

智慧畜牧

人工智能走進畜舍

金京鎮 律師

本書由人工智慧整理製作。

內容彙集並整合了以世界主要語言撰寫的資料。

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

上方連結是本書製作時所參考資料的公開NotebookLM資料庫。任何人都可以自由存取與使用。

目錄

第1章	精準畜牧與畜牧數位轉型
1.1	畜牧業的數位轉型（DX）與農業4.0典範
1.2	智慧畜牧系統的4層架構：感測、傳輸、分析、執行
1.3	邊緣運算、雲端與聯邦學習
第2章	多模態感測與監測
2.1	電腦視覺與物件偵測演算法
2.2	身體穿戴式感測器與物聯網生理資料
2.3	不接觸也能測量的技術：熱影像、光譜、聲音
第3章	健康與疾病預測、繁殖與營養
3.1	提前察覺疾病的人工智慧
3.2	讀懂發情與分娩的眼睛
3.3	測量身體的相機：體況評分與體重估測
第4章	各畜種人工智慧現場案例
4.1	乳牛與韓牛：擠乳機器人與虛擬圍欄
4.2	豬：讀懂姿勢的相機與計數咳嗽聲的麥克風
4.3	雞：如何在數萬隻中看見一隻
第5章	數位孿生與永續性
5.1	數位孿生：建在電腦裡的畜舍
5.2	聽懂語言的人工智慧：生成式AI與大型語言模型
5.3	甲烷、福祉與資料的主人

第1章

精準畜牧與畜牧數位轉型

1.1

畜牧業的數位轉型（DX）與農業4.0典範

這是根據多項研究與現場資料重構的虛構場景。凌晨4點，畜舍屋頂上的星星還沒沉下去。牛舍裡的空氣帶著寒意，每頭牛都以不同姿勢反芻。人還沒有來。擠乳室一角，機械手臂靜靜停著，等待下一道指令。玻璃窗另一頭的白霧來自呼出的氣，黑暗中只剩冷卻機低低的嗡嗡。不知何處傳來飼槽被推動的喀啦聲，遠處的狗吠了一聲便歸於寂靜。這時，站在3號欄位的乳牛頸上，一枚小型裝置閃了兩下藍光。畜舍外的辦公室電腦螢幕上隨即出現警示，這頭牛的反芻時間比平常短。

人還沒有張開眼，機器已經在推測它體內正發生什麼事。

僅僅10年前，這種景象還只會出現在科幻電影裡。當時，管理畜舍的人提著手電筒巡視牛舍，用雙眼觀察牛的狀態，還會用手觸摸糞尿來判斷健康情況。如今，安裝在天花板上的高畫質攝影機、收音麥克風，以及附著在頸部與耳部的無線裝置，整天記錄家畜的呼吸與步態。資訊通信技術、物聯網（Internet of Things, IoT）和人工智慧進入農場核心的這股潮流，被稱為畜牧業的數位轉型（Digital Transformation, DX）。

人們把它納入農業4.0的宏觀趨勢中討論，但畜舍裡真正發生的事更為具體：它要分別辨認每一頭牛、每一隻豬和每一隻雞。

世界對牛、豬與雞的需求毫無減退跡象。聯合國糧食及農業組織預測，2050年的肉類消費將比基準年增加73%，乳製品消費將增加58%。2022年，包括雞、鴨和豬在內，約830億隻陸生動物遭屠宰供人食用。可以繼續擴增為農田的土地有限，家畜可用的水也有限。飼養頭數不可能永無止境地增加。

照料畜舍的人逐漸老去，願意接下這份工作的年輕人卻難以見到。參加鄉鎮層級的畜牧業聚會，眼前多半是上了年紀的面孔；子女世代前往城市後不再返鄉，也是許多家庭的日常。畜牧合作社的辦公室裡，徵人啟事貼了幾個月，卻連一通電話都沒有，這樣的故事已不稀奇。

飼料與電費年年上漲。越是依賴進口穀物飼料的國家，飼料成本越容易隨單一匯率起伏。冬季要供暖，夏季要降溫和通風，電費因而猛漲。與此同時，政府對削減甲烷與氨氣的規範日益細密。在國家邁向碳中和的計畫裡，畜牧業被指為甲烷高排放產業。

一頭反芻牛每日排出的甲烷並不少，因此測量與降低排放量，如今本身已成為畜牧經營中不可或缺的工作。

口蹄疫和禽流感等傳染病一旦爆發，整間畜舍可能在幾天內徹底消失。撲殺卡車停在村口的景象，如今已不陌生。人類雙眼能夠觀察的家畜數量有明確上限，然而必須照料的家畜，早已從數百頭、數百隻增至數萬隻。

問題是，疾病總是無聲地來襲。乳牛的乳房炎，或是因足腿疼痛而跛行的症狀，等到外觀上看得出來時，病情通常已經進展了一段時間。當牛咀嚼飼料的下顎節奏只有極微幅度的放慢，人的眼睛很難捕捉那細小差異。乳量旋即下降，治療費卻像雪球一樣愈滾愈大。像把同樣的飼料一勺勺分給整個牛群般的統一餵飼方式，也有同樣的漏洞。對需要多吃和只需少吃的牛不加區別，擺上一樣的飯菜，剩餘飼料就這樣被丟掉，糞尿中的氮與磷則流入河川和土壤。

為了跨越這些限制，人們開始推動精準畜牧（Precision Livestock Farming, PLF）。精準畜牧是運用感測器、攝影機與人工智慧，每天24小時不間斷地觀察每一頭、每一隻家畜的身體狀況和行為的管理方式。過去，人們把整棟牛舍、豬舍或雞舍當成一個平均值來照料。精準畜牧打破這個平均值，將編號17與編號18的牛視為不同個體分別管理。若要比喻，就像一間曾經用同一張處方處理整間病房的醫院，改成逐一查看每名病人病歷的醫院。

舉個例子。編號17的牛每天能產出超過40公升的牛乳，是高產個體，必須吃較多穀物飼料才不會變瘦。編號18的牛年紀較大，乳量已經下降，吃下同樣分量反而會變胖，進而加重蹄部負擔。換作以前，兩頭牛使用同一座飼槽，吃的也是同一種混合飼料。在精準畜牧系統中，頸部感測器讀取每頭牛的識別編號，餵飼器便會自動向不同個體提供分量與配比各異的飼料。

群養豬的情況也類似。在安裝電子餵飼器的豬舍裡，每頭母豬必須單獨走進餵飼亭，飼料才會落下。機器讀取牠頸上的標籤，只供應符合這頭豬體重與懷孕階段的飼料分量，再打開門。這也是同舍飼養卻不會同時出現過胖豬與過瘦豬的原因。

新舊兩種方式的差異，從外觀也一目了然。過去，人每天用眼睛巡視一、兩次，再用手把狀況寫在紀錄簿上。現在，感測器、攝影機與麥克風日夜不停地累積資料。過去要等發病後才行動，屬於事後應對；如今重心已轉向發病前先行預測並採取行動。

精準畜牧以三個步驟運作：蒐集資料、分析資料，最後協助人們做出決策。配戴在動物身上，或安裝在畜舍裡的感測器、攝影機與麥克風，在第一階段收集體溫、聲音和步態。人工智慧逐項讀取資料，學習該個體平日的樣貌，找出偏離常態的徵兆。接著，系統會在農場主的智慧型手機上顯示具體文字，例如「3號牛的反芻時間在1天內減少22%，疑似乳房炎初期」，也可以自行操作自動餵飼器與通風風扇。

農場主看到的螢幕，並不是堆滿複雜圖表的版面。很多系統只用綠、黃、紅三種顏色，讓人一眼看懂此刻畜舍的狀態。綠色表示與平常相同。黃色是需要繼續觀察的訊號。紅色則表示現在就得趕去查看。這個把複雜數字轉成一種顏色的小小裝置，讓不熟悉電腦的年長農場主，也能用一支智慧型手機查看整間畜舍。

只看精準畜牧人工智慧市場的規模，也能感受到這股潮流的速度。一份市場調查報告估算，精準畜牧人工智慧市場在2025年達27億美元，2026年達34.5億美元，2030年將超過80億美元。韓國也不例外。政府把這股潮流稱為智慧畜牧，並置於政策核心。農林畜產食品部制定《第一次智慧農業培育基本計畫》，擬定了2025年至2029年的路線圖。畜產品品質評價院自2025年6月起運作智慧畜牧專責組織，並於2026年1月宣布智慧畜牧本部成立。

農林畜產食品部2026年5月委任年輕人擔任「智慧畜牧青年支援團」，並頒發委任狀。這是希望將年輕人力與數位技術一起帶進日漸老化的農場。政府出手的原因很清楚：農村的人變少，畜舍的資料則變多。採訪實際現場的政策報導也顯示，引進無線操控監視器與發情偵測器的農場正逐步增加。

在設有擠乳機器人的牛舍裡，牛會自己走進擠乳室。機器人讀取它頸上的識別標籤，調出這頭牛上次的擠乳量與乳房位置。機械手臂計算座標，將擠乳杯準確扣上每一個乳頭。不必經過人手，牛在自己想擠乳時，每天可以擠上兩、三次。

用來監測健康的重要裝置之一，是由牛整顆吞下的瘤胃丸式感測器。這枚形狀像小藥丸的裝置，每隔幾分鐘測量瘤胃的酸鹼值和體溫，再以無線方式傳送。當酸鹼值在設定閾值以下停留一段時間，系統便發出酸中毒風險警報。在寬闊牧場上，結合頸圈上的全球定位系統（GPS）、振動與聲音的虛擬圍籬，可以取代鐵絲網。農場主只要在智慧型手機地圖上畫一條線，便能隨時移動牛群不得越過的邊界。

對豬而言，耳朵承擔著重要工作。安裝在豬舍天花板上的麥克風，從數千隻豬共同發出的聲音中，單獨擷取咳嗽聲。SoundTalks等聲音分析系統會分辨普通的尖叫和呼吸道疾病引起的咳嗽，在人用雙眼看出異常前，就傳達傳染病的徵兆。名為Pig Cough Monitor的裝置也以同一原理運作。攝影機則取代雙眼。名為YOLO的人工智慧辨識技術，無須把路過的豬趕上體重計，便能以立體影像拍攝牠的軀幹、計算體重，並推算適合出欄的日期。

在剛生下小豬的母豬身邊，系統還要監視另一種風險。體型巨大的母豬翻身時壓死仔豬的事故，長年以來一直是養豬戶的難題。天花板攝影機即時疊合母豬姿勢與仔豬位置，如果看到危險姿勢，便在欄舍內響起警報，或利用振動裝置喚醒母豬。

雞的情況又不一樣。一棟雞舍裡擠著數萬隻雞，人不可能一隻隻仔細查看。沿天花板軌道移動的攝影機，整天拍攝雞冠是紅潤還是蒼白、眼睛周圍是否腫脹，再把影像交

給人工智慧。麥克風分別聽取啄食與鳴叫的聲音，再從音高與頻率判斷雞群此刻是感到舒適還是承受壓力。如此收集的聲音與影像資料，也可作為估算飼料攝取量和體重增幅的指標。機器比人的腳步更早察覺雞群的狀態。

提高生產力與讓家畜更舒適，看起來似乎指向不同方向。因為人們容易認為，一邊談的是錢，另一邊談的是感受。但精準畜牧現場累積的資料指向了另一個結論。壓力較少、並在發病前獲得照護的家畜，產出了更多牛乳與肉品。放任家畜受病痛折磨，利潤也留不下來；數字再次證實了這個事實。

一項於2022年至2024年間調查90家乳牛、養豬與養雞農場的研究發現，導入精準畜牧後，乳牛場的原乳產量平均增加13.5%，豬場的每日體重增加量提高15%。生產1公斤原乳所需的飼料，從1.5公斤降至1.3公斤。豬的飼料轉換率則從2.6降至2.2。這是將不同國家與農場合併計算後的結果，不能認為所有農場都會獲得相同幅度的改善。

在同一項研究中，乳牛乳房炎與跛行的發生率從18%降至10%，豬的呼吸道與消化道疾病也從21%降至12%。研究團隊解讀為，這顯示精準偵測與早期應對可能有助於降低疾病負擔。不過，單憑這些數字，無法斷定抗生素使用量也以相同幅度降低。

人的工作也改變了。自動擠乳機器人和自動餵飼裝置接下重複勞動後，管理者可以把更多時間用來照顧出現警報的牛和小牛。前述90家農場的研究報告指出，導入精準畜牧後，家畜福祉指標改善16%至27%。盛夏中午，畜舍內的溫濕度指數一旦超過標準，風扇便強力轉動，細密水霧噴灑在牛背上。同時讀取溫度與濕度的感測器，驅動通風扇和噴霧器，降低熱緊迫風險。能挽回多少原乳損失，則取決於氣候、畜舍結構與降溫設備。

然而，這些故事並非毫無陰影。配置自動擠乳機器人、3D攝影機與智慧通風裝置，需要巨額資金。一台機器人的價格，有時足以相當於新建一間普通小型畜舍的費用。資本充裕的大型農場能夠領先，靠小規模經營維持生計的農家卻難以觸及這些設備。這道差距隨時間推移，有可能不是縮小，而是擴大。政府補助和設備租賃計畫雖試圖填補缺口，但現階段仍是大型農場較有能力率先參與的局面。

警報過於頻繁，也是棘手難題。感測器過度敏感，或畜舍內雜音混入，都可能讓虛假警報一天數十次在智慧型手機上響起。農場主被每天凌晨傾洩而來的通知折騰到直接按下靜音模式，也不是罕見的事。這正是人有時連真正危險的警示也會不經意忽略的原因。近來，人工智慧開始對警報分級，讓真正緊急的訊號優先顯示，以減輕這個問題。

通訊也不總是順暢。山區畜舍的無線訊號經常中斷，牛或豬厚實的身體有時也會阻擋電波。各公司的設備與軟體規格不同，昨天在這家公司的螢幕輸入過的資訊，今天又

必須在另一家的螢幕重新輸入，這種麻煩依然存在。業界部分人士也才剛開始討論制定通用資料標準，藉此減少不便。

還有一種格外安靜的擔憂，來自人與家畜之間的距離。如果只把目光放在螢幕中的數字與圖表，直接看、直接摸家畜所累積的觀察力，很容易變得遲鈍。以往用指尖感受的體溫與肌肉顫動，如今愈來愈多地由螢幕裡的一條圖線取代。這也可能讓人把家畜只當作生產肉與牛乳的機器。但也有農場主說，正因為把反覆餵飼和狀態確認交給機器，他才有餘裕更久地撫摸生病的個體。

讓我們再回到凌晨的畜舍。管理者走下卡車、推開辦公室大門時，夜裡累積的通知已經擠滿螢幕。他伸指按下3號牛的反芻警示確認，卻還是穿上長靴走進牛舍。他把手放在牛的側腹，凝視它起伏的呼吸良久，最後看進它的雙眼，才轉身離開。機器先發現的異常，仍由人以雙手完成最後確認。

資料來源與參考文獻

- 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>

農林畜產食品部. (2025). 第一次智慧農業培育基本計畫 (2025-2029) . 農林畜產食品部.

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

《農民新聞》. (2026年1月12日). 「推廣智慧畜牧」……畜產品品質評價院新設智慧畜牧本部. 《農民新聞》.

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

大韓民國政策簡報. (2026). 智慧畜牧，從現場尋找答案. 大韓民國政策簡報.

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

1.2

智慧畜牧系統的4層架構：感測、傳輸、分析、執行

這是根據多項研究與現場資料重構的虛構場景。凌晨5點，推開畜舍大門走進去，四周還是一片漆黑。幾點微光在黑暗中閃爍。那是編號47乳牛頸上的項圈式感測器、天花板攝影機的紅外線燈，以及牆上氣體感測器的指示燈。吸入的空氣裡，飼料氣味與淡淡的消毒水味同時湧上來。腳下的鋸木屑沙沙作響，內側一頭牛壓低聲音叫了一聲。牛什麼也不知道，只在飼槽前反芻。就在這個瞬間，頸上的裝置仍不間斷測量牠頸部的動作。這間安靜畜舍裡發生的事，看不見的計算遠比眼前的畫面多。

因為從牛身上產生的訊號，要通過伺服器再回到風扇與飼槽，必須穿越4個層級：精密感測層、高速傳輸層、智慧決策層與自動執行層。

編號47乳牛的項圈式感測器裡，裝著兩枚指甲大小的元件。一枚是測量三軸動作的加速度計，另一枚是測量旋轉角的陀螺儀。視裝置而定，加速度計每秒可反覆測量牛頸的動作數次至數十次。這樣的速度，足以以分鐘為單位，分辨牛是低著頭、靜站反芻，還是側躺休息。耳上有電子耳標，用來識別個體編號。每當牛進出畜舍，門邊的天線會自動讀取編號，留下哪頭牛在什麼時候站到飼槽前的紀錄。

日後，這頭牛成為肉品擺進超市陳列櫃，人們便可透過包裝上的追溯編號，連結查詢農場、移動與屠宰紀錄。有些農場還再往前一步，讓牛吞下一枚外形像藥丸的瘤胃丸式感測器。這枚感測器留在胃內，整天測量體溫和酸鹼值，再以無線方式送出。因為會附著在身體上或進入體內，這些裝置被稱為家畜穿戴式感測器。

也有不必觸碰身體，即可觀察牛的裝置。懸吊在天花板的3D攝影機連續拍攝影像，再從中選取出現牛後腿與蹄部的部分送進電腦。這些照片可以看出牛走路時跛得多嚴重，以及從脊柱到臀部累積了多少脂肪。熱成像攝影機用顏色差異，顯示局部表面溫度升高的區域。溫濕度感測器，以及氨氣、二氧化碳與硫化氫感測器，測量畜舍空氣。在豬舍裡，研究用的多麥克風陣列，會從其他雜音中過濾咳嗽聲。擠乳室測得的導電度與體細胞數，則成為辨識乳房炎風險的輔助指標。

單一測量值不會被用來確診疾病。

評定體態分數，如今也不再是人眼的工作，而是攝影機的任務。系統以立體影像讀取從脊柱到臀部的曲線，判斷這頭牛偏瘦還是體脂充足，並評為5個等級。與以往人用

手沿著牛背觸診評分的方式相比，現在可以更頻繁、更一致地取得這項分數。它會成為重新設計飼料配方的第一項依據。

這個精密感測層也有陰影。糞尿濺上鏡頭，攝影機就和閉上眼沒有兩樣。牛在鐵製圍欄上摩擦身體，也可能讓耳標掉落。感測器的讀值會隨時間偏離起初校準的值，因此必須定期校準。畜舍的頭數愈多，牛和牛愈容易重疊站立，攝影機的辨識率也隨之下降。農場管理者必須根據製造商指引與汙染狀況擦拭鏡頭，並確認標籤是否完整附著。感測器再聰明，缺了這雙手，資料也會慢慢開始說謊。

從編號47乳牛頸部得到的數字，不會停在那裡。它會乘著低功耗藍牙、Zigbee，或稱為LoRaWAN的長距離低功耗無線通訊，飛向畜舍某處的閘道器。LoRaWAN只用一枚小電池便能維持數年，一台閘道器覆蓋半徑數公里，足以傳送很遠。截至2025年底，全球連結LoRaWAN的裝置已超過1.25億台。澳洲一家畜牧新創公司，為牧場的牛配戴太陽能充電耳標，重量不到30公克。即使沒有電力供應，只要在閘道器範圍內，便能即時掌握位置。

感測器訊號抵達閘道器前，會先由一片手掌大小的電路板收集。這項工作交給名為ESP32的廉價低功耗微控制器。這片小電路板把感測器讀值發布為MQTT訊息後，閘道器透過訂閱既定主題來收取數值。傳遞可靠度以服務品質（QoS）設定調整。這片電路板必須靠一枚電池撐過數個月，因此對它而言，節省電力比通訊速度更優先。

也可以利用行動通訊業者已經建設的網路。這種方式稱為窄頻物聯網（NB-IoT），農場不必自己搭建閘道器，通訊品質也由電信業者負責，這點與LoRaWAN不同。直接借用農場旁已經立著的基地台，不需新建高塔，也不必新埋電桿。但每月要繳交通訊費，遠離基地台的山區畜舍，也依然存在訊號較弱的缺點。農場有能力自建閘道器，又希望自主監控，LoRaWAN看來比較適合；當地已有良好行動通訊網路，且希望交由電信業者管理，窄頻物聯網則是較實際的選擇。

像攝影機影片這種容量龐大的資料，很難透過這條狹窄通道傳送。因此，需要Wi-Fi 6、4G或5G等頻寬較大的通訊通道。有研究將Raspberry Pi 5與5G模組結合，測試畜舍專用閘道器。在該測試環境中，Wi-Fi的延遲為24.0毫秒，4G為34.7毫秒，5G非獨立組網模式為38.5毫秒。實際數值可能隨農場牆體、基地台距離與網路壅塞程度而改變。低功耗感測器改用LoRaWAN或窄頻物聯網傳送，影像則分配到Wi-Fi或5G，是現實選項之一。

不必在4種方式中固守某一種。對養著50頭韓牛的小型農場而言，只用一個LoRaWAN串聯耳標與溫濕度感測器，看來已經足夠。超過500頭牛的乳牛園區，情況便不同。耳標訊號經由LoRaWAN傳送，閉路電視畫面則經由Wi-Fi或5G傳送，才

能避免兩類資料相互拖累。在行動通訊基地台遠離的山區，同時使用LoRaWAN和衛星回傳比較合適；在靠近城市的平原，依靠窄頻物聯網則較為穩妥。

問題出在畜舍空間本身。鋼骨屋頂和混凝土牆面會反射電波，牛厚實的身體本身也會變成阻擋電波的牆。進入瘤胃的丸式感測器必須穿透牛軀幹傳出訊號，成功率因而可能下降。網路也會偶爾中斷。此時，如果閘道器內沒有能夠暫存資料的儲存裝置，這段時間的紀錄就會消失。

通過閘道器的數字，會集中到伺服器，或畜舍一角的小型電腦。計算從這裡開始。起初，它只是X、Y、Z三軸的加速度值。把這些數值按一天彙總，便會得到這頭牛今天走了多少路的活動量指數。再次分析活動量指數，便會顯示牠反芻了多久、步態是否與平常不同等身體狀態。再疊加畜牧學知識，就能得到建議人工授精時間，或乳房炎風險警示。風險數值會依模型與驗證農場而異。必須依序經過原始訊號、指數、狀態、判斷這四個格子，才會變成人能理解的話。

