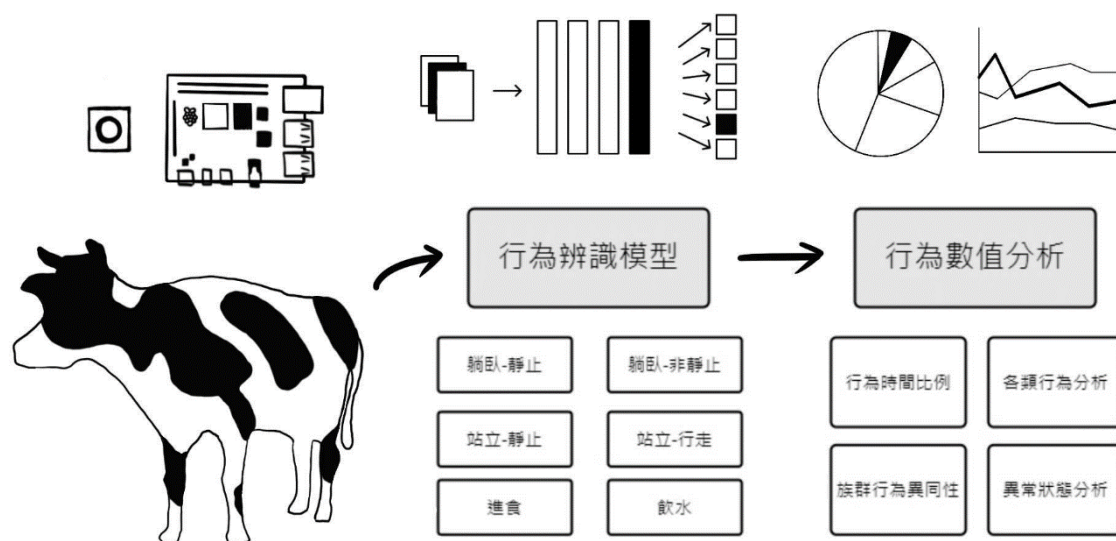


二、研究計畫內容（以 10 頁為限）：

（一）摘要

隨著全球對於乳製品的需求逐漸增加，管理日益增加的乳牛族群相較以往更為複雜且具有挑戰性，有效且可持續的管理策略也顯得至關重要。乳牛的行為反映生理狀況及其動物福利(animal welfare)，因此分析其行為將有助於我們對牛隻健康、福利的理解，同時也涉及乳製品生產情形與相關商業活動。本研究提供一個以影像方式監測幼年乳牛行為的解決方案，並預計將其行為反映的大量資訊，搭配機器學習技術，訓練出基於動態影像辨識幼年乳牛行為的深度學習模型。藉由運用此模型，本研究將進一步監測並分析小牛在一日之中各類行為的時間總和、頻率、族群內之行為異同性等等數據，以及延伸至異常狀態分析。本研究期待連結物聯網技術，建立實時的新生乳牛監測系統。此系統從監測小牛行為，至數據量化、分析、結果呈現，盼能為乳牛管理者提供即時資訊並作為決策的參考依據，既能使管理大量的牛隻更有效率，也同時顧及乳牛健康及福利。



圖一、本研究圖形摘要

（二）研究動機與研究問題

2.1 研究動機

世界人口增長擴大人類對於各類資源的需求。聯合國發布《2022 年世界人口展望》並預計於 2050 年全球人口將達到 97 億(United Nations, 2022)，相較於現今仍有 18 億的成長幅度。在此趨勢下，以有限的資源養活日益增長的世界人口成為相當值得關注的議題。根據《2022-2031 全球農業展望》，酪農業為牲畜規模增長的主要因素，於十年內全球乳製品的生產量將增長 23%、乳牛總數量預估成長 14%(OECD/FAO, 2022)。因此，面臨逐漸增長的牛群數量，有效且可持續的管理措施尤其需要。

