

人工智慧在家畜動物研究的系統性回顧⁽¹⁾

朱育霆⁽²⁾⁽³⁾ 謝郁萱⁽²⁾ 劉于婕⁽²⁾ 吳晉東⁽²⁾ 黃國豪⁽²⁾

收件日期：113 年 2 月 23 日；接受日期：113 年 4 月 24 日

摘 要

人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 在畜牧業中的應用日益受矚目，特別是在提升生產效率、動物健康監測、個體辨識和飼餵技術改進等方面。本文聚焦 2014 至 2023 年的研究，探討人工智慧在畜牧業的討論面向、研究對象以及使用哪些技術。本研究使用 Web of Science 資料庫進行蒐集，篩選出 30 篇文章做為主要研究論文。我們發現畜牧業的應用中，討論面向包含動物行為、個體辨識、餵養輔助、健康評估、育種繁殖、計數等，而研究對象聚焦於牛、豬、羊等在全球具有高經濟與高食用價值的動物。另外，使用深度學習技術的研究高於使用機器學習技術的研究，透過先進科技，人工智慧將可優化畜牧業管理和生產流程，為畜牧業未來的發展做出實質貢獻。

關鍵詞：畜牧業、牲畜、人工智慧、機器學習、深度學習。

緒 言

I. 研究動機與目的

對畜牧業而言，動物的健康、飼養和育種等方面都是重要的課題。傳統上，這些任務通常需要仰賴專業人員或獸醫，然而，這種方式可能伴隨高昂的人力成本。隨著新興技術如人工智慧的發展，畜牧業也開始導入相關應用，期望更有效率地執行這些任務。

Fuentes *et al.* (2022) 回顧了 2007 至 2021 年間，生物特徵技術在「健康與福祉」、「識別技術」、「其他複雜問題」的應用，並細分動物種類：牛、羊、豬分別討論。然而，人工智慧在畜牧業的應用廣泛且變化快速，新的面向與技術不斷推陳出新，因此，本研究將聚焦於近十年 (2014 至 2023 年) 的相關研究。

首先，我們將回顧人工智慧在畜牧業的討論面向，藉此深入了解人工智慧在畜牧業中的實際應用情境。其次，本研究將關注人工智慧在畜牧業中的研究對象，分析選用動物種類與相對應的研究場景；本文也將深入研究人工智慧在畜牧業的技術面向，透過對數據分析、監控系統和預測模型等技術的探討，我們旨在揭示人工智慧如何透過先進的科技手段優化畜牧業的管理和生產流程。

根據本文所建立的研究框架，這項研究不僅對畜牧業的當前發展具有重要意義，更為未來的可持續發展提供了實質貢獻。

II. 研究問題

- 2014 至 2023 年人工智慧應用於畜牧業的面向。
- 2014 至 2023 年人工智慧應用於畜牧業鎖定的研究對象。
- 2014 至 2023 年人工智慧應用於畜牧業的技術。
- 2014 至 2023 年人工智慧應用於畜牧業的特徵來源。
- 2014 至 2023 年人工智慧應用於畜牧業的應用目的。

材料與方法

本研究以 Web of Science 資料庫進行文獻蒐集，主要探討畜牧業和人工智慧之間的關聯。從表 1 顯示，我們根

(1) 農業部畜產試驗所研究報告第 2787 號。

(2) 雲林科技大學智慧數據科學研究所，64002 雲林縣斗六市大學路三段 123 號。

(3) 通訊作者，E-mail: pig22630445@gmail.com。

據研究問題將關鍵字分成兩大項，分別是畜牧業和人工智慧。在畜牧業方面，關鍵字包括「畜牧業 (Animal husbandry)」和「牲畜 (Livestock)」；在人工智慧方面，則包括「人工智慧 (AI)」、「機器學習 (Machine learning)」和「深度學習 (Deep learning)」，總共取得五個關鍵字。透過這五個關鍵字的組合，我們總共搜尋到 987 篇文章。

篩選條件方面，我們設定了以下條件：(i) 期刊、科學文章，(ii) 2014 年之後發表，(iii) 引用次數較高，(iv) 有明確指出研究方向，(v) 研究對象為四隻腳的畜牧動物，(vi) 有使用到人工智慧技術。前兩項條件使用 Web of Science 資料庫內建的篩選條件，總共篩選出 789 篇論文。隨後，根據引用次數高低排序，選出引用次數最高的 90 篇論文。最後，通過人工篩選方式，依照後三項篩選條件，最終確定 30 篇論文作為本研究的主要參考文獻。

綜合以上的關鍵字搜尋及篩選條件過濾，圖 1 顯示在 987 篇論文中，成功取得 30 篇符合研究條件的作品，為進一步深入探討畜牧業與人工智慧之間的關聯提供了有力的文獻基礎。

