

智慧畜牧預警系統之設計與績效評估：以影像辨識為例

黃韋仁・黃宇彰*

(收稿日期：115 年 04 月 22 日；第一次修正：115 年 05 月 17 日；

接受刊登：115 年 06 月 17 日)

摘要

本研究針對高密度肉雞舍之即時監測需求，建置以 YOLOv8s 為核心之智慧畜牧影像預警系統，辨識家禽正常與異常狀態，並結合 Hybrid 配置完成端到端警報流程。研究以台灣中部商業化肉雞場影像為資料來源，透過抽格、去重、事件片段切分與一致性標註建立資料集。實證結果顯示，模型於測試集達 $mAP@0.5=0.82$ 、 $Precision=0.80$ 、 $Recall=0.90$ ，端到端平均延遲為 1.20 秒。結果顯示本系統兼具辨識效能與即時性，可作為智慧雞舍早期預警、生物安全管理與巡檢效率提升之參考。

關鍵詞彙：智慧畜牧、異常偵測、YOLOv8、即時預警、影像辨識

壹·緒論

近年來，精準畜牧(Precision Livestock Farming, PLF)與精準家禽(Precision Poultry Farming, PPF)研究逐漸成為智慧農業與畜牧管理的重要發展方向。相關研究指出，透過資訊科技、感測設備、影像辨識與資料分析等工具，畜牧業者能夠更即時地掌握動物健康、行為變化與場域風險，進而提升管理決策品質、降低人工巡檢負擔，並強化疾病早期預警與生物安全管理(Okinda et al., 2020; Guo et al., 2022; Bist et al., 2026)。其中，精準家禽作為精準畜牧在家禽產業中的具體應用，強調以連續性、低侵入性與資料驅動方式監測雞隻狀態，使傳統仰賴人工經驗之巡檢流程，逐漸轉向由影像資料與即時警示所支援的管理模式(Kafle et al., 2025; Xue & Gan, 2026)。此外，台灣近年亦逐漸出現以生成式 AI、無人機、影像辨識與感測技術推動智慧畜牧與家禽監測之實務案例。例如，相關機構已將 AI 技術應用於豬隻行為監測、家禽養殖監測與智慧化雞舍照護等場域，顯示資訊科技輔助畜牧管理已不僅停留於學術研究階段，而是

* 作者簡介：黃韋仁，耕莘健康管理專科學校化妝品應用與管理科兼任講師。黃宇彰，國立雲林科技大學企業管理系博士生。

逐步進入產業應用與場域驗證階段（國家高速網路與計算中心，2026；農業知識入口網，2025；農業科技決策資訊平台，2025）。因此，如何將影像辨識技術轉化為可即時警示、可持續維持營運且可被現場管理流程納入的智慧畜牧預警系統，成為兼具學術與實務意義的重要研究議題。

在眾多智慧監測技術中，影像式電腦視覺因具備非接觸式蒐集、資料頻率高、可追溯性強與配置彈性高等優勢，逐漸成為智慧雞舍管理的重要技術路徑。既有研究已將電腦視覺應用於家禽行為監測、健康狀態辨識、異常個體偵測與多目標追蹤等情境，顯示資訊科技輔助之智慧畜牧系統具有提升監測效率與支援現場管理決策之潛力（Okinda et al., 2020；Triyanto et al., 2024；Nidhi et al., 2025；Paneru et al., 2026）。然而，雞舍場域具有高度群聚、遮擋、光照變異與行為相似性高等特徵，使異常樣態不易於早期階段被穩定辨識。若警報系統之召回率不足或輸出延遲過高，則難以支撐可持續運作之管理流程與標準作業程序，並可能形成「技術可行但管理未採用」之落差（Okinda et al., 2020；Guo et al., 2022；Xue & Gan, 2026）。

因此，智慧雞舍預警系統除需具備可接受的辨識效能，尤其需透過高召回率降低漏報風險，亦需具備低延遲的端到端警報能力與可持續營運的 Hybrid 配置(deployment)架構，以支援警示導向的管理流程。近年 YOLO 系列模型因具備即時物件偵測能力、模型部署彈性與相對較低之運算負擔，逐漸應用於畜牧場域之影像監測與動物行為辨識。相較於部分較大型或較複雜之深度學習模型，YOLOv8s 在維持一定辨識效能的同時，較有利於部署於資源受限或需即時回應之場域。因此，本研究選用 YOLOv8s 作為智慧雞舍異常偵測之核心模型，進行 Normal/Abnormal 二分類偵測，並結合 Hybrid 配置架構，設計端到端的警報流程，檢驗其在高密度雞舍環境下之辨識效能與端到端警報即時性，說明系統設計品質如何提升系統服務能力之辨識效能與即時性，並支援管理的可用性於巡檢效率與生物安全風險控管（Qin et al., 2024；Triyanto et al., 2024；Paneru et al., 2026）。

一、研究問題

（一）在雞舍群聚遮擋環境下，採用 YOLOv8s 進行 Normal 與 Abnormal 二分類偵測，能否達到兼具高召回與可接受精確率之辨識效能？

（二）採 Hybrid 架構建置端到端警報流程後，系統延遲是否足以支援雞舍即時管理需求？

二、研究目的與貢獻

（一）建立可重現之家禽異常偵測資料集建置與資料治理流程，包括抽格、去重、事件片段切分，以降低資料洩漏造成效能高估之風險。

（二）建置 YOLOv8s 異常偵測模型並以 mAP、Precision、Recall 驗證其場域辨識效能。

（三）完成 Hybrid 架構之端到端警報流程實作，量測 E2E 延遲，並拆解推論、傳輸與 UI 更新延遲，以評估系統即時性。

（四）以「系統設計品質→系統服務能力→管理可用性」作為研究架構，提出智慧雞舍預警導入之管理意涵。

貳·文獻探討與研究假說發展

一、系統設計品質：資料治理成熟度、模型能力與配置架構

（一）資料治理成熟度

精準家禽可視為精準畜牧在家禽產業中的具體實行，其核心精神在於透過高頻率資料蒐集、即時分析與封閉式回饋，提升養殖管理的可觀察性與可控制性，進而達到降低死亡率、提升飼養效率與強化生物安全等管理目標。從管理實務而言，精準家禽的價值不僅在於「看得到」，更在於「能及時做決策」。換言之，精準家禽可將傳統依賴經驗的巡檢流程，轉化為以資料與警示為驅動的管理流程，使管理資源能聚焦於高風險事件與高價值行動。此一轉型與資訊系統研究中將資料轉換為可行動資訊之邏輯一致；而在家禽場域中，影像資料因具備非接觸、可覆蓋大面積與可追溯等性，常被視為最具擴散潛力的監測來源（Okinda et al., 2020；Bist et al., 2026）。