觀察牛隻及其行為是管理與察覺異狀最直接的做法，傳統上以定期巡視的做法來察看牛隻以及周遭環境是否有異狀，此方式仰賴人員本身的經驗以及對乳牛的理解且費時費力，人類的反覆出現也造成動物的壓力；於牛隻身上裝設感測器是常見的監測方式，然而長期配戴一定重量的裝置存在著影響生理健康與動物福利的疑慮；令人興奮的是，隨著現今影像處理技術以及機器學習的演進，影像與人工智慧的搭配為動物行為監測與分析提出了另一種解決方案，且此種方法相較於直接接觸牛隻，更能在不影響乳牛的情況下監測其真實的行為樣貌，同時此類裝置架設方便、節省成本。

有鑑於此，本研究提出以影像方式監測牛隻行為的解決方案，欲設計一監測系統從資料收集、數值量化、分析，到最終呈現結果至乳牛管理者面前。其中關於小牛行為的辨識，本研究將之區分為六種行為，欲以深度學習的演算法識別行為。

為了瞭解小牛日常生活中各類行為的模式，本研究將小牛實時監測之影片搭配行為辨識模型以量化行為數值，期待能藉由進一步的分析還原小牛的生活面貌。其結果能夠加以延伸到異常行為的智能偵測，期望能在連結物聯網技術之後，偵測到小牛行為異狀將立即通知乳牛管理者前來確認，為小牛的身心健康把關。

本研究針對未斷奶的幼年乳牛，對其進行行為監測及分析，原因有以下三點：一、新生之犢牛經歷成長發育的關鍵時期，其飲食、休息、活動力狀況、關係到消化吸收的瘤胃環境皆需要留意觀察並適時調整(Gressley, 2011)；二、由於免疫系統尚未健全，犢牛易感染肺炎、下痢等等，其症狀早期發現與治療尤其重要；三、犢牛對於周遭環境的變動十分警覺、人工檢查時易造成驚動，且在其意識到被監視時會改變自己的行為(Bohlen, 2018)，因此，若能透過影像監控將減少人為干預帶來牛隻的身心負面影響，也能使監測結果更符合其本身自然的行為模式。

行為監測的結果更可以用以衡量牛隻的身心健康。各項數據的分析有助於推測牛隻的狀態，乳牛管理者可以根據各項指標調整其生活條件，例如通風率、飼料供應、環境溫度等等，以促進動物福利。因此，本研究期盼能在分析小牛的行為數據後，建立完整的指標以協助管理者評估其健康狀況及福利，顧全動物身心、確保乳製品品質、為乳牛以及管理人員打造更美好的環境。

2.2 研究問題

2.2.1 乳牛行為

乳牛的行為反映其生活狀況，並牽涉及其生、心理健康狀態。

例如躺臥的時間反映其休息情形，一般認為要使乳牛生產效益有效提升，其躺臥時間應以每天最少 12 小時為基準才有助於最大化其產乳量和動物福利；乳牛的進食行為影響其發育，尤其於照顧犢牛時更需注意其進食狀況。其原因為瘤胃發育的優劣是乳牛能否消化吸收飼糧的關鍵，而瘤胃乳頭狀絨毛細胞的發育主要受幼年期飲食影響；飲水是另一種具有重要生物學意義的行為，因為牛的飲水頻率和每日飲水量會影響採食量、體重增加和產乳量，對於剛出生的小牛更需隨時留意其飲水是否足夠充足。

本研究根據小牛的日常生活場域和活動情形，將其行為分為「躺臥-靜止」、「躺臥-非靜止」、「站立-靜止」、「站立-行走」、「進食」、「飲水」六個類別，期待能藉由後續的分析了解其行為模式。

表一、本研究中犢牛行為分類

分類	躺臥-靜止	躺臥-非靜止	站立-靜止	站立-行走	進食	飲水
行為描述	呈躺臥姿勢且整體靜止不動	呈躺臥姿勢且頭部或四肢移動	軀幹離地且腳部無移動	軀幹離地且身體隨腳步移動	站立且頭部接近乾飼料盆	站立且頭部接近濕飼料盆

