説的に、その中の1羽はますます見えない存在になりました。

人が1日に2、3回歩く巡回と、AIのリズムは初めから異なります。情報通信技術（Information and Communication Technology, ICT）に基づく監視システムでは、カメラとマイクは眠りません。1日24時間、1年365日、鶏の体に触れず信号を集めます。非接触、非侵襲という言葉は、レンズを向けても鶏が驚いて暴れないという意味であり、同時に人の目がない午前3時にも何かが代わりに見守るという意味です。鶏舎1棟ではなく農場全体で見れば、そこにいる個体数は数万羽から数十万羽に及びます。人の巡回回数は増やせないのに個体数だけが増えたのですから、自動監視が担う比重が大きくなるのは、選択というより必然の結果に見えます。人が見逃す1、2日の空白を埋めることこそ、これらの機器が鶏舎へ入った理由です。

鶏冠と目は、鶏の健康状態が外に現れる部位です。ニューカッスル病にかかった鶏では、鶏冠と肉垂が青く変わるチアノーゼが起きることがあり、コクシジウム症と貧血では鶏冠が青白くなることがあります。伝染性喉頭気管炎や気管支炎は、涙や目の周囲の腫れを伴うこともあります。カメラは、こうした色と形を関心領域（Region of Interest, ROI）として切り出し、数値へ変換できます。管理された画像で鶏冠の色を分類した研究はありますが、その結果は商業鶏舎で死亡の数日前に病気を診断した成績ではありません。

画像から鶏の頭を見つけると、セグメンテーション（Segmentation）が鶏冠と目の周囲を切り出します。その後、分類モデルが赤み、腫れ、目を閉じている割合を計算します。ここまでは研究室で試せます。数万羽が重なって動く鶏舎で1羽の顔を追い続け、色の変化が感染によるものか照明によるものかを分け、隔離と獣医師への連絡までつなぐシステムは、別の問題です。青白い鶏冠一つが、特定疾病の診断書になるわけでもありません。カメラが異常区画を示したら、人が鶏の呼吸、糞、死亡記録を併せて確認しなければなりません。

ジョージア大学の研究チームが2026年に発表したレビュー論文は、商業鶏舎の実環境で、ビジョン技術だけを使って福祉状態を自動判別するには穴が残ると指摘します。数万羽が床で重なって横たわり、照明は暗く、あるいはちらつき、レンズには飼料粉じんと羽が積もります。ほこりの付いたレンズでは、病気の鶏も健康に見えることがあります。高い分類スコアの横に、遮蔽、照明、農場間の再現性を併記しなければならない理由です。

ほこりはレンズにもデータにも積もります。鶏舎の床から舞い上がるのは飼料粉だけではなく、乾いた糞の粉と抜けた羽です。この三つが混ざり、レンズ表面に薄い膜を作ります。英語では、この汚染をファウリング（Fouling）と呼びます。3DカメラでもRGBカメラでも、膜が厚くなると画面の輪郭線がぼやけ、鶏冠の色を読んでいたモデルの診断精度は緩やかに落ちるのではなく、ある瞬間に急落します。飼育方式が違えば、カメラが向き合う障害物も変わります。床でブロイラーを放し飼いする鶏舎では、胴体同士が重なって鶏冠が隠れます。採卵鶏を何段にも積んだケージで飼う鶏舎では、金網の仕切り自体がカメラと顔の間を遮ります。体と体、体と金網が互いを隠す現象を、オクルージョン（Occlusion）と呼びます。どちらの場面も、鶏を1羽ずつ切り分ける個体識別（Individual Identification）を難しくする条件です。そのため、個体追跡ではケージ飼育の方が、かえって不利な構造に見えます。カメラの目が届かない隅は、その鶏が置かれた空間をそのまま映しているのです。

音は、カメラに見えないものを聞きます。飼槽周辺のマイクは、鶏がくちばしで飼料をつつく瞬間の波形を捉えます。この騒音からつづく音を選び出すには、メル周波数ケプストラム係数（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）などの信号処理で、換気扇の音とくちばしの打撃音の模様を分けます。2014年、ベルギーの研究者はこの方法で飼料摂取量を推定しました。2024年、米国のジョージア大学とアーカンソー大学の研究チームは、安価な機器でChickenSenseを作りました。この装置が推定するのは、つつき行動と飼料摂取量です。食べた量だけで、体重計なしに日増体量まで確定はできません。

鶏の鳴き声とつつく音は、体の状態を運ぶ音響バイオマーカー（Acoustic Biomarker）でもあります。つつく音を数えることと飼料を食べることの間には、数字で確かめられる関係があります。1分当たりのつつく回数が増えるのに合わせ、その日に飼槽から減る飼料の重さも増える、正比例に近い相関関係です。この関係が分かれば、体重計は要りません。音を数えるだけで群れが今日どれだけ食べたかが分かり、その推移を数日積みめば、明日どれだけ食べるかも推測できます。ただし、この計算には静かな前提が一つあります。マイクがつつく音を逃さず聞いたときにだけ、計算が合うという前提です。

その前提が崩れる場所が、換気扇の前です。ウインドウレス鶏舎の空気を丸ごと押し出すトンネル換気扇は、休みなく轟音を立てます。その騒音の中で、くちばしが飼料粒をつつく音と、それよりはるかに弱い初期の咳は、信号対雑音比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）の低い信号として埋もれます。信号が騒音に埋もれるほど、雑音を除くアルゴリズムの演算負担は増え、それでも誤診率は下がらず、むしろ上がることがあります。マイク1台で3万羽の呼吸音を聞き分けようとする野心は、換気扇の騒音の前で何度も足止めされます。静かな鶏舎など、どこにもありません。換気扇が回る限り、マイクはいつも何かを聞き逃しながら聞くことになります。