然而，影像式智慧畜牧系統能否穩定運作，首先取決於資料治理成熟度。雞舍場域不同於一般零售、交通或室內場景，其資料特性包含高度群聚、個體外觀相似、遮擋頻繁、光照變異、背景干擾與影像資料多餘等問題。肉雞飼養多為高密度群聚，個體外觀相似且常互相遮擋，使物件偵測模型易受遮擋程度與角度變動影響。雞舍日夜光照差異、燈具頻繁閃爍與粉塵等因素，亦會造成

影像品質波動；地面墊材料、飼料盤與飲水設備則可能形成背景干擾（Okinda et al., 2020；Triyanto et al., 2024；Paneru et al., 2026）。

除影像品質變異外，影像資料多餘與資料洩漏亦是場域電腦視覺研究的重要挑戰。監視器通常為連續錄影，高度相似影像格比例極高。若直接使用原始連續影像格訓練，容易造成資料偏差與訓練資源浪費，並使模型對特定時段或特定鏡頭狀態產生過度重複問題。更重要的是，雞舍異常事件往往在短時間內連續發生，例如同一隻雞的異常姿態可能在數十秒到數分鐘內持續，因此相鄰影像格的内容高度相似。若僅以影像格層級隨機切分訓練集合與測試集合，則同一事件的相鄰影像格可能同時出現在訓練集合與測試集合，使測試集合不再代表真正未知資料，進而造成模型效能被高估，研究結果也較難被審稿者視為可重製與可類化。

有基於此，近年場域研究多強調以事件片段或日期批次作為資料切分單位，並搭配抽格與去重形成基本資料治理流程，以降低資料洩漏與資料多餘問題。本研究採用 3 fps 抽格並去重，且以事件片段為單位進行 70/15/15 切分，即是回應場域資料治理的重要性，亦使後續效能指標更能反映真實配置下的辨識能力（Qin et al., 2024；Nidhi et al., 2025；Boniche et al., 2026）。

綜合前述，資料治理成熟度可降低影像資料多餘與資料洩漏風險，使模型訓練與測試結果更接近真實部署情境。當資料切分方式能避免同一事件跨集合出現，且資料處理流程具備可重製性時，異常偵測模型之效能評估將更具穩健性。因此，本研究提出以下假說：

H1：以事件片段切分避免資料洩漏，並結合抽格與去重之資料治理流程，可提升異常偵測模型效能之穩健性。

（二）模型能力

模型能力是系統設計品質的核心構面之一。畜牧場域中的異常通常不同於特定疾病診斷。實務管理往往先從可觀測徵兆進行早期警示，包括行為、姿態與活動力變化，再透過人工查核或獸醫判讀確認原因。這表示，影像辨識若要支援管理決策，需先完成異常操作化，也就是把健康風險轉換為可在影像中被辨識的具體徵兆與可重複執行的判定準則。若操作化過於寬鬆，容易造成誤報過高並增加現場採用成本；若操作化過於嚴格，則可能降低召回率而錯失早期介入機會（Guo et al., 2022；Chen et al., 2026）。

因此，許多場域導入會採取徵兆與時序門檻結合的策略。除定義異常徵兆外，亦設定連續出現的時間門檻，以排除短暫伸展、受驚瞬間移動等瞬時噪音。本研究採用連續 9 影格以上作為異常事件門檻，在 3 fps 抽格頻率下約為 3 秒，目的在於提升警報的可用性，以確保警報更符合管理者對於值得立刻查核事件的判斷標準。同時，本研究透過 Cohen's κ 量化標註一致性，結果為 $\kappa=0.82$ ，可降低標註主觀性對研究可信度的影響，使研究結果更接近可檢核性與可靠性（Chen et al., 2026；Qin et al., 2024）。

在模型選擇上，YOLO 系列模型因具備即時物件偵測能力、模型部署彈性與相對較低之運算負擔，逐漸被應用於家禽行為辨識、異常個體偵測與場域影像監測。相較於部分較大型或較複雜之深度學習模型，YOLOv8s 在維持一定辨識效能的同時，較有利於部署於資源受限或需即時回應之場域。因此，本研究選用 YOLOv8s 作為異常偵測核心模型，並搭配資料增強與 cosine learning rate 訓練策略，以提升其在雞舍群聚遮擋、光照變異與背景干擾情境下之穩健性（Triyanto et al., 2024；Qi et al., 2025；Paneru et al., 2026）。

綜合前述，模型能力不僅取決於演算法本身，也取決於異常定義、標註一致性與訓練策略是否能回應場域影像的複雜性。當模型能結合清楚的 Abnormal 操作性定義、可靠標註與適當訓練策略時，將較有可能在雞舍群聚遮擋環境下維持早期預警所需之辨識能力。因此，本研究提出以下假說：

H2：採 YOLOv8s 並啟用資料增強與 cosine learning rate 之訓練策略，可在雞舍群聚遮擋情境下維持早期預警所需之高召回(Recall)。

（三）配置架構

配置架構亦是系統設計品質不可忽略的構面。對智慧雞舍預警而言，模型效能若無法搭配穩定且低延遲的系統配置，將難以轉化為現場可使用的警報服務。Hybrid 配置提供一種兼顧即時性與維持營運性的折衷方案。推論可在靠近資料來源的位置完成，以降低影像傳輸與推論延遲；資料回存、儀表板與模型更新則可在雲端進行，以提升可擴散性與維持營運效率。此一架構特別適合多雞舍、多鏡頭與跨季節更新的情境（Nidhi et al., 2025；Paneru et al., 2026）。