2.2.2 行為數值量化與分析

若能由一小段影片分辨出小牛的行為，則可用以監測及統計小牛一整天下來各類行為的時間以及次數等資料，這些行為的資料可使我們對於小牛的日常行為具有一定程度的了解，例如一天平均的躺臥時間、飲食時長、由躺臥站起的頻率、日均活動時間等等，蒐集並分析不同牛隻的行為狀況也有助於理解族群中的相同及相異性。藉由分析及了解小牛行為模式對於偵測異常有顯著的助益，若能實時監測牛隻行為並在偵測異常值時立即通知管理者，則可即時做出相對應的措施、減緩風險造成的後果。舉例而言，跛足是一種常見疾病，若能

在早期即觀察出其休息行為頻率的異常並且及時治療，則可降低相關的經濟損失、獸醫治療成本。

2.2.3 智慧化牧場

透過物聯網技術及智慧化科技，可以更有效地管理牧場，其優點包括提高生產效率、減少人工成本、提高飼養品質、提高安全性、減低環境汙染等等。

本研究預計建立牛隻行為監測系統，收集到的資訊將於嵌入式系統進行邊緣運算，透過通訊協定以傳輸資訊，最後呈現在用戶面前。此外，本研究欲建立以行為模式為依據的告警系統，期待能及時偵測牛隻異狀並通知飼主。

(三) 文獻回顧與探討

3.1 乳牛行為辨識

近年來許多研究已對動物的表型(phenotype)進行分析，以監測乳牛牧場的動物行為和健康狀況。傳統上，直接接觸法(將感測器裝置於動物身上)一直是動物行為監測的主要形式，其大多裝設 GPS(Turner *et al.*, 2000)、加速度計、麥克風(Ungar and Rutter, 2006)等感測元件於項圈內，而收集之資訊常以支持向量機(SVM)、決策樹(DT)等分類器為行為分類(Silva Santos *et al.*, 2022)。

Andriamandro 等人在近期使用慣性測量單元(Inertial Measurement Unit, IMU)來做更精確的監測，其包含 3 個感應器，分別為加速度計、陀螺儀及磁力計：加速度計用於量測加速度、陀螺儀量測旋轉的角速度、磁力計來量測磁偏差用以改善陀螺儀的測量。經過校準後，IMU 可以判讀物體的運動參數，且藉由分析以上參數可以判定牛隻為躺臥、騎乘、站立或移動等狀態。此外 IMU 能針對其監測的牛隻頭部和下顎運動之訊號，來描述這些物理運動並定義及分類草的攝入量和反芻行為。此研究結果顯示，在目前針對草的攝入量及反芻行為的檢測上，平均準確率高達 90%-95%，而其他行為的平均準確率則在 86% 左右。此研究使牧場管理人員知道自己牧場上的牛隻分別的位置及行為且準確率高，但因是針對放牧的牛隻設計，在台灣大多數的圈欄式養殖環境是否合適仍保有疑慮，且此裝置需安裝於每隻乳牛上，安裝、更換及設備維修仍較為麻煩(Andriamandroso *et al.*, 2017)。

3.2 以影像辨識乳牛行為

隨著影像處理與機器學習技術的快速進展，以影像方式監測牛隻為精準畜牧提供了另一種可行的解決方案。比較裝置感測器以及影像監測動物兩種方法，

感測器雖能夠提供比影像更準確的數據、且可以收集到更多元的數據(溫濕度、聲音等)，但其無法提供動物外觀、特徵等訊息，且在大規模的畜牧場域中難以實行(大量採購成本高、裝置維護不易)；影像監測可以提供關於動物表型的訊息，且具備硬體架設容易以及一次捕捉大區域動物資訊的優點，較適合做為大規模畜牧的動物監測方式。

Simona M.C. Porto 等人分別於 2015 年、2016 年針對牛舍的全景全景俯視圖，對乳牛的躺臥行為、採食和站立行為進行建模和驗證(Porto et al., 2015, 2016)。Viola-Jones 算法是基於 Haar 特徵檢測器和 Adaboost 機器學習的算法，可以高效地進行人臉檢測(Viola and Jones, 2001)，此研究團隊應用基於此算法的分類器辨識牛舍中乳牛行為並計算乳牛躺臥指數、採食指數以及站立指數，其中個別行為的辨識達到 86%-92% 的準確率。