この限界を知る研究者は、次の一步の方向をすでに定めつつあります。レンズ側の答えは、防塵・自動洗浄カメラハウジングです。ほこりが付いても自ら拭き取ります。マイク側の答えは、換気扇の騒音の中でも小さく動く超軽量AIエンジンです。こうしたエンジンにはTinyMLという名前が付いています。サーバーを使わず、センサー横の小さなチップ内で計算を終える方法です。カメラとマイクを別々に動かす方法から離れ、二つの感覚を一つの枠にまとめようとする試み、いわゆるマルチモーダルデータ融合（Multimodal Data Fusion）も同じ方向への答えです。

鶏は病気のときも鳴き、驚いたときも鳴き、暑いときも鳴きます。人工ニューラルネットワーク（Artificial Neural Network, ANN）は、鳴き声を寒さ、暑さ、風などの環境ストレス要因と組み合わせて学習します。近年は、人の音声用に作られたwav2vec2やWhisperなどの自己教師あり学習モデルを、鶏の鳴き声へ移す研究も出ています。ワクチン接種を受けた採卵鶏の発声状態を分類した研究の一つで、F1スコアは0.80でした。F1は適合率と再現率の調和平均であるため、この値を標本全体の誤分類率に変えることはできません。

鳴き声を聞き分けるモデルが追う環境変数は、温度と湿度だけではありません。鶏舎内に蓄積する有害ガスと飼育密度自体も、鳴き声の色合いを変える変数として一

緒に学習されます。温度計とガスセンサーがまだ捉えない兆しを、鶏の声が一步先に漏らすのです。

鳴き声と鶏冠の色が個体の信号なら、鳥インフルエンザは鶏舎1棟を丸ごと消す出来事です。2025年、米国では高病原性鳥インフルエンザにより採卵鶏数千万羽が殺処分され、卵の価格が揺れました。カリフォルニア大学リバーサイド校のウィルス学者Rong Hai博士は2026年6月、米国農務省動植物検疫局から180万ドルを受け、AIとプロテオミクスを組み合わせた監視ツールを開発すると発表しました。ウィルス遺伝子ではなく、感染細胞が残すタンパク質の痕跡を探す研究です。このツールは開発課題であり、農場へ配備済みの早期警報製品ではありません。

別々に存在した信号は、近年一つの場所へ集まっています。2026年、研究チームは商業型研究鶏舎5棟で22週間、RGB映像、48キロヘルツの音声、熱画像、温湿度データを収集しました。蓄積したデータは10.2テラバイトでした。この論文の成果は疾病診断精度ではなく、異なるセンサーの時刻を合わせて保存するデータ基盤です。複数の感覚を集めたからといって、病気の鶏をまだ自動で選別できたわけではありません。

韓国政府も同じ流れに乗っています。韓国農林畜産食品部は2026年3月、農食品分野のAI製品の迅速な商用化を支援する事業を公募し、家畜疾病予測を含む25課題に、1課題当たり平均20億ウォンを提示しました。6月19日、政府横断の選定結果が発表されましたが、代表的な畜産事例は食肉処理自動化ロボットでした。養鶏や家禽の課題が別に確認されたわけではありません。

けれども、この技術が本当に鶏のためなのかは別の問いです。鶏冠の色を読むカメラも、鳴き声を聞くマイクも、飼育密度そのものを下げません。病気の鶏を早く見つけることと、鶏が病気になるほど混み合う空間を変えることは、別の問題です。AIは前者を助けられます。飼育密度を決め、品種を選び、卵と鶏肉の価格を付けるのは、いまでも人です。

出典・参考文献

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>

韓国農林畜産食品部. (2026). 農食品分野AI応用製品迅速商用化支援事業 (AX-Sprint) 公募. 韓国農林畜産食品部.

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

韓国企画予算処ほか関係省庁. (2026年6月19日). AI応用製品、1～2年以内に市場投入へ走り出す.

<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>

第5章

デジタルツインと持続可能性

5.1

デジタルツイン：コンピュータの中に建てた畜舎

次に描くのは、研究段階にある複数の機能を一つに集めた架空の場面です。午前5時、牛舎の中はまだ暗いまです。1頭の牛が身体を起こし、首を伸ばして飼槽の方へ歩いていきます。冷たい空気の中で白い息が広がり、屋根の換気ファンが低い音を立てています。首のセンサーが青く点滅し、天井のカメラレンズがその動きを静かに追います。事務所のモニターの中には、同じ牛舎がもう一つあります。本物の牛が脚を運ぶと、画面内の立体の牛もほぼ同時に脚を曲げたり伸ばしたりします。2つの牛舎の間に厚い壁も遠い距離ありません。あるのは、秒単位で往復する数字だけです。

コンピュータの中に建てられたこの双子の畜舎を、英語ではデジタルツイン（Digital Twin, DT）と呼びます。畜舎の温度と湿度、牛一頭一頭の体温と歩様が秒単位で流れ込み、画面内の畜舎をリアルタイムで動かす仕組みです。畜産のシミュレーションは以前からありました。ただし、そのシミュレーションは、前年1年分の平均値を表にまとめて壁に貼っておくことに近いものでした。今日この牛の熱が上がっているのか、いまこの豚舎の隅の空気がどれほど汚れているのかは教えてくれませんでした。デジタルツインは違います。センサーとカメラが送るデータを絶えず取り込み、畜舎にいる生き物の現在の状態をそのまま映し返し、1時間後、1日後に何が起きるかを計算します。生きて動く鏡のようなものです。

