New Approaches in Animal Sciences

Homepage: https://naias.uma.ac.ir

Deep Learning in Intelligent Livestock Management: A Comprehensive Review of the Role of Convolutional Neural Networks

Salimi Amjad ✉

1. Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran. Email: salimiamjad479@gmail.com

Article Info

Article type:
Review

Article history:
Received 25 November 2025
Received in revised form 3 February 2025
Accepted 3 February2025
Available online 21 March 2026

Keywords:
Deep Learning
Convolutional Neural Network (CNN)
Computer Vision
Precision Livestock Farming (PLF)

ABSTRACT

Objective: The integration of computer vision (CV) systems based on convolutional neural networks (CNNs) is rapidly transforming farm animal management in the agricultural industry. Despite significant advances, there remains a fundamental need to comprehensively review current applications, illustrative examples, major shortcomings, and proposed solutions. This review paper examines the various stages of implementing CNN-based computer vision in intelligent livestock management.

Method: This study reviews applications of convolutional neural networks in image classification, object recognition, semantic/pattern segmentation, state estimation, and tracking across major farm animals, including cattle, sheep and goats, pigs, and poultry. The study examines the critical steps for system development, including precise camera settings, diverse data capture methods, graphics processing units (GPUs), image preprocessing, and effective data labeling. It also systematically collects and analyzes a range of CNN architectures tailored to specific machine-vision tasks.

Results: In addition, this research provides critical practical insights for algorithm development, including data partitioning, data augmentation, hyperparameter tuning, and the selection of appropriate evaluation criteria. It also provides a systematic framework for identifying current challenges and future problems.

Conclusions: The ultimate goal of this review is to provide a strategic roadmap and guidance for researchers and practitioners to successfully implement CNN-based vision systems to improve welfare, genetics, and sustainable management in modern animal husbandry.

Cite this article: Salimi, Amjad. (2026). Deep Learning in Intelligent Livestock Management: A Comprehensive Review of the Role of Convolutional Neural Networks. ***New Approaches in Animal Sciences***, 1 (1), 1-14. http//doi.org/10.22098/naas.2025.18890.1005

© The Author(s).
Publisher: University of Mohaghegh Ardabili.
DOI: http//doi.org/10.22098/naas.2025.18890.1005

Introduction

The Paradigm Shift in Precision Livestock Farming (PLF). The global livestock industry is currently undergoing a radical digital transformation. As demand for high-quality protein increases alongside a growing global population, traditional husbandry methods struggle to balance productivity with the growing requirements for animal welfare and environmental sustainability. Precision Livestock Farming (PLF) has emerged as the definitive solution, utilizing technologies such as the Internet of Things (IoT), smart sensors, and advanced analytics. Among these, Computer Vision (CV), powered by Convolutional Neural Networks (CNNs), stands out as the most promising non-invasive tool. Unlike wearable sensors that may cause physical stress or require constant battery maintenance, CNN-based systems offer a "set-and-forget" approach to continuous, real-time monitoring of ethological patterns. Despite the proliferation of individual studies, there is a critical need for a comprehensive synthesis that maps the entire development pipeline—from image acquisition hardware to high-level algorithmic inference—across diverse species, including cattle, small ruminants, swine, and poultry. This study addresses this gap by reviewing the integration of Deep Learning for identifying phenotypic traits and by providing a strategic roadmap for sustainable, modern production.

Method

This review was conducted in accordance with the PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) guidelines to ensure transparency and replicability. A systematic multi-database search was conducted in Scopus, Web of Science, PubMed, and Google Scholar, focusing on peer-reviewed literature published between 2015 and 2024. The search string integrated keywords such as "Convolutional Neural Networks," "Deep Learning," "Precision Livestock Farming," and specific CV tasks. Out of hundreds of screened papers, only those demonstrating high technical validity and practical relevance to livestock management were selected. The inclusion criteria focused on the four pillars of computer vision: Object Detection, Semantic/Instance Segmentation, Pose Estimation, and Multi-Object Tracking (MOT). The study synthesized data from various farm environments, specifically analyzing how these models handle the "domain shift" between controlled lab settings and the harsh, unpredictable conditions of commercial barns characterized by variable illumination and high-density stocking.

Results

1. Core Computer Vision Applications in Animal Husbandry

Object Detection and Individual Identification: Identifying, counting, and localizing animals is foundational to digital inventory management and Biosecurity. Advanced architectures such as the YOLO (You Only Look Once) series (v5-v8), Faster R-CNN, and SSD (Single Shot Multi Box Detector) have revolutionized this domain. Beyond simple counting, these models are now tuned for high-stakes event detection, such as Calving (Parturition) monitoring and Estrous behavior recognition. By automating the detection of these physiological milestones, farmers can intervene precisely when needed, reducing mortality rates and improving reproductive efficiency.

Segmentation for Morphological Analysis:

Image segmentation (specifically Mask R-CNN and U-Net) involves a pixel-level understanding of the animal's body. This technology is instrumental in automated Body Condition Scoring (BCS). By isolating specific anatomical markers, such as the rump, hooks, and pins, in dairy cows, the system can provide a numerical score of the animal's fat reserves. This objective, human-bias-free measurement is critical for managing nutritional intake and predicting milk yield, ensuring that metabolic diseases are caught before they escalate.

Pose Estimation and Locomotion Analysis:

By detecting skeletal key points and joints, systems such as Alpha Pose and Open Pose enable granular analysis of animal movement. In the dairy industry, this is applied to Locomotion Scoring for the early diagnosis of Lameness. Since CNNs can detect subtle changes in gait cycles and joint angles—often invisible to the human eye—they enable early treatment, preventing significant economic losses and protecting animal welfare.

Multi-Object Tracking (MOT) and Behavioral Time Budgets: Combining CNN detectors with tracking algorithms such as Deep SORT (Simple Online and Realtime Tracking) enables persistent monitoring of individuals within a herd. This creates a high-fidelity map of an animal's Time Budget, recording exactly how long it spends feeding, drinking, or resting. Anomalies in these patterns act as "early warning signals" for distress, social isolation, or the onset of sub-clinical illness.

2. Technical Development Pipeline: From Hardware to Inference

A successful CNN implementation in a livestock barn is not merely about the code; it is a complex engineering pipeline:

Data Acquisition and Hardware Selection:

The review highlights the importance of camera specifications (resolution, frame rate) and placement (nadir vs. oblique views). The role of Graphics Processing Units (GPUs) is emphasized as the engine for training these deep models, alongside the potential of thermal and depth cameras for low-light environments.

