



## 닭 보행 점수 평가에 대한 연구 동향

강문혜<sup>1</sup> · 오상현<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>경상국립대학교 항공우주공학부 강사, <sup>2</sup>경상국립대학교 축산과학부 교수

### Research Trends on Chicken Gait Score Evaluation: A Review

Mun-Hye Kang<sup>1</sup> and Sang-Hyon Oh<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Instructor, Division of Aerospace and Software Engineering, Gyeongsang National University, Jinju 52727, Republic of Korea

<sup>2</sup>Professor, Division of Animal Science, Gyeongsang National University, Jinju 52727, Republic of Korea

**ABSTRACT** Scientific approaches to systematically improving animal health and welfare are becoming increasingly important in the livestock industry and animal welfare sectors. In particular, the walking ability of chickens is recognized as a critical indicator of their health and welfare, extending beyond mere mobility. However, selective breeding has resulted in skeletal and joint issues that impair walking ability, negatively affecting both animal welfare and productivity. Thus, the early detection and assessment of walking abnormalities are essential. Currently, widely used gait score evaluation methods are conducted manually, relying on the subjectivity of assessors and requiring significant time and resources. To overcome these limitations, various sensor-based technologies have been introduced, but they face challenges such as high initial installation costs and potential stress on animals. In contrast, video-based deep learning technology has emerged as an effective alternative, enabling automated, non-invasive analysis of walking data to accurately evaluate walking patterns and health conditions. Video-based deep learning technology leverages accumulated video data to continuously monitor walking ability and manage long-term datasets, contributing to the efficiency of breeding programs for chickens. It is seen as a key innovation in advancing automation and intelligence within the livestock industry. Furthermore, this technology overcomes the limitations of traditional manual evaluation methods, offering the potential for higher productivity and improved animal welfare standards.

(Key words: chickens, gait score analysis, sensor-based technology, video-based deep learning technology)

## 서 론

축산업과 동물복지 분야에서 동물의 건강과 복지를 개선하기 위한 과학적이고 체계적인 접근의 필요성이 점점 강조되고 있다(Tullo et al., 2017; Li et al., 2020; Lee et al., 2023). 특히, 동물의 보행 능력은 단순한 이동 이상의 의미를 가지며, 건강과 복지 상태를 평가할 수 있는 핵심 지표로 인식된다(Webster et al., 1988; Bergmann et al., 1993; Corr et al., 1998; Bergmann et al., 2017; Silvera et al., 2017; Tahamtani et al., 2021; Yang et al., 2023; Zhiyang et al., 2023; Russello et al., 2024). 보행 능력에서 나타나는 이상 징후는 동물의 스트레스, 관절 질환, 관절염, 골격 발달 문제와 같은 다양한 건강 문제를 나타내며, 이러한 보행 문제를 조기에 발견하는 것은 동물의 고통을 줄이고, 축산업의 생

산성 및 경제적 이익을 향상시키는 데 매우 중요하다(Kestin et al., 1992; Caplen et al., 2012; Jeon et al., 2020; Thompson et al., 2020).

육계는 높은 생산성과 빠른 성장을 목표로 한 선택적 교배의 결과로 골격 및 관절에 무리가 가는 등의 체형 변화가 빈번히 발생하고 이러한 변화는 다리 문제와 보행 능력 저하(Paxton et al., 2013; Aydin et al., 2018)로 이어지며, 이는 개체의 건강과 복지에 부정적인 영향을 미칠 뿐만 아니라 생산성과 경제적 손실에도 직접적인 영향을 미친다(Kestin et al., 1992; Julian et al., 1998; Reiter et al., 1998; Gocsik et al., 2017; Aydin et al., 2018). 특히, 보행 능력의 저하는 동물의 이동성과 접근성을 제한하여 사료와 물 섭취가 감소하고, 스트레스와 2차적인 질병 발생 가능성을 높인다(Kristensen et al., 2006; Fodor et al., 2023). 종계 개량 과정에서도 보행 능력은

\* To whom correspondence should be addressed : shoh@gnu.ac.kr

건강 상태를 평가하는 필수적 지표 중 하나로 개체의 성장률, 체중, 골격 발달 상태를 파악하는데 중요한 역할을 한다. 보행 능력이 우수한 종계는 생산성을 높일 가능성이 크며, 번식과 관련된 건강 문제의 발생 가능성도 낮다(Paxton et al., 2013; Aydin et al., 2018). 특히, 종계 개량에서는 개체 간의 성장 및 행동 데이터가 장기적으로 축적되어야 하므로 보행 능력 데이터는 선발의 정확도를 높이고, 최적의 번식 전략을 설계하는 데 필수적이다. 이러한 데이터는 우수한 번식 개체를 선발하거나 유전적 형질 개선에 기초 자료로 활용될 수 있다.