農場の管理者は毎朝、まずこの画面を確認します。夜の間にどの畜舎の温度がどれだけ上下したか、飼料を残した牛が何頭いたかが表とグラフに整理されて表示されます。異変の兆しがある個体には、画面上部に赤い印が付きます。一頭ずつ手作業で畜舎を巡回していた仕事は、この数秒の確認で大幅に減りました。1週間分をまとめて見れば、どの畜舎にひときわ手がかかるかも見えてきます。

この鏡が動くには、まず生の数字が必要です。牛の首に付けた加速度センサーが1秒ごとに送る振動値、天井のカメラが撮影する映像、壁に取り付けた温湿度計の目盛りが発点です。1段階上がると、この生の数字は意味のある指標に変わります。1日の反芻時間は何分か、歩数は何歩か、体内深部の温度は何度かを計算する段階です。さらに1段階上がると、コンピュータはその指標から判断を下します。熱で

苦しんでいるのか、乳房炎の初期症状が現れているのか、発情が始まったのかを見分けます。歩数が急に減り、体温が少し上がった牛が1頭いれば、コンピュータはこの組み合わせを乳房炎の初期サインと読み取り、画面の片隅に警告を出します。最上位の段階に到達して、デジタルツインは本当の価値を発揮します。仮想畜舎の環境をこのように変えたら牛がどう反応するかをあらかじめシミュレートし、何をどう処置すべきかを人に勧めます。このように階層状に積み上がる構造を一つの枠組みとしてまとめた論文も、2026年に発表されました。

2026年、研究チームは商用畜舎のカメラ映像だけで牛の7種類の行動を識別するAIを発表しました。飼槽の前で飼料をかんでいるのか、水を飲んでいるのか、ただ立っているのか、横たわっているのかを映像だけで区別する方式です。人が一つずつラベルを付けた4,964本の映像クリップを学習データとし、データ拡張で9,600本まで増やして学習させました。精度は約85%で、1基のグラフィックスプロセッサで1秒間に22フレームを超える映像を処理しました。こうして抽出した個体別の行動記録は、デジタルツインの構築に必要な入力データになり得ます。ただし、この研究は行動分類を超えて、飼料計算や立体画面での再現までを一度に検証したものではありません。

この4段階を支える計算エンジンは1つではなく、2つあります。1つは、空気と熱がどのように動くかを物理法則の方程式でそのまま解くモデルです。畜舎に入る熱と外へ出る熱の量を比べる熱収支計算が骨格になります。もう1つは、過去のデータから自らルールを見つけるAIモデルです。物理方程式を解くモデルは正確ですが遅く、データから学ぶモデルは速い一方、未知の状況によく揺らぎます。畜産のデジタルツインを構築する人々は、この両方を重ねて使います。物理方程式が大枠を定めると、機械学習（Machine Learning, ML）と深層学習（Deep Learning, DL）がその中の細かい模様を埋め、試行錯誤を繰り返しながら自らルールを磨く強化学習（Reinforcement Learning, RL）が最適な環境制御戦略を見つけます。

これらすべての計算が1か所で行われるわけではありません。畜舎の軒下に取り付けた小さなコンピュータは、カメラ映像から牛の脚だけを抽出するような即時性が求められる計算をその場で終えます。数日分のデータを集めて飼料配合を組み直すような、時間をかけてもよい計算は遠くのデータセンターに送られます。2025年のレビュー論文は、このように農場現場とクラウドを併用する方式が畜産デジタルツインに適していると結論づけています。

仮想の豚舎では、この2つのモデルがひととき鮮明に出会います。豚舎の天井に換気ファンを何台増やし、どの壁に取り付けるかを考えるとき、以前ならまず設置し、数日間様子を見るしかありませんでした。数値流体力学（Computational Fluid

Dynamics, CFD) という計算手法がその順序を逆転させました。空気の流れる経路を先に丸ごと描くのです。こうした仮想豚舎モデルは、2023年に国際工学誌で実際に発表された手法でもあります。画面上でファンの位置と運転条件を変えてシミュレーションすると、色分けされた気流が豚舎の隅々へ広がります。空気が滞留する場所とよく流れる場所が現れ、畜舎内の熱とガスが動く道筋も計算できます。冷暖房と換気をどう運用すれば温度を保てるか、設計段階で検討するツールです。飼料配合による温室効果ガスの変化や、分娩ペンの安全柵の配置まで同じモデルで検証したという根拠はまだありません。

牛の研究者が目指すデジタルツインは、計算がやや別の方向に向かいます。牛一頭一頭の深部体温、反芻時間、飼料摂取量、乳量を集めて個体の状態を更新し、飼料や添加剤を変えたときの反応をまずモデルで推定する構造です。しかし、商用酪農場でルーメン内のpH、乳量、メタン反応までを正確に再現する完全なデジタルツインは、まだ確認されていません。現在現場に近い機能は、センサーデータから異常のある個体を抽出し、獣医師と管理者が優先して確認すべき牛房を示す意思決定支援です。画面の警告は、指先で乳房を触り、検査する人の確認に代わるものではありません。

飼料価格が10日間で大幅に上がったと仮定すると、この計算が向かう用途は鮮明になります。すぐ出荷する場合と2週間さらに飼育してから出荷する場合のどちらが有利か、飼料価格と予想増体重を一緒に入れて比較できます。猛暑が来る前に、換気ファンとミスト噴霧を作動させるタイミングを複数の条件で試すこともできます。ただし、計算結果は農場データとモデルの精度に依存するため、人が費用と家畜の状態を確認したうえで決めなければなりません。