Pre-processing and Data Augmentation:

Farm images are often noisy, dusty, or poorly lit. Techniques to enhance the Contrast-to-Noise Ratio (CNR) are essential. To address the challenge of small "farm-specific" datasets, this study reviews strategies such as Data Augmentation (flipping, cropping, and color jittering) and Transfer Learning (leveraging pre-trained weights from ImageNet) to prevent Overfitting and ensure the model generalizes well to new barns.

Evaluation Benchmarks:

To ensure scientific rigor, the study advocates for the standardized use of Mean Average Precision (mAP) for detection tasks, Intersection over Union (IoU) for segmentation, and MOTA (Multi-Object Tracking Accuracy) for monitoring systems.

3. Discussion: Barriers to Implementation and Future Horizons

While the technical accuracy of these models is high, the "Real-world" farm presents significant hurdles. Occlusions-where animals block the camera's view of one another-and extreme animal density remain the primary causes of "ID switches" in tracking systems. Furthermore, the high computational demands of state-of-the-art CNNs make them difficult to deploy on Edge Devices (e.g., local, low-power farm servers). Looking ahead, the trend is toward Sensor Fusion, in which CV data are integrated with Bio-acoustic sensors and environmental data (e.g., humidity and temperature) to create a comprehensive Digital Twin of the farm. Additionally, the shift toward Semi-supervised and Unsupervised Learning will likely reduce the substantial labor costs associated with manual data labeling, thereby making these systems more adaptable to different breeds and global farming practices.

Conclusions

CNN-based computer vision systems represent the cornerstone of the next generation of Smart Livestock Management. By automating the monitoring of health, welfare, and productivity, these technologies enable producers to shift from reactive to proactive management. This review provides the necessary strategic and technical framework for researchers and industry practitioners to successfully deploy deep learning models, ensuring a future that is more efficient, welfare-centric, and economically sustainable.

Author Contributions

The author was solely responsible for the conceptualization, systematic literature review, data synthesis, and manuscript writing.

Data available on request from the authors.

Acknowledgements

Ethical Considerations

The author avoided data fabrication, falsification, and plagiarism, as well as any form of misconduct.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Conflict of Interest

The author declares no conflict of interest.

یافته‌های نوین علوم دامی

یادگیری عمیق در مدیریت دامداری هوشمند: بررسی جامع نقش شبکه‌های عصبی کانولوشن

امجد سلیمی[۱]

۱. **دانشجوی دکتری فیزیولوژی دام، گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه کردستان، سنندج**

رایانامه: salimiamjad479@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله مروری

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۰۴

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۱۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۱۴

تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۰۱

کلیدواژه‌ها:
یادگیری عمیق،
شبکه عصبی کانولوشن
بینایی کامپیوتر.
دامداری دقیق

چکیده

هدف: تلفیق سیستم‌های بینایی کامپیوتری (CV) بر پایه شبکه عصبی کانولوشن (CNN) به‌سرعت در حال تغییر مدیریت حیوانات مزرعه‌ای در صنعت کشاورزی است. باوجود پیشرفت‌های قابل‌توجهی در این سیستم‌ها ، هنوز نیاز اساسی به یک مرور جامع و کامل از کاربردهای فعلی، نمونه‌های کاربردی، نواقص اصلی و راه‌حل‌های پیشنهادی آن‌ها وجود دارد. در این مقاله مروری به بررسی مراحل کاربردهای گوناگون بینایی کامپیوتری بر پایه شبکه عصبی(CNN) در حوزه مدیریت دام‌پروری هوشمند پرداخته‌شده است

روش پژوهش: در این مطالعه به تحلیل و بررسی کاربردهای مختلف و به‌کارگیری شبکه عصبی کانولوشن، در زمینه تشخیص اشیاء، دسته‌بندی معنایی نمونه، پیش‌بینی حالت و ردیابی در بین دام‌های اصلی مزرعه مانند گاو، گوسفند و بز، خوک و طیور پرداخته‌شده است. در این مطالعه مراحل مهم برای توسعه سیستم، ازجمله تنظیمات دقیق دوربین، روش‌های مختلف جمع‌آوری داده‌ها، واحدهای پردازش گرافیکی، آماده‌سازی و پردازش اولیه تصاویر و برچسب‌گذاری مؤثر داده‌ها را بررسی می‌کند. همچنین معماری‌های مختلف شبکه عصبی کانولوشن متناسب با وظایف خاص بینایی ماشینی را شکل کامل و دقیق جمع‌آوری مورد تحلیل قرارگرفته است.

یافته‌ها: این پژوهش نکات کاربردی مهمی برای توسعه الگوریتم، مانند تقسیم‌بندی دقیق داده‌ها، افزایش داده‌ها، تنظیم داده‌ها قبل از شروع یادگیری و انتخاب معیارهای ارزیابی مناسب را ارائه می‌دهد. همچنین در این مطالعه یک چارچوب کلی و نظام‌مند برای تشخیص چالش‌های موجود و مشکلات آینده ارائه می‌دهد

نتیجه‌گیری: هدف نهایی این مقاله مروری ارائه یک راهنما به پژوهشگران و فعالان و متخصصان جهت توسعه و پیاده‌سازی موفقیت‌آمیز سیستم‌های بینایی ماشینی (CV) مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن(CNN) برای مدیریت پایدار و صحیح در دام‌پروری نوین است.

استناد: سلیمی، امجد. (۱۴۰۵). مرور جامع کاربردهای سیستم‌های بینایی کامپیوتری مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن (CNN) در مدیریت هوشمند دام‌پروری. *یافته‌های نوین علوم دامی*، ۱ (۱)، ۱-۱۴. http//doi.org/10.22098/naas.2025.18890.1005

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی.

© نویسندگان.

