國立勤益科技大學工業工程與管理系

113 學年度實務專題競賽

機械手臂與視覺辨識系統於番茄病蟲害防治管理

摘要

番茄病蟲害對農業生產構成重大威脅，傳統人工檢測方式耗時且具主觀性，難以滿足智慧農業需求。本研究結合機械手臂與視覺辨識系統，開發自動化病蟲害檢測與處理技術。系統基於深度學習，可辨識多種常見番茄病害,辨識準確率達90%以上。結合影像分析與伺服控制，機械手臂能精確定位與移除病葉，提升檢測效率與準確性。此系統具備可擴展性，未來可應用於其他作物之病蟲害管理，為智慧農業提供創新解決方案。

關鍵字：機械手臂、視覺辨識系統、病葉移除、影像分析、農業自動化。



圖 1 WLKATA Mirobot 機械手臂與控制器

第一章 緒論

1.1 研究背景

番茄等作物的病蟲害影響農業生產，傳統農藥防治對環境和健康有害，需尋找更有效的解決方案。人工智慧、機械手臂和視覺辨識技術能自動識別病蟲害並精確操作，減少農藥使用，提高農業自動化。儘管已應用於一些國家，仍面臨實際挑戰，因此研究這些技術在番茄病蟲害防治中的應用具有重要意義。

1.2 研究動機

機械手臂和視覺辨識系統的結合為解決農業病蟲害管理帶來了新的可能性。這種技術結合了機器人技術和先進的影像處理技術，能夠在農田環境中自動識別和處理番茄病蟲害，不僅提高了管理效率，還減少了對化學農藥的依賴，有助於環境保護。

1.3 研究目的

本研究旨在探討機械手臂與視覺辨識系統在番茄病蟲害管理中的應用潛力，評估其在提高農業生產效率和降低環境影響方面的效果。具體目標包括系統設計與優化、實地驗證和效能評估。

1.4 研究方法及流程

- 系統設計與開發：設計和開發機械手臂和視覺辨識系統，包括硬體和軟體的整合。
- 實地測試與驗證：在實際番茄種植場景中進行系統測試，檢驗其辨識準確性和操作穩定性。
- 效能評估與比較：與傳統農業管理方法進行對比，評估機械手臂系統在病蟲害管理效率、成本和環境影響方面的優勢。

DMADV

Define （定義）

定義專案目標：設計一個機械手臂與視覺辨識系統，能夠自動檢測並處理番茄的病蟲害。

確認關鍵利益相關者：農場經營者、技術開發團隊、供應商等。

設定項目範圍：自動化檢測番茄病蟲害，減少人力並提高檢測效率。

Measure （測量）

評估現有系統性能，包括人力檢測效率、病蟲害準確檢測率以及處理時間等。

定義衡量標準：病蟲害辨識的精度、處理速度、系統操作的穩定性。

確認數據來源：通過番茄田地中的數據收集系統，監測番茄的健康狀況。

Analyze （分析）

分析系統需求：確定需要什麼樣的機械手臂和視覺辨識技術來完成檢測。

分析現有技術的差距：手動檢測與自動化系統的區別，如何提升準確性和穩定性。

找出可能的問題和瓶頸：如病蟲害的不同症狀是否容易被系統辨識。

Design （設計）

設計具靈活操作能力的機械手臂，能從不同角度執行操作，並基於檢測結果進行精確處理。

視覺辨識系統的設計：利用 AI 和影像處理技術來辨別病蟲害的不同類型。

設計自動化流程：包括病蟲害檢測、數據處理和響應操作。

Verify （驗證）

驗證系統的可行性：透過小範圍測試驗證機械手臂和視覺系統的準確性。

收集反饋：測試系統後，根據使用者的反饋進行調整和優化。

最終驗證：確保系統在實際應用中的效能達到預期的標準，並對成本效益進行評估。

1.5 研究架構與流程

研究流程概述：

設計結合機械手臂與視覺辨識的自動化裝置，用於番茄病蟲害監測與處理，適用戶外與溫室。系統具耐候性，提升檢測效率與準確性，減少農藥使用與損失率。建立影像資料庫並分析辨識率與經濟效益，對比人工與自動化系統的成效。