3.3 以影片辨識乳牛行為

相較於基於單張影像的方法，基於影片的物件偵測模型可以更好地捕捉動態資訊和時序性資訊，從而得出更精確的結果。此外，基於影片的模型還可以利用先前幀的資訊進行預測，進一步提高準確度(Qiu, Yao, & Mei, 2018)。許多研究試圖將 2D 卷積神經網路(2D CNN)延伸至 3D 卷積神經網路(3D CNN)，結果大多表明 3D CNN 具有豐富的訊息量因而有更好的行為識別效果，然而此方法需要更多的運算量和存儲空間(Tran et al., 2015)。

Yunfei Wang 等人提出了一種結合 SandGlass-3D 模塊和 ECA 的 E3D 架構，其輕量化的模型可以高效地處理影片的時間以及空間資訊(Wang et al., 2022)。此研究辨識乳牛採食、飲水、躺臥、站立、行走行為，比較現今最先進的算法 ACTION-Net(Wang et al, 2021)、C3D-ConvLSTM(Qiao et al, 2022)、Improved Resnext network(Ma et al, 2022)，此研究提出的 E3D 模型大大降低了參數且維持高達 98.17% 的平均準確率，顯示其良好的實時性能以及可移植性。

目前研究多以架設側面鏡頭以辨識牛隻行為，由於側面觀測(lateral view)較能辨別乳牛整體身體構造、運動方式、動作細節等；然而視野範圍、光線、遮蔽等因素將影響側面觀測的效果，也難以覆蓋大範圍的牛群。相較之下，俯視觀測(top-down view)雖無法完整觀測動作細節，但其較不受環境、人為、動物本身的干擾，且其能夠同時監測到範圍內所有牛隻——此特性對於監測小牛尤其重要，保持在視野下以及時發現行為之異常將有助於風險管理。綜整上述，本研究欲以基於影片的深度學習演算法辨識幼年乳牛的日常行為，並採取俯視的角度收集影像資料。

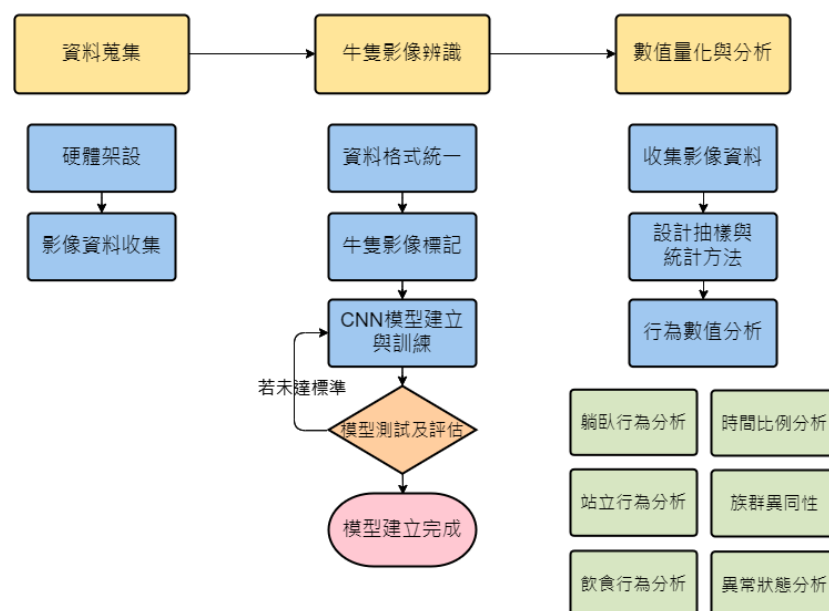
3.4 異常狀態偵測

除了用於行為辨別，實時的監測也有助於更敏捷的決策以緩解部分壓迫性的問題，例如疾病的早期識別。Turner H. Swartz 等人裝置先前已被驗證的加速度計於初生乳牛的右後腿，收集並整理行為感測數據後，分析新生犢牛腹瀉 (Neonatal Calf Diarrhea, NCD) 和其躺臥時間、頻率、每日步數，以及其診斷日前後行為數據的關聯性。結果顯示相較於健康的牛隻，患有 NCD 的犢牛躺臥的時間較少，期待能藉由躺臥的行為的異常，及時識別出處於 (Swartz, T.H. et al., 2020)。

