

스마트 축산

인공지능이 들어온 축사

김경진 변호사

이 책은 인공지능으로 정리 제작된 것입니다.
전 세계의 주요 언어로된 자료를 수집 종합한 것입니다.

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

위 링크는 이 책을 제작하는데 참고된 자료들이 수집 저장된
노트북 엘엠의 주소 유알엘 입니다.
누구든지 자유롭게 접근 활용할 수 있도록 공개해 두었습니다.

목차

제1장	정밀 축산과 축산 DX
1.1	축산업의 디지털 전환(DX)과 농업 4.0 패러다임
1.2	스마트 축산 시스템의 4계층 구조: 감지, 전송, 분석, 실행
1.3	엣지 컴퓨팅, 클라우드, 그리고 연합 학습
제2장	멀티모달 센싱과 모니터링
2.1	컴퓨터 비전과 객체 탐지 알고리즘
2.2	몸에 붙이는 센서와 사물인터넷 생체 데이터
2.3	만지지 않고 재는 기술: 열화상, 분광, 소리
제3장	건강과 질병 예측, 번식과 영양
3.1	병을 미리 알아채는 인공지능
3.2	발정과 분만을 읽는 눈
3.3	몸을 재는 카메라: 신체 충실 지수와 체중 추정
제4장	축종별 AI 현장 사례
4.1	젖소와 한우: 로봇 착유기와 가상 울타리
4.2	돼지: 자세를 읽는 카메라와 기침을 세는 마이크
4.3	닭: 수만 마리 속에서 한 마리를 보는 법
제5장	디지털 트윈과 지속가능성
5.1	디지털 트윈: 컴퓨터 안에 지은 축사
5.2	말을 알아듣는 인공지능: 생성형 AI와 대형 언어 모델
5.3	메탄, 복지, 그리고 데이터의 주인

제 1 장

정밀 축산과 축산 DX

1.1

축산업의 디지털 전환(DX)과 농업 4.0 패러다임

여러 연구와 현장 자료를 토대로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 4시, 축사 지붕 위로 별이 아직 지지 않았습니니다. 우사 안 공기는 차갑고, 소들은 저마다 다른 자세로 되새김질을 하고 있습니다. 사람은 아직 오지 않았습니니다. 착유실 한쪽에서는 로봇 팔이 다음 순서를 기다리며 조용히 멈춰 있습니다. 유리창 너머로 입김이 하얗게 번지고, 낮게 웅웅거리는 냉각기 소리만 어둠을 채웁니다. 어딘가에서 여물통을 미는 소리가 달그락거리고, 개 짖는 소리가 멀리서 한 번 울리다 그칩니다. 그런데 3번 칸에 선 젖소의 목에 걸린 작은 장치가 파란 불빛을 두 번 깜빡이더니, 축사 바깥 사무실 컴퓨터 화면에 되새김질 시간이 평소보다 줄었다는 경고를 띄웁니다. 사람의 눈이 뜨기도 전에, 기계는 이미 그 소의 몸속에서 무슨 일이 벌어지고 있는지 짐작하고 있었습니니다.

십 년 전만 해도 이런 장면은 공상과학 영화에나 나올 법했습니니다. 축사를 관리하는 사람이 손전등을 들고 우사를 돌며 눈으로 소의 상태를 살피고, 손으로 분뇨를 만져 건강을 가늠하던 시절이 있었습니니다. 지금은 천장에 달린 고화질 카메라와 소리를 잡아내는 마이크, 목과 귀에 붙은 무선 장치가 하루 종일 가축의 숨소리와 걸음걸이를 기록합니다. 정보통신기술과 사물인터넷(Internet of Things, IoT), 인공지능이 농장 한복판까지 들어온 이 흐름을 축산업의 디지털 전환(Digital Transformation, DX)이라고 부릅니니다. 사람들은 이를 농업 4.0이라는 커다란 흐름 속 하나로 묶어 이야기하지만, 축사 안에서 실제로 벌어지는 일은 훨씬 구체적입니다. 소 한 마리, 돼지 한 마리, 닭 한 마리를 따로따로 알아보는 일입니다.

소와 돼지, 닭을 향한 세계의 식욕은 잦아들 기미가 없습니니다. 유엔 식량농업기구(FAO)는 2050년 육류 소비가 기준연도보다 73퍼센트, 유제품 소비는 58퍼센트 늘어날 것으로 전망했습니니다. 2022년에는 닭과 오리, 돼지를 비롯한 육상동물 약 830억 마리가 식용으로 도축됐습니니다. 논과 밭으로 더 늘릴 땅에도, 가축이 마실 물에도 한계가 있습니니다. 사육두수만 계속 불릴 수는 없는 노릇입니다.

축사를 돌보던 사람들은 늙어 가고, 그 일을 이어받을 젊은 일손은 좀처럼 나타나지 않습니니다. 면 단위 축산 모임에 나가 보면 나이 든 얼굴이 대다수이고, 자식 세대는 도시로 나가 돌아오지 않는 집이 흔합니다. 사람을 구한다는 벽보를 몇 달째 붙여 놓아도 전화 한 통 오지 않는다는 축협 사무실 이야기는 낯선 소식이 아닙니다.

사료값과 전기료는 해마다 오릅니다. 곡물 사료 상당량을 수입에 기대는 나라일수록 환율 하나에도 사료비 부담이 출렁입니다. 겨울에는 난방으로, 여름에는 냉방과 환기로 전기 요금이 치솟습니다. 여기에 메탄과 암모니아를 줄이라는 정부 규제는 갈수록 촘촘해집니다. 탄소중립을 향한 국가 계획 속에서 축산은 메탄을 많이 내뿜는 산업으로 지목됩니다. 되새김질하는 소 한 마리가 하루에 내뿜는 메탄의 양은 작지 않아서, 배출량을 재고 줄이는 일 자체가 이제 축산 경영에서 빼놓을 수 없는 일이 되었습니다.

구제역과 조류인플루엔자 같은 전염병이 한번 돌면 며칠 사이 축사 하나가 통째로 사라지기도 합니다. 살처분 트럭이 마을 어귀에 서는 장면은 이제 낯설지 않습니다. 사람이 눈으로 살필 수 있는 가축의 수는 한계가 뚜렷한데, 정작 돌봐야 할 가축의 수는 수백 마리에서 수만 마리로 불어난 지 오래입니다.

문제는 병이 소리 없이 찾아온다는 데 있습니다. 젖소의 유방염이나 다리를 저는 파행은 겉으로 표가 날 때쯤이면 이미 병이 상당히 진행된 뒤입니다. 여물을 씹는 턱의 리듬이 아주 조금 느려지는 순간, 그 미세한 차이를 사람의 눈은 좀처럼 잡아내지 못합니다. 우유 생산량은 뚝 떨어지고, 치료비는 눈덩이처럼 불어납니다. 무리 전체에 같은 양의 사료를 붓듯이 나눠 주는 방식도 마찬가지로 허점을 안고 있습니다. 많이 먹어야 할 소와 적게 먹어도 되는 소를 가리지 않고 같은 밥상을 차려 주다 보니, 남는 사료는 그대로 버려지고 분뇨 속 질소와 인은 강과 땅으로 흘러듭니다.

이런 한계를 넘어서려는 시도가 정밀 축산(Precision Livestock Farming, PLF)입니다. 정밀 축산은 센서와 카메라, 인공지능을 동원해 가축 한 마리 한 마리의 몸 상태와 행동을 하루 24시간 놓치지 않고 지켜보는 관리 방식입니다. 예전에는 우사 전체, 돈사 전체, 계사 전체를 하나의 평균으로 뭉뚱그려 돌보았습니다. 정밀 축산은 그 평균을 깨고 17번 소와 18번 소를 서로 다른 개체로 구분해서 돌봅니다. 군이 비유하자면, 병동 전체를 한 처방으로 돌보던 병원이 환자 한 명 한 명의 차트를 따로 들여다보는 병원으로 바뀐 셈입니다.

이해를 돕는 예를 들어 보겠습니다. 17번 소는 하루 40리터 넘게 우유를 짜내는 다산성 개체라 곡물 사료를 넉넉히 먹어야 살이 마르지 않습니다. 반면 18번 소는 나이가 많아 우유량이 줄었고, 같은 양을 먹으면 오히려 살이 찌고 발굽에 무리가 갑니다. 예전 같으면 두 소에게 같은 여물통, 같은 배합사료가 돌아갔습니다. 정밀 축산 체계에서는 목에 건 센서가 각자의 식별 번호를 읽어, 급여기가 소마다 다른 양과 배합의 사료를 자동으로 내줍니다.

무리를 지어 키우는 돼지도 사정은 비슷합니다. 전자식 급이기가 설치된 돈사에서 어미 돼지 한 마리씩 급이 부스 안으로 들어가야만 사료가 나옵니다. 목에 걸린 태그를 읽은 기계가 그 돼지의 몸무게와 임신 단계에 맞춘 양만큼만 사료를 내주고 문을 열어 줍니다. 같은 우리에서 자라도 살찐 돼지와 마른 돼지가 나오지 않는 이유입니다.

두 방식의 차이는 겉으로도 뚜렷합니다. 예전에는 사람이 하루 한두 번 눈으로 훑어보고 기록부에 손으로 적었습니다. 지금은 센서와 카메라, 마이크가 밤낮 없이 자료를 쌓아 올립니다. 예전에는 병이 난 뒤에야 움직이는 사후 대응이었다면, 지금은 병이 나기 전에 먼저 움직이는 사전 예측으로 무게 중심이 옮겨 갔습니다.

정밀 축산은 데이터를 모으고, 그 데이터를 분석하고, 마지막으로 사람의 결정을 돕는 세 단계로 움직입니다. 몸에 붙이거나 축사 안에 심어 둔 센서와 카메라, 마이크가 첫 단계에서 체온과 소리, 걸음걸이를 그려모읍니다. 인공지능은 그 자료를 읽어 내려가며 그 가축만의 평소 모습을 익히고, 거기서 벗어나는 낌새를 짚어 냅니다. 그러고는 농장주의 스마트폰에 "3번 소의 되새김질 시간이 하루 만에 22퍼센트 줄어, 유방염 초기가 의심됩니다" 같은 구체적인 문장을 띄우거나, 사료 급여기와 환기 팬을 스스로 조작합니다.

농장주가 보는 화면은 복잡한 그래프투성이 아닙니다. 초록, 노랑, 빨강 세 가지 색깔로 지금 이 순간 축사 상태를 한눈에 보여 주는 경우가 많습니다. 초록은 평소와 같다는 뜻입니다. 노랑은 조금 더 지켜봐야 한다는 신호입니다. 빨강은 지금 당장 가 봐야 한다는 신호입니다. 복잡한 숫자를 색깔 하나로 바꿔 주는 이 작은 장치 덕분에, 컴퓨터에 익숙하지 않은 나이 든 농장주도 스마트폰 하나로 축사 전체를 살필 수 있게 되었습니다.

정밀 축산에 들어가는 인공지능 시장의 크기만 봐도 이 흐름의 속도가 읽힙니다. 한 시장 조사 보고서는 정밀 축산 인공지능 시장을 2025년 27억 달러, 2026년 34억 5천만 달러로 추산했습니다. 2030년에는 80억 달러를 넘어설 것으로 내다봤습니다. 한국에서도 사정은 다르지 않습니다. 정부는 이 흐름을 스마트 축산이라 부르며 정책의 중심에 두었습니다. 농림축산식품부는 제1차 스마트농업 육성 기본계획을 세워 2025년부터 2029년까지 이어질 로드맵을 짰습니다. 축산물품질평가원은 2025년 6월부터 스마트축산 전담 조직을 운영했고, 2026년 1월에는 스마트축산본부 출범을 알렸습니다. 농림축산식품부는 2026년 5월 청년들에게 스마트축산 청년 서포터즈라는 이름을 붙여 위촉장을 건넸습니다. 나이 든 농장에 젊은 손과 디지털 기술을 함께 불러들이려는 뜻입니다. 정부가 나서는 이유는 뚜렷합니다.

농촌에는 사람이 줄고, 축사에는 데이터가 늘고 있기 때문입니다. 실제 현장을 취재한 정책 보도에서도 무선으로 조종하는 씨씨티비와 발정 탐지기를 들이는 농가가 하나둘 늘어나는 모습이 확인됩니다.

착유 로봇을 갖춘 우사에서는 소가 스스로 착유실로 걸어 들어갑니다. 목에 걸린 인식표를 로봇이 읽어 그 소의 지난 착유량과 유방 위치를 불러옵니다. 로봇 팔은 좌표를 계산해 유두 하나하나에 착유컵을 정확히 물립니다. 사람 손을 거치지 않고도, 소가 내키는 때마다 하루 두세 번씩 젖을 짜 수 있게 된 셈입니다.

건강을 살피는 데는 소가 통째로 삼키는 반추위 볼루스 센서가 큰 역할을 합니다. 이 작은 알약 모양 장치는 반추위의 산도와 체온을 몇 분 간격으로 재서 무선으로 실어 나릅니다. 산도가 설정한 임계값 아래에서 일정 시간 머물면 시스템은 산증 위험 경보를 울립니다. 넓은 방목지에서는 목걸이에 달린 위성위치확인장치(GPS)와 진동, 소리를 조합한 가상 울타리가 철조망을 대신합니다. 농장주는 스마트폰 지도 위에 선 하나를 그어 소 떼가 넘지 말아야 할 경계를 그때그때 옮길 수 있습니다.

돼지에게는 귀가 하는 일이 큼니다. 돈사 천장에 달린 마이크는 수천 마리가 함께 내는 소리 속에서 기침 소리만 골라냅니다. 사운드토크 같은 음향 분석 시스템은 그냥 짹짹대는 소리와 호흡기 질환에서 나오는 기침 소리를 가려내어, 사람이 눈으로 이상을 알아차리기 전에 감염병의 낱새를 알립니다. 피그 코프 모니터(Pig Cough Monitor)라는 장치도 같은 원리로 돌아갑니다. 카메라도 눈을 대신합니다. 옴로(YOLO)라는 이름의 인공지능 인식 기술이 체중계에 올리지 않아도 지나가는 돼지의 몸통을 입체 영상으로 찍어 몸무게를 셈하고, 출하하기 좋은 날짜를 계산합니다. 갓 태어난 새끼를 둔 어미 돼지 곁에서는 또 다른 위험을 살핍니다. 몸집이 큰 어미가 몸을 뒤척이다 새끼를 깔아 뭉개는 압사 사고는 양돈 농가의 오랜 골칫거리였습니다.

천장 카메라는 어미 돼지의 자세와 새끼들의 위치를 실시간으로 겹쳐 보고, 위험한 자세가 보이면 우리 안에 경고음을 울리거나 진동 장치로 어미를 깨웁니다.

닭은 사정이 또 다릅니다. 계사 한 동에 수만 마리가 들어차 있어 사람이 일일이 들여다볼 도리가 없습니다. 천장 레일을 따라 움직이는 카메라가 벋 색깔이 붉은지 창백한지, 눈두덩이 부었는지를 온종일 찍어 인공지능에게 건넵니다. 마이크는 모이를 쪼는 소리와 우는 소리를 따로 가려듣고, 그 소리의 높낮이와 빈도로 닭 무리가 지금 편안한지 스트레스를 받고 있는지를 헤아립니다. 이렇게 모인 소리와 영상 자료는 사료를 얼마나 먹는지, 몸무게가 얼마나 느는지를 가늠하는 잣대로도 쓰입니다. 사람의 발소리보다 먼저, 기계가 닭 무리의 상태를 알아차리는 셈입니다.

생산성을 끌어올리는 이야기와 가축이 편안해지는 이야기는 서로 다른 방향을 가리킬 것처럼 보입니다. 한쪽은 돈 문제고 다른 쪽은 마음 문제로 여겨지기 쉽기 때문입니다. 그런데 정밀 축산 현장에서 쌓인 자료는 다른 쪽을 가리킵니다. 스트레스를 덜 받고 아프기 전에 돌봄을 받은 가축이 더 많은 우유와 고기를 내놓았습니다. 가축을 아프게 방치해서는 이윤도 남길 수 없다는 사실이 숫자로 다시 한번 확인된 셈입니다.

2022년부터 2024년까지 낙농·양돈·양계 농장 90곳을 살핀 한 연구에서는 정밀 축산을 도입한 낙농가의 원유 생산량이 평균 13.5퍼센트 늘었습니다. 돼지 농가에서는 하루 몸무게 증가량이 15퍼센트 좋아졌습니다. 원유 1킬로그램을 짜내는 데 드는 사료는 1.5킬로그램에서 1.3킬로그램으로 줄었습니다. 돼지의 사료요구율은 2.6에서 2.2로 낮아졌습

니다. 서로 다른 나라와 농장을 한데 모은 결과여서 어느 농장에서나 같은 쪽으로 좋아진다고 볼 수는 없습니다.

같은 연구에서 젖소의 유방염과 파행 발생률은 18퍼센트에서 10퍼센트로 내려갔습니다. 돼지의 호흡기와 소화기 질환도 21퍼센트에서 12퍼센트로 낮아졌습니다. 연구진은 정밀 감지와 조기 대응이 질병 부담을 덜 가능성을 보여 준다고 해석했습니다. 다만 이 수치만으로 항생제 사용량까지 같은 쪽으로 줄었다고 단정할 수는 없습니다.

사람이 하는 일도 달라졌습니다. 자동 착유 로봇과 사료 급이 장치가 반복 작업을 맡으면 관리자는 경보가 뜬 소와 송아지를 살피는 데 시간을 더 쓸 수 있습니다. 앞의 90개 농장 연구는 정밀 축산 도입 뒤 가축 복지 지표가 16퍼센트에서 27퍼센트 범위로 개선됐다고 보고했습니다. 한여름 낮, 축사 안 온습도지수가 기준을 넘으면 팬이 힘차게 돌고 가는 물 안개가 소 등 위로 뿌려집니다. 온도와 습도를 함께 읽는 센서가 환풍기와 분무기를 움직여 열스트레스 위험을 낮춥니다. 원유 손실을 얼마나 막는지는 기후와 축사 구조, 냉방 설비에 따라 달라집니다.

그러나 이 모든 이야기에 그늘이 없는 것은 아닙니다. 자동 착유 로봇과 3차원 카메라, 지능형 환기 장치를 갖추려면 큰돈이 듭니다. 로봇 한 대 값이 웬만한 소형 축사를 새로 짓는 비용과 맞먹기도 합니다. 자본이 넉넉한 대규모 농장은 앞서 나가지만, 소규모로 생계를 이어 가는 농가는 이런 장비에 손이 닿지 않습니다. 그 격차는 시간이 지날수록 좁혀지기보다 벌어질 가능성이 큼니다. 정부 보조금과 임대형 장비 사업이 그 틈을 메우려 하지만, 아직은 큰 농장이 먼저 손을 드는 구조에 가깝습니다.

경보가 너무 잦은 것도 골칫거리입니다. 센서가 지나치게 예민하거나 축사 안 소음이 섞여 들면 가짜 경보가 하루에도 수십 건씩 스마트폰을 울립니다. 새벽마다 쏟아지는 알림에 지쳐 무음 모드를 눌러 버리는 농장주 이야기도 낫설지 않습니다. 진짜 위험을 알리는 신호조차 무시코 넘겨 버리는 이유입니다. 최근에는 인공지능이 경보에도 등급을 매겨, 정말 위급한 신호만 먼저 눈에 띄게 하는 방식으로 이 문제를 줄이려 하고 있습니다.

통신도 늘 매끄럽지는 않습니다. 산골 축사의 무선 신호는 자주 끊기고, 소나 돼지의 두툼한 몸이 전파를 가로막기도 합니다. 회사마다 장비와 프로그램의 규격이 달라, 어제는 이 회사 화면에, 오늘은 저 회사 화면에 같은 정보를 다시 입력하는 번거로움도 여전합니다. 업계 일부에서는 공통 데이터 규격을 정해 이 불편을 줄이려는 논의도 이제 막 시작되었습니다.

유난히 조용한 걱정 하나는 사람과 가축 사이의 거리입니다. 화면 속 숫자와 그래프에만 눈을 두다 보면, 소를 직접 보고 만지며 쌓아 온 눈썰미는 무뎌지기 쉽습니다. 손끝으로 느끼던 체온과 근육의 떨림을 화면 속 그래프 한 줄이 대신하는 순간도 늘어나고 있습니다. 가축을 그저 고기와 우유를 뽑아내는 기계로만 보게 될 위험도 없지 않습니다. 반대로,

반복적인 사료 급여와 상태 확인을 기계에 맡긴 만큼, 아픈 개체를 더 오래 쓰다듬어 줄 여유를 얻었다고 말하는 농장주도 있습니다.

다시 새벽 축사로 돌아가 봅시다. 관리자가 트럭에서 내려 사무실 문을 열면, 간밤에 쌓인 알림이 화면 가득 떠 있습니다. 그는 3번 소의 되새김질 경고를 손가락으로 짚어 확인하고도, 굳이 장화를 신고 우사 안으로 걸어 들어갑니다. 소의 옆구리에 손을 얹고, 오르내리는 숨결을 한참 눈으로 좇다가, 눈을 돌려다보고서야 발걸음을 돌립니다. 기계가 먼저 알아차린 이상을, 사람이 두 손으로 마지막까지 확인하는 셈입니다.

근거 및 참고문헌

- Akinyemi, B. E., Siegford, J. M., Jessiman, L., Turner, S. P., Johnson, A. K., & Akaichi, F. (2025). Precision livestock farming usage among a subset of U.S. swine producers: Insights through a structural equation modeling approach. *Smart Agricultural Technology*, 10, 100839.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.100839>
- Berckmans, D. (2017). General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11.
<https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>
- Kling-Eveillard, F., Allain, C., Boivin, X., et al. (2020). Farmers' representations of the effects of precision livestock farming on human-animal relationships. *Livestock Science*, 238, 104057.
<https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.104057>
- Lee, M., Tedeschi, L. O., & Seo, S. (2026). Biosensors in precision livestock farming in dairy production: Decoding animals' needs. *Animal Bioscience*, 39(4), 260154.
<https://doi.org/10.5713/ab.260154>
- Mehtab, A., Mun, H.-S., Laguna, E. B., Sharifuzzaman, M., Hasan, M. K., Kim, Y.-H., Gu, K. J., & Yang, C.-J. (2025). Precision livestock monitoring of lactating sows: YOLOv8-based behavioral analysis under varying feeding strategies. *Journal of Animal Science and Technology*, 67, e21.
<https://doi.org/10.5187/jast.2500395>
- Morrone, S., Dimauro, C., Gambella, F., & Cappai, M. G. (2022). Industry 4.0 and Precision Livestock Farming (PLF): An up to date overview across animal productions. *Sensors*, 22(12), 4319.
<https://doi.org/10.3390/s22124319>
- Rawat, S. K., & Kumar, V. (2026). Evaluation of productivity, welfare, and economic gains through precision livestock farming. *International Journal of Advanced Biochemistry Research*, 10(4), 05-09.
<https://doi.org/10.33545/26174693.2026.v10.i4a.8036>
- Sani, M. I., van der Voort, M., Tekinerdogan, B., & Hogeveen, H. (2026). Application of precision livestock farming: Challenges and opportunities. *Animal Bioscience*, 39(4), 250895.
<https://doi.org/10.5713/ab.250895>
- Tedeschi, L. O., Guarnido-Lopez, P., Menendez III, H. M., & Seo, S. (2026). Advancing precision livestock farming: Integrating artificial intelligence and emerging technologies for sustainable livestock management. *Animal Bioscience*, 39(4), 250289.
<https://doi.org/10.5713/ab.25.0289>
- Research and Markets. (2026). Artificial intelligence (AI) in precision livestock farming global market report 2026.
<https://www.researchandmarkets.com/reports/5980662/artificial-intelligence-ai-in-precision>
- Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M.-J. (2017). Big data in smart farming: A review. *Agricultural Systems*, 153, 69-80.
<https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>

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

농림축산식품부. (2025). 제1차 스마트농업 육성 기본계획(2025-2029). 농림축산식품부. <https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/584835/download.do>

농민신문. (2026, 1, 12). "스마트축산 확산을"... 축평원, 스마트축산본부 신설. 농민신문. <https://www.nongmin.com/article/20260112500274>

대한민국 정책브리핑. (2026). 스마트 축산, 현장에서 답을 찾다. 대한민국 정책브리핑. <https://www.korea.kr/briefing/pressReleaseView.do?newsId=156619820>

1.2

스마트 축산 시스템의 4계층 구조: 감지, 전송, 분석, 실행

여러 연구와 현장 자료를 토대로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 축사 문을 밀고 들어가면 아직 사방이 어둡습니다. 어둠 속에 작은 불빛 몇 개가 깜빡입니다. 47번 젖소 목에 걸린 목걸이형 센서, 천장 카메라의 적외선 램프, 벽에 붙은 가스 센서 표시등입니다. 들이마신 숨에는 여물 냄새와 열은 소독약 냄새가 함께 섞여 올라옵니다. 발밑에서는 톱밥이 부스럭거리고, 저 안쪽에서 다른 소 한 마리가 낮게 웁니다. 소는 아무것도 모른 채 여물통 앞에서 되새김질만 하고 있습니다. 그 순간에도 목에 걸린 장치는 소의 목 움직임을 쉬지 않고 재는 중입니다. 이 조용한 축사 안에서 벌어지는 일은 눈에 보이는 장면보다 눈에 보이지 않는 계산이 훨씬 많습니다. 소의 몸에서 나온 신호가 서버를 거쳐 다시 팬과 사료통으로 돌아오기까지 네 개의 층을 통과해야 하기 때문입니다.

정밀 감지층, 고속 전송층, 지능형 의사결정층, 자동 실행층입니다.

47번 젖소의 목에 걸린 목걸이형 센서 속에는 손톱만 한 부품 두 개가 들어 있습니다. 하나는 세 방향의 움직임을 재는 가속도계, 다른 하나는 회전각을 재는 자이로스코프입니다. 장치에 따라 이 가속도계는 1초에 여러 번에서 수십 번까지 소의 목 움직임을 되풀이해서 잽니다. 이 정도 빠르기면 소가 고개를 숙이고 있는지, 가만히 서서 되새김질을 하는지, 옆으로 누워 쉬는지가 분 단위로 갈립니다. 귀에는 전자 이표가 달려 개체 번호를 알려 줍니다. 축사를 오갈 때마다 문 옆의 안테나가 이 번호를 자동으로 읽어, 어떤 소가 언제 사료통 앞에 섰는지 기록을 남깁니다. 나중에 이 소가 고기가 되어 마트 진열대에 놓이면 포장지의 이력 번호를 통해 농장과 이동·도축 기록을 연계해 조회할 수 있습니다. 어떤 농장은 여기서 한 걸음 더 나아가 알약처럼 생긴 반추위 블루스 센서를 소에게 삼키게 합니다.

위 속에 들어앉은 이 센서는 체온과 산도를 하루 종일 켜 둔 무선으로 내보냅니다. 몸에 붙거나 몸속으로 들어간다는 뜻에서, 이런 장치들은 가축 착용형 센서라 불립니다.

몸에 손대지 않고도 소를 지켜보는 장치가 있습니다. 천장에 매달린 3차원 카메라는 연속 영상을 찍고, 그 가운데 소의 뒷다리와 발굽이 찍힌 부분을 골라 컴퓨터로 넘깁니다. 이렇게 모인 사진은 소가 걸을 때 다리를 얼마나 저는지, 등뼈와 엉덩이 사이에 살이 얼마나 붙었는지를 알려 줍니다. 열화상 카메라는 표면온도가 국소적으로 오른 부위를 색깔 차이로 드러냅니다. 온습도 센서와 암모니아·이산화탄소·황화수소 센서는 축사 공기를 잽니

다. 돼지 축사에서서는 여러 마이크를 묶은 연구용 배열이 기침 소리를 다른 소음 속에서 걸러 냅니다. 착유실의 전기전도도와 체세포 수 측정치는 유방염 위험을 가려내는 보조지표가 됩니다. 하나의 측정값만으로 병을 확정하지는 않습니다.

체형 점수를 매기는 일도 이제는 사람의 눈이 아니라 카메라의 일입니다. 등뼈에서 엉덩이까지 이어지는 곡선을 입체 영상으로 읽어, 이 소가 마른 편인지 살집이 넉넉한 편인지를 다섯 단계 점수로 매깁니다. 사람이 손으로 등을 짚어 가며 점수를 매기던 예전 방식보다 훨씬 자주, 고르게 이 점수를 얻을 수 있게 된 셈입니다. 이 점수는 사료 배합을 다시 짜는 첫 번째 기준이 됩니다.

이 정밀한 감지층에도 그림자는 있습니다. 렌즈에 분뇨가 튀면 카메라는 눈을 감은 것과 다르지 않습니다. 소가 철제 울타리에 몸을 비비다가 귀 태그가 떨어져 나가기도 합니다. 센서는 시간이 지나면서 처음 맞추어 둔 값에서 벗어날 수 있어 주기적인 교정이 필요합니다. 마리 수가 많은 축사일수록 소와 소가 겹쳐 서서 카메라 인식률이 떨어집니다. 농장 관리자는 제조사 지침과 오염 상태에 맞춰 렌즈를 닦고 태그가 온전히 붙어 있는지 확인합니다. 센서가 아무리 똑똑해도 이 손길이 빠지면 데이터는 서서히 거짓말을 하기 시작합니다.

47번 젖소의 목에서 나온 숫자는 거기 머물지 않습니다. 저전력 블루투스나 지그비, 혹은 로라원이라 부르는 장거리 저전력 무선통신(LoRaWAN)을 타고 축사 어딘가에 놓인 게이트웨이로 날아갑니다. 로라원은 작은 배터리 하나로 몇 년을 버티고, 게이트웨이 하나가 반경 몇 킬로미터를 책임질 만큼 멀리 갑니다. 2025년 말을 기준으로 전 세계에서 로라원에 연결된 기기는 1억 2,500만 대를 넘어섰습니다. 호주의 한 축산 스타트업은 태양광으로 충전되는 귀 태그를 방목장의 소에게 달아 두었는데, 무게가 30그램이 되지 않습니다. 전기 공급 없이도 게이트웨이 범위 안에서는 위치가 실시간으로 잡힙니다.

게이트웨이에 닿기 전, 센서 신호를 맨 처음 그러모으는 손바닥만 한 기판이 있습니다. 이 에스피32(ESP32)라 불리는 값싼 저전력 마이크로컨트롤러가 이 일을 맡습니다. 이 작은 기판이 센서 값을 엠큐티티(MQTT) 메시지로 발행하면, 게이트웨이는 정해진 토픽을 구독해 값을 받아 갑니다. 전달 신뢰도는 서비스 품질(QoS) 설정으로 조절합니다. 배터리 하나로 몇 달을 버텨야 하는 처지이니, 이 기판에게는 전기를 아끼는 일이 통신 속도보다 앞섭니다.