현재 보행 점수(Gait Score: GS)는 이러한 종계 개량과 육계의 건강상태를 평가하는 데 널리 활용되는 주요 도구로 개체의 보행 능력을 0에서 5까지의 척도로 수치화하여 측정하며, 낮은 점수는 건강한 상태를 높은 점수는 보행 이상 상태를 나타낸다(Kashiha et al., 2013). 하지만, 기존의 GS 평가는 수동 방식으로 이루어지는 경우가 많아, 평가자의 주관성에 의존하고, 많은 시간과 전문인력을 필요로 하므로 대규모 농장에서 일관된 적용이 어렵다는 한계가 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 다양한 센서 기반 기술들이 도입되었으나, 초기 설치 및 유지 비용이 높고 센서 부착으로 인해 동물에게 불편함과 스트레스를 유발할 가능성이 있다(Mortensen et al., 2016; Amraei et al., 2018). 이에 따라 비디오 기반의 딥러닝 기술은 비 접촉 방식으로 개체의 보행 데이터를 자동으로 분석할 수 있는 대안으로 떠오르고 있다(LeCun et al., 2015; Okinda et al., 2020; Pereira et al., 2021; Li et al., 2023; Yang et al., 2023). 이 기술은 실시간으로 수집된 비디오 데이터를 활용하여 보행 패턴을 지속적으로 모니터링하고 정밀하게 분석하여 동물의 건강 상태 변화와 환경 요인의 영향을 체계적으로 평가할 수 있을 뿐 아니라, 종계 개량 프로그램에서 장기 데이터를 축적하고 관리하는 데 중요한 역할을 할 수 있다(Pereira et al., 2021; Li et al., 2023). 따라서, 비디오 기반 딥러닝 보행 분석 기술은 기존의 수동 평가가 지닌 한계를 보완하고, 나아가 축산업 전반의 자동화와 지능화에 기여하는 중요한 혁신 요소로 평가될 수 있다.

## 관련 연구 및 기술 동향

가금류의 보행 분석 연구는 동물 복지와 축산업의 생산성 향상을 목표로 지속적으로 발전해 왔으며, 초기에는 동물의 보행을 관찰하여 수동으로 평가하는 방식에 의존했으나, 이 방식은 평가자의 주관에 따라 결과가 달라질 수 있고 많은 시간과 인력이 소요된다는 한계가 있다(Kashina et al., 2013). 이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 센서 기반 접근법과

비디오 기반 접근법, 그리고 포즈 추정 기반 접근법(Pose Estimation Approaches) 등의 다양한 기술이 도입되어 개별적으로 또는 융합하여 사용되고 있다. 특히, 종계 개량에서는 보행 데이터를 활용해 개체의 성장률과 번식 건강을 평가하며, 이를 기반으로 우수 개체 선발과 유전적 형질 개선을 위한 중요한 기초 자료를 제공하고 있다. 또한 이러한 기술의 적용은 자동화된 모니터링 시스템을 가능하게 하며, 가금류의 건강 상태를 보다 정밀하게 평가하고 조기에 질병을 진단하는 데 도움을 주고 있다.

센서 기반 접근법은 주로 IMU(Inertial Measurement Unit, 관성 측정 장치), 압력 센서, 3D 모션 캡처 시스템, LiDAR(Light Detection and Ranging) 센서와 같은 다양한 센서를 활용하여 닭의 미세한 보행 데이터를 실시간으로 수집하고 분석하는 방식이다. IMU는 가속도와 회전 데이터를 통해 보행 중 발걸음 속도와 움직임 변화를 감지하며, 압력 센서는 발바닥에 가해지는 압력 분포를 분석해 닭의 균형 상태를 평가한다. 또한, 3D 모션 캡처 시스템과 LiDAR 센서는 닭의 다리 각도와 이동 경로를 입체적으로 추적하여 자세 변화를 다각도로 분석하는 데 유용하다. 이러한 센서로부터 획득한 데이터는 비정상 보행이나 균형 불안정성을 실시간으로 감지해 질병의 조기 진단에 유용하게 활용될 수 있다. 센서 기반 접근법은 정밀도가 높고 실시간 데이터 수집에 유리한 장점이 있지만, 동물에게 센서를 부착해야 하므로 동물에게 스트레스를 유발할 수 있으며, 센서 설치와 유지에 드는 비용이 높아 대규모 농장에서의 적용이 어려운 점이 있다.

비디오 기반 접근법은 컴퓨터 비전 기술과 딥러닝 모델을 활용하여 닭의 보행을 비 접촉 방식으로 분석한다. CNN(Convolutional Neural Network)(LeCun et al., 2015; Alzubaidi et al., 2021; Li et al., 2021), RNN(Recurrent Neural Network), 3D CNN 등 다양한 딥러닝 모델이 비디오 데이터를 통해 닭의 움직임을 감지하고, 비정상적인 보행 패턴을 실시간으로 탐지하는 데 사용된다. CNN은 이미지의 시각적 특징을 효과적으로 추출해 보행 상태를 감지하는 데 유리하며, RNN과 LSTM(Long Short-Term Memory)은 시계열 데이터를 학습하여 보행 중 시간적 변화까지 파악한다. 그리고 3D CNN은 다층 프레임을 분석하여 닭의 입체적 움직임을 감지하고, 이를 통해 보행 패턴의 변화를 상세히 평가할 수 있다. 비디오 기반 접근법의 가장 큰 장점은 동물에게 장치를 부착하지 않고도 자연스러운 상태에서 행동을 관찰할 수 있다는 것이다. 이러한 방식은 특히 대규모 농장에서 비 접촉 모니터링이 가능하다는 점에서 효율적이며, 대규모 비디오 데이터에서 행동 패턴을 학습하여 농장의 여러 개체를 동시에 모니터링할 수도 있다.

