

乳牛 3D 體態評分辨識系統之開發⁽¹⁾

李佳馨⁽²⁾⁽⁴⁾ 王科翔⁽³⁾ 丁文宏⁽³⁾ 黃妃平⁽³⁾ 王思涵⁽²⁾ 蕭振文⁽²⁾

收件日期：113 年 7 月 8 日；接受日期：113 年 11 月 1 日

摘 要

乳牛體態評分 (body condition score, BCS) 是判斷乳牛健康的重要指標。本研究利用資通訊科技、雲端運算與人工智慧 (artificial intelligence, AI) 的深度學習系統，以 3D 影像 (3D image) 辨識技術為基礎，建構乳牛體態與體型之特徵資訊，將量測值結合 AI 分類判斷，開發一套乳牛體態評分辨識系統。本系統分為硬體設備及軟體系統兩部分，硬體設備包含：多視角之 2D 及 3D 影像攝影機、無線射頻辨識 (radio-frequency identification, RFID) 感應板、影像處理伺服器、保護電箱及工作站設備等；軟體部分包含：AI 辨識程式、RFID 取值程式、辨識結果與歷史資料瀏覽程式等。系統包含 2 個功能：(1) 體型量測：量測乳牛體型特徵，包含體長、體寬、體高及體背表面積，(2) 體態評分：由 2D 及 3D 影像特徵資訊進行乳牛 BCS 分類，由 2 至 5 分 (非常瘦至肥胖) 等體態五分法做為判斷機制。系統架設於牛隻每日擠乳走道上，以不影響牛隻生理及行為下，每日 2 次 (AM 5:00 及 PM 4:00) 進行牛隻體型 / 體態及 BCS 數據收集。2023 年 7 月至 12 月底乳牛體型 / 體態資料庫已收集 31,780 張影像數據，並進行 AI 系統辨識訓練，準確率分為完全正確與容許 ± 0.25 誤差值兩種，測試結果分別為 84.61% 及 96.77%。本系統可改善 2D 影像因牛隻的花色和牛體清潔度之影像干擾及人為判定 BCS 不一致等問題。

關鍵詞：乳牛、3D 影像、無線射頻辨識、體態評分。

緒 言

牛隻的健康，可透過採食量、乳房狀態、走路姿態、活動力及體態變化等項目進行判斷，其中乳牛體態評分常作為乳牛體內脂肪貯存之評估，被動物科學家和生產者認為是乳牛管理的重要因素，尤其在乳牛轉換期的 BCS 及產後流失的 BCS，影響後續泌乳早期之酮症發生率、泌乳高峰期之乳量、繁殖效率及健康，因此乳牛的 BCS 已成為判斷乳牛健康的重要指標之一 (Pryce *et al.*, 2001; Roche *et al.*, 2009)。最常用的 BCS 評估方法是 Ferguson *et al.* (1994) 提出的。在此方法中，每頭牛的得分在 2 到 5 之間，以 0.25 為間距，分數越大表示牛隻體態越胖，透過牛隻坐骨、髖骨、薦骨翼、尾根韌帶、薦骨韌帶、短肋骨等身體各部位進行檢查或觸診來確定 BCS 分數。乳牛場要維持或增加產能，隨時留意牛隻是否健康是牧場管理必須要做的首要項目，然而，例行事務占據酪農絕大部份的時間，牛隻的健康，可透過活動力及體態變化等項目進行判斷，缺工問題讓牧場沒有多餘的人力來觀察與紀錄牛隻健康狀況，無法預先發現並篩選出可能異常牛隻，容易錯失黃金治療期。目前全臺有超過 8 成的乳牛場，仰賴酪農肉眼長時間觀察與過去經驗判斷，雖然 BCS 可以由專家來進行主觀評分，當由不同的專家執行時耗時且經常不一致，使得此項技術效益無法發揮。

國內外重視動物福利，除歐美國家，近年東南亞、日本、韓國等國，朝向開發乳牛自動化機器或系統 (Shigeta *et al.*, 2018; Zin *et al.*, 2020; Xavier *et al.*, 2022)，協助酪農長期進行牛隻健康監測。日本東京大學 Shigeta *et al.* (2018) 開發 3D 攝影機安裝於擠乳機器人的分欄門上，當牛隻進入擠乳機器人內即可自動擷取影像系統，並將 3D 影像數據轉換為 2D 影像，經由卷積神經網絡 (convolutional neural network, CNN) 辨識 2D 影像，能得到 89.1% 正確率，容許誤差為 ± 0.25 時，正確率為 94.6%，平均絕對誤差為 0.05。Zin *et al.* (2020) 研究使用 3D 影像攝影機、圖像處理技術和回歸模型導入乳牛體態評分系統，該系統包括一個以自動圖像監測應用平臺，進行乳牛體態智能監測，通過數學演算取得辨識參數，BCS 會根據模型精度的測量值自動評估，系統準確度在平均絕對百分比誤差為 $\pm 3.9\%$ ，平均

(1) 農業部畜產試驗所研究報告第 2807 號。

(2) 農業部畜產試驗所北區分所。

(3) 工業技術研究院智慧微系統科技中心。

(4) 通訊作者，E-mail: jxlee@mail.tlri.gov.tw。

絕對誤差為 ± 0.13 。目前美國、德國已有相關商品化之乳牛體態評分之系統，價格約在新臺幣 250 – 300 萬之間 (因含進口貨物稅之問題)，國內少數牧場引進國外的設備輔具雖然可解決牧場勞動力缺乏之問題，但價格昂貴且本地維修不易，使得普及率無法提升。

本研究與財團法人工業技術研究院合作，開發臺灣第一部乳牛 3D 體態評分辨識系統，包括導入 3D 影像感測系統，結合乳牛體態專家經驗融合 AI 深度學習，建立牛隻肥胖度分類判斷機制，期望取代牧場每日牛隻健康狀態巡檢勞力支出，使酪農聚焦於有異常風險的牛隻，及早藉由 BCS 來調整牛隻營養配方，有助於避免產犢困難、產後損失和其他健康問題，改善牧場管理效率。