이동통신사가 이미 깔아 둔 통신망에 올라타는 길도 있습니다. 협대역 사물인터넷(NB-IoT)이라 불리는 이 방식은 농장이 직접 게이트웨이를 세우지 않아도 되고, 통신 품질을 통신사가 책임진다는 점에서 로라원과 다릅니다. 농장 옆에 이미 서 있는 기지국을 그대로 빌려 쓰는 셈이니, 새로 세울 탑도 새로 문을 전봇대도 없습니다. 다만 매달 통신비를 내야 하고, 기지국에서 먼 산간 축사는 신호가 약해지는 약점을 그대로 안고 있습니다. 농장이 직접 게이트웨이를 세울 여력이 있고 자체 관제를 원하면 로라원 쪽이, 이미

이동통신망이 잘 들어오고 통신사 관리에 맡기고 싶으면 협대역 사물인터넷 쪽이 현실적인 선택으로 보입니다.

카메라가 찍은 영상처럼 덩치가 큰 데이터는 이 좁은 통로로 보내기 어렵습니다. 그래서 와이파이 6, 4G, 5G 같은 굵은 통신로가 따로 필요합니다. 라즈베리 파이 5와 5G 모듈을 결합해 축사 전용 게이트웨이를 시험한 연구가 있습니다. 그 시험 환경에서 지연 시간은 와이파이 24.0밀리초, 4G 34.7밀리초, 5G 비단독모드 38.5밀리초였습니다. 농장의 벽체와 기지국 거리, 망 혼잡에 따라 수치는 달라질 수 있습니다. 저전력 센서는 로라원이나 협대역 사물인터넷으로 보내고 영상은 와이파이나 5G로 나누어 보내는 구성이 현실적인 선택지 가운데 하나입니다.

넷 가운데 하나만 고집할 필요는 없습니다. 한우 쉼 마리를 키우는 작은 농장이라면 로라원 하나로 이표와 온습도 센서를 묶는 것으로 충분해 보입니다. 소 오백 마리가 넘는 낙농단지라면 사정이 다릅니다. 이표 신호는 로라원으로, 폐쇄회로 화면은 와이파이나 5G로 나누어 보내야 두 데이터가 서로 발목을 잡지 않습니다. 산간 지역처럼 이동통신 기지국이 멀면 로라원과 위성 백홀을 함께 쓰는 편이, 도심에 가까운 평야 지대라면 협대역 사물인터넷에 기대는 편이 무난해 보입니다.

문제는 축사라는 공간 자체에 있습니다. 철골 지붕과 콘크리트 벽은 전파를 튕겨 내고, 소의 두툼한 몸은 그 자체로 전파를 가로막는 벽이 됩니다. 반추위 속에 들어간 블루스 센서는 소의 몸통을 뚫고 신호를 내보내야 하니 성공률이 떨어질 수 있습니다. 인터넷이 잠시 끊기는 순간도 있습니다. 이때 게이트웨이 안에 데이터를 잠깐이라도 담아 두는 저장 장치가 없으면 그 시간의 기록은 사라집니다.

게이트웨이를 통과한 숫자는 서버로, 혹은 축사 한쪽에 놓인 작은 컴퓨터로 모입니다. 여기서부터 계산이 시작됩니다. 처음에는 엑스, 와이, 제트 세 축의 가속도 값에 지나지 않습니다. 이 값을 하루 치로 묶으면 오늘 이 소가 얼마나 걸었는지 활동량 지수가 나옵니다. 활동량 지수를 다시 풀어내면 되새김질을 얼마나 했는지, 걸음걸이가 평소와 다른지 같은 몸 상태가 드러납니다. 여기에 축산학 지식을 겹치면 인공수정 권장 시간이나 유방염 위험 경보가 나옵니다. 위험도 수치는 모델과 검증 농장에 따라 달라집니다. 원시 신호, 지수, 상태, 판단이라는 네 칸을 순서대로 올라가야 사람이 알아들을 수 있는 말이 됩니다.

분만을 앞둔 소는 밤중에 진통을 시작하기도 합니다. 사람이 밤새 우사를 지키고 앉아 있을 수는 없는 노릇입니다. 활동량과 체온 그래프가 평소와 다른 굴곡을 그리면 시스템은 분만이 가까웠다는 경보를 냅니다. 몇 시간 앞서 알릴 수 있는지는 장치와 품종, 분만 경력에 따라 달라집니다.

영상을 읽어 내는 쪽에는 실시간 영상 인식 모델인 옴로(YOLO)와 레즈넷 계열의 합성곱 신경망(CNN)이 쓰입니다. 소 한 마리 한 마리를 구분하고 걸음걸이에서 절뚝임을 찾습니

다. 합성곱 신경망은 복잡한 무늬를 읽는 데 강하고, 케이 최근접 이웃(KNN)처럼 가벼운 방식은 자원이 부족한 기기에서 빠르게 움직일 수 있습니다. 시간의 흐름을 읽는 순환 신경망과 장단기 기억 모델(LSTM)은 오늘의 활동량이 뒤의 질병이나 분만과 어떻게 이어지는지를 계산합니다. 인터넷이 끊긴 축사에서조차 진단이 멈추지 않도록 마이크로컨트롤러에서 돌아가는 초경량 인공지능(TinyML)도 연구되고 있습니다.

2025년에 발표된 한 돈사 연구는 이 의사결정층의 또 다른 얼굴을 보여 줍니다. 축사 안은 공간이 좁아 원하는 위치마다 센서를 꽂을 수 없습니다. 연구진은 몇 군데 센서 값을 거리에 따라 섞어 빈 곳의 값을 먼저 그려 내고, 그 위에 시계열 모델을 얹어 시간에 따른 오차를 줄이는 방식을 시도했습니다. 검증에는 2025년 1월부터 8월까지 모은 3만 4,992건의 기록이 쓰였습니다. 계산 값과 실제 값의 결정계수는 온도 0.970, 습도 0.978, 이산화탄소 0.981, 암모니아 0.964였습니다. 논문은 암모니아 센서가 여덟 달에서 열두 달가량 쓰이고 개당 60달러에서 120달러가 든다는 조건을 두었습니다. 연구진은 일부 실물 센서를 가상 센서로 바꾸면 센서 관련 비용을 30퍼센트에서 40퍼센트 줄일 수 있다고 추정했습니다. 이렇게 메운 값은 웹 화면 위에 입체 축사 모형으로도 그려집니다.

농장주는 마우스로 축사를 돌려 보며 어느 구역의 공기가 탁한지 색깔로 한눈에 확인합니다.

그러나 이 의사결정층에는 스스로 설명하지 못하는 약점이 있습니다. 딥러닝 모델은 정확도가 높아도 왜 그런 판정을 내렸는지 말하지 못하는 경우가 흔합니다. 연구용 농장에서 95퍼센트 넘는 정확도를 보인 모델도, 품종과 사육 밀도와 축사 구조가 다른 농장으로 옮겨 놓으면 정확도가 뚝 떨어지곤 합니다. 대수롭지 않은 환경 변화에도 하루 수십 번씩 경보가 울립니다. 밤사이 알림이 스무 번 넘게 울리고 나면, 다음 날부터 그 알림음은 그냥 배경 소음이 되어 버립니다.

계산이 끝났다고 축사가 저절로 움직이지는 않습니다. 판단은 다시 전선을 타고 내려가 프로그램 가능 논리 제어기(PLC)를 거쳐, 실제로 몸을 움직이는 기계에 닿아야 합니다. 온습도지수(THI)가 기준을 넘었다는 판단이 내려지면 환기 팬이 회전수를 올리고, 물이 흐르는 젖은 커튼과 미세 안개 분무기가 함께 켜집니다. 팬이 돌아가기 시작하면 천장 근처의 더운 공기가 밀려나고, 축사 안 기온계 눈금이 눈에 띄게 떨어집니다. 전혼합일량(TMR) 사료를 미는 로봇은 이미 급여대에 놓인 사료를 소 쪽으로 밀어 줍니다. 사료를 섞어 나르는 완전 자동 급이 로봇은 사육군마다 정해 둔 배합을 만들어 급여할 수 있습니다. 착유실에서는 자동 착유 시스템(AMS)이 젖소가 스스로 걸어 들어오면 전자 이표를 읽어 착유를 시작합니다.

유질이 이상하다고 판정된 소는 착유가 끝난 뒤 자동 선별 게이트가 열리며 격리 구역으로 들어갑니다.

방목장에서는 목걸이의 위치 신호와 짧은 전기 자극을 엮은 가상 울타리, 이세퍼드라는 이름으로도 불리는 이 방식이 있어, 철사 없이도 소가 넘지 말아야 할 경계를 지킵니다. 이 목걸이는 소가 경계에 가까워지면 먼저 짧은 경고음부터 냅니다. 소리를 듣고도 계속 다가서면, 그제야 약한 전기 자극이 한 번 더 울립니다. 소 한 마리가 이 순서를 몸으로 익히고 나면, 나중에는 경고음만 듣고도 발걸음을 돌립니다. 축사 바닥에서는 슬러지 스크레이퍼라 불리는 청소 로봇이 정해진 길을 따라 돌며 분뇨를 밀어냅니다.

이 마지막 실행층 앞에서 많은 농가가 걸음을 멈춥니다. 자동화 장비 값이 축사 전체 투자가운데 제일 큰 비중을 차지하기 때문입니다. 소규모 농가일수록 이 문턱을 넘기가 쉽지 않습니다. 기계는 이물질이 끼거나 모터가 과열되면 그대로 멈추어, 축사 전체 작업을 붙들어 버리기도 합니다. 곤란한 사정이 하나 더 있습니다. 착유 로봇을 만든 회사와 사료 급이기를 만든 회사가 서로 다른 통신 규격을 쓰면, 두 기계는 한 축사 안에 있으면서도 서로의 데이터를 읽지 못한 채 따로 돌아갑니다. 체인이 끊어지거나 벨트가 미끄러지면, 그 순간부터 사료는 배급되지 않고 쌓이기만 합니다. 착유 로봇 화면에는 방금 짠 우유의 수치가 뜨는데, 사료 급이기 화면에는 그 소가 오늘 얼마나 더 먹어야 하는지가 뜨지 않습니다. 두 화면은 각자의 회사 서버만 바라볼 뿐, 서로를 보지 못합니다.

이 절소 이야기로 되돌아가면, 목의 움직임 신호 하나가 팬을 돌리기까지 걸리는 시간은 길어야 몇 초입니다. 감지층이 신호를 만들고 전송층이 그 신호를 옮기면, 의사결정층이 뜻을 읽고 실행층이 팬과 급이기를 움직입니다. 팬이 돌아간 뒤에 낮아진 축사 온도는 다시 감지층의 센서로 잡혀 다음 판단의 재료가 됩니다. 네 개의 층이 한 바퀴를 그리며 닫힌 고리를 이루는 셈입니다. 사람 눈에는 그저 조용한 아침일 뿐입니다. 동쪽 창으로 첫 햇살이 스며듭니다. 절소는 여전히 여물통 앞에 서 있을 뿐이지만, 그사이 축사는 몇 번이고 이 고리를 돌았을 것입니다. 목걸이형 센서의 초록 불빛은 오늘 밤에도 다시 깜빡일 것입니다.

근거 및 참고문헌

- 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-K ster, 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

엣지 컴퓨팅, 클라우드, 그리고 연합 학습

여러 연구와 현장 자료를 토대로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 세 시, 젖소들이 지내는 우사 천장에서 카메라 렌즈 하나가 조용히 돌아갑니다. 농장주는 아직 이불 속에 있고, 우사 안에는 사료통 옆 센서에서 깜빡이는 빨간 불빛과 소들의 숨소리만 남아 있습니다. 렌즈는 초당 여러 장의 그림을 찍어 소들의 자세와 되새김질, 걸음걸이를 담습니다. 해상도와 압축률, 비트레이트에 따라 카메라 한 대가 한 달 동안 만드는 영상은 수 테라바이트에 이를 수 있습니다. 이 영상을 통째로 인터넷 회선에 실어 저 멀리 서버로 보내면 시골 농장의 통신 회선은 큰 부담을 안게 됩니다.

그런데 이 우사에서는 그런 일이 벌어지지 않습니다. 천장 카메라 옆에 붙은 작은 상자, 게이트웨이가 영상을 밖으로 내보내는 대신 그 안에서 바로 계산을 끝내기 때문입니다. 이렇게 데이터가 태어난 바로 그 현장, 축사 안 센서와 카메라와 소형 컴퓨터 안에서 셈을 마치는 방식을 엣지 컴퓨팅(edge computing)이라 부릅니다. 옴로(YOLO)라는 이름의 인식 알고리즘이 소 한 마리 한 마리의 위치를 짚어 내고, 그 뒤를 잇는 인공지능 모델이 이 소가 지금 누워 있는지, 사료를 씹고 있는지, 통증으로 몸을 웅크리고 있는지를 가려냅니다. 시스템은 원본을 정해 둔 기간 동안 보관하거나 곧바로 지우고, 필요한 사건 정보만 밖으로 보낼 수 있습니다. 농장주의 스마트폰에는 3번 소 휴식 중, 12번 소 열스트레스 의심 같은 짧은 문장이 도착합니다.

아침에 눈을 뜬 농장주가 확인하는 것은 밤새 쌓인 영상이 아니라 이 몇 줄의 요약입니다.

이 짧은 지연 시간은 가축의 안전과 맞닿아 있습니다. 돈사의 환기팬과 안개 분무 장치는 온도와 습도를 합쳐 재는 온습도지수가 기준선을 넘으면 곧바로 돌아가야 합니다. 한여름 낮에는 돈사 안 기온이 빠르게 치솟기도 합니다. 신호가 인터넷을 타고 먼 서버까지 갔다가 답을 받아 돌아오는 동안 제어가 늦거나 통신이 끊길 위험이 있습니다. 엣지 기기는 센서 신호를 현장에서 판단해 팬을 돌리므로 이 왕복과 통신 두절의 부담을 줄입니다.

산간 지역 농장에는 또 다른 걱정거리가 있습니다. 폭우에 통신선이 끊기거나 무선 신호가 며칠씩 흔들리는 일이 드물지 않습니다. 강원도 산골짜기의 어느 한우 농장은 태풍이 지나간 다음 날까지 인터넷이 먹통이었던 적이 있습니다. 이런 순간에도 사료 자동 급여기와 착유 로봇, 환경 제어기는 멈추지 않고 돌아갑니다. 우사 안 게이트웨이가 클라우드 없이도 홀로 판단하고 명령을 내리기 때문입니다. 농장주는 인터넷이 끊긴 상태에서도 우사 안 근거리 와이파이망에 스마트폰을 붙여 소들의 상태를 계속 들여다볼 수 있습니다.

소는 인터넷 사정을 기다려 주지 않습니다. 이런 시골 통신망의 빈틈은 한국만의 사정이 아닙니다. 농기계 회사와 통신사들이 손잡고 오지 농장까지 롱텀에볼루션과 5G 신호를 넓히는 사업이 세계 여러 곳에서 동시에 진행되고 있습니다.

산골 농장을 위협하는 것은 통신 두절만이 아닙니다. 태풍이나 낙뢰로 마을 전체가 정전을 겪는 밤도 한 해에 몇 번씩 찾아옵니다. 이때는 사정이 다릅니다. 우사 안 게이트웨이는 인터넷이 끊겨도 혼자 판단할 수 있지만, 전기 자체가 끊기면 이 작은 컴퓨터도 함께 멈춰 버립니다. 카메라도 센서도 화면도 깜깜해지는 순간입니다. 통신선이 끊겨도 버티던 옛지 컴퓨팅의 자율성이, 전기 코드 하나 앞에서는 다시 사람 손을 기다리는 셈입니다. 전력망과 통신망이 함께 여린 산간 지역일수록 이 위험은 두 겹으로 포개지는 것으로 보입니다.

옛지 기기가 하는 일은 정보를 통째로 나르는 대신 걸러내는 일에 가깝습니다. 초당 수만 개에 이르는 소리 표본이나 초당 수십 장씩 쌓이는 영상 대신, 소의 행동이 바뀌는 순간이나 수치가 기준을 벗어나는 사건만을 추려 짧은 신호로 내보냅니다. 라즈베리 파이나 이 에스피32(ESP32) 같은 손바닥만 한 컴퓨터에는 타이니엠엘(TinyML)이라 불리는 초경량 인공지능 엔진이 실려 있습니다. 이 엔진은 가속도 센서와 체온계, 암모니아 감지기, 산성도 측정기가 보내는 값을 한데 모아 소나 돼지의 이상 징후를 현장에서 짚어 냅니다. 목에 두른 목걸이형 센서 하나가 걸음 수와 되새김질 횟수, 체온을 동시에 재고, 그 값이 평소와 어긋나는 순간 앱에 알림이 뜹니다.

2026년 국제 학술지에 실린 한 연구에서는 에지 티피유 칩을 엮은 다중 감각 타이니엠엘 시스템이 인공지능 모델의 크기를 최대 270분의 1까지 줄이면서도 반응 속도를 80밀리초 아래로 지켰습니다.

이렇게 큰 파일 대신 사건 정보만 골라 보내는 방식을 이벤트 기반 전송이라고 부릅니다. 모델 압축과 저전력 연산을 더하면 작은 기계가 먹는 전력도 줄어듭니다. 그린 에이아이(Green AI)와 프루갈 에이아이(Frugal AI)는 이런 연산·에너지 절약을 아우르는 더 넓은 관점입니다. 캐틀엠엘(CattleML)은 2026년 한 연구가 제안한 축산용 경량 추론 장치의 이름입니다. 이 기술들은 축사 밖으로 내보내는 자료의 부피와 현장 기기의 전력 부담을 줄이려는 서로 다른 길입니다.

옛지가 축사 안에서 즉시 답하는 역할을 맡는다면, 저 먼 데이터센터의 클라우드 컴퓨팅(cloud computing)은 시간을 두고 큰 그림을 그리는 역할을 맡습니다. 전국 여러 농장에서 올라온 요약 정보를 하나로 모아 몇 달, 몇 년에 걸친 증체량 곡선과 원유 생산 곡선, 계절별 사료 효율을 그려 냅니다. 수의사는 사무실 모니터 하나로 경상도의 농장과 충청도의 농장을 나란히 띄워 놓고 어느 쪽 소들이 더 잘 자라는지, 어느 쪽 사료 배합이 겨울에 유리한지를 비교할 수 있습니다. 먼 농장까지 차를 몰고 가지 않아도 이 그래프 한 장으로 건강 상태를 가늠할 수 있습니다. 클라우드는 강력한 그래픽 처리 장치를 동원해 수백만

건의 기록으로 거대한 인공지능 모델을 다시 훈련시키고, 한층 다듬어진 그 모델을 다시 우사의 엠티 기기로 내려보냅니다.

데이터는 아래에서 위로 요약되어 올라가고, 지능은 위에서 아래로 다듬어져 내려오는 셈입니다.

엠티와 클라우드가 하는 일은 처음부터 다릅니다. 엠티 기기가 상대하는 것은 초당 수십 장씩 쏟아지는 영상과 씬 없이 흘러드는 센서 값이고, 그 반응은 몇 밀리초에서 몇백 밀리초 사이에 끝납니다. 클라우드가 상대하는 것은 여러 농장에서 걸려져 올라온 요약 자료와 경영 통계, 진료 기록이고, 그 답은 몇 초에서 몇 분에 걸쳐 나옵니다. 엠티는 인터넷이 끊겨도 혼자 돌아가지만, 클라우드는 안정된 무선 통신이 끊이지 않아야 비로소 움직입니다. 이렇게 현장과 중앙이 서로의 빈틈을 채우며 함께 돌아가는 짜임을 공학자들은 하이브리드 엠티클라우드 아키텍처라 부릅니다.

그런데 농장주들의 마음 한구석은 여전히 무겁습니다. 자기 농장만의 사료 배합 비율과 재정 기록, 질병 이력과 우사 안 영상이 클라우드를 거치는 동안 경쟁 농가나 사료 회사 손에 들어가지 않을까 하는 걱정입니다. 몇십 년 동안 손에 익힌 사료 배합 비율은 농장주에게 자식처럼 아끼는 비법입니다. 그 숫자가 인터넷 어딘가를 떠돌다 옆 마을 농장으로 흘러 들어간다면 억울한 일입니다. 이 불안은 스마트 축산을 향한 발걸음을 실제로 늦춰 온 이유로 보입니다. 데이터를 내놓지 않고도 인공지능은 똑똑해질 수 있을까요.

이 걱정에는 이름이 있습니다. 데이터 소유권 문제입니다. 소 한 마리 한 마리의 하루 생산량, 사료 배합의 세세한 비율, 농장의 재정 기록과 질병 이력, 우사 안을 비추는 영상까지, 이 모든 자료가 누구 것인지, 어디까지 누구에게 넘어가도 되는지는 아직 다 그어지지 않은 경계입니다. 원본 자료가 일단 밖으로 나가면 그 뒤에 어디를 거쳐 누구 손에 들어가는지 농장주가 낱알이 확인하기는 어렵습니다. 가중치만 오가는 연합 학습이 눈길을 끄는 이유도 바로 여기에 있습니다.

연합 학습(federated learning)은 이 물음에 대한 하나의 답입니다. 원리는 뜻밖에 담백합니다. 데이터는 농장에 그대로 두고, 인공지능 모델이 농장을 찾아가 배우고 돌아오는 것입니다. 순회 교사가 학생의 공책을 통째로 걷어 가는 대신, 교실마다 찾아가 가르치고 그날 배운 요령만 적어 돌아오는 모습과 닮았습니다. 먼저 중앙 서버가 기초 모델 하나를 A농장과 B농장, C농장의 엠티 기기로 똑같이 내려보냅니다. 각 농장은 자기 소들의 데이터만으로 이 모델을 조용히 학습시킵니다. 학습이 끝나면 원본 기록은 농장 밖으로 나가지 않고, 모델이 얼마나 바뀌었는지를 나타내는 가중치 값이 중앙 서버로 갑니다. 이 값도 정보를 새겨 할 수 있으므로 전송구간 암호화와 보안 집계 같은 별도 장치가 필요합니다.

중앙 서버는 세 농장에서 도착한 숫자들을 통계적으로 평균 내어 하나의 통합 모델을 빚어내고, 이를 다시 모든 농장에 나누어 줍니다. A농장의 소 떼가 겪은 질병 신호가 이름도 얼굴도 모르는 C농장의 소를 살리는 실마리가 될 수 있습니다.

이 평균 내는 절차에도 이름이 있습니다. 여러 농장의 숫자를 하나로 섞는다는 뜻에서 공학자들은 이를 페더레이티드 애버리징(FedAvg)이라 부릅니다. 학급마다 다른 시험 점수를 학교 전체 평균 하나로 묶어내는 셈법과 닮았습니다. 하지만 어느 농장에는 아픈 소가 물리고 다른 농장에는 건강한 소만 모여 있으면 평균을 냈다고 치우침이 사라지지는 않습니다. 농장마다 데이터의 결이 다른 비아이아이디(Non-IID) 환경에서는 통합 모델의 성능이 떨어질 수도 있습니다.

최근에는 여기에 블록체인 장부와 영지식 증명이라는 암호 기법까지 포개지고 있습니다. 영지식 증명은 내용을 들이지 않으면서도 그 내용이 참이라는 사실만 증명하는 방식입니다. 누가 어떤 값을 언제 보냈는지가 장부에 지워지지 않게 남아, 나중에 다툼이 생겨도 되짚어 볼 수 있습니다. 농장마다 사육 환경과 가축 품종이 다르기 때문에 생기는 데이터 결의 차이, 이른바 비아이아이디(Non-IID) 문제를 줄이려고 그래프 주의력 신경망으로 서로 닮은 농장끼리 먼저 묶어 학습시키는 방법도 나왔습니다. 젖소 농장은 젖소 농장끼리, 방목형 한우 농장은 방목형 한우 농장끼리 먼저 무리를 지은 뒤에 배우는 셈입니다.

이런 기법을 적용한 한 실험은 눈여겨볼 결과를 내놓았습니다. 한 라운드의 통신량은 4.25킬로바이트로, 비교 방식보다 97.7퍼센트 줄었습니다. 기본 조건의 통합 모델 정확도는 96.94퍼센트였습니다. 신호의 20퍼센트에 잡음을 넣은 조건에서도 정확도는 90퍼센트를 넘었습니다. 다만 공개 데이터로 시험한 연구 결과이므로 실제 농장의 장기 성능과 같다고 볼 수는 없습니다.

2026년 3월에는 몸무게 기록으로 소의 성장 곡선을 예측하는 연합 학습 모델이 아카이브 프리프린트로 공개됐습니다. 이 모델은 순환 신경망과 다층 퍼셉트론을 엮어 과거 몸무게 기록에서 시간에 따른 성장 흐름을 읽어 냅니다. 어느 농장의 송아지가 다음 달, 다음 계절에 얼마나 자랄지를 다른 농장의 데이터까지 빌려 와 가늠하는 셈입니다. 농장마다 사육 밀도와 사료 배합이 다르다는 점을 감안해, 공통 모델 위에 농장 전용 예측 층을 하나 더 얹는 개인화 방식도 함께 나왔습니다. 동료평가를 마친 학회 논문은 아니라는 한계가 남습니다.

국내에서도 움직임은 뚜렷합니다. 축산물품질평가원은 스마트축산 전담 조직을 두고 웨어러블 센서와 환경 센서, 데이터 표준을 농장에 연결하는 지원사업을 벌이고 있습니다. 농가와 학계, 민간이 함께 데이터를 쓸 수 있는 기반도 추진하고 있습니다. 그런데 이 계획이 뿌리를 내리려면 결국 데이터를 누가 얼마나 내놓을 것인가라는 물음을 피해 갈 수 없습니다. 연합 학습이 답하려는 물음도 바로 이것입니다. 원본 기록을 한 곳에 모으지 않고도 모두를 함께 똑똑하게 만드는 길이 있는가 하는 물음입니다.

물론 이 그물망에는 아직 다 메우지 못한 구멍이 남아 있습니다. 축사 안 엷지 기기는 저장 공간과 전력이 넉넉하지 않은 손바닥만 한 몸집입니다. 고온다습한 공기와 암모니아 가스, 먼지에 오래 노출되면 회로 기판이 삭거나 열을 먹어 계산 값이 어긋나는 고장으로 이어지기도 합니다. 방수·방진과 회로 보호가 약한 장비일수록 교체 시기가 빨라집니다.

농장마다 데이터의 결이 다르다는 사실도 걸림돌입니다. 한우와 젖소, 돼지와 닭은 몸의 생리부터 다르고, 같은 소를 키우더라도 사육 밀도와 사료 배합, 축사 구조는 농장마다 제각각입니다. 방목장 넓은 산골 농장과 좁은 축사에 소를 밀집해 키우는 평야 농장은 같은 젖소를 키워도 데이터의 모양이 전혀 다릅니다. 그 결과 각 농장에서 홀로 훈련된 모델의 가중치 값은 서로 크게 벌어질 수 있고, 중앙 서버가 이 값을 하나로 평균 내는 순간 오히려 통합 모델의 정확도가 떨어지는 역설이 벌어지기도 합니다.

이렇게 여러 농장이 가중치를 한 번 주고받는 매듭을 라운드(round)라 부릅니다. 라운드가 한 번 돌 때마다 통합 모델은 조금씩 더 정교해지고, 그 정교함은 어느 순간을 지나면 더는 크게 달라지지 않습니다. 이 순간을 향해 다가가는 속도는 농장들이 얼마나 자주, 얼마나 고르게 라운드에 응답하느냐에 달려 있습니다. 통신이 가벼워질수록 한 라운드를 도는 시간은 짧아지고, 모델이 제 궤도를 찾는 시간도 함께 줄어드는 셈입니다.

통신이 아예 몇 시간씩 끊기는 오지 농장은 이 순환의 박자를 흐트러뜨립니다. 모든 참여자의 응답을 기다리는 동기식 연합 학습에서는 느린 농장 하나가 전체 갱신 주기를 늘릴 수 있습니다. 실제 시스템은 일부 참여자만 뽑거나 응답 제한 시간을 두고, 느린 농장을 기다리지 않는 비동기 학습을 써 이 문제를 줄입니다. 방수와 방진을 갖춘 기기 설계, 농장마다 다른 데이터 형식을 하나로 맞추는 표준도 여러 연구실이 붙들고 있는 숙제입니다.

새벽 우사 밖에서는 인터넷 신호가 여전히 오락가락합니다. 그래도 게이트웨이 화면에는 소 예순 마리의 상태가 한 줄씩 또박또박 올라오고, 그 사이 저 먼 서버에서는 어젯밤 이 농장이 보낸 숫자 몇 개가 다른 농장들의 숫자와 조용히 섞이고 있습니다. 우사 안 공기는 아직 어둡고, 소들은 여전히 되새김질을 하고 있습니다.

근거 및 참고문헌

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/IJOT.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/IJOT.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>
- 김수형. (2026, 5월 13일). 웨어러블·환경센서 활용 확대...현장 중심 지원역량 강화. *축산신문*.
<https://www.chuksannews.co.kr/news/article.html?no=271557>

제 2 장

멀티모달 센싱과 모니터링

2.1

컴퓨터 비전과 객체 탐지 알고리즘

여러 연구와 현장 자료를 토대로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 착유실로 이어지는 좁은 통로에 젖소들이 줄지어 서 있습니다. 입김이 하얗게 뿜어져 나오는 통로에는 사료 냄새와 젖 냄새가 뒤섞여 있습니다. 그 가운데 한 마리는 오른쪽 귀에 있어야 할 노란 귀표가 보이지 않습니다. 전날 철제 펜스에 머리를 부딪히면서 떨어져 나간 곳에는 붉은 상처만 남아 있습니다. 관리자는 손전등을 비추며 뿔의 각도와 걸음걸이로, 말하자면 눈대중으로 그 소가 몇 번인지 짐작해 봅니다. 그사이 뒤쪽 소들은 갑갑한 듯 발을 구르고, 착유기 돌아가는 소리만 규칙적으로 울립니다. 비슷하게 생긴 소를 여러 마리 지나친 뒤에야 이름표 없는 소의 정체를 겨우 알아냅니다.

천장에 달린 카메라는 그 소란과 상관없이 지나가는 소마다 얼굴 윤곽을 따라 사각형 표시를 그려 놓고, 그 옆에 소의 이름 대신 번호 하나를 가만히 띄워 놓고 있었습니다.

귀에 구멍을 뚫어 매다는 귀표, 살갗에 새기는 문신, 귀 가장자리를 잘라 내는 귀 노칭은 오랫동안 소와 돼지, 양을 구분하는 대표적인 방법이었습니다. 이 방법들은 동물의 몸에 흔적을 남깁니다. 귀표는 철망에 걸리거나 다른 개체와 부딪히면 뜯겨 나가고, 진흙과 분뇨에 덮이면 숫자를 읽기 어렵습니다. 이름표를 잃어도 농장대장 속 개체 기록이 곧바로 사라지는 것은 아니지만, 대체표를 달고 이력을 다시 연결하는 일이 생깁니다. 뒤이어 무선인식 칩을 넣은 전자 이표를 안테나로 읽는 방법도 나왔습니다. 소가 안테나의 판독 범위를 벗어나면 신호를 놓칠 수 있습니다. 몸에 아무것도 달지 않고, 소가 어디를 걷든 눈으로 쫓아가며 알아보는 방법을 찾아 나선 것도 이 때문입니다.