포즈 추정 기반 접근법은 동물의 주요 관절 위치와 자세를 추적하여 보행을 분석하는 방식으로, 닭의 세밀한 자세와 관절 변화를 실시간으로 감지할 수 있다(Nasiri et al., 2022). Convolutional Pose Machine(CPM), PoseNet 등 딥러닝 기반 포즈 추정 모델을 활용하여 각 관절 위치를 추적하고, 시간에 따라 변하는 자세를 연속적으로 분석함으로써 관절 이상이나 비정상 보행을 조기에 감지할 수 있다. 특히, 이러한 기술은 닭의 미세한 움직임과 자세 변화를 정밀하게 관찰할 수 있어, 특정 자세에서 발생하는 이상 징후를 효과적으로 포착한다. 최근 연구에서는 포즈 추정 모델과 비디오 데이터를 결합하여 농장의 다양한 환경에서도 안정적으로 자세 변화를 분석할 수 있는 시스템이 개발되고 있으며, 이를 통해 비정상 보행의 조기 탐지와 정확도 높은 분석 결과를 제공하고 있다.

최근에는 센서 기반, 비디오 기반, 포즈 추정 기반 접근법을 융합하여 더욱 정확한 보행 분석을 가능하게 하는 연구가 증가하고 있다. 예를 들어, IMU 데이터를 기반으로 비디오 분석 결과를 보완하거나, 포즈 추정 기반 모델로 확인된 이상 움직임을 LiDAR 데이터로 추가 분석하는 방식 등이 제안되고 있다. 이러한 융합 접근법은 각 접근법이 가지는 장점들을 통합함으로써 높은 신뢰성과 정밀한 분석을 제공한다(Table 1).

## 센서 기반 보행 분석 방법 (Sensor-Based Gait Analysis)

웨어러블 센서와 통신 기술의 발전은 정밀 축산 분야에서 동물의 행동과 상태를 실시간으로 추적하고 분석할 수 있는

새로운 가능성을 열어주었다. 주로 사용되는 웨어러블 센서로는 가속도계, 자이로스코프, 자기계, 그리고 3D 모션 캡처를 위한 센서 등이 있다(Roberts et al., 2020; Derakhshani et al., 2022; Yang et al., 2023). 이러한 센서들은 동물의 움직임, 자세, 활동 패턴을 감지하여 데이터화하며, 이를 통해 비정상적인 행동을 조기에 탐지하거나 동물의 건강 상태를 모니터링하는 데 활용된다.

3D 모션 캡처 시스템은 닭의 움직임을 3차원 궤적으로 기록하여, 관절 각도와 자세 변화를 입체적으로 분석하는 기술이다. Roberts et al.(2020)은 닭의 주요 관절에 반사 마커를 부착하고 고속 카메라로 데이터를 수집하여 분석한 결과, 정상 보행 닭은 관절 각도가 일정하고 부드럽게 변화하는 패턴을 보였으나, 비정상 보행 닭은 각도 변화가 비정상적으로 크거나 특정 시점에서 정지하는 특성이 나타났다고 보고했다. 연구에서는 관절 움직임 범위(Range of Motion, ROM)와 각도 변화 속도를 주요 지표로 활용해, 정상 보행 닭은 ROM이 평균 20~25도 범위를 유지한 반면, 비정상 닭은 ROM이 10도 이하로 감소하거나 불규칙한 변동을 보였다. 또한 관절 각도의 시간적 변화를 그래프로 시각화한 결과, 정상 보행은 주기적이고 부드러운 패턴이 관찰된 반면, 비정상 보행은 불규칙한 변화와 특정 시점에서의 정지가 확인되었다. 이 기술은 닭의 관절 문제를 조기에 감지하고 보행 이상을 정밀히 분석하는 데 효과적이지만, 농장 환경에서 활용하기 위해서는 먼지, 조명, 닭의 움직임 제한 등 다양한 환경 요인을 고려해야 하며, 고가의 장비와 복잡한 데이터 처리 과정을 요구한다는 한계가 있다.

Derakhshani et al.(2022)의 연구는 개별 산란계의 다양한

**Table 1.** Summary of broiler gait scoring technologies

Approach	Key sensors/Tech.	Research	Data	Advantages	Disadvantages
Sensor-based	IMU, pressure sensors, inertial sensors, LiDAR	Roberts et al. (2020), Derakhshani et al. (2022), Mei et al. (2023), Yang et al. (2023)	Micro-level data such as step length, acceleration, and pressure distribution	High precision, real-time monitoring	Potential stress when attaching devices to animals
Video-based	Computer vision, optical flow	Aydin (2017b), Pereira et al. (2021), Van et al. (2023)	Visual data through video frames	Non-contact method, suitable for large-scale monitoring	Sensitive to environmental changes, high computational cost
Deep learning-based (sensor fusion)	Application of CNN, RNN, 3D CNN to sensor data	Pu et al. (2018), Shahbazi et al. (2023)	Multi-sensor data	Reliable results, combines advantages of other approaches	Increased cost, complex analysis systems
Pose estimation-based	CPM, PoseNet	Nasiri et al. (2022), Li et al. (2023)	Tracking of joint positions and posture analysis	Accurate detection of postural and joint changes	High computational demand, sensitive to data quality

행동(예: 앉기, 서기, 걷기 등)을 실시간으로 모니터링하기 위해 관성 센서를 닭의 다리에 부착하여 가속도와 회전 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터는 머신러닝 알고리즘을 통해 분석되었으며, 정상 보행과 비정상 보행을 분류할 수 있는 모델을 개발하였다. 관성 센서를 사용함으로써 얻어진 고해상도의 시간적 데이터를 활용하여, 닭의 움직임 패턴과 보행의 불규칙성을 정량적으로 평가하였으며, 육계는 아니지만 닭의 보행 점수를 개선하거나 자동화된 평가 도구로 확장될 가능성을 제공하였으며 농장에서의 효율적인 관리와 복지 향상에 기여할 수 있음을 보여준다.