管理實務導入的關鍵不僅在於模型本身，更在於端到端服務能力。對智慧雞舍預警而言，管理者真正關心的是系統能否在適當時間內提醒、提醒是否可靠，以及提醒後如何形成標準處理流程。因此，除了 mAP、Precision 與 Recall 等模型指標之外，E2E 延遲及其拆解也是評估系統服務能力的必要資訊，包括推論、傳輸、介面更新與警報傳遞等環節。延遲過高會使警報失去價值；而

即使延遲低，若缺乏警報分級、二次確認與回填機制，也容易導致警報疲乏，進而降低系統的採用（Okinda et al., 2020；Bist et al., 2026）。

綜合前述，Hybrid 配置架構可作為連結模型能力與現場即時服務之橋樑。當推論、傳輸與介面更新等流程能被有效整合時，系統較能將模型輸出轉化為具即時性的警報服務。因此，本研究提出以下假說：

H3：Hybrid 配置架構可使端到端延遲維持於可支援即時警報之範圍，亦即 E2E 延遲低於 2 秒，進而提升預警系統可用性。

二、系統服務能力：辨識效能與即時性

（一）辨識效能

系統服務能力係指智慧雞舍預警系統在真實場域中提供可用服務的能力。本研究將其區分為辨識效能與即時性兩項構面。辨識效能代表模型能否正確辨識正常與異常狀態；即時性則代表系統能否在管理者仍可介入的時間範圍內完成影像擷取、傳輸、推論與警報更新。對智慧雞舍管理者而言，兩者缺一不可。若模型辨識效能不足，系統可能產生大量漏報或誤報；若系統即時性不足，即使模型能辨識異常，也可能因警報延遲而失去管理價值。

在辨識效能方面，智慧雞舍異常偵測與一般分類任務不同，其管理目標並非單純追求最高準確率，而是需兼顧漏報與誤報之管理成本。對早期預警系統而言，漏報可能使異常個體未被及時查核，進而延誤處置並增加疾病擴散風險；誤報則主要增加巡檢負擔，通常可透過警報分級、二次確認與人工複核加以控管。因此，在智慧雞舍預警情境下，Recall 具有特別重要的管理意義，因其代表系統降低漏報的能力。Precision 則可作為現場採用成本與警報可信度的輔助指標（Guo et al., 2022；Chen et al., 2026）。

對於智慧雞舍預警系統而言，高召回率具有特別重要的策略意涵。若系統漏報異常個體，可能使病弱或異常行為未被及時發現，進而影響後續隔離、觀察或處置時機。相對而言，部分誤報雖會增加查核成本，但可透過警報分級、二次確認與巡檢清單等方式加以吸收。因此，本研究將 Recall 視為早期預警情境中的重要指標，並以 Precision 作為警報可信度與採用成本之輔助評估基礎。此一指標設計可使模型評估更貼近管理實務，而非僅停留於一般技術效能比較。

(二) 即時性

在即時性方面，端到端延遲是評估智慧雞舍預警系統是否具備場域服務能力的重要指標。端到端延遲不僅包含模型推論時間，也包含影像擷取、影像編碼、資料傳輸、警報介面更新與推播等流程。既有研究多強調模型準確度或偵測效能，但若缺乏端到端延遲衡量，則難以評估系統是否能真正支援現場即時管理。對雞舍管理者而言，真正重要的是系統能否在異常事件發生初期即時發出警報，使現場人員有時間進行隔離、觀察、環境調整或進一步檢查 (Okinda et al., 2020 ; Bist et al., 2026) 。

因此，智慧雞舍預警系統的系統服務能力應同時以辨識效能與即時性加以衡量。高 Recall 與可接受 Precision 代表系統具備早期異常偵測能力；低端到端延遲則代表系統能將模型輸出即時轉化為現場警報服務。換言之，場域影像監測的研究缺口並非僅是能否辨識，更在於如何透過可重製的資料治理、可操作的異常定義與可衡量的端到端指標，形成可採用的管理支援系統 (Nidhi et al., 2025 ; Paneru et al., 2026) 。

綜合前述文獻可知，精準家禽與影像式監測研究已累積相當技術成果，但仍存在若干缺口。首先，許多研究偏重模型準確度呈現，較少以資料治理、可重製切分與標註一致性建立可檢核的方法論，因而不易回應場域資料洩漏與資料多餘造成效能高估的疑慮。其次，異常多以疾病名稱或模糊定義呈現，缺乏可在影像中穩定辨識的徵兆化操作性定義與時序門檻，使警報難以納入管理流程並導致採用成本增加。第三，配置層面的端到端即時性與維持營運的擴散議題，常被視為工程細節而未被系統化衡量與討論，使研究成果難以轉化為可持續運作的管理支援系統。有鑑於此，本研究以「系統設計品質→系統服務能力→管理可用性」為研究定位，透過事件片段切分、抽格去重與 κ 一致性驗證提升研究可信度，並以 YOLOv8s 與 Hybrid 配置實測效能與 E2E 延遲，從而將影像 AI 由技術推展進至可採用、可維持營運且可擴散的智慧雞舍預警方案 (Okinda et al., 2020 ; Qin et al., 2024 ; Triyanto et al., 2024 ; Nidhi et al., 2025 ; Xue & Gan, 2026) 。

三、管理可用性：警報導向流程可行、降低巡檢負擔與降低生物安全風險

（一）警報導向流程可行

管理可用性係指智慧雞舍預警系統所提供之服務能力，能否進一步被現場管理流程吸收並轉化為實際管理價值。對畜牧業者而言，智慧預警系統的價值不僅在於模型是否能辨識異常，更在於警報是否能被看見、被理解、被處理，並進一步支援現場巡檢、風險分級與生物安全管理。因此，管理可用性可由警報導向流程可行、降低巡檢負擔與降低生物安全風險三項構面加以分析。