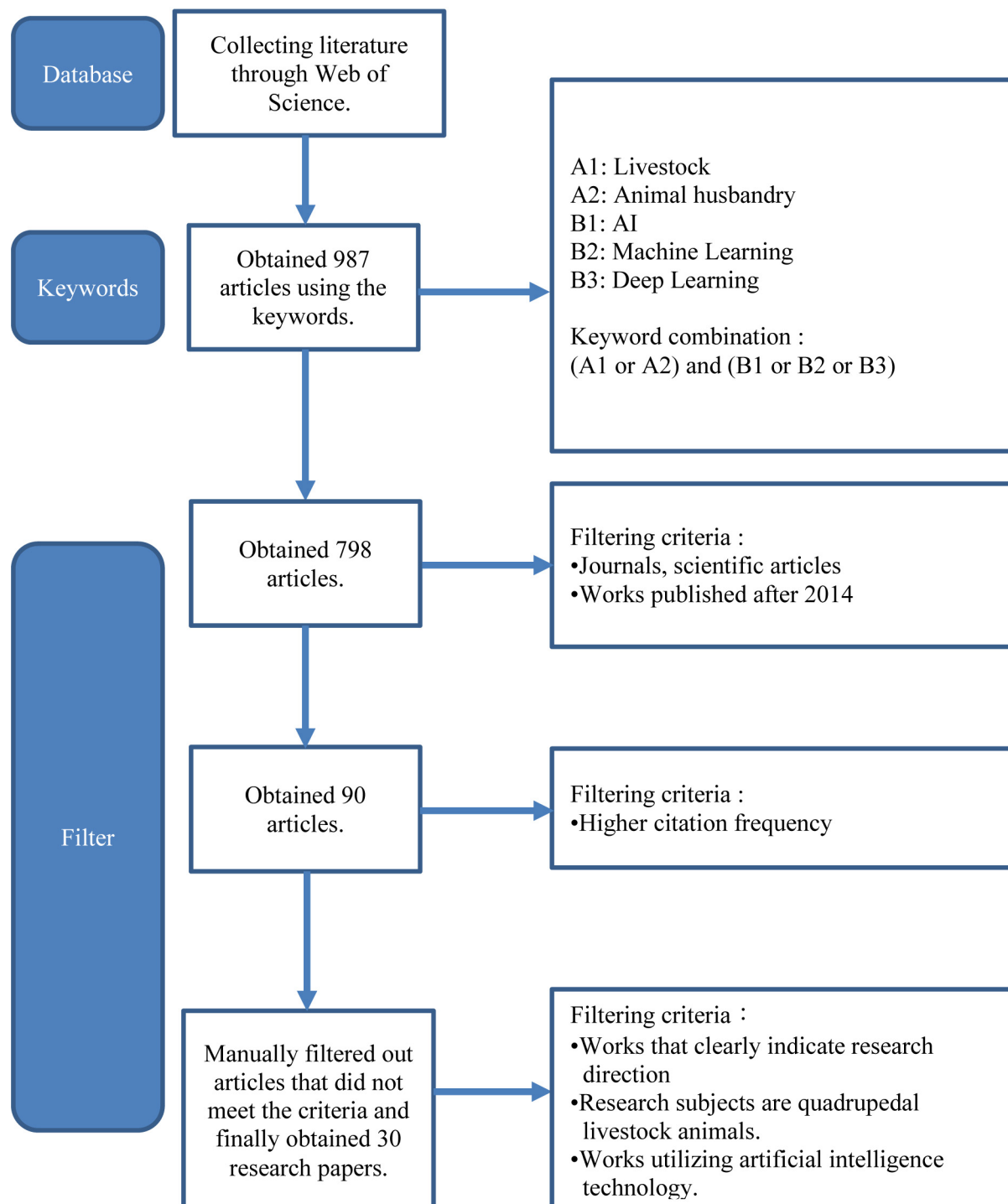


圖 1. 論文篩選流程圖。

Fig. 1. Paper screening flow chart.

表 1. 關鍵字組合

Table 1. Keyword combinations

Animal husbandry		Artificial Intelligence		Search equation
A1	Livestock	B1	AI	(A1 or A2) and (B1 or B2 or B3)
A2	Animal husbandry	B2	Machine learning	
		B3	Deep learning	

結果與討論

I. 人工智慧應用於畜牧業的面向

我們將蒐集到的文獻所討論的面向，分成動物行為、個體辨識、餵養輔助、健康評估、育種繁殖、計數等六個面向作為討論，並做成圖 2 之統計圖表。從結果可看出，動物行為佔據 40% 的比例為最大宗，研究多以機器學習技術直接針對動物的行為（如反芻、步行、站立、躺臥等）分類，或是以深度學習技術來預測動物的行為。個體辨識以 33.3% 的占比位居第二名，大多以深度學習技術辨識動物個體，其中又以 Convolutional Neural Network (CNN) 模型應用最多。其餘 4 種面向則無相差太多，僅各占些許比例。

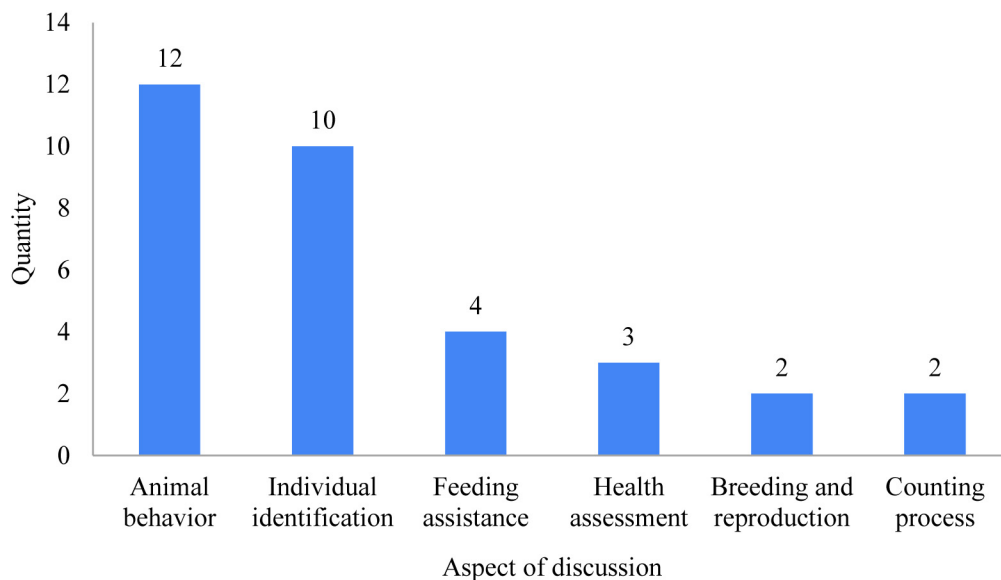


圖 2. 討論面向分布。

Fig. 2. Discussion oriented distribution.

(i) 動物行為：

從文獻的搜索中，對於動物行為辨識的研究也很多。Dutta *et al.* (2015) 使用監督式機器學習和項圈對動態的牛隻進行行為分類，利用 Bagging、Random Subspace、AdaBoost 等方法與傳統監督方法進行比較。Smith *et al.* (2016) 提出了一種基於 one-vs-all 框架的行為分類方法，他訓練了一組二元分類器，將其中一個行為與其他行為類別區分開來，針對了乳牛反芻、休息、步行等多種行為進行分類。Fuentes *et al.* (2020) 提出了一個自動辨識牛多種行為的框架，是利用一種基於深度學習的時空資訊辨別牛的方法，能夠有效的識別 15 種不同的分層活動。Watanabe *et al.* (2021) 使用 Random Forest (RF)、Support Vector Machine (SVM)、Naive Bayes Classifier (NBC) 等三種機器學習演算法，針對牛的行為預測，其中 RF 的整體準確率是最高的。Shakeel *et al.* (2022) 也提出了一個基於深度學習的行為識別和計算方案來預測乳牛的行為，主要目標是分析乳牛活動時預測觀察到的動物行為。Mehdizadeh *et al.* (2023) 使用聲音訊號頻譜進行特徵提取，並使用 Naive Bayes、K-nearest neighbor (KNN)、Support Vector Machine (SVM)、Decision Tree (DT)、Multi-layer Perceptron (MLP)、K-means Clustering 等六種機器學習分類器，為乳牛的咀嚼及反芻行為進行分類。Guo *et al.* (2023) 提出一種 You Only Look Once (YOLO) v5s-CA+DeepSORT-Vit 的深度學習方法，目的是針對乳牛會有姿勢變形或運動不規律的狀況，進而改善乳牛追蹤的效果。