Mei et al.(2023)은 가속도계를 활용하여 아플라톡신에 중독된 육계의 비정상적인 행동 패턴을 분석하기 위한 논문이지만 보행 점수와 유사한 방식으로 보행 이상을 평가하는 가능성을 제시하였다. 이 논문은 육계의 움직임 데이터를 삼축 가속도계를 통해 수집하여, 정상 행동과 비정상 행동(장시간 앉아 있음, 불규칙적 움직임 등)을 구분하는 데 중점을 두었으며, 랜덤 포레스트(Random Forest) 및 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)과 같은 머신러닝 알고리즘을 활용하여 비정상적인 보행 및 행동을 식별하였다.

Yang et al.(2023)은 육계의 목에 3축 가속도계 센서를 부착하여 생산 데이터(체중 변화, 성장 속도)와 행동 데이터(활동 빈도, 움직임 속도, 이동 거리 등)를 수집하고, 기계 학습 알고리즘인 랜덤 포레스트와 서포트 벡터 머신알고리즘 등을 사용하여 보행 점수를 모델링하였다. 3점 체계(0: 정상, 1: 약간의 이상, 2: 심각한 이상) 기준으로 행동을 자동으로 분류한 결과 활동성이 높은 닭은 정상 보행과 높은 상관관계를 보였고, 활동성이 줄어든 닭은 비정상 보행으로 분류되었다. 모델링 결과, 행동 데이터와 체중 데이터를 통합했을 때 예측 정확도가 90%를 초과하며, 비정상 보행(1점 및 2점)의 조기 감지에서도 높은 성능을 보였다. 또한 다양한 행동을 분류하기 위해 육계의 행동을 비디오로 동시에 기록하여 수동으로 레이블링 작업을 수행하였으며, 센서 기반 행동데이터와 실제 행동 간의 정확한 상관관계를 확인하였다. 특히 행동 간 전환에서 발생하는 미세한 가속도 변화를 정확히 포착하여 행동 분류 성능을 더욱 개선할 가능성을 제시하였다.

이러한 센서 기반 보행 분석 기술은 닭의 보행 패턴을 정밀히 평가하고 비정상 보행을 조기에 감지할 수 있는 효과적인 방법으로, 높은 정밀도와 실시간 모니터링이 가능한 장점을 가진다(Roberts et al., 2020; Derakhshani et al., 2022; Yang et al., 2023). 그러나 모든 기술이 공통적으로 고가의 장비, 복잡한 데이터 처리 과정, 그리고 동물에게 장치를 부착해야 하는 경우 스트레스를 유발할 가능성이 있다는 한계

를 가진다. 이러한 문제를 해결하기 위해 장비 비용 절감, 데이터 처리의 자동화, 장비 경량화가 필요하며, 최근 여러 센서를 조합해 복합적으로 활용하거나 각 기술의 강점을 결합해 분석 정확도를 높이는 연구들이 진행되고 있다. 특히, 센서 기반 접근법의 단점을 보완하기 위해 비디오 기반 분석 방법으로 전환하거나, 센서 데이터를 비디오 분석 기술과 통합하는 방식이 대규모 농장에서 더욱 실용적이고 효율적인 해결책이 될 수 있다(Okinda et al., 2020; Dawkins et al., 2021; Pereira et al., 2021; Li et al., 2023; Yang et al., 2023). 이러한 기술적 진보는 닭의 건강 상태를 더욱 정밀하게 모니터링하고, 농장의 생산성을 향상시키는 데 기여할 것이다.

## 비디오 기반 분석 방법

동물의 움직임을 비 접촉으로 분석 가능한 비디오 기반 기법이나 광학 흐름(optical flow) 알고리즘들에 대한 연구도 진행되고 있다(Okinda et al., 2020; Dawkins et al., 2021; Pereira et al., 2021; Li et al., 2023; Yang et al., 2023). 광학 흐름은 비디오 또는 연속된 이미지 프레임에서 픽셀의 이동 패턴을 분석하여 움직임을 계산하는 컴퓨터 비전 기술이다(Dawkins et al., 2021; Van et al., 2023).

Aydin(2017)은 육계의 보행 데이터를 고해상도 비디오로 수집하고, 컴퓨터 비전 알고리즘과 의사결정 알고리즘을 사용해 보행 속도, 이동 거리, 움직임 패턴 등을 자동으로 추출하여 육계의 절름발이(lameness)를 조기에 감지하는 자동화 시스템을 개발하는 데 중점을 두었다. 특히, 닭의 활동을 정량적으로 평가하기 위해 이동 경로와 보행 주기의 변화를 분석하여 정상 보행과 비정상 보행을 구분할 수 있는 지표를 도출하였다. 이 연구는 정상 보행 육계와 절름발이를 보이는 육계를 구분하기 위해 속도, 보행 빈도, 그리고 측면 흔들림과 같은 변수들을 활용하였으며, 이러한 변수들이 GS2 이상의 보행 점수를 감지하는 데 유효함을 확인하였다.