即將分娩的牛，有時會在半夜開始陣痛。人不可能整夜坐在牛舍裡守候。當活動量與體溫圖線畫出與平常不同的起伏，系統便會發出分娩接近的警示。能提前幾小時通知，取決於裝置、品種與分娩史。

處理影像的系統，會使用即時影像辨識模型YOLO，以及ResNet系列的卷積神經網路（CNN）。它們分辨每頭牛，並從步態中找出跛行。卷積神經網路擅長讀取複雜圖樣，而K近鄰法（KNN）等輕量方法，可在資源不足的裝置上快速運作。用來解讀時間序列的循環神經網路與長短期記憶模型（LSTM），會計算今日活動量與後續疾病或分娩之間的關係。為了讓網路中斷的畜舍也不停止診斷，人們還在研究可於微控制器上運作的超輕量人工智慧（TinyML）。

一項2025年發表的豬舍研究，展現了這個決策層的另一張臉。畜舍內空間狹窄，無法在每個理想位置設置感測器。研究團隊嘗試根據距離對幾處感測器讀值進行內插，先算出空缺處的數值，再於其上疊加時序模型，減少時間造成的誤差。驗證使用了2025年1月至8月收集的34,992筆紀錄。計算值與實際值之間的決定係數，溫度為0.970，濕度為0.978，二氧化碳為0.981，氨氣為0.964。

論文設定的條件是，氨氣感測器的使用壽命約8至12個月，每枚價格60至120美元。研究團隊估計，若將部分實體感測器改為虛擬感測器，可減少感測器相關成本30%至40%。如此補齊的數值，還會在網頁畫面上繪成立體畜舍模型。農場主用滑鼠旋轉畜舍，便能從顏色一眼看出哪個區域空氣渾濁。

然而，這個決策層有一個無法自我解釋的弱點。深度學習模型即使準確率很高，也常常說不出為什麼做出這種判斷。就連在研究農場達到95%以上準確率的模型，移到品種、飼養密度與畜舍結構不同的農場，準確率也往往急遽下降。就連無足輕重的環境

變化，也會讓警報一天響數十次。一夜之間通知響過20次後，從第二天開始，那通知聲就只剩背景雜音。

計算完成，不代表畜舍會自己動起來。判斷必須沿著電線重新向下傳送，通過可程式邏輯控制器（PLC），再抵達真正會動的機器。當系統判斷溫濕度指數（THI）超過標準，通風扇就會提高轉速，同時啟動水流通過的濕簾與細霧噴灑器。風扇開始旋轉後，天花板附近的熱空氣被推出，畜舍內溫度計的讀數明顯下降。推送全混合日糧（TMR）的機器人，會把已放在餵飼台上的飼料向牛的方向推近。負責混合與運送飼料的全自動餵飼機器人，可按飼養群組製作與供應預先設定的配方。

在擠乳室，乳牛自己走進自動擠乳系統（AMS）後，系統會讀取電子耳標，開始擠乳。被判定乳品質異常的牛，擠乳完畢後，自動分流門會打開，引導牠進入隔離區。

在牧場上，有一種把頸圈位置訊號與短暫電刺激結合的虛擬圍籬，也稱為eShepherd。即使沒有鐵線，它也能阻止牛越過邊界。牛接近邊界時，頸圈先發出短促警示聲。牛聽到聲音後仍繼續靠近，才再施加一次微弱電刺激。一頭牛的身體學會這套順序後，日後光聽到警示聲，便會自行轉身。畜舍地面上，稱為污泥刮除機的清潔機器人，會沿固定路徑行進，推走糞尿。

許多農家在這最後的執行層前停下腳步。因為自動化設備價格占了畜舍總投資的最大比重。農場規模愈小，愈難跨過這道門檻。異物卡住或馬達過熱時，機器會直接停擺，有時連整間畜舍的工作也一起僵住。還有一個難題。如果製造擠乳機器人與自動餵飼器的公司使用不同通訊規格，兩台機器即使同在一間畜舍，也無法讀取彼此的資料，只能各自運轉。鏈條斷裂或皮帶打滑後，從那一刻起，飼料不再供應，只會愈堆愈高。

擠乳機器人螢幕上會出現剛擠出的牛乳數值，但餵飼器螢幕上卻不會顯示這頭牛今天還要多吃多少。兩個畫面只看著各自公司的伺服器，彼此完全看不見。

回到這頭乳牛的故事，從一個頸部動作訊號到風扇轉動，最多只需幾秒鐘。感測層產生訊號，傳輸層搬運訊號，決策層讀懂意義，執行層再驅動風扇與餵飼器。風扇轉動後降低的畜舍溫度，再次被感測層的感測器擷取，成為下一次判斷的材料。4個層級轉完一圈，形成封閉迴圈。在人眼看來，那只是一個安靜的早晨。東邊的窗戶開始滲進第一縷陽光。乳牛仍只是站在飼槽前，但在這段時間，畜舍應該已經跑過這個迴圈好幾次。項圈式感測器的綠燈，今晚還會再度閃爍。

資料來源與參考文獻

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

邊緣運算、雲端與聯邦學習

這是根據多項研究與現場資料重構的虛構場景。凌晨3點，乳牛居住的牛舍天花板上，一枚攝影機鏡頭靜靜轉動。農場主還在被窩裡，牛舍內只剩飼槽旁感測器閃爍的紅光，以及牛的呼吸聲。鏡頭每秒拍攝多幅影像，紀錄牛的姿勢、反芻與步態。依解析度、壓縮率與位元率不同，一台攝影機一個月產生的影片可達數TB。如果把這些影片全部塞進網路線路，傳往遠處的伺服器，鄉村農場的通訊線路將承受巨大負擔。

但在這間牛舍，那一幕並沒有發生。因為天花板攝影機旁的小箱子，也就是閘道器，不把影片送出去，而是當場完成計算。在資料產生的現場，也就是畜舍內的感測器、攝影機與小型電腦中完成運算，這種方式稱為邊緣運算（edge computing）。名為YOLO的辨識演算法標出每頭牛的位置，後續的人工智慧模型再分辨牠此刻是躺著、咀嚼飼料，還是因疼痛而縮起身體。系統可以在設定期間內保留原始檔案，也可以立即刪除，只向外傳送必要的事件資訊。

農場主的智慧型手機會收到「3號牛正在休息」、「12號牛疑似熱緊迫」等短句。農場主早晨醒來確認的，不是整夜累積的影片，而是這幾行摘要。

這短暫的延遲時間，與家畜安全直接相連。豬舍的通風扇與細霧噴灑裝置，在合併溫度與濕度的溫濕度指數超過基準線時，必須立刻啟動。盛夏的中午，豬舍內的氣溫有時會快速飆升。訊號經由網路前往遠端伺服器，再取回回覆的往返期間，控制可能延誤，通訊也可能中斷。邊緣裝置在現場判斷感測器訊號，直接開動風扇，因而減少往返與斷訊帶來的負擔。

山區農場還有另一層擔憂。暴雨導致通訊線路中斷，或無線訊號連續幾天不穩，並不罕見。江原道山谷裡的一家韓牛農場，曾在颱風離開後的第二天，網路依然完全不通。即使在這種時候，飼料自動餵飼器、擠乳機器人與環境控制器仍持續運轉。因為牛舍內的閘道器，沒有雲端也能獨立判斷和發出指令。即使網路中斷，農場主仍可把智慧型手機連上牛舍內的近距離Wi-Fi網路，繼續查看牛的狀態。牛不會等待網路恢復。這種鄉村通訊網的缺口，不是韓國獨有的問題。

農機公司與電信業者攜手，把LTE和5G訊號擴展到偏遠農場的計畫，正同時在世界各地展開。

威脅山區農場的，不只是通訊中斷。每年總會有幾個夜晚，颱風或落雷讓整個村落陷入停電。此時情況便不一樣。牛舍內的閘道器在網路中斷時還能獨立判斷，電力本身一旦中斷，這台小電腦也會一起停擺。那是攝影機、感測器與螢幕同時變暗的瞬間。曾撐過斷訊的邊緣運算自主性，在一條電源線前，終究還得等待人的雙手。在電網與通訊網同樣脆弱的山區，這項風險也看來會層層相疊。

邊緣裝置做的工作，與其說是搬運全部資訊，不如說是加以篩選。它不傳送每秒數萬個聲音樣本，也不傳送每秒累積數十幅的影像，而是只選出牛的行為變化瞬間，或數值逸出正常範圍的事件，以短訊號送出。Raspberry Pi或ESP32等手掌大小的電腦，搭載了稱為TinyML的超輕量人工智慧引擎。這個引擎將加速度感測器、體溫計、氨氣偵測器與酸鹼值測量器送來的數值集中在一起，當場指出牛或豬的異常徵兆。

一個戴在頸部的項圈式感測器，同時測量步數、反芻次數與體溫，數值一偏離平常，應用程式便會出現通知。2026年刊於國際學術期刊的一項研究中，搭載Edge TPU晶片的多模態TinyML系統，在將人工智慧模型最多縮小至原來的1/270的同時，仍將反應時間維持在80毫秒以下。

這種不傳送大型檔案，只選出事件資訊送出的方式，稱為事件導向傳輸。加上模型壓縮與低功耗運算，小型機器耗用的電力也會降低。綠色AI（Green AI）與節儉AI（Frugal AI），是涵蓋這類運算與能源節約的更廣觀點。CattleML是一項2026年研究所提出的畜牧輕量推論裝置名稱。這些技術是不同的路徑，目標都是縮小傳出畜舍的資料量，並降低現場裝置的用電負擔。

邊緣負責在畜舍內立即給出答案，遠處資料中心的雲端運算（cloud computing）則需要時間來畫出全景。它把全國多家農場上傳的摘要資訊集中起來，畫出橫跨數月、數年的增重曲線、原乳生產曲線與各季節飼料效率。獸醫可在辦公室的一台螢幕上，並列顯示慶尚道與忠清道的農場，比較哪一邊的牛長得更好，哪一邊的飼料配方在冬天更有利。無須開車趕赴遠處農場，只靠一幅圖表即可估量健康狀態。

雲端調動強大的圖形處理器，以數百萬筆紀錄重新訓練大型人工智慧模型，再把更為完善的模型下載回牛舍的邊緣裝置。資料從下向上摘要後上傳，智慧則從上向下打磨後下載。

邊緣與雲端從一開始做的事就不一樣。邊緣裝置面對的，是每秒傾洩數十幅的影像與源源不絕的感測器讀值，反應在數毫秒至數百毫秒內完成。雲端面對的，則是多家農場篩選上傳的摘要資料、經營統計與診療紀錄，它在數秒至數分鐘內給出答案。邊緣即使在網路中斷後也能獨立運轉，雲端則必須依靠穩定不斷的無線通訊才能動起來。工程師把這種現場與中央互補缺口、共同運轉的架構，稱為混合式邊緣雲端架構。

但農場主心裡的一個角落，依然壓得沉重。他們擔心自家獨有的飼料配比、財務紀錄、疾病史與牛舍影像，經過雲端時會不會落入競爭農場或飼料公司之手。農場主摸索數十年而熟練的飼料配比，是像子女一樣珍愛的秘訣。如果那些數字在網路某處飄流，最後流進隔壁村的農場，任誰都會感到冤屈。這種不安，看來正是實際放慢農家走向智慧畜牧的原因之一。不交出資料，人工智慧也能變得聰明嗎？

這項擔憂有一個名稱：資料所有權問題。每頭牛的每日產量、飼料配方的細微比例、農場的財務紀錄和疾病史，乃至拍攝牛舍內部的影片，這些資料到底屬於誰，可以移交給誰、移交到什麼程度，依然是一條尚未完全畫定的邊界。原始資料一旦傳到外部，後續經過哪裡、落入誰手，農場主很難逐一確認。只交換權重的聯邦學習之所以受到注目，正是因為這一點。

聯邦學習（federated learning）是對這個問題的一種回答。原理出乎意料地樸素：資料留在農場，人工智慧模型則到農場學習後返回。它像是巡迴教師不把學生的筆記本全部收走，而是前往每間教室授課，只寫下當天學到的訣竅帶回去。首先，中央伺服器將同一個基礎模型下載到A農場、B農場與C農場的邊緣裝置。每家農場只用自己的牛群資料，靜靜訓練這個模型。完成訓練後，原始紀錄不離開農場，傳往中央伺服器的是表示模型改變程度的權重數值。

這些數值也可能洩漏資訊，因此需要傳輸區段加密與安全聚合等額外保護機制。中央伺服器將來自三家農場的數字在統計上求取平均，打造出一個整合模型，再分發給所有農場。A農場牛群經歷的疾病訊號，可能成為挽救C農場某頭不知名、未見面牛隻的線索。

這個求取平均的程序也有名稱。因為它把多家農場的數字混成一體，工程師稱之為聯邦平均（FedAvg）。它很像把每班不同的考試成績，合併為全校的一個平均值。但若某家農場聚集了生病的牛，另一家農場卻只有健康牛，即使求得平均，偏差也不會消失。在每家農場資料分佈各異的非獨立同分佈（Non-IID）環境中，整合模型的效能可能下降。

近來，區塊鏈帳本與零知識證明這種密碼學技術，也疊加在系統上。零知識證明是一種不洩露內容，只證明該內容為真的方式。誰在何時傳送什麼數值，都會以不可抹除的形式留在帳本上，即使日後發生爭議，也能回頭查找。為了縮小農場之間因飼養環境和家畜品種各異而產生的資料分佈差異，也就是Non-IID問題，有研究提出使用圖注意力神經網路，先將相似的農場分群後再訓練。換句話說，乳牛場先與乳牛場分成一群，放牧型韓牛農場則先與放牧型韓牛農場分群，然後再學習。

一項套用這些技術的實驗，得到了值得注意的結果。每一輪通訊量為4.25 KB，比對照方法減少97.7%。基本條件下，整合模型的準確率為96.94%。即使在20%的訊號

中加入雜訊，準確率仍超過90%。不過，這是使用公開資料測試的研究結果，不能視為與實際農場的長期效能相同。

2026年3月，一個使用體重紀錄預測牛隻生長曲線的聯邦學習模型，以arXiv預印本形式公開。這個模型結合循環神經網路與多層感知器，從歷史體重紀錄讀取隨時間推移的生長趨勢。它等於借用其他農場的資料，估計某家農場的小牛下個月、下個季節會長多大。考量每家農場的飼養密度與飼料配方各異，也提出在共通模型上另加一層農場專用預測層的個人化方法。但它仍有一項限制：尚不是完成同儕審查的正式論文。

韓國國內的動向也很明顯。畜產品品質評價院設有智慧畜牧專責組織，進行將穿戴式感測器、環境感測器與資料標準連結到農場的支援計畫。他們也在推動農家、學界與民間企業共同使用資料的基礎建設。但這項計畫要真正扎根，終究無法避開「誰要提供多少資料」的問題。聯邦學習試圖回答的也正是這個問題：是否有一條不把原始紀錄集中到同一處，卻能讓所有參與者一起變得更聰明的路？

當然，這張網仍有尚未補齊的破洞。畜舍內的邊緣裝置，是巴掌大小的機器，儲存空間與電力都不充足。長期暴露在高溫高濕空氣、氨氣與塵埃中，電路板可能腐蝕，也可能因過熱造成計算值偏差的故障。防水、防塵與電路保護愈弱的設備，使用壽命愈短，也愈早需要更換。

農場資料的分佈各不相同，也是障礙。韓牛、乳牛、豬、雞，從生理特徵開始就不一樣；即使飼養同一種牛，飼養密度、飼料配方與畜舍結構也每家農場各自不同。擁有寬闊放牧地的山區農場，與把牛密集養在狹窄畜舍的平原農場，即使養的是同一種乳牛，資料的形狀也完全不同。結果，每家農場獨自訓練的模型權重值可能大幅分歧，中央伺服器將這些數值平均化的瞬間，反而可能出現整合模型準確率下降的矛盾。

多家農場完成一次權重往返交換的循環，稱為輪次（round）。每跑完一輪，整合模型就稍微更精準；準確度過了某個時刻後，便不再出現大幅變化。趨近這一時刻的速度，取決於農場多頻繁、多均勻地回應輪次。通訊量愈小，跑完一輪的時間愈短，模型找到正軌的時間也隨之縮短。

通訊完全中斷數小時的偏遠農場，會打亂這個循環的節拍。在等待所有參與者回應的同步聯邦學習中，一家回應較慢的農場就能拉長整體更新週期。實際系統會只選擇部分參與者，或設定回應逾時，並使用不等待遲到農場的非同步學習，減少這個問題。防水、防塵的設備設計，以及把每家農場不同資料格式統一起來的標準，也是許多研究室正在解決的課題。

凌晨的牛舍外，網路訊號依然時好時壞。但閘道器螢幕上，60頭牛的狀態仍清清楚楚逐行出現。同一時刻，遠處的伺服器上，這家農場昨晚送出的幾個數字，正與其他農場的數字靜靜混合。牛舍內還是一片黑暗，牛仍在反芻。

資料來源與參考文獻

- Caria, M., Schudrowitz, J., Jukan, A., & Kemper, N. (2017). Smart farm computing systems for animal welfare monitoring. *Proceedings of the 40th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 152-157.
<https://doi.org/10.23919/MIPRO.2017.7973408>
- Dembani, R., Karvelas, I., Akbar, N. A., Rizou, S., Tegolo, D., & Fountas, S. (2025). Agricultural data privacy and federated learning: A review of challenges and opportunities. *Computers and Electronics in Agriculture*, 232, 110048.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110048>
- Ganesan, L. P., Krishnan, S., & Batumalay, M. (2026). Blockchain empowered federated learning for intelligent analytics in cattle livestock farming. *Frontiers in Blockchain*, 9, 1815609.
<https://doi.org/10.3389/fbloc.2026.1815609>
- Garro, R. J., Wilson, C., Swain, D., Pordomingo, A., & Wibowo, S. (2025). A systematic literature review on the applications of federated learning and enabling technologies for livestock management. *Computers and Electronics in Agriculture*, 234, 110180.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110180>
- Jiang, B., Tang, W., Cui, L., & Deng, X. (2023). Precision livestock farming research: A global scientometric review. *Animals*, 13(13), 2096.
<https://doi.org/10.3390/ani13132096>
- Kaur, J., Hazrati Fard, S. M., Amiri-Zarandi, M., & Dara, R. (2022). Protecting farmers' data privacy and confidentiality: Recommendations and considerations. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 6, 903230.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2022.903230>
- Lee, M., Tedeschi, L. O., & Seo, S. (2026). Biosensors in precision livestock farming in dairy production: Decoding animals' needs. *Animal Bioscience*, 39(4), 260154.
<https://doi.org/10.5713/ab.260154>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Wang, J., Dai, B., Li, Y., He, Y., Sun, Y., & Shen, W. (2024). An intelligent edge-IoT platform with deep learning for body condition scoring of dairy cow. *IEEE Internet of Things Journal*, 11(10), 17453-17467.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3357862>
- Wang, S., Ni, M., Liu, W., Chu, V. W., Zheng, B., Kanwal, A., Yang, R. J., Sabir, K., & Chen, F. (2026). Neural federated learning for livestock growth prediction. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2603.28117>
- Zhang, Q., & Kanjo, E. (2026). A multicore and edge TPU-accelerated multimodal TinyML system for livestock behavior recognition. *IEEE Internet of Things Journal*, 13(1), 666-677.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3624811>
- Zin, T. T., & Tin, P. (2026). Computer vision in precision livestock farming: Artificial intelligence-driven technologies and applications for sustainable animal production. *Animal Bioscience*, 39(4), 260165.
<https://doi.org/10.5713/ab.260165>
- Kim Su-hyeong. (2026年5月13日). 擴大穿戴式與環境感測器應用……強化以現場為核心的支援能力. 《畜產新聞》.
<https://www.chuksannews.co.kr/news/article.html?no=271557>

第2章

多模態感測與監測

2.1

電腦視覺與物件偵測演算法

這是根據多項研究與現場資料重構的虛構場景。凌晨5點，乳牛在通往擠乳室的狹窄通道上排著隊。白色的呼氣在通道裡噴吐而出，飼料氣味與牛乳氣味混在一起。牛群中有一頭，原本應該戴在右耳的黃色耳標不見了。昨天牠的頭撞上鐵圍欄，耳標掉落的地方只留下紅色傷口。管理者用手電筒照著，想從牛角角度和步態，也就是靠目測，猜出牠是幾號。後方的牛顯得焦躁，不斷用蹄踏地，只有擠乳機運轉的聲音規律響著。他看過好幾頭外形相似的牛，才終於弄清那頭沒有名牌的牛是誰。

天花板上的攝影機不理會這場騷動，依然在每頭經過的牛臉部輪廓上畫出矩形標記，再在旁邊靜靜標示一個編號，而不是牛的名字。

在耳上穿孔後懸掛的耳標、刺在皮膚上的刺青，以及切割耳緣的耳缺標識，長期以來一直是區分牛、豬與羊的代表性方法。這些方法會在動物身上留下痕跡。耳標可能勾住鐵絲網，或因與其他個體碰撞而被扯落；被泥巴和糞尿覆蓋後，編號也很難讀取。失去名牌，不代表農場帳冊中的個體紀錄會立即消失，但農場必須補上新標籤，並重新連結歷程。後來，也出現了用天線讀取內含無線射頻識別晶片的電子耳標。牛一旦走出天線的讀取範圍，訊號就可能漏接。

人們開始尋找不在身上附加任何東西，不論牛走到哪裡都能以眼追蹤辨識的方法，原因也在此。

準確區分個體，不是為了滿足觀看的樂趣。哪頭牛已經懷孕，哪頭牛最近3天的飼料攝取量比平常少，哪隻豬的體重增幅落後於手足，全都是綁在個體編號上的紀錄。編號一動搖，紀錄也跟著動搖。挑選繁殖成績良好種公牛的育種計畫，沒有準確個體紀錄，甚至連開始都不可能。從牛出生的農場，經屠宰場，一直到走上餐桌，追蹤全部移動路徑的履歷制度，同樣必須以不動搖的個體編號為根基。從流行病學上回溯疾病從哪家農場開始傳播，也是如此。