材料與方法

本計畫以 3D 攝影機為基礎，結合 2D 攝影機為輔助，開發一套乳牛體態評分系統：利用資通訊科技、雲端運算與 AI 深度學習機制，以 3D 視覺辨識技術為基礎，可通過多個角度的影像裝置，從而提高乳牛體態的辨識和影像處理能力，避免不同牛隻毛色差異、糞便的干擾，以增加 AI 評分的正確性，開發國內一套自有乳牛體態評分辨識系統。本系統之 3 臺 3D 影像攝影機分別建置於牛隻每日擠乳走道上，以 3 種不同視角 (俯視角、後視角及側視角) 在不接觸及影響牛隻生理、行為狀態下，當牛隻通過影像系統能自動取得 3D 影像，辨識收集乳牛體型特徵 (體長、體寬、體高及體背表面積) 及乳牛 BCS 分數，將體態量測分析和體型評分結果按日期和時間存儲在工作站中，並建立乳牛體態量測資料庫，根據所得之體型特徵資訊及 BCS 分數進行 AI 資料庫訓練，將 AI 辨識資料回傳至管理系統上，以提升乳牛 3D 體態感測量測系統的準確性 (圖 1)。

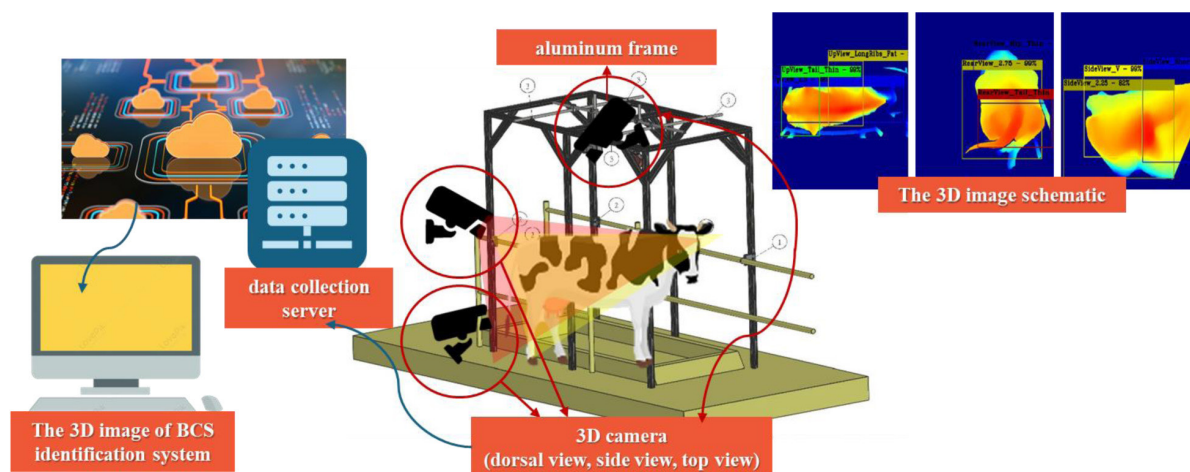


圖 1. 乳牛 3D 體態評分辨識系統架構圖示。

本系統之 3 臺 3D 影像攝影機分別建置於牛隻每日擠乳走道上，以 3 種不同視角 (俯視角、後視角及側視角)，當牛隻通過影像系統能自動取得 3D 影像，辨識收集乳牛體型特徵 (體長、體寬、體高及體背表面積) 及乳牛 BCS 分數，建立乳牛體態量測資料庫，根據所得之體型特徵資訊及 BCS 分數進行 AI 資料庫訓練，將 AI 辨識資料回傳至管理系統中。

Fig. 1. Architecture diagram of the 3D body shape assessment and identification system for dairy cows.

This system consists of three 3D cameras installed in the milking walkway where cows pass daily. Using three different angles (overhead, rear, and side views), the system automatically captures 3D images as the cows pass through. It identifies and collects body shape characteristics (body length, width, height, and surface area) as well as Body Condition Score (BCS). A dairy cow body measurement database is established, and the information obtained from the body shape characteristics and BCS is used to train an AI database, with the AI identification data being transmitted back to the management system.

系統硬體及軟體架構規劃：

- I. 硬體設備：鋁架、3 臺 3D 攝影機 (3D 影像解析度為 512×424 像素與 3D 感測精度為 $< 10 \text{ mm}@1 \text{ m}$ 之規格)、無線射頻辨識 (radio-frequency identification, RFID) 感應板、影像處理伺服器、保護電箱及工作站設備等。
- II. 軟體系統：包含 AI 辨識程式、RFID 取值程式、辨識結果歷史資料瀏覽程式等。軟體系統使用 Visual Studio 2015/2017 開發，以 C/C++ 撰寫軟體、UI 介面和演算法，並在 Windows 11 作業環境中運行。

III. 軟體系統功能：(1) 量測乳牛體型特徵體長、體寬、體高、背表面積，(2) 根據 2D 及 3D 影像特徵資訊進行乳牛體態分類，採用 Ferguson *et al.* (1994) 由 2 至 5 分 (非常瘦至肥胖) 等體型五分法做為判斷機制，並以 0.25 分為 5 個級距進行體態評分分類 (由於 1 分體態之牛隻於牧場不常見，在試驗數據收集不易，因此本系統採用之乳牛體態評分範圍以 2 至 5 分體態收集為主)。透過體態量測分析系統和牛隻體態辨識模型，可以量測乳牛體型 / 體態特徵，如長度、寬度、高度、背部表面積和體態辨識區 (薦骨翼與坐骨結至臀大腿區等)。利用收集的影像和特徵資料，應用 AI 學習技術建立牛隻體態辨識模型，進行牛隻影像資料的自動化體態辨識和評分。

IV. 軟體規劃：

- (i) 乳牛 3D 體態 / 體型即時量測介面：牛號、RFID 碼、體態 / 體型量測值、偏差值、三視角 2D 與 3D 即時影像。
- (ii) 乳牛 3D 體態 / 體型量測紀錄：牛號、體態 / 體型量測值、偏差值、時間記錄、三視角 2D 影像、修改功能及資料回溯功能。
- (iii) 乳牛 3D 體態 / 體型量測記錄資料庫：1. 可設定時間點抓取體態 / 體型量測值記錄，轉成 excel 檔輸出資料。
2. 量測記錄轉換為圖表之功能。
- (iv) 牛號與 RFID 資料庫：具新增與修改牛號與 RFID 碼、建置時間、備註功能。