Pereira et al.(2021)은 카메라를 통해 육계의 보행 데이터를 수집하고, 이미지 처리 기술과 분석 알고리즘을 사용하여 개별 육계의 중심 좌표를 추출함으로써 보행 속도, 이동 궤적, 그리고 보행의 일관성을 측정하여 정량적으로 평가한다. 분석결과, 정상적인 보행을 보이는 닭은 일정한 보행 속도와 중심 좌표의 안정적인 이동을 보였지만, 비정상적인 보행을 보이는 닭은 보행 속도가 일정하지 않거나 이동 궤적이 불규칙한 특성을 나타냈다. 이러한 정량적 데이터를 활용하여 육계의 보행 점수를 자동으로 평가할 수 있는 시

시스템을 개발하였으며, 3점 보행 점수 체계(0: 정상, 1: 약간의 이상, 2: 심각한 이상)에 따라 보행 상태를 분류하였다. 이 연구는 딥러닝과 같은 복잡한 알고리즘 대신 전통적인 이미지 처리와 운동학적 데이터 분석 기법을 활용하여 보행 데이터 분석을 자동화하여 비정상 보행 패턴을 객관적으로 평가할 수 있는 방법론을 제시하였다.

Van et al.(2023)는 이미지 세그멘테이션 기법을 이용하여 닭의 윤곽을 정확히 추출하여 개체별 공간 분포를 식별하고, 광학 흐름 알고리즘으로 닭의 움직임 궤적과 속도를 분석하여 평균 보행 점수 평가가 아닌 개별 닭의 보행 점수 분포를 정량적으로 추정하고 정밀히 평가하는 자동화된 시스템을 개발했다. 연구 결과, 관찰된 보행 점수와 예측된 보행 점수 간 높은 상관관계( $R^2 = 0.97$ )를 보였으며, 개별 닭의 보행 이상을 감지할 가능성을 입증했다. 특히, 광학 흐름 기반 접근법은 단순한 픽셀 이동을 분석하는 것을 넘어 닭의 활동성과 보행 이상을 세밀히 평가하며, 상업적 농장에서 비침습적이고 효율적인 보행 모니터링 방법을 제시한다. 다만, 닭의 초기 성장 단계 및 극단적 보행 점수 평가에 대한 추가적인 검증이 요구된다.

## 센서와 딥러닝 기법의 융합 보행 분석 방법

CNN과 RNN 등의 딥러닝 알고리즘을 적용한 보행 분석 기법들에 대해서 살펴본다(Pu et al., 2018; Okinda et al., 2020; Li et al., 2023; Shahbazi et al., 2023; Yang et al., 2023). Pu et al.(2018)은 Kinect 센서와 CNN 모델을 활용하여 닭 무리의 행동을 실시간으로 모니터링하고 분석하는 시스템을 개발하였으며, 이는 보행 점수 평가와 관련된 행동 이상 감지에 활용될 가능성을 제시한다. 연구는 상업적인 농장에서 닭의 이동 패턴, 활동성, 먹이 섭취와 같은 행동 데이터를 수집하고, CNN 기반 모델로 분석하여 비정상적인 움직임이나 활동 감소와 같은 행동 이상을 자동으로 분류한다. 특히, Kinect 센서를 통해 3D 데이터를 수집하여 닭 무리의 이동 경로와 활동성을 시각화하고, 비정상 보행과 정상 보행 간의 차이를 감지하는 데 유용한 변수를 도출하였다. 이 시스템은 보행 이상을 조기에 발견하여 닭의 복지 상태를 개선하고 농장의 생산성을 높이는 데 기여할 수 있는 가능성을 보여주었다.

Shahbazi et al.(2023)은 가속도계와 자이로스코프가 내장된 웨어러블 센서를 사용해 산란계의 움직임 데이터를 수집한 후, 딥러닝 모델을 활용해 정상적인 행동과 비정상적인 행동을 구분하였다. 딥러닝 모델은 CNN을 통해 센서 데이터에서 특징을 추출하고, LSTM을 통해 시간적 연속성을 반영하

여 행동 패턴을 분석하였다. GS 관점에서 볼 때, 이 연구는 움직임 속도, 활동성, 그리고 행동 간 전환의 미세한 변화를 분석함으로써 비정상 보행의 조기 감지 가능성을 제시했다. 비정상 보행(GS2 이상)과 정상 보행(GS0~1)을 분류하는 데 높은 정확도를 보였으며, 95% 이상의 행동 인식 정확도를 기록하여 보행 패턴 이상과 관련된 질병 상태를 신속히 평가할 수 있는 가능성을 보였다. 이는 웨어러블 센서와 딥러닝 기술이 결합된 접근법이 닭의 보행 점수 기반 복지 평가와 건강 모니터링을 효과적으로 지원할 수 있음을 보여준다.

## 포즈 추정 기반 접근법(Pose Estimation Approaches in Poultry)

컴퓨터 비전 알고리즘과 딥러닝 모델을 활용한 연구 중에 특별히 동물의 주요 관절 위치를 탐지하여 이를 기반으로 보행 패턴을 분석하는 방법을 포즈 추정 기반 접근법이라고 한다. 이 접근법은 비디오 데이터에서 스키텔레톤(골격) 모델을 생성하여 움직임의 동역학을 정량적으로 평가하며, 동물의 행동, 보행 패턴, 또는 건강상태를 분석하는 데 사용된다(Nasiri et al., 2022; Li et al., 2023). 최근에는 포즈 추정을 통해 닭의 각 관절을 정밀하게 감지하고, 이를 통해 비정상적인 보행을 조기에 발견하는 방법이 주목받고 있다.