M.R. Borchers 等人使用機器學習技術，基於乳牛的活動、躺臥和反芻行為，預測分娩的時間 (Borchers et al., 2017)。研究中使用了多種機器學習算法，並進行了對比實驗，結果表明基於遞歸神經網絡 (RNN) 的模型預測牛隻分娩效果最佳，達到 85% 的準確率。此研究提出透過監測乳牛行為和機器學習演算法，可為乳牛分娩準確預測，幫助乳牛管理者更好的管理牛隻和生產。

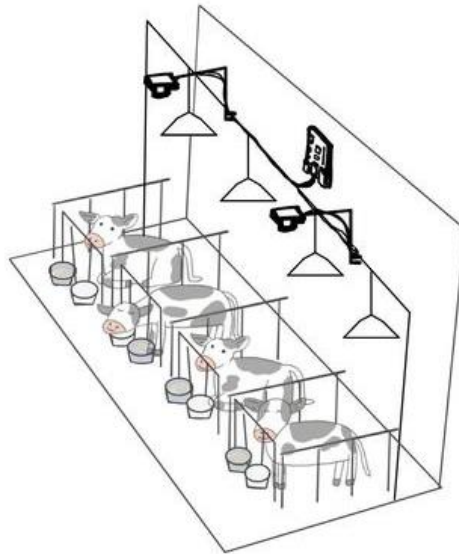
乳牛於幼年時期尤其需要多加管理和照顧，以維持良好的生長與發育，並降低疾病與死亡的風險。由於體型、飲食和運動狀況等方面，個體小牛的行為在許多方面與成年乳牛有所不同，本研究欲為其設計獨立的監測系統。本研究收集影像資訊並結合深度學習模型，期待能藉由分析犢牛於其生活場景的行為數據，協助牧場改善新生乳牛的管理。

(四) 研究方法及步驟



圖二、計畫流程圖

4.1 資料蒐集



圖三、牛舍監測系統架設示意圖

本研究預計於台大動物科學技術學系的乳牛牧場進行實驗。該牧場總共有 6 個圈養新生乳牛的圍欄，每個隔間具備一上方小燈以及盛裝乾飼料和濕飼料的盆子(分別為藍色以及白色)。為了能連續錄影並回傳資訊，本研究預計選用 Raspberry Pi 4 Model B 作為嵌入式系統，搭配散熱風扇及 5V-3.1A 的變壓器，並連接 Raspberry Pi Camera Module V2.1 作為鏡頭以俯視角度收集影像資料。此外，由於上方光源的照射解決了夜間光線不足的問題，本系統能夠日夜不間斷地監測牛隻。

4.2 牛隻影像辨識

4.2.1 資料格式統一與標記

為了使資料格式一致以訓練模型，收集到的影片資料須進一步裁剪及修正，不論是影像長、寬、解析度或是影片時間總長、幀率(每秒擷取影像數)都須統一形式。

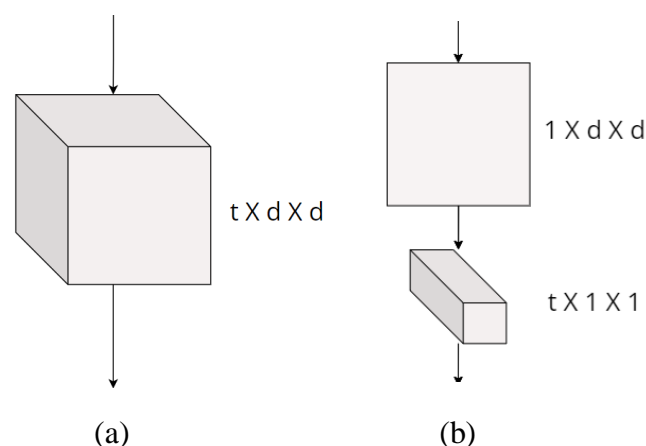
整理好的影片資料將經由人工標記「躺臥-靜止」、「躺臥-非靜止」、「站立-靜止」、「站立-行走」、「進食」、「飲水」六個類別，接著以深度學習演算法進行監督式學習。本研究預計將不同時間下、多個牛隻的資料均勻散佈於訓練集(training set)、驗證集(validation set)以及測試集(test set)中，過程中盡量避免資料偏頗導致模型存在偏見，以提高模型的辨識能力及可靠性。