結 果

I. 乳牛 3D 影像體態評分資料庫建置

本計畫開發乳牛體態評分辨識系統，主要以 Ferguson *et al.* (1994) 年提出的乳牛體態評分法為基礎，貯存乳牛 3D 影像體態資料庫，作為後續強化 / 擴增 AI 辨識模型之用。為使各個分類層級皆可能有樣本，在挑選上會儘可能挑胖、瘦皆有的牛隻作為樣本；另外，會挑選不同毛色、體型、身高的牛隻作為樣本，或將現有的圖像進行變形、轉向，以豐富 AI 訓練樣本，增加辨識準確性。在傳統影像處理方法中，通常需要擷取與組合不同影像特徵進行測試，以期求得能夠進行辨識所需的特徵向量，以利後端串接的分類器能有效針對輸入影像進行分類。儘管此類方法具備較少的訓練資料量之優點，但其缺點包括特徵的定義困難、模型易受細微影像變化干擾等問題。近年來，由於深度學習方法的實用化，許多傳統上難以處理或無法達成的影像問題，多半能透過適當的模型加以解決。深度學習模型在影像方面的應用，大致可分為分類 (classification)、偵測 (detection) 以及分割 (segmentation) 等三種。其中，分類模型可針對輸入影像進行分類，依據其訓練類別將輸入影像分類至對應的類別。偵測模型進一步將影像中的目標物以矩形區域進行標示，同時提供目標物的類別與其相對於影像中的位置資訊。分割則更進一步將目標物與背景進行區別，可得到更為細緻的目標物所屬的像素區域。而乳牛 3D 體態評分辨識系統採用結合深度學習模型的視覺辨識方法，取得的 2D-RGB 圖及 3D 點雲分為上面、後面及側面三組，可觀測乳牛的體型胖瘦局部特徵，為了可帶入 AI 影像辨識，目前設計將 3D 點雲的 z 方向 (遠近) 資訊映射成不同顏色，以反映該視角下的乳牛體表高低起伏特徵，命名為深度彩圖 (depthcolorpicture)。建立的影像資料庫，可供後續針對單一視角下的深度彩圖、三視角拼接深度彩圖或三視角拼接深度彩圖及三原色光模式 (red - green - blue color model, RGB) 彩圖 (圖 2)，彈性進行 AI 訓練選擇，以符合自定義乳牛體態辨識所需。

II. 乳牛體態 AI 模型建立與分割模型

由於乳牛 3D 體態評分辨識系統建置前期仍需靠專家肉眼比對，將 BCS 分數輸入給 AI 電腦系統進行教學辨識，以增加系統開發時進行準確性校正。本系統初步開發經由專家人工評分樣本為泌乳牛 50 頭，共 500 次以上之圖像辨識，建立 AI 辨識模型之基礎，目前採用的方式為，透過專業人員目視三視角深度彩圖及 RGB 彩圖來進行評分，評分方式與電腦辨識採用相同的三視角深度彩圖進行評分，有別於過往採人工觀看實體乳牛來評分的方式，可避免實體觀看 (無限視角觀察) 與電腦觀看 (有限視角) 差異所導致的認知評分誤差。

在量測乳牛體型 / 體態資訊的最重要的步驟是從攝影機畫面的每個像素均要分辨乳牛和背景，進而辨識每隻乳牛的真正邊界所在，此為語義 (像素級) 分割 (semantic segmentation)。本系統使用的 2D/3D 攝影機，其中 2D 攝影機視角約 72 度，但 3D 攝影機取像視角約 120 度，由於牧場擠乳走道區的光線不穩定，所以 YOLO 的 AI 模型使用 3D 攝影機的深度資訊進行訓練與標記資料集。在進行 YOLO_Segmentation AI 訓練之前需要準備訓練集和驗證集，本系統使用 LabelMe 進行個別牛隻標記。YOLO_Segmentation 是一種電腦視覺技術，可以快速找出影像中的物件，並準確描出物件外形，就像畫出剪影一樣，常應用於醫療、農業和工業檢測，能同時「偵測」與「分割」目標，方便後續分析。而 LabelMe 是一個圖像標註工具，主要用途是幫助使用者在圖片上畫出物件的輪廓並標註名稱，像是「車子」、「人」、「樹」等。在圖片或影像標示上每隻乳牛的標記點，畫好一隻乳

牛的邊緣標記點後填入標記的 label。參考乳牛 2D 彩色影像的邊緣位置，將對應的乳牛邊緣標註在 LabelMe 的乳牛 3D 深度資訊上。LabelMe 乳牛標記資料庫，標記資料庫的收集時共有 1,500 組乳牛標記影像，包含有乳牛 2D 彩色影像、乳牛 3D 深度資訊和對應的乳牛邊緣標記 json 標記檔。後續將 LabelMe 標記的多邊形數據集，放到 YOLO 模型中進行 AI 訓練。

乳牛 BCS 量測範圍會固定限制在 3D 攝影機影像的某一特定區域中，所以將此區塊稱為感興趣區域 (region of interest, ROI)。此 ROI 可以先初步濾除不可能的目標，也可減低運算時間。當乳牛進入 ROI 區域，且 3D 點雲高於地板平面 (已轉換至地板座標系統)，將點雲材質依深度資訊 (藍色的深度值接近零，黃紅色的深度值越大) 進行上色。圖 2 上方為乳牛經過走道區時的彩色影像，下方為其對應的深度資訊；下方的左圖是 3D 攝影機原始取得的深度資訊進行可視化處理後，其畫面上較高的地方離攝影機較近均調整成藍色，越高的地方越深藍；下方的右圖是將 3D 影像深度資訊的基準點轉換為地板上後再可視化處理，其畫面上的地板區域都調整成藍色，越高的地方越是黃紅色。藉由七彩色階將影像遠近調整為由紅到藍的影像色階。