۱. مقدمه

صنعت دام‌پروری به‌عنوان یکی از ارکان اصلی اقتصاد جهانی شناخته‌شده است؛ چرا که با افزایش جمعیت، تقاضا برای منابع پروتئینی افزایش‌یافته و درعین‌حال، رفاه حیوانات و پایداری محیط‌زیست را متعادل می‌کند. در این راستا دام‌پروری دقیق[۱] (PLF) با بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته ازجمله اینترنت اشیا (IoT)[۲]، حسگرهای هوشمند و بینایی کامپیوتری (CV) ، برای نظارت دقیق بر روی دام‌ها و مدیریت صحیح، راه‌حلی ارائه می‌دهد. (Su و همکاران، ۲۰۲۰، Huang و همکاران، ۲۰۲۰)

به‌طور مشخص حسگرها و بینایی کامپیوتری (CV) به دلیل توانایی در جمع‌آوری داده‌های به‌صورت روش‌های غیرمداخله‌ای به‌عنوان یک فناوری جدید پدید آمده است (Zhuang و همکاران، ۲۰۲۰). در طی سال‌های اخیر، یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN)، توسعه دام‌پروری مدرن را به شکل چشم‌گیری ارتقاء بخشیده است. (Li و همکاران، ۲۰۲۰) شبکه‌های عصبی کانولوشن در استخراج خودکار ویژگی‌ها از داده‌های تصویر دقت بسیار بالایی دارند و در زمینه تشخیص اشیا، ، دسته‌بندی تصویر و پیش‌بینی ردیابی اشیا با موفقیت‌های گسترده همراه بوده‌اند. (Kim و همکاران، ۲۰۲۰)

این پیشرفت‌ها در سال‌های اخیر، پتانسیل چشمگیری برای تحول در صنعت دام‌پروری مدرن در دنیا ایجاد کرده است. بااین‌حال اکثر پژوهش‌های گذشته تنها بر یک‌گونه خاص از دام تمرکز دارند و جای خالی یک منبع جامع از زیرساخت‌های نرم‌افزاری تا انتخاب درست معماری شبکه برای گونه‌های اصلی دام‌های مزرعه را پوشش دهد به‌وضوح حس می‌شود.

لذا این مقاله مروری جامع بر سیستم‌های مبتنی بر CNN در صنعت دام‌پروری، اطلاعات ارزشمندی را ارائه می‌دهد که چهار وظیفه اصلی شامل: تشخیص اشیاء، دسته‌بندی نمونه، پیش‌بینی دقیق وضعیت و پایش برای دام‌های مزرعه‌ای مختلف را پوشش می‌دهد. همچنین، این پژوهش مراحل توسعه سیستم، معماری‌های شبکه‌های عصبی کانولوشن و روش‌های توسعه الگوریتم را به‌طور کامل تشریح کرده و همچنین مشکلات فعلی و برنامه‌های آینده را موردبحث قرار می‌دهد. ساختار کلی سیستم پیشنهادی در شکل ۱ نمایش داده‌شده است.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱. داده‌های مورداستفاده

این مطالعه از طریق جستجوی سیستماتیک پایگاه‌های داده دانشگاهی شامل Scopus، Web of Science، Google Scholar PubMed برای جستجوی نشریات مرتبط با موضوع شبکه‌های عصبی کانولوشن و کاربردهای بینایی کامپیوتر در دام‌پروری انجام شد. کلمات کلیدی مورداستفاده در جستجوی ما شامل شبکه عصبی کانولوشن، CNN، یادگیری عمیق، بینایی کامپیوتر، دام‌پروری دقیق، رفاه حیوانات، تشخیص اشیا، طبقه‌بندی، پیش‌بینی وضعیت و ردیابی، به همراه اصطلاحاتی مانند گاو، طیور، گوسفند و بز بود. مطالعات بر اساس ارتباط آن‌ها با سیستم‌های بینایی کامپیوتر مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن در دام‌پروری انتخاب شدند و بر مقالات تحقیقاتی، بررسی‌ها و مجموعه مقالات کنفرانس که عمدتاً از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ منتشرشده بودند، تمرکز داشتند. مقالات در ابتدا بر اساس عنوان و چکیده طبقه‌بندی شدند و سپس متن کامل موردمطالعه قرار گرفت. اطلاعات مربوط به کاربردها، ملاحظات فنی، چالش‌ها و مسیرهای آینده استخراج و ترکیب شد تا یک مرور کلی جامع ارائه شود.

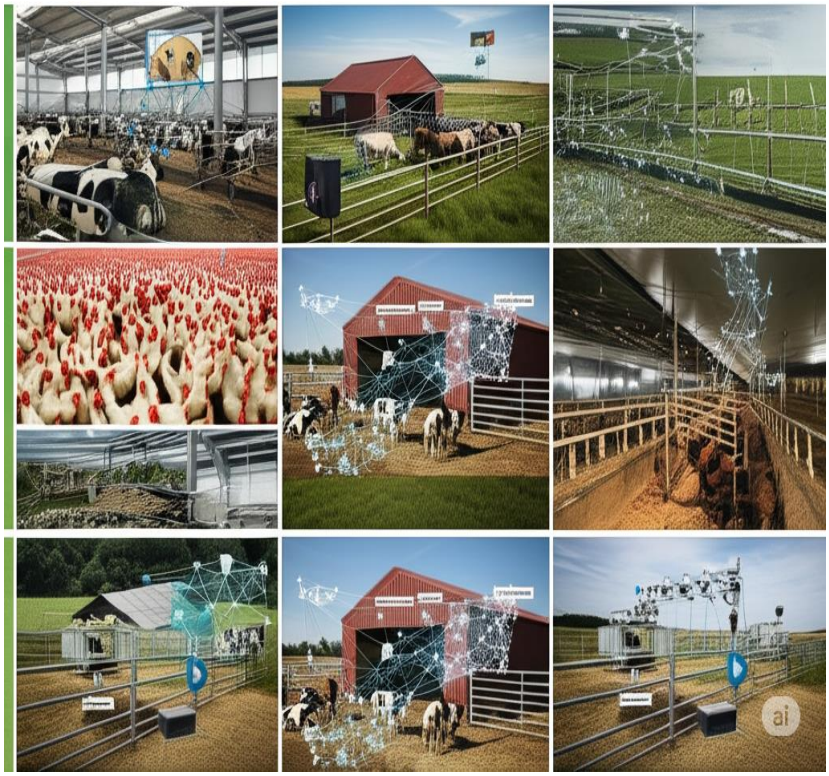
[۱] Precision Livestock Farming

[2] Internet of Things

جدول ۱- معیارهای ورود و خروج مقالات موردبررسی

Table 1- Inclusion and exclusion criteria for reviewed articles

شاخص Index	معیار پذیرش Acceptance Criteria	معیارهای عدم پذیرش Rejection Criteria
بازه زمانی Time period	مقالات منتشرشده بین ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴	مقالات قدیمی‌تر از ۲۰۲۴
نوع منبع Source type	مقالات مروری، مقالات پژوهشی و کنفرانسی	گزارش‌های غیررسمی و یادداشت‌ها و وبلاگ‌ها
موضوع Subject	کاربرد شبکه عصبی در دامپروری	کاربرد شبکه عصبی در سایر حیوانات و حشرات
زبان مقالات Language of articles	مقالات انگلیسی	سایر زبان‌ها



شکل ۱ - ساختار کلی سیستم پیشنهادی

Figure 1 - General structure of the proposed system

شکل۲- فلوچارت غربالگری و انتخاب نظام‌مند مقالات بر اساس استاندارد (PRISMA)

Figure 2 - Flowchart of screening and systematic selection of articles based on the PRISMA standard

۳. نتایج و بحث

۳,۱ کاربردهای بینایی کامپیوتر در دامداری دقیق:

شبکه‌های عصبی کانولوشنی کاربردهای گسترده‌ای برای کشاورزان و دامپروران در دامپروری دقیق (PLF) دارد و مدیریت و نظارت بر حیوانات را از طریق وظایفی مانند تشخیص، قطعه‌بندی، تخمین و ردیابی بهبود می‌بخشد.