4.2.2 時空卷積神經網路(*spatiotemporal CNN*)

常見用於影像的卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)在卷積層之間提取空間特徵並運算形成 2D 的特徵圖(feature map)，然而在本研究中欲加以考慮時間的維度，以使小牛行為的辨識更為準確。

Shuiwang Ji 等人致力推廣現有的 2D CNN 演算法至 3D CNN 架構並應用於人類動作辨識，此研究將連續的幀堆疊成立方體型態的資料並運用 3D 的卷積核(kernel)提取特徵。此研究中提出的方法同時考慮了空間以及時間資訊，實際測試的結果也表明其準確率優於僅考慮空間維度的 2D CNN(Ji S. *et al.*, 2012)。

Du Tran 等人於 2018 年提出一個基於 ResNet 的架構稱為 R(2+1)D CNN，並將此研究提出之 R(2+1)D 卷積網路和 R2D、R3D、MCx、rMCx 等其他形式的時空卷積神經網路做比較，其採用現今廣泛應用的影片動作識別數據集 Sports1M、Kinetics、UCF101、HMDB51 評估識別效果。結果表明 R(2+1)D CNN 能夠很好地捕捉時空資訊之間的關係，同時具有較少的參數和計算成本，並在動作識別等影片分類任務中取得了較好的準確率。



圖四、3D 卷積與(2+1)D 卷積示意圖

如圖四，與 3D CNN 的卷積不同的是，R(2+1)D 卷積網路採用 2D 和 1D 卷積運算結合的網路結構，其 2D 卷積處理空間訊息，而 1D 卷積則處理時間資訊。於論文中作者提到 R(2+1)D 有兩個主要優點：第一個優點是(2+1)D 分解的方法使得網絡中非線性的激勵函數(activation function)增加了一倍，提高了所能表示函數的複雜性；第二個優點是將 3D 卷積分為空間(spatial)和時間(temporal)組件使得優化過程更容易，並且與相同容量(capacity)的 3D 卷積網路相比，訓練誤差更低(Du T., *et al.*, 2018)。

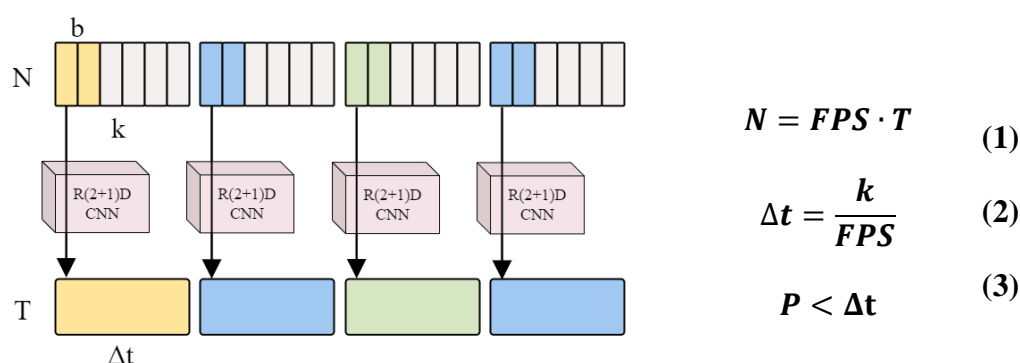
4.2.3 模型建立與測試

本研究欲建立一上文提到之 R(2+1)D CNN 模型辨識幼年乳牛行為，而初步建立的模型將透過測試集(training set)進行測試及評估。準確性的評估包括各個類別的平均準確率(AP)，以及辨識模型的精確率(Precision)、召回率(Recall)、F1-score 等，若辨識效果不盡理想，則將根據情形對訓練資料或模型訓練的參數進行調整。