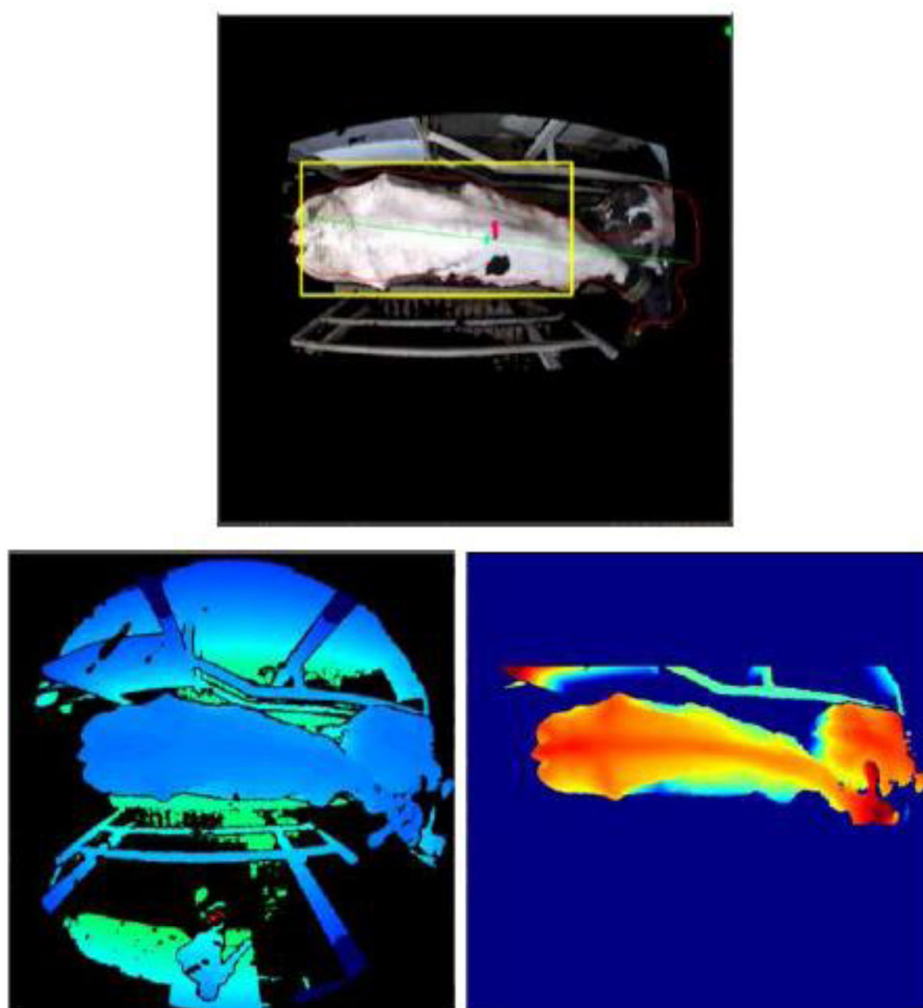


圖 2. 3D 影像深度彩圖進行可視化處理結果。

下方為其對應的深度資訊；下左圖是 3D 攝影機原始取得的深度資訊進行可視化處理後，其畫面上較高的地方離攝影機較近均調整成藍色，越高的地方越深藍；下右圖是將 3D 影像深度資訊的基準點轉換為地板上後再可視化處理，其畫面上的地板區域都調整成藍色，越高的地方越是黃紅色。藉由七彩色階將影像遠近調整為由紅到藍的影像色階。

Fig. 2. Visualization results of the 3D image of depth color picture.

The image below shows the corresponding depth information. The left lower image shows the depth information originally captured by the 3D camera, processed for visualization; areas that are higher in the image, and thus closer to the camera, are adjusted to blue, with higher areas appearing deeper blue. The right lower image depicts the depth information of the 3D image converted to a reference point on the floor, which has been visualized such that the floor area is adjusted to blue, while higher areas appear more yellow to red. A color gradient from red to blue is used to represent varying distances in the image.

III. 建置電腦化乳牛 3D 體態評分之判定準則

本系統應用 AI 辨識模型針對三個視角的深度彩圖進行評分，可分別獲得三個評分結果，若此評分兩兩分數差異不超過 0.5，則辨識結果為三個分數的平均值，並輸出評分結果為此平均值最接近的評分定義，如：平均值為 3.15 則輸出 3.25 評分；反之，則須再進行局部特徵辨識與評分邏輯分類，如電腦化 AI 流程所示（圖 3），此再次細部評分的準則為依據 BCS 評分標準進行改良，因 BCS 係採人工目視多角度檢視來進行評分，但電腦化流程只採三個視角，有限的視角圖會在 BCS 定義中產生模稜兩可，故進行整併參考前三視角整體評分結果與三視角個別局部特徵評分結果以定義出細部評分準則。

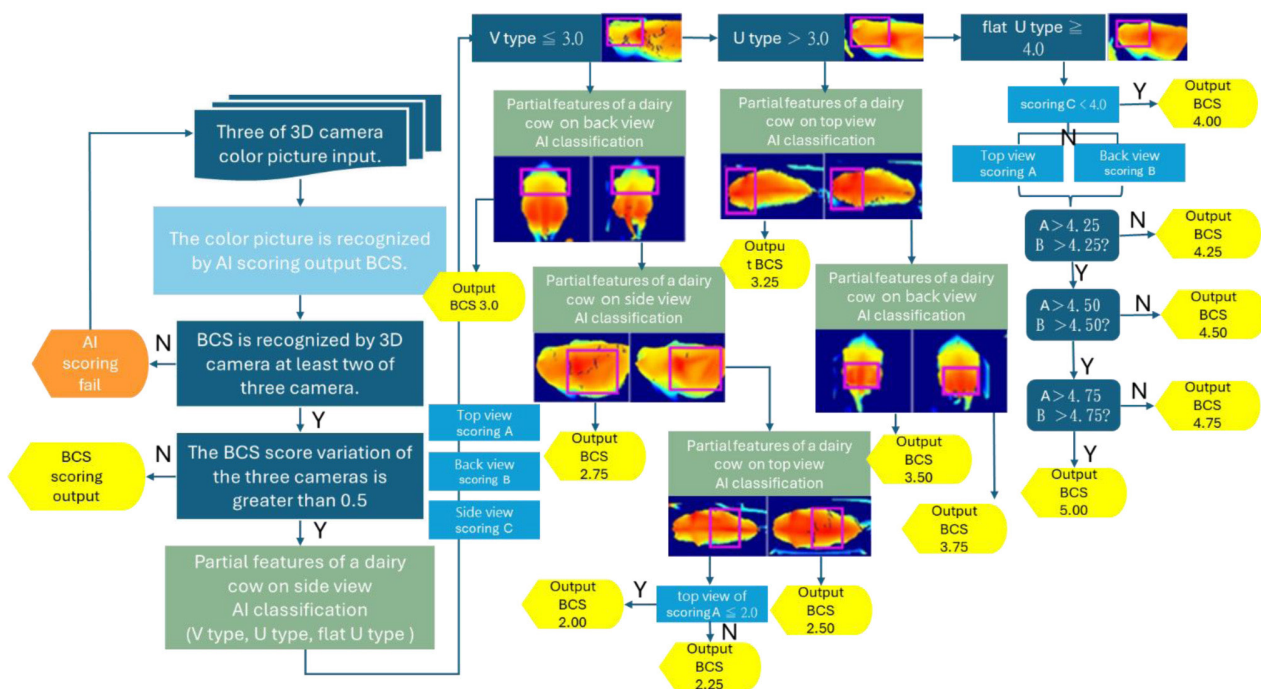


圖 3. 電腦化 3D 乳牛體態評分之判定準則。

Fig. 3. Determination criteria for computerized 3D dairy cow body condition scoring.