۳,۱,۱ تشخیص اشیاء و تعیین موقعیت دقیق:

تشخیص اشیاء شامل شناسایی و مکان‌یابی خودکار دام‌ها در تصاویر یا ویدیوها است. در دامپروری، این تکنولوژی برای شمارش دقیق گله، شناسایی انفرادی دام‌ها و تشخیص رویدادهای فیزیولوژیک مانند زایمان اهمیت بسیار مهمی دارد (Li and Zhou، ۲۰۲۰). سیستم‌های مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن مانند[1] Faster R-CNN ، YOLO [2] و SSD [3] برای شمارش دقیق دام‌ها با دقت بالا در محیط‌های پیچیده مزرعه استفاده می‌شوند. تشخیص اشیاء و شناسایی انفرادی دام‌ها همچنین می‌تواند رفتارهایی نظیر تغذیه ، نوشیدن (Chen و همکاران، ۲۰۲۰) استراحت، راه رفتن یا علائم اولیه بیماری را تشخیص دهد و توانایی نظارت بر رفاه و تشخیص زودهنگام بیماری کمک کند. علاوه بر این، این فناوری‌ها در تشخیص علائم فیزیولوژیک به‌ویژه شناسایی زمان فحلی در گاوداری‌های صنعتی که از ارکان اصلی مدیریت تولیدمثل است، کاربرد حیاتی دارند و همچنین در تشخیص حالت‌های رفتاری بدن گاو برای ارزیابی سلامت و باروری بسیار مهم است. (Zhang و همکاران، ۲۰۲۰؛ Huang و

[1]Faster Region-based Convolutional Neural Network

[2]You Only Look Once

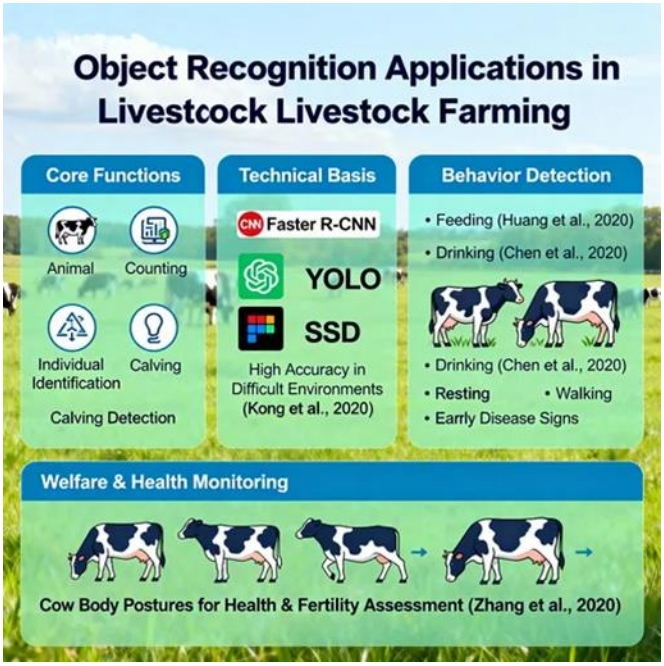
[3]Single Shot Multibox Detector

همکاران، ۲۰۲۰) همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده‌شده است، مدل‌هایFaster R-CNN ، YOLOو SSD علاوه بر مبانی فنی، نقش اصلی در شمارش و شناسایی حیوانات و همچنین ارزیابی رفتارهایی نظیر تغذیه، فحلی و وضعیت بدن ایفا می‌کنند.

جدول ۲- خلاصه‌ی طبقه‌بندی مقالات منتخب بر اساس مدل‌های CNN و بخش‌های کاربردی در مدیریت دام

Table 2- Summary of the classification of selected articles based on CNN models and application areas in livestock management

وظیفه بینایی Vision Task	معماری‌های رایج CNN Common CNN Architectures	گونه دام Animal Species	کاربرد Application	منبع Source
تشخیص اشیاء Object Detection	YOLO -You ،Faster R-CNN SSD - Single ،Only Look Once Box Detector Shot Multi	گاو و گوسفند	شمارش دام، شناسایی زایمان و تغذیه دام‌ها	Li(2020), Chen(2020)
تقسیم‌بندی نواحی تصاویر Image Region Segmentation	U-Net, Mask R-CNN	گاو و طیور	امتیازدهی وضعیت بدن (BCS)	Zhang (2020)
تخمین حالت State Estimation	Open Pose/Alpha Pose	گاو	تشخیص لنگش در گاو، و تحلیل حرکات حیوان به‌صورت سه‌بعدی	Wang (2020)
شناسایی و ردیابی Identification and Tracking	Deep SORT + CNN	تمام گونه‌ها	ردیابی حیوانات در گله و تحلیل رفتارهای حرکتی	Kong (2020)