実際の家畜に触れる前に危険な条件をモデルで先に調べられることに、デジタルツインの価値があります。新しい飼料や環境を実際の牛や豚で試す前に候補条件を絞り込み、防疫計画の複数の選択肢を画面上で比較できます。しかし、シミュレーションは安全性と効果を証明する実験の代わりにはなりません。口蹄疫のような感染症が隣の農場まで広がるシナリオを動かし、畜舎の門をいつ閉じ、出入りをどこまで制限するかを検討できても、実際の防疫決定は検証された疫学データと当局の指針に従う必要があります。

この動きはすでに現実の世界で始まっています。スコットランドの農業研究機関SRUC (Scotland's Rural College) は2025年10月、farm-twinを世界初のオープンソース酪農デジタルツインとして紹介しました。この事業は、英国政府系の研究・イノベーション機関UKRIの地域拠点育成事業とデジタル・デアリー・チェーン (Digital Dairy Chain) 事業の支援を受けました。複数企業の機器から得られた乳牛

の健康記録、乳量、飼料摂取量、畜舎環境データを1つの画面にまとめ、病気が疑われる牛が現れると隔離ゲートを作動させ、農場主に判断の背景を伝える機能も説明されました。ただし「世界初」はSRUCが発表した表現であり、オープンソースが小規模農家の導入費用を実際にどこまで下げるかは、今後を見守る必要があります。

養鶏場でも似た図が描かれています。数万羽のブロイラーが入った鶏舎の温度とアンモニア濃度を仮想空間に移し、飼育密度を少し下げたときに死亡率がどれほど下がるかを事前に計算しようとする試みが続いています。ただし、この計算が実際の鶏舎数十、数百か所で同じように当てはまるという証拠は、まだ十分ではありません。畜種ごとに体格も病気のかかり方も異なるため、牛でうまくいった方法を鶏にそのまま移すのは困難です。

しかし、画面内の畜舎がいつも現実の畜舎と同じ数字を示すわけではありません。この双子は完璧ではありません。カメラのレンズが厚いほこりに覆われたり、牛が角で首輪センサーを突き、向きをずらしたりすることは珍しくありません。畜舎内のほこりと有害ガス、家畜がセンサーにぶつかる衝撃によって、値が跳んだり、完全に途切れたりすることも少なくありません。ある冬の夜に通信が一時的に途絶えると、画面内の畜舎はその数分間、静止画のように固まります。信号が戻ると、そのときになって溜まったデータを一気に追いかけます。センサーが少しずつずれた値を読み取る校正ドリフトが蓄積すると、画面内の双子は実際の畜舎より半拍遅く、または早く動き始めます。ある瞬間、画面は32度と示しているのに、実際の畜舎の温度計はすでに35度を超えている、といったことが起きます。

2026年の複数のレビュー論文は、この隔たりを冷静に指摘しています。精密畜産分野を長く研究してきたSuresh Neethirajanは、商用酪農場や養鶏場に工学的に完成したデジタルツインが導入された事例は確認しにくいと評価しています。飼料効率が上がり、病気を早期発見できるという広告文句の裏側で、実際の農場で数年にわたり検証したデータは、まだ十分に蓄積されていないという指摘です。養鶏場を対象とした別のレビューでも、商用現場での検証事例はまれでした。商用規模で飼料要求率を検証した研究は1件で、失敗率や導入後にシステムの使用を中止した割合を記録したデータも不足していました。2025年のレビュー論文は、2010年以降に発表された122本の論文を収集して分析しました。一部のプロトタイプと現場試験は、飼料効率が15%から20%改善し、水使用量が最大40%減ったと報告しています。同じ論文は、堅牢な商用展開と外部検証が不足していると警告しています。華やかな発表資料と実際の畜舎の床との間には、まだ縮めるべき隙間が残っています。

数値のずれだけが問題ではありません。デジタルツイン上の2頭が同じ乳用品種であっても、現実には異なる反応を示すことがよくあります。遺伝形質と免疫状態によって、同じ飼料を食べてもすぐ太る牛もいれば、そうでない牛もいます。こうした個体差をまるごと計算に取り込み、それに加えて畜舎内の気流までを高解像度で同時に再現するには、相当なクラウド計算資源が必要です。この費用は、資本力のある大規模農場には負担可能ですが、牛を10頭、20頭飼う小規模農家にとっては最初から参入障壁になります。サーバーを借りる費用、センサーを取り付ける費用、そのデータを読み解く人を雇う費用まで加えると、総額は小規模農家が負担しにくい水準に達します。幸い、センサー自体の価格は少しずつ下がる傾向にあり、SRUCの事例のようにプログラムを公開する動きも現れ始めているため、この障壁が下がる余地はあります。ただし、データの所有権を誰が持つのか、蓄積された農場情報の流出をどう防ぐのかをめぐる争いは、まだ明確な答えを見つけていないようです。

そのため、この技術が現在向かっているのは、人の手を完全に離す自動化というより、データが途切れたりずれたりしても倒れず、次の一手を人に渡す方向に近いのです。画面がときに間違っていると知りながら、それでも毎朝画面を見る理由はここにあります。

冒頭で描いた午前5時の架空の場面に戻ります。画面内の畜舎は、次の6時間の温度と湿度を静かに計算して示します。その数字が6時間後の実際の畜舎の温度計にどれほど近いかは、まだ誰も保証できません。窓の外は依然として暗く、牛たちはまだ飼槽の前に列をつくっています。管理者はその数字に一度目を通し、長靴を履いて畜舎へ歩いていきます。