Fodor et al.(2023)은 2D 영상 기반의 자세 추정 기술인 DeepLabCut에서 개발된 딥러닝 모델을 활용하여 개별 닭의 주요 관절 8지점을 감지하고 추적한 후 보행 중 두 발이 지면에 닿아 있는 이중 지지 단계 동안 6개의 자세 특징과 걸음 시 최대 다리 높이에 대한 1개의 자세 특징을 정량화하였다. 이 연구는 전문가의 평가가 포함되었으므로 완전한 자동화 시스템은 아니며, 자동화된 자세 추정 분석을 전문가의 보행 점수와 결합한 방법으로 자세 추정 기반 보행 분석의 가능성과 유용성을 보였다고 볼 수 있다. Fang et al.(2021)은 DeepLabCut 프레임워크로 육계의 주요 관절 14개 키포인트를 정확히 탐지하고 추적하는 딥러닝 모델을 구축하고, 수동으로 레이블링한 300개의 육계 이미지로 학습시킨 후 관절 좌표를 추출하고 육계의 자세와 행동 패턴을 분석하였다. 행동 분류 모델은 LSTM으로 시간적 행동 패턴을 학습했으며, 분석 결과 행동 분류의 정확도는 94%에 달했다.

Nasiri et al.(2022)은 육계의 절름발이를 식별하기 위해 스키텔레톤 기반의 비침습적 모델을 제안하며, 육계의 자세 분석을 위해서 9,412개의 대규모 데이터 셋을 구축하고, ResNet50을 백본으로 사용하는 DeepLabCut을 활용해 7개의 주요 관절을 추적하고 위치를 분석했다. 또한, 36,120 프

레이프로 구성된 400개의 동영상 데이터를 활용해 연속적인 관절 좌표 데이터를 생성하고 이를 LSTM모델에 학습시켜, 6단계 보행 점수 체계를 기반으로 육계를 분류하는 시스템을 개발했다. 모델은 전체 95%와 클래스별 평균 97.5%의 정확도를 기록하며, 상업 농장 환경에서 보행 점수 평가의 높은 가능성을 보여주었다.

Li et al.(2023)은 딥러닝과 3D 심도 카메라를 결합하여 육계의 보행을 실시간으로 추적하고 분석하는 방법을 제시하며, 3점 보행 점수 체계를 활용해 육계의 복지 및 건강 상태를 평가한다. 연구에서는 딥러닝 기반의 YOLO(You Only Look Once) 알고리즘을 사용해 개별 육계를 정확히 탐지하고 추적했으며, 심도 카메라를 통해 수집된 데이터를 전처리한 후 스켈레톤 모델을 생성하여 관절 좌표를 추출했다. 이동 궤적과 관절 움직임을 3차원으로 분석한 결과, 정상 보행에서는 관절 각도와 궤적 변화가 일관되게 나타났지만, 비정상 보행에서는 궤적의 비 대칭성과 관절 회전 각도의 급격한 변화가 관찰되었다. 비정상 보행 닭은 속도가 감소하고 이동 범위가 제한되며, 이러한 데이터를 기반으로 비정상 보행 패턴을 조기에 감지해 점수를 부여했다. 이 연구는 닭의 보행 데이터를 정량화하여 건강 이상을 신속히 탐지할 수 있는 기술적 가능성을 입증했으며, 농장에서 복지 개선과 생산성 향상을 위한 새로운 방법론을 제시한다.

그러나 이러한 융합 기법도 조명 조건 및 카메라 위치에 따른 데이터 품질의 영향과 딥러닝 모델의 높은 계산 리소스 등의 문제점을 해결하는 과제가 남아있다.

## 현재 연구의 한계와 향후 방향

센서 기반 접근법은 센서를 부착하는 과정에서 동물이 스트레스를 받을 가능성이 높고, 유지보수 비용이 많이 소요되어 대규모 농장에서의 활용이 어려운 한계가 있다. 비디오 기반 기술은 동물의 자연스러운 행동을 방해하지 않으면서 실시간 모니터링이 가능하며, 농장 내 대규모 동물 모니터링에 적합하다. 그러나 다양한 환경적 조건에서 데이터 수집이 어려워 학습을 위한 데이터 셋이 많이 부족하고, 수집하기 위한 장비의 내구성 문제가 발생할 수 있다. 또한, 딥러닝 모델의 학습 및 적용을 위해서는 높은 계산 리소스가 필요한 등의 문제가 발생한다. 따라서 향후 연구 방향으로 데이터 셋의 확장, 딥러닝 모델의 정교화, 포즈 추정 기술과 같은 고도화된 기술의 도입이 필요하며, 대규모 농장에서의 효율적 활용을 위해 비디오 기반 시스템의 비용 효율성을 높이는 연구도 필요하다.