保險與血統紀錄保留正式個體編號和文件，攝影機讀取的臉部與花紋，則成為補充這些紀錄的另一項線索。

攝影機鏡頭不必觸碰牛的身體，便可繞過這個問題。電腦視覺（Computer Vision, CV）指人工智慧中，從照片與影片讀取物件形狀與動作的領域；其中的物件偵測（Object Detection），則是找出畫面中哪裡有什麼的技術。深度學習（Deep

Learning) 模型讀取牛的臉部骨架，眼、鼻、耳的位置，鼻端皺紋的排列，軀幹黑白斑點的形狀；若是山羊，還會讀取瞳孔中的虹膜紋理。這些外觀在一生中幾乎不會改變。

牛的鼻端皺紋稱為鼻紋，因為它很像人的指紋。研究發現，以尺度不變特徵轉換 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 和卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 共同比對鼻紋，再次辨識同一個體的準確率會大幅提高。預先儲存一張鼻紋照片，下次同一頭牛經過鏡頭前時，系統會再次比對紋理，在幾秒內判定是否為同一個體。

荷斯坦牛等軀幹有黑白斑紋的品種，單靠斑紋排列便能區分個體；孟加拉黑山羊等眼球顏色較深的畜種，虹膜裡的微細血管紋理則發揮指紋作用。為了很難收集數百張照片的稀有品種，也出現了結合少樣本學習 (few-shot learning)、只用少量照片即可學習的鼻紋辨識研究。攝影機發現未登錄臉孔時，向管理者手機發出通知的方式，也已在多家農場使用。在豬舍裡，即使10隻仔豬在狹窄欄內疊在一起，攝影機仍設法不丟失分配給每隻豬的編號。

出生時格外瘦小的仔豬，在兄弟姊妹間增加了多少體重，也可以不重新附上名牌，只用一台攝影機每天追蹤。

即時完成這種辨識的核心演算法之一就是YOLO。它的名稱本身，就是「只看一次」(You Only Look Once) 的意思。舊式方法會對照片進行地毯式多次搜索，逐一確認候選位置。YOLO將一張照片分成網格，以一次神經網路運算預測每個位置的物件與邊界。人預先在每張照片的牛隻位置畫上矩形標記正確答案，神經網路則比較自己畫的矩形與正確矩形，逐步減少誤差。

從YOLOv3、YOLOv5，一路發展至YOLOv8、YOLOv11、YOLOv12，模型體積愈來愈小，速度也愈來愈快。這個系列的效能，常以平均精準率均值 (mean Average Precision, mAP) 表示。它是反映物件位置與類別預測有多準確的分數。2025年的一項基準測試研究報告指出，在將數字標識視為個體類別加以學習的任務中，YOLOv12m模型的mAP50為0.947，mAP50-95為0.911。

在另一項拍攝泌乳母豬的研究中，YOLOv8l模型對站立、側躺與哺乳三種姿勢的分類，F1-score均超過0.90。也有論文在低規格設備上，測試輕量化YOLOv11模型的乳牛偵測與追蹤。Ultralytics於2025年9月預告YOLO26，並於2026年1月宣布正式發布。官方文件列出的YOLO26n CPU ONNX推論時間為38.9毫秒。輸入大小、硬體與執行環境不同，速度也會改變。這個模型在畜舍裡偵測牛或豬的效果，需要另行現場驗證。

要讓這種模型實際投入使用，在背後得投入大量人力。研究人員在把攝影機固定到天花板前，得花幾個月進出畜舍，拍攝數千張照片，再以手工逐張標示牛的位置、品種

與姿勢。如果沒有均勻納入陰暗或陰天拍攝的照片，以及淋雨後斑紋模糊的照片，很容易訓練出只擅長辨識晴天正面照的模型。

YOLO負責回答「在哪裡」，其後負責判斷「這個形狀是什麼」的骨幹，則由ResNet（Residual Network）等神經網路擔任。神經網路的層數疊得愈深，讀取細微圖樣的能力可能愈強，但訓練也更困難，反而可能出現誤差增大的退化問題。ResNet設計了跳過部分層級傳送早先資訊的捷徑，形成即使疊得很深，訓練也不會崩潰的殘差學習（Residual Learning）架構。

低層辨識線條與明暗，中層讀取毛髮質地與斑點邊緣，高層則區分整張臉的輪廓等大型結構。一項將通道注意力（Channel Attention）結合到ResNet-50，用於5種畜種、44個品種照片的研究，報告了品種識別準確率94.3%。將整張影像分成小型矩形區塊加以編碼的視覺Transformer（Vision Transformer, ViT）系列模型，也加入了競爭。

一項以459類牛隻照片進行的比較研究中，ResNet18準確率為95.86%，視覺Transformer為96.27%。兩個模型將正確答案納入前5名候選結果的機率，都超過99%。追蹤眼、鼻、耳周圍座標的Dairy DigiD Detectron2模型，整體加權F1-score為0.92。各類別F1-score分別為懷孕牛與幼牛1.00，成年牛0.96，乾乳牛0.94。

2026年發表的豬隻專用臉部辨識模型DGS-YOLO，則是為了即使在狹窄豬舍內，也能快速分辨個體而設計。

離開畜舍屋頂之下，攝影機也飛上天空。無人機（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）搭載的高解析攝影機，從數十公尺上空掃視寬闊草地，把分散的家畜群集合到同一幅畫面中。太陽還沒升起，無人機只留下螺旋槳聲音，從結著露水的草地升空，已經成為許多牧場不陌生的早晨景色。以往要騎機車或開卡車繞行幾小時才能完成的清點，現在只用一段短影片即可結束。過去騎馬或開卡車把牛隻趕到同一處，給家畜留下了不少壓力。

無人機則保持不會驚擾牛群、不讓牠們四處奔散的高度，同時又不漏掉任何個體。2025年的研究結果指出，即使是混養西門塔爾牛、荷斯坦牛與瑞士褐牛等外形重疊品種的牧場影片，C-DCNN、Xception、VGG19等深度學習模型也能綜合軀幹輪廓、體格和毛色排列，區分品種並統計頭數。2026年夏季，還有一家公司宣稱，他們同時放飛多架無人機，在2小時內清點完大型牧場的9萬頭牛，準確率達99.997%。

但這個數字不是由獨立研究團隊驗證，而是公司自行公布的數值。在濃霧或樹蔭繁多的地形中，是否仍能得到相同數值，還需要繼續觀察。不只濃霧和樹蔭，在深夜漆黑的放牧地，就連形體本身都很難區分，因此愈來愈多農場疊加使用可感測體溫的熱成像（Thermal）攝影機。

從單張照片找出牛，與連續10分鐘用同一編號追蹤行走中的牛，是完全不同的任務。後者稱為多物件追蹤（Multi-Object Tracking, MOT），長期以來由DeepSORT與ByteTrack等演算法擔任。這些演算法會連接每幅影像中取得的位置資訊。它們參考個體前一刻所在位置，先計算下一瞬間可能出現的地方；新影像進入後，把同一編號接續到距離預測位置最近的個體，再對照花紋與外形確認一次。

放牧地上，牛隻彼此間隔較大，這種方式相對有效；狹窄畜舍通道或餵飼台前，情況則不同。個體間距小於一個軀幹寬度的時刻，一天會反覆出現好幾次。牛隻軀幹重疊、相互遮擋的遮擋（Occlusion）一旦發生，計算就開始出錯。在狹小豬舍內，兩、三隻豬纏在一起，騎到其他個體身上時，追蹤程式會在那一刻丟失編號，或將兩個個體的編號完全對調。2026年的一項研究，測試了與深度攝影機結合的Depth-OC-SORT方法。

該論文指出，在複雜畜舍環境中常用的現有追蹤方法，每分鐘會發生10至20次錯換編號的情況。原因不只是彼此重疊。飼料塵埃和沾滿糞尿氣味的濕氣黏結在鏡頭表面，從窗戶射入的陽光角度早晚不同，夜間甚至連照明本身都會關閉。在一家農場、一個品種、一種飼養密度下訓練的模型，直接搬到畜舍結構不同的鄰近農場，識別率往往會急遽下降。例如，只用乳牛照片學習的模型，直接搬到豬舍攝影機時，可能完全無法使用。

除非均勻混合多家農場的照片進行訓練，這項差距很可能難以縮小。懷孕牛或剛開始發病的個體等照片數量本來就少的類別，辨識效能偏低的限制也依然存在。一篇2025年整理這些困難的回顧論文，也把遮擋、環境雜訊與農場各異的飼養環境，指為牽制多物件追蹤的因素。為了填補這道縫隙，研究人員正試驗在天花板同時安裝向下拍攝的深度攝影機與熱成像攝影機，即使看得見的花紋被遮住，也用體溫輪廓繼續追蹤個體。

回到凌晨的通道，那頭丟失耳標的牛，現在只需走過攝影機下方，就能找回自己的編號。管理者不再需要拿著手電筒測量牛角的角度。鏡頭上的一粒塵埃，以及從窗外斜射進來的晨光，依然會擾動計算。但在下一頭牛走進通道前，系統正靜靜重新修正今早的誤差。

資料來源與參考文獻

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>

Çakmakç, C., Turan, M., Çakmakç, 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

身體穿戴式感測器與物聯網生理資料

這是根據多項研究與現場資料重構的虛構場景。凌晨5點，推開畜舍大門時，最先遇見的不是光，而是聲音。牛把鼻子埋在飼槽裡咀嚼飼料，其間夾著「嗶」的短促電子音。一頭乳牛頸上繫著厚實頸帶，它抬頭又低頭時，頸帶內側的綠光以固定節奏閃爍。在人眼裡，這只是搖頭動作；對頸帶裡的小晶片而言，卻是每個瞬間都在變化的座標值。即使在呼氣變成白霧的冬日凌晨，或如蒸籠般的盛夏中午，那道光也不會熄滅。牛走了幾步，頭低了幾次，即使在人熟睡時，頸帶也不停地數著。

這枚晶片名為三軸加速度計。原理與智慧型手機橫放後，畫面會自動轉向的那枚元件相同。它將前後、左右、上下的移動程度分成三條軸測量，疊合這三個數字，便可從波形看出牛現在是低著頭、正在奔跑，還是靜站不動。再加上測量身體轉動速度的陀螺儀，就組成更精密的慣性測量單元，英文簡稱IMU。即使牛自己覺得什麼也沒有做，頸上的元件仍每秒數十次把它的動作轉成數字寫下來。

這些數字抵達人的眼前前，還要經過幾個步驟。項圈裡的晶片先暫存短時間內讀取的加速度值，每隔幾分鐘再打包成一批，搭上無線訊號送出。設在畜舍屋頂或庭院一側的接收器收到訊號後，透過網路線路交給伺服器，伺服器裡的人工智慧模型會讀取波形，分辨這是反芻、攝食還是休息。多種裝置如此互相交換訊號，組成同一個管理網路的方式，稱為物聯網，英文簡稱IoT。判斷結果會立即以通知形式，出現在農場主的手機螢幕上。一頭牛搖了兩下頭的動作，幾秒內就變成人掌心裡的一句話。

下顎緩慢地左右咀嚼、進行倒嚼的反芻動作，與頭探向飼槽快速咬食飼料的攝食動作，從波形外觀就不相同。反芻是圓潤而緩慢的曲線，以固定間隔重複；攝食則是短而尖銳的波形，緊密相連。牛躺到地面時，上下軸數值會猛然下降；重新站起來時，數值又在瞬間跳高。健康乳牛每天通常花400至600分鐘反芻。伺服器看的不是一次固定的下降比率，而是與這頭牛平日基準線相比，反芻時間減少多少，以及變化持續多久。下降一旦持續，系統會用警報提示乳房炎或酮病等疾病的可能性。

波形代替人記錄整天難以守著觀察的下顎動作。

加速度計能區分的動作，不只有反芻、攝食、站立與躺下。牛用身體或頭部用力摩擦牛舍支柱、虛擬圍籬，或用來搔癢的摩擦刷時，波形會呈現另一張面孔。它不是反芻的圓潤曲線，也不是攝食的尖銳反覆，而是高頻率不規則跳動的訊號，在短暫瞬間集

中爆發。即使人站在畜舍另一頭，伺服器也能只靠這一道訊號，立即分辨哪頭牛正在搔癢。

早期感測器將蒐集的數字與閾值比較，用來分辨行為。近來，簡稱CNN與LSTM的卷積神經網路與長短期記憶演算法，同時進入感測器終端與伺服器。準確率會隨裝置位置、行為種類、時間窗與農場環境而不同。即使同樣是90%以上，分辨站立行為的測試，與猜中反芻開始時間的測試，難度也不相同。原本只是幾個數字升降的波形，變成近似一頭牛每日作息表的資訊，這個過程必須考慮這些條件。

行為分類準確率為97%，意味著觀測時間窗或行為事件中有3%判斷錯誤。不能把它換算成每日誤讀的個體數。以分鐘為單位測量反芻時間，也是同一道理。波形不總能乾淨俐落地切分反芻開始與結束的瞬間；牛的下顎誤動幾下，或暫停後又開始咀嚼，實際反芻時間與機器計算時間之間就可能出現誤差。

同一枚加速度計，配戴位置不同，能擷取的動作也不同。頸部項圈式感測器可敏銳讀取下顎動作與頭部角度，因此在分辨反芻與攝食方面，屬於目前準確率較高的方式。耳部耳標式感測器對甩耳或搖頭動作反應更好，同時重量較輕，給牛造成的負擔也比較小。鼻環式感測器連鼻孔進出的呼吸與壓力都能擷取，所以可讀取呼吸率或心跳等更深層訊號。

一項並列比較項圈、繮頭與耳標三個部位感測器的研究發現，走路與站立等大幅動作，不論在哪個部位都容易分辨；動作愈細微，識別率的部位差異就愈明顯。感測器應該戴在哪裡，不是喜好問題，而是取決於想知道什麼的設計問題。

真正戴在牛頸上的項圈裡，還有低功耗藍牙，或稱為LoRa的低功耗廣域無線通訊晶片，將資料送到畜舍的接收器。一項評估項圈式加速度計RUMI的研究，得到了特異度100%、敏感度90.9%的結果。它把沒有發情的牛正確判定為未發情的能力很高，實際發情牛也能約每10頭找到9頭。其他較早的步數計研究中，在沒有發情的情況下響起警報的比率，分佈在17%至55%之間。這些資料的裝置與農場條件不同，不可與RUMI的結果混為一談。

耳部耳標安裝射頻識別，也就是RFID晶片，同時兼作識別標籤。鼻環式感測器仍只在少數農場使用，但以鼻環內部的薄膜，讀取呼吸與心跳造成壓力變化的嘗試仍在繼續。

對在廣闊放牧地吃草的羊與山羊而言，無法掛上沉重設備。因此，主要使用只裝一枚小型加速度計的輕型項圈。羊短促咬斷牧草的動作，與抬頭行走的動作，從波形節奏開始就有明顯差異。只靠這種節奏，便可以推測哪個區域的牧草先被吃光，以及哪隻個體沒有吃飽。也有多項研究，只用一個項圈就分辨出攝食、行走與反芻動作。放牧地愈大，人眼愈難逐一清點，這枚小項圈便接下這份工作。

它與眼睛看不見的虛擬圍籬搭配，羊隻想離開指定區域時，項圈便以振動或聲音讓牠轉身，這種做法也逐漸普及。

豬面對的問題完全不同。豬習慣用充滿好奇的嘴，咬爛所有引起注意的東西，因此耳標可能損壞或掉落。所以豬用電子耳標包覆耐衝擊外殼，裡面的加速度計專注測量母豬站立、躺下的姿勢與速度。剛出生的仔豬，有時會遭體重重得多的母豬壓住。這正是研究持續嘗試同時讀取母豬姿勢與仔豬尖叫、發出危險警示的原因。在養豬場，被咬爛的耳標滾落在鋸木屑地面，也是不陌生的景象。在滿是齒痕的塑膠碎片旁，原本屬於那枚耳標的豬，往往正毫不在意地把鼻子埋在飼槽裡。

也有讓牛吃進口中，沉在胃裡的裝置。讓牛吞下比藥丸大得多的陶瓷膠囊，它會沉到第一個胃，也就是瘤胃裡。它在其中測量溫度與酸鹼值，再以無線方式向外傳送數值。在韓國，名為LiveCare的公司已將這類膠囊感測器商品化。韓國農村振興廳2018年的開發階段說明資料，將疾病、發情與分娩的預測準確率列為約70%，並與肉眼觀察的40%比較。不能把不同條件下的效能，直接適用於今日的所有農場。

加拿大公司Wandering Shepherd宣稱，該公司無線瘤胃膠囊的電池壽命為10年。這是製造商規格，不是長期現場追蹤結果。

人們為「體溫」這一個數字投入如此多心力，原因是一部分傳染病、熱緊迫、發情與分娩過程中，體內溫度會比其他徵兆更早變化，或與其他徵兆同時變化。把溫度與濕度合併計算的溫濕度指數，英文簡稱THI，超過某條界線後，牛可能陷入熱緊迫。陽光曬著牛背，或冷風吹過側腹，皮膚溫度都容易上下波動。放在體內的感測器較少受這些環境影響，但只靠一個體溫值，不能確診疾病或繁殖狀態。

體溫也可以不在胃裡測量。放入待繁殖牛隻陰道內的感測器，同時測量溫度與導電度，尋找發情期出現的變化。也有在皮下或耳後植入小型膠囊的植入式感測器。它們讀取所在部位的溫度；如要估算核心體溫，必須與標準體溫計驗證誤差。目標同樣是體溫，但放在身體何處，會影響測量頻率與能維持多久。

與使用攝影機觀察牛隻的電腦視覺相比，身體穿戴式感測器的優點很清楚。攝影機遇到光線變暗、牛隻相互遮擋，或牛走到畜舍結構後方時，會直接錯過那一瞬間的動作。感測器沒有這種盲區。它掛在頸上、戴在耳上、留在體內，不論牛走到畜舍哪個角落，不論深夜變得多麼黑暗，每天24小時都持續傳出訊號。但走出畜舍大門，真正檢視現場，就會發現只靠這項優點，依然無法解決的問題接連等在前面。

推動所有裝置的力量，是一枚小電池。某製造商列出，使用CR2032電池的藍牙標籤，在0 dBm輸出、5秒傳輸週期、三軸加速度計停用的條件下，最長可維持765天。這不是現場實測，而是固定條件下的產品規格。項圈式感測器每秒讀取加速度計數十

次，還要進行無線傳輸，所以耗電量可能更高。電池耗盡後，必須抓住數百頭牛，取下項圈更換電池。對畜舍工人而言，這絕不是值得開心的勞動。

這種耗電速度，也是無可避免的取捨。加速度計每秒讀取的瞬間愈多，分辨反芻與攝食的波形就愈緊密、愈精細，但電池也愈快耗盡。稀疏抽取樣本以節省電力，情況就會相反：短暫而細微的動作，就會從波形間漏掉。每家製造商在設定採樣週期時，都無法避開這個權衡，結果會直接反映在電池更換週期與行為辨識精度上。

即使電池狀態良好，訊號也不一定完整抵達。牛在狹窄牛舍裡緊貼身體站立時，充滿厚實肌肉與水分的身體，會直接吸收電波。項圈發出訊號，接收器卻什麼也沒有收到的情況，因此發生。盛夏酷熱中，牛為了驅趕蒼蠅不停搖頭，這個動作可能被誤讀為反芻，發出其實不存在的疾病警報。同一項調查也發現，有系統因一條跛行腿打亂整體步態，而誤判為發情。

還有一個很耗人力的難題：感測器從身體上完全掉落。牛常用力把頸部和頭部摩擦鐵圍欄支柱或樹幹，這種摩擦可能鬆開項圈扣，或把整枚耳標扯掉。加拿大一項追蹤4年，涵蓋2,000頭小牛、1,000頭育成牛和700頭成年牛的調查中，小牛耳標保留率超過96%，成年牛則平均為82%。在豬場，豬互咬耳朵的行為也會導致耳標遺失。耳標掉落，不代表農場帳冊裡的歷程會立即消失，但必須再次把個體與紀錄連結起來。

安裝耳標的過程本身，有時也會留下傷口。穿過耳朵裝上耳標的瞬間，炎症可能在軟骨蔓延；蒼蠅等昆蟲可能聚集到傷口，使傷勢惡化。項圈也不絕對安全。扣得過緊，下方皮膚會磨損、剝落，甚至變成潰瘍。為了讀取牛隻動作而配戴的裝置，結果卻在它的身體留下新傷。

為了解決這些難題，各種嘗試仍在持續。無需電池，從牛的體溫或動作發電的自發電項圈，以及就算被咬也不容易損壞的材質耳標，正在實驗室與原型階段接受測試。太陽能充電項圈式裝置，也把加速度計與溫度感測器集中在一起，試圖減輕更換電池的負擔。一份商業市場調查估算，2025年畜牧用穿戴式感測器市場為21.8億美元，2026年至2034年間的年均成長率將達12%。不同調查機構界定的市場範圍與數值各異。目前仍沒有清楚反映美國所有畜牧農場普及率的代表性統計。