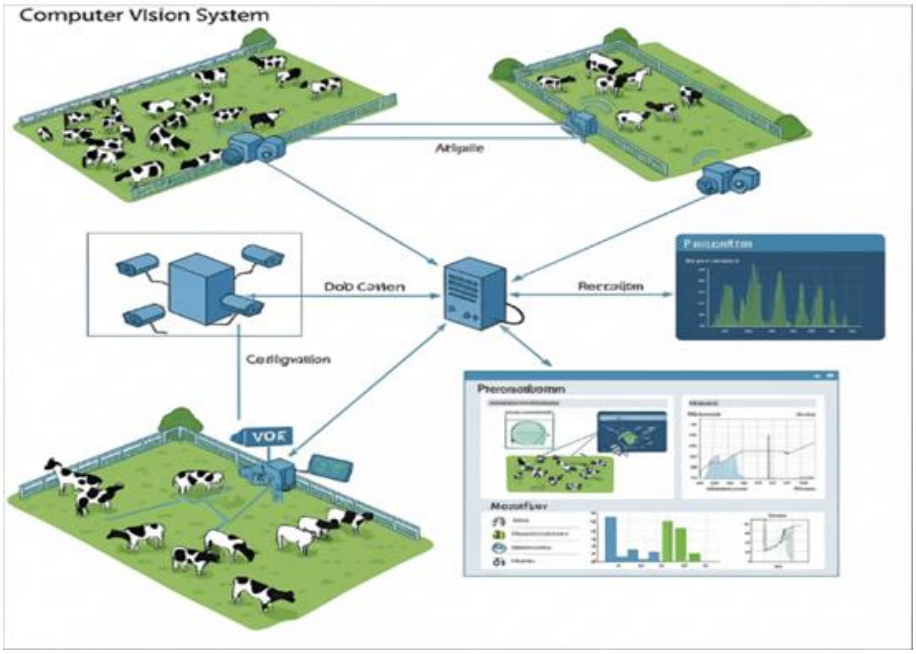
شکل۳- کاربردهای اساسی تشخیص اشیا در دام‌پروری دقیق با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن

Figure 3 - Basic applications of object recognition in precision animal husbandry using convolutional neural networks

۳،۱،۲ تقسیم‌بندی و پردازش تصویر در دام‌پروری:

تقسیم‌بندی و پردازش تصویر در دام‌پروری، تصاویر اشیاء موردنظر (مانند دام یا تجهیزات) را به‌طور دقیق از پس‌زمینه یا سایر اجسام تفکیک می‌کند. این روش برای تجزیه‌وتحلیل دقیق ویژگی‌های مرفولوژیک دام‌ها، امتیازدهی وضعیت بدن (BCS) تفکیک اندام‌های حیاتی جهت بررسی‌های بیشتر به کار می‌رود. درواقع این تقسیم‌بندی، تصاویر دام‌ها برای تجزیه‌وتحلیل شکل، اندازه یا قسمت‌های مهم بدن (مانند پستان، پاها) کاربرد دارد. هدف اصلی این روش امتیازدهی

وضعیت بدن (BCS) را در گاو و دام‌های دیگر را امکان‌پذیر می‌کند، که یک شاخص کلیدی در سلامت و بهره‌وری محسوب می‌شود. این طبقه‌بندی‌های و پردازش‌های منظم اغلب توسط روش‌های مانند U-Net و Mask R-CNN اعمال می‌شوند. درواقع، U-Net با استفاده از یک ساختار منسجم شامل مسیرهای مختلف ازجمله کدگذاری داده‌ها و رمزگشایی داده‌ها و تصاویر، و طبقه‌بندی کردن و در تفکیک دقیق مرزهای بدن دام از پس‌زمینه‌های پیچیده مزرعه بسیار موفق عمل می‌کند . همچنین Mask R-CNN با بهره‌گیری از فناوری معماری Faster R-CNN، نه‌تنها دام را شناسایی می‌کند، بلکه برای هر نمونه به‌صورت مجزا تصاویر مختلف را تعیین می‌کند. این قابلیت در دامداری‌های صنعتی برای جداسازی دام‌های که دچار همپوشانی فیزیکی هستند و در تراکم بالا گله در کنار هم قرار دارند، مهم است و امکان اندازه‌گیری دقیق وضعیت دام و بررسی ویژگی‌های مورفولوژیک جهت تعیین نمره BCS را فراهم می‌سازد (Huang و همکاران ۲۰۲۰؛ Zhang و همکاران، ۲۰۲۰).



شکل ۴ – معماری کلی سیستم بینایی کامپیوتری در مدیریت هوشمند واحدهای دام‌پروری

Figure 4 - General architecture of the computer vision system in intelligent management of livestock units

۳،۱،۳ سنجش وضعیت حیاتی دام‌ها:

سنجش وضعیت حیاتی دام‌ها، با شناسایی وضعیت اندام‌های مهم بدن دام و مسیریابی و پایش و حالت‌های ممکن و حرکات سه‌بعدی آن را تحلیل و پردازش کند. این تکنولوژی به‌عنوان یک ابزار هوشمند برای تحلیل وضعیت دقیق رفتار دام، تشخیص به‌موقع لنگش یا ناهنجاری‌های مهم حرکتی و ارزیابی وضعیت بدن حیوان کاربرد حیاتی و مفید دارد. این فناوری توانایی تشخیص به‌موقع تغییرات در رفتارهای حرکتی دام ، لنگش و اختلالات حرکتی را در مراحل اولیه برای درمان به‌موقع و بهبود رفاه حیوان را دارد. همچنین رفتارهایی مانند غذا خوردن و نوشیدن آب و استراحت حیوان ، فعالیت‌های روزمره دام‌ها را در طول شبانه‌روز به‌طور دقیق بررسی می‌کند (Li و همکاران، ۲۰۲۰؛ Huang و همکاران، ۲۰۲۰).

۳،۱،٤ردیابی مکان و زمان دام‌ها در طول روز:

ضبط فیلم‌های ویدئویی از ردیابی و حرکت دام‌ها ر در دام‌پروری‌ها در این سیستم امکان نظارت دقیق بر فعالیت‌های انفرادی دام‌ها، تجزیه‌وتحلیل الگوهای حرکتی و تشخیص ارتباط متقابل بین دام‌ها داشته باشد. (Zhang و همکاران، ۲۰۲۰) ردیابی فردی هر دام به‌واسطه الگوریتم‌های پایش مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن امکان نظارت مداوم بر هر دام را فراهم می‌کند همچنین این فناوری امکان ارزیابی میزان مصرف خوراک، میزان مصرف آب، رفتار فحلی و شناسایی حیوانات بیمار در دام‌پروری کمک می‌کند. این دقت عملکردی بالا به‌واسطه الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن است

رفتارها و هویت حیوان را در طول زمان حفظ می‌کنند و دقت بالایی را ارائه می‌دهند (Kong و همکاران، ۲۰۲۰).