개체를 정확히 구별하는 일은 눈요기가 아닙니다. 어느 소가 새끼를 배었는지, 어느 소가 최근 사흘 동안 사료를 평소보다 적게 먹었는지, 어느 돼지가 형제보다 몸무게가 덜 느는지는 전부 그 개체의 번호에 매달린 기록입니다. 번호가 흔들리면 기록도 함께 흔들립니다. 번식 성적이 좋은 씨수소를 고르는 육종 프로그램도 정확한 개체 기록 없이는 시작조차 할 수 없습니다. 소가 태어난 농장부터 도축장을 거쳐 식탁에 오르기까지 이동 경로를 추적하는 이력제도 역시 그 밑바탕에는 흔들리지 않는 개체 번호가 있어야 합니다. 어느 농장에서 병이 돌기 시작했는지를 역학적으로 되짚어 가는 작업도 마찬가지입니다. 보행과 혈통 기록에는 공식 개체번호와 문서가 남고, 카메라가 읽은 얼굴과 무늬는 그 기록을 보완하는 또 하나의 단서가 됩니다.

카메라 렌즈는 소의 몸에 손을 대지 않고도 이 문제를 비켜 갑니다. 컴퓨터 비전(Computer Vision, CV)은 사진과 영상 속에서 사물의 모양과 움직임을 읽어 내는 인공지능 분야를 가리키고, 그 가운데 객체 탐지(Object Detection)는 화면 안 어디에 무엇이 있는지 찾아내는 기술을 말합니다. 소의 얼굴 골격과 눈, 코, 귀의 위치, 코끝 주름의 배열, 몸통을 덮은 검은색과 흰색 반점의 모양, 염소라면 눈동자 속 홍채 무늬까지, 살아 있는 동안 거의 변하지 않는 겉모습을 딥러닝(Deep Learning) 모델이 읽어 냅니다.

사람의 지문과 닮았다고 해서 비경이라 부르는 코 주름은 스케일 불변 특징 변환(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)과 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 함께 쓰는 알고리즘으로 대조하면 같은 개체를 다시 찾아내는 정확도가 크게 올라간다는 연구 결과가 나와 있습니다. 코 주름을 찍은 사진 한 장을 미리 저장해 두면, 다음에 같은 소가 렌즈 앞을 지날 때 그 주름을 다시 대조해 몇 초 만에 같은 개체인지 판별합니다. 홀스타인처럼 몸통에 검은색과 흰색 얼룩이 있는 품종은 그 무늬 배열만으로도 다른 개체와 구별되고, 벵골 흑염소처럼 눈동자 색이 짙은 축종은 홍채 속 미세한 혈관 무늬가 지문 역할을 합니다.

사진을 수백 장씩 모으기 어려운 희귀 품종을 위해 적은 사진만으로도 학습이 되는 퓨샷 학습(few-shot learning) 방식을 결합한 비경 인식 연구도 나와 있습니다. 카메라가 등록되지 않은 얼굴을 새로 찾아내면 관리자의 휴대전화로 알림이 뜨는 방식도 여러 농장에서 이미 쓰이고 있습니다. 돼지우리에서는 좁은 펜 안에서 자돈 열 마리가 서로 몸을 포개도 카메라는 각 개체에 매긴 번호를 놓치지 않으려 애를 씁니다. 태어날 때부터 유독 작은 자돈이 형제들 틈에서 얼마나 몸무게를 불려 가는지도, 이름표를 새로 달지 않고 이 카메라 하나로 매일 따라갈 수 있습니다.

이런 인식을 실시간으로 해내는 핵심 알고리즘 하나가 YOLO입니다. 이름 자체가 한 번만 보고 안다(You Only Look Once)는 뜻입니다. 오래된 방식은 사진 속을 이 잡듯이 여러 번 훑으며 후보 위치를 하나씩 확인했습니다. YOLO는 사진 한 장을 격자무늬로 나눈 뒤 각 위치의 물체와 경계를 한 번의 신경망 계산으로 예측합니다. 사람이 미리 사진마다 소의 위치에 네모를 그려 정답을 표시해 두면, 신경망은 자신이 그린 네모와 정답 네모를 비교해 오차를 줄여 갑니다. YOLOv3와 YOLOv5를 거쳐 YOLOv8, YOLOv11, YOLOv12까지 오면서 몸집은 가벼워지고 속도는 빨라졌습니다. 이 계열의 성능은 흔히 평균 정밀도 평균값(mean Average Precision, mAP)으로 나타냅니다. 물체의 위치와 클래스를 얼마나 정확하게 맞췄는지 보여 주는 점수입니다.

2025년에 나온 벤치마크 연구는 숫자 표식을 개체 클래스처럼 학습한 과제에서 YOLOv12m 모델이 mAP50 0.947, mAP50-95 0.911을 기록했다고 보고했습니다. 젓짜는 어미돼지를 촬영한 다른 연구에서는 YOLOv8i 모델이 서 있는 자세와 옆으로 누운 자세, 새끼에게 젖을 물리는 자세를 F1-score 0.90 이상으로 구분했습니다. 저사양 장비

에서 돌아가는 경량화 YOLOv11 모델을 젓소 탐지와 추적에 시험한 논문도 나왔습니다. Ultralytics사는 2025년 9월 YOLO26을 예고했고, 2026년 1월 공식 출시를 발표했습니다. 공식 문서에서 YOLO26n의 CPU ONNX 추론 시간은 38.9밀리초로 제시됐습니다. 입력 크기와 하드웨어, 런타임이 달라지면 속도도 달라집니다. 이 모델이 축사에서 소나 돼지를 얼마나 잘 찾아내는지는 별도 현장 검증이 필요합니다.

이런 모델 하나를 실제로 쓸 수 있게 만들기까지는 사람의 손이 많이 갑니다. 카메라를 천장에 고정하기 전에 연구자들은 몇 달에 걸쳐 축사를 드나들며 수천 장의 사진을 찍고, 그 사진 한 장 한 장에 소의 위치와 품종, 자세를 손으로 표시합니다. 어둡거나 흐린 날 찍은 사진, 비에 젖어 무늬가 번진 사진까지 골고루 섞어 놓지 않으면, 맑은 날 정면 사진에만 강한 모델이 나오기 쉽습니다.

YOLO가 어디에 있는가를 답한다면, 그 뒤에서 이 형태가 무엇인가를 판단하는 뼈대 역할은 ResNet(Residual Network) 같은 신경망이 맡습니다. 신경망은 층을 깊게 쌓을수록 미세한 무늬를 읽는 힘이 커질 수 있지만, 학습이 어려워져 오차가 되레 커지는 퇴화 문제가 나타납니다. ResNet은 이전 층의 정보를 건너뛰어 전달하는 지름길을 놓아, 깊이 쌓아도 학습이 무너지지 않도록 설계한 잔차 학습(Residual Learning) 구조입니다. 낮은 층은 선과 명암을 알아보고, 중간 층은 털의 결이나 반점의 가장자리를 읽으며, 높은 층은 얼굴 전체의 생김새 같은 큰 덩어리를 가려냅니다. 다섯 축종, 마흔네 개 품종의 사진에 채널 어텐션(Channel Attention)을 결합한 ResNet-50 연구는 94.3퍼센트의 품종 식별 정확도를 보고했습니다.

이미지 전체를 작은 사각형 칸으로 나누어 부호화하는 비전 트랜스포머(Vision Transformer, ViT) 계열 모델도 경쟁에 뛰어들었습니다. 소 사진 459개 부류를 놓고 겨룬 비교 연구에서 ResNet18은 95.86퍼센트, 비전 트랜스포머는 96.27퍼센트의 정확도를 냈습니다. 상위 다섯 후보 안에 정답을 넣는 확률은 두 모델 모두 99퍼센트를 넘었습니다. 눈과 코, 귀 둘레의 좌표를 추적하는 Dairy DigiD의 Detectron2 기반 모델은 전체 가중 F1-score 0.92를 기록했습니다. 클래스별 F1-score는 임신우와 어린 소 1.00, 성숙우 0.96, 건유우 0.94였습니다. 2026년에 발표된 돼지 전용 얼굴 인식 모델 DGS-YOLO는 좁은 돼지우리 안에서도 빠른 속도로 개체를 가려내도록 설계되었습니다.

축사 지붕 아래를 벗어나면 카메라는 하늘로도 올라갑니다. 무인 항공기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 드론에 실린 고해상도 카메라는 수십 미터 상공에서 넓은 초지를 훑으며 흩어진 가축 무리를 한 화면에 담습니다. 해가 채 뜨기 전, 프로펠러 소리만 남기고 드론이 이슬 맺힌 초지 위로 날아오르는 장면은 여러 목장에서 낯설지 않은 아침 풍경이 되었습니다. 사람이 오토바이나 트럭을 몰고 몇 시간을 돌아야 끝나던 셈이 이제는 짧은 촬영 한 편으로 끝납니다. 말을 타거나 트럭을 몰아 소를 한곳으로 몰아세우던 예전 방

식은 가축에게도 적잖은 스트레스를 남겼는데, 드론은 소가 놀라 흩어지지 않을 만큼 높은 고도를 지키면서도 개체를 하나하나 놓치지 않습니다.

심멘탈과 홀스타인, 브라운 스위스처럼 생김새가 겹치는 품종이 섞인 방목지 영상에서도 C-DCNN과 Xception, VGG19 같은 딥러닝 모델은 몸통 윤곽과 체구, 털 색 배열을 겹쳐 보고 품종을 가르고 머릿수를 센다는 연구 결과가 2025년에 나왔습니다. 2026년 여름에는 드론 여러 대를 동시에 띄워 대형 목장의 소 아홉만 마리를 두 시간 안에 세었다고 밝힌 회사도 나왔습니다. 이 회사는 정확도가 99.997퍼센트에 이른다고 발표했습니다. 다만 이 수치는 독립된 연구진이 검증한 결과가 아니라 회사가 스스로 내놓은 값입니다. 안개가 짙거나 나무 그늘이 많은 지형에서도 같은 수치가 그대로 나올지는 아직 더 지켜봐야 할 것으로 보입니다. 안개나 그늘뿐 아니라 한밤중 어두운 방목지에서는 아예 형체를 구분하기 어려워, 체온을 감지하는 열화상(Thermal) 카메라를 겹쳐 쓰는 농장도 늘고 있습니다.

한 장의 사진에서 소를 찾아내는 일과, 걸어 다니는 소를 십 분 동안 같은 번호로 계속 따라가는 일은 전혀 다른 과제입니다. 뒤의 과제를 다중 개체 추적(Multi-Object Tracking, MOT)이라 부르고, DeepSORT와 ByteTrack 같은 알고리즘이 이 역할을 맡아왔습니다. 이 알고리즘들은 한 장 한 장의 사진에서 딴 위치 정보를 이어 붙이는 방식으로 움직입니다. 방금 어디에 있었는지를 보고 다음 순간 어디쯤 있을지 셈해 두었다가, 새 사진이 들어오면 그 예상 위치와 제일 가까운 개체에 같은 번호를 이어 붙이고, 무늬나 생김새까지 견주어 다시 한번 확인합니다. 방목지에서는 소가 서로 거리를 두고 흩어져 있어 이런 방식이 비교적 잘 들어맞지만, 좁은 축사 통로나 사료대 앞에서는 사정이 다릅니다. 개체 사이의 거리가 몸통 하나보다 좁아지는 순간이 하루에도 몇 번씩 되풀이됩니다.

소가 몸을 겹치며 서로를 가리는 폐색(Occlusion)이 일어나는 순간, 이 셈은 어긋나기 시작합니다. 좁은 돼지우리에서 돼지 두세 마리가 뒤엉켜 다른 개체 위에 올라타면, 추적 프로그램은 그 순간 번호를 놓치거나 두 개체의 번호를 통째로 맞바꿔 버립니다. 2026년에 발표된 연구는 깊이 정보를 함께 읽는 카메라와 결합한 Depth-OC-SORT라는 방법을 시험했습니다. 그 논문은 복잡한 축사 환경에서 흔히 쓰이던 기존 추적 방식이 일 분에 열 번에서 스무 번꼴로 번호를 잘못 바꾸는 사고를 낸다고 지적했습니다. 원인은 겹침만이 아닙니다. 사료 먼지와 분뇨 냄새를 머금은 습기가 렌즈 표면에 엉겨 붙고, 창으로 들어오는 햇빛의 각도는 아침과 저녁이 다르며, 밤에는 조명 자체가 꺼집니다.

한 농장, 한 품종, 한 사육 밀도에 맞춰 학습된 모델을 축사 구조가 다른 옆 농장에 그대로 옮기면 식별률이 뚝 떨어지는 일도 흔합니다. 이를테면 젖소 사진으로만 배운 모델을 돼지우리 카메라에 그대로 옮기면 아예 쓸 수 없게 되는 경우도 있습니다. 여러 농장의 사진을 골고루 섞어 학습시키지 않는 한 이 격차는 쉽게 좁혀지지 않을 가능성이 커 보입니다.

임신한 소나 갓 병을 앓기 시작한 개체처럼 사진 자체가 적게 모이는 부류는 인식 성능이 낮게 나오는 한계도 남아 있습니다. 이런 어려움을 정리한 2025년의 리뷰 논문도 폐색과 환경 잡음, 농장마다 다른 사육 환경을 다중 개체 추적의 발목을 잡는 요인으로 짚었습니다.

이 틈을 메우려고 연구자들은 천장에서 아래를 내려다보는 깊이 카메라와 열화상 카메라를 함께 달아, 눈에 보이는 무늬가 가려져도 체온의 윤곽으로 개체를 놓치지 않는 방법을 시험하는 중입니다.

다시 새벽의 통로로 돌아가 보면, 귀표를 잃어버린 그 소는 이제 카메라 아래를 지나는 것만으로 자신의 번호를 되찾습니다. 관리자는 더 이상 손전등을 들고 뿔의 각도를 재지 않아도 됩니다. 렌즈에 얹은 먼지 한 톨과 창으로 비껴드는 아침 햇살은 여전히 계산을 흔들 어 놓지만, 다음 소가 통로에 들어서기 전까지 시스템은 오늘 아침의 오차를 조용히 다시 손보고 있습니다.

근거 및 참고문헌

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

Mehtab, A., Mun, H.-S., Lagua, E. B., Sharifuzzaman, M., Hasan, M. K., Kim, Y.-H., Gu, K. J., & Yang, C.-J. (2025). Precision livestock monitoring of lactating sows: YOLOv8-based behavioral analysis under varying feeding strategies. *Journal of Animal Science and Technology*, 67, e21.
<https://doi.org/10.5187/jast.2500395>

Meng, H., Zhang, L., & Yang, F. (2025). Livestock biometrics identification using computer vision approaches: A review. *Agriculture*, 15(1), 102.
<https://doi.org/10.3390/agriculture15010102>

Nidhi, M. H., Liu, K., & Flay, K. J. (2025). Review: Multiobject tracking in livestock: From farm animal management to state-of-the-art methods. *Animal*, 19(5), 101503.
<https://doi.org/10.1016/j.animal.2025.101503>

Sapkota, R., Cheppally, R. H., Sharda, A., & Karkee, M. (2025). YOLO26: Key architectural enhancements and performance benchmarking for real-time object detection. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2509.25164>

Shojaeipour, A., Falzon, G., Kwan, P., Hadavi, N., Cowley, F. C., & Paul, D. (2021). Automated muzzle detection and biometric identification via few-shot deep transfer learning of mixed breed cattle. *Agronomy*, 11(11), 2365.
<https://doi.org/10.3390/agronomy11112365>

Zhu, M., Liu, Y., Zhang, H., Liu, X., & Li, Z. (2026). Depth-OC-SORT-based multi-object tracking of cattle in real-world farming scenarios. *Computers and Electronics in Agriculture*, 240, 111151.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.111151>

2.2

몸에 붙이는 센서와 사물인터넷 생체 데이터

여러 연구와 현장 자료를 토대로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 축사 문을 열면 먼저 만나는 건 빛이 아니라 소리입니다. 사료통에 코를 박은 소들이 여물을 씹는 소리, 그 사이사이 뻘, 하고 짧게 우는 전자음이 섞여듭니다. 목에 두툼한 벨트를 두른 젖소 한 마리가 고개를 숙였다 들었다 하는 동안, 벨트 안쪽에서는 초록색 불빛이 규칙적으로 깜빡입니다. 사람 눈에는 그저 고개를 흔드는 몸짓이지만, 벨트 속 작은 칩에게는 매 순간 달라지는 좌표값입니다. 입김이 하얗게 퍼지는 겨울 새벽에도, 찜통 같은 여름 한낮에도 그 불빛은 꺼지지 않습니다. 소가 몇 걸음을 걸었는지, 고개를 몇 번 숙였는지, 그 벨트는 사람이 잠든 시간에도 쉬지 않고 세고 있었습니다.

그 칩의 이름은 3축 가속도계입니다. 스마트폰을 옆으로 눕히면 화면이 저절로 돌아가는 그 부품과 원리가 같습니다. 앞뒤로 움직이는 정도, 좌우로 움직이는 정도, 위아래로 움직이는 정도를 세 개의 축으로 나누어 재고, 이 세 숫자를 겹쳐 보면 소가 지금 고개를 숙였는지, 뛰는지, 가만히 서 있는지가 파형으로 드러납니다. 여기에 몸이 얼마나 빨리 회전하는지 재는 자이로스코프를 더하면, 관성 측정 장치, 영어로는 IMU라 부르는 조금 더 정교한 부품이 완성됩니다. 소는 스스로 아무것도 하지 않았다고 여기는 순간에도, 목에 걸린 이 부품은 1초에 수십 번씩 몸의 움직임을 숫자로 바꾸어 적고 있습니다.

이 숫자들이 사람에게 닿기까지는 몇 단계를 거칩니다. 목걸이 속 칩은 짧은 순간마다 읽어 낸 가속도값을 잠깐 담아 두었다가, 몇 분에 한 번씩 뭉텅이로 묶어 무선 신호에 실어 보냅니다. 축사 지붕이나 마당 한쪽에 세운 수신기가 그 신호를 받아 인터넷 회선으로 서버에 넘기면, 서버 안 인공지능 모델이 파형을 읽고 반추인지 섭식인지 휴식인지를 가려냅니다. 이렇게 여러 기기가 서로 신호를 주고받으며 하나의 관리망을 이루는 방식을 사물인터넷, 영어 약자로 IoT라 부릅니다. 판정 결과는 곧바로 농장 주인의 휴대전화 화면에 알림으로 뜹니다. 소 한 마리가 고개를 두어 번 흔든 몸짓이, 몇 초 만에 사람 손안의 문장으로 바뀌는 셈입니다.

턱을 좌우로 천천히 오물거리며 새김질하는 반추 운동과, 고개를 사료통 쪽에 박고 빠르게 뜯어 먹는 섭식 운동은 파형의 생김새부터 다릅니다. 반추는 둥글고 느린 곡선이 일정한 간격으로 되풀이되고, 섭식은 짧고 뾰족한 파형이 촘촘하게 이어집니다. 소가 바닥에 누우면 위아래 축 숫자가 뚝 떨어지고, 다시 일어서면 그 값이 순식간에 튀어 오릅니다. 건강한 젖소는 대개 하루 400분에서 600분을 되새김질에 씁니다. 서버는 한 번의 고정된 감소율이 아니라 그 소가 평소 보이던 기준선에서 반추 시간이 얼마나 줄었는지, 그 변화

가 얼마나 이어지는지를 함께 봅니다. 감소가 지속되면 유방염이나 케토시스 같은 질환 가능성이 알람으로 띄웁니다. 파형은 사람이 하루 종일 지켜보기 어려운 턱의 움직임 대신 기록합니다.

가속도계가 가려내는 몸짓은 반추와 섭식과 기립과 눕기만이 아닙니다. 소가 우사 기둥이나 가상 울타리, 등을 긁어 주는 마찰 브러시에 몸이나 머리를 세게 문지르면 파형은 또 다른 얼굴을 보입니다. 반추의 둥근 곡선도 섭식의 뾰족한 반복도 아닌, 높은 주파수로 들쭉날쭉 튀는 신호가 짧은 순간에 몰아칩니다. 사람이 축사 반대편에 서 있어도, 이 신호 하나로 어느 소가 지금 몸을 긁고 있는지 서버는 곧바로 가려냅니다.

초창기 센서들은 모인 숫자를 임계값과 견주어 행동을 가려냈습니다. 최근에는 합성곱 신경망과 장단기 메모리 알고리즘, 줄여서 CNN과 LSTM이라 부르는 인공지능 모델이 센서 단말과 서버 양쪽에 들어갑니다. 정확도는 장치 위치와 행동 종류, 시간차, 농장 환경에 따라 달라집니다. 같은 90퍼센트대라도 서 있는 행동을 가르는 시험과 반추 시작 시각을 맞히는 시험은 난도가 다릅니다. 숫자 몇 개의 오르내림에 지나지 않던 파형이 소 한 마리의 하루 일과표에 가까운 정보로 바뀌는 과정에는 이런 조건이 따라붙습니다.

행동 분류 정확도가 97퍼센트라면 관측 시간차이나 행동 사건 가운데 3퍼센트를 틀렸다는 뜻입니다. 이를 하루에 잘못 읽은 개체 수로 바꿀 수는 없습니다. 반추 시간을 분 단위로 재는 일도 마찬가지입니다. 반추가 시작되고 끝나는 순간을 파형이 늘 깔끔하게 잘라 보여 주는 것은 아니어서, 소가 턱을 몇 번 헛움직이거나 잠깐 멈췄다 다시 씹기 시작하면 실제 반추 시간과 기계가 셈한 시간 사이에 오차가 끼어들 수 있습니다.

같은 가속도계라도 어디에 매다느냐에 따라 잡아내는 몸짓이 달라집니다. 목에 거는 목걸이형 센서는 턱의 움직임과 고개의 각도를 예민하게 읽어 내, 반추와 섭식을 구분하는 데는 지금까지 나온 방식 가운데 정확도가 높은 편입니다. 귀에 다는 이표형 센서는 귀를 터는 몸짓이나 머리를 흔드는 몸짓에 더 잘 반응하는 대신, 무게가 가벼워 소에게 주는 부담이 적습니다. 코에 거는 코고리형 센서는 콧구멍을 드나드는 숨과 압력까지 잡아내므로, 호흡수나 맥박처럼 더 깊은 곳의 신호까지 읽어 낼 수 있습니다. 목걸이, 굴레, 이표 세 부위의 센서를 나란히 비교한 연구에서는 걸거나 서 있기 같은 큰 동작은 어디서든 잘 구분됐지만, 몸짓이 미세해질수록 부위에 따라 인식을 차이가 크게 벌어졌습니다. 센서를 어디에 다느냐는 취향이 아니라, 무엇을 알고 싶은지에 달린 설계의 문제인 셈입니다.

소에게 실제로 걸리는 목걸이 속에는 저전력 블루투스나 로라, 영어 약자로 LoRa라 부르는 저전력 광역 무선통신 칩이 함께 들어 있어, 축사에 세운 수신기까지 데이터를 실어 나릅니다. 목걸이형 가속도계 RUMI를 평가한 한 연구에서는 특이도 100퍼센트, 민감도 90.9퍼센트가 나왔습니다. 발정이 아닌 소를 발정이 아니라고 가려내는 힘이 높았고, 실제 발정 소도 열 마리 가운데 아홉 마리꼴로 잡았습니다. 다른 과거 보행계 연구들에서는 발정이 아닌데 알람이 울리는 비율이 17퍼센트에서 55퍼센트까지 벌어졌습니다. 장치와

농장 조건이 다른 자료이므로 RUMI의 성적과 섞어 읽어서는 안 됩니다. 귀에 다는 이표는 무선주파수 식별, 즉 RFID 칩을 넣어 이름표 구실도 겸합니다.

코고리형 센서는 아직 소수 농장에서만 쓰이지만, 코고리 안쪽에 든 얇은 막으로 호흡과 심박에 따른 압력 변화를 읽으려는 시도가 이어지고 있습니다.

드넓은 방목장에서 풀을 뜯는 양과 염소에게는 무거운 장비를 매달 수 없습니다. 그래서 소형 가속도계 하나만 얹은 가벼운 목걸이가 주로 쓰입니다. 양이 풀을 짧게 끊어 뜯는 몸짓과 고개를 들어 걸어가는 몸짓은 파형의 리듬부터 뚜렷이 다릅니다. 이 리듬만으로도 어느 구역의 풀이 먼저 동났는지, 어떤 개체가 충분히 먹지 못했는지를 짐작할 수 있습니다. 먹는 몸짓과 걷는 몸짓, 되새김질하는 몸짓을 목걸이 하나로 구분해 낸 연구 결과도 여러 차례 나왔습니다. 방목장이 넓을수록 사람 눈으로 하나하나 세기 어려운 일을, 이 작은 목걸이가 대신 해내는 셈입니다. 눈에 보이지 않는 가상 울타리와 짝을 지어, 정해진 구역을 벗어나려 하면 목걸이가 진동이나 소리로 양을 돌려세우는 방식도 함께 퍼지고 있습니다.

돼지에게는 전혀 다른 문제가 기다리고 있습니다. 돼지는 호기심 많은 입으로 눈에 띄는 것마다 물어뜯는 버릇이 있어서, 이표가 손상되거나 떨어질 수 있습니다. 그래서 돼지용 전자 이표는 충격에 강한 하우징으로 감싸고, 안쪽 가속도계는 어미 돼지가 서고 눕는 자세와 그 속도를 재는 데 집중합니다. 갓 태어난 새끼 돼지는 몸무게가 훨씬 무거운 어미 밑에 깔리는 사고를 당하기도 합니다. 어미의 자세와 새끼의 비명을 함께 읽어 위험을 알려려는 연구가 이어지는 이유입니다. 물어뜯긴 이표가 톱밥 바닥에 나뒹구는 광경도 양돈 농장에서는 낯설지 않습니다. 이빨 자국이 선명한 플라스틱 조각 옆에서, 정작 그 이표의 주인이었던 돼지는 태연하게 여물통에 코를 박고 있는 경우가 많습니다.

소의 입으로 들어가 위 속에 눌러앉는 장치도 있습니다. 알약보다 훨씬 큰 세라믹 캡슐을 삼키게 하면, 이 캡슐은 첫 번째 위인 반추위 안에 가라앉습니다. 그 안에서 온도와 산도를 재고 무선으로 값을 밖으로 보냅니다. 국내에서는 라이브케어라는 회사가 이런 캡슐형 센서를 상용화했습니다. 농촌진흥청은 2018년 개발 단계 설명자료에서 질병·발정·분만 예측 정확도를 70퍼센트 수준으로 제시했고, 육안 관찰은 40퍼센트라고 비교했습니다. 서로 다른 조건의 성능을 지금의 모든 농장에 그대로 적용할 수는 없습니다. 캐나다 업체 웬더링 셰퍼드는 자사 무선 반추위 캡슐의 배터리 수명을 10년으로 제시합니다. 장기 현장 추적 결과가 아니라 제조사 사양입니다.

체온이라는 숫자 하나에 이토록 공을 들이는 데는 이유가 있습니다. 일부 감염병과 열스트레스, 발정과 분만 과정에서 몸속 온도는 다른 징후보다 먼저 움직이거나 함께 변합니다. 온도와 습도를 계산한 온습도지수, 영어 약자로 THI라 부르는 값이 일정 선을 넘으면 소는 열스트레스에 빠질 수 있습니다. 별이 등에 내리쬰거나 찬바람이 옆구리를 스치면

피부 온도는 쉽게 오르내립니다. 몸 안에 둔 센서는 이런 환경의 영향을 덜 받지만, 체온 하나만으로 질병이나 번식 상태를 확정하지는 못합니다.

체온은 위 속이 아니어도 잴 수 있습니다. 번식을 앞둔 소의 질 속에 넣는 센서는 온도와 전기전도도를 재면서 발정기에 나타나는 변화를 찾습니다. 피부 밑이나 귀 뒤쪽에 작은 캡슐을 심는 이식형 센서도 있습니다. 이 장치는 놓인 부위의 온도를 읽으며, 심부 체온을 추정하려면 기준 체온계와의 오차 검증이 필요합니다. 겨냥하는 값은 체온 하나로 같지만, 몸의 어디에 두느냐에 따라 얼마나 자주 재는지, 얼마나 오래 버티는지가 갈라집니다.

카메라를 이용해 소를 살피는 컴퓨터 비전 방식과 견주면, 몸에 붙이는 센서의 강점은 뚜렷합니다. 카메라는 조명이 어두워지거나 소들이 서로를 가리거나 축사 구조물 뒤로 들어가면 그 순간의 몸짓을 그대로 놓칩니다. 센서에게는 그런 사각지대가 없습니다. 목에 걸리고 귀에 달리고 몸속에 자리 잡은 채로, 소가 축사 어느 구석으로 걸어가든 밤이 깊어 캄캄해지든 하루 스물네 시간 신호를 흘려보냅니다. 그런데 축사 문을 나와 실제 현장을 들여다보면, 이 강점만으로는 풀리지 않는 문제들이 줄줄이 기다리고 있습니다.

이 모든 장치를 움직이는 힘은 작은 배터리 하나입니다. 한 제조사는 CR2032 배터리를 쓴 블루투스 표찰이 0데시벨밀리와트 출력, 5초 송신 주기, 3축 가속도계 비활성 조건에서 최대 765일 버틴다고 제시합니다. 현장 실측이 아니라 정해진 조건의 제품 사양입니다. 목걸이형 센서는 가속도계를 1초에 수십 번 읽고 무선 송신까지 하므로 전력 소모가 더 클 수 있습니다. 배터리가 닳으면 수백 마리의 소를 붙잡아 목걸이를 벗기고 배터리를 갈아 끼워야 합니다. 축사 일꾼 입장에서 반가울 리 없는 노동입니다.

이 소모 속도는 어쩔 수 없이 맞바꿔야 하는 값이기도 합니다. 가속도계가 1초에 더 많은 순간을 읽어 낼수록 반추와 섭식을 가르는 파형은 촘촘하고 정교해지지만, 배터리는 그만큼 더 빨리 닳습니다. 표본을 등성등성 뽑아 배터리를 아끼면 사정은 반대가 됩니다. 이번에는 짧고 미세한 몸짓이 파형 사이로 빠져나가 버립니다. 제조사마다 표본 추출 주기를 정할 때 이 저울질을 피해 갈 수 없고, 그 결과는 그대로 배터리 교체 주기와 행동 인식의 정밀도로 돌아옵니다.

배터리가 멀쩡해도 신호가 늘 온전히 도착하는 것은 아닙니다. 소들이 좁은 우사 안에 몸을 맞대고 서 있으면, 두꺼운 근육과 수분으로 가득 찬 몸뚱이가 전파를 그대로 흡수해 버립니다. 목걸이는 신호를 보냈는데 수신기에는 아무것도 닿지 않는 상황이 벌어지는 셈입니다. 한여름 무더위 속에서 소가 파리를 쫓으려고 고개를 계속 흔드는 몸짓을, 반추 운동으로 잘못 읽어 있지도 않은 병을 알리는 오작동도 드물지 않습니다. 절뚝거리는 다리 하나 때문에 걸음걸이 전체가 흐트러진 소를 발정으로 잘못 짚어 내는 사례도 같은 조사에서 나왔습니다.