即使如此，凌晨推開畜舍大門的人，依然會先伸手摸摸牛頸上的頸帶，確認它今天還安穩地戴在那裡。

資料來源與參考文獻

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

- Alvarenga, F. A. P., Borges, I., Palkovič, L., Rodina, J., Oddy, V. H., & Dobos, R. C. (2016). Using a three-axis accelerometer to identify and classify sheep behaviour at pasture. *Applied Animal Behaviour Science*, 181, 91-99.
<https://doi.org/10.1016/j.applanim.2016.05.026>
- Benaissa, S., Tuytens, F. A. M., Plets, D., De Pessemier, T., Trogh, J., Tanghe, E., et al. (2017). On the use of on-cow accelerometers for the classification of behaviours in dairy barns. *Research in Veterinary Science*, 125, 425-433.
<https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2017.10.005>
- Bikker, J. P., van Laar, H., Rump, P., et al. (2014). Technical note: Evaluation of an ear-attached movement sensor to record cow feeding behavior and activity. *Journal of Dairy Science*, 97(5), 2974-2979.
<https://doi.org/10.3168/jds.2013-7560>
- Canadian Cattle Identification Agency. (2016). National Tag Retention Project final report.
https://www.canadaid.ca/wp-content/uploads/2020/03/Tag_Retention_Project_Final_Report_2016-EN1.pdf
- Feng, W., Fan, D., Wu, H., & Yuan, W. (2024). Cow behavior recognition based on wearable nose rings. *Animals*, 14(8), 1187.
<https://doi.org/10.3390/ani14081187>
- Finstad, D. (2026, February 10). Cool new tools: A look at the Wandering Shepherd rumen bolus. ABP Daily.
<https://abpdaily.com/business-tools/cool-new-tools-a-look-at-the-wandering-shepherd-rumen-bolus/>
- Higaki, S., Miura, R., Suda, T., et al. (2019). Estrous detection by continuous measurements of vaginal temperature and conductivity with supervised machine learning in cattle. *Theriogenology*, 123, 90-99.
<https://doi.org/10.1016/j.theriogenology.2018.09.038>
- Huang, Y., Lv, Y., Xiao, D., Liu, J., Tan, Z., & Li, G. (2025). Behavior classification and rhythm analysis of pigs based on wearable sensors. *Smart Agricultural Technology*, 12, 101457.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101457>
- Kaur, D., & Virk, A. K. (2025). Smart neck collar: IoT-based disease detection and health monitoring for dairy cows. *Discover Internet of Things*, 5, 12.
<https://doi.org/10.1007/s43926-025-00109-5>
- Lansitec. (2026). I3 portable Bluetooth label.
<https://www.lansitec.com/products/i3-portable-bluetooth-label/>
- Lamanna, M., Bovo, M., & Cavallini, D. (2025). Wearable collar technologies for dairy cows: A systematized review of the current applications and future innovations in precision livestock farming. *Animals*, 15(3), 458.
<https://doi.org/10.3390/ani15030458>
- Peng, W., Liu, Z., Zhao, Y., et al. (2025). Research and application progress of electronic ear tags as infrastructure for precision livestock industry: a review. *Intelligence & Robotics*, 5(2), 433-449.
<https://www.oaepublish.com/articles/ir.2025.22>
- Rahman, A., Smith, D. V., Little, B., Ingham, A. B., Greenwood, P. L., & Bishop-Hurley, G. J. (2018). Cattle behaviour classification from collar, halter, and ear tag sensors. *Information Processing in Agriculture*, 5(1), 124-133.
<https://doi.org/10.1016/j.inpa.2017.10.001>
- Salzer, Y., Lidor, G., Rosenfeld, L., et al. (2022). Technical note: A nose ring sensor system to monitor dairy cow cardiovascular and respiratory metrics. *Journal of Animal Science*, 100, 1-8.
<https://doi.org/10.1093/jas/skac240>
- Sankarganesh, D., Krishna Prasad, P. D. S. S. Y., Sujit, S., Thiraviam, A. I. G., & Ambrose, D. J. (2026). Estrus detection in dairy cattle: an updated review on strategies and technologies. *Frontiers in Veterinary Science*, 13, 1807199.
<https://doi.org/10.3389/fvets.2026.1807199>
- Intelevoresearch. (2026). Global livestock wearable sensor market.
<https://www.intelevoresearch.com/reports/livestock-wearable-sensor-market/>
- 農村振興廳. (2018年7月19日). 關於「投入100億開發產品，政府卻用類似品從背後補一刀？」報導的說明.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?dataNo=100000747461&mode=view&prgId=spe_truelike

2.3

不接觸也能測量的技術：熱影像、光譜、聲音

這是一幅根據多項研究與現場資料重新構成的虛擬場景。凌晨五點，懸掛在牛舍天花板上的熱影像攝影機緩緩轉動鏡頭。熟睡乳牛的眼周與耳根在螢幕上浮現為橙色團塊，只有躺在角落欄位的一頭牛顏色格外深。人甚至還沒有打開畜舍大門。值班人員尚未在辦公室的椅子上坐定，伺服器已經獨自翻閱整夜拍下的影像，繼續計算。

這類技術有一個統稱。由於它不接觸身體，只靠訊號讀取家畜狀態，因此稱為非接觸、非侵入式生物資訊測量技術；又因為它細密觀察整座農場，而被歸入精準畜牧（Precision Livestock Farming, PLF）這個大類。即使不配戴耳標或頸圈，也能只靠攝影機與麥克風全天候監看畜舍。在穿戴式感測器仍會遇到耳標脫落、皮膚磨傷與更換電池等麻煩時，這項技術不必在牛、豬或雞身上掛任何東西，就能完成相同工作。

這台攝影機不會碰觸牛隻。它接收從體表放出以及由周遭反射的紅外線能量，再轉換成表面溫度圖。畫面顏色只是設備設定的色盤，紅色並不總是代表同一溫度。在黑暗中看來只是一團黑影的牛眼、耳根、乳房與蹄部，到了紅外線熱影像攝影機（Infrared Thermography, IRT）前，會呈現為不同的溫度區域。血流豐富部位的表面溫度，可作為推測身體狀態的輔助指標。攝影機讀到的數值並非核心體溫本身，因此必須一併校正周遭氣溫、濕度、風、距離與放射率。

乳房炎是足以大幅動搖酪農生計的疾病。發炎時，受感染乳房分區的表面溫度可能改變。有研究用熱影像拍攝進入擠乳室的乳牛眼部與乳房，再以名為CLE-UNet的深度學習模型進行分割。以體細胞數為基準比較時，乳房炎分類準確率為86.67%，敏感度為82.35%，F1值為87.5%。由於這是單一時間點的分類研究，不能說它比臨床症狀提早數日發現疾病。熱影像發出警報後，仍須接續進行體細胞數檢測與獸醫確認。

除CLE-UNet外，多種影像分割與物件偵測模型也正被測試用來定位眼睛與乳房。各模型切取輪廓及尋找溫度區域的方式不同。使用多個模型這件事本身並不會減少誤診，必須在同一批資料上比較敏感度與特異度。與其把熱影像當成確診工具，更適合視為串連乳汁檢驗與臨床觀察的篩檢裝置。

牛藉由出汗散熱的能力有限。在高溫潮濕的日子裡，牠們會喘氣，將體內熱量排向外界。熱影像攝影機可用來測量眼周與耳根的表面溫度。呼吸頻率也能以另一種方式測量。有研究先在一般RGB影片中用DeepLab V3+切出牛隻軀幹，再以視訊相位放大（

Phase-based Video Magnification) 強化細微的胸廓動作；該研究在70段影片中，報告平均呼吸頻率測量準確率為93.04%。在105段熱緊迫影片中則為98.69%。

熱影像與RGB影片可以搭配使用，但並非同一種感測器。

熱緊迫加劇時，眼周與耳根的表面溫度、呼吸頻率及姿勢可能一起改變。人工智慧把這些訊號與溫濕度指數並排比較後發出警報。若只憑一個固定溫度或呼吸頻率判斷，很容易漏掉個體與季節差異。針對山羊與綿羊等反芻家畜，將表面溫度與行為一併讀取以監測熱緊迫的研究也持續進行。

剛出生的小牛很容易罹患牛呼吸道疾病 (Bovine Respiratory Disease, BRD)。肺炎初期，體溫只會略微上升，人手不容易感受到這種變化。若以熱影像自動測量眼球與鼻孔溫度，就不必強行把體溫計塞進口中，也能把生病小牛移開並開始治療。被隔離的小牛會在遠離牛群的欄舍單獨餵食，體內發炎則在此期間以抗生素緩解。蹄部也會發生類似情況。關節炎或蹄部發炎時，周圍溫度會升高；若能抓到這項變化，便可能在牛隻跛行前先行察覺。

人眼看見的可見光，波長大約介於400至700奈米。多光譜與高光譜攝影機會分別拍攝包含近紅外線 (Near-Infrared, NIR) 在內的多個波段。多光譜攝影機挑選少數幾個波段，高光譜攝影機則連續讀取更密集的波段。反射率差異可以用來推測表面狀態、水分與物質組成，但它不是一次拍攝就能確定血氧飽和度、微血管血流與水腫的設備。能夠讀取哪些生理指標，取決於波長範圍與校正資料。

若在無人機上同時搭載熱影像與多光譜攝影機，就能掃視廣闊牧場。2026年出版的一項研究報告，以無人機和人工智慧辨別牛隻健康異常的準確率超過90%。這是綜合觀察體溫異常、活動與皮膚問題的結果，並不表示傷口與脫水各自都達到相同準確率。無人機能比人更快巡查廣大區域，但所需時間會隨牧場面積、地形與飛行規範而變。

也有研究依不同波長的反射率辨別雞種。不過，該研究並不是在雞舍中辨識活雞雞，而是用高光譜攝影機拍攝四個品種的屠宰雞胸肉切片，進行食品真偽鑑別。它和讀取活雞雞冠形狀、步態及在群體中停留位置的電腦視覺研究，在對象與目的上都不相同。必須清楚劃線：活體個體辨識使用一般影像，肉品品種鑑別則使用光譜影像。

懸掛在豬舍天花板的麥克風陣列捕捉的是完全不同的訊號。在換氣扇馬達聲、餵料器運轉聲及豬隻互相碰撞的尖叫聲混雜之處，人工智慧會濾出咳嗽聲。將聲音展開為梅爾頻率倒譜係數 (Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) 後，卷積神經網路 (CNN) 與循環神經網路 (RNN) 便會尋找咳嗽痕跡。Pig Cough Monitor與SoundTalks等商用系統採用這項原理。

製造商表示，SoundTalks最早可比人工巡查提前五天通報呼吸道異常。這項提早偵測的主張，不是與獨立研究的90%準確率相同的效能指標。

實際畫面顯示的不只是數字。捕捉到異常訊號後，畫面會同時出現「3號豬欄，偵測到呼吸道傳染病初期咳嗽模式」等人能立即看懂的短句。系統不只把聲音變成數字，還將它翻成飼養人員讀完便能立刻行動的話語。

這項判斷並非只在大型伺服器上完成。近來，把名為TinyML的超輕量人工智慧模型直接植入麥克風旁的小型晶片，不將聲音送往網際網路另一端的伺服器，而是當場判斷的方式日益增加。收集訊號、濾除雜訊，再以數位訊號處理（DSP）整理的整套過程，全都在畜舍內的一個小盒子裡完成。對網路中斷或通訊緩慢的偏遠農場而言，這種方式可靠得多。

咳嗽不是唯一訊號。豬生病或承受壓力時，叫聲與呼吸聲的質地可能改變。研究人員正測試將咳嗽、尖叫與平常叫聲分開，作為健康及福利輔助指標的方法。單靠聲音無法確診疾病，仍須結合環境感測器、影像與獸醫確認。

國立畜產科學院於2026年在全羅北道金堤與忠清南道天安的兩座養豬場啟動這項技術的現場驗證。進入驗證時，已開發模型的準確率分別為活動量偵測91.4%、咳嗽聲偵測91.3%、採食行為偵測90.0%。這些數字並不是在兩座農場完成驗證後得出的成績。研究團隊計畫把農場的死亡與發育遲滯豬隻紀錄，同影像及聲音資料相比，建立早期預警標準。

牛也會用聲音透露身體狀態。以機器學習區分叫聲，尋找發情、壓力與飢餓訊號的研究持續進行。錯過發情期，就會拉長等待下一次受孕的時間。持續聆聽小牛咳嗽聲，則有助於提早察覺牛群的呼吸道異常。

對羊而言，聲音同樣是重要訊號。剛出生的羔羊與母羊能從群體聲響中辨認彼此的叫聲。若機器學會每一個體不同的發聲特徵，便可能在羊群中找出特定個體的聲音。以牛為對象的Cattle Call Monitor是另一條研究路線發展出的設備。它從乳牛群中挑出發情期叫聲加以錄音，協助農場主人掌握適合繁殖的時機。

雞舍裡的麥克風會計算啄食聲與吞嚥振動聲，估計整個雞群的採食變化。也有人工智慧專門鎖定雛雞的咳嗽聲。2026年發表的一項研究中，訓練期間的mAP為92.86%，獨立測試資料的咳嗽次數判定準確率為92.11%。判斷一段5秒音訊約需200毫秒。不能把不同指標合併解讀為單一辨識率。綿羊則以啃草咀嚼聲透露放牧狀態。

近來，研究人員甚至進一步嘗試匯集這些訊號，完整讀出牛的行為語言。把叫聲、動作、體溫與活動量疊在一起看，牛隻此刻是否飢餓、生病或進入發情期的線索會清楚

許多。只看一種訊號時模糊的圖像，疊加多種訊號後便會鮮明起來。這近似於由機器替無法說人話的動物寫下牠們的處境。

然而，畜舍不是實驗室。熱影像攝影機不只受到牛體散發熱量的影響，也會受表面放射率與周遭反射輻射能量影響。從窗戶射入的陽光落在牛背上，可能讓健康牛隻被錯判為熱緊迫。強勁換氣風流、乾黏在皮膚上的糞便與泥土也會擾動溫度值，濕氣重的日子裡鏡頭還會起霧。灰塵沉積同樣可能讓數值跳動，因此管理人員必須擦拭鏡頭。光是冬夏氣溫差異，就會讓同一頭牛被讀成不同數字，標準必須配合季節與環境校正。

這類錯誤稱為偽陽性（False Positive）。它把實際上沒有問題的牛錯讀成病牛，增加管理人員每次都要親眼再次確認的工作。

聲音方面也不例外。在大型換氣扇、飼料刮板與糞便清掃機器人運轉的豬舍和雞舍裡，背景噪音會蓋過家畜聲音，降低訊號雜訊比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）。濕氣滲入麥克風與電路板後，聲音可能變得沉悶，也會加快腐蝕。咳嗽聲定位研究已持續多年，但在數百頭豬密集飼養的豬欄中，穩定判斷是哪一個體咳嗽，至今仍然困難。監測整個群體健康的裝置，與個體診斷裝置不是同一回事。

設備價格也不低。若要配備高解析度熱影像攝影機、多光譜感測器與聲音分析伺服器，初期投資會增加；即時處理高畫質影像的人工智慧，也會耗用相應的電力與運算能力。農場規模愈小，這筆費用愈可能成為沉重門檻。

為填補這些缺口，近來愈來愈多系統不再只依靠一台攝影機或一支麥克風，而是採用在同一畫面匯集一般影像、熱影像與聲音的多模態資料融合方式。把溫濕度指數、風速與照度等周遭環境值一併輸入，以自動校正溫度數值的演算法也接續出現。即便如此，凌晨巡視畜舍的腳步尚未消失。螢幕上一個數字亮成紅色後，仍須有人穿上長筒雨鞋，走到那個欄位親眼查看，確認才算結束。

資料來源與參考文獻

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>

豬與人. (2026年6月21日). 人工智慧 (AI) 監測豬隻健康……在一般養豬場啟動現場驗證. 豬與人.
<https://www.pigpeople.net/news/article.html?no=19450>

第3章

健康與疾病預測、繁殖與營養

3.1

提前察覺疾病的人工智慧

以下場景是根據多項畜牧監測研究重構的虛擬案例。凌晨4時30分，畜舍屋頂上仍有星光，農場主的手機響了。一頭乳牛的泌乳量、導電度與反芻時間偏離了平常的變化趨勢。農場主披上厚外套，走進天色未明的院子。他拿著手電筒走到牛旁，只見牠一如往常把鼻子埋在飼槽裡。牠沒有跛行，乳房看起來也沒有腫脹。農場主檢查乳房與生乳狀態後打電話給獸醫，因為感測器警報不是診斷，而是讓人提早查驗的訊號。

隔壁畜舍亮起另一種警報。麥克風徹夜錄下豬隻的咳嗽聲，人工智慧掃視將聲波轉成影像的頻譜圖。人耳難以從換氣扇噪音中分辨的咳嗽，在機器眼中卻是清晰的紋路。

牛不會開口說自己生病。體溫、步態、反芻時間與乳汁成分會代牠說話。問題是，這些訊號也會隨季節、飼養階段和當日天氣起伏。若只看某一瞬間的數值是否越過基準線，警報一天可能誤響數次。炎熱午後喘氣的牛被當成發燒，就是這類誤報。真正該看的不是今天一日的數字，而是過去數日、數週描出的走勢。依時間先後次序讀取的資料稱為時間序列資料。畫成圖表後，會出現一條像山脊般起伏的線；這條線低於平常而形成的谷地，往往就是疾病訊號。

讀取這種走勢的一種人工智慧架構是循環神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）。它記住剛才看過的資訊，再帶入下一次判斷。不過，記憶時間越長就越模糊，像人對10天前的事情記不清楚。長短期記憶（Long Short-Term Memory, LSTM）正是為修正這項弱點而設計。每個單元設有3道小門，篩選哪些資訊該長期保留、哪些現在可以忘記。

LSTM自行學會一頭乳牛過去數週的反芻時間與活動常態，再找出偏離常態的時刻。若一頭牛每天的反芻時間原本約為540分鐘，卻連續兩天降到480分鐘以下，LSTM會把這次下降視為警訊，而不是偶然波動。近年又出現同時前後讀取時間流的雙向LSTM，以及在壓縮並重建正常走勢的過程中尋找異常訊號的LSTM自編碼器；即使不靠人工整理資料，也能捕捉異常徵兆。

另一種方法沿著樹狀結構尋找答案。體溫是否高於39.5度？飼料攝取量是否比昨天少？逐一回答這些問題並沿著分枝向下走，最後會得到罹病機率。種下數百棵這樣的樹，再以多數決決定答案的方法，稱為隨機森林（Random Forest, RF）。一棵樹可能判錯，但數百棵樹同時犯下同一錯誤的機率很低。若300棵樹中有270棵投票認為有危險，最終判斷也會偏向危險。

梯度提升樹（Gradient Boosted Trees, GBT）依序建立樹木，讓下一棵樹集中學習前一棵樹漏掉的錯誤。XGBoost則是把這套方法調整得更快、更精密的版本。即使體溫、泌乳量、體細胞數、飼料攝取量等數十種變數彼此糾纏，這些樹仍能從中算出罹病機率。

在網路訊號不穩定的山區畜舍，很難把資料傳到雲端伺服器。因此，能在指甲大小的半導體晶片內完成人工智慧運算的技術應運而生，稱為微型機器學習（Tiny Machine Learning, TinyML）。2025年公布的一項研究，結合數個小型運算裝置與名為Edge TPU的輔助晶片，把人工智慧模型縮小到原來的1/270，同時將反應時間控制在80毫秒以內，比眨一次眼還短。不過，這項成績來自研究設備。

在通訊中斷的畜舍裡能否維持相同速度與準確度，仍需現場驗證。

乳房炎是細菌侵入乳房組織引發炎症的疾病，長年居於酪農損失清單首位。發炎後，乳汁中的鈉離子與氯離子濃度上升，導電度隨之急升，體細胞數也會大幅增加。這些變化可能先留在擠乳機器人與感測器收集的資料裡。然而，2026年一篇回顧論文彙整的乳房炎偵測系統，敏感度從26%到98%，特異度從40%到99.8%，差距很大。農場與設備間的差異之大，使人不能僅憑警報決定治療。

2026年一項以斯里蘭卡3座農場、2,420頭乳牛為對象的研究，把每毫升乳汁35萬3,000個體細胞定為基準線。研究把乳汁導電度與胎次資料一併輸入多種機器學習模型比較，XGBoost的準確率為77.3%，對預測貢獻最大的變數是導電度。這個數字不代表感測器能取代獸醫診斷，它比較像是用來篩選該先檢查哪頭牛的輔助訊號。

跛行是因蹄部發炎或關節疾病而癱腿的症狀，在牛與豬身上都會拉低飼料攝取量與體重。吊在通道或擠乳室入口天花板上的3D深度相機，逐一捕捉牛行走時背部彎曲程度、左右步態平衡與行走速度。畫面中的牛弓著背行走時，會把重量悄悄移到健康的腿上。利用相機和加速度感測器的研究，已能自動分類這些差異，但各研究採用的跛行標準與效能指標並不一致。某座農場得到的分類準確率能否延續到其他品種與通道，能否提前數日預告跛行，都需另行驗證。

豬舍與雞舍裡，麥克風也在聆聽其他聲音。把天花板麥克風錄到的聲音轉換成梅爾頻率倒譜係數（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）等形式後，咳嗽和叫聲會留下不同於換氣扇噪音的圖紋。SoundTalks等商用設備把晝夜收集的聲音轉為呼吸健康評分，顯示在管理者的畫面上。不過，能提前幾日發現疾病、咳嗽分類有多準確，會隨疾病、農場與設備配置而變。

管理者收到警報後，仍須親自確認該豬欄的通風、溫度及豬隻呼吸狀況，再與獸醫決定是否處置。

分娩前後泌乳量突然增加時，高產乳牛容易陷入可用能量少於所需能量的狀態。失衡加劇後，可能引發酮病或瘤胃酸中毒。置入瘤胃的膠囊式感測器以分鐘為單位測量酸鹼值與體溫。不過，不能把酸鹼值或反芻時間的單次變化立刻判為疾病。必須一併查看數值在基準線下持續多久，以及飼料和胎次。立陶宛2025年的一項研究，追蹤一座農場的94頭荷仕登乳牛產後21天。

隨機森林與XGBoost在這批小型內部資料上的準確率為100%，邏輯斯迴歸為89.5%，決策樹為84.2%，樸素貝氏與支援向量機為78.9%。研究人員警告，這些成績可能是過度擬合，必須以多座農場的獨立資料重新確認。

這4類疾病的警報通常集中在同一個畫面。掛在畜舍牆上的平板電腦或農場主的手機應用程式，不顯示每頭牛的名字，而顯示編號；編號旁則以顏色標示乳房炎、跛行、呼吸系統疾病及代謝障礙的風險。綠色代表安全，黃色代表觀察，紅色代表立即確認。農場主清晨醒來，先看這個畫面再看牛，早已成為日常。

感測器提早響起，不會讓疾病自動減少。收到警報後，人要檢查牛，獸醫要診斷，治療與飼養管理也要跟著改變，結果才會不同。2026年回顧論文檢視的精準畜牧系統中，真正連結到現場決策與自動處置的案例很少。這正是不能把實驗室裡的高分類分數與農場疾病減少率、泌乳量、飼料費串成一條因果線的理由。

可是只羅列成果，只說了一半。管理良好的農場裡，臨床型乳房炎或嚴重疾病在全部資料中的比例往往低於5%。正常資料堆積如山，患病資料卻屈指可數，人工智慧可能很會判對健康牛，卻漏掉真正生病的牛。立陶宛研究人員主動留下警告，原因正在這裡。94頭牛中，酮病案例只有24件，酸中毒案例也只有26件。100%這個數字可能更接近偶然，而非真正實力。警報過於頻繁也不是小問題。