۳,۲,۱تهیه و آماده‌سازی داده‌ها:

کیفیت و کمیت داده‌ها برای موفقیت مدل شبکه عصبی کانولوشن بسیار مهم و ضروری هستند (Kong و همکاران، ۲۰۲۰؛ Wang و همکاران، ۲۰۲۰). انتخاب مناسب دوربین، محل قرارگیری دوربین، ارتفاع، زاویه و میزان نور به‌طور قابل‌توجهی بر کیفیت تصویر تأثیر می‌گذارد. دوربین‌های حرارتی و چندمنظوره می‌توانند اطلاعات بیشتری ارائه دهند و می‌توان داده‌ها را به‌صورت دستی یا خودکار جمع‌آوری کرد، و تنوع در حالت‌های دام‌ها، پس‌زمینه‌ها و شرایط محیطی برای شرایط مختلف مدل بسیار مهم است. مجموعه داده‌ها اغلب از دانشگاه‌ها یا منابع در دسترس عموم جمع‌آوری می‌شود. آماده‌سازی تصویر شامل تغییر سایز تصاویر، تنظیم روشنایی، افزایش کنتراست، کاهش نویز و انحرافات ناشی از لنز است. دسته‌بندی دقیق داده‌ها یکی از مهم‌ترین و سخت‌ترین مراحل آموزش مدل‌های شبکه عصبی کانولوشن به منابع محاسباتی قدرتمند (GPU) وابسته هستند. انتخاب GPU[1] های مناسب و نحوه استفاده از آن‌ها ضروری است. کیفیت و کمیت داده‌ها رمز موفقیت مدل شبکه عصبی کانولوشن در دام‌پروری مدرن است (Li و همکاران، ۲۰۲۰). در این چهارچوب، پیشرفت موفقیت‌آمیز سیستم‌های بینایی ماشین (CV) مبتنی بر CNN در دام‌پروری دقیق نیازمند توجه به کلیه ملاحظات فنی، از مراحل اولیه جمع‌آوری داده‌ها تا مرحله پایانی ارزیابی و تأیید مدل است (Wang و همکاران، ۲۰۱۹؛ Li و همکاران، ۲۰۲۰). همان‌طور که در شکل ۵ کامل مشخص است، این فرآیند در قالب یک چرخه هوشمند عمل کرده که در آن داده‌های خام پس از پردازش، به شاخص‌های مدیریتی کاربردی تبدیل می‌شوند.

۳,۲ مشکلات و نکات مهم در ساخت سیستم‌های بینایی ماشین (CV) با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن:

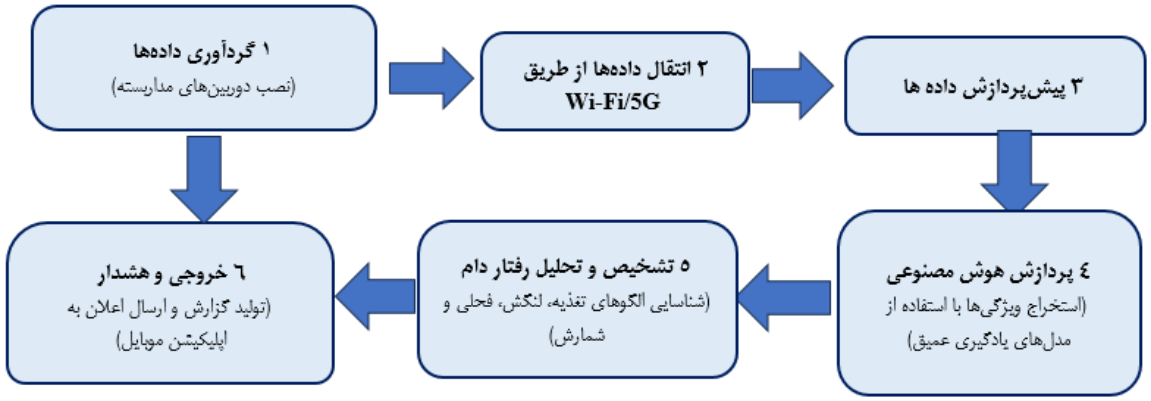
۳,۲,۲ ساختارهای شبکه‌های عصبی کانولوشنی در تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر دام:

انتخاب ساختارهای شبکه عصبی کانولوشن نقش مهمی در پردازش تصاویر ایفا می‌کند. انتخاب معماری تشخیص اشیاء، مدل‌های دومرحله‌ای مثلاً (Faster R-CNN) از دقت بالایی برخوردار است، درحالی‌که مدل‌های تک‌مرحله‌ای مانند (YOLO، SSD) سرعت پردازش بالاتری را برای برنامه‌ها فراهم می‌کنند. در قسمت طبقه‌بندی تصاویر، U-Net بسیار پرکاربرد است، Mask R-CNN قابلیت تشخیص هم‌زمان و طبقه‌بندی نمونه را دارد. DeepLab دقت بالایی در طبقه‌بندی معنایی دقیقی ارائه می‌دهد. همچنین شبکه‌های عصبی مانند OpenPose و AlphaPose برای ردیابی دام موردنظر استفاده می‌شوند، درحالی‌که ردیابی اغلب مدل‌های تشخیص اشیاء را با الگوریتم‌هایی مانند Deep SORT ترکیب می‌کند (Kong و همکاران، ۲۰۲۰).

۳,۲,۳ پیاده‌سازی الگوریتم و بررسی عملکرد مدل:

در عملکرد شبکه‌های عصبی کانولوشن نیازمند طراحی هوشمندانه و دقیق بسیار مهم است (Su و همکاران، ۲۰۲۰). طبقه‌بندی مناسب مجموعه داده‌ها به مجموعه‌های مجزا ازجمله آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون برای رسیدن به حداکثر توان مدل لازم و ضروری است؛ استفاده از فرایند اعتبارسنجی متقابل، نتایج ارزیابی قوی و پایدار را تضمین می‌کند. با توجه به محدودیت در داده‌های نشانه‌گذاری شده تکنیک‌های افزایش داده (مانند چرخش، تغییر اندازه، برش و افزایش روشنایی) برای ارتقاء و تنوع مجموعه داده‌ها و جلوگیری از آسیب رسیدن به داده‌ها ضروری هستند. همچنین بهبود گزارش پارامترهای مانند نرخ یادگیری، و اندازه دسته‌ها و تعداد دوره‌های آموزشی برای افزایش کیفیت عملکرد مدل بسیار حیاتی است. برای ارزیابی دقیق کارایی مدل‌ها از معیارهای مختلفی مانند تشخیص اشیاء (Detection) با معیارهایی چون mAP[2] و F1-Score و در مبحث طبقه‌بندی (Segmentation) با IoU[3] و پیش‌بینی حالت و ردیابی (Pose Estimation & Tracking) با پارامترهای مثل MOTA[4] و OKS[5] اندازه‌گیری می‌شوند (Wang و همکاران، ۲۰۱۹؛ Wang و همکاران، ۲۰۲۰) شاخص‌هایی انتخاب مورداستفاده قرار گیرند تا ضمن بهبود سرعت رشد، عملکرد اقتصادی گله نیز افزایش یابد.