警報導向流程可行性是智慧雞舍系統能否實行的關鍵。影像監測要能成為穩定的管理支援系統，通常必須同時滿足三項條件。第一，辨識結果需能反映管理者關切的風險訊號，包括病弱徵兆、異常姿態與活動力下降等可觀測樣本狀態，否則即使模型準確也無法有效支援實務處理。第二，系統需具備即時性，能在仍可介入的時間範圍內發出警示。第三，系統需能納入既有作業流程，包括警報分級、二次確認與回填紀錄等機制，才能形成可持續運作的標準作業程序。換言之，影像監測在精準家禽管理中的意涵並非僅是追求最高精確度，而是追求系統可用性，使技術輸出真正轉化為管理績效（Steers, 1977；Mowday et al., 1979；O’ Reilly & Chatman, 1986）。

（二）降低巡檢負擔

智慧雞舍預警系統可透過高召回與低延遲降低巡檢負擔。在傳統雞舍管理中，巡檢通常仰賴人員定時檢查與經驗判斷，但高密度養殖環境中的異常個體可能被群聚與遮擋掩蓋，導致人工巡檢效率受到限制。若系統能在異常事件發生初期即時發出警報，管理者即可優先查核高風險區域或特定鏡頭來源，降低全面性巡檢所需時間。此一由定時巡檢轉向風險導向巡檢的流程轉變，是智慧畜牧系統支援管理決策的重要價值。

（三）降低生物安全風險

管理可用性亦呈現在降低生物安全風險。雞舍中若出現病弱、活動力下降或異常呼吸等早期徵兆，若能即時被發現並進行後續處置，將有助於降低疾病擴散與群體健康風險。雖然影像辨識系統無法取代獸醫診斷，但可作為第一層風險篩選工具，使管理者及早掌握潛在異常事件，並進行隔離、觀察或進一步

檢查。此一功能使智慧雞舍預警系統不僅是技術工具，更是生物安全管理流程中的決策支援機制。

此外，從管理資訊系統與服務科學之角度觀察，智慧雞舍預警研究尚存在一項較少被明確討論的缺口，即技術效能與管理吸收能力之間的轉換機制。大多數研究以準確率、召回率或追蹤精確度作為主要成果，但現場是否真正採用，仍受到值班人力配置、警報呈現方式與回饋紀錄制度等因素影響。換言之，模型表現即使達標，若缺乏可納入現場作業的回應機制，系統仍可能停留在展示層次而難以形成穩定的管理制度。這也說明，智慧畜牧研究若要提升對管理領域的貢獻，不能只停留在辨識技術的比較，而需進一步說明技術輸出如何被組織流程吸收，並轉化為巡檢優先順序與後續處理依據。有基於此，本研究不僅關注模型是否能辨識異常，也關注警報是否能被看見、理解與處理。因此，本研究將資料治理、時序門檻、端到端延遲與 Hybrid 配置納入同一分析脈絡，以補足既有研究偏重單點技術、較少觸及管理落實機制之不足（Steers, 1977；Mowday et al., 1979；O’ Reilly & Chatman, 1986）。

綜合而言，系統服務能力若能同時展現高辨識效能與低端到端延遲，將有助於提升警報導向流程之可行性，並進一步降低巡檢負擔與生物安全風險。換言之，模型效能與系統即時性需透過現場管理流程加以吸收，方能轉化為實質管理價值。因此，本研究提出以下假說：

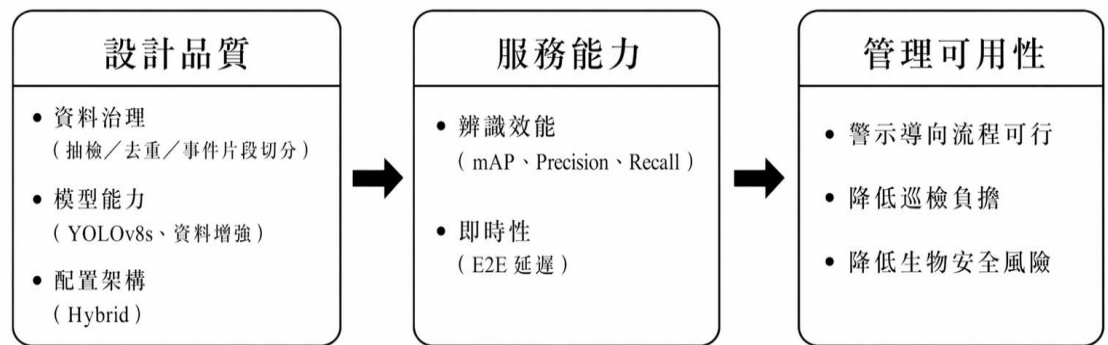
H4：辨識效能與即時性將提升警示導向管理流程之可行性；當系統具有高 Recall 且低 E2E 延遲時，將有助於降低巡檢成本並強化生物安全風險控管。

依據前述文獻，本研究將智慧雞舍預警系統之導入邏輯區分為三個層次。第一為系統設計品質，包含資料治理成熟度、模型能力與配置架構；第二為系統服務能力，包含辨識效能與即時性；第三為管理可用性，包含警報導向流程可行、降低巡檢負擔與降低生物安全風險。此一架構可說明智慧雞舍預警系統並非單純追求模型準確度，而是透過資料治理、模型設計與部署配置共同提升系統服務能力，最終支援現場管理決策與生物安全風險控管。

參·研究架構

本研究將智慧雞舍預警系統視為資料驅動的管理支援系統。系統設計品質包含三項構面：第一為資料治理成熟度，涵蓋抽格、去重與事件片段切分以

避免資料洩漏；第二為模型能力，涵蓋 YOLOv8s 訓練策略與資料增強；第三為配置架構，採用 Hybrid 架構以兼顧即時性與持續營運需求。上述設計品質透過提升系統服務能力，進一步強化管理可用性。系統服務能力主要展現在辨識效能與即時性，管理可用性則展現在警報導向流程可行性、降低巡檢負擔與降低生物安全風險。如下圖一所示，本研究以「設計品質→服務能力→管理可用性」作為主要分析路徑。