손이 많이 가는 골칫거리가 하나 더 있습니다. 센서가 몸에서 아예 떨어져 나가는 일입니다. 소는 철제 울타리 기둥이나 나무에 목과 머리를 세게 문지르곤 하는데, 그 마찰에 목걸이 버클이 풀리거나 이표가 통째로 뜯겨 나갑니다. 캐나다에서 4년에 걸쳐 송아지 2천 마리, 육성우 1천 마리, 성우 700마리를 추적한 조사에서 송아지의 이표 유지율은 96퍼센트를 넘었지만 성우는 평균 82퍼센트였습니다. 돼지 농가에서는 서로의 귀를 물어뜯는 행동도 이표 손실을 부릅니다. 이표가 떨어져도 농장대장 속 이력이 바로 사라지는 않지만, 개체와 기록을 다시 연결하는 일이 생깁니다.

이표를 다는 과정 자체가 상처를 남기기도 합니다. 귀를 뚫어 이표를 끼우는 순간 연골에 염증이 번지는 경우가 있고, 그 상처 자리로 파리 같은 곤충이 꼬여 들어 덧나는 일도 벌어집니다. 목걸이도 안전하지만은 않습니다. 너무 짝 조인 채로 채워 두면 그 밑의 피부가 쏠리고 벗겨지다 못해 궤양으로 번지기도 합니다. 소의 몸짓을 읽으려고 채운 장치가, 정작 그 몸에 새로운 생채기를 남기는 셈입니다.

이런 골칫거리를 풀어 보려는 시도도 이어지고 있습니다. 배터리 없이 소의 체온이나 움직임에서 전기를 뽑아내는 자가발전 목걸이, 물어뜯어도 쉽게 부서지지 않는 소재의 이표가 실험실과 시제품 단계에서 시험되고 있습니다. 태양광으로 충전하는 목걸이형 기기도 가속도계와 온도 센서를 한데 묶어 배터리 교체 부담을 덜려 합니다. 한 상업 시장조사는 축산용 웨어러블 센서 시장을 2025년 21억 8천만 달러로 추산하고, 2026년부터 2034년까지 연평균 12퍼센트 성장할 것으로 내다봤습니다. 조사기관마다 시장의 범위와 수치가 다릅니다. 미국 전체 축산농가의 보급률을 보여 주는 대표 통계는 아직 뚜렷하지 않습니다. 그래도 새벽 축사 문을 여는 사람의 손은 소 목에 걸린 그 벨트가 오늘도 무사히 붙어 있는지부터 더듬어 확인합니다.

근거 및 참고문헌

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., Palkovi, 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/>
- 농촌진흥청. (2018, 7월 19일). “100억 들여 제품 개발했더니, 정부가 유사품 뒤통수?” 보도 관련 설명.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?dataNo=100000747461&mode=view&prgid=spe_truelike

2.3

만지지 않고 재는 기술: 열화상, 분광, 소리

여러 연구와 현장 자료를 토대로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 우사 천장에 매달린 열화상 카메라가 렌즈를 천천히 돌립니다. 잠든 젖소들의 눈가와 귀뿌리가 화면 위에서 주황빛 덩어리로 떠오르고, 구석 칸에 누운 한 마리만 색이 유독 짙습니다. 사람은 아직 축사 문도 열지 않았습니다. 당직자가 사무실 의자에 앉기도 전에, 서버는 밤새 찍힌 영상을 혼자 넘겨 보며 셈을 이어 갑니다.

이런 기술을 통틀어 부르는 이름이 있습니다. 몸에 손을 대지 않고 신호만으로 가축의 상태를 읽어 낸다고 해서 비접촉·비침습 생체 정보 측정 기술이라고 부르고, 농장 전체를 훑 훑하게 들여다본다는 뜻에서 정밀 축산(Precision Livestock Farming, PLF)이라는 큰 이름 아래 묶입니다. 이표를 채우거나 목걸이를 걸지 않아도, 카메라와 마이크만으로 24시간 365일 축사를 지켜보는 방식입니다. 웨어러블 센서가 이표를 떨어뜨리거나 피부를 쓸리게 하고 배터리를 갈아 줘야 하는 번거로움을 겪는 동안, 이 기술은 소와 돼지와 닭의 몸에 아무것도 걸지 않은 채로 같은 일을 해냅니다.

이 카메라는 소를 만지지 않습니다. 몸 표면에서 방출되고 주변에서 반사된 적외선 에너지를 받아 표면온도 지도로 바꿉니다. 화면의 색은 기기가 정한 팔레트일 뿐, 붉은색이 늘 같은 온도를 뜻하지는 않습니다. 어둠 속에서 검은 형체로 보이던 소의 눈과 귀뿌리, 유방과 발굽이 적외선 열화상 카메라(Infrared Thermography, IRT) 앞에서는 서로 다른 온도 영역으로 나타납니다. 혈류가 많은 부위의 표면온도는 몸 상태를 짐작하는 보조지표가 됩니다. 카메라가 읽는 값은 심부 체온 그 자체가 아니어서 주변 기온과 습도, 바람, 거리와 방사율을 함께 보정해야 합니다.

유방염은 낙농가 살림을 크게 흔드는 병입니다. 염증이 생기면 감염된 유방 쿼터의 표면온도가 달라질 수 있습니다. 착유실로 들어서는 젖소의 눈과 유방을 열화상으로 찍고 CLE-UNet이라는 딥러닝 모델로 분할한 연구가 있습니다. 체세포 수를 기준으로 비교했을 때 유방염 분류 정확도는 86.67퍼센트, 민감도는 82.35퍼센트, F1 값은 87.5퍼센트였습니다. 한 시점의 분류 연구여서 임상증상보다 며칠 먼저 잡았다고 말할 수는 없습니다. 열화상 경보 뒤에는 체세포 수 검사와 수의학적 확인이 따라야 합니다.

CLE-UNet 외에도 여러 영상 분할과 객체 탐지 모델이 눈과 유방의 위치를 찾는 데 시험되고 있습니다. 모델마다 윤곽을 잘라 내는 방식과 온도 영역을 찾는 방식이 다릅니다. 모델을 여러 개 쓴다는 사실만으로 오진이 줄어드는 것은 아니며, 같은 자료에서 민감도와

특이도를 비교해야 합니다. 열화상만으로 확정 진단하기보다 우유 검사와 임상 관찰을 잇는 선별 장치로 보는 편이 맞습니다.

소는 땀으로 열을 내보내는 능력이 제한적입니다. 고온다습한 날에는 혈떡이며 몸 안의 열을 밖으로 밀어냅니다. 열화상 카메라는 눈가와 귀뿌리의 표면온도를 재는 데 쓰입니다. 호흡수는 다른 방식으로 잽니다. 일반 RGB 비디오에서 DeepLab V3+로 소의 몸통을 잘라 낸 뒤 비디오 위상 확대(Phase-based Video Magnification)로 미세한 흉곽 움직임을 키운 연구는 70개 영상에서 평균 93.04퍼센트의 호흡수 측정 정확도를 보고했습니다. 열스트레스 영상 105개에서는 98.69퍼센트였습니다. 열화상과 RGB 비디오는 함께 쓸 수 있지만 같은 센서는 아닙니다.

열스트레스가 심해지면 눈가와 귀뿌리의 표면온도, 호흡수와 자세가 함께 달라질 수 있습니다. 인공지능은 이 신호와 온습도지수를 나란히 놓고 경보를 냅니다. 하나의 고정 온도나 호흡수만으로 판정하면 개체와 계절 차이를 놓치기 쉽습니다. 염소와 양처럼 되새김질하는 가축에서도 표면온도와 행동을 함께 읽어 열스트레스를 살피는 연구가 이어지고 있습니다.

갓 태어난 송아지는 소 호흡기 질환(Bovine Respiratory Disease, BRD)에 약합니다. 폐렴 초기에는 체온이 아주 조금 오르는데, 이 변화를 사람 손으로 느끼기는 쉽지 않습니다. 안구와 콧구멍 온도를 열화상으로 자동 측정하면, 체온계를 억지로 입에 넣지 않아도 아픈 송아지를 따로 옮겨 치료를 시작할 수 있습니다. 격리된 송아지는 무리에서 떨어진 우리에서 사료를 따로 받고, 그동안 몸속 염증은 항생제로 가라앉습니다. 발굽에서도 비슷한 일이 벌어집니다. 관절염이나 발굽 염증이 생기면 그 둘레 온도가 오르고, 이 변화를 잡아내면 소가 다리를 절기 전에 미리 알아챌 수 있습니다.

사람 눈은 대략 파장 400에서 700나노미터 사이의 가시광선을 봅니다. 멀티스펙트럼과 하이퍼스펙트럼 카메라는 근적외선(Near-Infrared, NIR)을 비롯한 여러 파장대를 나누어 찍습니다. 멀티스펙트럼 카메라가 몇 개 파장대를 고른다면, 하이퍼스펙트럼 카메라는 그보다 촘촘한 파장대를 연속해서 읽습니다. 반사율 차이로 표면 상태와 수분, 물질 조성을 추정할 수 있지만 한 번의 촬영으로 혈중 산소포화도와 신피츨 흐름, 부종을 모두 확정하는 장비는 아닙니다. 어떤 생리지표를 읽을 수 있는지는 파장 범위와 보정 자료에 달려 있습니다.

드론에 열화상과 멀티스펙트럼 카메라를 함께 얹으면 넓은 방목지를 훑을 수 있습니다. 2026년 출판된 한 연구는 드론과 인공지능으로 소의 건강 이상을 가려내는 정확도가 90퍼센트를 넘었다고 보고했습니다. 체온 이상과 움직임, 피부 문제를 함께 본 결과이며, 상처와 탈수 각각이 같은 정확도를 냈다는 뜻은 아닙니다. 드론은 넓은 구역을 사람보다 빨리 훑을 수 있지만 소요 시간은 목장 면적과 지형, 비행 규정에 따라 달라집니다.

닭 품종을 파장별 반사율로 가려낸 연구도 있습니다. 다만 이 연구는 살아 있는 병아리를 축사에서 식별한 것이 아니라 도축한 네 품종의 닭가슴살 절편을 하이퍼스펙트럼 카메라로 촬영한 식품 진위 판별 연구였습니다. 살아 있는 닭의 벼슬 모양과 걸음걸이, 우리 안에서 머무는 위치를 읽는 컴퓨터 비전 연구와는 대상과 목적이 다릅니다. 생체 개체식별은 일반 영상으로, 육류 품종 판별은 분광 영상으로 진행된다는 선을 그어야 합니다.

돈사 천장에 달린 마이크로폰 배열은 전혀 다른 신호를 잡습니다. 환기팬 모터 소리와 사료 급이기 작동음, 돼지들이 서로 부딪히며 내는 비명이 뒤섞인 곳에서 인공지능은 기침 소리를 걸러 냅니다. 소리를 멜 주파수 켈프스트럼 계수(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC)로 펼쳐 놓으면, 합성곱 신경망(CNN)과 순환 신경망(RNN)이 기침의 흔적을 찾습니다. 피그 코프 모니터(Pig Cough Monitor)와 사운드토크 같은 상용 시스템이 이 원리를 씁니다. 사운드토크는 수동 점검보다 최대 닷새 먼저 호흡기 이상을 알릴 수 있다고 제조사가 밝히고 있습니다. 이 조기 탐지 주장은 독립 연구의 정확도 90퍼센트와 같은 성능지표가 아닙니다.

실제 화면에는 숫자만 뜨지 않습니다. 이상 신호가 잡히면 3번 돈방, 호흡기 감염병 초기 기침 패턴 감지처럼 사람이 곧바로 알아볼 수 있는 짧은 문장이 함께 표시됩니다. 소리를 숫자로만 바꾸는 데 그치지 않고, 사육사가 읽고 바로 움직일 수 있는 말로 옮겨 줍니다.

이 판정은 커다란 서버에서만 이뤄지지 않습니다. 최근에는 타이니엠엘(TinyML)이라는 초경량 인공지능 모델을 마이크 옆 작은 칩에 그대로 심어서, 소리를 인터넷 너머 서버로 보내지 않고 그 즉시 판정하는 방식도 늘고 있습니다. 신호를 모으고 잡음을 거르고 디지털 신호 처리(DSP)로 다듬는 과정 전부가 축사 안 작은 상자 하나 안에서 이뤄집니다. 인터넷이 끊기거나 통신이 느린 외딴 농장에서는 이런 방식이 한결 든든합니다.

기침만이 신호는 아닙니다. 돼지가 아프거나 스트레스를 받으면 우는소리와 숨소리의 결이 달라질 수 있습니다. 연구자들은 기침과 비명, 평상시 울음소리를 나누어 건강과 복지의 보조지표로 쓰는 방법을 시험하고 있습니다. 소리만으로 병명을 확정할 수는 없고 환경 센서와 영상, 수의사의 확인이 뒤따라야 합니다.

국립축산과학원은 2026년 전북 김제와 충남 천안의 양돈 농가 두 곳에서 이 기술의 현장 실증을 시작했습니다. 실증에 들어갈 당시 개발 모델의 정확도는 활동량 감지 91.4퍼센트, 기침 소리 감지 91.3퍼센트, 사료 섭취 행동 감지 90.0퍼센트였습니다. 이 숫자는 두 농가에서 실증을 끝낸 뒤 나온 성적이 아닙니다. 연구진은 농가의 폐사와 위축돈 기록을 영상·음향 자료와 견주어 조기 경보 기준을 세울 계획입니다.

소도 목소리로 몸 상태를 알립니다. 울음소리를 머신러닝으로 나누어 발정과 스트레스, 배고픔의 신호를 찾는 연구가 이어지고 있습니다. 발정 시기를 놓치면 다음 임신까지 기

다리는 시간이 늘어납니다. 송아지의 기침 소리를 계속 들으면 무리의 호흡기 이상을 일찍 알아채는 데 도움을 받을 수 있습니다.

양에게도 목소리는 중요한 신호입니다. 갓 태어난 새끼 양과 어미 양은 무리의 소리 속에서 서로의 목소리를 가려 듣습니다. 기계가 개체마다 다른 울음의 특징을 배우면 무리 속에서 특정 개체의 소리를 찾는 길이 열립니다. 소를 대상으로 한 캐틀콜모니터(Cattle Call Monitor)는 별도의 연구 흐름에서 나온 장비입니다. 젖소 무리에서 발정기 울음소리를 골라 녹음해 농장주가 번식 적기를 살피도록 돕습니다.

계사 속 마이크는 모이를 쪼는 소리와 삼키는 진동음을 세어 무리 전체의 섭식 변화를 감지합니다. 병아리의 기침 소리를 노리는 인공지능도 있습니다. 2026년 발표된 한 연구에서 훈련 중 mAP는 92.86퍼센트였고, 독립 시험자료의 기침 횟수 판정 정확도는 92.11퍼센트였습니다. 5초짜리 음성 한 조각을 판정하는 데 약 200밀리초가 걸렸습니다. 서로 다른 지표를 하나의 식별률로 합쳐 읽어서는 안 됩니다. 면양은 풀을 뜯어 씹는 소리로 방목 상태를 알려 줍니다.

최근 연구자들은 이 여러 신호를 한데 모아 소의 행동 언어를 통째로 읽어 내려는 시도까지 나아가고 있습니다. 울음소리와 몸짓, 체온과 활동량을 겹쳐 놓고 보면, 소 한 마리가 지금 배가 고픈지, 아픈지, 짹짹 철이 왔는지를 구별하는 실마리가 한결 또렷해집니다. 신호 하나만 볼 때는 흐릿했던 그림이, 여러 신호를 포개면 선명해집니다. 사람 말을 하지 못하는 짐승의 사정을, 기계가 대신 옮겨 적어 주는 일에 가깝습니다.

그러나 축사는 실험실이 아닙니다. 열화상 카메라는 소 몸에서 방출되는 열뿐 아니라 표면 방사율과 주변에서 반사된 복사에너지의 영향도 받습니다. 창으로 들어온 별이 소 등에 얹히면 멀쩡한 소가 열스트레스 상태로 잘못 잡힐 수 있습니다. 강한 환기 바람이나 살갗에 말라붙은 분뇨와 진흙도 온도 값을 흔들고, 습기가 많은 날에는 렌즈에 김이 서립니다. 먼지가 내려앉아도 수치가 튕 수 있어 관리자가 렌즈를 닦아 줘야 합니다. 겨울과 여름의 기온 차이만으로도 같은 소가 다른 숫자로 읽히니 계절과 환경에 맞춰 기준을 보정해야 합니다.

이런 오류를 가짜 경보(False Positive)라고 부릅니다. 실제로는 아무 문제가 없는 소를 아픈 소로 잘못 읽어 내는 오류인데, 관리자가 매번 눈으로 다시 확인해야 하는 수고를 늘립니다.

소리 쪽 사정도 다르지 않습니다. 대형 환기팬과 사료 스크레이퍼, 분뇨 청소 로봇이 돌아가는 돈사와 계사에서는 배경 소음이 가축 소리를 덮어 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR)를 떨어뜨립니다. 습기가 마이크와 회로 기판에 스며들면 소리가 먹먹해지고 부식이 빨라질 수 있습니다. 기침의 방향을 찾는 연구는 오래전부터 이어졌지만 수백 마

리가 밀집한 돈방에서 어느 개체가 기침했는지 안정적으로 짚는 일은 여전히 어렵습니다. 무리 전체의 건강을 살피는 장치와 개체 진단 장치는 같은 것이 아닙니다.

장비값도 만만치 않습니다. 고해상도 열화상 카메라와 멀티스펙트럼 센서, 음향 분석 서버를 갖추려면 초기 투자가 커지고, 고화질 영상을 실시간으로 돌리는 인공지능은 그만큼 전력과 연산 능력을 잡아먹습니다. 규모가 작은 농가일수록 이 비용은 부담스러운 벽으로 남을 가능성이 큼니다.

이런 틈을 메우려고 최근에는 카메라 한 대나 마이크 한 대에 기대지 않고, 영상과 열화상과 소리를 한 화면에 모아 보는 멀티모달 데이터 융합 방식이 늘고 있습니다. 온습도지수와 풍속, 조도 같은 주변 환경 값을 함께 넣어 온도 값을 자동으로 보정하는 알고리즘도 그 뒤를 따릅니다. 그래도 새벽 축사를 도는 사람의 발걸음은 아직 사라지지 않았습니다. 화면 속 숫자 하나가 빨갛게 뜨면, 장화를 신고 그 칸으로 걸어가 직접 눈으로 들여다보는 사람이 있어야 확인이 끝납니다.

근거 및 참고문헌

- 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 Araujo, C. V., Gomes, M. N. B., Martorano, L. G., Camargo-Jnior, 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., Laguna, E. B., Hasan, M. K., Kang, J.-G., Kim, Y.-H., Mehtab, A., Park, H.-R., & Yang, C.-J. (2026). Advances in audio classification and artificial intelligence for respiratory health and welfare monitoring in swine. *Biology*, 15(2), 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>

돼지와사람. (2026, 6월 21일). 인공지능(AI)이 돼지 건강 살핀다...일반 양돈농가서 현장 실증 시작. 돼지와사람.

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

제 3 장

건강과 질병 예측, 번식과 영양

3.1

병을 미리 알아채는 인공지능

다음 장면은 여러 축산 감시 연구를 바탕으로 재구성한 가상 사례입니다. 새벽 네 시 반, 축사 지붕 위로 별이 아직 남아 있을 때 농장주의 휴대전화가 울립니다. 한 젖소의 유량과 전기전도도, 반추 시간이 평소 흐름에서 벗어났다는 경보입니다. 농장주는 두꺼운 점퍼를 걸치고 아직 어두운 마당으로 나섭니다. 손전등을 들고 걸어가 보면 소는 여느 때처럼 사료통에 코를 박고 있습니다. 다리를 절지도 않고 유방이 부어 보이지도 않습니다. 농장주는 소의 유방과 원유 상태를 확인한 뒤 수의사에게 전화를 겁니다. 센서 경보는 진단이 아니라 사람의 확인을 앞당기는 신호이기 때문입니다.

옆 축사에서는 다른 종류의 경보가 뜹니다. 마이크가 돼지들의 기침 소리를 밤새 녹음하고, 그 파형을 그림으로 바꾼 스펙트로그램을 인공지능이 훑어봅니다. 사람 귀에는 환풍기 소음과 섞여 구별되지 않는 기침이, 기계에게는 또렷한 무늬로 보입니다.

소는 아프다고 말하지 않습니다. 체온과 걸음걸이, 되새김질하는 시간과 우유 속 성분이 대신 말해 줍니다. 문제는 이 신호들이 계절과 사육 단계, 그날의 날씨에 따라서도 오르내린다는 것입니다. 어느 한 순간의 수치만 보고 기준선을 넘었는지 따지면, 경보는 하루에도 몇 번씩 잘못 울립니다. 무더운 오후에 혈떡이던 소가 마치 열병에 걸린 것처럼 잡히는 오탐지가 그런 경우입니다. 그래서 정말로 봐야 할 것은 오늘 하루의 숫자가 아니라, 지난 며칠과 지난 몇 주가 그려 온 흐름입니다. 시간의 순서를 그대로 살려서 읽는 데이터를 시계열 데이터라고 부릅니다. 그래프로 그리면 산등성이처럼 굽이치는 선 하나가 나타나고, 그 선이 평소보다 낮게 가라앉는 골짜기가 병의 신호일 때가 많습니다.

이 흐름을 읽어 내는 인공지능 구조 하나가 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)입니다. 방금 본 정보를 기억해 두었다가 다음 판단에 끌어다 쓰는 구조입니다. 다만 기억이 오래갈수록 흐려진다는 약점이 있습니다. 열흘 전 일이 가물가물해지는 사람과 비슷합니다. 장단기 메모리(Long Short-Term Memory, LSTM)는 이 약점을 고치려고 만든 구조입니다. 셀 하나마다 작은 문 세 개를 달아, 오래 기억할 정보와 지금 잊어도 좋을 정보를 가려냅니다. 젖소 한 마리가 지난 몇 주 동안 보여 온 되새김질 시간과 움직임의 평상시 흐름을 LSTM 스스로 익히고, 그 흐름에서 벗어나는 순간을 짚어 냅니다. 반추 시간이 매일 540분 안팎을 오가던 소가 이틀 연속 480분 아래로 떨어지면, LSTM은 이 하락을 우연한 흔들림이 아니라 경고로 받아들입니다.

최근에는 시간의 흐름을 앞뒤로 함께 읽는 양방향 LSTM과, 정상 흐름을 압축했다가 되살리는 과정에서 이상 신호를 찾아내는 LSTM 오토인코더까지 나와서, 사람 손으로 데이터를 다듬는 과정 없이도 이상 징후를 잡아냅니다.

또 다른 방식은 나무 모양으로 답을 찾아가는 계산법입니다. 체온이 39.5도보다 높은가, 어제보다 사료를 덜 먹었는가, 이런 질문을 하나씩 거치며 가지를 타고 내려가면 마지막에 병에 걸렸을 확률이 나옵니다. 이런 나무를 수백 그루 심어 놓고 다수결로 답을 정하는 방법이 랜덤 포레스트(Random Forest, RF)입니다. 나무 한 그루는 틀릴 수 있어도 수백 그루가 동시에 같은 실수를 저지를 확률은 낮습니다. 나무 300그루 가운데 270그루가 위험하다는 쪽에 손을 들면, 최종 판단도 위험 쪽으로 기웁니다. 그라디언트 부스팅 트리(Gradient Boosted Trees, GBT)는 나무를 한 그루씩 심을 때마다 앞선 나무가 놓친 실수를 다음 나무가 더 집중해서 배우도록 순서를 정해 줍니다. XGBoost는 이 방식을 훨씬 빠르고 정교하게 다듬은 버전입니다.

체온, 유량, 체세포 수, 사료 섭취량처럼 서로 다른 수십 가지 변수가 뒤엉켜 있어도, 이 나무들은 그 얽힘 속에서 병의 확률을 뽑아냅니다.

인터넷 신호가 잘 잡히지 않는 산골 축사에서는 데이터를 클라우드 서버까지 보내기 어렵습니다. 그래서 손톱만 한 반도체 칩 안에서 인공지능 계산을 끝내는 기술이 나왔습니다. 초소형 기계학습(Tiny Machine Learning, TinyML)이라고 부릅니다. 2025년에 공개된 한 연구는 여러 개의 작은 연산 장치와 엠티 TPU라는 보조 칩을 함께 써서 인공지능 모델의 크기를 270분의 1로 줄이면서도, 반응 시간을 80밀리초 아래로 붙잡았습니다. 눈을 한 번 깜빡이는 시간보다 짧습니다. 다만 이 결과는 연구 장비에서 얻은 성능입니다. 통신이 끊기는 축사에서 같은 속도와 정확도가 이어지는지는 현장 검증이 더 필요합니다.

유방염은 세균이 유방 조직에 들어가 염증을 일으키는 병으로, 낙농가 손실 목록에서 오랫동안 첫 줄을 차지해 온 질병입니다. 염증이 생기면 우유 속 나트륨과 염소 이온 농도가 올라가면서 전기전도도가 치솟고, 체세포 수도 함께 급증합니다. 이런 변화는 착유 로봇과 센서가 모은 자료에 먼저 남을 수 있습니다. 그러나 2026년 검토 논문이 모은 유방염 감지 시스템의 민감도는 26퍼센트에서 98퍼센트, 특이도는 40퍼센트에서 99.8퍼센트까지 넓게 벌어졌습니다. 경보만으로 치료를 결정하기에는 농장과 장비 사이의 차이가 큼니다. 스리랑카의 세 개 농장에서 젖소 2420마리를 대상으로 한 2026년 연구는 체세포 수 1밀리리터당 35만3000개를 기준선으로 삼았습니다.

우유의 전기전도도와 산차 정보를 함께 넣어 여러 머신러닝 모델을 겨룬 결과 XGBoost가 77.3퍼센트의 정확도를 기록했고, 예측에 크게 기여한 변수는 전기전도도였습니다. 이 수치는 센서가 수의사의 진단을 대신한다는 뜻이 아니라, 어떤 소를 먼저 확인할지 가리는 보조 신호에 가깝습니다.

파행은 발굽 염증이나 관절 질환 때문에 다리를 저는 증상으로, 소와 돼지 모두에게서 사료 섭취량과 체중을 함께 끌어내립니다. 통로나 착유실 입구 천장에 매단 3D 깊이 카메라는 소가 걸어갈 때 등이 휘는 정도와 걸음의 좌우 균형, 걷는 속도를 하나하나 잡아냅니다. 화면 속 소는 등을 활처럼 둥글게 말고 걷는 순간, 성한 다리 쪽으로 무게를 슬쩍 옮겨 딛습니다. 카메라와 가속도 센서를 이용한 연구들은 이런 차이를 자동으로 분류해 왔지만, 연구마다 파행 기준과 성능 지표가 다릅니다. 한 농장에서 얻은 분류 정확도가 다른 품종과 통로에서도 이어지는지, 며칠 앞서 파행을 예고할 수 있는지는 별도의 검증이 필요합니다.

돈사와 계사에서도 마이크가 다른 소리에 귀를 기울입니다. 천장에 매단 마이크가 잡아낸 소리를 멜 주파수 cepstral 계수(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) 같은 방식으로 바꾸면, 기침과 울음이 환풍기 소음과 다른 무늬로 남습니다. 상용 장비인 사운드토크는 밤낮으로 모은 소리를 호흡기 건강 점수로 바꾸어 관리자 화면에 띄웁니다. 다만 질병을 며칠 앞서 잡는지, 기침을 얼마나 정확히 분류하는지는 질병과 농장, 장비 배치에 따라 달라집니다. 경보를 받은 관리자는 해당 돈방의 환기와 온도, 돼지의 호흡 상태를 직접 확인하고 수의사와 처치 여부를 정해야 합니다.

분만을 전후해 젖 분비량이 갑자기 늘어나는 시기의 고능력 젖소는 몸이 쓸 수 있는 에너지보다 써야 할 에너지가 많아지는 상태에 빠지기 쉽습니다. 이 불균형이 깊어지면 케토시스나 반추위 산증으로 이어집니다. 반추위에 넣은 블루스 센서는 산도와 체온을 분 단위로 잽니다. 다만 산도나 반추 시간의 한 번 변화를 곧바로 질병으로 판정할 수는 없습니다. 얼마나 오래 기준선 아래에 머물렀는지, 사료와 산차가 어땠는지를 함께 봐야 합니다. 리투아니아에서 2025년에 나온 한 연구는 한 농장의 홀스타인 젖소 94마리를 분만 후 21일 동안 지켜보았습니다. 랜덤 포레스트와 XGBoost는 이 작은 내부 자료에서 100퍼센트의 정확도를 보였고, 로지스틱 회귀는 89.5퍼센트, 의사결정나무는 84.2퍼센트를 기록했습니다. 나이브 베이즈와 서포트 벡터 머신은 78.9퍼센트였습니다.

연구진은 이 성적이 과적합일 수 있으며 여러 농장의 독립 자료로 다시 확인해야 한다고 경고했습니다.

이 네 가지 질병의 경보는 보통 한 화면 안에 모입니다. 축사 벽에 걸린 태블릿이나 농장주의 스마트폰 앱에는 소 한 마리 한 마리의 이름 대신 번호가 뜨고, 번호 옆에는 유방염과 파행, 호흡기, 대사 장애 각각의 위험도가 색깔로 표시됩니다. 초록은 안심, 노랑은 관찰, 빨강은 즉시 확인입니다. 새벽에 눈을 뜬 농장주가 소보다 먼저 들여다보는 것은 이 화면이 되어 버린 지 오래입니다.

센서가 일찍 울린다고 질병이 저절로 줄어드는 것은 아닙니다. 경보를 받은 뒤 사람이 소를 확인하고, 수의사가 진단하고, 치료와 사양 관리를 바꾸어야 비로소 결과가 달라집니다. 2026년 검토 논문이 살핀 정밀축산 시스템 가운데 현장 의사결정과 자동 처치까지 이

어진 사례는 드물었습니다. 연구실에서 얻은 높은 분류 점수와 농장의 질병 감소율, 우유 생산량, 사료비를 한 줄의 인과로 이어서는 안 되는 이유입니다.

그러나 성과만 늘어놓으면 절반의 이야기입니다. 실제로 잘 관리되는 농장에서 임상형 유방염이나 심각한 질병이 나타나는 비율은 전체 자료의 5퍼센트를 밑돕니다. 정상 자료는 산더미인데 병든 자료는 손에 꼽을 정도로 적으니, 인공지능은 건강한 소를 맞히는 데는 능숙해도 정작 아픈 소를 놓치는 실수를 저지르기 쉽습니다. 리투아니아 연구진이 스스로 경고를 남긴 이유도 여기에 있습니다. 소 94마리 가운데 케토시스에 해당하는 사례는 스물네 건, 산증에 해당하는 사례는 스물여섯 건에 지나지 않았습니다. 100퍼센트라는 숫자는 실력이라기보다 우연에 가까울 가능성이 큼니다. 경보가 지나치게 잦아지는 문제도 만만치 않습니다. 축사의 미세한 소음이나 센서의 순간적인 오류로 하루에도 여러 번 가짜 경보가 뜨면, 농장주는 점점 알람에 무뎌지고 나중에는 진짜 위험 신호마저 흘려듣게 됩니다.