## 결론

본 논문의 결론으로, 가금류 보행 분석에서 센서 기반 및 비디오 기반 접근법은 각각의 강점과 약점을 지니고 있으며, 특히 딥러닝을 활용한 비 접촉 감지 방식은 기존의 한계를 극복할 수 있는 유망한 기술로 평가된다. 비디오 기반 딥러닝 기술은 정밀하고 효율적인 데이터 분석을 가능하게 하여, 농장 환경에서의 자동화된 모니터링 시스템 구축을 지원할 수 있다. 이는 다양한 환경에서 적용 가능성을 확장하고, 비용 효율성을 개선하여 축산업의 생산성과 동물 복지를 동시에 향상시키는 데 기여할 수 있다. 향후 연구에서는 데이터 품질 개선, 다양한 환경에서의 기술 적합성 평가, 그리고 경제적 타당성 분석이 필요하며, 이를 통해 축산업의 디지털화와 지속 가능한 발전을 도모할 수 있을 것이다.

(색인어 : 닭, 보행점수 평가 방법, 센서 기반 기법, 비디오 기반 딥러닝 기법)

## 사사

본 논문은 농촌진흥청 2024년도 농업생명자원 관리기관 운영과제(RS-2024-00424820)의 지원으로 수행되었음.

## ORCID

Mun-Hye Kang <https://orcid.org/0009-0003-3252-9339>  
Sang-Hyon Oh <https://orcid.org/0000-0002-9696-9638>

## REFERENCES

- Aguilar-Lazcano CA, Espinosa-Curiel IE, Ríos-Martínez JA, Madera-Ramírez FA, Pérez-Espinosa H 2023 Machine learning-based sensor data fusion for animal monitoring: scoping review. *Sensors* 23(12):5732.
- Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. 2021 Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *J Big Data* 8(53):1-74.
- Aydin A 2017 Development of an early detection system for lameness of broilers using computer vision. *Comput Electron Agric* 136:140-146.
- Aydin A 2018 Leg weaknesses and lameness assessment methods in broiler chickens. *Arch Anim Husb Dairy Sci*

- 1(2):000506.
- Bergmann G, Graichen F, Rohlmann A 1993 Hip joint loading during walking and running, measured in two patients. *J Biomech* 26(8):96-990.
- Bergmann S, Schwarzer A, Wilutzky K, Louton H, Bachmeier J, Schmidt P, Erhard M, Rauch E 2017 Behavior as welfare indicator for the rearing of broilers in an enriched husbandry environment—A field study. *J Vet Behav* 19:90-101.
- Caplen G, Hothersall B, Murrell JC, Nicol CJ, Waterman-Pearson AE, Weeks CA 2012 Kinematic analysis quantifies gait abnormalities associated with lameness in broiler chickens and identifies evolutionary gait differences. *PLoS ONE* 7(7):e40800.
- Corr SA, McCorquodale CC, Gentle MJ 1998 Gait analysis of poultry. *Res Vet Sci* 65(3):233/238.
- Corr SA, Gentle MJ, McCorquodale CC, Bennett D 2003 The effect of morphology on walking ability in the modern broiler: a gait analysis study. *Anim Welfare* 12(2):159-171.
- Dawkins MS, Wang L, Ellwood SA, Roberts SJ, Gebhardt-Henrich SG 2021 Optical flow, behaviour and broiler chicken welfare in the UK and Switzerland. *Appl Anim Behav Sci* 234:105180.
- Derakhshani SM, Overduin M, van Niekerk TGC, Groot Koerkamp PWG 2022 Implementation of inertia sensor and machine learning technologies for analyzing the behavior of individual laying hens. *Animals* 12(5):1-15.
- Elmessery WM, Gutiérrez J, Abd El-Wahhab GG, Elkhayat IA, El-Soaly IS, Alhag SK, Al-Shuraym LA, Akela MA, Moghanm FS, Abdelshafie MF 2023 YOLO-based model for automatic detection of broiler pathological phenomena through visual and thermal images in intensive poultry houses. *Agriculture* 13(8):1527.
- Fang C, Zhang T, Zheng H, Huang J, Cuan K 2021 Pose estimation and behavior classification of broiler chickens based on deep neural networks. *Comput Electron Agric* 180:105863.
- Fodor I, van der Sluis M, Jacobs M, de Klerk B, Bouwman AC, Ellen ED 2023 Automated pose estimation reveals walking characteristics associated with lameness in broilers. *Poult Sci* 102(8):102787.
- Gocsik É, Silvera AM, Hansson H, Saatkamp HW, Blokhuis HJ 2017 Exploring the economic potential of reducing broiler lameness. *Br Poult Sci* 58(4):337-347.
- Jaihuni M, Zhao Y, Gan H, Tabler T, Qi H, Prado M 2023 Broiler mobility assessment via a semi-supervised deep learning model and Neo-Deep Sort algorithm. *Animals* 13(17):2719.
- Jeon JJ, Hong EC, Kang HK, Kim HS, Son J, You AS, Kim HJ, Kang BS 2020 A review of footpad dermatitis characteristics, causes, and scoring system for broiler chickens. *Korean J Poult Sci* 47(4):199-210.
- Julian RJ 1998 Rapid growth problems: ascites and skeletal deformities in broilers. *Poult Sci* 77(12):1773-1780.
- Kestin SC, Knowles TG, Tinch AE, Gregory NG 1992 Prevalence of leg weakness in broiler chickens and its relationship with genotype. *Vet Rec* 131(9):190-194.
- Kristensen HH, Perry GC, Prescott NB, Ladewig J, Ersboll AK, Wathes CM 2006 Leg health and performance of broiler chickens reared in different light environments. *Br Poult Sci* 47(3):257-263.
- LeCun Y, Bengio Y, Hinton G 2015 Deep learning. *Nature* 521(7553):436-444.
- Lee B, Kim T, Choi SW. 2023 Overcoming ethical conflicts and dilemmas in farm animal welfare: Investigation of correlation between ethical awareness level and compliance with animal welfare-related regulations in Korean layer farms. *Korean J Poult Sci* 50(2):81-90.
- Li G, Gates RS, Meyer MM, Bobeck EA 2023 Tracking and characterizing spatiotemporal and three-dimensional locomotive behaviors of individual broilers in the three-point gait-scoring system. *Animals* 13:717.
- Li Z, Liu F, Yang W, Peng S, Zhou J 2021 A survey of convolutional neural networks: Analysis, applications, and prospects. *IEEE Trans Neural Networks Learn Syst* 33(12):6999-7019.
- Li N, Ren Z, Li D, Zeng L 2020 Review: Automated techniques for monitoring the behaviour and welfare of broilers and laying hens: Towards the goal of precision livestock farming. *Animal* 14(3):617-625.
- Mao A, Huang E, Wang X, Liu K 2023 Deep learning-based animal activity recognition with wearable sensors: overview, challenges, and future directions. *Comput Electron Agric* 211:108043.