出典・参考文献

- 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

言葉を理解するAI：生成AIと大規模言語モデル

次に描くのは、畜舎の記録がデジタルデータに変わる過程の架空の場面です。午前5時、畜舎の片隅で獣医師が懐中電灯を口にくわえ、診療ノートに何かを走り書きしています。インクが紙のにじみます。飼料を残した1頭の乳牛の立ち方がおかしいため、急いで呼ばれてきたのです。冬にはかじかんだ指で文字がさらに歪みますが、今日見たことを今日のうちに書いておかなければ、明日には思い出せません。紙の上には牛の番号と体温、判読しにくい薬品名がいくつか、そして本人にしか分からない略語が混在しています。本人でさえ1か月たつと、その略語が何を意味したのかおぼろげになります。このノートはその日1日で終わりません。畜舎の引き出しには似たようなノートが何年分も積まれ、屠畜場から送られた衛生検査表や農場主が手書きした飼育日誌まで入り交じっています。3か月後にその牛が再び病気になれば、この落書きのような文字を読み返すのは別の獣医師かもしれません。

この走り書きを機械に読ませるには、2つの段階が必要です。まず、光学式文字認識や手書き文字認識装置が紙上の文字をテキストに変換します。次に、すでにテキスト化された記録から、自然言語処理モデルが病名、投与薬、症状、ワクチン接種日を見つけます。BioBERTは生物医学文献で学習した言語モデルですが、手書きの画像自体を読む装置ではありません。文字認識が間違えば、後の分析も一緒にずれます。記録が正確に整理されれば、どの牛に、どの抗生物質を、いつ投与したかを調べ、出荷前に休薬期間を確認する作業が容易になります。咳の音とアンモニアセンサーの値が同じ時刻に動いたという文章も作れます。しかし、2つの値が並んで変化したという事実だけで、アンモニアが咳の原因だと断定することはできません。農場主は表の1行、文章の1行を読んだ後、元データと家畜をもう一度確認しなければなりません。

精密畜産プログラムは、センサーから得た数字をグラフで示すところから始まりました。点と線が画面いっぱいに降り注ぐと、まず目が疲れ、農場主は何をすべきかを自分で判断しなければならませんでした。次に示すのは、言語モデルを組み込んだ意思決定支援システムが目指す架空の利用場面です。ある酪農家の事務所で、農場主が105番の乳牛の体温、反芻時間、生乳の乳脂肪率と乳タンパク質率をまとめて説明するよう求めます。画面は、最近反芻時間が減り、乳脂肪率と乳タンパク質

率の比が上がっていると示し、ケトーシスを含む代謝性疾患のリスクを確認するように促します。飼料の比率をすぐに変えるような処方はありません。獣医師が血液と乳の検査、分娩後の経過、飼料摂取量を確認したうえで、診断と給餌調整を決めます。泌乳曲線、繁殖周期、飼料配合プログラムがデータを分け合い、言語モデルが結果を1つの文章にまとめるマルチエージェント構造も研究されています。まだ酪農現場で広く検証された運用標準ではありません。農場主に届く報告書は、獣医師の診察を早めるメモであって、診察に代わる処方箋ではありません。

こうした回答を出すには、コンピュータがもっともらしい文章を無制限に作り出しではいけません。一般的な対話型AIは、事実と異なる内容を事実のように語るハルシネーションを起こすことがあります。畜舎では、飼料添加剤の配合比率や処方が一つ間違っただけでも、複数の牛の健康と生乳の品質に影響が及びかねません。それを減らすため、一部の研究と試作品は、検索拡張生成（Retrieval-Augmented Generation）、英語の略称でRAGを試しています。検証済みの論文と農場のセンサー記録を先に探し、その内容を基に回答を作る方法です。回答に参考文献と記録の位置を付ければ、獣医師が原文を開いて確認しやすくなります。しかし、検索された文書が質問に合っていなかったり、モデルが文章を誤って転記したりすれば、出典付きの誤答も生まれます。RAGは確認の道を広げる仕組みであって、診断の正確性を保証する封印ではありません。

むろん、この方式がいつも正解を出すわけではありません。反芻時間が減るという1つの症状だけを見れば、ケトーシスの可能性もあれば、一時的な消化不良や発情が始まった合図の可能性もあります。言語モデルには、学習した論文のうち事例の多い側に傾く性質があり、よくある答えをこの牛にもそのまま貼り付ける危険があります。学習に使われた論文の大部分が米国や欧州のホルスタイン乳牛のデータに偏っているため、韓牛のように韓国で主に飼育される品種を扱うと、飼料配合や適温の基準が少しずれる可能性が高くなります。獣医師が手で走り書きしたメモを言語モデルが最初から読み間違えれば、その後どれほど精密な検索と計算を重ねても、最初に誤読した1文字が最後までついてきます。コンピュータが書く文章は、正しいときも間違っているときも、同じように滑らかで自信に満ちて聞こえます。声に抑揚もためらいもないため、農場主が声だけでこの回答を信じてよいかを判断するのは困難です。畜産専用の言語モデルをゼロから学習するには、数十万件の論文と農場記録を整理する必要があり、その作業を支えるサーバー費用は小規模農家が単独で背負うには重すぎます。さらに、この農場固有の飼育記録が外部企業の学習データに併用されていないかも確認すべき問題として残っています。

例えば、ある韓牛農家で1頭が急に飼料を拒み、腹部が膨らんだとします。AIは、学習した論文の大部分が扱う一般的な原因、すなわちルーメンにガスがたまる鼓脹

症を疑い、消化剤の投与を勧めるかもしれません。ところが本当の原因が、数日前に新しく入れた稲わらに生えたカビで、この牛だけが極端に敏感に反応したのだとすれば、論文に頻繁には出てこないこの事情をAIは見抜けません。そうなると、獣医師が畜舎に入り、稲わらの匂いを直接かぎ、白く生えたカビを自分の目で確認して初めて真の原因が明らかになります。どれほど論文が多くても、この畜舎でしか起きなかった未知の出来事の前では、まだ人の鼻と目の方が正確です。そのため、診断の理由を目に見える形で示す技術が続けて開発されています。