한 농장의 자료로 95퍼센트에 가까운 정확도를 낸 모델이라도, 품종과 사료 배합, 축사 구조와 기후가 다른 농장에 그대로 옮겨 심으면 성적이 뚝 떨어지는 일도 흔합니다. 센서와 목걸이, 반추 측정기를 마리당 갖추는 값도 만만치 않습니다. 소 수백 마리를 키우는 농장은 몇 해 안에 약값과 폐사 손실을 줄인 만큼 장비값을 회수하지만, 소 수십 마리를 키우는 작은 농가는 초기 비용 앞에서 망설이게 됩니다. 그래서 최근 연구는 센서 수치만 밀어 넣는 방식을 넘어, 소의 생리 작용을 설명하는 기존 모델과 인공지능을 함께 쓰는 하이브리드 방식, 그리고 농장마다 개체마다 기준선을 실시간으로 새로 배우는 개인 맞춤형 딥러닝 쪽으로 눈을 돌리고 있습니다.

다시 재구성한 새벽 축사로 돌아가 보면, 농장주의 손끝은 여전히 휴대전화 위에 있습니다. 알람 가운데 일부는 센서 오류나 날씨가 만든 가짜 경보일 수 있습니다. 그렇다고 다음 알람을 덮어 버릴 수도 없습니다. 농장주는 화면을 본 뒤 축사로 걸어가 소를 확인합니다. 화면 속 숫자와 축사 안의 실제 소 사이를 오가는 이 새벽 걸음은, 인공지능이 아무리 정교해져도 당분간 사라지지 않을 것으로 보입니다.

근거 및 참고문헌

- Arlauskait, S., Girdauskait, A., Malauskien, D., Televicius, M., Demeikait, K., Kriolaityt, J., Lembovičt, G., ertvytyt, 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.combiomed.2019.103456>

Fan, X., Watters, R. D., Nydam, D. V., Virkler, P. D., Wieland, M., & Reed, K. F. (2023). Multivariable time series classification for clinical mastitis detection and prediction in automated milking systems. *Journal of Dairy Science*, 106(5), 3448-3464.
<https://doi.org/10.3168/jds.2022-22355>

Naqvi, S. A., King, M. T. M., Matson, R. D., DeVries, T. J., Deardon, R., & Barkema, H. W. (2022). Mastitis detection with recurrent neural networks in farms using automated milking systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106618.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106618>

Paudyal, S., Maunsell, F. P., Richeson, J. T., Risco, C. A., Donovan, D. A., & Pinedo, P. J. (2018). Rumination time and monitoring of health disorders during early lactation. *Animal*, 12(7), 1484-1492.
<https://doi.org/10.1017/S1751731117002932>

Rathnayaka, R. M. C. O., Devindi, K. M., Saiju, M. P., Ajitha, A. P., Kaniyamattam, K., Deshapriya, R. M. C., & Ranasinghe, R. M. S. B. K. (2026). Machine learning-based prediction of subclinical mastitis in large-scale dairy herds using a locally established somatic cell count threshold. *Scientific Reports*, 16(1), 19661.
<https://doi.org/10.1038/s41598-026-50467-5>

Sani, M. I., van der Voort, M., Tekinerdogan, B., & Hogeveen, H. (2026). Application of precision livestock farming: Challenges and opportunities. *Animal Bioscience*, 39(4), 250895.
<https://doi.org/10.5713/ab.250895>

Taechachokeyivat, N., Kou, B., Zhang, T., et al. (2024). Evaluating the performance of herd-specific long short-term memory models to identify automated health alerts associated with a ketosis diagnosis in early-lactation cows. *Journal of Dairy Science*, 107(12), 11489-11501.
<https://doi.org/10.3168/jds.2023-24513>

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

Tian, H., Zhou, X. J., Wang, H., Xu, C., Zhao, Z. X., Xu, W., et al. (2024). The prediction of clinical mastitis in dairy cows based on milk yield, rumination time, and milk electrical conductivity using machine learning algorithms. *Animals*, 14(3), 427.
<https://doi.org/10.3390/ani14030427>

Vandermeulen, J., Bahr, C., Johnston, D., et al. (2016). Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds. *Computers and Electronics in Agriculture*, 129, 15-26.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.014>

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

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

3.2

발정과 분만을 읽는 눈

다음은 발정 감지 연구를 바탕으로 재구성한 가상 장면입니다. 자정을 넘긴 축사에서 한 소가 눕지 않고 통로를 서성입니다. 옆 칸에 있던 다른 소의 등 위로 앞다리를 슬쩍 걸치더니 곧바로 물러섭니다. 캄캄한 축사 안에서 그 몸짓을 지켜보는 눈은 천장에 매달린 적외선 카메라입니다. 목의 가속도계가 기록한 활동량도 평소 곡선보다 높ی 솟습니다. 잠들어 있던 관리자의 휴대전화에는 발정 징후가 강하니 개체를 확인하라는 알림이 뜹니다. 인공지능 시각은 센서 경보 하나가 아니라 발정 시작 시점과 개체 기록을 함께 보고 정합니다.

번식의 성패는 축산 농가의 살림살이를 좌우합니다. 발정 적기를 한 번 놓쳐 임신이 늦어지면 젖을 짜지 못하는 기간이 그만큼 길어지고, 그동안에도 사료값은 꼬박꼬박 나갑니다. 분만을 앞두고 사람의 손이 늦게 닿으면 어미나 새끼가 목숨을 잃는 일로도 이어집니다. 가축마다 몸에서 나오는 신호를 하루 스물네 시간 놓치지 않고 지켜보는 이런 관리 방식을 정밀 축산, 영어로 PLF라고 부릅니다. 사람 하나가 눈으로 살필 수 있는 소는 많아야 몇 십 마리지만, 센서와 카메라는 몇백 마리의 몸짓을 동시에 붙잡습니다. 일손 구하기가 갈수록 어려워지는 농촌에서, 사람 대신 밤새 눈을 뜨고 있는 이런 장치는 이제 있으면 좋은 물건이 아니라 없어서는 안 될 도구로 굳어지고 있습니다.

발정에 들어선 암소의 몸속에서는 에스트로겐이라는 번식 호르몬이 치솟습니다. 그 호르몬이 만드는 변화는 눈에 보이는 몸짓으로 고스란히 드러납니다. 걷는 거리가 늘어납니다. 서 있는 시간도 길어집니다. 다른 소의 등에 올라타거나, 반대로 다른 소가 올라타도 피하지 않고 버티고 서 있습니다. 이렇게 버티고 서는 자세를 축산 현장에서는 승가 허용, 영어로 스탠딩 히트라고 부릅니다. 다른 소들은 이 소란을 아랑곳하지 않고 여물통에 코를 박은 채 여전히 되새김질을 이어 갑니다. 반대로 발정이 온 소는 밥을 씹고 되새김질하는 시간이 뚝 떨어집니다. 평소 하루의 되새김 시간을 기준으로 놓으면 발정이 온 소는 그 시간의 스무에서 마흔 퍼센트가량을 통째로 잃습니다. 몸 안쪽에서도 조용한 변화가 함께 일어납니다.

질 속의 전기가 흐르는 정도가 미세하게 바뀌고, 귀와 몸속 깊은 곳의 온도가 오르내리며, 평소에는 잘 내지 않던 높은 울음소리를 자꾸 냅니다. 옆 축사의 돼지도 저마다 다른 신호를 냅니다. 암태지는 외음부가 붓고 수컷이 다가와 눌러도 물러서지 않고 버팁니다. 이 모든 몸짓은 길게 가지 않고 하루 안팎에서 절정에 이르렀다가 잦아듭니다. 되새김을 멈추고 자꾸 일어나 걷는 소, 그것이 소가 몸으로 쓰는 첫 문장입니다.

목이나 귀, 발목에 채운 가속도계는 이 문장을 숫자로 바꿉니다. 센서는 1초에도 여러 번 소의 움직임을 기록하고, 그 값은 하루 단위로 쌓여 평소 활동량과 비교됩니다. 활동량이 갑자기 치솟고 되새김 시간이 떨어지는 두 곡선이 겹치면 알고리즘은 발정 가능성을 계산합니다. 실내 위치 추적 장치를 더하면 어느 칸에서 얼마나 서성였는지도 볼 수 있습니다. 랜덤 포레스트와 서포트 벡터 머신, LSTM 같은 모델이 이런 자료를 읽습니다. 성적은 고르지 않습니다. 2026년 검토 논문에서 번식 감지 시스템의 민감도는 45퍼센트에서 98퍼센트, 특이도는 70퍼센트에서 99퍼센트 사이였습니다. 품종과 센서 위치, 발정을 확인한 기준에 따라 놓치는 소와 가짜 경보의 수가 달라졌습니다. 밤새 축사를 지키는 사람의 눈을 덜어 줄 수는 있어도, 한 마리도 놓치지 않는 장비는 아직 아닙니다.

인공수정의 적기를 맞추는 일은 발정을 알아채는 일보다 훨씬 까다롭습니다. 발정이 시작된 시점과 배란까지 걸리는 시간은 소마다 다르고, 정액의 상태와 산차도 수태율에 영향을 줍니다. 알고리즘은 활동량 곡선이 봉우리를 그리는 순간을 찾아 발정 시작 시점을 좁히고, 지난 번식 기록과 함께 인공수정사가 볼 자료를 만듭니다. 그러나 모든 소에게 통하는 두 시간짜리 창을 거의 정확하게 짚는 것은 아닙니다. 경보 시각은 인공수정사가 점액과 승가 허용 행동, 개체 이력을 확인할 순서를 정하는 데 쓰입니다. 그 기록은 다음 발정 예측에도 다시 들어갑니다. 센서와 영상은 서로의 빈틈을 메우지만 마지막 시각은 사람의 확인 뒤에 정해집니다.

카메라는 목걸이도 귀표도 없이 무리의 행동을 지켜봅니다. 적외선과 딥러닝을 결합한 시스템은 사람이 잠든 밤에도 승가 행동을 기록할 수 있습니다. 어떤 신경망은 소의 몸통 무늬를 구별해 이름표를 붙인 뒤 승가 행동을 판정합니다. 앞 단계에서 이름표를 잘못 붙이면 뒤따르는 판정도 엉뚱한 소에게 돌아갑니다. IATEFF-YOLO는 어두운 조건에서 승가 행동을 찾도록 설계됐고, 두 각도의 영상을 합치는 앙상블 방식도 연구되고 있습니다. 다만 2026년 PLOS ONE 연구는 소 세 마리, 하루 동안 찍은 17시간 16분의 영상에서 시험됐고 발정 개체는 두 마리였습니다. 울로 계열 신경망과 딥소트를 짝지은 2026년 연구도 학술대회 초록 단계입니다. 영상은 비접촉 대안 가운데 하나일 뿐입니다. 양과 염소에도 가속도계와 GPS, 수컷 표지, 호르몬 검사 같은 다른 방법이 있습니다.

암양의 꼬리 흔들기를 3차원 합성곱 신경망으로 찾는 연구는 이 선택지를 하나 더 보탬니다.

분만이 다가오는 소의 몸은 발정 때와는 다른 신호를 보냅니다. 출산을 하루나 이틀 앞둔 소는 밥그릇 앞에 머무는 시간이 줄고, 무리에서 떨어져 구석을 찾기도 합니다. 눕고 일어 서기를 되풀이하고 꼬리를 들어 올리는 행동도 늘어납니다. 꼬리에 붙인 열센서는 분만 전에 나타나는 표면 온도 변화를 기록합니다. 이 값은 몸속 깊은 곳의 체온과 같지 않고 바람과 계절의 영향도 받습니다. 그래서 온도 한 줄보다 자세와 활동량을 함께 읽는 연구가 이어졌습니다.

체온과 자세의 변화를 묶어 읽는 방법은 센서와 영상, 두 방향에서 다듬어지고 있습니다. 꼬리 부착 온도·가속도 센서는 분만 전 24시간과 6시간 구간을 나누어 예측하도록 시험했습니다. 천장에 매단 3차원 깊이 카메라는 소가 누워 있는지, 서 있는지, 꼬리를 들고 있는지를 장면마다 표시합니다. 숨은 마르코프 모델은 이 상태가 바뀌는 순서를 따라갑니다. 궤적과 자세를 합쳐 정상 분만과 도움이 필요한 사례를 가르는 연구도 나왔지만, 분 단위 출산 시각과 난산 여부를 현장에서 확정하는 단계는 아닙니다. 우시와카(Ushi-Waka)와 니리모(NiLiMo)는 양막이나 송아지 발이 보이는 장면을 감지해 휴대전화로 알립니다. Nikon은 NiLiMo의 분만 검출 성능을 95퍼센트라고 밝힙니다.

제품 경보는 밤 순찰을 줄일 수 있지만, 순찰 시간이 몇 분으로 줄고 송아지 생존율이 얼마나 올랐는지는 농장별 검증 자료가 필요합니다.

숫자만 보면 이 기술은 흠잡을 데 없어 보이지만, 실제 축사에서는 세 가지 벽에 부딪힙니다.

가짜 경보가 있습니다. 한여름 폭염에 시달리는 소나 유방염, 파행을 앓는 소도 되새김을 멈추고 안절부절못하며 걸어 다닙니다. 알고리즘의 눈에는 이 몸짓이 발정이나 분만 신호와 구별되지 않을 때가 있습니다. 무더운 오후, 그늘 한 뼘을 찾아 헤매며 걸음을 멈추지 못하는 소를 목걸이 센서는 발정으로 읽어 버립니다. 겨울철 찬바람에 노출된 소의 꼬리 표면 온도도 비슷하게 떨어져서, 센서는 이 추위를 분만 신호로 착각하기도 합니다. 다리를 저는 소가 통증 때문에 자꾸 눕고 일어서기를 반복하면, 분만 감시 알고리즘은 그 몸짓을 진통으로 오해하기도 합니다. 새벽에 울린 알림을 보고 달려간 인공수정사가 마주한 것이 발정이 아니라 다리를 저는 소 한 마리였다면, 정액 한 스트로우 값과 그날의 출장비, 시간은 고스란히 헛수고가 됩니다.

이런 가짜 경보가 며칠 거듭되면 관리자는 알림을 보고도 몸을 일으키는 대신 다시 이불을 뒤집어쓰게 됩니다. 경보가 반복될수록 농장주가 이 시스템에 걸었던 믿음도 조금씩 열어집니다.

놓치는 신호도 있습니다. 처음 새끼를 배는 어린 소와 여러 번 낳아 본 소는 발정과 분만 앞의 몸짓이 사뭇 다릅니다. 어떤 소는 발정이 와도 겹으로 거의 티를 내지 않는데, 이런 조용한 발정을 표준화된 알고리즘 하나로 잡아내기는 쉽지 않습니다. 우리 안에서 서열이 낮은 소는 다른 소에게 눌러 올라타는 몸짓조차 제대로 못 하고 물려서기도 합니다. 소마다 다른 발정 표현 방식은 자동 감지를 가로막는 걸림돌 가운데 하나로 꼽힙니다. 발정을 한 번 놓치면 다음 발정까지 다시 삼 주 가까이를 기다려야 하고, 그동안 소는 새끼를 배지 못한 채 사료만 축내며 서 있습니다. 비유 기간 하루하루는 고스란히 사료비로 쌓이고, 다음 착유기는 그만큼 뒤로 밀립니다. 우유 생산이 줄어드는 손실까지 겹치면, 소 한 마리에게 들어가는 손해는 결코 작지 않습니다.

젖을 짜지 못하는 날들이 쌓일수록, 그 소를 계속 키울지 말지를 저울질하는 농장주도 생겨납니다. 분만 쪽에서 신호를 놓치면 결과는 더 무겁습니다. 사람 없이 혼자 애쓰다 태아의 자세가 틀어지면 어미도 새끼도 위험해지고, 알림이 울리지 않은 채 새벽이 지나가면 손쓸 틈도 없이 상황이 끝나 버리기도 합니다.

장비가 견디는 힘도 문제입니다. 분만 중에 터지는 양수와 피, 분노는 꼬리에 붙인 센서와 카메라 렌즈를 그대로 뒤덮습니다. 좁은 분만 틀 안에서 소가 몸을 기둥에 비비다 보면 애써 붙여 둔 센서가 통째로 떨어져 나가기도 합니다. 진흙과 여물 찌꺼기가 카메라 렌즈에 달라붙으면 영상은 뿌옇게 흐려지고, 그 며칠 동안 시스템은 반쯤 눈을 감은 채로 축사를 지켜보는 셈이 됩니다. 배터리가 다 닳거나 무선 신호가 닿지 않는 구석 칸에서는 아예 값이 올라오지 않는 날도 있습니다. 카메라 렌즈에 서리가 뿌얇게 앉는 겨울 새벽에도 비슷한 문제가 되풀이됩니다. 값비싼 장비가 정작 필요한 순간에 먹통이 되는 셈입니다. 떨어지거나 고장 난 센서를 새로 사서 채우는 값도 만만치 않아서, 소 여러 마리를 한꺼번에 키우는 농가일수록 이 비용은 눈덩이처럼 불어납니다.

그래서 다음 단계로 가는 연구는 한 마리 한 마리의 과거 기록을 스스로 익혀 판정 기준을 그 소에 맞게 조정하는 개인 맞춤형 모델과, 센서 없이도 몸에 손대지 않고 지켜보는 영상 인식 쪽으로 계속 옮겨 가고 있습니다. 초산우와 경산우를 따로 구분해 기준선을 다시 긋고, 여름과 겨울의 정상 범위를 나누어 두는 시도도 함께 이어지고 있습니다. 장비값을 낮추고 설치를 쉽게 만드는 문제도 이 흐름과 나란히 풀어야 할 숙제로 남아 있습니다. 여러 회사의 장비가 서로 다른 신호를 주고받지 못해 따로따로 돌아가는 문제도 앞으로 함께 풀어야 합니다. 새벽 축사를 도는 사람의 발걸음은 줄어들었지만, 그 발걸음이 완전히 사라질 때까지는 아직 몇 걸음이 더 남아 있습니다.

근거 및 참고문헌

- Arikan, ., 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/ijeeb.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

몸을 재는 카메라: 신체 충실 지수와 체중 추정

다음은 자동 체형 측정 연구를 바탕으로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 착유실을 빠져나온 소들이 좁은 통로를 하나씩 지나갑니다. 통로 천장에 매달린 상자 아래로 소가 지나갈 때마다 표시등이 짧게 깜빡입니다. 상자 속에서 빛이 소의 등과 허리를 훑고, 사무실 모니터에는 붉은 점과 푸른 점 수만 개가 뒤섞인 입체 지도가 떠오릅니다. 몇 초 뒤 화면에는 신체충실지수와 추정 체중이 표시됩니다. 소는 이미 통로를 벗어나 사료통 쪽으로 걸어가고 있습니다. 저울에는 올라가지 않았고 사람 손도 몸에 닿지 않았습니다.

얼마 전까지만 해도 이 점수는 사람의 손끝에서 나왔습니다. 관리자가 소의 꼬리 뿌리와 허리뼈 언저리를 손바닥으로 누르고 문질러 지방과 뼈의 두께를 가늠하고, 그 감각을 클립보드에 숫자 하나로 옮겨 적었습니다. 체중은 그보다 거칠었습니다. 소나 돼지를 억지로 몰아 체중계 위에 올려야 했습니다. 좁은 통로에 갇힌 짐승은 낯선 철제 바닥을 밟는 순간 겁을 먹고 뒷걸음치거나 발을 헛디뎈 다리를 다쳤고, 걷어차이거나 몸통에 깔려 손목이나 갈비뼈를 다치는 농장주도 드물지 않았습니다. 같은 소를 두고도 평가자에 따라 점수가 반 점 가까이 벌어졌고, 몸무게가 자주 바뀌는 젖소 한 마리 전체를 손으로 다시 재는 데는 반나절이 꼬박 걸렸습니다. 사람이 지치면 점수도 흔들렸고, 아침에 잔 점수와 저녁에 잔 점수가 서로 다른 일도 있었습니다. 그 점수를 믿고 사료량을 정해야 하는 사람만 매년 난처해졌습니다.

신체충실지수(Body Condition Score, BCS)는 소나 돼지의 몸속에 지방과 근육이 얼마나 쌓여 있는지를 숫자 하나로 압축한 지표입니다. 축종과 나라마다 기준은 다르지만 흔히 1점(바짝 마름)에서 5점(비만) 사이로 매기고, 더 촘촘하게 아홉 단계까지 나누어 매기는 나라와 축종도 있습니다. 이 점수가 크게 흔들리는 때는 분만을 앞뒤로 두고 수유가 막 시작되는 시기입니다. 몸속에 쟁여 둔 지방을 젖으로 바꿔 쓰는 속도가 그만큼 빠르기 때문입니다. 젖을 짜내느라 몸속 지방이 너무 빨리 빠지면 케토시스와 지방간이 뒤따르고, 다음 임신 확률도 떨어집니다. 반대로 분만 직전 살이 지나치게 오른 소는 난산과 유방염을 겪을 위험이 훌쩍 올라갑니다. 점수 하나가 반 점만 어긋나도 그 뒤로 몇 주간 젖소의 건강과 번식 성적이 달라집니다. 분만 전후 몇 주만 잘 넘긴다고 끝나는 일도 아닙니다.

젖을 짜내는 열 달 남짓한 기간 내내 점수가 서서히 오르내리는 곡선을 지켜봐야, 다음 번식과 다음 해 우유량까지 가늠할 수 있습니다. 이 점수 하나에 소 한 마리의 한 해 농사가 걸려 있습니다.

자동 평가 장비는 이 손끝의 감각을 카메라와 라이다(LiDAR)로 옮겨 놓았습니다. 라이다는 빛을 쏘아 보낸 뒤 되돌아오는 시간을 재서 거리를 계산하는 장치입니다. 통로 위쪽에서 아래를 내려다보는 인텔 리얼센스나 키넥트 같은 RGB-D 카메라, 혹은 라이다는 소가 지나가는 짧은 순간에 체표면의 좌표를 수만 개 찍어, 포인트 클라우드, 즉 점들로 이루어진 입체 지도를 만듭니다. 점 하나하나의 그 자체로는 의미가 없지만, 수만 개가 모이면 소 한 마리의 등과 허리 굴곡이 고스란히 드러납니다. 여기서 Detectron2나 Mask R-CNN 같은 영상 분할 알고리즘이 등선과 요각, 좌골, 꼬리 뿌리 둔덕 부위만 정확히 올려 냅니다. 소 한 마리의 사진에서 배경과 다리, 머리는 지워지고 등과 엉덩이 굴곡만 남는 것입니다.

오려 낸 부위의 굴곡과 패인 깊이는 PointNet++ 같은 인공신경망으로 넘어가 점수 하나로 압축됩니다. 이 모든 계산은 소가 통로를 완전히 지나가기도 전에 끝납니다. 빛이 손끝을 대신하는 셈입니다.

전문가가 매긴 점수와 카메라 점수가 얼마나 나란히 움직이는지를 나타내는 상관계수는 1에 가까울수록 둘이 비슷하다는 뜻입니다. 여러 검증에서 이 값은 0.90을 웃돌았습니다. 카메라는 소가 착유실을 드나들 때마다 같은 방식으로 점수를 매겨 긴 흐름을 그릴 수 있습니다. 그렇다고 사람 사이의 오차와 농장 사이의 편향이 사라지는 것은 아닙니다. 자세와 조명, 품종이 달라지면 점수도 흔들립니다. 2026년에 나온 한 연구는 젖소 1,020마리의 깊이 사진과 3차원 점 구름을 나란히 겨루었습니다. 입체 정보가 많을수록 점수가 반드시 정확해지는지는 이 비교 뒤에도 열린 질문으로 남았습니다.

점수만으로는 부족합니다. 체중은 킬로그램 단위의 실제 숫자, 그리고 하루하루 그 숫자가 얼마나 느는지를 보여 주는 일당증체량(Average Daily Gain, ADG)으로 따로 재야 합니다. 이 값이 있어야 출하 날짜를 정하고 사료가 살로 얼마나 잘 바뀌는지를 따질 수 있습니다. 같은 사료를 먹고도 살이 잘 붙는 개체와 그렇지 않은 개체를 가려내는 일도 이 숫자에서 시작됩니다. 출하가 며칠만 늦어져도 그동안 먹인 사료값은 고스란히 손실로 남습니다. 카메라는 소나 돼지의 몸에서 몇 개의 기준점을 찾아냅니다. 십자부 높이인 체고, 어깨에서 엉덩이뼈까지 잇는 체장, 가슴둘레, 가슴 깊이, 엉덩이 너비까지 한꺼번에 짚어 냅니다. 사람이 줄자를 들고 다섯 번 나누어 재던 일을, 카메라는 순식간에 끝냅니다. 이 숫자만으로 무게를 거꾸로 계산해 냅니다.

문제는 카메라와 짐승 사이의 거리와 각도입니다. 같은 소라도 카메라에 가까이 붙어 지나가면 크게 찍히고, 통로 가장자리로 비껴 지나가면 작게 찍힙니다. 이 오차를 줄이려고 카메라 한 대가 깊이를 추정하거나, 두 대가 서로 다른 각도에서 찍은 그림을 겹쳐 실제 거리를 계산합니다. 픽셀에 센티미터 값을 매기는 보정은 정해진 촬영 범위 안에서 왜곡을 줄입니다. 카메라 높이와 렌즈를 바꾸면 다시 보정해야 하고, 소가 몸을 기울이거나 서로 겹치면 오차가 남습니다.

보정을 마친 체척 숫자는 학습된 계산식을 한 번 더 거칩니다. 어떤 체계는 YOLOv8-Pose로 기준점을 표시한 뒤 XGBoost나 LightGBM 같은 회귀 모델로 체중을 계산합니다. 다른 체계는 깊이 영상이나 3차원 점 구름에서 곧바로 부피와 체중을 추정합니다. 파이프라인은 달라도 카메라 자료와 실제 저울 눈금을 짝지어 훈련한다는 뼈대는 같습니다.

소를 대상으로 한 여러 검증에서 카메라 추정치와 실제 저울 눈금 사이의 상관계수는 0.90을 넘겼습니다. 홀스타인 육성우를 라이다로 켜 연구에서는 가슴둘레와 체장 두 수치만 결합해도 저울 없이 체중을 맞혀 냈습니다. 한우를 다룬 국내 연구는 한 걸음 더 나아가, 등급 판정에 쓰이는 등지방 두께까지 머신러닝으로 예측하는 데까지 이르렀습니다. 도축장에 가서야 알 수 있던 등급을, 살아 있는 소를 카메라로 찍어 미리 짐작해 보려는 시도인 셈입니다. 발리 소를 찍은 동남아시아 연구도 비슷한 결과를 내놓았습니다. 실험실이 아니라 실제 상업 낙농장에 카메라를 설치해 두고 여러 달에 걸쳐 확인한 검증 연구에서도 비슷한 신뢰도가 되풀이해서 나왔습니다. 축종과 나라는 다르지만, 카메라 밑을 지나가는 짐승의 몸이 곧 숫자로 바뀐다는 원리는 똑같습니다.

비육돈사 천장에 단 3차원 카메라는 돼지의 몸통 부피를 재서, 일부 검증에서 결정계수 0.96에서 0.98을 기록했습니다. 높은 수치지만 촬영 조건과 자세가 달라지면 오차도 커 집니다. 방목지에서는 드론에 라이다와 RGB 카메라를 얹어 소의 몸 치수를 추정하는 연구가 나왔습니다. 2025년 자료는 소 96마리를 8미터에서 50미터 높이에서 촬영했습니다. 체중 추정 결정계수는 소가 서 있을 때 약 0.94였고, 누워 있을 때는 약 0.74로 떨어졌습니다. 몇 분 만에 무리 전체의 체중을 확정하는 장비라기보다, 자세와 비행 조건의 영향을 시험하는 연구 단계에 가깝습니다.

어제 몸무게에서 오늘 몸무게를 빼면 일당증체량이 나옵니다. 이 증가분이 며칠째 쌓인 그래프가 출하 날짜를 결정합니다. 정해 둔 곡선보다 더디게 크는 돼지는 사료 배합을 바꾸고 며칠 더 키우고, 곡선을 앞질러 크는 돼지는 예정보다 일찍 출하장으로 보냅니다. 목표 체중에 못 미친 채로 출하하면 상품 가치가 떨어지고, 다 자란 뒤에도 계속 먹이면 사료값만 그냥 새어 나갑니다. 예전에는 한 우리에 든 돼지를 통째로 출하하다 보니 아직 덜 자란 개체까지 함께 트럭에 실렸습니다. 지금은 개체마다 다른 곡선을 따로 추적하기 때문에, 우리 안에서도 먼저 자란 몇 마리만 골라 보낼 수 있습니다. 남은 돼지들은 며칠 더 먹여 곡선을 따라잡을 때까지 기다립니다. 저울 위에서 실량을 벌이지 않고도, 화면에 뜬 곡선 하나로 한 마리 한 마리의 출하 시점이 정해집니다.

이 숫자들은 사료통 앞에서 진짜 값어치를 냅니다. 소가 개별 급여 스테이션에 들어서면 RFID가 먼저 그 소가 누구인지 알려 줍니다. 체중과 착유량, 신체충실지수는 개체별 농후 사료 보충량을 정하는 자료가 됩니다. 완전배합사료인 TMR을 내보내는 로봇은 보통 소 한 마리가 아니라 영양 요구가 비슷한 무리별 배합을 공급합니다. 군별 TMR과 개체별 농

후사료 스테이션은 서로 다른 장비입니다. 정밀 영양은 남은 사료와 영양소 배출을 줄일 가능성이 있지만, 신체충실지수 카메라 하나가 사료요구율과 메탄 배출을 일정한 비율로 낮춘다고 말할 단계는 아닙니다.

그러나 이 카메라가 모든 자세를 다 읽어 내지는 못합니다. 소가 등을 구부리거나 고개를 푹 숙이고 서 있으면, 혹은 다리를 꼬고 비스듬히 서 있으면 척추 라인 자체가 뒤틀려 점수와 체중이 함께 어긋납니다. 사람이 봐도 어색한 자세는, 카메라에게도 여전히 어려운 문제인 모양입니다. 렌즈도 축사의 먼지, 진흙, 분뇨, 거미줄을 피해 가지 못합니다. 렌즈 표면에 이런 것들이 들러붙으면 라이다의 신호가 막혀 버리고, 짐승의 털가죽에 진흙 덩어리가 두껍게 붙어 있으면 몸통 윤곽 자체가 엉뚱하게 잡힙니다. 비가 온 다음 날에는 이런 문제가 한꺼번에 겹쳐 나타날 것으로 보입니다. 좁은 펜 안에 여러 마리가 몸을 겹치고 서 있을 때는 카메라 한 대만으로 개체를 나누어 내기 어렵습니다.

뒤엎킨 돼지들 사이에서 어디까지가 한 마리의 등이고 어디부터가 옆 돼지의 엉덩이인지, 화면만 보고는 판단이 서지 않을 때가 있습니다. 2026년 발표된 한 연구는 이 문제를 카메라 여러 대가 다른 각도에서 찍은 그림을 겹쳐 보고 어긋나는 계산 결과를 속아 내는 방식으로 풀어 보려 했습니다. 짐승이 가만히 서 있는 자세일 때만 골라 스캔하는 프레임 선별 기술이나, 먼지와 분뇨를 막아 내는 방진 렌즈 덮개를 개발하는 연구도 함께 진행되고 있습니다. 대용량 3차원 데이터를 실시간으로 처리하려면 고성능 그래픽 처리 장치를 갖춘 서버가 축사 안에 있어야 하는데, 이 장비값은 작은 농가에는 여전히 부담스러운 액수입니다. 규모가 작은 농가일수록 이 격차를 따라잡기까지는 시간이 걸릴 가능성이 큼니다.