圖一 研究架構圖

肆·研究設計與方法

一、研究場域與資料蒐集

(一)場域：本研究以台灣中部地區雲林縣之商業化肉雞養殖場為研究場域。基於研究倫理與商業資訊保護，場域名稱以匿名方式呈現。雞舍型態為密閉式環控雞舍，採隧道通風，並配置自動化餵飼與飲水系統，每舍飼養量約 15,000 至 25,000 隻。

(二)資料蒐集期間：本研究資料蒐集期間為 2025 年 10 月至 12 月。

(三)影像規格：影像來源為雞舍監控錄影，解析度為 1080p，錄影頻率為 15 fps，鏡頭俯視高度約 3 公尺。

(四)抽格與去重：資料集以 3 fps 進行抽格，並進行去重處理，以降低相鄰影格冗餘。

(五) 資料集規模：資料集包含 Normal 影像 1,200 張與 Abnormal 影像 1,000 張。

(六) 倫理與合作：本研究資料蒐集已取得合作場域同意，並以匿名方式呈現場域資訊，以避免影響合作單位商業利益與營運安全。

二、Abnormal 操作性定義與標註一致性

(一) Abnormal 操作性定義採用行為徵兆、姿態徵兆、時序門檻與排除規則共同判定。當個體出現蹲伏或活性顯著下降且持續不動、張口呼吸或頸部伸展之呼吸異常姿態、歪頭、步態不穩或失衡、短時間內反覆甩頭或異常抖動等任一徵兆，且在抽格頻率 3 fps 下連續出現 9 影格以上，約相當於 3 秒，即標註為 Abnormal 事件。

(二) 排除規則：正常整理羽毛、短暫伸展、受驚瞬間移動等非疾病相關行為不納入 Abnormal。

(三) 標註一致性：兩名具畜牧經驗之研究助理獨立標註，並以 Cohen's κ 檢驗一致性，結果 $\kappa=0.82$ ；分歧樣本由第三方場域管理者或獸醫顧問複核形成最終標註 (Chen et al., 2026)。

三、資料切分策略 (避免資料洩漏)

本研究以事件片段為資料分配單位，採 70/15/15 作為 train、validation 與 test 集合之切分比例，確保同一事件來源影像格不跨其他集合，以避免資料洩漏造成效能高估 (Qin et al., 2024; Boniche et al., 2026)。

四、模型訓練與參數設定

(一) 模型：YOLOv8s。

(二) 輸入尺寸：640×640。

(三) 訓練設定：epoch 150；batch 16。

(四) 學習率：初始 lr=0.01；採 cosine learning rate schedule。

(五) 資料增強：本研究啟用隨機翻轉、亮度調整與對比調整等資料增強方式，以提升模型在不同場域條件下的類化 (generalization) 能力。

五、衡量指標與延遲衡量

(一)辨識效能：本研究以 mAP@0.5、mAP@0.5:0.95、Precision 與 Recall 衡量模型辨識效能。

(二)延遲定義：端到端延遲係指從影像擷取與編碼、傳輸、推論至警報介面更新之總時間。

(三)衡量方式：本研究以 200 次警報事件記錄延遲，並以 mean±SD 呈現結果；另進一步拆解推論、傳輸與 UI 更新延遲，以辨識系統瓶頸 (Chen et al., 2026)。

以上研究變數操作化、資料集統計與切分、模型訓練設定，以及模型效能與系統延遲結果，綜合整理如下表一至表四所示。

表一 研究變數操作化與衡量

系統設計品質	資料治理 (抽格/去重/事件片段切分)、模型能力 (YOLOv8s 訓練策略與增強)、配置架構 (Hybrid)
系統服務能力	辨識效能 (mAP@0.5、mAP@0.5:0.95、Precision、Recall) 與即時性 (E2E 延遲)
管理可用性	警示導向流程可行、降低巡檢負擔、降低生物安全風險 (以流程與風險分級論證)

表二 資料集統計與切分 (事件片段切分)

類別	Normal / Abnormal (二分類)
數量	Normal 1,200 張; Abnormal 1,000 張 (由影片抽格並去重)
抽格/去重	原始 15 fps; 資料集抽格 3 fps; 去重以降低冗餘影格
切分策略	以事件片段為單位 70/15/15 (避免同事件跨集合)

表三 模型訓練設定 (YOLOv8s)

影像來源	1080p、15 fps 錄影; 鏡頭俯視約 3 m
模型輸入	640×640
訓練參數	epoch 150; batch 16; 初始 lr 0.01 (cosine); augmentation 啟用

表四 模型效能與系統延遲（測試集合與場域衡量）

效能目標/結果	mAP@0.5=0.82；mAP@0.5:0.95=0.55；Precision=0.80；Recall=0.90
配置	Hybrid
E2E 延遲	1.20±0.32 秒（n=200 次警報事件）
延遲拆解	推論 0.08±0.02 秒；傳輸 0.15±0.06 秒；UI 0.25±0.10 秒

伍·實證結果

一、模型辨識效能（H1、H2）

測試集合結果顯示，YOLOv8s 模型達到 mAP@0.5=0.82、mAP@0.5:0.95=0.55，並取得 Precision=0.80、Recall=0.90。整體而言，Recall 0.90 代表異常漏報顯著降低，符合早期預警降低漏報之管理需求；Precision 0.80 顯示誤報仍可透過分級警報與二次確認等流程設計加以控管，具備場域導入可行性（Guo et al., 2022；Triyanto et al., 2024；Chen et al., 2026）。

二、端到端延遲（H3、H4）

延遲衡量以 200 次警報事件估計，E2E 平均延遲為 1.20±0.32 秒；其中，推論延遲 0.08±0.02 秒、傳輸延遲 0.15±0.06 秒、介面更新延遲 0.25±0.10 秒。結果顯示，系統可於低延遲下輸出警報，符合即時預警需求（Chen et al., 2026）。