IV. 乳牛 3D 體態評分系統軟體

本系統具有可視化介面，量測系統頁面功能包含：乳牛 3D 體態 / 體型即時量測、乳牛 3D 體態 / 體型量測記錄、乳牛 3D 體態 / 體型量測記錄資料庫和牛號與 RFID 資料庫等 4 項子功能，系統功能與介面分述如下：

- (i) 乳牛 3D 體態 / 體型即時量測系統與使用者介面（圖 4）：本功能包含量測 2D/3D 影像及體態 / 體型量測分析數值，使用者介面分割為左右兩側，左側顯示 2D/3D 即時影像，考量到共有 3 支取像模組，2D 即時影像畫面設計提供上背、後臀及側腹的按鍵供管理者進行切換，下方則顯示 3D 即時深度彩圖資訊。介面右側上方顯示牛隻的 RFID 感測器取到的 RFID_TAG 和牧場管理者事先預設 RFID_TAG 對應之牛號；介面右側下方為體態 / 體型量測分析數據，以表格方式呈現，由上至下依序為背體長、體寬、體高、體表面積及體型評分等乳牛特徵，保留未來往下擴充其他乳牛特徵項目。而由左至右則分別呈現其平均值、變異數、最小值和最大值等統計數據。
- (ii) 乳牛 3D 體態 / 體型量測記錄（圖 5）：本功能介面顯示牧場內每隻牛隻的編號、時間戳、體長、體寬、體高、體表面積及體態評分等乳牛特徵資訊和三個視角的 2D 彩色影像紀錄；當每隻牛隻經過感測之走道區時，系統便開始持續收集量測資料，在這期間進行即時量測乳牛時會產生多筆的量測數值，乳牛離開走道區後記錄到系統會統整成一筆，篩選數值是依據統計數據原理，排除極端數值後的平均值。乳牛的牛號和體態評分是從即時量測的多筆量測值取其眾數的出現次數最多的數據來代表這隻乳牛的最終體態評分之數值。在乳牛 3D 量測記錄表上任選一筆記錄後可以修改這筆記錄的牛號、進行刪除這筆記錄；甚至可以將這筆記錄其上背、後臀及側腹各視角的攝影機彩色影像顯示在量測記錄表的右方，讓管理者可以確認記錄其 RFID 系統判斷的牛號是否正確，若不正确可進行牛號碼修正。
- (iii) 乳牛 3D 體態 / 體型量測記錄資料庫（圖 6）：本系統使用 Microsoft Access 來建置資料庫，因此本功能介面資料庫之乳牛 3D 體態 / 體型量測記錄除了會將個別乳牛的牛號、時間戳、體長、體寬、體高、體表

面積及體態評分等乳牛特徵資訊顯示在頁面上，也會同時將其資訊儲存在 Access 資料庫中。Access 資料庫主要用來存放牛隻的基本牛號 /RFID 資料以及每日每次在量測過程中的量測到的相關乳牛特徵資訊。3D 體型 / 體態量測紀錄資料庫的功能頁面如圖所示圖 6，使用者可以在本頁面上選擇個別牛號和對應的量測數據（體長、體寬、體高、體表面積及體態評分），量測系統使用 SQL (Structured Query Language) 語法（SQL 是用來和資料庫溝通的語言，可以新增、查詢、更新、刪除資料）連接到 Access 資料庫中進行查訊調出對應的數據集進而繪出相關關聯圖表，並計算此牛號和對應的量測數據其統計分析顯示其結果（平均值、變異數、最小值和最大值等），以提供結使用者或是牧場管理者了解該牛隻體型 / 體態的長時間變化，給予個別化的照顧或是飼養管理的修正。

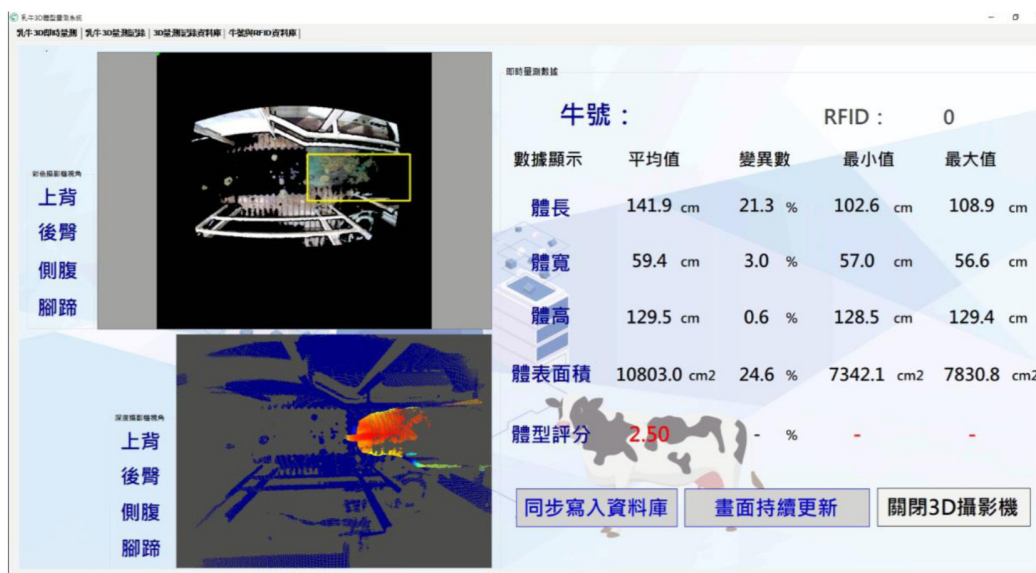


圖 4. 乳牛 3D 體態 / 體型即時量測系統介面。

Fig. 4. The interface of 3D body condition score /body shape of real-time measurement in Dairy cows.