在豬的行為分類中，Zhang *et al.* (2018) 在深度學習框架上引入了 Faster R-CNN 檢測器，可以識別母豬坐立、站立、胸臥、腹臥、側臥等五種姿勢，並獲得母豬的正確位置。Nasirahmadi *et al.* (2019) 提出了一個深度學習和機器視覺方法，包含 Faster R-CNN、Single Shot MultiBox Detector、R-Fully Convolutional Networks 三種卷積神經網路，目標是確定深度學習與二維影像方法是否能夠用於豬的站立及躺臥姿勢，其中 R-FCN 可以得到超過 0.93 的 mAP。Riekert *et al.* (2020) 也透過 2D 相機成像及深度學習方法，利用 Faster R-CNN 及 Neural Architecture Search 神經架構搜尋進行特徵提取，來偵測豬的位置和姿勢。Low *et al.* (2022) 使用 Convolutional Neural Network-Long Short-term Memory (CNN-LSTM) 網路，並以 ResNet34 作為 CNN 主幹模型來對豬的玩耍行為進行分類，並得到超過 92% 準確率。

Mansbridge *et al.* (2018) 利用 Random Forest、Support Vector Machine、K Nearest Neighbor、Adaboost 等四種機器學習分類器對綿羊的放牧及反芻行為進行分類，並比較各種分類器的演算法，其中以 RF 的整體準確率最高，項圈準確率為 92%，耳朵的準確率 91%。

(ii) 個體辨識：

大部分蒐集到的文獻都跟個體辨識有關。Achour *et al.* (2020) 使用了 Convolutional Neural Network (CNN) 模型對乳牛個體進行識別，並獲得高達 97% 的準確度。Li *et al.* (2021) 提出了 Alexnet 骨架網路，目的是為了解決複雜背景下的乳牛偵測，並改善了模型高參數、辨識速度慢等缺陷。Dang *et al.* (2022) 利用深度學習框架來提高乳牛的影像品質，並使用立體資料來產生 RGB-D 的影像，以及使用 CREStereo 神經網路生成深度影像作為資料處理。Kumar *et al.* (2018) 根據牛的主要的口鼻圖案特徵來識別牛隻，並利用去噪自動編碼技術對提取的圖像進行編碼訓練，並透過即時的牛隻識別驗證，而改善牛隻丟失或被誤認的問題。Qiao *et al.* (2019) 利用 Mask R-CNN 模型對牛隻進行分割及輪廓的提取，以用於精準畜牧業。Lee *et al.* (2023) 也使用了 YOLOv8 對牛的口鼻圖案進行訓練，並透過口鼻圖案來辨識出牛的個體。

在 CNN 的表現，不僅用在牛隻上，在其他的動物也有其他應用。Hansen 等人 (2018) 利用 CNN 模型對農場的豬進行豬臉辨識，Psota *et al.* (2019) 也使用 CNN 模型對豬的部位進行檢測，Kellenberger *et al.* (2018) 則利用了 CNN 模型對野生羚羊進行普查的作業，三者的準確度都高達了 90% 以上。

(iii) 餵養輔助：

Achour *et al.* (2020) 利用 CNN 模型的不同分類器來監測採食行為，並使用多種 CNN 來給予不同的用途，有負責檢測乳牛的存在；有用來確定乳牛在餵食器前面的動作；還有用來檢查餵食器裡是否有食物，及識別食物種類等。Bezen *et al.* (2020) 也利用了 CNN 模型，並結合 RGB (Red Green Blue-D) 相機的電腦視覺系統，用來推估乳牛個體採食量，並得到 93.65% 的準確度。Guo *et al.* (2023) 利用 YOLOv5s-CA+DeepSORT-Vit 的方法針對臉乳牛臉部追蹤，並在此情況下進一步探討乳牛的採食頻率，有利於估計乳牛的採食行為和採食量。

(iv) 健康評估：

Alvarez *et al.* (2018) 提到 Body Condition Score (BCS) 是一種用於估計乳牛體脂肪和累積能量平衡的方法，將會影響到乳牛的產乳量及健康等，針對這部分也提出了一種基於 CNN 的系統來改進 BCS 的自動估計，該系統也有良好的估計結果，BCS 估計與真實值差異在 0.5 個單位以內的總體準確率為 94%。Dineva and Atanasova (2023) 使用 K Nearest Neighbor (KNN)、Gaussian Naïve Bayes (GNB)、Decision Tree Classifiers (DTC)、XGBoost、Random Forest Classifiers (RFC) 等五種機器學習方法和資料管理對乳牛的健康狀況進行分類，可將健康狀況分為健康、可疑、不健康等三類，其中以 RFC 獲得最高的結果，其準確率達到 0.959，召回率 0.954 及精確度 0.97。Dang *et al.* (2022) 針對 Multilayer Perceptron、K-Nearest Neighbor、Light Gradient Boosting Machine、TabNet、FT-Transformer 等多種監督式機器學習演算法，使用十個身體測量值作為輸入特徵來估計牛體重的可行性，其中以 LightGBM 為最佳效果的模型。

(v) 育種繁殖：

Vázquez-Diosdado *et al.* (2023) 透過網狀腸控獲得的活動、溫度和飲水特徵，提前 1 – 5 天內預測乳牛的產犢日期，在提前 2 天預測產犢的靈敏度為 75.84%，特异性為 92.99%。Campanholi *et al.* (2023) 利用三種 AI 模型預測牛的體外胚胎生產 (In Vitro Embryo Production)，並使用 Artificial Neural Network (ANN) 演算法，其中 ANN 1 取得最好的結果，正確預測出 147 個胚胎的產生，但在盲測的情況下，ANN 3 在 58 個數據中準確預測了 72.4% 的胚胎產量，因此認為模型 3 較為理想。

(vi) 計數：

Tian *et al.* (2019) 根據 ResNeXt 的結構提出了 Counting CNN 模型，此模型是一種改進的計數卷積神經

網路，用來計算豬的數量，並得到平均誤差為 1.67 的結果。Xu *et al.* (2020) 利用實例分割 Mask R – CNN 在粗放生產牧場及飼養場等場域中牛計數的應用，在牧場上計算牛的數量達到 94% 的準確度，而在飼養場計算牛的準確度也有高達 92%。