- Mei W, Yang X, Zhao Y, Wang X, Dai X, Wang K 2023 Identification of aflatoxin-poisoned broilers based on accelerometer and machine learning. *Biosyst Eng* 227:107-116.
- Nasiri A, Yoder J, Zhao Y, Hawkins S, Prado M, Gan H 2022 Pose estimation-based lameness recognition in broiler using CNN-LSTM network. *Comput Electron Agric* 197:106931.
- Okinda C, Nyalala I, Korohou T, Okinda C, Wang J, Achieng T, Wamalwa P, Mang T, Shen M 2020 A review on computer vision systems in monitoring of poultry: A welfare perspective. *Artif Intell Agric* 4:184-208.
- Paxton H, Daley MA, Corr SA, Hutchinson JR 2013 The gait dynamics of the modern broiler chicken: A cautionary tale of selective breeding. *J Exp Biol* 216:3237-3248.
- Pereira DF, Nääs IDA, Lima NDD 2021 Movement analysis to associate broiler walking ability with gait scoring. *AgriEngineering* 3:394-402.
- Pu HT, Lian J, Fan MQ 2018 Automatic recognition of flock behavior of chickens with convolutional neural network and Kinect sensor. *Int J Pattern Recognit Artif Intell* 32(7):1850023.
- Reiter K, Bessei W 1998 Influence of running on leg weakness of slow and fast growing broilers. *Arch Geflügelkd* 62(6):247-253.
- Russello H, van der Tol R, Holzhauer M, van Henten EJ, Kootstra G 2024 Video-based automatic lameness detection of dairy cows using pose estimation and multiple locomotion traits. *Comput Electron Agric* 223:109040.
- Shahbazi M, Mohammadi K, Derakhshani SM, Groot Koerkamp PWG 2023 Deep learning for laying hen activity recognition using wearable sensors. *Agriculture* 13(3):738.
- Shi LF, Liu ZY, Zhou KJ, Shi Y, Jing X 2023 Novel deep learning network for gait recognition using multimodal inertial sensors. *Sensors* 23(2):849.
- Silvera AM, Knowles TG, Butterworth A, Berckmans D, Vranken E, Blokhuis HJ 2017 Lameness assessment with automatic monitoring of activity in commercial broiler flocks. *Poult Sci* 96(7):2013-2017.
- Seel T, Raisch J, Schauer T 2014 IMU-based joint angle measurement for gait analysis. *Sensors* 14(4):6891-6909.
- Tahamtani FM, Herskin MS, Foldager L, Murrell J, Sandercock DA, Riber AB 2021 Assessment of mobility and pain in broiler chickens with identifiable gait defects. *Appl Anim Behav Sci* 234:105183.
- Tullo E, Fontana I, Diana A, Norton T, Berckmans D, Guarino M 2017 Application note: labelling, a methodology to develop reliable algorithm in PLF. *Comput Electron Agric* 142:424-428.
- Van der Eijk JA, Guzhva O, Schulte-Landwehr J, Giersberg MF, Jacobs L, de Jong IC 2023 Individuality of a group: detailed walking ability analysis of broiler flocks using optical flow approach. *Smart Agric Technol* 5:100298.
- Webster AJF, Fletcher JM, Gaudie SD 1988 Animal welfare: An experimental approach. *Physiol Behav* 42(2):139-146.
- Yang X, Zhao Y, Street GM, Huang Y, Filip To SD, Purswell JL 2021 Classification of broiler behaviours using triaxial accelerometer and machine learning. *Animal* 15(7):100269.
- Yang X, Zhao Y, Gan H, Hawkins S, Eckelkamp L, Prado M, Burns R, Purswell J, Tabler T 2023 Modeling gait score of broiler chicken via production and behavioral data. *Animal* 17:100435.
- Zhang Y, Zhang Z, Wang L 2020 Sensor technology and data fusion for animal behavior monitoring: a review. *Sensors* 20(8):2338.
- Zheng Z, Zhang X, Qin L, Yue S, Zeng P 2023 Cows' legs tracking and lameness detection in dairy cattle using video analysis and Siamese neural networks. *Comput Electron Agric* 205:107618.

---

Received Nov. 27, 2024, Revised Dec. 5, 2024, Accepted Dec. 5, 2024