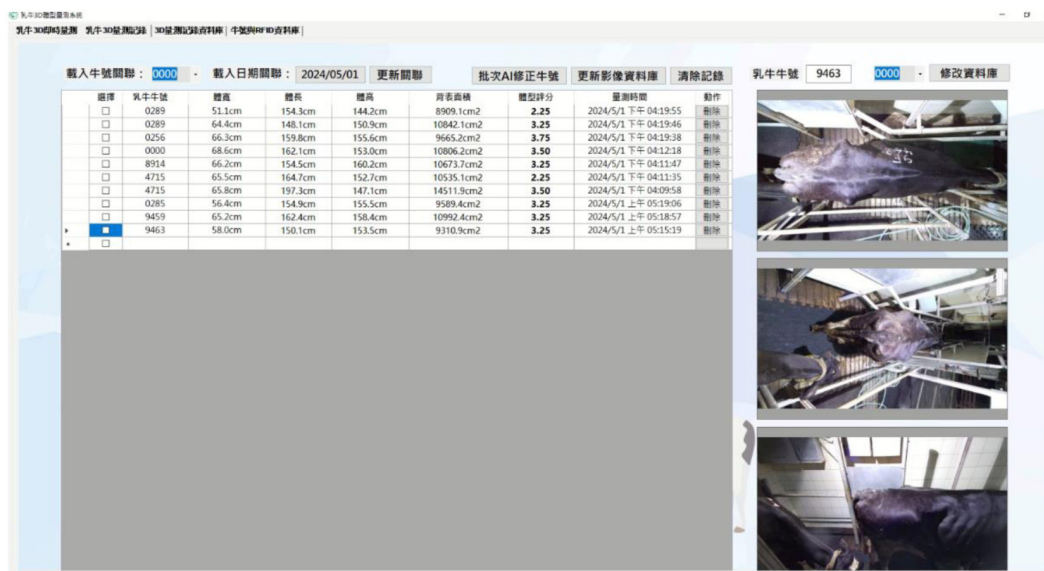


圖 5. 乳牛 3D 體型 / 體態量測紀錄介面。

Fig. 5. The interface of 3D body condition score /body shape of measurement record in Dairy cows.

- (iv) 牛號與 RFID 資料庫 (圖 7)：本功能介面左方是牛號 /RFID 配對資料庫，是由牧場管理者將牧場每隻乳牛的牛號和該乳牛耳朵上所植入的 RFID_TAG 碼配對後，之後在此頁面上進行輸入乳牛配對資訊，以提供乳牛在經過走道區時透過 RFID Server 取到 RFID 耳標碼，查詢此牛號與 RFID 資料庫後系統可以得知此乳牛真正的牛號和身份等基本資料。頁面右方是牛號 /RFID 即時偵測，當乳牛在經過走道區時，在此頁面會即時顯示透過 RFID Server 取到 RFID 耳標碼和其對應的牛隻號碼，並可測偵到 RFID 時的時間戳等資訊。

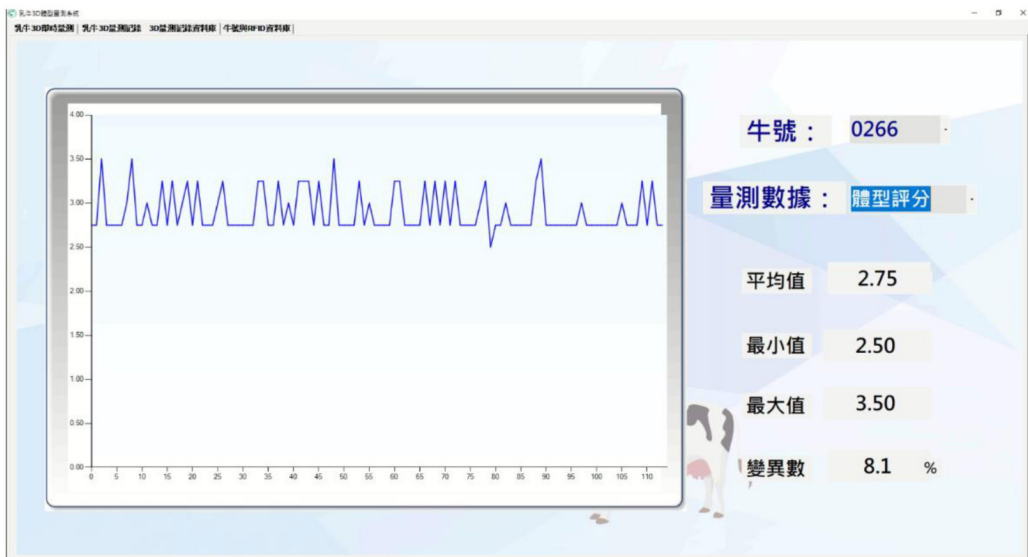


圖 6. 個別乳牛 3D 體型 / 體態量測記錄資料庫介面。
Fig. 6. The individual cow 3D body condition score /body shape of measurement record database in Dairy cows.



圖 7. 牛號與 RFID 資料庫介面。
Fig. 7. The interface of cow number and RFID database.