[1] Graphics Processing Unit
[2] Mean Average Precision
[3] Intersection over Union
[4] Multiple Object Tracking Accuracy
[5] Object Keypoint Similarity



شکل ۵- فلوچارت مراحل اجرایی سیستم پایش هوشمند دام

Figure 5- Flowchart of the implementation steps of the intelligent livestock monitoring system

جدول ۳ – مقایسه معماری‌های مختلف یادگیری عمیق در تشخیص و ردیابی اشیاء

Table 3 - Comparison of different deep learning architectures in object detection and tracking

معماری Architecture	نوع Type	مزایا Advantages	معایب Disadvantages
Faster R-CNN	دومرحله‌ای	قابلیت تشخیص بالا	سرعت پردازش پایین
YOLO/ SSD	یک مرحله‌ای	سرعت پردازش بسیار بالا	دقت پایین در تشخیص اشیاء
U-Net	چندمرحله‌ای تقسیم‌شده	دقت بالا در تقسیم‌بندی و تفکیک	نیاز به داده‌های مرتب و انتخاب‌شده
Deep SORT	ردیابی	دقت بالا در ردیابی و پایش	همپوشانی تصاویر و پنهان ماندن از دید

٤. بحث

تلفیق سیستم‌های CV مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن در دام‌پروری دقیق پتانسیل بالایی برای افزایش مدیریت، رفاه حیوانات و بهره‌وری بالاتر ارائه می‌دهد (Kim و همکاران، ۲۰۲۰). این تکنولوژی امکان نظارت مداوم در طول شبانه‌روز بدون ایجاد استرس و یا مداخله بر رفتارهای حیوانات، سلامت و وضعیت تولیدی را میسر می‌کنند. بهره‌گیری از کاربرد شبکه عصبی کانولوشن در تشخیص اشیا، طبقه‌بندی و ردیابی، ارزیابی وضعیت حرکتی منجر به پیشرفت قابل‌توجهی در شناسایی دقیق دام‌ها، ارزیابی دقیق وضعیت بدنی، تشخیص زودهنگام لنگش،بررسی وضعیت فحلی حیوان و نظارت بر رفتارهای تغذیه‌ای شده است. این دستاوردهای ، توانایی جمع‌آوری خودکار حجم زیادی از داده‌ها را دارند که در روش‌های دام‌پروری سنتی غیرممکن بود با تجزیه‌وتحلیل‌های پیچیده و الگوهای رفتاری را ، امکان‌پذیر می‌کند. استفاده از این فناوری فرایند تشخیص زودهنگام اختلالات فیزیولوژیکی و ناهنجاری‌های رفتاری را تسهیل نموده و فضای مناسبی را برای مداخله به‌موقع و درمان فراهم می‌کند. یک مزیت کلیدی، توانایی جمع‌آوری خودکار حجم زیادی از داده‌ها است که امکان تجزیه‌وتحلیل الگوهای پیچیده و رفتاری را که با روش‌های سنتی امکان‌پذیر نیست، فراهم می‌کند. این امر تشخیص زودهنگام مشکلات سلامتی و رفتاری را تسهیل می‌کند و امکان مداخله به‌موقع را فراهم می‌آورد. (Wang و همکاران، ۲۰۲۰) بااین‌حال، مشکلات محدودی کماکان پابرجا هستند، ازجمله کمبود مجموعه داده‌های باکیفیت بالا به‌صورت عمومی و با دسته‌بندی مناسب تنوع محیطی در مزرعه (به‌عنوان‌مثال، نور، حرکت حیوانات و تنوع نژاد) پیچیدگی جمع‌آوری داده‌ها را افزایش می‌دهد. برای آموزش و انجام‌پذیری مدل‌های شبکه عصبی کانولوشن در محیط‌های دام‌پروری مدرن به قدرت محاسباتی بالایی نیاز است و اطمینان از موفقیت مدل‌ها در همه شرایط همچنان یک مشکل جدی است (Kong و همکاران، ۲۰۲۰).

با توجه به مطالعه مقالات یافته‌ها نشان می‌دهد که علی‌رغم پیشرفت‌های بسیار زیاد در حوزه هوش مصنوعی در دام‌پروری مدرن، این پیشرفت‌ها و توسعه فناوری در کاربردهای مختلف دام‌پروری یکسان نیست. این فناوری در کاربرد تشخیص اشیاء و شمارش دام به بالاترین سطح پیشرفت خود رسیده است و استفاده از مدل‌های YOLO به دلیل تعادل مطلوب میان سرعت و دقت، امکان استفاده عمومی این

فناوری را در اپلیکیشن‌های موبایل و سیستم‌های پایش آنلاین فراهم کرده است. در مقابل، حوزه‌هایی مانند پیش‌بینی حالت و پیش‌بینی رفتارهای پنهان (نظیر لنگش در مراحل اولیه) هنوز در مراحل اولیه آزمایشگاه هستند و تا رسیدن به ارتقاء و بهره‌برداری کامل برای استفاده در دام‌پروری مدرن فاصله‌دارند (Yang و همکاران، ۲۰۱۹؛ Li و همکاران، ۲۰۲۱). بزرگ‌ترین چالش شناسایی‌شده در این حوزه این بوده که پژوهش‌ها در محیط‌های کنترل‌شده دانشگاهی با نورپردازی مناسب و کمترین تراکم دام انجام‌شده‌اند؛ درحالی‌که در کاربرد مزرعه‌ای، عواملی همچون تغییرات زیاد نور، وجود گردوغبار، در دامداری‌های پرتراکم عملکرد مدل‌ها را به‌شدت کاهش می‌دهند. و در بخش سخت‌افزاری جایی که مدل‌های دقیق مانند (Faster R-CNN به دلیل نیاز به توان محاسباتی بالا ازنظر اقتصادی برای بسیاری از واحدهای دام‌پروری توجیه اقتصادی ندارد (Li و همکاران، ۲۰۲۱؛ Li و همکاران، ۲۰۲۰).

با توجه با نتایج محققان مشکلات فنی به‌صورت پیوسته بر یکدیگر تأثیر می‌گذارد. مشکل جمع‌آوری داده به‌صورت مستقیم بر انتخاب معماری موردنظر تأثیر دارد؛ کمبود داده‌های طبقه‌بندی‌شده در رفتارهای پیش‌بینی‌نشده، پژوهشگران را به فکر معماری‌های پیچیده‌تر باقابلیت یادگیری نظارتی سوق می‌دهد. همچنین، تضاد میان دقت و سرعت یکی از اصلی‌ترین مشکلات بهبود پایداری هویت دام در ردیابی‌های طولانی‌مدت مانند مدل Deep SORT، منجر به افزایش بار محاسباتی و کاهش سرعت تحلیل آنلاین می‌گردد (مطابق آنچه در جدول ۳ ارائه شد) (Li و همکاران، ۲۰۲۱؛ Zhuang و همکاران، ۲۰۲۰).