三、假說檢核摘要（H1–H4）

本研究以場域實證指標作為假說支持證據。H1 與 H2 由 mAP、Precision 與 Recall 之達標表現支持；H3 由 E2E 延遲低於 2 秒之結果支持；H4 則由高召回與低延遲所支持之警示導向管理流程可用性，並於後續討論中以管理流程與風險控管意涵加以論證（Guo et al., 2022；Chen et al., 2026）。

陸、討論與管理意涵

一、資料治理與研究可信度：避免資料洩漏的研究/管理雙重價值 (H1)

本研究採事件片段切分、抽格與去重等資料治理流程，除具有研究方法上的必要性外，也具有管理實務的價值。就研究而言，事件片段切分可降低資料洩漏風險，使測試結果更接近真實配置下的效能表現，提升研究可信度與可重現性；就管理而言，抽格與去重可降低資料儲存與標註成本，並提升資料品質，使後續模型更新且更具效率。換言之，資料治理不應被視為單純的前處理細節，而是智慧雞舍系統長期維持營運與規模擴大的基礎治理能力 (Qin et al., 2024; Boniche et al., 2026)。

此外，標註一致性 ($\kappa=0.82$) 提供可被檢核的證據，顯示異常操作化定義具有相對穩定性。對管理實務導入而言，此亦意味著不同人員在相同規範下能較一致地判斷異常，降低人為判讀差異對警報流程的干擾，有助於建立標準化巡檢與處理的標準作業流程 (Chen et al., 2026)。

二、模型能力與辨識效能：高召回的策略意涵 (H2)

在智慧雞舍預警情境下，漏報的管理成本通常高於誤報。漏報可能使異常個體未被及時查核而延誤處置，進而增加擴散風險；相對而言，誤報多半會增加查核人力成本，但可透過流程設計加以吸收。因此，本研究在指標設定上將 Recall 視為早期預警的關鍵門檻，而 Precision 則作為可採用性的配套控制。本研究之 Recall=0.90 顯示：模型具備降低漏報之能力，符合早期預警的策略需求；Precision=0.80 則顯示誤報仍在可管理的範圍內，使系統具備導入可行性 (Steers, 1977; Mowday et al., 1979; O'Reilly & Chatman, 1986)。

更重要的是，管理導入不應僅將 Precision 視為模型限制，而應將其視為流程設計的議題。例如：實務上可採用分級警報機制，當異常徵兆符合連續門檻且偵測信心值較高時，觸發即時推播；信心值較低者則先進入巡檢清單，由人員於固定頻率集中查核。另外，可採二次確認機制，系統在首次警報後自動擷取前後短片段，例如 5 至 10 秒影像，供管理者快速判讀，以降低誤報造成的不必要出勤。此種做法能將模型輸出的不確定性轉化為管理流程的風險分

級，使系統更能貼近現場決策模式，亦可降低警報疲乏並提升長期採用率（Chen et al., 2026；Paneru et al., 2026）。

三、Hybrid 架構與端到端即時性的管理意涵：時間範圍與處理效率（H3、H4）

預警的價值取決於是否落在仍可介入的時間範圍內。就雞舍管理而言，異常個體的早期徵兆若能在短時間內被發現，管理者可採取隔離、觀察、調整環境參數或進一步檢查等行動。若警報延遲過高，則警報可能在事件已惡化或擴散後才出現，導致預警功能名存實亡。本研究 $E2E=1.20\pm0.32$ 秒且衡量樣本為 200 次警報事件，顯示系統可近似即時地提供警示 h4，代表管理者可在異常事件發生初期即可收到資訊回饋，提升處理效率（Chen et al., 2026）。

此外，延遲拆解結果顯示，推論時間相對較低，反而是傳輸與介面更新等流程性環節更可能在擴充配置時成為瓶頸。對管理實務而言，本研究提供兩項可操作性的建議：第一，若未來擴充多鏡頭或提高抽格率，應優先強化網路品質、傳輸協定與前端介面渲染效率，以維持整體即時性。第二，應建立延遲監控指標，包括每日或每週延遲分布，作為系統維持營運 KPI 的一部分，避免系統在長期運行中因網路或設備老化而逐步喪失即時性（Bist et al., 2026；Paneru et al., 2026）。

四、服務能力與管理可用性：從單舍可行到多舍規模化

本研究採 Hybrid 架構，目的在於兼顧即時推論與雲端維持營運的需求。對單一雞舍而言，Hybrid 能在保持低延遲的同時，將事件資料回存於雲端，以利後續追蹤與分析。對多舍擴展而言，雲端可統一管理模型版本、進行 A/B 測試、並建立跨雞舍的儀表板，例如：異常事件密度、警報來源鏡頭布與延遲分布，使管理者能進行更高層次的風險監控與資源配置（Nidhi et al., 2025；Paneru et al., 2026）。

進一步而言，Hybrid 亦支援逐步升級的導入策略。初期可先以二分類異常偵測降低實行門檻，確立警報流程與資料回存；當資料量累積後，再擴充為多類病徵分類，或加入追蹤與時序模型，以提高診斷精細度。此一分階段導入方式可降低一次到位的技術與管理風險，亦較符合管理實務上常見的數位轉型

路徑 (Triyanto et al., 2024; Qi et al., 2025)。此外，未來若要部署至其他雞舍時，需進行外部測試、資料再標註、門檻校準與模型微調，以避免因場域差異造成辨識效能下降。

五、與過去研究之比較

相較於既有家禽影像監測研究多著重於模型辨識精確度、行為偵測或多物件追蹤(e.g., Qin et al., 2024; Triyanto et al., 2024)，本研究進一步強調智慧雞舍預警系統之場域可用性。具體而言，既有研究多以模型效能作為主要成果指標，而本研究除評估 mAP、Precision 與 Recall 外，亦納入事件片段切分、標註一致性、端到端延遲拆解與 Hybrid 配置等指標。此一差異使本研究不僅呈現模型能否辨識異常，更進一步說明模型輸出能否即時轉化為可供管理者採取行動之警報資訊。因此，本研究之學術增補在於將影像 AI 技術由模型效能展示延伸至資料治理、系統服務能力與管理可用性之整合分析。