畜舍細微噪音或感測器瞬間錯誤若一天觸發多次假警報，農場主會逐漸對通知麻木，最後連真正的危險訊號也置之不理。即便模型用一座農場的資料取得接近95%的準確率，直接移植到品種、飼料配方、畜舍結構和氣候不同的農場，成績驟降也很常見。每頭家畜都配置感測器、項圈與反芻監測器的成本同樣不低。飼養數百頭牛的農場能在數年內以節省的藥費和死亡損失收回設備成本，僅養數十頭牛的小農卻會在初期費用前猶豫。

因此，近來研究不再只把感測數值塞進模型，而轉向結合既有牛隻生理模型與人工智慧的混合方法，以及為每座農場、每個個體即時重學基準線的個人化深度學習。

回到重構的清晨畜舍，農場主的手指依然停在手機上。有些通知可能是感測器錯誤或天氣造成的假警報，但他也不能把下一則通知蓋掉。他看完畫面，走進畜舍查看牛隻。這段往返於螢幕數字與畜舍真牛之間的清晨腳步，即使人工智慧再精密，短期內恐怕也不會消失。

資料來源與參考文獻

- Arlauskaitė, S., Girdauskaitė, A., Malašauskienė, D., Televičius, M., Džermeikaitė, K., Krištolaitytė, J., Lembovičiūtė, G., Šertvytytė, G., & Antanaitis, R. (2025). Machine learning approaches for early identification of subclinical ketosis and low-grade ruminal acidosis during the transition period in dairy cattle. *Life*, 15(9), 1491.
<https://doi.org/10.3390/life15091491>
- Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11.
<https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>
- Ebrahimi, M., Mohammadi-Dehcheshmeh, M., Ebrahimie, E., & Petrovski, K. R. (2019). Comprehensive analysis of machine learning models for prediction of sub-clinical mastitis: Deep learning and gradient-boosted trees outperform other models. *Computers in Biology and Medicine*, 114, 103456.
<https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2019.103456>
- Fan, X., Watters, R. D., Nydam, D. V., Virkler, P. D., Wieland, M., & Reed, K. F. (2023). Multivariable time series classification for clinical mastitis detection and prediction in automated milking systems. *Journal of Dairy Science*, 106(5), 3448-3464.
<https://doi.org/10.3168/jds.2022-22355>
- Naqvi, S. A., King, M. T. M., Matson, R. D., DeVries, T. J., Deardon, R., & Barkema, H. W. (2022). Mastitis detection with recurrent neural networks in farms using automated milking systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106618.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106618>
- Paudyal, S., Maunsell, F. P., Richeson, J. T., Risco, C. A., Donovan, D. A., & Pinedo, P. J. (2018). Rumination time and monitoring of health disorders during early lactation. *Animal*, 12(7), 1484-1492.
<https://doi.org/10.1017/S1751731117002932>
- Rathnayaka, R. M. C. O., Devindi, K. M., Saiju, M. P., Ajitha, A. P., Kaniyamattam, K., Deshapriya, R. M. C., & Ranasinghe, R. M. S. B. K. (2026). Machine learning-based prediction of subclinical mastitis in large-scale dairy herds using a locally established somatic cell count threshold. *Scientific Reports*, 16(1), 19661.
<https://doi.org/10.1038/s41598-026-50467-5>
- Sani, M. I., van der Voort, M., Tekinerdogan, B., & Hogeveen, H. (2026). Application of precision livestock farming: Challenges and opportunities. *Animal Bioscience*, 39(4), 250895.
<https://doi.org/10.5713/ab.250895>
- Taechachokevivat, N., Kou, B., Zhang, T., et al. (2024). Evaluating the performance of herd-specific long short-term memory models to identify automated health alerts associated with a ketosis diagnosis in early-lactation cows. *Journal of Dairy Science*, 107(12), 11489-11501.
<https://doi.org/10.3168/jds.2023-24513>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Tian, H., Zhou, X. J., Wang, H., Xu, C., Zhao, Z. X., Xu, W., et al. (2024). The prediction of clinical mastitis in dairy cows based on milk yield, rumination time, and milk electrical conductivity using machine learning algorithms. *Animals*, 14(3), 427.
<https://doi.org/10.3390/ani14030427>
- Vandermeulen, J., Bahr, C., Johnston, D., et al. (2016). Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds. *Computers and Electronics in Agriculture*, 129, 15-26.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.014>

Zhang, K., Han, S., Wu, J., et al. (2023). Early lameness detection in dairy cattle based on wearable gait analysis using semi-supervised LSTM-autoencoder. *Computers and Electronics in Agriculture*, 213, 108252. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108252>

Zhang, Q., & Kanjo, E. (2025). A multicore and edge TPU-accelerated multimodal TinyML system for livestock behavior recognition. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2504.11467>

3.2

讀懂發情與分娩的眼睛

以下是根據發情偵測研究重構的虛擬場景。午夜過後的畜舍裡，一頭牛不肯躺下，在通道來回踱步。牠悄悄把前腿搭到隔壁牛背上，隨即退開。漆黑畜舍裡注視這個動作的眼睛，是吊在天花板上的紅外線相機。頸部加速度計記錄的活動量也高高越過平常曲線。熟睡中的管理者，手機上跳出通知，提醒發情徵兆強烈，應確認個體。人工授精的時間不是由一則感測器警報決定，而要連同發情開始時間與個體紀錄一起判斷。

繁殖成敗左右畜牧農家的生計。錯過一次適當發情期而延誤懷孕，不能擠乳的日子就會拉長，期間的飼料費卻一分不少。分娩前若人手晚到，母畜或幼畜甚至可能喪命。每天24小時不漏看每頭家畜身體訊號的管理方式，稱為精準畜牧，英文縮寫是PLF。一個人用眼睛最多只能照看數十頭牛，感測器和相機卻能同時捕捉數百頭牛的動作。在人力愈來愈難找的農村，這種替人徹夜睜眼的裝置，已不再是可有可無的配備，而是不可或缺的工具。

母牛進入發情期時，體內名為雌激素的生殖荷爾蒙會急升。荷爾蒙造成的變化，完整顯露在看得見的動作上。行走距離增加，站立時間拉長，會爬上其他牛背，反過來被其他牛爬跨時也不閃躲，穩穩站著。畜牧現場把這種站立不動的姿勢稱為容許爬跨，英文叫standing heat。其他牛不理會這番騷動，仍把鼻子埋進飼槽繼續反芻。發情的牛卻會大幅減少進食與反芻時間。以每日平常反芻時間為基準，發情牛的反芻時間會整段減少約20%到40%。

身體內部也同步發生安靜的變化：陰道導電程度微幅改變，耳朵與身體深部溫度升降，平常很少發出的高亢叫聲反覆出現。隔壁豬舍的豬也各自發出不同訊號。母豬外陰部腫脹，公豬靠近施壓時也不退讓。這些動作持續不久，約在一天內達到高峰後便減弱。停止反芻、不斷起身走動的牛，正用身體寫下第一句話。

戴在頸部、耳朵或腳踝的加速度計，把這句話轉成數字。感測器一秒鐘記錄數次牛隻動作，數值逐日累積，再與平常活動量比較。活動量突然飆高與反芻時間下降兩條曲線重疊時，演算法便計算發情機率。若再加上室內定位設備，還能看牠在哪一欄踱步多久。隨機森林、支援向量機與LSTM等模型都能讀取這些資料。成績並不一致。2026年的回顧論文中，繁殖偵測系統的敏感度介於45%到98%，特異度介於70%到99%。

品種、感測器位置和發情確認標準不同，漏掉的牛與假警報數量也不同。它能減輕人們徹夜守候畜舍的負擔，卻還不是一頭也不漏的設備。

抓準人工授精時機，比察覺發情困難得多。每頭牛從開始發情到排卵所需的時間不同，精液狀態與胎次也會影響受胎率。演算法找出活動曲線形成峰頂的時刻，縮小發情開始時間的範圍，再連同過往繁殖紀錄製成人工授精員可看的資料。不過，它並不能精準指出一個適用於所有牛隻的兩小時窗口。警報時間是用來安排人工授精員檢查黏液、容許爬跨行為與個體履歷的先後次序。這些紀錄會再次輸入下一次發情預測。感測器與影像能填補彼此的空缺，最終時間仍在人員確認後決定。

相機不用項圈或耳標也能觀察群體行為。結合紅外線與深度學習的系統，能在人熟睡的夜裡記錄爬跨行為。有些神經網路先辨認牛軀幹的花紋、貼上身分標籤，再判定爬跨行為。前一步貼錯名字，後續判定也會算到錯的牛身上。IATEFF-YOLO專為在黑暗條件下尋找爬跨行為設計，研究人員也在測試整合兩個視角影像的方法。不過，2026年一項PLOS ONE研究只用3頭牛一天拍攝的17小時16分鐘影像測試，其中發情個體僅2頭。

另一項把YOLO系列神經網路與DeepSORT配對的2026年研究，也仍停留在學術會議摘要階段。影像只是非接觸式選項之一。綿羊與山羊還可使用加速度計、GPS、公畜標記及荷爾蒙檢測。以三維卷積神經網路找出母羊搖尾行為的研究，又增加了一項選擇。

分娩將近時，牛的身體會發出與發情不同的訊號。產前一兩天，牛在飼槽前停留的時間縮短，也可能脫離牛群尋找角落。反覆躺下、起身及抬尾的行為增多。貼在尾部的熱感測器記錄分娩前出現的表面溫度變化。這個數值不等同身體深部體溫，也會受風與季節影響，因此研究開始把姿勢與活動量一併解讀，而不是只看一條溫度曲線。

綜合體溫與姿勢變化的方法，正沿著感測器和影像兩條路徑改進。尾部溫度與加速度感測器，已分別針對產前24小時和6小時區間進行預測試驗。吊在天花板上的三維深度相機，逐格標示牛正在躺臥、站立或抬尾。隱馬可夫模型則追蹤這些狀態改變的順序。也有研究結合移動軌跡與姿勢，區分正常分娩和需要協助的案例，但仍未到能在現場精確確定分娩分鐘與難產與否的階段。Ushi-Waka與NiLiMo會偵測羊膜或小牛腳露出的畫面，並傳送手機通知。

Nikon宣稱NiLiMo的分娩偵測率達95%。產品警報可以減少夜間巡查，但巡查時間實際縮短多少分鐘、小牛存活率增加多少，仍需各農場的驗證資料。

只看數字，這項技術似乎無可挑剔，但走進真實畜舍便會撞上3道牆。

第一道是假警報。遭逢盛夏酷暑，或患有乳房炎、跛行的牛，也會停止反芻、焦躁走動。演算法有時無法把這些動作與發情或分娩訊號分開。炎熱午後，一頭牛為尋找一小片陰影而不停走動，項圈感測器可能把牠判成發情。冬季暴露在冷風中的牛，尾部表面溫度也會下降，感測器有時會把寒冷誤認為分娩訊號。跛行牛因疼痛反覆躺下起身，分娩監測演算法也可能把動作誤認成陣痛。

人工授精員因凌晨警報趕到現場，眼前卻不是發情牛，而是一頭瘸腿牛，那麼一管精液、當日出勤費和時間便全部白費。這種假警報連續幾天出現，管理者看到通知後不再起身，而會重新把棉被拉過頭。警報越常重複，農場主對系統的信任也一點一點變淡。

第二道是漏掉的訊號。初次懷胎的年輕母牛，與已分娩多次的經產牛，在發情和分娩前的動作大不相同。有些牛發情時外表幾乎不露痕跡，要用一套標準化演算法捕捉這種安靜發情並不容易。群體中位階較低的牛，可能受其他牛壓制，連爬跨行為也無法充分表現便退開。每頭牛表達發情的方式各異，是妨礙自動偵測的一大因素。錯過一次發情，就得等待將近3週才有下一次機會；期間牛隻無法受孕，只能繼續消耗飼料。泌乳期的每一天都化為飼料費，下一個擠乳期也同樣延後。

再加上乳量減少的損失，落在一頭牛身上的代價絕不小。無法擠乳的日子愈積愈多，有些農場主會開始衡量是否繼續飼養這頭牛。若漏掉分娩訊號，後果更沉重。母牛無人協助而獨自用力時，胎位一旦不正，母牛與小牛都會陷入危險；若警報沒有響起，清晨逝去，情況甚至會在無暇處置前便告終。

第三道是設備耐用度。分娩時流出的羊水、血液與糞便會直接覆蓋尾部感測器和相機鏡頭。牛在狹窄產欄中磨蹭柱子，辛苦貼好的感測器可能整個脫落。泥巴和飼料殘渣乾結在鏡頭上，影像變得霧濛濛；接連數日，系統就像半閉著眼睛看守畜舍。電池耗盡，或無線訊號到不了角落欄位時，也會有整天收不到數值的情況。冬日清晨鏡頭結上白霜，同樣的問題再次發生。昂貴設備偏偏在最需要時失靈。重新購買脫落或故障感測器的費用也不低，一次飼養多頭牛的農家，支出更會像雪球般膨脹。

因此，研究的下一步持續轉向個人化模型，讓模型自行學習每頭牛的過往紀錄，依個體調整判定基準；也轉向不用感測器、不觸碰身體便可觀察的影像辨識。把初產牛與經產牛分開重畫基準線、分別設定夏冬正常範圍的嘗試也在進行。降低設備價格、簡化安裝，同樣是必須並行解決的課題。各家公司設備無法互相交換不同訊號，只能各自運作，也有待處理。人們在清晨巡視畜舍的腳步已經減少，但離腳步完全消失，仍有幾步之遙。

資料來源與參考文獻

- 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

測量身體的相機：體況評分與體重估測

以下是根據自動體型測量研究重構的虛擬場景。清晨5時，離開擠乳室的牛一頭接一頭通過狹窄通道。每當一頭牛從吊在通道天花板的箱子下走過，指示燈便短促閃爍。箱內的光掃過牛背與腰部，辦公室螢幕上浮現數萬個紅點與藍點交織的立體地圖。數秒後，畫面顯示體況評分與估計體重。牛已走出通道，朝飼槽前進。牠沒有站上磅秤，也沒有人伸手觸碰牠的身體。

不久以前，這個分數還來自人的指尖。管理者用手掌按壓、摩擦牛隻尾根與腰椎周圍，估量脂肪與骨骼厚度，再把觸感化為一個數字寫在板夾上。體重的測量更粗獷，必須硬把牛或豬趕到磅秤上。困在狹窄通道的牲畜一踩上陌生的鐵製地面，便可能因恐懼後退或失足傷腿；農場主被踢傷，或遭軀幹壓住而傷及手腕、肋骨，也不罕見。同一頭牛由不同評分者判定，分數可相差近0.5分；要把體重頻繁變動的整群乳牛重新逐頭測量，足足花掉半天。

人一疲累，分數也跟著搖擺，早晨與晚上測出的分數有時彼此不同。真正為難的，是每次都得相信這個分數來決定飼料量的人。

體況評分（Body Condition Score, BCS）是把牛或豬體內累積多少脂肪與肌肉壓縮成一個數字的指標。畜種與國家採用的標準不同，常見量表從1分（極瘦）到5分（肥胖），有些國家與畜種會細分成9級。這個分數波動最大的時期，在分娩前後、泌乳剛開始之際，因為身體把儲存脂肪轉為乳汁的速度很快。為擠乳而過快消耗體脂，酮病與脂肪肝會接踵而來，下一次懷孕機率也會下降。反過來，分娩前過胖的牛，難產與乳房炎風險會明顯升高。

分數僅偏差0.5分，後續數週的乳牛健康與繁殖成績便可能改變。熬過產前產後幾週也不代表結束。在長約10個月的泌乳期裡，必須持續追蹤分數緩慢升降的曲線，才能估量下一次繁殖與下一年度乳量。一頭牛一整年的收成，就繫在這個分數上。

自動評估設備把指尖的感覺移植到相機與光達（LiDAR）。光達發出光線，再測量光線返回的時間，以此計算距離。從通道上方向下拍攝的Intel RealSense、Kinect等RGB-D相機或光達，在牛隻通過的短暫瞬間記下數萬個體表座標，形成點雲，也就是由許多點構成的立體地圖。單獨一個點沒有意義，數萬個點聚在一起，一頭牛背部與腰部的曲線便完整顯現。

Detectron2、Mask R-CNN等影像分割演算法，從中精準裁出背線、髖角、坐骨與尾根隆起部位。一張牛隻照片裡，背景、四肢和頭部被去掉，只留下背部與臀部曲線。裁出部位的曲度和凹陷深度，再送入PointNet++等人工神經網路，壓縮成一個分數。全部運算在牛尚未完全走過通道前便告結束。光取代了指尖。

專家評分與相機評分是否同步變化，可由相關係數表示；數值越接近1，代表兩者越相似。多項驗證中，這個數值超過0.90。相機能在牛每次進出擠乳室時，用同一套方法評分，畫出長期走勢。但人與人之間的誤差、農場與農場之間的偏差並未因此消失。姿勢、照明和品種一變，分數也會搖晃。2026年一項研究並列比較1,020頭乳牛的深度影像與三維點雲。立體資訊越多是否必然讓評分更準確，經過這次比較仍是未解問題。

只有分數還不夠。體重必須以公斤為單位另行測量，還要看數值逐日增加多少，也就是平均日增重（Average Daily Gain, ADG）。有了這個數值，才能決定出欄日期，並計算飼料轉成肉重的效率。辨別吃相同飼料卻長肉較快或較慢的個體，也從這個數字開始。出欄延誤數日，期間投入的飼料費就會全數成為損失。相機會在牛或豬身上找出數個基準點，一次標出十字部高度，也就是體高，從肩部到髖骨的體長、胸圍、胸深和臀寬。

人拿捲尺分5次測量的工作，相機瞬間完成，再由這些數字反推重量。

問題在相機與牲畜之間的距離和角度。同一頭牛靠近相機走過時會拍得較大，偏向通道邊緣走過時又會拍得較小。為降低誤差，可以由一臺相機估測深度，或把兩臺相機從不同角度拍攝的影像疊合，計算真實距離。把像素校正為公分值，可在指定拍攝範圍內減少畸變。改變相機高度或鏡頭後必須重新校正，牛隻傾斜身體或彼此重疊時仍會留下誤差。

完成校正的體尺數值，還要再經過訓練好的公式。有些系統用YOLOv8-Pose標示基準點，再由XGBoost或LightGBM等迴歸模型計算體重。另一些系統則直接從深度影像或三維點雲估算體積與體重。流程雖然不同，核心都一樣：把相機資料和磅秤實測值配成一組來訓練。

多項牛隻驗證中，相機估測值與磅秤實測值的相關係數都超過0.90。利用光達測量荷仕登育成牛的研究，只結合胸圍和體長兩項數值，也能不經磅秤估出體重。韓國研究韓牛時又往前一步，以機器學習預測分級使用的背脂厚度。原本只有送到屠宰場才知道的等級，如今有人嘗試拍攝活牛，提前推測結果。東南亞拍攝峇里牛的研究也得到相似結果。即使把相機裝進真實商業酪農場，持續數月驗證，也反覆得到相近可信度。畜種與國家各異，牲畜走過相機下方，身體立刻轉成數字的原理卻相同。

裝在肥育豬舍天花板的三維相機測量豬隻軀幹體積，在部分驗證中取得0.96到0.98的決定係數。數值很高，但拍攝條件與姿勢一變，誤差也會增大。放牧地研究則把光達與RGB相機裝上無人機，以估測牛隻體尺。2025年的資料拍攝96頭牛，飛行高度從8公尺到50公尺。牛隻站立時，體重估測的決定係數約為0.94；躺臥時降到約0.74。它還不是能在數分鐘內確定整群牛體重的設備，而比較接近測試姿勢與飛行條件影響的研究階段。

用今天體重減去昨天體重，就得到平均日增重。連續數日累積的增長曲線決定出欄日期。生長慢於設定曲線的豬，調整飼料配方後多養數日；生長超前的豬，則比預定時間早送往出欄場。未達目標體重便出欄，商品價值會下降；長成後繼續餵養，流失的只有飼料費。過去往往整欄豬一起出欄，尚未長足的個體也跟著上車。如今可以分別追蹤每個個體的曲線，從同一欄中只挑先長成的幾頭送走。其餘豬再餵幾天，等到追上曲線。

無須在磅秤上拉扯，只憑畫面中的一條曲線，就能決定每頭豬的出欄時間。

這些數字到了飼槽前才真正顯出價值。牛走進個別餵飼站，RFID先辨認牠的身分。體重、泌乳量與體況評分成為決定個體精飼料補充量的依據。供應全混合日糧TMR的機器人，通常不是為單一牛隻配料，而是向營養需求相近的牛群供應配方。按群供應TMR與個體精飼料站，是兩種不同設備。精準營養有可能減少剩餘飼料與營養排放，但目前還不能斷言一臺體況評分相機能按固定比例降低飼料轉化率和甲烷排放。

可是，相機仍讀不懂所有姿勢。牛拱背、低頭站立，或雙腿交叉、身體歪斜時，脊椎線本身會扭曲，評分與體重便同時偏差。連人看來都彆扭的姿勢，對相機似乎仍是難題。鏡頭也躲不過畜舍的灰塵、泥巴、糞便和蜘蛛網。這些東西黏上鏡面會阻斷光達訊號；牲畜皮毛若附著厚重泥塊，連軀幹輪廓也會抓錯。雨後隔天，這些問題可能同時出現。數頭牲畜擠在狹窄欄舍、身體互相重疊時，只靠一臺相機很難分離個體。

在糾纏的豬群中，哪裡是一頭豬背的盡頭、哪裡開始是旁邊豬的臀部，有時單看畫面無法判斷。2026年公布的一項研究，嘗試疊合多臺相機從不同角度拍攝的影像，再篩除彼此矛盾的計算結果，以解決這個問題。只挑牲畜靜止站立的畫格進行掃描的影格篩選技術，以及阻擋灰塵與糞便的防塵鏡頭罩，也在同步開發。要即時處理大量三維資料，畜舍內必須配置搭載高效能圖形處理器的伺服器，這筆設備費對小型農家仍很沉重。規模越小，彌補這項差距所需的時間可能越長。