II. 人工智慧應用於畜牧業鎖定的研究對象

如圖 3 所示，研究對象大多都以國家主要飼養或食用的動物，且按照研究對象的論文數依序為在全球具有高經濟價值與高食用價值的牛、豬、羊作為主要研究對象，其中又以牛的比例最高 (67%)，其次為豬。

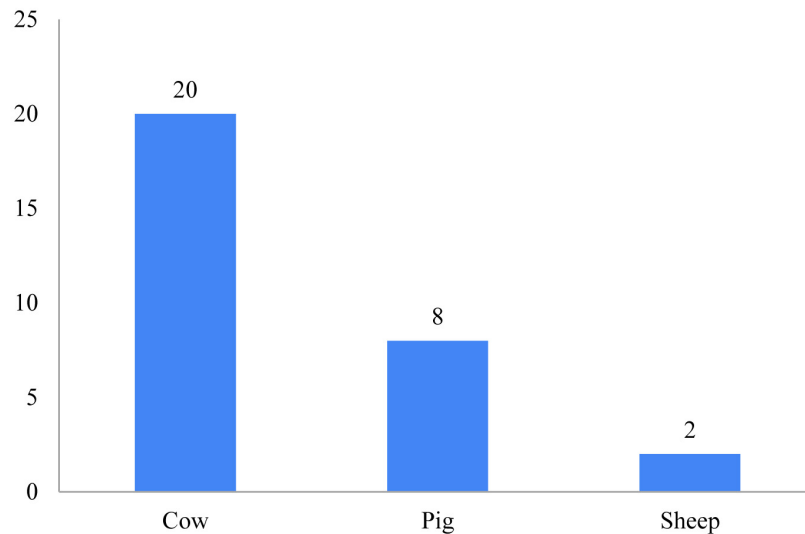


圖 3. 研究對象分布。

Fig. 3. Distribution of research objects.

(i) 牛

牛隻在人工智慧的應用主要是在研究牛隻的個體辨識或動物行為、餵養監測、健康狀況評估等。

1. 在牛隻的個體辨識中有在複雜背景影像中牛隻個體的辨識 (Li *et al.*, 2021) 或因為牛隻的身體姿勢不同和運動的不規律使得追蹤牛群中的個體動物變得非常具有挑戰性，因此使用 YOLOv5 來實現精確追蹤的目的 (Guo *et al.*, 2023)。
2. 在牛隻的行為中有在影片中使用深度學習和 RGB 攝影機設備辨識出牛隻的當下行為 (Fuentes *et al.*, 2020) 也有使用各種監督機器學習技術對使用帶有 3 軸加速度計和磁力計的項圈系統進行牛隻行為的分類、判斷 (Dutta *et al.*, 2015)。
3. 在牛隻的餵養監測中有使用 CNN 模型和低成本 RGB-D 相機測量乳牛個體採食量 (Bezen *et al.*, 2020) 也有使用 CNN 模型監測餵食器區域是否有牛隻、牛隻是否進食和確認餵食器中食物的可食用性 (Achour *et al.*, 2020)。
4. 在牛隻的健康狀況評估中有使用 CNN 的系統來優化 BCS 的自動化估計 (Alvarez *et al.*, 2018)。

(ii) 豬

豬隻在人工智慧的應用主要是在研究豬隻的個體或動物行為、餵養輔助等。

1. 在豬隻的個體辨識中有使用 CNN 來檢測豬隻的位置和方向 (Psota *et al.*, 2019) 和使用 Fisherfaces、VGG-Face 及 CNN 辨識豬隻臉部特徵以分辨豬隻個體 (Hansen *et al.*, 2018)。
2. 在豬隻的行為辨識中有使用 Faster R-CNN、SSD 和 R-FCN，結合 Inception V2、Residual Network 對 RGB 影像的 ResNet 和 Inception ResNet V2 特徵提取以辨識豬隻行為 (Nasirahmadi *et al.*, 2019) 和透過 2D 相機成像和深度學習自動偵測豬的位置和姿勢 (Riekert *et al.*, 2020)。
3. 在豬隻的餵養輔助中有使用無監督和監督機器學習方法，根據農民對技術採用的態度，分析其精準畜牧養殖技術的準備程度 (Mallinger *et al.*, 2023)。

(iii) 羊

羊隻在人工智慧的應用主要是在研究羊隻的個體及行為辨識等。

1. 在羊隻的個體辨識中有使用深度學習解決無人機影像中大區域、大數據的羊隻偵測問題 (Kellenberger *et al.*, 2018)。

2. 在羊隻的行為辨識中有透過安裝在耳朵和項圈上的感測器從羊隻身上收集數據，再使用隨機森林、SVM、KNN 從訊號中提取的多個特徵進行重要性排序，以了解羊隻飲食行為的分類，可用於開發一種自動監測綿羊隻採食量的裝置 (Mansbridge *et al.*, 2018)。

III. 人工智慧應用於畜牧業的技術

人工智慧 (AI) 廣義來說是指電腦可以模擬人類的行為，機器學習 (ML)、深度學習 (DL) 等技術皆包含在內。機器學習是一種從數據中學習並提取特徵，使機器能夠完成特定任務的技術，傳統的機器學習通常需要進行特徵工程，其中人們需要手動從原始資料中選擇和提取特徵，並為這些特徵分配權重；而深度學習是機器學習的一個分支，主要基於類似人類大腦神經元結構的人工神經網路，深度學習的特點是使用多層神經網路來自動地學習和提取複雜的特徵。

依照上述特質，將蒐集到的研究論文所使用的技術，分類為機器學習與深度學習。從圖 4 得知，使用深度學習技術的研究明顯高於使用機器學習技術的研究，為其兩倍以上。

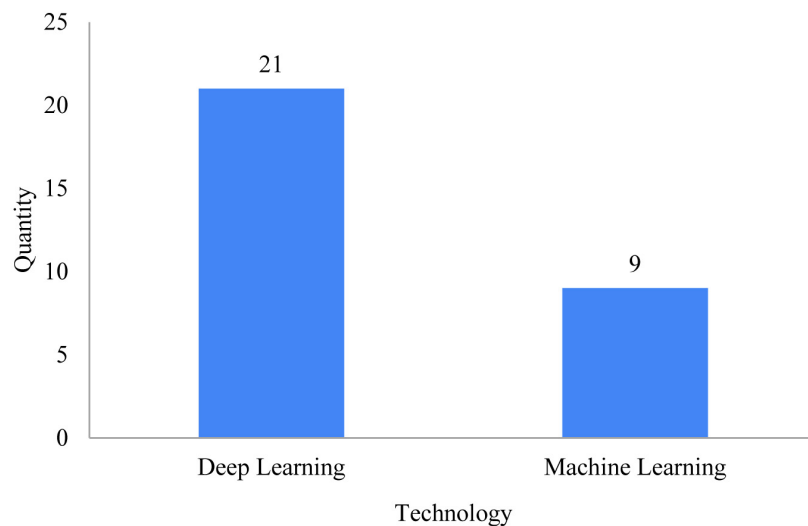


圖 4. 使用技術分布。

Fig. 4. Usage technology distribution.