綜合前述，本研究之管理意涵可依兩項研究問題加以說明。首先，針對研究問題一，實證結果顯示 YOLOv8s 在高密度雞舍環境中可達到 Recall=0.90 與 Precision=0.80，代表此一模型具備作為早期異常警示工具之潛力。對現場管理者而言，高召回率可降低漏報風險，使巡檢資源優先投入較高風險之異常事件。其次，針對研究問題二，本研究在 Hybrid 配置下達成 E2E 平均延遲 1.20 秒，顯示系統可於接近即時條件下支援警報推播與後續處置。此結果意味著，智慧雞舍預警系統若能結合警報分級、二次確認與事件回存機制，將有助於提升巡檢效率、縮短處置時間，並強化生物安全風險控管。進一步來說，本研究對未來管理的建議可在聚焦於「建立以高召回為核心的早期預警流程」、「透過低延遲配置支援即時處置」與「透過資料回存與警報分級建立可維持營運之智慧雞舍管理機制」三項主軸。

此外，本研究結果亦顯示，智慧雞舍預警系統的管理價值不只在於單次異常事件的偵測，更在於其長期累積的資料資產化效果。當警報紀錄、異常片段、處理結果與場域條件能被持續回存與對應，管理者便可逐步建立異常事件知識庫，分析那些鏡頭區位、時段或環境條件較容易出現高風險事件。此一由事件回存走向規則優化與預防性管理的過程，代表系統角色將由被動警示工具，進一步提升為主動學習的管理平台。對實務業者而言，其意義在於可把過去仰賴資深人員經驗的巡檢判斷，逐步轉化為可複製、可訓練且可追蹤的組織知識；

對研究者而言，則提供一個將 AI 模型、服務流程與組織學習連結起來的分析架構（Boniche et al., 2026；Bist et al., 2026）。

六、研究限制與未來研究方向

（一）二分類限制

本研究以 Normal/Abnormal 二分類提升穩健性與可用性，主要目的在於降低初期標註的複雜度，並建立可落地之早期預警流程。然而，在真實雞舍中的異常樣態可能涉及呼吸異常、行動障礙、精神沉鬱、熱緊迫、群聚異常與死亡個體等多種類型。二分類模型雖有助於提升早期預警穩定性，但無法直接提供細緻病徵分類與處置建議。未來研究可在既有資料治理流程基礎上，擴充為多類別病徵辨識、異常嚴重程度分級或多模態預警模型，並結合聲學、溫溼度、氨氣與飼養管理紀錄等資料，以提升模型長期穩健性與實際管理決策價值（Triyanto et al., 2024；Chen et al., 2026）。

（二）跨場域類化

資料主要來自雲林縣單一場域之密閉式雞舍。未來應納入不同縣市、不同飼養密度、不同季節與不同鏡頭配置，以檢驗模型在場域變動下的類化能力，並探索少量微調與場域適應策略（Paneru et al., 2026；Xue & Gan, 2026）。

再進一步說明，本研究資料主要來自單一商業化的肉雞場域，且影像資料蒐集期間集中於特定季節與飼養條件，因此目前模型效能仍應被視為特定場域下之初步實證結果。然而，不同雞舍環境、飼養密度、品種、季節、光照條件與鏡頭配置，皆可能影響雞隻行為表現與影像辨識結果。因此，若將本系統部署至其他雞舍場域，仍需進行外部驗證、少量再標註、辨識門檻校準與模型微調，以確認 Recall、Precision 與端到端延遲是否仍能維持於可接受的範圍。未來研究可進一步納入跨縣市、跨季節、跨批次與不同飼養密度之資料，以強化模型之場域泛化能力。

（三）多模態融合

影像可能受低光、粉塵與遮擋影響。若能結合聲學、溫溼度、氨氣等環境感測資料，將可提升警報可靠度並降低誤報，亦更符合生物安全管理對多證據來源的需求（Kafle et al., 2025；Bist et al., 2026）。

(四) 管理 KPI

除模型指標與延遲外，未來可加入更直接的管理成效指標，包括巡檢時間節省、處理時間縮短與異常擴散事件減少等，以進一步強化對管理學術之貢獻（Chen et al., 2026）。

再者，本研究雖已從模型效能、延遲拆解與管理流程角度去提出初步驗證，但對於不同角色使用者之採用行為仍缺乏更細緻的分析。場域管理者、巡檢人員與獸醫顧問對警報可信度、介面資訊量與處理優先順序的需求可能並不相同。未來研究可透過訪談法、情境實驗法或科技接受模式(TAM)等相關設計，分析不同使用者如何評估系統有用性、易用性與信任感，並檢驗這些因素如何影響實際採用與持續使用（Steers, 1977；Mowday et al., 1979；O'Reilly & Chatman, 1986）。

另一方面，未來研究亦可加入跨批次、跨飼養週期與跨年度之縱斷面(longitudinal)資料，以評估系統在長期運作下是否能穩定維持效能，或因環境、設備與管理流程變動而出現模型效能改變。若能進一步結合組織採用、流程績效與技術穩定性三類指標，將更有助於把智慧雞舍研究由技術驗證提升到管理制度化層次（Nidhi et al., 2025；Paneru et al., 2026）。

柒、結論

本研究以「系統設計品質→系統服務能力→管理可用性」為研究架構，完成智慧雞舍異常樣態影像辨識系統之場域化設計與實證評估。研究結果顯示 YOLOv8s 模型達到 $mAP@0.5=0.82$ 、 $mAP@0.5:0.95=0.55$ 、 $Precision=0.80$ 與 $Recall=0.90$ ，並在 Hybrid 配置下達成 E2E 1.20 ± 0.32 秒之低延遲表現。以 200 次警報事件之衡量結果而言，本研究系統具備即時警報可行性。

此外，本研究貢獻在於提出可重製(reproducible)之資料治理與事件片段切分流程、提供效能與延遲之量化指標，並從管理流程觀點去說明高召回與低延遲如何支持警示導向之管理模式，相較於單純呈現模型辨識效能之研究，本研究進一步將資料治理、模型服務能力與管理可用性納入同一分析架構，可作為智慧畜牧與生物安全管理業者導入之參考（Qin et al., 2024；Chen et al., 2026；Paneru et al., 2026）。