深層学習で病気を予測するAIは、精度が高くても、なぜそう判断したのか内部を見るのが難しいことが少なくありません。これをブラックボックス問題と呼びます。この問題を扱う説明可能AI（Explainable AI, XAI）にはLIMEとSHAPという手法があります。この2つの手法は、反芻時間、乳成分、体温などの入力値が、特定の予測をどの方向にどれだけ動かしたかを推定します。この値はモデルの予測を説明する数値であって、病気の原因を分けた割合ではありません。カメラ映像にはGrad-CAMを用い、モデルが判断時に強く参照した領域を赤いヒートマップで表示できます。獣医師は印の付いた乳房やひづめの部位を直接調べ、判断が正しいかを確認します。赤く表示されたという事実だけで病気が確定するわけではありません。説明画面は、どこから検査を始めるかを示す補助資料であり、治療と飼料の変更は臨床検査と人の判断を経て決める必要があります。

こうした問題を減らす研究方向の一つが、企業のサーバーまでデータを送らず、畜舎内の小さなコンピュータで動く小規模言語モデル（Small Language Model, SLM）です。クラウドに写真や音声を送る量を減らせ、インターネットが切れても動く余地があります。しかし、機器内で処理すれば情報が自動的に安全になるわけではありません。アクセス制御、暗号化、更新管理も必要です。写真、音、文章を一度に読むマルチモーダルモデルも研究されていますが、咳の音、歩様映像、診療記録を一つに統合した畜産システムが現場で広く検証される段階には至っていません。モデルを小さくしながら性能を保つこと、韓国語の方言を理解できるよう学習させることも課題として残っています。

これほど高度なAIでも、韓国の畜産現場の言葉遣いを前にすると、しばしば言葉に詰まります。80歳を超えた農場主が「牛がどうもぐったりしている」、「うちの地域ではこんなときに米ぬかを食べさせる」といったように、地方の訛りや古い表現で症状を説明すると、標準語と英語論文中心に学習した言語モデルは、その言葉を見当違いに解釈する可能性があります。飼料をある地域では「ソジユク」、別の地域では「ヨムル」と呼ぶように、同じ物でも地域ごとに名称が異なります。人が理解できなければ聞き返せば済みますが、AIが誤解したまま飼料供給機や換気装置に指示を出せば事故につながります。そのため、音声応答と機器制御の間には人の確

認手順が必要です。農村振興庁は2025年、ネイバークラウドと提携して農業AIエージェントを公開しました。農業従事者に営農情報を提供し、写真から病害虫を識別する初期サービスでした。畜産の方言を理解したり、畜舎の機器を制御したりする機能まで検証したという資料ではありません。AFPRO 2026では、AIとロボットが栽培から畜産・食品加工へ広がる事例が紹介されました。長い年月の間に身に染みつけた方言や畜産特有の隠語をコンピュータが完全に理解する仕事は、まだ残っています。

早朝、あの獣医師が再び畜舎を出るとき、今度はたった今診療した内容がタブレットの画面に自動的に整理されて表示されます。病名、処方、次の訪問日まではつきりと記されています。以前なら事務所に戻り、書類棚をしばらく探してようやく出てきた情報が、いまでは1つの画面にすべて集まっています。そうして節約した時間の分だけ、獣医師は次の農家へ急いで車を走らせられます。ただし、つい先ほど農場主が方言混じりの声でつぶやいた一言、「こいつは今日に限ってみようにはぼんやりしているな」という言葉は、どの記録にもきちんと移されていません。獣医師もその言葉の半分ほどは推測で理解しただけです。それでも彼は笑って分かりましたと答え、次の往診で再び来て自分の目で確かめようと心に決めます。言葉を理解するAIが診療記録、論文、センサー数値までを巧みに結び付ける一方で、この畜舎で50年以上牛を見てきた人の言葉遣いを言語モデルがすっかり理解する日は、いつ頃来るのでしょうか。

出典・参考文献

- 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>

農村振興庁. (2025). ネイバークラウドと提携、農業分野の人工知能（AI）エージェントを初公開. 農村振興庁.

https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000805404

VentureSquare. (2026). AIが農場を越えて食卓へ、農食品AX時代を開いたAFPRO 2026. VentureSquare.

<https://www.venturesquare.net/1098971>

Tech42. (2026). 衛星とAIが栽培を支え、ロボットが収穫・屠畜する：AFPRO 2026で見た農業の進化. 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

メタン、福祉、そしてデータの所有者

次に描くのは、環境センサーとメタン測定装置の機能を1つの畜舎に集めた架空の場面です。午前5時、飼料運搬車が通る音もまだ聞こえない豚舎で、換気扇の羽根だけが低い音を立てて回っています。この中では数百頭が一緒に過ごしているため、それぞれの息遣いが混じり合い、低いつぶやきのように聞こえます。高さ約1メートルの壁に横並びで取り付けられた複数の電気化学式センサーが、アンモニア、二酸化炭素、腐った卵のような臭いで知られる硫化水素の濃度を同時に測っています。アンモニアの値は18.5 ppmを示し、その数字は1分ごとに更新されます。画面の片隅でメタン濃度のグラフが緩やかに上向きに曲がると、ゲートウェイと呼ばれる現場制御装置が換気ファンの回転数を上げます。畜舎の外の温度計が氷点下を示す冬の早朝でも、この判断に人の手は介在しません。窓の外はまだ真っ暗で、計器盤の光だけが輝いています。人がまだ布団の中にいる時刻に、畜舎はすでに呼吸を整えているのです。牛を飼う牛舎へ歩を進めると、風景は少し変わります。1頭の乳牛が自動搾乳機の横の飼槽に頭を入れ、その上に吊られた箱型の装置が牛の吐く息を吸い込んでいます。GreenFeedと呼ばれるこの装置は、牛が数分間飼料をかんでいる間に、げっぷと共に上がってくるガスを測り、すぐにサーバーへ送ります。