4.3 數值量化與分析

4.3.1 設計抽樣與統計方法

本研究預計以定時間隔抽樣法(Systematic Sampling with Time Intervals)以統計牛隻於一段時間的行為時間分布，以利後續針對各個細項進行數值分析。



圖五、抽樣方法示意圖

如圖五，時間總長為 T 及其設定之 FPS 將收集到總共 N 個影像資料樣本(1)。抽樣規則為每間隔 k 個影像樣本，抽取 b 個連續影像作為行為辨識的輸入資料，最後透過建立完成的影片辨識模型量化其行為時間分布。

設計此方法時，參數的選定需考慮以下幾點：一、抽取連續樣本數 b 、FPS 須符合辨識模型的輸入資料格式；二、合適的時間解析度 Δt ，其與間隔樣本數 k 相關(2)；三、嵌入式系統 Raspberry Pi 對於一段影片資料的模型運算時間 P 須小於輸出的時間解析度 Δt (3)，以確保監測系統的實時性能。

4.3.2 行為數值分析

藉由以上方法，得以分析任意時間段之中小牛行為的模式，例如統計一天之中小牛進行各類行為的時間比例，有助於我們理解日常中牛隻躺臥、站立、飲食的時間分布，得以描繪其休息和活動的大致樣貌。

躺臥行為通常描繪其休息情形，除了總時長、頻率及每次躺臥的時間，靜止與非靜止躺臥的切換或許反映其睡眠品質；站立行為的分析有助於評估其活動性能，本研究預計將靜止站立和行走的頻率、持續時間加以分析；飲食行為的時間、頻率也是可做為評估其營養狀況及生長發育的重要因素。再藉由分析與比較個別牛隻的行為數據，得以窺探族群中牛隻行為的異同性，包括此族群一致的群體特性和乳牛之間的行為異質性。

新生乳牛於感染疾病或感到壓力時常有睡眠中斷(Gutierrez-Vizcaino et al., 2021)、傾向於站立不動而非走動(Weary et al., 1999)、食慾不振的情形，這些都是能夠由行為觀察到的。因此，若能進行更進一步的分析與探究，將可以透過機器學習技術進行異常檢測(anomaly detection)，識別出與整體數據分布不一致的小牛，並結合物聯網技術，建立實時的監測與告警系統，為牧場管理者省事、為乳牛健康把關。

(五) 預期結果

- 1. 建立基於影片的小牛行為辨識模型，並對其進行評估和修正。
- 2. 建立抽樣及統計方法以量化行為數據。
- 3. 分析各類行為數值，並延伸至異常狀態分析。

表二、工作進度規劃

工作項目	七	八	九	十	十一	十二	一	二
文獻閱讀及實驗設計								
影像資料收集與整理								
模型建立與訓練								
測試與準確性評估								
抽樣與統計方法								
行為數值分析								
系統整合與測試								

(六) 需要指導教授指導內容

本研究需要教授指導的內容包括程式撰寫、影像處理、深度學習模型訓練及優化的知識和技術，並於研究期間定期與指導教授討論研究內容與制定目標以實現計畫。

(七) 參考文獻

Anderson da Silva Santos, Victor Wanderley Costa de Medeiros, Glauco Estácio Gonçalves. (2023). Monitoring and classification of cattle behavior: a survey. *Smart Agricultural Technology*, Volume 3, 100091.
<https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100091>

Andriamandroso, A. L. H., Lebeau, F., Beckers, Y., Froidmont, E., Dufrasne, I., Heinesch, B., ... & Bindelle, J. (2017). Development of an open-source algorithm based on inertial measurement units (IMU) of a smartphone to detect cattle grass intake and ruminating behaviors. *Computers and Electronics in Agriculture*, 139, 126-137.

Bohlen, J. (2018, August 21). Calf Health Basics. Retrieved from
<https://extension.uga.edu/publications/detail.html?number=B1500>

Borchers, M. R., Chang, Y. M., Proudfoot, K. L., Wadsworth, B. A., Stone, A. E., & Bewley, J. M. (2017). Machine-learning-based calving prediction from activity, lying, and ruminating behaviors in dairy cattle. *Journal of Dairy Science*, 100, 5664-5674.
<https://doi.org/10.3168/jds.2016-11526>

Gressley TF, Hall MB, Armentano LE, et al. Ruminant Nutrition Symposium: Productivity, digestion, and health responses to hindgut acidosis in ruminants. *Journal of Animal Science*. 2011;89(4):1120-1130.