再回到清晨通道，牛不知道自己正被拍攝，只顧著朝飼槽走去。牠也不知道掠過背部的光在測量什麼。相機接手管理者指尖的工作後，人留下來按下最後一顆按鈕，決定混合哪種飼料、分量多少。撫摸牛背的手感消失後，這片空缺裡下一步會留下什麼，還沒有人能確定。只有螢幕上的數字，今天依然準時更新。

資料來源與參考文獻

- Albornoz, R. I., Giri, K., Hannah, M. C., & Wales, W. J. (2022). An improved approach to automated measurement of body condition score in dairy cows using a three-dimensional camera system. *Animals*, 12(1), 72.
<https://doi.org/10.3390/ani12010072>
- Arnaldy, D., Seminar, K. B., Muladno, Sukoco, H., & Neyman, S. N. (2026). A computer vision approach for Bali cattle morphometric measurement using multi-threshold segmentation and FIS-CF-based classification. *Jurnal Teknik Informatika*, 19(1), 203-210.
<https://doi.org/10.15408/jti.v19i1.47324>
- de Oliveira, F. M., Ferraz, P. F. P., e Silva Ferraz, G. A., Pereira, M. N., Barbari, M., & Rossi, G. (2025). Prediction of body mass of dairy cattle using machine learning algorithms applied to morphological characteristics. *Animals*, 15(7), 1054.
<https://doi.org/10.3390/ani15071054>
- Dulal, R., Jia, W., Zheng, L., & Quinn, J. (2026). Agreement-driven multi-view 3D reconstruction for live cattle weight estimation. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2601.17791>
- Kashiha, M., Bahr, C., Ott, S., Moons, C. P., Niewold, T. A., Tuytens, F. A., & Berckmans, D. (2014). Automatic weight estimation of individual pigs using image analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 107, 38-44.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.06.003>
- Los, S., Mùcher, C. A., Kramer, H., Franke, G. J., & Kamphuis, C. (2023). Estimating body dimensions and weight of cattle on pasture with 3D models from UAV imagery. *Smart Agricultural Technology*, 4, 100167.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100167>
- Mullins, I. L., Truman, C. M., Campler, M. R., Bewley, J. M., & Costa, J. H. C. (2019). Validation of a commercial automated body condition scoring system on a commercial dairy farm. *Animals*, 9(6), 287.
<https://doi.org/10.3390/ani9060287>
- Pomar, C., & Remus, A. (2023). Review: Fundamentals, limitations and pitfalls on the development and application of precision nutrition techniques for precision livestock farming. *Animal*, 17(S1), 100763.
<https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.100763>
- Qin, L., Ma, Z., Zhang, Z., Zuo, Y., & He, D. (2025). Research on a non-contact cattle weight measurement system based on deep learning. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 13(2), 41-46.
<https://doi.org/10.54097/q5fkjz34>
- Tang, Z., Wang, J., De Castro, A., Zhang, Y., Bastos Primo, V., Montevicchio Bernardino, A. B., Morota, G., Wang, X., Chebel, R. C., & Yu, H. (2026). Can 3D point cloud data improve automated body condition score prediction in dairy cattle? *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2601.22522>
- Wang, J., Dai, B., Li, Y., He, Y., Sun, Y., & Shen, W. (2024). An intelligent edge-IoT platform with deep learning for body condition scoring of dairy cow. *IEEE Internet of Things Journal*, 11(10), 17453-17467.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3357862>
- Wang, Y., Kooistra, L., Mùcher, S., & Wang, W. (2025). Integrated unmanned aerial vehicle-based LiDAR and RGB data for individual cattle growth monitoring in precision livestock farming. *Scientific Data*, 12(1), 1318.
<https://doi.org/10.1038/s41597-025-04783-6>
- Yun, T., Jeong, D., Yun, J., & Lee, W. (2026). Comparative analysis of machine learning models to predict backfat thickness in Hanwoo cattle. *Research Square*, Preprint rs.3.rs-9026112.
<https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-9026112/v1>

Zin, T. T., Seint, P. T., Tin, P., Horii, Y., & Kobayashi, I. (2020). Body condition score estimation based on regression analysis using a 3D camera. *Sensors*, 20(13), 3705.
<https://doi.org/10.3390/s20133705>

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

Zuidhof, M. J. (2020). Precision livestock feeding: Matching nutrient supply with nutrient requirements of individual animals. *Journal of Applied Poultry Research*, 29(1), 11-14.
<https://doi.org/10.1016/j.japr.2019.12.009>

第4章

各畜種人工智慧現場案例

4.1

乳牛與韓牛：擠乳機器人與虛擬圍欄

以下是重構自動擠乳農場一日作息的虛擬場景。清晨5時，畜舍裡的空氣依然寒冷。一頭乳牛離開牛群，朝擠乳室走去。掛在頸部的標籤從入口天線前經過，門隨即打開，牛把鼻子埋進飼槽。電腦查詢這頭牛上一次擠乳的時間與預估乳量。管理者其實仍在被窩裡，手機畫面已靜靜顯示牛隻編號與擠乳紀錄。

自動擠乳系統（Automatic Milking System, AMS），也就是常說的擠乳機器人，顛倒了由人趕牛進場的做法。它讓牛在自己想擠乳時主動走進去。設在入口的無線射頻辨識（RFID）天線讀取項圈標籤後，中央電腦立刻調出這頭牛上次擠乳的時間與乳量。距離上次擠乳若還不夠久，閘門不會打開。牛只吃一點飼料，便回到牛群。反過來，系統判斷乳房已充分充盈時，門會打開，讓牠進入擠乳欄。傳統方式下，牛每天兩次在固定時間由人帶到擠乳室。

機器人下方的牛則每天兩三次，依自己的身體節律主動走入。

牛進入擠乳欄站好後，真正的工作開始。機械臂末端的三維（3D）相機與雷射感測器掃過乳牛腹部下方，以立體座標計算乳房曲線及4個乳頭的位置。每頭牛的乳房形狀不同，走進來時站立姿勢也略有偏差，因此每次都要重新計算。座標確定後，旋轉刷或溫水杯清洗並消毒乳頭。接著另行擠出最初幾滴乳汁，刺激乳頭。這時機械臂才把4個擠乳杯逐一套上乳頭。若一次找不到乳頭，機械臂會改變角度再次嘗試；反覆失敗後，系統會把這頭牛另行標示為需要人工擠乳的個體。

人眼看來只有數秒的過程，其實是相機辨識形體、計算機械臂角度、回溯並校正誤差等工作，在短時間內反覆多次的結果。

4個乳頭各自管理。流量計測量每個乳頭的出乳速度，一側先排空時，只有那個擠乳杯會悄悄脫落。傳統擠乳機把4個乳頭當成一組，因此先排空的乳頭也可能持續受壓，直到其餘乳頭全部結束。機器人減少這種過度擠乳，也減輕清晨與晚間的固定勞動。不過，一人能管理的牛隻數量與乳量變化，會因每臺機器人負責的頭數、飼料、牛隻適應情形及農場動線而有很大差異。有些農場因擠乳次數增加而提高乳量，卻不能把它視為所有農場都會出現的固定效果。

擠乳自動化改變的不只是牛的一天。過去每天清晨與傍晚兩次準時站在擠乳室的人，如今可利用這段時間照顧小牛、重新調整飼料配方，或補回拖欠的睡眠。取而代之的

是一種無法放下手機的新習慣。整夜哪頭牛去了擠乳室幾次，有沒有哪個個體乳量下降，都得從畫面查看，反而可能打斷清晨的睡眠。

製造這些機器人的公司至今仍在擴大規模。荷蘭企業Lely於2025年夏季推出Astronaut A5 Next與Astronaut Max。Max把18臺機器人整合成一個系統，鎖定飼養500到1,100頭牛的農場。瑞典企業DeLaval擴大2025年款VMS 300的擠乳箱，讓體型較大的牛也有足夠空間進入。德國企業GEA的DairyRobot R9500具備乳頭分別擠乳功能，並與M6850感測器相容。

全球安裝臺數與年成長率無法從製造商正式資料確認。Lely Hub並非控制多臺機器人的設備，而是在機器人與網際網路之間負責資料與網路安全。多機器人運作由Astronaut Max負責。

韓國的情況不同。韓國農村振興廳2022年2月統計的進口擠乳機器人為153臺，約佔酪農戶的2%。2023年正式資料則出現約180臺，因此判斷普及臺數時，必須一併考量調查時間。2022年調查顯示，飼養一頭乳牛每年需投入69.22小時勞動，其中擠乳佔27.55小時，也就是39.8%。韓國農村振興廳與擠乳機器人專業企業DAWOON共同開發的國產設備，目標售價約為進口設備的60%，落在2億韓元區間。

DairyBot-K3入選韓國政府2026年人工智慧應用產品快速商業化支援計畫，將在兩年內推動商業化與現場驗證。

經營Duhui牧場的李在光代表，在100頭乳牛中以機器人擠乳40頭。2020年，他透過政府畜牧資訊與通訊技術支援計畫，除擠乳機器人外，也一併引進小牛自動哺乳機及推送粗飼料的機器人。他說，引進機器人後勞動力約減少70%。過去手提擠乳機搬運時，常因肌肉骨骼疾病就醫，如今這種情況已大幅減少。可是機器人沒有解決所有問題。5頭乳牛的乳頭排列不符合機器辨識要求，最後只能淘汰。如何處理擠乳後的清洗水，也成為新難題。

當初沒有選購機器人所附哺乳機的自動清洗功能，後來還得支付額外費用。他說，必須另選適合機器人的牛來飼養，引進設備前有許多事情要準備。

擠乳進行時，管線內還有另一項工作。線上感測器測量導電度（Electrical Conductivity, EC）與體細胞數（Somatic Cell Count, SCC）。乳房炎會使導電度與體細胞數上升，但只憑兩個數值不能確診。乳脂肪與乳蛋白比值超過1.5，也只是篩檢產後酮病的訊號，不是診斷界線。超過標準的乳汁可由閥門導向獨立管線，而非儲乳槽，管理者隨後再次確認牛隻與生乳。

CowManager在2026年發布可測量各乳頭導電度、流量、真空壓與溫度的乳汁感測器。公司預告2026年底首批供應，2027年擴大普及。

在遼闊草地放養牛隻的農場，長期承擔架設與維修鐵絲網的費用。虛擬圍欄（Virtual Fence）用GPS項圈及手機地圖上畫出的邊界，限制牛隻活動。牛靠近界線時，項圈先發出聲音；繼續前進便給予短暫電刺激。刺激能量低於電圍欄，但傳遞方式不同，無法用數字直接比較強度。Nofence透過行動通訊網路連接項圈，提供牛、綿羊與山羊使用的產品。Halter於2026年4月發布連接衛星的虛擬圍欄。當時販售地區為美國與紐西蘭，尚無韓國普及或山區驗證資料。

是否適合韓國韓牛農戶，必須先確認當地無線電環境、制度及森林下方的GPS誤差。

採用虛擬圍欄的牧場，可用一支手機把牛群趕入牧草長成的區域，吃完後再移到下一區，完成輪牧。只要調整應用程式設定，也能防止牛隻進入河川周邊保護區或瀕危物種棲地。乾燥地區還利用這項技術引導牛隻前往枯灌木茂盛處吃草，預先清除野火蔓延的通道。但對家畜施加電刺激這件事本身，仍讓不少人感到不安。動物福利團體與部分消費者指出，以聲音和刺激控制家畜行為會造成壓力。公司強調刺激很弱，且會先發出聲音，卻沒有完全排除項圈故障、刺激重複超過必要次數的可能。

支持者則反駁，與家畜被裝上卡車送往陌生牧場的壓力，或用炙熱烙鐵烙印瞬間的疼痛相比，這種刺激弱得多。雙方主張各有依據，爭論恐怕不會輕易平息。樹木密集的山區也有人回報，衛星訊號中斷或反射，使牛隻定位與實際位置不符。

步態評分（Locomotion Scoring）技術，也在擴大用途。完成擠乳的牛走出通道時，三維相機記錄背部彎曲程度與步距。不同研究的敏感度介於58%到97%，特異度介於42%到99%。部分相機與壓力感測器兩項指標都超過95%，但能在多座農場以相同效能預告早期跛行的系統仍很少。不能把背部曲線的分類分數直接當成早期診斷率。相機分數是用來安排蹄部檢查順序的輔助資料，治療要在檢查蹄部後才開始。

所有技術都有代價。一臺進口擠乳機器人的價格約在3億韓元中段，國產化機型也接近2億韓元。清洗刷卡住稻草、機械臂關節夾入異物等小故障並不罕見。只要故障一次，整座牛舍從那一刻起便停止擠乳。星期五晚上機械臂關節停住，光是尋找週末能到場的技師就很棘手。牛不能把擠乳延到技師抵達，人最後甚至得再次動手擠乳。因此，引進機器人的農場必須備妥定期檢查日程，也要安排故障時的替代人力。虛擬圍欄的情況相似。

林木茂密的放牧地，衛星訊號減弱；通訊網路不及的偏遠地區，新畫出的邊界可能延遲傳到項圈。畜舍灰塵與糞便落在相機鏡頭上，三維感測器的距離測量會偏移。牛群同時湧入狹窄通道時，人工智慧也可能混淆不同個體。

即使如此，每到清晨，門仍會打開。正如Duhui牧場經營者李在光所說，另選適合機器人的牛飼養後，人可以多睡一會兒，也能空出時間巡視畜舍而不必跑醫院。螢幕上的圖表顯示昨夜哪頭牛的體細胞數稍微上升時，畜舍另一端的下一頭牛已主動邁步。

管理者離開畜舍前，最後看的永遠是同一行：今天有沒有名字亮成紅色？他總是先確認這一點。

資料來源與參考文獻

- 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). 擠乳機器人滿意度高，但人手仍不可少〔月刊畜產〕. 《農民新聞》.
<https://www.nongmin.com/article/20260210500583>
- CowManager. (2026). Milk Sensor.
<https://www.cowmanager.com/milk-sensor/>

韓國農村振興廳. (2024). 酪農勞動時間調查與擠乳機器人現況.

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

韓國農村振興廳. (2026). DairyBot-K3現場驗證與商業化推動.

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

4.2

豬：讀懂姿勢的相機與計數咳嗽聲的麥克風

以下是根據養豬影像研究重構的虛擬場景。清晨5時，肥育豬舍的一個區域裡，豬隻背腹相疊，像一整團肉趴在地上。天花板相機的紅燈在上方閃爍。人眼只看到一堆肉，電腦卻必須逐頭分開，按像素判斷一頭豬的背到哪裡結束、尾巴屬於誰。一臺相機、一支麥克風要承擔的工作，比想像中繁重。

早期電腦視覺遵循人定規則。例如，只把比指定亮度或顏色更暗的像素判為豬隻，但照明稍微改變，整套規則就會偏離。現今的深度學習模型不由人制定這些規則。模型從數萬張照片中自行找出什麼是豬背，什麼是陰影。即使如此，面對多頭豬互相重疊的場景，這隻自學而成的眼睛仍經常動搖。

豬不像乳牛或雞，習慣成群貼著身體休息。用一個矩形框標示個體的邊界框（Bounding Box）方法，在這種情況下很容易失靈。旁邊豬隻的臀部若有一半進入框內，演算法便可能把兩頭算成一頭，或把一頭拆成兩頭。因此，近來研究從矩形框轉向為每個像素貼標籤的影像分割（Segmentation）。若能以像素的色彩與紋理差異，連兩個背部相接的邊界也分辨出來，使用方框時混成一團的兩頭豬，才終於能各自分開。

用群豬影像按像素學習站立、進食、飲水、休息4種行為的模型，平均精確度（mean Average Precision, mAP）達96.9%，精確率為92.5%。只看數字幾乎全都判對，但研究人員註明，光線昏暗或豬背沾泥時，準確度會明顯下降。若把擠在飼槽前的兩頭豬誤算成一頭，當日那個個體的飼料攝取紀錄便會整段空白。

真正的難題從首次分出個體後開始。豬欄裡40頭豬同時移動，相機必須給每個個體編號，再持續追蹤那個號碼。這項工作稱為多目標追蹤（Multi-Object Tracking, MOT）。17號豬躲到飼槽後方再出現時，系統常把牠登記為新的42號。短暫被遮住再現身，身分就遺失了。豬隻互相衝撞或扭動身體時，混亂更常發生。ORP-Byte等以帶方向的旋轉框標示個體的演算法，會一併追蹤豬背傾斜度與姿勢資訊，試圖減少換號頻率。

2025年發表的改良YOLOv5s與DeepSORT結合模型，把包括攻擊行為在內的豬隻行為偵測精確率提高到92.7%至99.3%，個體追蹤準確率也超過94%。但飼槽前一次擠入八九頭豬時，仍有編號互換的報告。編號一旦錯位，代價並不小。反覆啃咬耳朵或

尾巴的習性，往往從一頭豬蔓延到整群；若漏掉最先咬其他豬的個體，紀錄會混入另一頭豬名下，預防的機會也一起消失。

豬舍本來就吵雜。大型換氣扇嗡嗡轉動，飼料刮板機馬達發出刮擦聲。麥克風必須從中挑出一聲乾咳。把麥克風波形轉成梅爾頻率倒譜係數（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）後，咳嗽與風扇噪音會留下不同圖紋。早在2008年，便有研究嘗試定位咳嗽位置。然而，在容納數百頭豬的欄舍裡逐一指出咳嗽個體，至今仍很困難。

Cowton研究團隊使用的門控循環單元自編碼器（GRU-Autoencoder），讀取的不是咳嗽聲，而是溫度、相對濕度、二氧化碳等環境感測器的時間序列。研究人員指出，與呼吸症狀相關的環境變化可能提前1到7天出現。聲學模型的咳嗽分類效能，與環境感測模型的異常偵測，是兩種不同結果。

「Pig Cough Monitor」和「SoundTalks」等商用系統，持續計算豬舍咳嗽次數。SoundTalks把錄音轉換成0到100分的呼吸健康分數，顯示在農場主的畫面上。分數下降時，管理者可查看該豬欄並請獸醫檢查。至於這個分數是否能提前4天或5天發現所有呼吸系統疾病，進而減少抗生素使用與死亡，這條因果關係還需各農場驗證。麥克風警報不是處方，而是指示先檢查哪一欄的路標。

韓國也展開了現場驗證。韓國農村振興廳國立畜產科學院於2026年6月，在金堤與天安兩座養豬場安裝以相機和麥克風為基礎的檢查系統，開始收集資料。活動量91.4%、咳嗽與尖叫聲91.3%、採食行為90.0%這幾項數值，並非兩座農場得出的實證結果，而是投入現場前開發模型的成績。兩座農場會把死亡時點及發現發育不良豬的紀錄與影音資料配對，評估實際偵測效能。已能確認4篇相關研究與專利申請，但既有成績能否在真實豬舍維持，當時仍沒有答案。

實驗室論文裡的數字，與真實豬舍會出現的數字之間存在距離。mAP或精確率達96%、99%的研究，必須連同拍攝條件、照明及評估資料一起查看。金堤與天安之所以需要實證，正是因為有這段距離。摻入粉塵與噪音的資料能否維持既有模型分數，只有與農場紀錄比對後才知道。

測量體重的方式也改變了。過去人們用木板推著豬背、大聲吆喝，把豬趕上磅秤。短短數分鐘，豬可能因驚嚇亂竄而傷腿，整群也跟著躁動。吊在通道天花板上的三維深度相機，在豬從下方走過的數秒內，同時掃描背長、胸圍、肩寬與背部面積。把這些數值換算成體積，再換成體重的深度學習迴歸模型，在表示與磅秤實測值吻合程度的決定係數上，取得0.96到0.98的成績。短短幾秒，豬甚至不知道自己被測量。

不必登上磅秤，只需每天在同一時間拍攝幾張照片，就能畫出整群豬的生長曲線。代表每天增重多少的平均日增重逐日更新，管理者便可每天決定增加或減少飼料。對出

欄早晚幾天便會造成巨大飼料成本差異的養豬場而言，這幾秒鐘掃描左右的是一筆不小的錢。

分娩舍裡最危險的時刻，是母豬躺下的那幾秒。剛出生的小豬為尋找母豬身旁的暖意，鑽進腹部或背部下方；母豬毫不知情，直接放下約200公斤的身體，小豬便會立刻被壓死。母豬沒有錯。在狹窄欄舍裡轉動比仔豬重數十倍的身體，很難每次都確認幼仔的準確位置。這種稱為壓死（Crushing）的事故，是仔豬斷奶前死亡的首要原因之一。表示一頭母豬每年能平安養到出欄的豬隻數量，也就是每頭母豬年上市頭數，會被每一次事故撼動。用聲音防止事故的嘗試由來已久。

1989年，美國研究人員已在豬欄測試一種設備，偵測到仔豬尖叫便發出警報。那是網際網路尚未普及，連個人電腦也不常見的年代，已有人想到製造會回應小豬尖叫的機器。當時只留下一篇論文，未能商業化。30多年後的今天，系統精密了許多。天花板相機即時讀取母豬姿勢變化；若換姿頻率高於平常，便解讀為壓死風險升高的訊號。

2025年的研究團隊為偵測母豬姿勢，使用422個真實影像實例作為訓練資料。這不是收集了422起壓死事故。姿勢偵測模型的mAP@50為0.976，但這個數值不等於壓死警報效能。以60分鐘為單位的警報，敏感度為62.5%，特異度為60.25%；按一天彙整後，敏感度為71.42%，特異度為84.61%。辨認母豬姿勢的眼睛很清楚，提前判斷這個姿勢是否真的會造成壓死，卻困難得多。

臺灣研究人員開發的PigTalk不是看相機，而是聆聽仔豬尖叫。系統偵測到聲音後，啟動地板振動或噴水裝置，誘導母豬站起。論文以分析與模擬結果提出0.05秒處理時間及99.93%成功機率，不能把它解讀為真實農場的仔豬救援率。2026年7月，忠南大學與國立韓國農水產大學研究團隊，在扶餘一座農場展開另一套原型的現場驗證，該原型結合熱影像相機與聲音感測器。兩項技術的感測器與致動器不同，不能視為同一套系統。

讀取姿勢的眼睛、計數咳嗽聲的耳朵、測量重量的另一雙眼睛，至今多半是各自運作的程式。近期回顧論文指出，研究方向正轉向把這些訊號放進同一模型的多模態資料融合（Multimodal Data Fusion）。原本只看相機影像的系統若同時接收麥克風訊號，便有望捕捉步態看似正常、咳嗽卻率先增加等單一感官容易漏掉的初期訊號。不過，現階段仍接近論文中的提案，完整導入整座商業豬舍的案例不多。

每次新增相機與麥克風，都得重新制定資料串接標準，要在現場扎根仍需時間。

豬舍空氣對相機格外嚴苛。糞便散出的氨與硫化氫混著飼料粉塵，在鏡頭表面蒙上一層白霧。鏡頭覆上一層灰塵後，深度學習模型分不清豬背與地面陰影，姿勢辨識錯誤便大量出現。高濕夜晚鏡頭起霧，同樣問題反覆發生；悶熱夏夜，甚至連鏡頭內側也會變得霧濛濛。這些變數不會出現在相機製造商的規格表上。聲音的情況也相去不遠。

換氣扇和刮板機馬達製造的低頻噪音，會淹沒麥克風該聽見的咳嗽。訊噪比越低，系統即使能發現咳嗽，也無法準確指出咳嗽的是哪一頭豬。

因此，許多農場至今仍每天由人親手擦一次鏡頭。人工智慧再精密，擦鏡頭的仍是人的手。

濟州正在進行一項正面處理這個問題的實驗。韓國電子通信研究院於2026年4月，在濟州大學校地興建約800平方公尺的豬舍試驗空間。除了測量溫度、濕度與氨濃度的感測器，還裝入直接濾除氨臭的洗滌塔設施。同一基地的CCTV系統也在偵測家畜異常行為；它採用在豬舍內立即判斷的邊緣運算（Edge Computing），減少把資料送到遠端伺服器再等待回應的時間。設施訂下比既有系統減少超過10%碳排放的目標。

相機與麥克風再聰明，若沒有保持眼耳潔淨的管線和濾網，也發揮不了作用。

金堤與天安兩座農場、扶餘一座農場及濟州試驗基地，都有政府或研究機構參與。公開資料看不到民間自費購買案例，不代表這類農場不存在。但研究經費結束後，誰來購買相機和麥克風，誰來擦拭鏡頭，誰支付故障設備的費用，仍是未解問題。

太陽完全升起前，仍有人拿著乾布走進豬舍擦鏡頭。飼料混合機的聲音隨後響起。鏡頭恢復清晰，相機拍下十幾頭豬慢慢舒展身體、陸續站起的畫面。這段時間裡，哪個背影中混入一聲短促咳嗽，麥克風早已留下紀錄。

資料來源與參考文獻

Berckmans, D. (2026). Precision livestock farming: From where we came and where we go. *Animal Bioscience*, 39(4), 260110.