これらすべての場面をひとまとめにする名称があります。精密畜産（Precision Livestock Farming, PLF）と呼ばれるアプローチは、センサーとインターネットにつながった機器、いわゆるモノのインターネット（Internet of Things, IoT）を畜舎の隅々に配置し、家畜一頭一頭の状態をリアルタイムで読み取る方式です。個々のセンサーは安価でありふれた部品ですが、その信号を集めて読み取る目はますます精密になっています。家畜の身体に付けるセンサーと畜舎の壁に埋め込まれたセンサーをすべて合わせると、データを次々に生み出しているのは、もはや人ではなく牛や豚です。当初は乳量と食肉重量を増やすことに焦点が当たっていました。しかし、温室効果ガスと悪臭に関する苦情が畜産業全体を圧迫する問題に大きくなると、同じセンサーと同じデータが、今度は削減と検証というまったく別の任務まで担うことになりました。

牛がげっぷと呼気と共に排出するメタンは、ルーメン内で微生物が草と飼料を発酵させる間に作られます。IPCC第6次評価報告書の100年値では、非化石由来メタンの地球温暖化係数は二酸化炭素の約27倍です。この値は、どの時間範囲を選ぶかに

よって変わります。GreenFeedは牛が飼料を食べている間に呼気を集め、メタンを測定します。手持ち式のレーザーメタン検知器（Laser Methane Detector, LMD）は、離れた場所からメタンの光路積分濃度を測る装置です。牛の鼻先で一度測った値が1日の排出量になるわけではありません。距離と測定時間を揃え、数日間繰り返して初めて個体間を比較できます。精密な基準値を得るには密閉型呼吸チャンバーが使われますが、費用が高く、数千の商用農場に設置するのは困難です。そこで研究者は、温度と湿度、二酸化炭素とアンモニアの濃度、飼料摂取量、糞尿のpHと電気伝導度をまとめてメタン濃度を推定する機械学習モデルを試しています。韓国のある研究は、2024年7月の1か月間に1か所の豚舎で5分間隔で集めた8,923件を比較しました。ヒストグラムベースの勾配ブースティングモデル（HistGB）の決定係数（ R^2 ）は本文の記載で0.835、二乗平均平方根誤差（RMSE）は3.899 ppmでした。この結果は、その豚舎におけるメタン濃度の予測性能を示します。排出量や排出フラックスを測定した結果ではなく、学習と検証にはメタンセンサーの値が必要でした。他の農場、季節、畜種で改めて検証するまで、月別排出報告や測定・報告・検証にそのまま使うことはできません。

アンモニアは糞尿から発生する刺激性ガスです。欧州連合の高密度ブロイラー飼育規則は、鶏の頭部の高さでアンモニア濃度を20 ppm以下に保つよう定めています。この数値は、豚と鶏のどちらにも同じ時点から炎症が起き始めるという普遍的な生物学的基準ではありません。影響は畜種、年齢、濃度、暴露時間によって異なります。濃度が高く、暴露が長くなると、目と呼吸器が刺激され、病気と生産性低下のリスクが高まります。この空気を吸うのは家畜だけではありません。畜舎で長時間働く人にも、目や喉の刺激、頭痛が生じることがあります。冬に戸を閉めて換気が減るとアンモニアがたまりやすいため、センサーによる連続測定が必要です。人の鼻は臭いに慣れますが、電気化学式センサーは濃度の変化を記録し続けます。糞尿貯留槽をかき混ぜるときに急上昇する硫化水素はさらに切迫した危険を生み、高濃度では人がすばやく意識を失うことがあります。

炭素を減らしたという言葉は、誰かが確認しなければ主張にとどまります。排出量を測定し、報告し、検証する測定・報告・検証（Measurement, Reporting, and Verification, MRV）の手続きが必要な理由です。精密給餌（Precision Nutrition）は、個体ごとの体重、乳量、反芻時間を見て、必要なタンパク質とエネルギーに合わせようとする方式です。飼料の損失と糞尿中に流出する窒素を減らし、生産物1単位あたりのメタンを低減できる可能性があります。効果の大きさは畜種、飼料、農場条件に応じた現場試験で別途確認しなければなりません。生乳の中赤外線（Mid-Infrared, MIR）スペクトルと脂肪酸成分からメタンを推定する方法もあります。これはメタンを直接測る装置ではなく、品種、飼料、産次に合わせた補正式を通す

代理指標です。センサーとモデルが作った数字だけで排出量取引クレジットが生まれるわけではありません。韓国で外部事業の削減量を取引するには、承認済みの方法論、ベースライン、追加性、事業登録、モニタリング、検証、認証の手続きを経る必要があります。畜産物の認証も、所定の削減基準と先行要件を満たす必要があり、認証マークが同じ肉や乳の価格上昇を保証するわけではありません。畜舎内の数字が取引や包装のマークにつながるまでには、その間に長い行政手続きと市場の選択があります。