Gutierrez-Vizcaino, E., Soldado, A., Perez, P., Radeski, M., Loures, D. R. S., & Palacio, J. (2021). Objective assessment of dairy cow sleep using accelerometers: Validation of a sleep detection algorithm and evaluation of the influence of individual factors. *Applied Animal Behaviour Science*, 237, 105314.

Ji, S., Xu, W., Yang, M., & Yu, K. (2012). 3D convolutional neural networks for human action recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(1), 221-231.

Ma, S. F., Zhang, Q. R., Li, T. F., & Song, H. B. (2022). Basic motion behavior recognition of single dairy cow based on improved Resnext 3D network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 194, 106772.

OECD/FAO. (2022). OECD-FAO Agricultural Outlook 2022-2031. OECD Publishing.
<https://doi.org/10.1787/f1b0b29c-en>

Porto, S. M. C., Arcidiacono, C., Anguzza, U., & Cascone, G. (2013). A computer vision-based system for the automatic detection of lying behaviour of dairy cows in free-stall barns. *Biosystems Engineering*, 115(2), 184-194.
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2013.03.002>

Porto, S. M. C., Arcidiacono, C., Anguzza, U., & Cascone, G. (2015). The automatic detection of dairy cow feeding and standing behaviours in free-stall barns by a computer vision-based system. *Biosystems Engineering*, 133, 46-55.
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.02.012>

Qiao, Y., Guo, Y., Yu, K., & He, D. (2022). C3d-convlstm based cow behaviour classification using video data for precision livestock farming. *Computers and Electronics in Agriculture*, 193, 106650. doi: 10.1016/j.compag.2021.106650.

Qiu, Q., Yao, T., & Mei, T. (2018). A Review of Deep Learning Methods for Object Detection in Images and Videos. *arXiv preprint arXiv:1807.05511*.

Swartz, T. H., Schramm, H. H., & Petersson-Wolfe, C. S. (2020). Association between neonatal calf diarrhea and lying behaviors. *Veterinary and Animal Science*, 9, 100111.

Swartz, T.H., McGilliard, M.L., & Petersson-Wolfe, C.S. (2016). Technical note: The use of an accelerometer for measuring step activity and lying behaviors in dairy calves. *Journal of Dairy Science*, 99(11), 9109-9113. doi: 10.3168/jds.2016-11297

Tran D, Wang H, Torresani L. A closer look at spatiotemporal convolutions for action recognition. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2018. p. 6450-6459.

Tran, D., Bourdev, L., Fergus, R., Torresani, L., & Paluri, M. (2015). Learning spatiotemporal features with 3d convolutional networks. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*.

Turner, L. W., Udall, M. C., Larson, B. T., & Shearer, S. A. (2000). Monitoring cattle behavior and pasture use with GPS and GIS. *Canadian Journal of Animal Science*, 80(3), 405-413. doi: 10.4141/A00-004

Ungar, E. D., & Rutter, S. M. (2006). Classifying cattle jaw movements: comparing iger behaviour recorder and acoustic techniques. *Applied Animal Behaviour Science*, 98(1-2), 11-27. doi: 10.1016/j.applanim.2005.09.008

Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001* (pp. I-I). Kauai, HI, USA. doi: 10.1109/CVPR.2001.990517.

Wang Y, Li R, Wang Z, Hua Z, Jiao Y, Duan Y, Song H. E3D: An efficient 3D CNN for the recognition of dairy cow's basic motion behavior. *Comput Electron Agric.* 2023;205:107607. doi: 10.1016/j.compag.2022.107607.

Wang Z., She Q., Smolic A. Action-net: multipath excitation for action recognition. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*; 2021:13214-13223.

Weary, D. M., Niel, L., & Flower, F. C. (1999). Effect of early separation on the dairy cow and calf: 2. Separation at 1 day and 2 weeks after birth. *Applied Animal Behaviour Science*, 63(3), 269-281.