參考文獻

- 國家高速網路與計算中心，“結合生成式 AI 與豬隻行為監測 農科院推動智慧畜牧轉型”，國家高速網路與計算中心，2026 年 1 月 19 日，<https://www.nchc.org.tw/Active/ActiveView/821?mid=172&page=1>。
- 農業知識入口網，“利用無人機結合電腦視覺模型進行自動化家禽養殖監測”，農業知識入口網，2025 年 12 月 31 日，https://kmweb.moa.gov.tw/theme_data.php?id=10928&theme=technology_news。
- 農業科技決策資訊平台，“養雞場智慧化 AI 家禽照護翻轉雞農生態 | AI 農業進行式 | 鏡新聞調查報告 |”，農業科技決策資訊平台，2025 年 1 月 23 日，<https://agritech-foresight.atri.org.tw/article/contents/5826>。
- Bist, R. B., et al., “Precision Farming Technologies for Monitoring Livestock and Poultry”, *Smart Agricultural Technology*, 8(2), 2026, Article 64.
- Boniche, K., Cruz, E., et al., “PIO, A Large-Scale Dataset for Broiler Chicken Detection Under Commercial Farming Conditions”, *Scientific Data*, 13, 2026, Article 461.
- Chen, Y. C., et al., “A Deep-Learning-Based Early Warning System for Abnormal Broiler Chickens”, *Poultry Science*, 105(7), 2026, Article 105885.
- Guo, Y., Aggrey, S. E., Wang, P., Oladeinde, A. & Chai, L., “Monitoring Behaviors of Broiler Chickens at Different Ages with Deep Learning”, *Animals*, 12(23), 2022, Article 3390, DOI:10.3390/ani12233390.
- Kafle, M., Hewage, S. C. N., et al., “A Systematic Literature Review of Wearable Sensor Technologies Used in Poultry Research”, *Computers and Electronics in Agriculture*, 239, 2025, Article 111030, DOI:10.1016/j.compag.2025.111030.
- Mowday, R. T., Steers, R. M. & Porter, L. W., “The Measurement of Organizational Commitment”, *Journal of Vocational Behavior*, 14, 1979, pp. 224-247, DOI:10.1016/0001-8791(79)90072-1.
- Nidhi, M. H., Liu, K. & Flay, K. J., “Review: Multiobject Tracking in Livestock: From Farm Animal Management to State-of-the-Art Methods”, *Animal*, 19(5), 2025, Article 101503, DOI:10.1016/j.animal.2025.101503.
- O'Reilly, C. A. & Chatman, J., “Organizational Commitment and Psychological Attachment: The Effects of Compliance, Identification, and Internalization on Prosocial Behavior”, *Journal of Applied Psychology*, 71(3), 1986, pp. 492-499, DOI:10.1037/0021-9010.71.3.492.
- Okinda, C., Nyalala, I., Korohou, T., et al., “A Review on Computer Vision Systems in Monitoring of Poultry: A Welfare Perspective”, *Artificial Intelligence in Agriculture*, 4, 2020, pp. 184-208, DOI:10.1016/j.aiia.2020.09.002.
- Paneru, B., et al., “Computer Vision Models for Precision Poultry Farming”, *Poultry Science*, 105(9), 2026, Article 106109.
- Qi, H., Chen, Z., Liang, G., Chen, R., Jiang, J. & Luo, X., “Broiler Behavior Detection and Tracking Method Based on Lightweight Transformer”, *Applied Sciences*, 15(6), 2025, Article 3333, DOI:10.3390/app15063333.

- Qin, W., Yang, X., Liu, C. & Zheng, W., “A Deep Learning Method Based on YOLOv5 and SuperPoint-SuperGlue for Digestive Disease Warning and Cage Location Backtracking in Stacked Cage Laying Hen Systems”, *Computers and Electronics in Agriculture*, 222, 2024, Article 108999, DOI:10.1016/j.compag.2024.108999.
- Steers, R. M., “Antecedents and Outcomes of Organizational Commitment”, *Administrative Science Quarterly*, 22(1), 1977, pp. 46-56, DOI:10.2307/2391745.
- Triyanto, W. A., Adi, K. & Suseno, J. E., “Chicken Tracking for Location Mapping of Lameness Chickens Using YOLOv8 and Deep Learning-Based Tracking Algorithm”, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 34(1), 2024, pp. 407-418, DOI:10.11591/ijeecs.v34.i1.pp407-418.
- Xue, Y. & Gan, H., “Research Progress in Intelligent Monitoring of Livestock, Poultry, and Aquaculture Based on Computer Vision”, *Animals*, 16(7), 2026, Article 1033.

Design and Performance Evaluation of a Smart Livestock Early-Warning System: An Image Recognition Approach

WEI-JEN HUANG, YU-WEN HUANG *

ABSTRACT

This study develops an image-based smart livestock early-warning system for intensive broiler houses using, YOLOv8s to detect normal and abnormal poultry conditions. A hybrid deployment architecture was adopted to support an end-to-end alerting process for real-time management. Video data were collected from a commercial broiler farm in central Taiwan, and the dataset was constructed through step printing (frame sampling), deduplication, event-based splitting, and consistency-checked annotation. The model achieved mAP@0.5 of 0.82, Precision of 0.80, and Recall of 0.90 on the test set, while the average end-to-end latency was 1.20 seconds. These findings suggest that the proposed system is feasible for early warning, biosecurity management, and improving inspection efficiency in smart poultry farming.

Keywords : smart livestock; anomaly detection; YOLOv8; real-time warning; image recognition

* Wei-Jen Huang, Adjunct Lecturer, Cardinal Tien Junior College of Healthcare and Management Dept. of Cosmeti Applicaions & Management; Yu-Wen Huang, National Yunlin Unicersity os Science and Technology, Ph.D. student in Department of Business Administration.