(i) 深度學習

根據圖 5 統計資料可知，深度學習技術最常被應用於「個體辨識」及「動物行為」，分別有 9 篇、7 篇研究論文。深度學習技術包括 CNN、YOLO 模型等。Achour *et al.* (2020)、Psota *et al.* (2019)、Hansen *et al.* (2018)、Bezen *et al.* (2020)、Kumar *et al.* (2018) 都在研究中建立 CNN 模型，針對牛、豬個體進行不同部位的識別；Qiao *et al.* (2019) 利用 Mask R-CNN 模型對牛隻影像進行分割及提取輪廓；Li *et al.* (2021) 使用 Alexnet 架構辨識牛隻個體；Lee *et al.* (2023) 則透過 YOLOv8 演算法設計牛隻的口鼻辨識系統。

在行為辨識上，Zheng *et al.* (2018) 透過 Faster R-CNN 模型，識別母豬的姿勢及位置；Nasirahmadi *et al.* (2019) 提出一個包含 Faster R-CNN、SSD、R-FCN 等三種卷積神經網路的模型，辨識豬的站立及躺臥姿勢；Rickert *et al.* (2020) 則是利用 Faster R-CNN 及 NAS 神經架構搜尋進行特徵提取，來偵測豬的位置和姿勢；Fuentes *et al.* (2020) 使用 Faster R-CNN、YOLOv3 架構，提出牛隻行為辨識的方法。以上四篇論文皆使用 Faster R-CNN 模型進行行為辨識，相關研究不少。另外，Beng *et al.* (2022) 使用 CNN-LSTM 架構，針對豬的玩耍行為進行分類；Shakeel *et al.* (2022) 也提出了一個基於深度學習的行為識別方法來預測乳牛的行為。

(ii) 機器學習

根據圖 5 數據顯示，機器學習技術最常被應用的面向是「動物行為」。機器學習技術包括 RF、SVM、KNN、AdaBoost 及 Naive Bayes 等。Dutta *et al.* (2015)、Smith *et al.* (2016) 利用配備有三軸加速度計的項圈收集資料，並使用二元樹、Naive Bayes、KNN 等技術，針對牛隻行為建立分類器；Mansbridge *et al.* (2018) 使用穿戴式裝置 (連接耳朵標籤、項圈) 收集感測器資料，再利用 RF、SVM、KNN、AdaBoost 四種機器學習演算法對綿羊的放牧及飲食行為進行分類；Mehdizadeh *et al.* (2023) 則是透過麥克風捕捉牛在咀嚼時所發出的聲音，並使用 Naive Bayes、KNN、SVM、DT、MLP、k-means clustering 技術，針對牛的咀嚼行為做出準確分類。

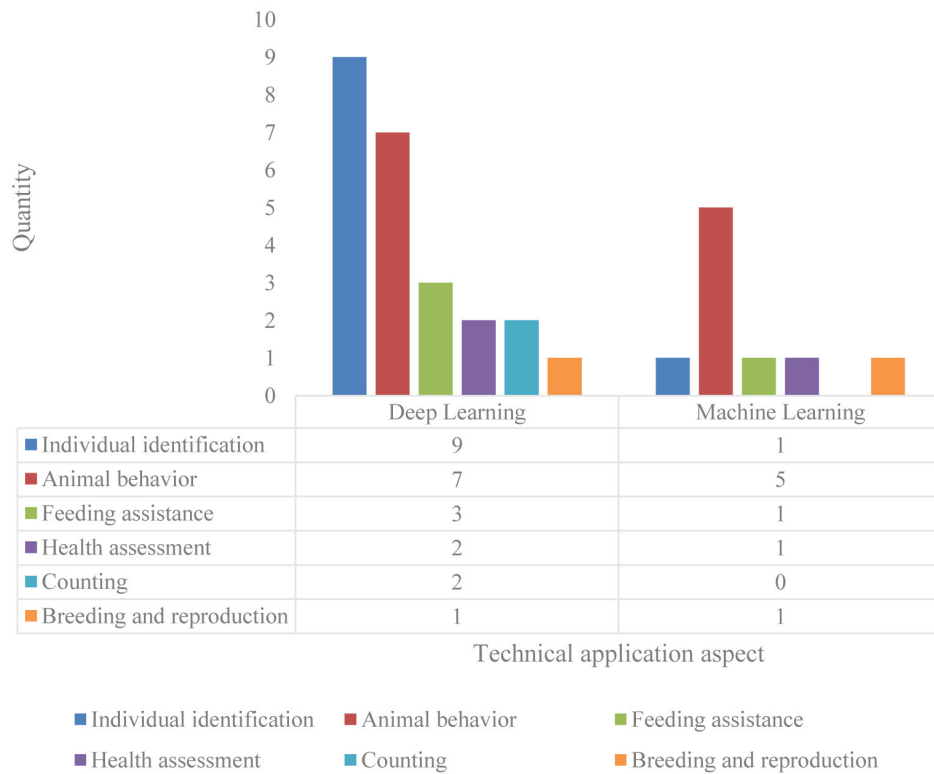


圖 5. 技術應用面向分布。

Fig. 5. Technology application orientation distribution.

IV. 人工智慧應用於畜牧業的特徵來源

從圖 6 的統計來看，這些文獻當中，可以發現大多的特徵來源取自於影像蒐集 (19 篇，63.4%)，利用攝影設備取得大量的影像，並將這些影像做處理，使其作為機器訓練的資料，並達到影像辨識的功用。其次的特徵來源是感測器的資料 (7 篇，23.3%)，利用導入感測器的項圈或晶片等配件對動物蒐集資料，進而將這些資料丟入機器模型訓練。其他還有從現有的資料做統計整理 (3 篇，10.0%) 及聲音 (3 篇，3.3%) 作為特徵來源的使用。