다시 새벽의 통로로 돌아가 보면, 소는 자신이 찍히고 있다는 사실을 모른 채 사료통 쪽으로 걸어갈 뿐입니다. 등 위로 스치는 빛이 무엇을 재고 있는지, 소는 알지 못합니다. 관리자의 손끝이 하던 일을 카메라가 넘겨받으면서, 사람은 이제 어느 사료를 얼마나 섞을지 최종 버튼을 누르는 사람으로 남았습니다. 손으로 등을 쓸어 보던 감각이 사라진 그 빈틈에, 다음엔 무엇이 남을지는 아직 누구도 확신하지 못합니다. 화면 속 숫자만큼은, 오늘도 어김없이 갱신되고 있습니다.

근거 및 참고문헌

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., Montevecchio 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>

제 4 장

축종별 AI 현장 사례

4.1

젖소와 한우: 로봇 착유기와 가상 울타리

다음은 자동 착유 농장의 하루를 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 축사 안 공기는 아직 차갑습니다. 젖소 한 마리가 무리에서 빠져나와 착유실 쪽으로 걸어갑니다. 목에 걸린 태그가 입구 안테나 앞을 지나가자 문이 열리고, 소는 사료통에 코를 박습니다. 컴퓨터는 이 소가 마지막으로 젖을 짰 시각과 예상 착유량을 확인합니다. 정작 관리자는 아직 이불 속이고, 그의 휴대전화 화면에는 소의 번호와 착유 기록이 조용히 떠 있습니다.

자동 착유 시스템(Automatic Milking System, AMS), 흔히 착유 로봇이라 부르는 이 장비는 사람이 소를 몰아넣던 방식을 뒤집었습니다. 대신 소가 원할 때 스스로 걸어 들어오도록 만들어져 있습니다. 입구에 설치된 무선주파수 식별(RFID) 안테나가 목걸이 태그를 읽으면, 중앙 컴퓨터는 그 소가 마지막으로 젖을 짰 시각과 짜낸 양을 곧바로 불러옵니다. 착유 주기가 아직 차지 않았다면 게이트는 열리지 않습니다. 그 소는 사료만 조금 먹고 무리로 돌아갑니다. 반대로 젖이 충분히 찼다고 판단되면 문이 열리고 착유 틀 안으로 들어설 수 있습니다. 전통 방식에서 소는 하루 두 번, 정해진 시각에 사람 손에 이끌려 착유실로 갔습니다. 로봇 아래에서는 하루 두세 번, 자기 몸의 리듬에 맞추어 스스로 걸어 들어갑니다.

소가 착유 틀 안에 들어와 서면 진짜 일이 시작됩니다. 로봇 팔 끝에 달린 3차원(3D) 카메라와 레이저 센서가 젖소의 배 아래쪽을 훑으며 유방의 굴곡과 네 개 유두의 위치를 입체 좌표로 계산합니다. 소마다 유방 생김새가 다르고 걸어 들어올 때 서는 자세도 조금씩 어긋나기 때문에, 이 계산은 매번 새로 이루어집니다. 좌표가 잡히면 회전 브러시나 온수 컵이 유두를 씻어 내고 소독합니다. 이어서 처음 나오는 젖 몇 방울을 따로 짜내 유두를 자극합니다. 그다음에야 로봇 팔이 착유컵 네 개를 하나씩 유두에 끼웁니다. 혹시 유두를 한번에 찾지 못하면 팔은 각도를 바꾸어 다시 시도하고, 그래도 실패가 반복되면 그 소를 수동 착유가 필요한 개체로 따로 표시해 둡니다.

사람 눈에는 몇 초처럼 보이는 이 과정은 실제로는 카메라가 형체를 읽고, 팔의 각도를 계산하고, 오차를 되짚어 보정하는 일을 짧은 시간 안에 여러 차례 반복한 결과입니다.

네 개 유두는 따로따로 관리됩니다. 유량계가 유두마다 젖이 나오는 속도를 재고, 한쪽이 먼저 비면 그 컵만 조용히 떨어져 나갑니다. 전통 착유기는 네 유두를 한 세트로 묶어 짜기 때문에, 먼저 빈 유두도 나머지가 다 나올 때까지 눌러는 일이 있었습니다. 로봇은 이 과잉 착유를 줄이고 새벽과 저녁의 고정 노동을 덜어 줍니다. 그러나 한 사람이 맡을 수

있는 소의 수와 우유량 변화는 로봇당 두수, 사료, 소의 적응, 농장 동선에 따라 크게 달라 집니다. 착유 횟수가 늘면서 우유량이 오르는 농장이 있어도 이를 모든 농장의 고정 효과로 볼 수는 없습니다.

착유가 자동화되면서 달라진 것은 소의 하루만이 아닙니다. 예전에는 새벽과 저녁, 하루 두 번 정확히 착유실에서 서 있어야 했던 사람도 이제는 그 시간에 송아지를 돌보거나 사료 배합을 다시 짜거나 밀린 잠을 채울 수 있습니다. 그 대신 손에서 스마트폰을 놓지 못하는 새로운 버릇이 생겼습니다. 밤새 어느 소가 몇 번 착유실을 다녀갔는지, 유량이 줄어드는 개체는 없는지를 화면으로 확인하는 일이 도리어 새벽잠을 깨우기도 합니다.

이 로봇을 만드는 회사들은 요즘도 몸집을 키우고 있습니다. 네덜란드 기업 렐리는 2025년 여름 애스트로넷 에이파이브 넥스트와 애스트로넷 맥스를 선보였습니다. 맥스는 로봇 열여덟 대를 한 체계로 묶어 소 오백 마리에서 천백 마리 규모의 농장을 겨냥합니다. 스웨덴계 기업 델라발은 2025년형 브이엠에스 삼백의 착유 상자를 키워 몸집이 큰 소가 들어설 공간을 넓혔습니다. 독일 기업 게아의 데어리로봇 아르구천오백은 유두별 착유와 엠육천팔백오십 센서 호환 기능을 갖췄습니다. 전 세계 설치 대수와 연간 성장률은 제조사 공식 자료에서 확인되지 않습니다. 렐리 허브는 여러 대의 로봇을 관제하는 장비가 아니라 로봇과 인터넷 사이에서 데이터와 사이버보안을 맡는 장치입니다. 다중 로봇 운용은 애스트로넷 맥스가 담당합니다.

국내 사정은 결이 다릅니다. 농촌진흥청이 2022년 2월 집계한 외국산 로봇 착유기는 153대, 낙농가의 약 2퍼센트였습니다. 2023년 공식 자료에는 약 180대가 등장해 보급 대수는 조사 시점을 함께 봐야 합니다. 2022년 조사에서 젖소 한 마리를 키우는 노동은 연간 69.22시간이었고, 착유는 27.55시간으로 39.8퍼센트를 차지했습니다. 농촌진흥청과 로봇 착유기 전문기업 다운이 개발한 국산 장비는 외국산의 약 60퍼센트인 이억 원 대 보급을 목표로 합니다. 데어리봇 케이쓰리는 2026년 정부의 인공지능 응용 제품 신속 상용화 지원 사업에 뽑혀 2년 동안 상용화와 현장 검증을 추진합니다.

두회목장을 운영하는 이재광 대표는 젖소 백 마리 가운데 마흔 마리를 로봇으로 착유합니다. 2020년 정부의 축산 정보통신기술 지원 사업을 통해 착유 로봇과 함께 송아지용 포유기, 조사료를 밀어 주는 로봇까지 한꺼번에 들여왔습니다. 그는 로봇을 들고 나서 노동력이 칠십 퍼센트가량 줄었다고 말합니다. 손으로 착유기를 들고 나르던 시절에는 근골격계 질환으로 병원을 자주 찾았는데, 이제는 그럴 일이 크게 줄었다고도 전합니다. 그렇다고 로봇이 모든 문제를 해결해 준 것은 아닙니다. 유두 배열이 로봇 인식에 맞지 않는 소 다섯 마리는 결국 도태해야 했고, 착유 후 나오는 세정수를 처리하는 일이 새로운 골칫거리로 떠올랐습니다. 로봇에 딸린 포유기의 자동세척 기능을 처음에 선택하지 않아 나중에 추가 비용을 치르기도 했습니다.

그는 로봇에 맞는 소를 따로 골라 키워야 한다고, 장비를 들이기 전에 준비할 것이 많다고 말합니다.

착유가 이루어지는 동안에도 파이프 속에서는 다른 일이 벌어집니다. 인라인 센서는 전기 전도도(Electrical Conductivity, EC)와 체세포 수(Somatic Cell Count, SCC)를 잽니다. 유방염이 생기면 전기전도도와 체세포 수가 오를 수 있지만, 두 값만으로 진단을 확정하지는 않습니다. 젖의 지방 대 단백질 비율이 1.5를 넘는 것도 분만 직후 케토시스를 살피는 선별 신호이지 진단선은 아닙니다. 기준을 넘은 젖은 밸브가 저장 탱크가 아닌 별도 관로로 보낼 수 있고, 관리자는 소와 원유를 다시 확인합니다. 2026년 카우매니저는 유두별 전도도와 유량, 진공압, 온도를 재는 우유 센서를 공개했습니다. 회사는 2026년 말 초기 보급과 2027년 확대를 예고했습니다.

드넓은 초지에서 소를 놓아기르는 농장은 철조망을 세우고 고치는 비용을 안고 있습니다. 가상 울타리(Virtual Fence)는 GPS 목걸이와 휴대전화 지도에 그은 경계로 소의 움직임을 제한합니다. 소가 선에 가까워지면 목걸이가 먼저 소리를 내고, 계속 나아가면 짧은 전기 자극을 줍니다. 이 자극은 전기 울타리보다 에너지가 낮지만 전달 방식이 달라 강도를 숫자로 직접 비교할 수 없습니다. 노펜스는 이동통신망과 목걸이 사이 통신을 쓰고 소와 양, 염소용 제품을 냅니다. 홀터는 2026년 4월 위성과 연결되는 가상 울타리를 공개했습니다. 당시 판매 지역은 미국과 뉴질랜드였고 한국 보급이나 산지 검증 자료는 없었습니다. 한국 한우 농가에 요긴할 것이라는 판단은 국내 전파 환경과 제도, 산림 아래 GPS 오차를 확인한 뒤에 내려야 합니다.

가상 울타리를 쓰는 목장에서는 풀이 자란 구역으로 소 떼를 몰아넣었다가 다 뜯어 먹으면 다음 구역으로 넘기는 순환 방목이 휴대전화 하나로 가능해졌습니다. 하천 주변 보호 구역이나 멸종 위기종 서식지로 소가 들어가는 일도 앱 설정만으로 막을 수 있습니다. 건조한 지역에서는 마른 잡목이 우거진 곳으로 소를 유도해 풀을 뜯게 함으로써, 산불이 번질 통로를 미리 없애는 데도 이 기술이 쓰입니다. 그러나 전기 자극을 가축에게 가한다는 사실 자체를 불편하게 보는 시선은 여전합니다. 동물 복지 단체와 일부 소비자는 소리와 자극으로 가축의 행동을 통제하는 방식이 스트레스를 준다고 지적합니다. 회사들은 자극의 세기가 약하고 소리가 먼저 나온다는 점을 내세우지만, 목걸이가 오작동해 자극이 필요 이상으로 반복될 가능성을 완전히 지운 것은 아닙니다.

찬성하는 쪽은 트럭에 실려 낫선 목장으로 옮겨지는 스트레스나 뜨거운 인두로 낙인을 찍는 순간의 고통에 비하면 이 자극이 훨씬 약하다고 맞섭니다. 두 주장 모두 나름의 근거를 갖고 있어서, 이 논쟁은 쉽게 가라앉지 않을 것으로 보입니다. 나무가 뻗뻗한 산지에서는 위성 신호가 끊기거나 튕겨 나가 소의 위치가 실제와 어긋나는 오차도 보고되고 있습니다.

걸음걸이를 읽는 로코모션 평가(Locomotion Scoring) 기술도 쓰임새를 넓혀 가고 있습니다. 착유를 마친 소가 통로를 걸어 나갈 때 3차원 카메라는 등이 굽는 정도와 걸음 간격을 기록합니다. 연구에 따라 민감도는 58퍼센트에서 97퍼센트, 특이도는 42퍼센트에서 99퍼센트까지 벌어졌습니다. 일부 카메라와 압력 센서가 두 지표 모두 95퍼센트를 넘겼지만, 초기 파행을 여러 농장에서 같은 성능으로 예고하는 체계는 드뭅니다. 등 굴곡 분류 점수를 곧바로 조기 진단율로 읽어서도 안 됩니다. 카메라 점수는 발굽을 확인할 소의 순서를 정하는 보조 자료이고, 치료는 발굽 검사 뒤에 시작됩니다.

이 모든 기술에는 값이 따라붙습니다. 로봇 착유기 한 대를 들이는 데는 외국산 기준으로 삼억 원대 중반이 들고, 국산화 모델도 이억 원 안팎에 이릅니다. 씻는 브러시에 지푸라기가 끼거나 로봇 팔 관절에 이물질이 걸리는 잔고장은 드물지 않습니다. 이런 고장이 한 번 나면 그 순간부터 우사 전체의 착유가 멈춥니다. 금요일 밤에 로봇 팔 관절이 멈추면, 주말 동안 부를 수 있는 기술자를 찾는 일부터 난감해집니다. 그사이 소들은 착유를 미루지 못하니, 결국 사람이 다시 손으로 짜야 하는 상황도 벌어집니다. 그래서 로봇을 들인 농장은 정기 점검 일정과 고장에 대비한 대체 인력을 함께 갖추어야 합니다. 가상 울타리 쪽 사정도 비슷합니다. 산이 우거진 방목지에서는 위성 신호가 약해지고, 통신망이 닿지 않는 오지에서는 새로 그은 경계선이 목걸이에 늦게 전달되기도 합니다.

카메라 렌즈에 축사의 먼지와 분뇨가 내려앉으면 3차원 센서의 거리 측정이 어긋납니다. 좁은 통로에 소들이 한꺼번에 몰리면 인공지능이 서로 다른 개체를 헛갈리는 일도 생깁니다.

그래도 새벽마다 문은 열립니다. 두회목장을 운영하는 이재광 대표의 말처럼, 로봇에 맞는 소를 따로 골라 키우고 나면 사람은 그 시간에 잠을 조금 더 자거나 병원 대신 축사를 둘러볼 여유를 얻습니다. 화면 속 그래프가 어젯밤 어느 소의 체세포 수가 살짝 올라갔는지 보여 주는 사이, 축사 저편에서는 다음 소가 이미 스스로 걸음을 옮기고 있습니다. 관리자가 축사를 나서기 전 마지막으로 들여다보는 것은 언제나 같은 한 줄입니다. 붉게 뜬 이름이 오늘은 없는지, 그것부터 확인합니다.

근거 및 참고문헌

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., Sch nnel, L., Reich, M. S., & Reitmaier, S. (2025). Automated detection of lameness in dairy cattle through computer vision analysis of back shape characteristics. *Computers in Biology and Medicine*, 197(Pt A), 111038.
<https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2025.111038>
- Lely. (2025, June 24). Future-proof automatic milking solutions and digital resilience on farm. Lely.
<https://www.lelyna.com/us/about-lely/news/future-proof-automatic-milking-solutions-and-digital-resilience-on-farm/>
- Siachos, N., Neary, J. M., & Smith, R. F. (2024). Automated dairy cattle lameness detection utilizing the power of artificial intelligence; current status quo and future research opportunities. *The Veterinary Journal*, 304, 106091.
<https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2024.106091>
- Tun, S. C., Onizuka, T., Tin, P., Aikawa, M., Kobayashi, I., & Zin, T. T. (2024). Revolutionizing cow welfare monitoring: A novel top-view perspective with depth camera-based lameness classification. *Journal of Imaging*, 10(3), 67.
<https://doi.org/10.3390/jimaging10030067>
- Van Hertem, T., Schlageter Tello, A., Viazzi, S., Lokhorst, C., Berckmans, D., & Halachmi, I. (2018). Implementation of an automatic 3D vision monitor for dairy cow locomotion in a commercial farm. *Biosystems Engineering*, 173, 166-175.
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.08.011>
- 농민신문. (2026, 2월 11일). 로봇착유기 만족도 높지만 사람 손도 꼭 필요하죠 [월간축산]. 농민신문.
<https://www.nongmin.com/article/20260210500583>
- CowManager. (2026). Milk Sensor.
<https://www.cowmanager.com/milk-sensor/>
- 농촌진흥청. (2024). 낙농 노동시간 조사와 로봇착유기 현황.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&currPage=150&dataNo=100000796781&mode=updateCnt&prgId=day_farmprmninfoEntry&searchKey=subject
- 농촌진흥청. (2026). DairyBot-K3 현장 실증과 상용화 추진.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&currPage=1&dataNo=100000811742&mode=updateCnt&prgId=day_farmprmninfoEntry

4.2

돼지: 자세를 읽는 카메라와 기침을 세는 마이크

다음은 양돈 영상 연구를 바탕으로 재구성한 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 비육돈사 한 쪽 구역에는 돼지들이 서로 등과 배를 포개고 한 덩어리처럼 엮여 있습니다. 그 위로 천장 카메라의 빨간 불빛이 깜빡입니다. 사람 눈에는 살덩어리 무더기로 보이는 장면을 컴퓨터는 한 마리씩 갈라내야 합니다. 어디까지가 한 마리의 등이고 꼬리가 누구 것인지 픽셀 단위로 나누는 일입니다. 카메라 한 대와 마이크 한 대가 감당해야 할 일은 생각보다 큽니다.

예전 컴퓨터 비전은 사람이 정한 규칙을 따랐습니다. 정해진 밝기나 색보다 어두운 화소만 돼지로 판단하는 식이었는데, 조명이 살짝만 바뀌어도 규칙은 통째로 어긋났습니다. 요즘 쓰는 딥러닝 모델은 이 규칙을 사람이 정하지 않습니다. 수만 장의 사진 속에서 무엇이 돼지 등이고 무엇이 그림자인지를 모델 스스로 찾아냅니다. 그래도 여러 마리가 겹쳐 있는 장면 앞에서는 이 스스로 배운 눈조차 자주 흔들립니다.

젖소나 닭과 달리 돼지는 무리를 지어 몸을 맞대고 쉬는 습성이 있습니다. 사각형 테두리 하나로 개체를 표시하는 바운딩 박스(Bounding Box) 방식은 이 상황에서 쉽게 무너집니다. 옆 돼지의 엉덩이가 테두리 안으로 절반쯤 들어오면 알고리즘은 두 마리를 한 마리로 세거나, 한 마리를 두 마리로 쪼개 버립니다. 그래서 최근 연구는 사각형 테두리 대신 픽셀 하나하나에 이름표를 붙이는 영상 분할(Segmentation) 기법으로 넘어갔습니다. 등과 등이 맞닿은 경계선까지 픽셀의 색과 무늬 차이로 구별해 내면, 테두리 방식으로는 하나로 뭉뚱그려지던 두 마리가 비로소 따로 떨어져 보입니다.

돼지 무리를 찍은 영상에서 있기, 먹기, 물 마시기, 쉬기 네 가지 행동을 픽셀 단위로 학습시킨 모델은 평균정밀도(mean Average Precision, mAP) 96.9퍼센트, 정밀도 92.5퍼센트라는 성적을 냈습니다. 숫자만 보면 거의 다 맞힌 셈이지만, 조명이 어둡거나 돼지 등에 진흙이 튀어 있으면 정확도는 눈에 띄게 떨어진다고 연구자들은 적어 두었습니다. 사료통 앞에 낀 돼지 두 마리를 하나로 잘못 세면, 그날 그 개체의 사료 섭취량 기록은 통째로 비어 버립니다.

문제는 개체를 한 번 구분해 낸 뒤부터 시작됩니다. 돈방 안에서 돼지 마흔 마리가 동시에 움직이면, 카메라는 각 개체에게 번호를 매기고 그 번호를 계속 따라가야 합니다. 이 작업을 다중 개체 추적(Multi-Object Tracking, MOT)이라 부릅니다. 그런데 17번 돼지가 사료통 뒤로 몸을 숨겼다가 다시 나타나면, 시스템은 종종 그 돼지를 42번이라는 새 번호

로 다시 등록합니다. 몸이 가려졌다가 나타나는 그 짧은 순간에 정체성을 잃어버리는 셈입니다. 돼지끼리 서로 들이받거나 몸을 비틀면 이 혼선은 잦아집니다. 방향을 가진 회전테두리로 개체를 표시하는 ORP-Byte 같은 알고리즘은 돼지 등의 기울기와 자세 정보를 함께 추적해 번호가 바뀌는 빈도를 줄이려 합니다.

2025년에 나온 개선된 YOLOv5s와 DeepSORT 결합 모델은 공격 행동을 포함한 돼지 행동 탐지 정밀도를 92.7퍼센트에서 99.3퍼센트까지 끌어올렸습니다. 개체 추적 정확도 역시 94퍼센트를 넘겼습니다. 그래도 사료통 앞에 여덟, 아홉 마리가 한꺼번에 물리는 순간에는 번호 뒤바뀜이 여전히 나타난다고 보고됩니다. 번호가 한 번 어긋나면 대가는 작지 않습니다. 귀나 꼬리를 반복해서 물어뜯는 습성은 한 마리에서 시작해 무리 전체로 번지는 경우가 많은데, 처음 문 순간의 개체를 놓치면 그 기록은 엉뚱한 다른 개체의 것으로 뒤섞이고 예방의 기회도 함께 사라집니다.

돈사의 소리는 원래 어수선했습니다. 대형 환기팬이 웅웅거리고 사료 스크레이퍼 모터가 굵는 소리를 냅니다. 그 틈에서 마이크는 마른기침 소리 하나를 골라내야 합니다. 마이크 파형을 멜 주파수 cepstral 계수(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC)로 바꾸면 기침과 팬 소음은 서로 다른 무늬로 남습니다. 2008년에는 기침이 난 위치를 찾는 연구도 나왔습니다. 그러나 수백 마리가 있는 돈방에서 기침한 돼지를 한 마리씩 짚는 일은 지금도 어렵습니다. Cowton 연구팀이 쓴 게이트 순환 유닛 오토인코더(GRU-Autoencoder)는 기침 소리가 아니라 온도와 상대습도, 이산화탄소 같은 환경 센서의 시계열을 읽었습니다. 연구진은 호흡기 증상과 연관된 환경 변화가 1일에서 7일 앞서 나타날 수 있다고 보고했습니다.

음향 모델의 기침 분류 성능과 환경 센서 모델의 이상 탐지는 다른 결과입니다.

'피그 코프 모니터(Pig Cough Monitor)'나 '사운드토크(SoundTalks)' 같은 상용 시스템은 돈방의 기침 소리를 계속 셉니다. 사운드토크는 녹음한 소리를 0점에서 100점 사이의 호흡기 건강 점수로 바꾸어 농장주의 화면에 띄웁니다. 점수가 떨어지면 관리자는 해당 돈방의 돼지를 살피고 의사에게 검사를 요청할 수 있습니다. 이 점수가 모든 호흡기 질환을 4일이나 5일 앞서 찾아내고 항생제와 폐사를 줄인다는 인과는 농장별 검증이 더 필요합니다. 마이크의 경보는 처방전이 아니라 어느 돈방부터 확인할지 가리키는 표지판입니다.

한국에서도 현장 검증이 시작됐습니다. 농촌진흥청 국립축산과학원은 2026년 6월 김제와 천안의 양돈 농가 두 곳에 카메라와 마이크 기반 점검 체계를 설치하고 자료 수집에 들어갔습니다. 활동량 91.4퍼센트, 기침·비명 91.3퍼센트, 사료 섭취 행동 90.0퍼센트는 두 농가에서 나온 실증 결과가 아니라 현장 투입 전에 개발한 모델의 성적입니다. 두 농가에서는 폐사 시점과 위축돈 발견 기록을 영상·음향 자료와 맞춰 실제 탐지 성능을 평가합

니다. 관련 연구 네 편과 특허 출원은 확인됐지만, 기존 성적이 실제 돈사에서 유지되는지는 당시 아직 답이 나오지 않았습니다.

실험실 논문 속 숫자와 실제 돈사에서 나올 숫자 사이에는 간격이 있습니다. mAP나 정밀도가 96퍼센트, 99퍼센트에 이르는 연구는 촬영 조건과 조명, 평가 자료를 함께 봐야 합니다. 김제와 천안 실증이 필요한 까닭도 이 간격에 있습니다. 분진과 소음이 끼어든 자료에서도 기존 모델의 점수가 유지될지는 농장 기록과 맞춰 본 뒤에야 알 수 있습니다.

체중을 재는 방식도 달라졌습니다. 예전에는 판자로 등을 떠밀고 소리를 지르며 돼지를 저울 위로 몰아야 했습니다. 그 몇 분 동안 돼지는 놀라 날뛰다 다리를 다치기도 하고, 무리 전체가 덩달아 들썩였습니다. 통로 천장에 매단 3차원 깊이 카메라는 돼지가 그 아래를 걸어가는 몇 초 동안 등 길이, 가슴둘레, 어깨 너비, 등 면적을 한꺼번에 스캔합니다. 이 수치를 부피로 환산하고 다시 몸무게로 바꾸는 딥러닝 회귀 모델은, 실제 저울 값과 얼마나 정확히 들어맞는지 보여주는 결정계수에서 0.96에서 0.98 사이의 성적을 냅니다. 그 몇 초 사이 돼지는 자신이 측정당하고 있다는 사실조차 알아채지 못합니다. 저울에 한 번도 올리지 않고, 매일 같은 시각에 사진 몇 장만으로 돼지 떼 전체의 성장 곡선을 그릴 수 있게 된 셈입니다.

하루에 살이 얼마나 붙는지를 가리키는 일당증체량 수치가 매일 갱신되면, 사료를 더 줄지 줄일지를 그날그날 정할 수 있습니다. 출하 시기를 며칠만 당기거나 늦춰도 사료비 차이가 커지는 양돈 농가 입장에서, 이 몇 초짜리 스캔은 꽤 큰돈을 좌우합니다.

분만사 안에서 유독 위태로운 순간은 어미 돼지가 몸을 눕히는 그 몇 초입니다. 갓 태어난 자돈은 어미 곁 온기를 찾아 배와 등 밑으로 파고드는데, 어미가 그 사실을 모른 채 몸무게 200킬로그램 안팎의 몸을 그대로 내려놓으면 새끼는 곧바로 깔려 죽습니다. 어미 돼지에게는 잘못이 없습니다. 자기 새끼보다 수십 배 무거운 몸을 좁은 우리 안에서 돌리다 보면, 새끼가 정확히 어디 있는지 매번 확인하기는 어렵습니다. 압사(Crushing)라 부르는 이 사고는 자돈이 젖을 떼기 전에 죽는 이유 가운데 첫손에 꼽힙니다. 한 어미가 한 해 몇 마리를 무사히 출하까지 이끄는지를 가리키는 지표, 모돈당 연간 출하두수가 이 사고 하나하나에 흔들립니다. 소리로 이 사고를 막으려는 시도는 오래되었습니다. 1989년에 이미 미국 연구진은 자돈의 비명 소리를 감지하면 경보음을 울리는 장치를 돼지우리에 달아 시험했습니다.

인터넷은커녕 개인용 컴퓨터도 흔치 않던 시절에, 이미 누군가는 새끼 돼지의 비명에 응답하는 기계를 만들 생각을 했던 셈입니다. 그때는 논문 한 편으로 남았을 뿐, 상용화까지 이어지지는 못했습니다. 그로부터 30여 년이 지난 지금, 시스템은 훨씬 정교해졌습니다. 천장 카메라가 어미 돼지의 자세 변화를 실시간으로 읽어, 자세를 바꾸는 빈도가 평소보다 잦아지면 압사 위험이 커졌다는 신호로 해석합니다.

2025년 연구팀은 모든 자세를 검출하려고 실제 이미지 인스턴스 422개를 학습 자료로 썼습니다. 422건의 압사 사고를 모은 것은 아닙니다. 자세 검출 모델의 mAP@50은 0.976이었지만, 이 수치는 압사 경보 성능과 같지 않습니다. 60분 단위 경보의 민감도는 62.5퍼센트, 특이도는 60.25퍼센트였습니다. 하루 단위로 묶으면 민감도 71.42퍼센트, 특이도 84.61퍼센트였습니다. 모든의 자세를 찾는 눈은 선명했지만, 그 자세가 실제 압사로 이어질지 미리 가르는 일은 훨씬 어려웠습니다.

대만 연구진이 만든 피그토크(PigTalk)는 카메라가 아니라 자돈의 비명 소리를 듣는 체계입니다. 소리를 감지하면 바닥 진동이나 물 분사 장치를 작동시켜 모돈이 일어서도록 유도합니다. 논문은 0.05초 처리와 99.93퍼센트 성공 확률을 분석·시뮬레이션 결과로 제시했으며, 실제 농가의 자돈 구조율처럼 읽어서는 안 됩니다. 2026년 7월 충남대와 국립한국농수산물대 연구팀은 부여 농가에서 열화상 카메라와 소리 센서를 결합한 별도 시제품의 현장 실증을 시작했습니다. 두 기술은 센서와 구동기가 다르므로 같은 체계로 묶을 수 없습니다.

자세를 읽는 눈, 기침을 세는 귀, 무게를 재는 또 다른 눈은 지금까지 저마다 따로 돌아가는 프로그램이었습니다. 최근 나온 리뷰 논문들은 이 신호들을 한 모델 안에 함께 넣는 멀티모달 데이터 융합(Multimodal Data Fusion) 쪽으로 연구 방향이 옮겨 가고 있다고 밝힙니다. 카메라 영상만 보던 시스템이 마이크 신호까지 같이 받으면, 걸음걸이는 멀쩡해 보여도 기침 소리가 먼저 잦아지는 돼지처럼 한쪽 감각만으로는 놓치는 초기 신호를 잡아낼 가능성이 큼니다. 다만 아직은 논문 속 제안에 가깝고, 상업 돈사 전체에 통째로 들어간 사례는 많지 않습니다. 카메라를 새로 놓고 마이크를 새로 달 때마다 데이터를 맞추는 표준부터 다시 정해야 하니, 현장에 뿌리내리기까지는 시간이 더 필요해 보입니다.

돈사 공기는 카메라에게 유독 가혹한 환경입니다. 분뇨에서 올라오는 암모니아와 황화수소, 사료 가루가 뒤섞여 렌즈 표면에 뿌옇게 내려앉습니다. 렌즈에 먼지막이 한 겹 씌워지면 딥러닝 모델은 돼지 등과 바닥 그림자를 구분하지 못하고 자세 인식 오류를 쏟아 내기 시작합니다. 습도가 높은 밤에는 렌즈에 김이 서려 같은 문제가 되풀이되고, 후텁지근한 여름밤에는 렌즈 안쪽까지 뿌옇게 흐려지는 날도 있습니다. 이런 변수는 카메라 제조사의 사양서 어디에도 나오지 않습니다. 소리 쪽 사정도 크게 다르지 않습니다. 환기팬과 스크레이퍼 모터가 만드는 저주파 소음은 마이크가 들어야 할 기침 소리를 파묻어 버립니다. 신호 대 잡음비가 떨어질수록 시스템은 기침은 잡아내도 그 기침을 낸 돼지 한 마리를 정확히 짚어내지는 못합니다. 그래서 지금도 많은 농장에서는 하루 한 번씩 사람이 렌즈를 직접 닦아 냅니다.