V. 場域驗證

本系統開發乳牛 3D 體態評分系統，建立乳牛 3D 體態及 AI 辨識分類模型，完成電腦化乳牛 3D 體態判定準則，自 2023 年 7 月至 12 月於苗栗縣西湖牧場之乳牛體態資料庫已收集 31,780 張 3D 與 2D 影像數據，並由專家根據 BCS 標準進行人工目檢，包括 67 頭乳牛，約 263 次評分記錄作為 AI 模型訓練標準，並對不同日期的 12 次樣本進行測試，每次牛隻數量約在 10 – 30 頭之間。在 BCS 評分標準的誤差容許範圍為 ± 0.00 分時，模型的正確率可達 84.61%；在容許誤差範圍為 ± 0.25 分時，正確率提高到 96.77% (表 1)。

討 論

隨著人工智慧近年來獲得廣泛討論，最關鍵的部分在於「深度學習」理論的突破。深度學習是機器學習的一種分支，也是目前機器學習發展的主流，源於類神經網絡。讓許多技術得以展開新的應用，其中最熱門一項是圖像辨識，可以應用在機器人、自動駕駛車、智慧工廠、智慧醫療等領域。在農業方面，已有許多研究利用影像辨識技術進行如昆蟲、果樹、蔬菜、花卉等病蟲害、收成及物種辨識等圖像辨識技術進行開發及應用 (許，2015；陳，2018；羅，2021)。依據農業部農業統計 (2024) 資料顯示，近年來臺灣乳牛畜牧場數量逐年減少，但每戶飼養乳牛

頭數卻日益增加，在這種情況下，牛群的智慧管理就變得非常重要。儘管自動化設備及管理系統已普遍運用於牧場，但用於評估乳牛營養及健康監測之 BCS 自動測量系統尚未普及。

表 1. 專家評比與 AI 模型訓練比對之乳牛體態評分結果

Table 1. Comparing expert assessment and AI model training of dairy cow body condition score (BCS) of results

Dairy cow body condition score recognition of verification results (total 12 times)				
Test number	Date	Cows	± 0.0 Accuracy (%)	± 0.25 Accuracy (%)
1	2023/07/20	19	84.21%	94.74%
2	2023/07/23	20	95.00%	95.00%
3	2023/07/26	21	90.48%	100.00%
4	2023/07/31	22	90.91%	100.00%
5	2023/08/05	18	83.33%	94.44%
6	2023/08/06	20	80.00%	100.00%
7	2023/08/13	22	90.91%	100.00%
8	2023/08/31	22	68.18%	95.45%
9	2023/09/03	25	76.00%	96.00%
10	2023/09/13	29	79.31%	89.66%
11	2023/10/17	20	85.00%	100.00%
12	2023/12/26	25	92.00%	96.00%
average			84.61%	96.77%

早年開發乳牛體態評分辨識系統以 2D 影像為主，Leroy *et al.* (2005) 透過 2D 影像進行牛背部 (尾根至薦骨翼間) 影像體態辨識，從影像中減去輪廓點來進行牛隻 BCS，從他們的方法獲得的估計 BCS 顯示與 BCS 評估者獲得的分數平均有 0.27 個單位的偏差。Bewely *et al.* (2008) 進行了更廣泛的研究，從牛隻背部至頂部 (尾根至頸椎) 捕捉的 2D 影像，以手動方式標示出解剖特徵點，並計算牛身體部位的輪廓和角度，結果顯示，當 BCS 的預測值和 BCS 的實際值之間準確率，在可接受之 0.5 以內之誤差值時準確率為 92.79%，0.25 以內之誤差值時準確率為 89.95%。本試驗建置乳牛 3D 影像體態評分辨識系統以前，曾以 2D 影像為主開發基準，發現 2D 影像在進行牛隻 BCS 判別時會因牛隻身體沾染糞便程度及牛體花紋 (毛色全黑或全白之牛體) 而影響電腦進行影像捕抓及 AI 辨識，尤其在牛隻髖骨至坐骨間之關鍵識別區，會大幅降低準確性，在可接受之 0.25 以內之誤差值時準確率僅為 85.95% (未發表)。

近年體態評分辨識系統，逐漸以 3D 影像攝影機為主，藉由點雲材質依深度資訊進行上色，將 3D 影像深度資訊的基準點轉換為可視化處理之七彩色階，離 3D 影像攝影機越近之距離呈現紅色，越遠則為藍色。在結合影像辨識與深度學習 (deep learning) 技術，使用卷積神經網路 (convolutional neural network) 模型，學習乳牛 BCS 各階段的影像特徵。本研究是將早期安裝之 2D 影像攝影機更換為 3D 影像攝影機，其目的是開發一套每日監測乳牛 BCS 系統，透過將 3D 影像攝影機安裝到一天兩次必經的擠乳通道上，以連續自動捕捉乳牛的影像，並進行高精度的 BCS 判定，結果顯示，將捕獲乳牛的影像傳至電腦進行 AI 判讀，數據會自動累積在伺服器中，經半年獲得大量乳牛體態影像數據，取得乳牛體態樣本進行 AI 系統辨識，其完全正確率為 84.61%；當可接受誤差為 ± 0.25 時，正確答案率為 96.77% (表 1)，相較 2D 體態系統有較高之準確率，且能減少牛隻的花色和牛體清潔度之影像干擾。本系統與 Shigeta *et al.* (2018) 所開發乳牛 3D 體態辨識系統 (完全正確率為 89.1%，誤差為 ± 0.25 時，正確率為 94.6%) 之完全準確率略為偏低 (84.61% vs. 89.1%)，但在容許 ± 0.25 誤差值準確率略高 (96.77% vs. 94.6%)，可能由於攝影機安裝的模式及資料收集樣式的不同影像判定的準確率。

本研究使用 3 臺 3D 影像攝影機，以 3 種不同視角 (俯視角、後視角及測視角) 做為影像體態辨識，相較於需多研究大多採單一俯視角為主不同 (Shigeta *et al.*, 2018; Mullins *et al.*, 2019; O'Leary *et al.*, 2020)，因目前 3D 影像 BCS 系統，捕抓牛隻影像傳至電腦進行 AI 判讀需要 1 – 3 秒 (因電腦 CPU 處理器有所不同)，且會因為牛隻快速通過 3D 影像攝影機時，可能會造成影像畫面捕捉模糊，因此目前研究牛隻 BCS 系統多架設於自動擠乳機器人內或分群門閘門上，讓牛隻靜止於影像攝影機下，以便影像攝影機進行體態辨識。但也有以兩臺不同攝影角度進行牛

隻體態辨識，以增加影像判讀之準確性 (Huang *et al.*, 2019)。本研究使用 3 臺 3D 影像攝影機，主要因為本研究之攝影機並非架設於自動擠乳機器人內或分群閘門上，而是架設於牛隻每日經過擠乳通道上，在牛隻正常行走時進行牛隻體態辨識，由於多視角影像攝影機，不只可增加影像判讀之準確性，另考量未來推廣民間牧場使用可因地適宜調整，依牧場環境需求安裝不同視角之 3D 影像攝影機。