<https://doi.org/10.5713/ab.260110>

Chen, W. E., Lin, Y. B., & Chen, L. X. (2021). PigTalk: An AI-based IoT platform for piglet crushing mitigation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(6), 4345-4355.

<https://doi.org/10.1109/TII.2020.3012496>

Cheng, T., Sun, F., Mao, L., Ou, H., Tu, S., Yuan, F., & Yang, H. (2025). The group-housed pigs attacking and daily behaviors detection and tracking based on improved YOLOv5s and DeepSORT. *PLOS ONE*, 20(10), e0334783.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0334783>

Cowton, J., Kyriazakis, I., Plötz, T., & Bacardit, J. (2018). A combined deep learning GRU-autoencoder for the early detection of respiratory disease in pigs using multiple environmental sensors. *Sensors*, 18(8), 2521.

<https://doi.org/10.3390/s18082521>

Franchi, G. A., Bus, J. D., Boumans, I. J. M. M., Bokkers, E. A. M., Jensen, M. B., & Pedersen, L. J. (2023). Estimating body weight in conventional growing pigs using a depth camera. *Smart Agricultural Technology*, 3, 100117.

<https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100117>

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

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

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

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

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

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

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

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

Sharifuzzaman, M., Mun, H.-S., 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/>

《豬與人》. (2026年7月21日). 人工智慧連哺乳仔豬壓死風險也能偵測……「智慧豬隻健康監測」展開現場驗證. 《豬與人》.

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

韓國農村振興廳國立畜產科學院. (2026年6月18日). 人工智慧照看豬隻健康……推動一般農場現場驗證.

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

《Herald經濟》. (2026年4月30日). 「資料+人工智慧」兼顧經濟與環境……ETRI在濟州建置養豬AX智慧農場. 《Herald經濟》.

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

4.3

雞：如何在數萬隻中看見一隻

以下場景是根據雞舍監測研究重構而成。打開一扇窗也沒有的密閉式雞舍鐵門，熱浪與聲響同時撲向全身。整片地板都在移動。一個區域擠著數百隻肉雞，相機與紅外線感測器從上方掃過。飼槽前，雞喙敲擊飼料顆粒的聲音從不停歇。人眼只看到黃色羽毛的波浪，相機卻把畫面裡每隻雞的姿勢與動作切分成像素。

一名管理者每天巡視雞舍，最多兩三次。要在短暫時間裡從5萬隻中用眼睛挑出一隻病雞，本來就超出人的能力。球蟲病等由寄生蟲在腸道擴散造成的傳染病，等到外觀症狀出現時，往往早已傳遍整座雞舍。飼料轉化率飆升、死亡接連發生後，人們才遲遲明白出了什麼事。雞舍規模愈大，其中一隻雞反而變得愈看不見。

人每天走兩三次的巡查節奏，與人工智慧從一開始就不同。在以資訊與通訊技術（Information and Communication Technology, ICT）為基礎的監測系統裡，相機與麥克風不會睡覺。一天24小時、一年365天，不碰觸雞隻身體便收集訊號。非接觸、非侵入不只表示鏡頭靠近時雞不會受驚掙扎，也表示凌晨3時無人注視時，仍有某種東西代替人看守。從一座雞舍擴大到整座農場，個體數量可從數萬隻拉開到數十萬隻。

人的巡查次數無法增加，增加的只有家禽數量，自動監測承擔的比重日漸擴大，看來不是選擇，而是隨之而來的結果。填補人眼漏看的那一兩天空白，正是所有設備進入雞舍的理由。

雞冠與眼睛是雞隻健康狀態顯露在外的部位。感染新城病的雞，雞冠與肉垂可能因發紺而變藍；罹患球蟲病與貧血時，雞冠則可能蒼白。傳染性喉頭氣管炎或支氣管炎，也可能伴隨流淚與眼周腫脹。相機可以把這些色彩與形態裁成感興趣區域（Region of Interest, ROI），再轉為數值。雖有研究在受控影像中分類雞冠色澤，但這不是在商業雞舍提前數日、趕在死亡前診斷疾病的成績。

從影像中找到雞頭後，分割（Segmentation）技術裁出雞冠與眼周，再由分類模型計算紅色程度、腫脹幅度與閉眼比例。到這一步，可以在實驗室裡測試。可是，在數萬隻雞重疊移動的雞舍裡持續追蹤一張雞臉，分辨色彩變化來自感染還是照明，再一路連結到隔離和通知獸醫，是另一個問題。一個蒼白雞冠也不是某種特定疾病的診斷書。相機標出異常區域後，人仍要一併確認雞隻呼吸、糞便與死亡紀錄。

喬治亞大學研究人員2026年發表的回顧論文指出，只靠視覺技術在商業雞舍真實環境中自動判定福利狀態，仍有缺口。數萬隻雞重疊躺在地上，燈光昏暗或閃爍，鏡頭上堆積飼料粉塵與羽毛。透過蒙塵鏡頭，病雞也可能看似健康。因此，高分類分數旁必須一併註明遮擋、照明與跨農場可重現性。

灰塵不只堆在鏡頭，也堆在資料裡。從雞舍地面飛起的不只是飼料粉，還有乾燥糞粉和脫落羽毛，三者混在一起，在鏡面形成薄膜。英文把這種污染稱為fouling。無論三維相機或RGB相機，薄膜一旦變厚，畫面輪廓會變得模糊；原本讀取雞冠顏色的模型，其診斷準確度不是緩慢下滑，而會在某一刻突然驟降。飼養方式不同，相機面對的障礙也不同。讓肉雞在地面自由活動的雞舍裡，軀幹彼此重疊，遮住雞冠；把蛋雞放入層層堆疊籠具的雞舍裡，鐵網隔板本身橫在相機與雞臉之間。

身體與身體、身體與鐵網互相遮住的現象，稱為遮擋（Occlusion）。兩種場景都讓逐隻分開查看的個體辨識（Individual Identification）變得困難，因此籠飼結構在個體追蹤上反而更不利。相機看不到的角落，終究原樣反映一隻雞所處的空間。

聲音聽得見相機看不到的事物。飼槽周圍的麥克風捕捉雞喙啄擊飼料的瞬間波形。要從噪音中挑出啄食聲，必須用梅爾頻率倒譜係數（Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC）等訊號處理技術，分開風扇噪音與雞喙敲擊的紋路。2014年，比利時研究人員利用這種方法估測飼料攝取量。2024年，美國喬治亞大學與阿肯色大學團隊以低成本設備開發ChickenSense。

這套設備估測的是啄食行為與飼料攝取量，不能只憑吃下的分量，在沒有磅秤的情況下確定平均日增重。

雞叫與啄食聲也是承載身體狀況的聲學生物標誌（Acoustic Biomarker）。啄食次數與進食量之間存在可用數字確認的關係。每分鐘啄食次數增加，當天從飼槽減少的飼料重量也隨之增加，兩者接近正比。知道這層關係後，便不一定需要磅秤。只要計數啄食聲，也能知道今天雞群吃了多少；把走勢累積數日，甚至可推測明天會吃多少。不過，這套算法建立在一個安靜的前提下：麥克風沒有漏聽啄食聲，算式才會吻合。

這個前提最容易在風扇前動搖。把密閉雞舍空氣整體向外推送的隧道式換氣扇不停發出巨響。雞喙敲擊飼料的聲音，以及比它微弱得多的初期咳嗽，會成為低訊噪比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）訊號，淹沒在噪音裡。訊號埋得越深，濾除雜音的演算法承受越重的運算負擔，誤診率卻可能不降反升。試圖用一支麥克風分辨3萬隻雞的呼吸聲，常在風扇噪音前寸步難行。不存在真正安靜的雞舍。只要風扇轉動，麥克風就總是一邊漏掉某些聲音，一邊聆聽。

理解這些限制的研究人員，已經為下一步定下方向。鏡頭端的答案，是防塵且能自動清洗的相機外殼，讓灰塵落下後自行擦除。麥克風端的答案，是在風扇噪音中也能用

極低算力運作的輕量人工智慧引擎。這類引擎稱為TinyML，不經伺服器，直接在感測器旁的小晶片裡完成運算。擺脫相機與麥克風各自運作，把兩種感官整合進同一架構的多模態資料融合（Multimodal Data Fusion），也像是朝同一方向提出的回應。

雞生病時會叫，受驚時會叫，炎熱時也會叫。人工神經網路（Artificial Neural Network, ANN）接受訓練，把叫聲與寒冷、炎熱、風等環境壓力因素配對。近來也有研究把原為人類語音開發的wav2vec2或Whisper等自監督學習模型移用到雞叫聲。一項分類接種疫苗蛋雞叫聲狀態的研究，F1分數為0.80。F1是精確率與召回率的調和平均數，不能把這個數值換算成全體樣本的誤分類率。

分辨叫聲的模型追蹤的環境變數，不只溫度與濕度。雞舍累積的有害氣體與飼養密度本身，也一併作為會改變雞叫音色的變數來訓練。溫度計和氣體感測器還沒捕捉到的跡象，雞的聲音可能早一步洩露。

叫聲與雞冠色澤是個體訊號，禽流感則是把整座雞舍一筆抹去的事件。2025年，美國因高病原性禽流感撲殺數千萬隻蛋雞，蛋價隨之震盪。加州大學河濱分校病毒學家Rong Hai博士於2026年6月表示，他從美國農業部動植物衛生檢驗局獲得180萬美元，將開發結合人工智慧與蛋白質體學的監測工具。這項研究尋找的不是病毒基因，而是受感染細胞留下的蛋白質痕跡。它仍是開發計畫，不是已部署到農場的早期警報產品。

原本分散的訊號，近來逐漸匯集到一處。2026年，研究團隊在5座商業型研究雞舍裡，連續22週收集RGB影像、48千赫音訊、熱影像及溫濕度資料，總量達10.2太位元組。這篇論文的成果不是疾病診斷準確率，而是讓不同感測器對準時間並儲存資料的基礎設施。匯集多種感測資料，不代表系統已能自動篩出病雞。

韓國政府也加入類似潮流。韓國農林畜產食品部於2026年3月公告支援農食領域人工智慧產品快速商業化的計畫，列出包含家畜疾病預測在內的25項課題，每項平均提供20億韓元。跨部會遴選結果於6月19日公布，但具代表性的畜牧案例是屠宰自動化機器人，並未另行確認養雞或家禽課題。

可是，這項技術是否真的為雞而存在，是另一個問題。讀取雞冠顏色的相機，聆聽叫聲的麥克風，都不會降低飼養密度。提早發現病雞，與改變擁擠到令雞生病的空間，是兩件不同的事。人工智慧可以幫忙前一件事。決定飼養密度、選擇品種，為雞蛋與雞肉定價，仍由人來做。

- 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>
- 韓國農林畜產食品部. (2026). 農食領域人工智慧應用產品快速商業化支援計畫 (AX-Sprint) 公告. 韓國農林畜產食品部.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/577339/artclView.do>
- 韓國企劃預算處等相關部會. (2026年6月19日). 人工智慧應用產品，一兩年內奔向市場.
<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

數位孿生與永續性

5.1

數位孿生：建在電腦裡的畜舍

以下是將多項尚在研究階段的功能集中於一處而描繪的虛構場景。清晨5點，牛舍裡仍是一片漆黑。一頭牛站起身來，垂下脖子，走向飼料槽。冰冷的空氣中散開一團團白霧，屋頂的通風扇低聲嗡嗡作響。套在牛脖子上的感測器閃著藍光，天花板上的相機鏡頭靜靜追隨著它的動作。辦公室的螢幕裡，還有另一座相同的牛舍。真牛邁開腿，畫面裡的立體牛也幾乎同時屈伸四肢。兩座牛舍之間沒有厚重的牆，也沒有遙遠的距離，只有以秒為單位來回傳遞的數字。

這座建在電腦裡的雙胞胎畜舍，英文稱為數位孿生（Digital Twin, DT）。畜舍的溫度與濕度、每頭牛的體溫與步態以秒為單位流入，驅動螢幕裡的畜舍即時運作。畜牧業過去也有模擬系統，但那更像是將過去一年的平均值整理成表格，貼在牆上。它無法告訴人們，今天這頭牛是否正在發燒，此刻豬舍角落的空氣有多渾濁。數位孿生不同。它持續吞入感測器與相機傳來的資料，原樣映照出畜舍內生命當下的狀態，並計算一小時後、一天後可能發生的事。

它像一面會呼吸、會移動的鏡子。

農場管理者每天早上都先查看這個畫面。夜裡哪一座畜舍的溫度上下變動了多少，有幾頭牛剩下飼料，都會被整理成表格與圖表顯示出來。出現異狀的個體，會在畫面上方單獨標出紅色記號。過去必須一欄一欄走過去、親手確認的工作，因這幾秒鐘的查看而大幅減少。把一週的資料放在一起看，還能看出哪一個欄舍格外需要人手。

這面鏡子要運作，首先必須有原始數字。牛脖子上的加速度計每秒傳送的震動值、天花板相機拍下的影像、牆上溫濕度計的讀數，都是起點。向上一層，原始數字會變成具有意義的指標：一天反芻多少分鐘、走了多少步、深部體溫是幾度。再往上一層，電腦根據這些指標作出判斷：牛是否正因熱而受苦、是否出現乳房炎早期徵兆、是否已經發情。如果有一頭牛的步數突然減少，體溫又略微升高，電腦就會將這組訊號解讀為乳房炎的早期徵兆，並在畫面一角顯示警示。

到了最高層，數位孿生才真正顯示出用處。它在虛擬畜舍裡先試算，環境如此改變時牛會如何反應，再向人建議應採取哪些措施。2026年也有論文將這種層層堆疊的結構整理成一套架構。

2026年，研究團隊發表了一套只靠商用畜舍相機影像，就能辨識牛的七種動作的人工智慧。它只看畫面，就能區分牛是在飼料槽前咀嚼飼料、喝水、站立，還是躺著。研究人員以4,964段人工標註的影像片段作為學習資料，再透過資料擴增增至9,600段進行訓練。準確率約85%，使用單一圖形處理器，每秒可處理超過22幀影像。這樣擷取出來的個體行為記錄，可作為建置數位孿生所需的輸入資料。

不過，該研究並未超越行為分類的範圍，也沒有一併驗證飼料計算與立體畫面重現。

支撐這四個層次的運算引擎不只一種，而是兩種。其中一種直接以物理定律的方程式，求解空氣與熱如何移動。比較進入畜舍與逸出畜舍的熱量，這種熱平衡計算是它的骨架。另一種則是從過去資料中自行找出規律的人工智慧模型。以物理方程式求解的模型準確卻緩慢，從資料學習的模型快速卻容易在陌生情況下搖擺。建置畜牧數位孿生的人會將兩者疊合使用。

物理方程式定下大框架後，機器學習（Machine Learning, ML）與深度學習（Deep Learning, DL）會在框架內填入細節，而透過不斷試錯自行修正規律的強化學習（Reinforcement Learning, RL），則會找出最佳的環境調控策略。

所有運算並不是都在同一個地方進行。裝在畜舍屋檐下的小型電腦，會就地完成需要快速處理的運算，例如從相機影像中挑出牛腿。像是彙集幾天的資料後重新設計飼料配方，這種可以慢慢進行的運算，則會被送往遠端的資料中心。2025年的一篇綜述論文較為支持這種將農場現場與雲端混合使用的方式，認為它適合畜牧數位孿生。

在虛擬豬舍裡，這兩種模型會格外清楚地交會。當人們考慮豬舍天花板還要裝幾台通風扇、應裝在哪一面牆上，過去只能先裝上，再觀察幾天。計算流體力學（Computational Fluid Dynamics, CFD）顛覆了這個順序，先將空氣的整條流動路徑畫出來。這種虛擬豬舍模型，也是2023年實際發表於一份國際工程期刊的方法。在畫面裡改變風扇的位置與運作條件，以色彩標示的氣流就會擴散到豬舍每一個角落。

空氣停滯與流動良好的地方會顯現出來，畜舍內熱與氣體移動的路徑也能加以計算。這是一項可在設計階段檢驗如何運作冷暖與通風系統，才能維持溫度的工具。目前尚無證據顯示，同一模型已驗證不同飼料配方對溫室氣體的影響，或分娩欄安全欄杆的配置。

牛隻方面的研究人員所追求的數位孿生，運算會朝稍有不同的方向進行。它彙集每頭牛的深部體溫、反芻時間、飼料攝取量與產乳量，更新個體狀態，再透過模型預先估算更換飼料或添加劑後可能出現的反應。然而，尚未見到可在商用酪農場準確重現瘤胃酸鹼值、產乳量與甲烷反應的完整數位孿生。目前較接近現場的功能是決策支援：從感測器資料挑出異常個體，告訴獸醫與管理者應優先查看哪一個牛欄。畫面上的警示無法取代人以指尖觸摸乳房、進行檢查後所作的確認。

假設飼料價格在十天內大幅上漲，這種運算的用途就會很清楚。立刻出貨，還是再養兩週後出貨，哪一種做法較有利，可以將飼料價格與預估增重一併納入比較。也可在酷暑來臨前，先在多組條件下測試通風扇與噴霧裝置的啟動時點。不過，計算結果取決於農場資料與模型的準確度，人仍必須確認成本與家畜狀態後再作決定。

數位孿生的價值，就在於它能在觸碰真實家畜之前，先於模型中檢視危險條件。將新飼料或新環境實際用在牛與豬身上之前，可先縮小候選條件，也能在畫面上比較多種防疫計畫。但模擬無法取代證明安全性與效果的實驗。即使能模擬口蹄疫等傳染病擴散到鄰近農場的情境，用來檢討何時關閉畜舍大門、出入應限制到什麼程度，實際的防疫決策仍必須依循經驗證的流行病學資料與主管機關指引。

這股浪潮已經走進現實。位於蘇格蘭的農業研究機構SRUC（Scotland's Rural College）於2025年10月將farm-twin介紹為全球首個開放原始碼的酪農數位孿生。該計畫獲得英國政府旗下研究與創新機構UKRI的區域據點培育計畫，以及數位酪農鏈（Digital Dairy Chain）計畫支持。

計畫將不同公司設備產生的乳牛健康記錄、乳量、飼料攝取量與畜舍環境資料整合到同一畫面，也說明了當出現疑似患病的牛時，啟動隔離閘門並向農場主說明判斷脈絡的功能。不過，「全球首個」是SRUC自行發布的說法，開放原始碼究竟能將小型農場的導入成本降低多少，仍有待觀察。

類似的圖景也正在養雞場中浮現。研究人員嘗試將數萬隻肉雞所在的雞舍溫度與氨氣濃度搬進虛擬空間，預先計算稍微降低飼養密度後，死亡率能下降多少。但這些計算在數十座、數百座真實雞舍都會同樣準確的證據仍很薄弱。每種家畜的體型不同，患病方式也不同，在牛身上有效的方法，很難原封不動搬到雞身上。

然而，螢幕裡的畜舍並不總是與真實畜舍顯示相同的數字。這個孿生體並不完美。相機鏡頭蒙上厚厚的灰塵，或某頭牛用角撞歪頸圈感測器，都很常見。畜舍內的灰塵、有害氣體，以及家畜衝撞感測器造成的震動，常會讓讀數突然跳動甚至完全中斷。某個冬夜，通訊暫時中斷時，螢幕裡的畜舍會在那幾分鐘凝固成定格畫面。訊號恢復後，它才一次追上所有積欠的資料。當感測器逐漸讀取偏離原設值的校準漂移不斷累積，螢幕裡的孿生體就會開始比真實畜舍快或慢半拍。

有時畫面顯示32度，真實畜舍的溫度計卻早已超過35度。

2026年發表的幾篇學術綜述，冷靜地指出了這道落差。長期研究精準畜牧的學者Suresh Neethirajan評估，很難確認商用酪農場或養雞場已經導入工程上完整成熟的數位孿生。在「飼料效率提高」、「能更早發現疾病」等宣傳語句背後，是實際農場尚未厚實累積多年驗證資料的問題。另一篇檢視養雞業的綜述，也只找到少數商用現