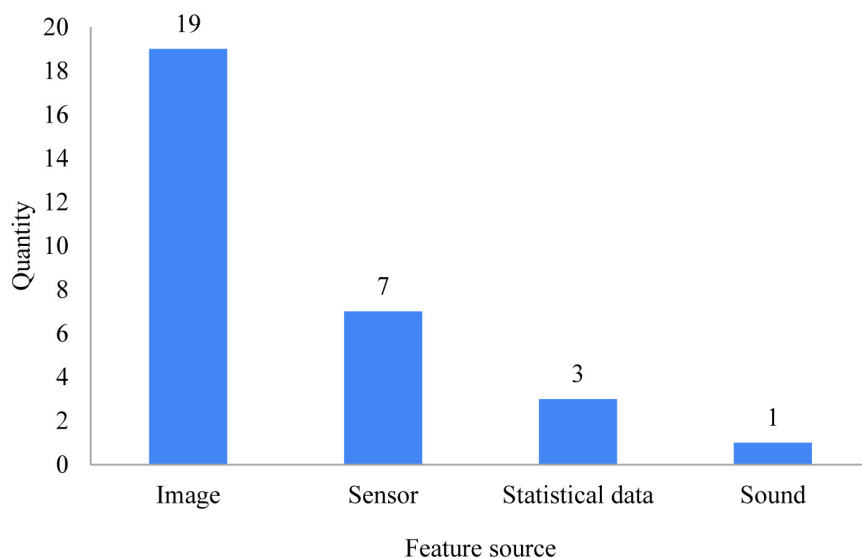


圖 6. 特徵來源分布。

Fig. 6. Distribution of feature sources.

影像辨識在畜牧業的應用很廣泛，因此其特徵來源大多來自影像。Achour *et al.* (2020)、Alvarez *et al.* (2018)、Fuentes *et al.* (2020)、Qiao *et al.* (2019) 等研究都使用牛的身體影像作為其特徵來源。而 Kumar *et al.* (2018)、Lee *et al.* (2023) 僅針對牛的口鼻圖案作為特徵來源。Nasirahmadi *et al.* (2019)、Rieckert *et al.* (2020)、

Tian *et al.* (2019)、Zheng *et al.* (2018) 的研究都是以整隻豬的影像作為其特徵來源。Hansen *et al.* (2018) 僅針對豬的臉部作為特徵來源，Psota *et al.* (2019) 則是針對豬的不同部位作為特徵來源。前面作者都是直接用動物照片作為特徵來源，Fuentes *et al.* (2020)、Guo *et al.* (2023)、Low *et al.* (2022) 則是先錄製動物的影片，再從影片擷取成圖片作為特徵來源，都屬於影像的部分。

其次是利用感測器蒐集到的資訊作為特徵來源，Dutta *et al.* (2015)、Smith *et al.* (2016) 都讓動物配戴附有感測器的項圈，並根據項圈接收到的數據作為特徵來源，Shakeel *et al.* (2022) 則是利用晶片作為接收數據的工具，這些都是利用感測器作為特徵來源的研究。

V. 人工智慧應用於畜牧業的應用目的

我們將這些文獻的應用目的分成監測、預測評估、分類、計數等四類，從圖 7 可發現，由占比多到少分別是監測 (13 篇，43.3%)、預測評估 (9 篇，30.0%)、分類 (5 篇，16.7%)，最少的是計數 (3 篇，10.0%)。由此可知這幾個類別對畜牧業很重要，特別是監測動物的部分，並且對生產養殖有很大的影響。

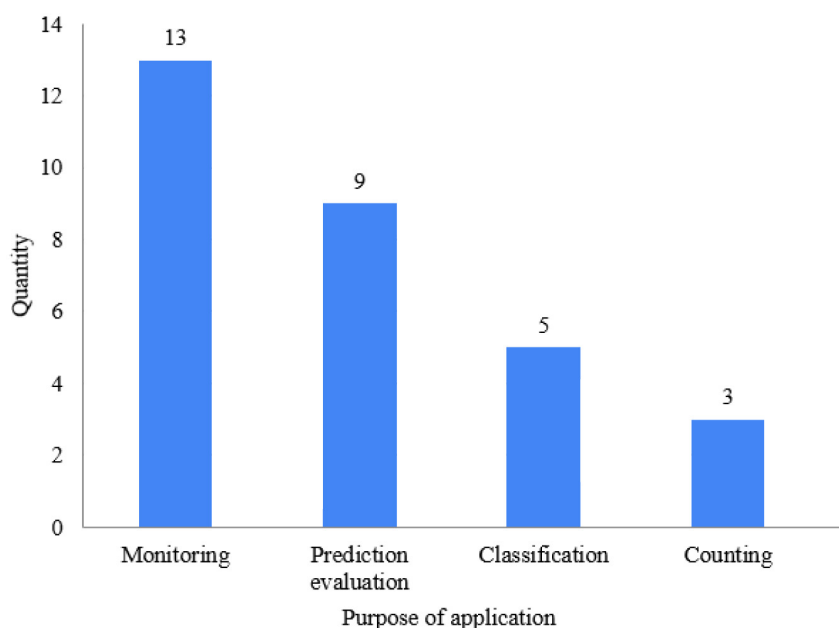


圖 7. 應用目的分布。

Fig. 7. Distribution of application purposes.

人工智慧在畜牧業應用最多的是監測。Achour *et al.* (2020) 用來監測乳牛餵食行為，Guo *et al.* (2023) 用來追蹤牛隻及監測餵食狀況，Dineva *et al.* (2023) 用來監測乳牛的健康狀況。Nasirahmadi *et al.* (2019) 則是監測豬的行為，Rickert *et al.* (2020) 是對豬的位置及姿勢進行監測。這些都是用來監控畜牧動物，管理動物的應用狀況，也是在應用上最主要的方向。

人工智慧在畜牧業應用第二多的是預測評估。Alvarez *et al.* (2018) 用來評估乳牛的身體狀況，Bezen *et al.* (2020) 用來評估牛飼料的消耗狀況，Vázquez-Diosdado *et al.* (2023) 用來作為乳牛的產犢預測，Dang *et al.* (2022) 用來估算牛隻的重量。綜合上述，對於飼料的消耗、動物體重、身體狀況及生產等預測評估，是在畜牧業很重要的議題。

最後是動物分類及計數，相關的研究較前者少。Dutta *et al.* (2015) 對牛進行行為分類，Smith *et al.* (2016) 也針對乳牛的放牧、反芻、休息、走路等行為分類。Mansbridge *et al.* (2018) 則是對綿羊的放牧及反芻行為分類。在計數的應用，Xu *et al.* (2020) 用來計算牛的数量，Tian *et al.* (2019) 則是用來計算豬的数量。

結 論

I. 結論

人工智慧 (AI) 的發展使得畜牧研究領域迎來了一個全新的時代。AI 的廣泛應用包括機器學習 (ML) 和深度學習 (DL) 等技術，這些技術不僅擁有模擬人類行為的能力，還能夠透過數據學習提取特徵，使機器能夠執行特