結 論

乳牛的 BCS 對於牧場營養管理很重要。在本研究中，開發了一種利用 3D 影像視覺辨識技術之自動化乳牛 BCS 系統，除了能避免人為判定的不一致，且能省時、省工，節省牧場人力支出，並藉由本系統監測牧場牛隻營養狀況，適時調整營養配方。另系統之 2D 影像更換為 3D 影像攝影機，確實有效減少牛隻的花色和牛體清潔度之影像干擾。

誌 謝

本研究承農業部科技發展細部計畫 (112 農科 -13.1.4- 畜 -L4) 經費支持，得以完成研發，謹此誌謝。

參考文獻

- 許鑄云、陳宗禮、黃國益、郭育姣、黃卯昌。2015。水稻種子影像辨識系統之研究。植物種苗 17：1-18。
- 陳祐祥、曹慧華、陳世偉、劉純瑜、葉凌均。2018。應用影像辨識技術判定水果成熟之研究。電子商務研究 16：233-257。
- 農業部。2024。農業資料開放平臺。https://data.moa.gov.tw/open_search.aspx?id=279。
- 羅傑瑞。2021。應用無線影像環境感測網路於智慧整合蟲害管理。國立臺灣大學。
- Bewley, J. M., A. M. Peacock, O. Lewis, R. E. Boyce, D. J. Roberts, M. P. Coffey, S. J. Kenyon, and M. M. Schutz. 2008. Potential for estimation of body condition scores in dairy cattle from digital images. *J. Dairy Sci.* 91: 3439-3453.
- Ferguson, J. D., D. T. Galligan, and N. Thomsen. 1994. Principal descriptors of body condition score in Holstein cows. *J. Dairy Sci.* 77: 2695-2703.
- Huang, X., Z. Hu, X. Wang, X. Yang, J. Zhang, and D. Shi. 2019. An improved single shot multibox detector method applied in body condition score for dairy cows. *Animals* 9: 470.
- Leroy, T., J. M. Aerts, J. Eeman, E. Maltz, G. Stojanovski, and D. Berckmans. 2005. Automatic determination of body condition score of cows based on 2D images. *Precision Livestock Farming* 105: 251-255.
- Mullins, I. L., C. M. Truman, M. R. Campler, J. M. Bewley, and J. H. C. Costa. 2019. Validation of a commercial automated body condition scoring system on a commercial dairy farm. *Animals* 9: 287.
- O'Leary, N., L. Leso, F. Buckley, J. Kenneally, D. M. Sweeney, and L. Shalloo. 2020. Validation of an automated body condition scoring system using 3D imaging. *Agriculture* 10: 246.
- Pryce, J. E., M. P. Coffey, and G. Simm. 2001. The relationship between body condition score and reproductive performance. *J. Dairy Sci.* 84: 1508-1515.
- Roche, J. R., N. C. Friggens, J. K. Kay, M. W. Fisher, K. J. Stafford, and D. P. Berry. 2009. *Invited review*: Body condition score and its association with dairy cow productivity, health, and welfare. *J. Dairy Sci.* 92: 5769-5801.
- Shigeta, M., R. Ike, H. Takemura, and H. Ohwada. 2018. Automatic measurement and determination of body condition score of cows based on 3D images using CNN. *J. Robot. Mechatron.* 30: 206-213.
- Xavier, C., Y. Le Cozler, L. Depuille, A. Caillot, A. Lebreton, C. Allain, J. M. Delouard, L. Delattre, T. Luginbuhl, P. Faverdin, and A. Fischer. 2022. The use of 3-dimensional imaging of Holstein cows to estimate body weight and monitor the composition of body weight change throughout lactation. *J. Dairy Sci.* 105: 4508-4519.
- Zin, T. T., P. T. Seint, P. Tin, Y. Horii, and I. Kobayashi. 2020. Body condition score estimation based on regression analysis using a 3D camera. *Sensors (Basel)* 20: 3705.

Development of 3D body condition score identification system for dairy cows ⁽¹⁾

Chia-Xin Lee ⁽²⁾⁽⁴⁾ Ko-Shyang Wang ⁽³⁾ Wen-Hung Ting ⁽³⁾ Fei-Ping Hang ⁽³⁾
Szu-Han Wang ⁽¹⁾ and Jen-Wen Shiau ⁽¹⁾

Received: Jul. 8, 2024; Accepted: Nov 1, 2024

Abstract

The Body Condition Score (BCS) is an important indicator for assessing the health of dairy cows. This research adopts in-depth learning system, including information and communication technology, cloud computing, and artificial intelligence (AI), based on 3D image recognition technology, to construct the characteristic information of BCS and body shape, and to combine measured values with AI classification and assessment. The goal is to develop a system for identifying the body condition score of dairy cows. This system is divided into two parts: hardware equipment and software systems. The hardware equipment includes multi-view 2D and 3D imaging cameras, radio-frequency identification (RFID) sensor boards, image processing servers, protective electrical boxes, and workstation equipment...etc. The software part includes an AI identification program, an RFID value acquisition program, and an identification results and historical data browsing program...etc. The system includes two functions: (1) body shape measurement, which measures the body characteristics of dairy cows, including body length, body width, body height, and surface area of back; and (2) BCS scoring, which performs body condition scoring of dairy cows based on 2D and 3D image feature information for BCS classification, using a five-point scale from 2 to 5 (from very thin to obese) as the assessment mechanism. The system is installed in the cows' daily milking aisle, without interfering with the cows' physical condition and behavior, to collect cow body shape and BCS data twice a day (at 5:00 PM and 4:00 AM). Between July and the end of December 2023, the dairy cow body condition /BCS database collected 31,780 images and conducted AI system recognition training. The training accuracy was categorized into two types: perfect correction and tolerance of ± 0.25 in error value. The test results were 84.61% and 96.77%, respectively. The system improves 2D images due to the interference by images of pattern and body cleanliness of cows, as well as inconsistencies in human assessments of BCS.

Key words: Dairy cows, 3D image, Radio-frequency identification, Body condition score.

(1) Contribution No. 2807 from Taiwan Livestock Research Institute (TLRI), Ministry of Agriculture (MOA).

(2) Northern Region Branch, MOA-TLRI, Miaoli 36843, Taiwan, R. O. C.

(3) Smart Microsystems Technology Center, Industrial Technology Research Institute, Tainan 709410, Taiwan, R. O. C.

(4) Corresponding author, E-mail: jxlee@mail.tlri.gov.tw.