인공지능이 아무리 정교해져도, 렌즈를 닦는 손은 여전히 사람의 손입니다.

제주에서는 이 문제를 정면으로 다루는 실험이 진행 중입니다. 한국전자통신연구원은 2026년 4월 제주대학교 부지에 약 800제곱미터 규모의 돈사 시험 공간을 짓고, 온도와

습도와 암모니아 농도를 재는 센서에 더해 암모니아 악취를 직접 걸러 내는 스크러버 설비까지 넣었습니다. 같은 부지 안에서 CCTV가 가축의 이상 행동을 잡아내는 시스템도 함께 돌아가는데, 돈사 안에서 곧바로 판단을 내리는 엣지 컴퓨팅(Edge Computing) 방식이라 데이터를 먼 서버까지 보내고 답을 기다리는 시간이 줄어듭니다. 이 시설은 기존보다 탄소 배출을 10퍼센트 넘게 줄이는 목표를 세워 두고 있습니다. 카메라와 마이크가 아무리 똑똑해져도, 그 눈과 귀를 깨끗하게 지켜 주는 배관과 필터가 없으면 소용이 없다는 판단으로 보입니다.

김제와 천안 두 농가, 부여 한 농가, 제주의 실험 부지에는 정부나 연구기관이 함께 들어 있습니다. 공개 자료에 민간 구매 사례가 보이지 않는다고 해서 그런 농가가 없다고 단정할 수는 없습니다. 다만 연구비가 끝난 뒤 카메라와 마이크를 누가 사고, 누가 렌즈를 닦고, 고장 난 장비값을 누가 치를지는 남아 있습니다.

해가 완전히 뜨기 전, 누군가는 여전히 마른 천으로 렌즈를 닦으러 돈사에 들어갑니다. 사료 배합기 돌아가는 소리가 곧 그 뒤를 따라 켜집니다. 카메라는 다시 밝아진 렌즈로 돼지 열대여섯 마리가 슬슬 몸을 풀며 일어서는 장면을 잡습니다. 그 사이 어느 등에서 짧은 기침 소리가 한 번 섞여 나왔는지, 마이크는 이미 기록을 남겼습니다.

근거 및 참고문헌

- 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., Pl tz, 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-precision-technology-to-mitigate-pigletcrushing.pdf>
- Riekert, M., Klein, A., Adrion, F., Hoffmann, C., & Gallmann, E. (2020). Automatically detecting pig position and posture by 2D camera imaging and deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 174, 105391.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105391>
- Sharifuzzaman, M., Mun, H.-S., Laguna, E. B., Hasan, M. K., Kang, J.-G., Kim, Y.-H., Mehtab, A., Park, H.-R., & Yang, C.-J. (2026). Advances in audio classification and artificial intelligence for respiratory health and welfare monitoring in swine. *Biology*, 15(2), 177.
<https://doi.org/10.3390/biology15020177>
- Silva, M., Ferrari, S., Costa, A., Aerts, J. M., Guarino, M., & Berckmans, D. (2008). Cough localization for the detection of respiratory diseases in pig houses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(2), 286-292.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.05.024>
- Sukkuea, A., & Akkajit, P. (2025). Deep learning-based behavior recognition for group-housed pigs: Advancing livestock management with segmentation techniques. *Emerging Science Journal*, 9(5), 2522-2525.
<https://doi.org/10.28991/esj-2025-09-05-013>
- Thongsrimoung, K., Kusakunniran, W., Wisetpaitoon, K., Thongkanchorn, K., Yano, T., Thanapongtharm, W., & Boonyo, K. (2025). Sow posture detection for determining piglet crushing through a camera system. *PeerJ Computer Science*, 11, e3400.
<https://peerj.com/articles/cs-3400/>
- 돼지와사람. (2026, 7월 21일). AI가 포유자돈 압사 위험까지 감지...현장 실증 나선 '지능형 돼지 건강 모니터링'. 돼지와사람.
<https://www.pigpeople.net/news/article.html?no=19651>
- 농촌진흥청 국립축산과학원. (2026, 6월 18일). 인공지능이 돼지 건강 살핀다...일반 농가 현장 실증 추진.
<https://www.nias.go.kr/front/soboarddown.do?boardSeqNum=4481&cmCode=M090814150850297&fileSeqNum=4392>
- 헤럴드경제. (2026, 4월 30일). "데이터+AI" 경제·환경 동시에 잡았다...ETRI, 제주 양돈 AX 스마트팜 구축. 헤럴드경제.
<https://biz.heraldcorp.com/article/10729077>

4.3

닭: 수만 마리 속에서 한 마리를 보는 법

다음은 계사 감시 연구를 바탕으로 재구성한 장면입니다. 창을 하나도 내지 않은 무창 계사의 철문을 열면 후끈한 열기와 소리가 한꺼번에 몸을 덮칩니다. 바닥 전체가 움직입니다. 한 구역에 수백 마리씩 들어찬 육계 위로 카메라와 적외선 센서가 지나갑니다. 사료통 앞에서는 부리가 사료 알갱이를 찍는 소리가 끊이지 않습니다. 사람 눈에는 노란 깃털의 물결로 보이지만 카메라는 화면에 들어온 닭의 자세와 움직임을 픽셀로 나눕니다.

관리자 한 사람이 하루에 계사를 도는 횟수는 많아야 두세 번입니다. 그 짧은 시간에 눈으로 오만 마리 가운데 아픈 한 마리를 짚어 내는 일은 애초에 사람이 해낼 수 있는 범위를 넘어섭니다. 기생충이 창자에 퍼져 생기는 전염성 질환인 콕시듐증 같은 병은 겉으로 증상이 드러났을 때는 이미 계사 전체로 퍼진 뒤인 경우가 많습니다. 사료요구율이 치솟고 폐사가 이어지고 나서야 무슨 일이 있었는지 뒤늦게 알게 되는 식입니다. 계사의 규모가 커질수록, 역설적으로 그 안의 닭 한 마리는 점점 더 안 보이는 존재가 되어 갔습니다.

사람이 하루 두세 번 걷는 순찰과 인공지능의 리듬은 애초에 다릅니다. 정보통신기술(Information and Communication Technology, ICT)에 기반한 감시 체계 안에서 카메라와 마이크는 잠들지 않습니다. 하루 스물네 시간, 일 년 삼백육십오일, 닭의 몸에 손대지 않고 신호를 모읍니다. 비접촉, 비침습이라는 말은 렌즈를 들이대도 닭이 놀라 몸부림치지 않는다는 뜻이면서, 동시에 사람 눈이 없는 새벽 세 시에도 무언가가 대신 지켜보고 있다는 뜻이기도 합니다. 계사 하나가 아니라 농장 전체로 보면 그 안에 깃든 개체 수는 수만에서 수십만 마리까지 벌어집니다. 사람의 순찰 횟수는 늘릴 수 없는데 개체 수만 늘어난 셈이니, 자동 감시가 떠맡는 비중이 커지는 것은 선택이 아니라 뒤따라오는 결과로 보입니다.

사람이 놓치는 하루이틀의 공백을 메우는 일이야말로, 이 모든 장비가 계사에 들어온 이유입니다.

벼슬과 눈은 닭의 건강 상태가 겉으로 드러나는 부위입니다. 뉴캐슬병에 걸린 닭에게서 벼슬과 육수가 푸르게 변하는 시아노시스가 나타날 수 있고, 콕시듐증과 빈혈에서는 벼슬이 창백해질 수 있습니다. 감염성 후두기관염이나 기관지염은 눈물과 눈 주변 부종을 동반하기도 합니다. 카메라는 이런 색과 형태를 관심 영역(Region of Interest, ROI)으로 잘라 수치로 바꿀 수 있습니다. 통제된 이미지에서 벼슬색을 분류한 연구가 있지만, 그 결과는 상업 계사에서 병을 폐사 며칠 전에 진단한 성적이 아닙니다.

이미지에서 닭의 머리를 찾으면 세그멘테이션(Segmentation)이 벼슬과 눈 둘레를 잘라냅니다. 그다음 분류 모델이 붉은 정도와 부기, 눈을 감은 비율을 계산합니다. 여기까지는 연구실에서 시험할 수 있습니다. 수만 마리가 겹쳐 움직이는 계사에서 한 닭의 얼굴을 계속 따라가고, 색 변화의 원인이 감염인지 조명인지 가른 뒤, 격리와 수의사 호출까지 이어지는 체계는 별개의 문제입니다. 창백한 벼슬 하나가 특정 질병의 진단서도 아닙니다. 카메라가 이상 구역을 표시하면 사람이 닭의 호흡과 분변, 폐사 기록을 함께 확인해야 합니다.

조지아대학교 연구진이 2026년에 낸 검토 논문은 상업 계사의 실제 환경에서 비전 기술만으로 복지 상태를 자동 판별하기에는 빈틈이 남았다고 지적합니다. 수만 마리가 바닥에 겹쳐 누고, 조명은 어둡거나 깜빡이며, 렌즈에는 사료 먼지와 깃털이 내려앉습니다. 먼지 앉은 렌즈로는 병든 닭도 건강한 닭처럼 보일 수 있습니다. 높은 분류 점수 옆에 가림과 조명, 농장 간 재현성을 함께 적어야 하는 까닭입니다.

먼지는 렌즈에도 쌓이고 데이터에도 쌓입니다. 계사 바닥에서 날아오르는 것은 사료 가루만이 아니라 마른 분변 가루와 빠진 깃털이고, 이 셋이 뒤섞여 렌즈 표면에 얇은 막을 만듭니다. 영어로는 이 오염을 파울링(Fouling)이라 부릅니다. 3D 카메라든 RGB 카메라든 이 막이 두꺼워지면 화면의 윤곽선이 뭉개지고, 벼슬 색을 읽던 모델의 진단 정확도는 완만하게 떨어지는 대신 어느 순간 뚝 떨어집니다. 사육 방식이 다르면 카메라가 마주치는 장애물도 달라집니다. 바닥에 육계를 풀어 키우는 계사에서는 몸통과 몸통이 겹쳐 벼슬이 가려지고, 산란계를 층층이 쌓은 케이지에 넣어 기르는 계사에서는 철망 칸막이 자체가 카메라와 얼굴 사이를 가로막습니다. 이렇게 몸과 몸, 몸과 철망이 서로를 가리는 현상을 오클루전(Occlusion)이라고 부릅니다.

두 그림 다 닭 한 마리씩 따로 떼어 보는 개체 식별(Individual Identification) 작업을 어렵게 만드는 조건이고, 그래서 케이지 사육 쪽이 개체별 추적에서는 오히려 불리한 구조로 보입니다. 카메라의 눈이 닿지 않는 구석은, 결국 그 닭이 어떤 공간에 놓여 있는지를 그대로 보여 주는 셈입니다.

소리는 카메라가 못 보는 것을 듣습니다. 사료통 둘레의 마이크는 닭이 부리로 사료를 찍는 순간의 파형을 잡아냅니다. 이 소음 속에서 쪼는 소리를 골라내려면 메르 주파수 켈프스트럼 계수(Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC) 같은 신호 처리 기법으로 팬소음과 부리 타격음의 무늬를 나눕니다. 2014년 벨기에 연구진은 이 방식으로 사료 섭취량을 추정했습니다. 2024년 미국 조지아대학교와 아칸소대학교 연구팀은 저가 장비로 치킨센스(ChickenSense)를 만들었습니다. 이 장비가 추정하는 것은 쪼는 행동과 사료 섭취량입니다. 먹은 양만으로 일당증체량까지 저울 없이 확정할 수는 없습니다.

닭의 울음소리와 쪼는 소리는 몸 상태를 실어 나르는 음향 바이오마커(Acoustic Biomarker)이기도 합니다. 쪼는 소리를 세는 일과 사료를 먹는 일 사이에는 숫자로 확인

되는 관계가 있습니다. 분당 쪼는 횟수가 늘어나는 만큼 그날 사료통에서 빠져나가는 사료의 무게도 함께 늘어나는, 정비례에 가까운 상관관계입니다. 이 관계를 알고 나면 저울이 없어도 됩니다. 소리만 세어도 오늘 무리가 얼마나 먹었는지, 그 흐름을 며칠 쌓으면 내일은 얼마나 먹을지까지 짐작할 수 있습니다. 다만 이 셈법에는 조용한 전제가 하나 깔려 있습니다. 마이크가 쪼는 소리를 놓치지 않고 들었을 때만 셈이 맞아떨어진다는 전제입니다.

그 전제가 흔들리는 곳이 바로 팬 앞입니다. 무창 계사의 공기를 통째로 밀어내는 터널 환기팬은 쉬지 않고 굉음을 냅니다. 이 소음 속에서 부리가 사료 알갱이를 찍는 소리, 그리고 그보다 훨씬 여린 초기 기침 소리는 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR)가 낮은 신호로 묻힙니다. 신호가 소음에 묻힐수록 잡음을 걸러내는 알고리즘은 연산 부담을 키우게 되고, 그런데도 오진율은 줄지 않고 오히려 늘어날 수 있습니다. 마이크 하나로 삼만 마리의 숨소리를 가려 듣겠다는 야심이 팬 소음 앞에서 자주 발이 묶이는 셈입니다. 조용한 계사는 어디에도 없습니다. 팬이 도는 한, 마이크는 늘 무언가를 놓치면서 듣는 셈입니다.

이 한계들을 알고 있는 연구자들의 다음 걸음은 이미 방향을 잡아 가고 있습니다. 렌즈 쪽 답은 방진, 자동 세척 카메라 하우징입니다. 먼지가 앉아도 스스로 닦아 냅니다. 마이크 쪽 답은 팬 소음 속에서도 작게 돌아가는 초경량 인공지능 엔진입니다. 이런 엔진에는 타이니엠엘(TinyML)이라는 이름이 붙는데, 서버 없이 센서 옆 작은 칩 안에서 곧바로 계산을 끝내는 방식입니다. 카메라 따로, 마이크 따로 돌리던 방식에서 벗어나 두 감각을 한 틀에 묶어 보자는 시도, 이른바 멀티모달 데이터 융합(Multimodal Data Fusion)도 같은 방향의 응답으로 보입니다.

닭은 아플 때도 울고, 놀랐을 때도 울고, 더울 때도 읊니다. 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)은 울음소리를 추위와 더위, 바람 같은 환경 스트레스 요인과 짝짓는 훈련을 받습니다. 최근에는 사람 음성을 위해 만든 웨이브투벡(wav2vec2)이나 위스퍼(Whisper) 같은 자가지도학습 모델을 닭 울음소리에 옮겨 쓰는 연구도 나왔습니다. 백신을 맞은 산란계의 울음 상태를 분류한 한 연구에서 F1 점수는 0.80이었습니다. F1은 정밀도와 재현율의 조화평균이므로, 이 값을 전체 표본의 오분류율로 바꿀 수는 없습니다.

울음소리를 갈라 듣는 모델이 쫓는 환경 변수는 온도와 습도만이 아닙니다. 계사 안에 쌓이는 유해 가스와 사육 밀도 자체도 닭의 울음 색깔을 바꾸는 변수로 함께 훈련됩니다. 온도계와 가스 센서가 미처 못 잡아내는 낚시새를, 닭의 목소리가 한발 먼저 흘리는 셈입니다.

울음소리와 벼슬색이 개체의 신호라면, 조류인플루엔자는 계사 하나를 통째로 지우는 사건입니다. 2025년 미국에서는 고병원성 조류인플루엔자로 산란계 수천만 마리가 살처분됐고 계란 값이 흔들렸습니다. 캘리포니아대학교 리버사이드 캠퍼스의 바이러스학자 롱하이(Rong Hai) 박사는 2026년 6월 미국 농무부 동식물검역국에서 180만 달러를 받아

인공지능과 단백질체학을 결합한 감시 도구를 개발한다고 밝혔습니다. 바이러스 유전자 대신 감염된 세포가 남기는 단백질 흔적을 찾는 연구입니다. 이 도구는 개발 과제이지 농장에 배치된 조기 경보 제품은 아닙니다.

따로 있던 신호들은 최근 한곳으로 모이고 있습니다. 2026년 연구팀은 상업형 연구 계사 다섯 곳에서 스물두 주 동안 RGB 영상과 48킬로헤르츠 오디오, 열화상, 온습도 데이터를 모았습니다. 쌓인 자료는 10.2테라바이트였습니다. 이 논문의 성과는 질병 진단 정확도가 아니라 서로 다른 센서의 시간을 맞추고 저장하는 데이터 인프라입니다. 여러 감각을 모았다고 해서 아직 병든 닭을 자동으로 가려낸 것은 아닙니다.

한국 정부도 비슷한 흐름에 올라탔습니다. 농림축산식품부는 2026년 3월 농식품 분야 인공지능 제품의 빠른 상용화를 지원하는 사업을 공고했고, 가축질병예측을 포함한 25개 과제에 과제당 평균 20억 원을 제시했습니다. 6월 19일 범정부 선정 결과가 발표됐지만 대표 축산 사례는 도축 자동화 로봇이었습니다. 양계나 가금류 과제가 따로 확인된 것은 아닙니다.

그런데 이 기술이 정말 닭을 위한 것인지는 다른 질문입니다. 벼슬 색을 읽는 카메라도 울음소리를 듣는 마이크도 사육 밀도 자체를 낮추지는 못합니다. 아픈 닭을 일찍 찾는 일과 닭이 아플 만큼 붐비는 공간을 바꾸는 일은 서로 다른 문제입니다. 인공지능은 앞의 일을 거들 수 있습니다. 사육 밀도를 정하고 품종을 고르고 달걀과 닭고기의 값을 매기는 일은 여전히 사람이 합니다.

근거 및 참고문헌

- 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>

농림축산식품부. (2026). 농식품분야 AI응용제품 신속상용화 지원사업(AX-Sprint) 공고. 농림축산식품부.

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

기획예산처 등 관계부처. (2026, 6월 19일). AI 응용제품, 1~2년 내 시장으로 달린다.

<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>

제 5 장

디지털 트윈과 지속가능성

5.1

디지털 트윈: 컴퓨터 안에 지은 축사

다음은 연구 단계의 여러 기능을 한데 모아 그린 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 우사 안은 아직 어둡습니다. 소 한 마리가 몸을 일으켜 목을 늘어뜨리고 여물통 쪽으로 걸어갑니다. 차가운 공기 속에서 콧김이 하얗게 퍼지고, 지붕 위 환기 팬이 낮은 소리로 웅웅거립니다. 목에 두른 센서에서 파란 불빛이 깜빡이고, 천장 카메라 렌즈가 그 움직임을 조용히 따라갑니다. 사무실 모니터 화면 안에는 같은 우사가 하나 더 있습니다. 실제 소가 다리를 옮기면, 화면 속 입체 소도 거의 동시에 다리를 접었다 폅니다. 두 우사 사이에는 두꺼운 벽도 먼 거리도 없습니다. 있는 것은 초 단위로 오가는 숫자뿐입니다.

컴퓨터 안에 지어 놓은 이 쌍둥이 축사를 영어로는 디지털 트윈(Digital Twin, DT)이라고 부릅니다. 축사 온도와 습도, 소 한 마리 한 마리의 체온과 걸음걸이가 초 단위로 흘러 들어와 화면 속 축사를 실시간으로 움직이는 구조입니다. 예전에도 축산 시뮬레이션은 있었습니다. 다만 그 시뮬레이션은 지난 한 해 평균값을 표로 정리해 벽에 붙여 두는 일에 더 가까웠습니다. 오늘 이 소가 열이 오르고 있는지, 지금 이 돈사 구석 공기가 얼마나 탁한지는 알려주지 못했습니다. 디지털 트윈은 다릅니다. 센서와 카메라가 보내는 자료를 쉬지 않고 삼키면서 축사 속 생명체의 지금 상태를 그대로 되비추고, 한 시간 뒤, 하루 뒤에 무슨 일이 벌어질지를 계산해 냅니다. 살아서 움직이는 거울과 같습니다.

농장 관리자는 아침마다 이 화면부터 확인합니다. 밤사이 어느 축사 온도가 얼마나 오르내렸는지, 사료를 남긴 소가 몇 마리인지가 표와 그래프로 정리되어 뜹니다. 낚시가 이상한 개체는 화면 위쪽에 붉은 표시로 따로 걸립니다. 손으로 일일이 우리를 돌며 확인하던 일이 이 몇 초짜리 확인으로 많이 줄어들었습니다. 일주일 치를 몰아 보면 어느 우리가 유독 손이 많이 가는지도 눈에 들어옵니다.

이 거울이 작동하려면 먼저 날것의 숫자가 있어야 합니다. 소 목에 걸린 가속도계가 1초마다 실어 보내는 진동값, 천장 카메라가 찍어 보내는 영상, 벽에 붙은 온습도계 눈금이 그 시작입니다. 한 단계 올라가면 이 날것의 숫자는 뜻을 가진 지표로 바뀝니다. 하루 반추 시간이 몇 분인지, 걸음 수가 몇 걸음인지, 몸속 깊은 곳 체온이 몇 도인지를 계산해 내는 단계입니다. 다시 한 단계를 오르면 컴퓨터는 그 지표를 놓고 판단을 내립니다. 열 때문에 힘들어하는 중인지, 유방염 초기 증상이 보이는지, 발정이 왔는지를 가려냅니다. 걸음 수가 갑자기 줄고 체온이 살짝 오른 소가 한 마리 있다면, 컴퓨터는 이 조합을 유방염 초기 신호로 읽어 내고 화면 한쪽에 경고를 띄웁니다. 맨 위 단계에 이르러서야 디지털 트윈은 진짜 쓸모를 드러냅니다.

가상 축사 안에서 환경을 이렇게 바꾸면 소가 어떻게 반응할지 미리 돌려 보고, 무엇을 어떻게 조치하라고 사람에게 권합니다. 이렇게 층층이 쌓이는 구조를 하나의 열개로 정리한 논문이 2026년에 나오기도 했습니다.

2026년, 연구진이 상용 축사 카메라 영상만으로 소의 몸짓 일곱 가지를 가려내는 인공지능을 발표했습니다. 여물통 앞에서 먹이를 씹는지, 물을 마시는지, 그냥 서 있는지, 누워 있는지를 화면만 보고 구분해 내는 방식입니다. 사람이 일일이 표시해 둔 영상 토막 4964개를 학습 자료로 삼고, 이를 부풀려 9600개까지 늘려 학습시켰습니다. 정확도는 약 85퍼센트였고, 그래픽 처리 장치 한 대로 초당 22장이 넘는 영상을 처리했습니다. 이렇게 뽑아낸 개체별 행동 기록은 디지털 트윈을 만드는 데 필요한 입력 자료가 될 수 있습니다. 이 연구가 행동 분류를 넘어 사료 계산과 입체 화면 재현까지 한꺼번에 검증한 것은 아닙니다.

이 네 단계를 받치는 계산 엔진은 하나가 아니라 둘입니다. 하나는 공기와 열이 어떻게 움직이는지를 물리 법칙 방정식으로 그대로 풀어내는 모형입니다. 축사로 들어오는 열과 빠져나가는 열의 양을 저울질하는 열평형 계산이 그 뼈대를 이룹니다. 다른 하나는 지난 자료를 보고 스스로 규칙을 찾아내는 인공지능 모형입니다. 물리 방정식으로 푸는 모형은 정확하지만 느리고, 자료로 배우는 모형은 빠르지만 낯선 상황 앞에서 자주 흔들립니다. 축산 디지털 트윈을 짓는 사람들은 이 둘을 포개어 씁니다. 물리 방정식이 큰 틀을 잡아 주면 기계학습(Machine Learning, ML)과 심층학습(Deep Learning, DL)이 그 틀 안에서 세부 무늬를 채우고, 시행착오를 거듭하며 스스로 규칙을 다듬는 강화학습(Reinforcement Learning, RL)이 최적의 환경 조절 전략을 찾아냅니다.

이 모든 계산이 한곳에서 일어나지는 않습니다. 축사 처마 밑에 붙은 작은 컴퓨터는 카메라 영상에서 소 다리만 골라내는 것처럼 손이 빠른 계산을 곧바로 끝냅니다. 며칠 치 자료를 모아 사료 배합을 다시 짜는 것처럼 시간을 두고 해도 되는 계산은 먼 데이터 센터로 넘어갑니다. 2025년에 나온 한 검토 논문은 이렇게 농장 현장과 클라우드를 섞어 쓰는 방식이 축산 디지털 트윈에 잘 맞는다는 쪽으로 무게를 실었습니다.

가상 돈사 안에서는 이 두 모형이 유난히 또렷하게 만납니다. 돈사 천장에 환기 팬을 몇 대 더 달지, 어느 벽에 붙일지를 놓고 고민할 때, 예전 같으면 일단 달아 보고 며칠 지켜보는 수밖에 없었습니다. 전산유체역학(Computational Fluid Dynamics, CFD)이라는 계산 방식이 그 순서를 뒤집어 놓았습니다. 공기가 흐르는 길을 먼저 통째로 그려 보는 순서입니다. 이런 가상 돈사 모형은 2023년 한 국제 공학 학술지에 실제로 발표된 방법이기도 합니다. 화면 속에서 팬의 위치와 작동 조건을 바꾸어 돌리면, 색깔로 표시된 공기 흐름이 돈사 구석구석으로 퍼져 나갑니다. 공기가 고인 곳과 잘 도는 곳이 드러나고, 축사 안 열과 가스가 움직이는 길도 계산할 수 있습니다. 냉난방과 환기를 어떤 방식으로 운영해야 온도를 지킬 수 있는지 설계 단계에서 따져 보는 도구입니다.

사료 배합에 따른 온실가스 변화나 분만 펜의 안전 창살 배치까지 같은 모형이 검증했다는 근거는 아직 없습니다.

축우 쪽에서 연구자들이 지향하는 디지털 트윈은 셈이 조금 다른 방향으로 움직입니다. 소 한 마리 한 마리의 심부 체온과 반추 시간, 사료 섭취량과 유량을 모아 개체 상태를 갱신하고, 사료나 첨가제를 바꿨을 때 생길 반응을 모형으로 먼저 추정하는 구조입니다. 그러나 상용 낙농장에서 반추위 산도와 우유 생산량, 메탄 반응까지 정확히 되살리는 완전한 디지털 트윈은 아직 확인되지 않았습니다. 지금 현장에 가까운 기능은 센서 자료에서 이상 개체를 골라 수의사와 관리자가 먼저 살펴볼 우리를 알려 주는 의사결정 지원입니다. 화면의 경고는 손끝으로 유방을 만지고 검사를 거치는 사람의 확인을 대신하지 못합니다.

사료 값이 열흘 사이 크게 뛰었다고 가정해 보면, 이런 계산이 향하는 쓰임새가 뚜렷해집니다. 지금 바로 출하하는 쪽과 두 주를 더 먹인 뒤 출하하는 쪽 가운데 어느 쪽이 이득인지, 사료 값과 예상 증체량을 함께 넣어 비교할 수 있습니다. 폭염이 닥치기 전에 환기 팬과 안개 분무의 작동 시점을 여러 조건으로 시험하는 일도 가능합니다. 다만 계산 결과는 농장 자료와 모형의 정확도에 매달려 있고, 사람이 비용과 가축 상태를 확인한 뒤 결정해야 합니다.

실제 가축을 건드리기 전에 위험한 조건을 모형에서 먼저 살펴볼 수 있다는 점, 여기에 디지털 트윈의 값어치가 있습니다. 새로운 사료나 환경을 실제 소와 돼지에게 시험하기에 앞서 후보 조건을 좁히고, 방역 계획의 여러 갈래를 화면에서 비교할 수 있습니다. 그러나 시뮬레이션이 안전성과 효과를 입증하는 실험을 대신하지는 못합니다. 구제역 같은 돌림병이 옆 농장까지 번지는 시나리오를 돌려 축사 문을 언제 닫고 출입을 어디까지 막을지 검토할 수 있어도, 실제 방역 결정은 검증된 역학 자료와 당국의 지침을 따라야 합니다.

이 흐름은 이미 현실에서 시작되었습니다. 스코틀랜드 소재 농업연구기관 SRUC(Scotland's Rural College)는 2025년 10월, 팜트윈(farm-twin)을 세계 최초의 공개 소스 낙농 디지털 트윈이라고 소개했습니다. 이 사업은 영국 정부 산하 연구혁신기구 UKRI의 지역 거점 육성 사업과 디지털 데어리 체인(Digital Dairy Chain) 사업의 지원을 받았습니다. 여러 회사 장비에서 나온 젖소 건강 기록과 우유량, 사료 섭취량, 축사 환경 자료를 한 화면 위에 모으고, 병이 의심되는 소가 나오면 격리 게이트를 작동시키며 농장주에게 판단의 맥락을 알리는 기능도 설명했습니다. 다만 “세계 최초”는 SRUC가 발표한 표현이고, 공개 소스가 작은 농가의 도입 비용을 실제로 얼마나 낮출지는 더 지켜봐야 합니다.

양계장에서도 비슷한 그림이 그려지고 있습니다. 육계 수만 마리가 들어찬 계사 안 온도와 암모니아 농도를 가상 공간에 옮겨 놓고, 사육 밀도를 조금 낮췄을 때 폐사율이 얼마나 떨어지는지를 미리 계산해 보려는 시도가 이어집니다. 다만 이 계산이 실제 계사 수습,

수백 곳에서 똑같이 들어맞는다는 증거는 아직 없습니다. 축종마다 몸집도 다르고 병에 걸리는 방식도 달라서, 소에서 잘 맞은 방식을 닭에 그대로 옮겨 쓰기는 어렵습니다.

그러나 화면 속 축사가 늘 실제 축사와 같은 숫자를 가리키지는 않습니다. 이 쌍둥이는 완벽하지 않습니다. 카메라 렌즈에 먼지가 뽕얇게 앉거나, 소 한 마리가 목줄 센서를 뿔로 들이받아 방향이 틀어지는 일은 흔합니다. 축사 안 먼지와 유해가스, 가축이 센서를 들이받는 충격 때문에 값이 튀거나 아예 끊기는 일이 드물지 않게 벌어집니다. 어느 겨울밤 통신이 잠깐 끊기면, 화면 속 축사는 그 몇 분 동안 정지 화면처럼 굳어 버립니다. 신호가 돌아오면 그제야 밀린 자료를 한꺼번에 따라잡습니다. 센서가 조금씩 어긋난 값을 읽어내는 보정치 표류가 쌓이면, 화면 속 쌍둥이는 실제 축사보다 반 박자 늦거나 빠르게 움직이기 시작합니다. 어느 순간 화면은 32도라고 말하는데, 실제 축사 온도계는 이미 35도를 넘어서 있는 식입니다.