定的任務。在畜牧研究中，主要聚焦於牛、豬、羊等全球經濟價值和食用價值較高的動物。這些動物的動物行為、個體辨識、餵養管理、健康評估成為了 AI 應用的主要方向。深度學習技術在畜牧研究中佔據主導地位，Fuentes *et al.* (2022) 的回顧主要針對健康和福利評估及其他辨識在畜牧業的應用，而我們的研究結果更著重在個體辨識和動物行為方面的研究，並新增了特徵來源及應用目的的內容。這些研究者們採用了各種模型如 CNN、YOLO 等，來實現對牛、豬等動物的準確識別和行為監測。例如，使用 YOLOv8 演算法設計的牛隻口鼻辨識系統以及基於 CNN-Lstm 架構對豬的玩耍行為進行分類，都展現了深度學習技術在畜牧業的優越性。此外，機器學習技術在行為辨識方面同樣取得了令人矚目的成果。使用隨機森林、支援向量機、KNN 等演算法，研究者們成功地對牛隻和羊隻的行為進行分類，為畜牧業的精準管理提供了可行的解決方案。總歸來說，AI 技術的應用為畜牧業帶來了更智能、高效的管理方式，提升了生產效益和動物福祉。這些技術的不斷發展將繼續推動畜牧研究領域的創新，為農業生產注入更多活力。

II. 建議

由於在設定的關鍵字及篩選條件下，會影響到搜尋到及選用的文獻，因此會導致某些應用面向的主流課題被忽略，像是健康方面包含異常步態偵測、局部體溫變化偵測、活動力評估等，動物發情偵測在育種繁殖面也是主流的應用方式之一，但相關的文獻並未被我們篩選出，因此建議未來的研究者可在多留意此部分。

目前在我國的畜牧場所也有許多業者陸續導入自動監控系統，藉由人工智慧的應用，降低人力資源的需求，在動物發情偵測或體重估算也開始有智慧系統的開發，在預測動物的繁殖能力似乎較少有相關的應用，Vázquez-Diosdado *et al.* (2023) 提出的產犢預測或許可以是未來研究的方向，利用人工智慧去推估動物生殖的能力，並強化預測的準確度及效能，可以為農民提供更多的時間來準備和處理需要產犢的動物。

最後，鑑於畜牧業所產生的溫室氣體排放對環境帶來了嚴重的破壞，我們在研讀相關論文時注意到相關解決方案的研究相對較少。因此，本研究建議未來的研究方向可以朝向永續發展和環境保護等相關議題，像是使用機器學習預測我國畜牧業之碳排或計算減碳量 (Delanoë *et al.*, 2023; Bhatt *et al.*, 2023)，以尋找解決這一問題的可行途徑，並有望為減緩畜牧業對環境所造成的不良影響提供有力的支持。

參考文獻

- Achour, B., Belkadi, M., Filali, I., Laghrouche, M., and Lahdir, M. 2020. Image analysis for individual identification and feeding behaviour monitoring of dairy cows based on Convolutional Neural Networks (CNN). *Biosyst. Eng.* 198: 31-49.
- Alvarez, J. R., Arroqui, M., Mangudo, P., Toloza, J., Jatip, D., Rodríguez, J. M., Teyseyre, A., Sanz, C., Zunino, A., Machado, C., and Mateos, C. 2018. Body condition estimation on cows from depth images using Convolutional Neural Networks. *Comput. Electron. Agric.* 155: 12-22.
- Bezen, R., Edan, Y., and Halachmi, I. 2020. Computer vision system for measuring individual cow feed intake using RGB-D camera and deep learning algorithms. *Comput. Electron. Agric.* 172: 11, Article 105345.
- Bhatt, H., Davawala, M., Joshi, T., Shah, M., and Unnarkat, A. 2023. Forecasting and mitigation of global environmental carbon dioxide emission using machine learning techniques. *Cleaner Chemical Engineering* 5: 100095.
- Campanholi, S. P., Neto, S. G., Pinheiro, G. M., Nogueira, M. F. G., Rocha, J. C., Losano, J. D. D., Siqueira, A. F. P., Nichi, M., Assumpção, M., Basso, A. C., Monteiro, F. M., and Gimenes, L. U. 2023. Can in vitro embryo production be estimated from semen variables in Senepol breed by using artificial intelligence?. *Front. Vet. Sci.* 10: 8, Article 1254940.
- Dang, C., Choi, T., Lee, S., Lee, S., Alam, M., Park, M., Han, S., Lee, J., and Hoang, D. 2022. Machine Learning-Based Live Weight Estimation for Hanwoo Cow. *Sustainability*, 14(19): 12, Article 12661.
- Dineva, K., and Atanasova, T. 2023. Health Status Classification for Cows Using Machine Learning and Data Management on AWS Cloud. *Animals*, 13(20): 28, Article 3254.
- Dutta, R., Smith, D., Rawnsley, R., Bishop-Hurley, G., Hills, J., Timms, G., and Henry, D. 2015. Dynamic cattle behavioural classification using supervised ensemble classifiers. *Comput. Electron. Agric.* 111: 18-28.
- Delanoë, P., Tchuente, D., and Colin, G. 2023. Method and evaluations of the effective gain of artificial intelligence models for reducing CO₂ emissions. *J. Environ. Manage.* 331: 117261.
- Fuentes, A., Yoon, S., Park, J., and Park, D. S. 2020. Deep learning-based hierarchical cattle behavior recognition with spatio-temporal information. *Comput. Electron. Agric.* 177: 11, Article 105627.
- Fuentes, S., Viejo, C. G., Tongson, E., and Dunshea, F. R. 2022. The livestock farming digital transformation: implementation