場驗證案例。在商業規模下驗證飼料轉換率的研究只有一件，記錄失敗率或導入後放棄系統比例的資料也不足。

2025年的一篇綜述論文彙集並分析了2010年以來發表的122篇論文。部分原型與現場試驗報告飼料效率提高15%至20%，用水量最多減少40%。同一篇論文也警告，穩健的商業部署與外部驗證仍不足。光鮮亮麗的發表簡報與真實畜舍地板之間，仍留著必須縮小的縫隙。

數值不吻合並不是唯一問題。即使孿生世界裡的兩頭牛是同一乳用品種，現實中也常會出現不同反應。由於遺傳特徵與免疫狀態不同，吃著相同飼料，有的牛很快就增重，有的卻不會。要將這些個體差異完整納入運算，再同時以高解析度重現畜舍內的空氣流動，需要可觀的雲端運算資源。資本充足的大型農場可能負擔得起這項成本，但對只養十頭、二十頭牛的小型農場而言，它從一開始就是門檻。

加上租用伺服器、安裝感測器、雇人能讀懂資料人員的費用後，總額可能上升至小型農場難以承受的程度。幸好感測器本身的價格正逐步下降，也陸續出現像SRUC這類公開程式的案例，因此門檻還有降低的可能。不過，由誰擁有資料所有權、如何防止累積的農場資訊外洩等爭議，看來仍沒有明確答案。

因此，這項技術目前的發展方向，不太像是完全擺脫人手的自動化，而更接近即使資料中斷或發生偏差，仍不會崩潰，而能把下一步選擇交給人。明知畫面偶爾可能出錯，人們仍然每早查看它，理由就在這裡。

回到前面描繪的清晨5點虛構場景。畫面裡的畜舍靜靜計算出未來6小時的溫度與濕度。沒有人能保證，那些數字會與6小時後真實畜舍溫度計的讀數多麼接近。窗外依舊黑沉沉的，牛群仍在飼料槽前排著隊。管理者看了一眼那些數字，套上長筒靴，走向畜舍。

資料來源與參考文獻

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

聽懂語言的人工智慧：生成式AI與大型語言模型

以下是描繪畜舍記錄變成數位資料過程的虛構場景。清晨5點，畜舍一角的獸醫嘴裡咬著手電筒，在診療手冊上潦草地寫著什麼。墨水在紙上暈開。一頭乳牛沒有吃完飼料，站姿又有些古怪，他因此被緊急叫來。冬天的指尖凍得發僵，字跡會更歪，但今天看到的事如果今天不記下來，明天就想不起來。紙上混著牛的編號、體溫、幾個難以辨識的藥名，還有只有他本人看得懂的縮寫。一個月後，就連他自己也不太確定這些縮寫是什麼意思。這本手冊不會在當天結束後便失去用處。

畜舍抽屜裡已經堆著好幾年的類似手冊，其中還混著屠宰場寄來的衛生檢查表，以及農場主手寫的飼養日誌。三個月後，當這頭牛再次生病，必須重新讀這些塗鴉般字跡的人，可能是另一位獸醫。

要讓機器讀懂這些潦草字跡，需要兩個步驟。首先，光學字元辨識或手寫辨識裝置將紙上字跡轉成文字。接著，自然語言處理模型會在已轉成文字的記錄中，找出病名、投予藥物、症狀與疫苗接種日期。BioBERT是以生物醫學文獻訓練的語言模型，卻不是直接讀取手寫影像的裝置。文字辨識一旦出錯，後續分析也會跟著偏移。當記錄被準確整理好，要查看哪頭牛在何時接受過哪種抗生素，並在出欄前確認停藥期，都會容易許多。

它也可以寫出「咳嗽聲與氨氣感測器數值在同一時刻變動」這樣的句子。但兩個數值同時變化，不足以斷定氨氣就是引發咳嗽的原因。農場主讀完一行表格、一句文字後，還必須回頭確認原始資料與家畜本身。

精準畜牧軟體最早是從把感測器數值畫成圖表開始的。畫面上滿是點與線時，人的眼睛先感到疲憊，農場主還必須自行判斷接下來該做什麼。以下是導入語言模型的決策支援系統所追求的虛構使用場景。在一間酪農場辦公室裡，農場主要求系統一併說明105號乳牛的體溫、反芻時間、生乳的乳脂肪與乳蛋白比例。畫面指出，這頭牛最近的反芻時間減少，乳脂肪對乳蛋白的比值升高，應查明是否存在酮病等代謝性疾病風險。它不會直接開出立刻調整飼料比例的處方。

獸醫必須檢查血液與乳汁、分娩後經過與飼料攝取量，再決定診斷與給餌調整。泌乳曲線、繁殖週期與飼料配方程式互相交換資料，再由語言模型把結果組成一句話的多

代理人架構，也正在研究之中。這尚不是已在酪農現場廣泛驗證的運作標準。送到農場主手上的報告，是一張能加速獸醫看診的備忘錄，而不是取代診療的處方箋。

要生成這種回答，電腦不能任意編出聽來像真的句子。一般對話式人工智慧可能出現幻覺，把與事實不符的內容說得像真事一樣。在畜舍裡，飼料添加劑比例或處方只要有一處錯誤，就可能影響多頭牛的健康與生乳品質。為了減少這類錯誤，部分研究與原型產品正在測試「檢索增強生成」，英文縮寫為RAG。它會先找出經驗證的論文與農場感測器記錄，再依據其內容生成回答。如果在回答中附上參考文獻與記錄位置，獸醫就更容易打開原文進行確認。

但如果找到的文件與問題不符，或模型誤解了句子，也可能生成帶著出處的錯誤答案。RAG是擴大查證途徑的工具，卻不是保證診斷準確的封印。

這種方式當然也不會永遠給出正確答案。只看反芻時間縮短這個症狀，原因可能是酮病，也可能是暫時消化不良，或是發情開始的訊號。語言模型有傾向學習論文中較常出現案例的習性，因此它可能把常見答案直接套在這頭牛身上。用於訓練的論文大多偏向美國或歐洲荷斯坦乳牛資料，因此面對韓牛等主要由韓國飼養的品種時，飼料配方或適宜溫度標準很可能悄悄發生偏差。

如果語言模型一開始就讀錯獸醫手寫的潦草筆記，後面無論經過多麼精密的檢索與運算，那個最初讀錯的字都會一路跟到最後。電腦寫的文字，不管對或錯，聽起來都同樣流暢且充滿信心。它沒有語調起伏，也不會猶豫，農場主難以只靠聲音判斷這個回答是否值得信賴。要從零開始訓練畜牧專用語言模型，必須整理數十萬篇論文與農場記錄，所需伺服器成本並非小型農場能獨自承擔。此外，這座農場獨有的飼養記錄，是否被外部企業併入訓練資料，也是必須查清的問題。

舉例來說，某座韓牛農場有一頭牛突然拒絕飼料，肚子鼓起來。人工智慧可能根據大多數學習論文所描述的常見原因，懷疑是瘤胃裡積聚氣體的瘤胃鼓脹症，並建議使用助消化藥物。但如果真正原因是幾天前新送到的稻稈上長了黴菌，而且只有這頭牛的反應格外敏感，人工智慧就無法指出這段鮮少出現在論文中的經過。這時必須由獸醫走進畜舍，親自嗅聞稻稈，用眼睛看見白色黴斑，才能找到真正原因。論文再多，面對只發生在這座畜舍的陌生事件，人的鼻子與眼睛現在仍比較準確。

因此，能將診斷理由直接呈現在眼前的技術也正持續開發。

以深度學習預測疾病的人工智慧，即使準確率很高，往往也難以窺見它為何作出那項判斷。這稱為黑箱問題。處理這項問題的可解釋人工智慧（Explainable AI, XAI）方法包括LIME與SHAP。這兩種方法會估算反芻時間、乳成分、體溫等輸入值，把特定預測往哪個方向推動了多少。這些數值是用來解釋模型預測的數字，不是各種疾病原

因所佔的比例。對相機影像，可使用Grad-CAM，將模型判斷時高度參考的區域以紅色熱圖標示。

獸醫可直接檢查被標出的乳房或牛蹄，確認判斷是否正確。出現紅色記號並不代表疾病已被確診。解釋畫面只是指示檢查起點的輔助資料，治療與更換飼料仍必須經過臨床檢查與人的判斷。

為了減少這些問題，其中一個研究方向是不把資料送到企業伺服器，而讓小型語言模型（Small Language Model, SLM）在畜舍裡的小型電腦上運作。這能減少送往雲端的照片與聲音數量，也可能在網路中斷時繼續運作。但在裝置內處理資料，不代表資訊自動變得安全。存取控制、加密與更新管理都必須跟上。同時讀取照片、聲音與文字的多模態模型也正在研究，但將咳嗽聲、步態影像與診療記錄整合在一起的畜牧系統，尚未到達現場廣泛驗證的階段。

在縮小模型的同時維持效能，以及訓練模型聽懂韓語方言，也都是尚待解決的課題。

即使人工智慧已如此精密，面對韓國畜牧現場的說話方式時，還是常常啞口無言。當年過八十的農場主用地方腔調與老式說法描述症狀，例如「這頭牛整個無精打采」、「我們這裡遇到這種情況會餵米糠」，主要以標準語與英文論文訓練的語言模型就可能完全誤解。同一種飼料，有些地方叫「牛粥」，有些地方叫「草料」，同一樣東西在不同地區有不同名稱。人沒聽懂，再問一次就行；但人工智慧如果聽錯後直接指示飼料供應機或通風設備，就可能釀成事故。

因此，語音回應與設備控制之間，必須加入人工確認流程。韓國農村振興廳於2025年與NAVER Cloud合作，推出農業人工智慧代理。這是向農民提供農事資訊，並根據照片辨識病蟲害的初期服務。這些資料並不表示，系統已經驗證能聽懂畜牧方言，或能控制畜舍設備。AFPRO 2026介紹了人工智慧與機器人從栽培擴展至畜牧與食品加工的案例。要讓電腦完整聽懂長年累月深植在人身上的方言，以及畜牧特有的俗語，仍有很長的路要走。

清晨，那位獸醫再次離開畜舍時，剛才的診療內容已自動整理好，顯示在平板電腦畫面上。病名、處方與下次訪視日期都寫得一清二楚。過去必須回到辦公室，在文件櫃裡翻找半天才能找到的資訊，如今都集中在一個畫面上。獸醫因此節省了時間，可以更快開車前往下一座農場。不過，剛才農場主帶著方言低聲說的那句「那傢伙今天怎麼那麼沒精神」，卻沒有被準確記入任何記錄。就連獸醫也只是靠推測理解了一半。他仍笑著回答「知道了」，心想下次出診時再回來親眼確認。

聽懂語言的人工智慧，已能熟練連結診療記錄、論文與感測器數值；但語言模型究竟要到哪一天，才能完整聽懂一個在這座畜舍看牛超過五十年的人所說的話？

資料來源與參考文獻

- 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>
- 農村振興廳. (2025). 與NAVER Cloud攜手，首度推出農業領域人工智慧（AI）代理. 農村振興廳.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000805404
- VentureSquare. (2026). AI跨越農場走向餐桌，開啟農食品AX時代的AFPRO 2026. VentureSquare.
<https://www.venturesquare.net/1098971>
- Tech42. (2026). 衛星與AI協助栽培，機器人負責收穫與屠宰：從AFPRO 2026看見農業的演進. 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

甲烷、福祉與資料的主人

以下是將環境感測器與甲烷測量裝置的功能集中在同一座畜舍而描繪的虛構場景。清晨5點，豬舍還聽不到飼料車駛過的聲音，只有抽風機葉片低聲轉動。這裡有數百頭豬一起生活，眾多呼吸聲混在一起，聽來像低沉的呢喃。約一公尺高的牆上並排裝著幾個電化學式感測器，同時測量氨氣、二氧化碳與以臭雞蛋氣味聞名的硫化氫濃度。其中氨氣數值顯示為18.5 ppm，數字每分鐘變動一次。畫面角落的甲烷濃度圖形緩緩向上彎曲時，稱為閘道器的現場控制裝置就會調高通風扇轉速。

即使是畜舍外溫度計低於冰點的冬日清晨，這項判斷也無須人手介入。窗外還是一片黑，只有儀表燈光獨自明亮。人還躺在被窩裡，畜舍卻已經調整好了呼吸。走到養牛的牛舍，景象略有不同。一頭乳牛把頭埋進自動擠乳機旁邊的飼料槽，懸在它上方的箱形裝置正吸入牛呼出的氣體。這台名為GreenFeed的裝置，在牛咀嚼飼料的幾分鐘內測量隨打嗝排出的氣體，並立即送往伺服器。

這些場景有一個共同名稱。精準畜牧（Precision Livestock Farming, PLF）這種做法，把感測器與連上網路的裝置，也就是物聯網（Internet of Things, IoT），布置在畜舍每個角落，即時讀取每頭家畜的狀態。每個感測器都是廉價而常見的零件，但彙集並解讀這些訊號的眼睛正變得愈來愈精密。將裝在家畜身上的感測器與嵌在畜舍牆上的感測器全部加在一起，如今持續產生資料的不是人，而是牛與豬。

起初，焦點是增加乳量與肉品重量。然而，當溫室氣體與惡臭陳情擴大成壓迫整個畜牧業的問題，同一套感測器與資料便開始承擔「減量」與「驗證」這截然不同的任務。

牛透過嗝氣與呼氣排出的甲烷，是瘤胃內微生物發酵牧草與飼料時產生的。根據IPCC第六次評估報告的百年尺度，非化石來源甲烷的全球暖化潛勢約為二氧化碳的27倍。這個數值會隨選擇的時間範圍而變。GreenFeed在牛吃飼料時收集呼氣，測量甲烷。手持式雷射甲烷偵測器（Laser Methane Detector, LMD）則從一段距離外測量甲烷的路徑積分濃度。在牛鼻孔前測一次所得的數值，不等於一天的排放量。

必須統一距離與測量時間，並連續多日重複進行，才能比較個體。精確基準值可使用密閉式呼吸室獲得，但成本過高，難以設置在數千座商業農場。因此，研究人員正在測試機器學習模型，把溫度、濕度、二氧化碳與氨氣濃度、飼料攝取量，以及糞便的酸鹼值與導電度整合起來估算甲烷濃度。韓國一項研究比較了2024年7月整個月間，在一座豬舍以5分鐘間隔收集的8,923筆資料。

以直方圖為基礎的梯度提升模型（HistGB），依論文本文所載，決定係數（ R^2 ）為0.835，均方根誤差（RMSE）為3.899 ppm。這項結果顯示該豬舍的甲烷濃度預測效能，卻不是測得排放量或排放通量的結果，而且訓練與驗證都需要甲烷感測器數值。在其他農場、季節與畜種重新驗證前，不能直接將它用於每月排放報告或測量、報告與驗證。

氨氣是從糞便中散發的刺激性氣體。歐盟的高密度肉雞飼養規定，雞頭高度的氨氣濃度應維持在20 ppm以下。這並不是豬與雞都會從同一時刻開始發炎的普遍生物學標準。損害會根據畜種、年齡、濃度與暴露時間而改變。濃度越高、暴露時間越長，眼睛與呼吸道所受的刺激越大，疾病與生產力下降的風險也越高。吸入這種空氣的不只是家畜。長時間在畜舍工作的人，也可能出現眼睛與喉嚨刺激、頭痛。冬天關門導致通風減少時，氨氣容易累積，因此需要感測器連續測量。

人的鼻子會習慣氣味，電化學式感測器卻會持續記錄濃度變化。攪拌糞便儲存池時突然飆升的硫化氫會造成更緊急的危險，在高濃度下，人可能迅速失去意識。

「減少了碳排放」這句話，如果沒有人加以確認，就只是一項主張。這正是為什麼需要測量、報告與驗證（Measurement, Reporting, and Verification, MRV）流程，用來測量排放量、對外報告並進行驗證。精準營養（Precision Nutrition）會根據個體體重、產乳量與反芻時間，供給所需的蛋白質與能量。

它可能減少飼料損失與透過糞便流失的氮，並降低單位產品的甲烷排放；但實際效果必須在符合各畜種、飼料與農場條件的現場試驗中分別確認。也有方法利用生乳的中紅外線（Mid-Infrared, MIR）光譜與脂肪酸成分估算甲烷。這不是直接測量甲烷的裝置，而是必須經過配合品種、飼料與胎次的校正公式所得的替代指標。只憑感測器與模型產生的數字，並不會自動生成碳權。

在韓國要交易外部項目的減量成果，必須經過經核准的方法學、基準線、外加性、項目登記、監測、查驗與認證程序。畜產品認證也必須符合規定的減量標準與先決條件，認證標誌不保證相同肉品與乳品會漲價。畜舍裡的數字要變成交易與包裝上的標記，中間還隔著漫長的行政流程與市場選擇。

這些不斷累積的數字究竟屬於誰？體重與步態、飼料攝取量與乳成分、獸醫到訪日期與用藥紀錄，都儲存在某個伺服器裡。究竟由誰擁有這些資料、可在哪裡再次使用，往往只以幾行字寫在合約背面。2022年的一項農業資料研究顯示，74%的受訪農場不知道合約條件，55%則表示自己在沒有獲得充分說明的情況下簽署合約。農場擔心的是，他們無法控制飼養紀錄的再利用範圍，更換設備時也無法將資料整批搬走。

聯邦學習（Federated Learning, FL）是減少這種擔憂的技術之一。它將原始資料留在農場裝置，匯集各裝置計算得出的模型更新，訓練共同模型。向外傳送的模型更新

不會自動加密，也有可能被推測出部分原始資料。因此必須另行加入安全聚合、差分隱私與加密等保護措施。聯盟區塊鏈讓獲授權的參與者共同保管交易歷程，使事後修改更加困難，並能追蹤修改痕跡。這不表示任何紀錄都絕對不能刪除或更正。系統必須有符合成員規則與個資法規的更正程序。

技術能降低資料移動風險，但能否改變合約，還要看農場的議價能力與制度。

「照顧家畜」的標準也正在改變。長期以來，家畜福祉主要以「五大自由」（Five Freedoms）加以說明，讓動物免於飢餓與口渴，也免於疼痛與恐懼。五大領域模型（Five Domains Model）於1994年提出，並於2015年擴展，納入正向福祉狀態。它檢視營養、環境、健康與行為，再評估這些影響如何表現於心理狀態。這套觀點認為，動物不是只要沒有痛苦就夠了，牠們也能感受舒適與愉悅。

環境領域觀察地面與空間，行為領域則檢視動物是否能選擇與其他個體互動，或獨自休息。相關研究也試圖以相機與麥克風，除了辨識疾病早期徵兆，還區分放鬆躺臥的姿勢、探索行為與發聲，藉此讀取正向狀態。然而，單一行為訊號並不能直接證明滿足或愉悅。這類觀察究竟是以福祉為目的，還是只在生產力指標清單中再加上一項，仍是一個問號。

可是，更精密測量福祉的技術，也會擴大另一個方向的風險。學者將精準畜牧可能對家畜福祉造成的威脅彙整為十二項。家畜只被當成螢幕裡的數字、人對頻繁警示逐漸麻木、裝置傷害家畜身體，都列在其中。一項走訪法國25座農場的質性研究中，有些農場主說，感測器與相機可能減少他們與家畜相處的時間。其他農場主則回答，技術有助於觀察，並沒有讓關係惡化。只根據一方經驗，難以對所有農場下判斷。耳標與頸圈如果安裝不當或長期不檢查，也可能造成壓迫、擦傷與發炎。

為了避免測量家畜狀態的裝置反過來讓家畜受傷，人必須親手確認安裝狀態。要縮短螢幕與畜舍之間的距離，不能只靠感測器性能。

甲烷與氨氣等空氣中的數字、人的呼吸健康、家畜的心理狀態，很容易被分別寫進不同文件。有一個名稱，專門指將這三者放在同一個畫面檢視的做法。「同一福祉」（One Welfare）的觀點認為，家畜福祉、人的生活與地球的空氣並非各自運作。當我們想到，畜舍排氣口的一個數字擴散到大氣，大氣再進入人的肺，同一團空氣也進入家畜的肺，將三者分開來看反而顯得奇怪。閘道器畫面上的每一個數字，實際上都延伸得那麼遠。

太陽完全落山後，畜舍燈光一盞盞熄滅，只剩閘道器畫面在黑暗中泛著藍光。夏日傍晚的空氣裡，混著乾燥稻稈與飼料氣味。農場主提著手電筒，在畜舍進行當天最後一次巡視。打開應用程式，當天每個個體的體溫、活動量與飼料攝取量已全部整理完畢

，他卻還是習慣地與每頭牛對視、撫摸牠們的背。乳牛無法分辨，那隻手是來確認資料，還是只是來打聲招呼。牠只在手電筒的光下眨了兩次眼，又開始咀嚼飼料。

排氣口旁邊的儀表板上，氨氣數值仍每分鐘變動一次，旁邊只有牛的反芻聲在黑暗中低低延續。遠處道路上的卡車聲短暫傳來，很快又被草叢蟲鳴淹沒。

資料來源與參考文獻

- 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., Çalik, A., Pérez, J. F., İpçak, H. H., Repetto, J. L., Drotárová, S., & Cajarville, C. (2026). Mitigating methane in dairy cattle: Integrated strategies and the evolving role of precision livestock farming. *Czech Journal of Animal Science*, 71(2), 41-58.

<https://doi.org/10.17221/116/2025-CJAS>

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

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

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

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

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

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

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

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

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

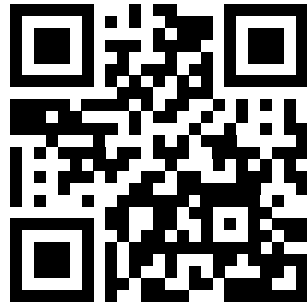
<https://doi.org/10.1093/af/vfz056>

大韓民國. 《溫室氣體排放權配額與交易法》第30條.

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

請支持本書

如果本書對您有所幫助，歡迎透過PayPal支持後續翻譯、
公開版本與開放式人工智慧知識計畫。



PayPal

<https://paypal.me/kimkjkj>

請掃描QR碼，或開啟上方連結。