2026년에 나온 몇몇 학술 검토는 이 격차를 냉정하게 짚습니다. 정밀 축산 분야를 오래 들여다본 연구자 니티라잔(Suresh Neethirajan)은 상용 낙농장이나 양계장에 공학적으로 완성된 디지털 트윈이 들어와 있는 사례를 확인하기 어렵다고 평가합니다. 사료 효율이 오르고 병을 일찍 잡아낸다는 홍보 문구 뒤에는, 실제 농장에서 여러 해를 두고 검증한 자료가 아직 두텁게 쌓여 있지 않다는 지적입니다. 양계장을 들여다본 별도 검토가 확인한 상용 현장 검증 사례도 드물었습니다. 사료요구율을 상용 규모에서 검증한 연구는 한 건이었고, 실패율이나 도입 뒤 시스템을 그만둔 비율을 기록한 자료도 부족했습니다. 2025년에 나온 검토 논문은 2010년부터 발표된 논문 122편을 모아 분석했습니다.

일부 시제품과 현장시험은 사료 효율이 15에서 20퍼센트 좋아지고 물 사용량이 최대 40퍼센트 줄었다는 값을 보고했습니다. 같은 논문은 강건한 상업 배치와 외부 검증이 부족하다고 경고했습니다. 화려한 발표 자료와 실제 축사 바닥 사이에는 아직 좁혀야 할 틈이 남아 있습니다.

값이 어긋나는 문제만 있는 것은 아닙니다. 쌍둥이 소 두 마리가 같은 젖소 품종이라 해도, 실제로는 서로 다르게 반응하는 경우가 흔합니다. 유전 형질과 면역 상태에 따라 같은 사료를 먹여도 어떤 소는 금방 살이 오르고 어떤 소는 그렇지 않습니다. 이런 개별 차이를 통째로 계산에 담아내는 일, 여기에 더해 축사 안 공기 흐름까지 한꺼번에 고해상도로 되살리는 일은 만만치 않은 클라우드 연산 자원을 필요로 합니다. 이 비용은 자본이 넉넉한 대형 농장에는 감당할 만하지만, 소를 열 마리, 스무 마리 키우는 작은 농가에는 처음부터 문턱으로 작용합니다. 서버를 빌리는 값, 센서를 다는 값, 그 자료를 읽어 낼 사람을 두는 값까지 더하면 총액은 작은 농가가 감당하기 어려운 수준까지 올라갑니다.

다행히 센서 값 자체는 조금씩 싸지는 흐름이고, SRUC 사례처럼 프로그램을 공개하는 곳도 하나둘 나오고 있어 이 문턱이 낮아질 여지는 있습니다. 다만 자료 소유권을 누가 갖는

지, 쌓인 농장 정보가 외부로 새어 나가지 않도록 어떻게 지킬 것인지를 둘러싼 다툼은 아직 뚜렷한 답을 찾지 못한 것으로 보입니다.

그래서 이 기술이 지금 향하는 쪽은 사람 손을 완전히 놓아 버리는 자동화라기보다, 자료가 끊기거나 어긋나도 무너지지 않고 사람에게 다음 수를 건네주는 쪽에 가깝습니다. 화면이 이따금 틀릴 수 있다는 것을 알고도 매일 아침 그 화면을 들여다볼 이유가 여기에 있습니다.

앞서 그린 새벽 다섯 시의 가상 장면으로 돌아와 봅시다. 화면 속 축사는 다음 여섯 시간의 온도와 습도를 조용히 계산해 내놓습니다. 그 숫자가 여섯 시간 뒤 실제 축사 온도계 눈금과 얼마나 가까울지는, 아직 아무도 장담하지 못합니다. 창밖은 여전히 어둡고, 소들은 아직 여물통 앞에 줄지어 있습니다. 관리자는 그 숫자를 한 번 들여다보고, 장화를 신고 축사로 걸어 나갑니다.

근거 및 참고문헌

- 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

말을 알아듣는 인공지능: 생성형 AI와 대형 언어 모델

다음은 축사 기록이 디지털 자료로 바뀌는 과정을 그린 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 축사 한쪽 구석에서 수의사가 손전등을 입에 물고 진료 수첩에 뭔가를 휘갈겨 씁니다. 잉크가 종이에 번집니다. 젖소 한 마리가 사료를 남기고 서 있는 자세가 이상해서 급히 불러 나온 참입니다. 겨울이면 손끝이 곱아 글씨가 더 뺄어지지만, 오늘 본 것을 오늘 적어 두지 않으면 내일은 기억나지 않습니다. 종이 위에는 소 번호와 체온, 알아보기 힘든 약 이름 몇 개, 그리고 본인만 알아볼 수 있는 줄임말이 뒤섞여 있습니다. 정작 본인도 한 달만 지나면 이 줄임말이 무슨 뜻이었는지 가물가물합니다. 이 수첩은 그날 하루로 끝나지 않습니다. 축사 서랍 안에는 비슷한 수첩이 여러 해째 쌓여 있고, 도축장에서 보내온 위생 검사지와 농장주가 손으로 적은 사육 일지까지 뒤섞여 있습니다.

석 달 뒤 그 소가 다시 아프면, 이 수첩의 낙서 같은 글씨를 다시 읽어야 할 사람은 다른 수의사일 수도 있습니다.

이 휘갈긴 글자를 기계가 읽게 하려면 두 단계가 필요합니다. 먼저 광학문자인식이나 필기 인식 장치가 종이 위 글씨를 문자로 바꿉니다. 그다음 이미 문자로 바뀐 기록에서 자연어 처리 모델이 병명과 투여 약물, 증상, 백신 접종 날짜를 찾아냅니다. BioBERT는 생의학 문헌으로 훈련된 언어 모델이지만 손글씨 이미지 자체를 읽는 장치는 아닙니다. 문자 인식이 틀리면 뒤의 분석도 함께 어긋납니다. 기록이 정확히 정돈되면 어떤 소에게 어느 항생제를 언제 놓았는지 살피고, 출하 전에 휴약 기간을 확인하는 일이 수월해집니다. 기침 소리와 암모니아 센서 값이 같은 시각에 움직었다는 문장도 만들 수 있습니다. 그러나 두 값이 나란히 변했다는 사실만으로 암모니아가 기침의 원인이라고 확정할 수는 없습니다. 농장주는 표 한 줄과 문장 한 줄을 읽은 뒤 원자료와 가축을 다시 확인해야 합니다.

정밀 축산 프로그램은 센서에서 나온 숫자를 그래프로 보여 주는 데서 출발했습니다. 점과 선이 화면 가득 쏟아지면 눈이 먼저 지쳤고, 농장주는 무엇을 해야 할지 스스로 판단해야 했습니다. 다음은 언어 모델을 붙인 의사결정 지원 체계가 지향하는 가상 사용 장면입니다. 한 낙농가 사무실에서 농장주가 105번 젖소의 체온과 되새김질 시간, 원유의 유지방과 유단백 비율을 함께 설명해 달라고 묻습니다. 화면은 최근 되새김질 시간이 줄고 유지방 대 유단백 비율이 올랐다면 케토시스를 비롯한 대사 질환 위험을 확인하라고 알립니다.

다. 사료 비율을 곧바로 바꾸라는 처방은 내리지 않습니다. 수의사가 혈액과 우유 검사, 분만 뒤 경과와 사료 섭취량을 확인한 뒤 진단과 급여 조절을 결정합니다.

젖 생산 곡선과 번식 주기, 사료 배합 프로그램이 자료를 나누고 언어 모델이 결과를 한 문장으로 묶는 다중 에이전트 구조도 연구되고 있습니다. 아직 낙농 현장에서 널리 검증된 운영 표준은 아닙니다. 농장주에게 건넨 보고서의 수의사의 진찰을 앞당기는 메모이지 진찰을 대신하는 처방전이 아닙니다.

이런 답이 나오려면 컴퓨터가 아무 문장이나 그럴듯하게 지어내서는 안 됩니다. 일반 대화형 인공지능은 사실과 다른 내용을 사실처럼 말하는 환각을 일으킬 수 있습니다. 축사에서는 사료 첨가제 비율이나 처방 하나가 틀려도 소 여러 마리의 건강과 원유 품질에 영향을 줄 수 있습니다. 이를 줄이려 일부 연구와 시제품은 검색 증강 생성, 영어 줄임말로 RAG를 시험합니다. 검증된 논문과 농장 센서 기록을 먼저 찾아 그 내용을 바탕으로 답을 만드는 방식입니다. 답변에 참고 문헌과 기록의 위치를 붙이면 수의사가 원문을 열어 확인하기 쉬워집니다. 그러나 검색 문서가 질문과 맞지 않거나 모델이 문장을 잘못 옮기면 출처가 붙은 오답도 나옵니다. RAG는 확인할 길을 넓혀 주는 장치이지 진단의 정확성을 보증하는 봉인이 아닙니다.

그렇다고 이 방식이 늘 정답만 내놓는 것은 아닙니다. 되새김질 시간이 줄어드는 증상 하나만 놓고 보면 케토시스일 수도 있고, 소화가 잠시 안 되는 상태이거나 발정이 시작된 신호일 수도 있습니다. 언어 모델은 그동안 학습한 논문 가운데 사례가 많은 쪽으로 기울어지는 버릇이 있어서, 흔한 답을 이 소에게도 그대로 붙여 버릴 위험이 있습니다. 학습에 쓰인 논문 대부분이 미국이나 유럽의 홀스타인 젖소 자료에 치우쳐 있다 보니, 한우처럼 국내에서 주로 기르는 품종을 다룰 때는 사료 배합이나 적정 온도 기준이 슬쩍 어긋날 가능성이 큼니다. 수의사가 손으로 흘려 쓴 메모를 언어 모델이 애초에 잘못 읽어 들이면, 그 뒤로 아무리 정교한 검색과 계산을 거쳐도 처음 잘못 읽은 글자 하나가 끝까지 따라다닙니다. 컴퓨터가 쓰는 문장은 맞을 때나 틀릴 때나 똑같이 매끄럽고 자신감 있게 들립니다.

역양도 없고 머뭇거림도 없으니, 농장주가 목소리만 듣고 이 답을 믿어도 되는지 가늠하기는 어렵습니다. 축산 전용 언어 모델을 처음부터 새로 훈련하려면 수십만 건에 이르는 논문과 농장 기록을 정리해야 하고, 이 작업을 감당할 서버 비용은 작은 농가가 혼자 짊어지기에는 벅칩니다. 게다가 이 농장만의 사육 기록이 외부 회사의 학습 자료로 함께 쓰이는 것은 아닌지 확인하고 넘어가야 할 문제로 남아 있습니다.

이럴테면 어느 한우 농가에서 소 한 마리가 갑자기 사료를 거부하고 배가 부풀어 올랐다고 해봅시다. 인공지능은 그동안 학습한 논문 대부분이 다루는 흔한 원인, 되새김위에 가스가 차는 고창증을 의심하며 소화제 투여를 권할 수 있습니다. 그런데 진짜 원인이 며칠 전 새로 들여온 벃짚에 쓴 곰팡이였고, 이 소만 유별나게 예민하게 반응한 경우라면, 논문

에 흔히 등장하지 않는 이 사연을 인공지능은 짚어 내지 못합니다. 그러면 수의사가 축사에 들어가 뱃짚 냄새를 직접 맡고 하얗게 손 곰팡이를 눈으로 확인해야 진짜 원인이 드러납니다. 아무리 논문이 많아도, 이 축사에서만 벌어진 낯선 사건 앞에서는 사람의 코와 눈이 아직은 더 정확합니다. 그래서 진단 이유를 눈으로 보여 주는 기술이 뒤따라 개발되고 있습니다.

딥러닝으로 병을 예측하는 인공지능은 정확도가 높아도 왜 그렇게 판단했는지 속을 들여다보기 어려운 경우가 많습니다. 이를 블랙박스 문제라고 부릅니다. 이 문제를 다루는 설명 가능한 인공지능, 영어 줄임말로 XAI에는 LIME과 SHAP이 있습니다. 두 기법은 되새김질 시간과 유성분, 체온 같은 입력값이 특정 예측을 어느 방향으로 얼마나 밀었는지 추정합니다. 이 값은 모형의 예측을 설명하는 수치이지 질병의 원인을 나눈 비율은 아닙니다. 카메라 영상에는 그레드캠을 써서 모형이 판단할 때 많이 참고한 영역을 붉은 히트맵으로 표시할 수 있습니다. 수의사는 표시된 유방이나 발굽 부위를 직접 살펴보고 판단이 맞는지 확인합니다. 붉게 표시됐다는 사실만으로 병이 확정되지는 않습니다. 설명 화면은 검사를 어디서 시작할지 알려 주는 보조 자료이고, 치료와 사료 교체는 임상 검사와 사람의 판단을 거쳐야 합니다.

이 문제들을 풀이려는 연구 방향 가운데 하나가 회사 서버까지 자료를 보내지 않고 축사 안 작은 컴퓨터에서 돌아가는 소형 언어 모델, SLM입니다. 클라우드로 사진과 목소리를 보내는 양을 줄일 수 있고 인터넷이 끊겨도 작동할 여지가 있습니다. 그러나 장치 안에서 처리한다고 정보가 저절로 안전해지는 것은 아닙니다. 접근 통제와 암호화, 갱신 관리가 뒤따라야 합니다. 사진과 소리, 글을 한꺼번에 읽는 멀티모달 모델도 연구되고 있지만, 기침 소리와 걸음걸이 영상과 진료 기록을 한데 묶은 축산 체계가 현장에서 널리 검증된 단계는 아닙니다. 모델을 작게 줄이면서 성능을 지키는 일과 한국어 사투리를 알아듣게 훈련하는 일도 남아 있습니다.

이렇게 정교해진 인공지능도 한국 축산 현장의 말투 앞에서는 자주 말문이 막힙니다. 팔순 넘은 농장주가 "소가 영 시들시들하다"거나 "우리 동네서는 이럴 때 등겨를 먹인다"처럼 지역 사투리와 오래된 표현으로 증상을 설명하면, 표준어와 영어 논문 위주로 훈련된 언어 모델은 그 말을 엉뚱하게 해석할 수 있습니다. 사료를 가리켜 어느 지역에서는 소죽이라 하고 어느 지역에서는 여물이라 하는 것처럼, 같은 물건을 두고도 고장마다 다른 이름을 씁니다. 사람이 못 알아들으면 다시 물으면 그만이지만, 인공지능이 잘못 알아듣고 사료 배급기나 환기 장치에 명령을 내리면 사고로 이어집니다. 그래서 음성 응답과 장치 제어 사이에는 사람의 확인 절차가 필요합니다. 농촌진흥청은 2025년 네이버클라우드와 손잡고 농업 인공지능 에이전트를 선보였습니다.

농업인에게 영농 정보를 제공하고 사진으로 병해충을 가려내는 초기 서비스였습니다. 축산 방언을 알아듣거나 축사 장치를 제어하는 기능까지 검증했다는 자료는 아닙니다.

AFPRO 2026에서는 인공지능과 로봇이 재배에서 축산·식품 가공으로 넓어지는 사례가 소개됐습니다. 오랜 세월 몸에 밴 사투리와 축산 특유의 은어를 컴퓨터가 온전히 알아듣는 일은 여전히 남아 있습니다.

이른 새벽 그 수의사가 다시 축사를 나설 때, 이번에는 태블릿 화면에 방금 진료한 내용이 자동으로 정리되어 뜹니다. 병명과 처방, 다음 방문 날짜까지 또박또박 적혀 있습니다. 예전 같으면 사무실로 돌아가 서류함을 한참 뒤져야 나왔을 정보가 이제는 화면 하나에 다 모여 있고, 그렇게 아낀 시간만큼 수의사는 다음 농가로 서둘러 차를 몰 수 있습니다. 다만 조금 전 농장주가 사투리 섞인 목소리로 중얼거린 한 마디, "저놈이 오늘따라 영 맹송맹송하네"라는 말은 기록 어디에도 제대로 옮겨지지 않았습니니다. 수의사도 그 말을 절반쯤은 짐작으로 알아들었을 뿐입니다. 그래도 그는 웃으며 알겠다고 답하고, 다음 왕진 때 다시 와서 눈으로 확인하기로 마음먹습니다.

언어를 알아듣는 인공지능이 진료 기록과 논문과 센서 수치까지는 능숙하게 엮어 내면서도, 정작 이 축사에서 오십 년 넘게 소를 봐 온 사람의 말투를 언어 모델이 온전히 알아듣는 날은 언제쯤 올 수 있겠습니까.

근거 및 참고문헌

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>

농촌진흥청. (2025). 네이버클라우드와 손잡고, 농업 분야 인공지능(AI) 에이전트 첫선. 농촌진흥청.

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

벤처스퀘어. (2026). AI가 농장을 넘어 식탁까지, 농식품 AX 시대 연 AFPRO 2026. 벤처스퀘어.

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

테크42. (2026). 위성과 AI가 재배 돕고 로봇이 수확·도축하고, AFPRO 2026서 본 농업의 진화. 테크42.

<https://www.tech42.co.kr/%ED%98%84%EC%9E%A5-%EC%9C%84%EC%84%B1%EA%B3%BC-ai%E A%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%A 0/>

5.3

메탄, 복지, 그리고 데이터의 주인

다음은 환경센서와 메탄 측정 장치의 기능을 한 축사에 모아 그린 가상 장면입니다. 새벽 다섯 시, 사료차 지나가는 소리도 아직 들리지 않는 돈사 안에서 환풍기 날개만 낮은 소리로 돌아갑니다. 이 안에는 수백 마리가 함께 지내고 있어서, 그 많은 숨소리가 한데 뒤섞여 낮은 웅얼거림처럼 들립니다. 벽 높이 1미터 즈음에 나란히 붙은 전기화학식 센서 몇 개가 암모니아와 이산화탄소, 그리고 달걀 썩는 냄새로 알려진 황화수소 농도를 동시에 재고 있습니다. 그중 암모니아 수치가 18.5피피엠으로 떠 있고, 숫자는 1분마다 한 번씩 바뀝니다. 화면 구석에서 메탄 농도 그래프가 완만하게 위로 휘어지자, 게이트웨이이라 불리는 현장 제어 장치는 환기 팬의 회전수를 올립니다. 축사 밖 온도계가 영하로 떨어진 겨울 새벽에도, 이 판단은 사람 손을 거치지 않습니다. 창밖은 아직 컴컴하고, 계기판 불빛만 홀로 밝습니다.

사람은 아직 이불 속에 있는 시각인데, 축사는 벌써 숨을 고르고 있는 셈입니다. 소를 키우는 우사 쪽으로 걸음을 옮기면 풍경이 조금 다릅니다. 젖소 한 마리가 자동 착유기 옆 사료통에 고개를 파묻고 있고, 그 위에 매달린 상자 모양 장치가 소가 내쉬는 숨을 빨아들입니다. 그린피드(GreenFeed)라 불리는 이 장치는 소가 사료를 씹는 몇 분 동안 트림으로 올라오는 가스를 재서 곧바로 서버로 보냅니다.

이 모든 장면을 묶는 이름이 있습니다. 정밀축산(Precision Livestock Farming, PLF)이라 불리는 접근은 센서와 인터넷으로 연결된 기기, 이른바 사물인터넷(Internet of Things, IoT)을 축사 구석구석에 심어 가축 한 마리 한 마리의 상태를 실시간으로 읽어내는 방식입니다. 센서 하나하나의 값싸고 흔한 부품이지만, 그 신호를 모아서 읽어 내는 눈은 점점 정교해지고 있습니다. 가축 몸에 붙는 센서와 축사 벽에 박힌 센서를 모두 더하면, 데이터를 쏟아 내는 쪽은 이제 사람이 아니라 소와 돼지 쪽입니다. 처음에는 우유 생산량과 고기 무게를 늘리는 쪽에 초점이 맞춰져 있었습니다. 그런데 온실가스와 악취 민원이 축산업 전체를 압박하는 문제로 커지면서, 같은 센서와 같은 데이터가 이제는 감축과 검증이라는 전혀 다른 임무까지 떠맡게 되었습니다.

소 한 마리가 트림과 날숨으로 내놓는 메탄은 반추위 안에서 미생물이 풀과 사료를 발효시키는 동안 만들어집니다. IPCC 제6차 평가보고서의 100년 기준에서 비화석 메탄의 지구온난화지수는 이산화탄소의 약 27배입니다. 어느 시간 범위를 택하느냐에 따라 이 값은 달라집니다. 그린피드는 소가 사료를 먹는 동안 날숨을 모아 메탄을 측정합니다. 손에 들고 다니는 레이저 메탄 감지기(Laser Methane Detector, LMD)는 떨어진 거리에서

메탄의 경로 적분 농도를 재는 장치입니다. 콧구멍 앞에 한 번 갖다 댄 값이 하루 배출량이 되는 것은 아닙니다. 거리와 측정 시간을 맞추고 여러 날 반복해야 개체를 비교할 수 있습니다. 정밀한 기준값에는 밀폐형 호흡 챔버가 쓰이지만 비용이 커서 상업 농가 수천곳에 놓기 어렵습니다.

그래서 연구자들은 온도와 습도, 이산화탄소와 암모니아 농도, 사료 섭취량, 분뇨의 산도와 전기전도도를 묶어 메탄 농도를 추정하는 머신러닝 모형을 시험합니다. 국내 한 연구는 2024년 7월 한 달 동안 한 돈사에서 5분 간격으로 모은 8923건을 비교했습니다. 히스토그램 기반 그래디언트 부스팅 모형(HistGB)의 결정계수(R^2)는 본문 기준 0.835, 평균제곱근오차(RMSE)는 3.899피피엠이었습니다. 이 결과는 그 돈사의 메탄 농도 예측 성능을 보여 줍니다. 배출량이나 배출 플렉스를 측정한 결과는 아니며, 학습과 검증에는 메탄 센서값이 필요했습니다. 다른 농장과 계절, 축종에서 다시 검증하기 전에는 월별 배출 보고나 측정보고검증에 곧바로 쓸 수 없습니다.

암모니아는 분뇨에서 올라오는 자극성 기체입니다. 유럽연합의 고밀도 육계 사육 규정은 닭의 머리 높이에서 암모니아 농도를 20피피엠 이하로 유지하도록 정합니다. 이 수치는 돼지와 닭 모두에게 같은 순간부터 염증이 생긴다는 보편적 생물학 기준은 아닙니다. 피해는 축종과 나이, 농도와 노출 시간에 따라 달라집니다. 농도가 높고 노출이 길어지면 눈과 호흡기가 자극을 받고 질병과 생산성 저하 위험이 커집니다. 이 공기를 마시는 쪽은 가축만이 아닙니다. 축사에서 오래 일하는 사람에게도 눈과 목의 자극, 두통이 생길 수 있습니다. 겨울철에 문을 닫아 환기가 줄면 암모니아가 쌓이기 쉬워 센서의 연속 측정이 필요합니다. 사람 코는 냄새에 익숙해지지만 전기화학식 센서는 농도 변화를 계속 기록합니다.

분뇨 저장고를 휘저을 때 치솟는 황화수소는 더 급한 위험을 만들며, 짙은 농도에서는 사람이 빠르게 의식을 잃을 수 있습니다.

탄소를 줄였다는 말은 누군가 확인해 주지 않으면 주장에 머물러 있습니다. 배출량을 재고 알리고 검증하는 측정보고검증(Measurement, Reporting, and Verification, MRV) 절차가 필요한 이유입니다. 정밀급여(Precision Nutrition)는 개체별 몸무게와 우유 생산량, 되새김질 시간을 보고 필요한 단백질과 에너지를 맞추려는 방식입니다. 사료 손실과 분뇨로 빠져나가는 질소를 줄이고 생산물 한 단위에 드는 메탄을 낮출 가능성이 있지만, 효과의 크기는 축종과 사료, 농장 조건을 갖춘 현장시험에서 따로 확인해야 합니다. 원유의 중적외선(Mid-Infrared, MIR) 스펙트럼과 지방산 성분으로 메탄을 짐작하는 방법도 있습니다. 이것은 메탄을 직접 재는 장치가 아니라 품종과 사료, 산차에 맞춘 보정식을 거치는 대리 지표입니다.

센서와 모형이 만든 숫자만으로 탄소 배출권이 생기지는 않습니다. 한국에서 외부사업 감축량을 거래하려면 승인된 방법론과 기준선, 추가성, 사업 등록, 모니터링, 검증, 인증 절차를 거쳐야 합니다. 축산물 인증도 정해진 감축 기준과 선행 요건을 충족해야 하며, 인증

마크가 같은 고기와 우유의 가격 상승을 보장하지는 않습니다. 축사 안 숫자가 거래와 포장지의 표식으로 이어지려면 그 사이에 긴 행정 절차와 시장의 선택이 놓여 있습니다.

이렇게 쌓이는 숫자의 주인은 누구일까요. 체중과 걸음걸이, 사료 섭취량과 우유 성분, 수의사가 다녀간 날짜와 약품 내역까지 어딘가의 서버에 저장됩니다. 정작 그 데이터를 누가 갖고 어디에 다시 쓸 수 있는지는 계약서 뒷장에 몇 줄로 적힌 경우가 많습니다. 2022년 농업 데이터 연구에서는 응답 농가의 74퍼센트가 계약 조건을 알지 못했고, 55퍼센트는 충분한 설명 없이 계약서에 서명했다고 답했습니다. 농가가 우려하는 것은 사육 기록의 재사용 범위를 통제하지 못하고, 장비를 바꿀 때 데이터를 통째로 옮기지 못하는 상황입니다. 이런 걱정을 줄이려는 기술 가운데 하나가 연합학습(Federated Learning, FL)입니다. 원본 자료를 농장 장치에 둔 채 각 장치가 계산한 모델 업데이트를 모아 공동 모델을 학습합니다.

밖으로 나가는 업데이트는 저절로 암호화되지 않으며, 원자료의 일부가 추론될 위험도 있습니다. 안전한 집계와 차등 개인정보 보호, 암호화 같은 보호장치가 따로 필요합니다. 컨소시엄 블록체인은 허가된 참여자가 거래 이력을 함께 보관해 사후 변경을 어렵게 하고 변경 흔적을 추적합니다. 어떤 기록도 절대로 지우거나 고칠 수 없다는 뜻은 아닙니다. 구성원 규칙과 개인정보 법규에 맞춘 정정 절차가 필요합니다. 기술이 자료 이동의 위험을 낮출 수는 있어도 계약서를 바꾸는 힘은 농가의 협상력과 제도에서 나옵니다.

가축을 돌본다는 말의 기준도 바뀌고 있습니다. 오랫동안 가축 복지는 굶주림과 목마름, 통증과 두려움에서 벗어나게 해 주는 5대 자유(Five Freedoms)를 중심으로 설명됐습니다. 5개 영역 모델(Five Domains Model)은 1994년에 제안됐고, 2015년에는 긍정적 복지 상태를 담도록 확장됐습니다. 영양과 환경, 건강과 행동을 살핀 뒤 그 영향이 정신적 상태에 어떻게 나타나는지를 평가하는 구조입니다. 동물도 고통만 없으면 되는 존재가 아니라 편안함과 즐거움을 경험할 수 있다는 관점이 들어갔습니다. 환경 영역은 바닥과 공간을 보고, 행동 영역은 다른 개체와 어울리거나 혼자 쉬는 선택이 가능한지를 봅니다. 카메라와 마이크로 질병의 초기 징후뿐 아니라 편안히 눕는 자세와 탐색 행동, 발성을 구분해 긍정적 상태를 읽으려는 연구도 이어집니다.

그러나 행동 신호 하나가 만족이나 즐거움을 곧바로 증명하지는 않습니다. 이런 관찰이 복지를 목적으로 삼은 결과인지 생산성 지표 목록에 항목 하나를 보탠 것인지를 두고 물음표가 남아 있습니다.

그런데 복지를 정교하게 재는 기술이 반대 방향의 위험도 키웁니다. 학자들은 정밀축산이 가축 복지에 미칠 수 있는 위협을 열두 가지로 정리했습니다. 가축이 화면 속 숫자로만 다뤄지고, 잦은 경보에 사람이 무뎌지며, 장치가 몸을 해치는 위험도 그 안에 들어 있습니다. 프랑스 25개 농장을 찾아간 질적 연구에서 일부 농장주는 센서와 카메라 때문에 가축과 보내는 시간이 줄 수 있다고 말했습니다. 다른 농장주는 기술이 관찰을 도와 관계가 나

빠지지 않았다고 답했습니다. 한쪽 경험만으로 모든 농장을 재단하기 어려운 까닭입니다. 귀표와 목걸이도 맞지 않게 달거나 오래 점검하지 않으면 압박과 찰과상, 염증을 남길 수 있습니다. 가축의 상태를 재는 장치가 거꾸로 가축을 아프게 하지 않도록 장착 상태를 손으로 확인해야 합니다. 화면과 축사 사이의 거리를 좁히는 일은 센서의 성능만으로 끝나지 않습니다.

메탄과 암모니아 같은 공기 중의 숫자, 사람의 호흡기 건강, 가축의 정신적 상태는 서로 다른 서류에 따로 적히기 쉽습니다. 그런데 이 셋을 한 화면에 놓고 보려는 이름도 있습니다. 원 웰페어(One Welfare)라 불리는 이 접근은 가축의 복지와 사람의 삶, 지구의 공기가 따로 놀지 않는다고 봅니다. 축사 배기구에서 나온 숫자 하나가 대기로 퍼지고, 그 대기가 다시 사람의 폐로, 같은 공기가 가축의 폐로 이어진다고 생각하면, 이 셋을 나눠 보는 쪽이 오히려 이상하게 느껴집니다. 게이트웨이 화면에 뜨는 숫자 하나하나가 사실은 그만큼 멀리까지 이어져 있습니다.

해가 완전히 저문 뒤, 축사 조명이 하나둘 꺼지고 게이트웨이 화면만 어둠 속에서 파랗게 빛납니다. 여름 저녁 공기에는 마른 볏짚과 사료 냄새가 섞여 있습니다. 농장주는 손전등을 들고 축사를 마지막으로 한 바퀴 돕니다. 애플리케이션을 열면 오늘 하루 모든 개체의 체온과 활동량, 사료 섭취량이 이미 정리되어 있지만, 그는 습관대로 한 마리씩 눈을 맞추고 등을 쓸어 봅니다. 젖소는 그 손이 데이터를 확인하러 온 손인지, 그냥 인사를 하러 온 손인지 구분하지 못합니다. 손전등 불빛 아래에서 눈을 두어 번 깜빡이고는, 다시 여물을 씹기 시작할 뿐입니다. 배기구 쪽 계기판에서는 암모니아 수치가 여전히 1분마다 바뀌고 있고, 그 옆에서 소의 되새김질 소리만 어둠 속에 낮게 이어집니다. 저 멀리 도로를 지나가는 트럭 소리가 잠깐 들렸다가, 이내 풀벌레 우는 소리에 묻힙니다.

근거 및 참고문헌

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>

Mixtajov, E., Nery, J., Kasarda, R., Denli, M., Schiavone, A., Ça lı, A., Pérez, J. F., pçak, H. H., Repetto, J. L., Drot rov, 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>

대한민국. 온실가스 배출권의 할당 및 거래에 관한 법률 제30조.

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

이 책을 후원해 주십시오

이 책을 잘 읽으셨고 새로운 가치 있는 지식을 얻으셨다고 생각하시면
아래 계좌로 자발적 후원을 부탁드립니다.

후원 계좌

농협 302-1096-0948-81 (예금주 김경진)

후원금은 다음 책의 번역과 무료 공개판 제작에 쓰입니다.