- of new and emerging technologies using artificial intelligence. *Anim. Health Res. Rev.*: 1-13.
- Guo, Y. Y., Hong, W. H., Wu, J. X., Huang, X. P., Qiao, Y. L., and Kong, H. 2023. Vision-Based Cow Tracking and Feeding Monitoring for Autonomous Livestock Farming: The YOLOv5s-CA+DeepSORT-Vision Transformer. *IEEE Robot. Autom. Mag.* 9.
- Hansen, M. E., Smith, M. L., Smith, L. N., Salter, M. G., Baxter, E. M., Farish, M., and Grieve, B. 2018. Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks. *Comput. Ind.* 98, 145-152.
- Kellenberger, B., Marcos, D., and Tuia, D. 2018. Detecting mammals in UAV images: Best practices to address a substantially imbalanced dataset with deep learning. *Remote Sens. Environ.* 216: 139-153.
- Kumar, S., Pandey, A., Satwik, K. S. R., Kumar, S., Singh, S. K., Singh, A. K., and Mohan, A. 2018. Deep learning framework for recognition of cattle using muzzle point image pattern. *Measurement* 116: 1-17.
- Lee, T., Na, Y., Kim, B. G., Lee, S., and Choi, Y. 2023. Identification of Individual *Hanwoo* Cattle by Muzzle Pattern Images through Deep Learning. *Animals* 13(18): 14, Article 2856.
- Li, S. J., Fu, L. L., Sun, Y., Mu, Y., Chen, L., Li, J., and Gong, H. 2021. Individual dairy cow identification based on lightweight convolutional neural network. *Plos One* 16(11): 13, Article e0260510.
- Low, B. E., Cho, Y., Lee, B., and Yi, M. Y. 2022. Playing Behavior Classification of Group-Housed Pigs Using a Deep CNN-LSTM Network. *Sustainability* 14(23): 19, Article 16181.
- Mallinger, K., Corpaci, L., Neubauer, T., Tikász, I. E., and Banhazi, T. 2023. Unsupervised and supervised machine learning approach to assess user readiness levels for precision livestock farming technology adoption in the pig and poultry industries. *Comput. Electron. Agric.* 213: 13, Article 108239.
- Mansbridge, N., Mitsch, J., Bollard, N., Ellis, K., Miguel-Pacheco, G. G., Dottorini, T., and Kaler, J. 2018. Feature Selection and Comparison of Machine Learning Algorithms in Classification of Grazing and Rumination Behaviour in Sheep. *Sensors*, 18(10): 16, Article 3532.
- Mehdizadeh, S. A., Sari, M., Orak, H., Pereira, D. F., and Nääs, I. D. 2023. Classifying Chewing and Rumination in Dairy Cows Using Sound Signals and Machine Learning. *Animals* 13(18): 18, Article 2874.
- Nasirahmadi, A., Sturm, B., Edwards, S., Jeppsson, K. H., Olsson, A. C., Müller, S., and Hensel, O. 2019. Deep Learning and Machine Vision Approaches for Posture Detection of Individual Pigs. *Sensors* 19(17): 15, Article 3738.
- Psota, E. T., Mittek, M., Perez, L. C., Schmidt, T., and Mote, B. 2019. Multi-Pig Part Detection and Association with a Fully-Convolutional Network. *Sensors* 19(4): 24, Article 852.
- Qiao, Y. L., Truman, M., and Sukkarieh, S. 2019. Cattle segmentation and contour extraction based on Mask R-CNN for precision livestock farming. *Comput. Electron. Agric.* 165: 9, Article 104958.
- Riekert, M., Klein, A., Adrion, F., Hoffmann, C., and Gallmann, E. 2020. Automatically detecting pig position and posture by 2D camera imaging and deep learning. *Comput. Electron. Agric.* 174: 105391.
- Shakeel, P. M., bin Mohd Aboobaidar, B., and Salahuddin, L. B. 2022. A deep learning-based cow behavior recognition scheme for improving cattle behavior modeling in smart farming. *Internet of Things* 19: 100539.
- Smith, D., Rahman, A., Bishop-Hurley, G. J., Hills, J., Shahriar, S., Henry, D., and Rawnsley, R. 2016. Behavior classification of cows fitted with motion collars: Decomposing multi-class classification into a set of binary problems. *Comput. Electron. Agric.* 131: 40-50.
- Tian, M. X., Guo, H., Chen, H., Wang, Q., Long, C. J., and Ma, Y. H. 2019. Automated pig counting using deep learning. *Comput. Electron. Agric.* 163: 10, Article 104840.
- Vázquez-Diosdado, J. A., Gruhier, J., Miguel-Pacheco, G. G., Green, M., Dottorini, T., and Kaler, J. 2023. Accurate prediction of calving in dairy cows by applying feature engineering and machine learning. *Prev. Vet. Med.* 219: 10, Article 106007.
- Watanabe, R. N., Bernardes, P. A., Romanzini, E. P., Braga, L. G., Brito, T. R., Teobaldo, R. W., Reis, R. A., and Munari, D. P. 2021. Strategy to predict high and low frequency behaviors using triaxial accelerometers in grazing of beef cattle. *Animals* 11(12): 3438.
- Xu, B. B., Wang, W. S., Falzon, G., Kwan, P., Guo, L. F., Chen, G. P., Tait, A., and Schneider, D. 2020. Automated cattle counting using Mask R-CNN in quadcopter vision system. *Comput. Electron. Agric.* 171: 12, Article 105300.
- Zheng, C., Zhu, X. M., Yang, X. F., Wang, L. N., Tu, S. Q., and Xue, Y. J. 2018. Automatic recognition of lactating sow postures from depth images by deep learning detector. *Comput. Electron. Agric.* 147: 51-63.

A systematic review of artificial intelligence in animal husbandry ⁽¹⁾

Yu-Ting Zhu ⁽²⁾⁽³⁾ Yu-Syuan Hsieh ⁽²⁾ Yu-Chieh Liu ⁽²⁾
Chin-Tung Wu ⁽²⁾ and Gwo-Haur Hwang ⁽²⁾

Received: Feb. 23, 2024; Accepted: Apr. 24, 2024

Abstract

The application of artificial intelligence (AI) in livestock farming is drawing increasing attention, especially in fields of improving production efficiency, monitoring animal health, individual identification, and enhancing feeding techniques. This article focuses on research conducted between 2014 and 2023, exploring the facets of AI discussions in livestock farming, the subjects of study, and the technologies employed. Using the Web of Science database, the research collected and screened 30 articles as the primary research papers. In the realm of livestock farming applications, the discussed aspects included animal behaviors, individual identification, feeding assistance, health monitoring, breeding and reproduction, and counting. The research subjects primarily comprise economically and nutritionally valuable animals worldwide, including cattle, pigs, and sheep. Moreover, the research employed deep-learning techniques more than those using machine-learning techniques. The advanced technology, AI, is poised to optimize the management and production processes in livestock farming, making substantial contributions to the future development of the industry.

Key words: Animal Husbandry, Livestock, AI, Machine Learning, Deep Learning.

(1) Contribution No. 2787 from Taiwan Livestock Research Institute (TLRI), Ministry of Agriculture (MOA).

(2) Graduate School of Intelligent Data Science, National Yunlin University of Science and Technology, No. 123, Sec. 1, University Road, Douliu City, Yunlin County 64002, Taiwan, R. O. C.

(3) Corresponding author, E-mail: pig22630445@gmail.com.