このように蓄積される数字は、誰のものなのでしょう。体重と歩様、飼料摂取量と乳成分、獣医師が訪れた日と薬品の記録まで、どこかのサーバーに保存されます。そのデータを実際に誰が所有し、どこで再利用できるかは、契約書の裏面に数行だけ書かれていることが少なくありません。2022年の農業データ研究では、回答した農家の74%が契約条件を知らず、55%は十分な説明を受けないまま契約書に署名したと答えました。農家が懸念しているのは、飼育記録の再利用範囲を制御できず、機器を交換する際にデータを丸ごと移せない状況です。こうした心配を減らす技術の一つが連合学習（Federated Learning, FL）です。元データを農場の機器に残したまま、各機器が計算したモデル更新を集めて共通モデルを学習します。外に出るモデル更新は自動的に暗号化されるわけではなく、元データの一部が推測される危険もあります。安全な集約、差分プライバシー、暗号化などの保護策が別途必要です。コンソーシアム型ブロックチェーンは、許可された参加者が取引履歴を共同で保管することで、事後の変更を困難にし、変更の痕跡を追跡します。それは、どの記録も決して消去や修正できないという意味ではありません。メンバーのルールとプライバシー法規に合った訂正手順が必要です。技術はデータ移動のリスクを下げられても、契約書を変える力は農家の交渉力と制度から生まれます。

家畜の面倒を見るという言葉の基準も変わっています。家畜福祉は長年、空腹と渇き、痛みと恐怖から解放する「5つの自由」（Five Freedoms）を中心に説明されてきました。五領域モデル（Five Domains Model）は1994年に提唱され、2015年にはポジティブな福祉状態を取り入れるよう拡張されました。栄養、環境、健康、行動を調べ、その影響が精神状態にどう現れるかを評価する枠組みです。動物は苦痛がなければよいだけの存在ではなく、快適さや喜びも経験できるという視点が加わりました。環境の領域では床と空間を見、行動の領域では他の個体と交流するか、1頭で休むかを選ぶかを見ます。カメラとマイクで病気の初期サインだけでなく、心地よく横たわる姿勢、探索行動、発声を区別し、ポジティブな状態を読み取ろうとする研究も続いています。しかし、1つの行動信号が満足や喜びをただちに証明するわけではありません。こうした観察が福祉を目的とした結果なのか、生産性指標のリストに項目を1つ追加しただけなのかという疑問は残っています。

しかし、福祉を精密に測る技術は、反対方向の危険も大きくします。研究者は、精密畜産が家畜福祉に与え得る脅威を12項目に整理しました。家畜が画面上の数字としてだけ扱われること、頻繁な警告に人が慣れてしまうこと、装置が身体を傷つける危険もその中に含まれます。フランスの25農場を訪れた質的研究では、一部の農場主が、センサーとカメラのために家畜と過ごす時間が減る可能性があると言いました。ほかの農場主は、技術が観察を助けるため関係は悪化していないと答えました。一方の経験だけですべての農場を判断するのは難しいのです。耳標や首輪も、合わない付け方をしたり、長く点検しなかったりすると、圧迫、擦過傷、炎症を残すことがあります。家畜の状態を測る装置が逆に家畜を痛めないよう、装着状態を手で確認する必要があります。画面と畜舎の距離を縮める仕事は、センサーの性能だけでは終わりません。

メタンやアンモニアといった空気中の数字、人の呼吸器の健康、家畜の精神状態は、異なる書類に別々に書かれがちです。この3つを1つの画面に並べて見ようとする考え方にも名前があります。ワン・ウェルフェア（One Welfare）と呼ばれるこのアプローチは、家畜の福祉、人の生活、地球の空気は、ばらばらに存在するものではないと考えます。畜舎の排気口から出た1つの数字が大気に広がり、その大気が再び人の肺へ、同じ空気が家畜の肺へと続くと考えれば、この3つを分けて見る方がむしろ不自然に思えます。ゲートウェイの画面に表示される数字は一つひとつ、実はそれほど遠くまでつながっています。

日がすっかり暮れると、畜舎の照明が一つずつ消え、ゲートウェイの画面だけが暗闇の中で青く光っています。夏の夕方の空気には、乾いた稲わらと飼料の匂いが混じっています。農場主は懐中電灯を手に、畜舎を最後にもう1周します。アプリを開けば、その日1日の全個体の体温、活動量、飼料摂取量はすでに整理されています。それでも農場主はいつもどおり、1頭ずつ目を合わせ、背をなでます。乳牛には、その手がデータを確認しに来た手なのか、ただ挨拶しに来た手なのかは分かりません。懐中電灯の光の下で二度まばたきをし、再び飼料をかみ始めるだけです。排気口側の計器盤ではアンモニア濃度が依然と1分ごとに変わり、その横では牛の反芻の音だけが暗闇の中に低く続いています。遠くの道路を通るトラックの音が一瞬間こえますが、すぐに秋の虫の声に埋もれます。

出典・参考文献

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., Çakıllı, A., Pérez, J. F., Pçak, 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>

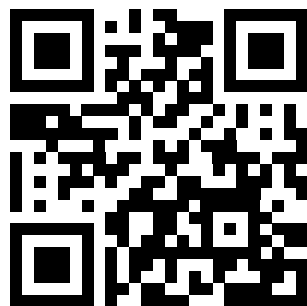
Tuytens, F. A. M., Molento, C. F. M., & Benaissa, S. (2022). Twelve threats of precision livestock farming (PLF) for animal welfare. *Frontiers in Veterinary Science*, 9, 889623.
<https://doi.org/10.3389/fvets.2022.889623>

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>

大韓民国. 温室効果ガス排出権の割当て及び取引に関する法律 第30条.
<https://www.law.go.kr/LSW/lsLinkCommonInfo.do?chrClsCd=010202&lsJoLnkSeq=1030183593>

この本を支援してください

この本が役立ったと感じられたら、今後の翻訳、公開版、オープンなAI知識プロジェクトをPayPalでご支援ください。



PayPal

<https://paypal.me/kimkjkj>

QRコードを読み取るか、上のリンクを開いてください。