۵. گام‌های بعدی پروژه و زمینه‌های توسعه در آینده

برای پیشرفت بیشتر در این زمینه نیازمند تحقیق و توسعه در چندین بخش کلیدی است. بخش ۱ افزایش دسترسی به داده‌ها: ایجاد مجموعه داده‌های بزرگ، متنوع و باکیفیت برای آموزش مدل‌های شبکه عصبی قدرتمندتر بسیار مهم است. ابزارهای جمع‌آوری خودکار داده‌ها و حاشیه‌نویسی نیمه‌خودکار می‌توانند به فرایند بهبود طرح کمک کنند بخش ۲ مدل‌های کوچک‌تر با عملکرد بالا: تلاش برای ایجاد مدل‌های سبک و کارآمد از طریق معماری‌های شبکه عصبی کانولوشن فشرده برای مستقر شدن در دستگاه‌های لبه‌ای با منابع محاسباتی محدود در مزرعه، بخش ۳ یکپارچه‌سازی حسگرها برای تشخیص بهتر: ادغام داده‌های تصویر با سایر حسگرها مانند صدا، دما، رطوبت، pH برای درک کامل از وضعیت حیوانات و بهبود دقت مدل، بخش ۴ تحلیل الگوهای اجتماعی و رفتار جمعی: ساخت و توسعه مدل‌هایی که توانایی تجزیه‌وتحلیل نه‌تنها رفتارهای فردی، بلکه الگوهای رفتاری گروهی و تعاملات اجتماعی نیز هستند. بخش ۵ رعایت اصول اخلاقی و حریم خصوصی: توجه به نگرانی‌های اخلاقی مربوط به نظارت مداوم و پایش ۲۴ ساعته حیوانات و تضمین حریم خصوصی داده‌ها، بخش ۶ سیستم‌های تشخیص و هشدار فوری: تمرکز بر ایجاد و توسعه سیستم‌های هوشمندی که می‌توانند مشکلاتی مانند بیماری در حیوانات و نقص در تجهیزات را بدون تأخیر تشخیص دهند و هشدارهای لازم را به دام‌پروران ارائه دهند.

۶.نتیجه‌گیری

در این تحقیق، ما در حال مطالعه کاربرد عملی و استفاده فعلی از شبکه‌های عصبی کانولوشن در دام‌پروری دقیق بودیم. این سیستم‌ها در صورت اجرای آماده‌سازی مناسب، انتخاب معماری شبکه عصبی مناسب و روش‌های توسعه الگوریتم، به‌خوبی می‌تواند در دام‌پروری دقیق کمک ساز باشد. آماده‌سازی داده‌ها بسیار مهم است زیرا بر کیفیت داده‌های ورودی به مدل تأثیر می‌گذارد. این آماده‌سازی شامل تنظیمات دوربین، ضبط داده‌ها، انتخاب GPU، پردازش تصویر و دسته‌بندی داده‌ها می‌شود. انتخاب معماری شبکه عصبی کانولوشن باید بر اساس رقابت بین دقت تشخیص و سرعت پردازش باشد و معماری خاص ممکن است بسته به وظیفه بینایی رایانه‌ای موردنظر متفاوت باشد. باید موارد مهم، ازجمله توزیع مناسب داده‌ها، داده‌های توسعه، یادگیری انتقالی، و انتخاب معیارهای ارزیابی موردتوجه قرار بگیرد.

سپاسگزاری

تضاد منافع نویسندگان

«نویسنده این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافعی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند»

دسترسی به داده‌ها

«همه اطلاعات و نتایج در متن مقاله ارائه‌شده است»

منابع

References

Chen, S., Wang, Y., Li, S., & Liu, B. (2020) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *51*(1), 100–103. https://doi.org/10.11843/j.issn.1005-4847.2020.01.011

Huang, Y., Li, G., Zhao, Y., Chen, Z., Chesser, G.D., Jr., Purswell, J.L., & Linhoss, J. (2020) A computer vision-based system for broiler feeding behavior detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, *178*,105764.

Kim, T., Kim, B., Kim, D., & Kim, S. (2020) Deep learning in animal husbandry: A review. *Journal of Animal Science and Technology*, *62*(1), 1–10.

Kong, N., Zhang, P., Wei, Y., Zhu, L., & Wang, X. (2020) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *51*(1), 80–84.

Li, G., Huang, Y., Chen, Z., Chesser Jr, G.D., Purswell, J.L., Linhoss, J., & Zhao, Y. (2021) Practices and applications of convolutional neural network-based computer vision systems in animal farming: A review. *Sensors*, 21(4), 1492. https://doi.org/10. 3390/s21041492

Li, G., Zhao, Y., Purswell, J.L., Chesser, G.D., Jr., Lowe, J.W., & Wu, T.-L. (2020) Feeding and drinking behaviours of broilers. *Journal of Applied Poultry Research*, *29*(2), 391–401.

Li, S., & Zhou, Y. (2020) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *51*(1), 104–108.

Li, Y., Liang, X., Zhang, C., & Wang, Y. (2020) A deep learning approach for early detection of lameness in dairy cows. *Sensors*, *20*(11), 3105. https://doi.org/10.3390/s20113105.

Su, X., Zheng, X., Wu, L., & Wang, F. (2020) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *51*(1), 109–113.

Wang, F., Zhang, C., Cai, X., & Ding, W. (2020) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine.* *51*(1), 95–99.

Wang, S., Li, X., Chen, Z., & Zhang, H. (2019) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *50*(1), 117–

Yang, L., Wu, H., Li, S., & Zhang, S. (2019) Research progress on deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *50*(1), 112–116

Zhang, X., Zhang, C., & Zhou, G. (2020) Computer vision-based cow body condition scoring and analysis. *Journal of Agricultural Machinery*, *51*(2, 252–257.

Zhang, X., Zhang, C., & Zhou, G. (2020) Computer vision-based cow body condition scoring and analysis. *Journal of Agricultural Machinery*, *51*(2), 252–257.

Zhuang, J., Hu, X., & Zhang, T. (2020) Review of deep learning in animal husbandry. *Journal of Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, *51*(1), 114–118