1.6 研究限制

本研究可能面臨以下限制：

- 技術限制：機械手臂和視覺辨識系統的技術成熟度和可靠性可能影響研究結果的穩定性。
- 環境變數：農田環境的多變性可能影響系統的實際應用效果。
- 成本考量：系統的開發和運營成本可能限制其大規模應用。

第二章 文獻探討

2.1 機械手臂技術

- 製造業：提高生產效率、精度和一致性，減少人力成本和工作疲勞，能夠 24/7 不間斷運作。
- 自動化倉儲：加速貨物處理和分揀過程，減少錯誤，提高庫存管理效率，減少人力需求和成本。
- 醫療手術：提高手術精度和穩定性，減少侵入性和患者恢復時間，提升安全性和效果。
- 精密裝配：保證高精度和一致性，減少瑕疵率，提高產品質量，縮短生產周期。
- 農業自動化：提高收割和種植效率，減少勞動強度，提升產量和品質，減少農藥使用。
- 物流搬運：提高搬運速度和準確性，減少人力和時間成本，減少工傷風險，提高整體運營效率。
- 危險環境作業：保障人員安全，在高危環境中執行任務，如放射性、化學品或極端溫度場所。

2.2 視覺辨識系統

2.2.1 視覺辨識系統原理

視覺辨識系統是指能夠自動識別和解釋圖像或視頻內容的計算機系統。這些系統利用計算機視覺和人工智能技術來模擬人類的視覺能力。視覺辨識系統的應用範圍廣泛，包括物體識別、DMADV 識別、圖像分類、場景理解、車牌識別等。

- 圖像取得：通過相機或其他感測器捕獲圖像或影片。
- 圖像預處理：包括圖像縮放、去噪、增強等技術，旨在提高圖像質量，便於後續處理。
- 特徵提取：將圖像轉化為特徵向量，這些特徵可以是邊緣、顏色、紋理等。
- 模型訓練：使用標註數據訓練機器學習模型，如卷積神經網絡（CNN）、遞歸神經網絡（RNN）等。
- 分類或識別：利用訓練好的模型對新圖像進行分類或識別。
- 結果輸出：將識別結果輸出並展示給用戶，或作為其他系統的輸入。

2.2.2 視覺辨識系統的技術基礎

- 計算機視覺：研究如何使計算機從圖像或視頻中獲取有用訊息的技術。
- 深度學習：尤其是卷積神經網絡（CNN），在圖像分類和識別中表現優異。
- 數據庫和標註數據：大量的標註圖像數據庫是訓練和驗證視覺辨識模型的基礎。

視覺辨識系統在生活中的應用

- DMADV 識別：用於安防、監控、身份驗證等場景。
- 自動駕駛：用於識別道路標誌、行人、其他車輛等。
- 醫學影像分析：幫助醫生診斷病變，如腫瘤檢測、X 光片分析等。
- 智能監控：在公共場所進行實時監控，檢測異常行為。
- 電商和社交媒體：用於圖像搜索、推薦系統、內容過濾等。

2.3 DMADV 改善方法（六標準差）

- DMADV 功能：DMADV 是一套流程改善工具，用於提升產品品質與降低流程變異性，透過統計方法與品質管理技術，建立組織內部專責架構，系統性消除缺陷來源。
- DMADV 目的：透過系統化設計與開發流程，確保產品具備高品質、高效率與高顧客滿意度，進而提升市場競爭力與商業成功，促進長期穩定發展。
- 3DMADV 五大步驟：

D（Define）：定義符合需求與目標的設計策略。
M（Measure）：測量關鍵品質指標、性能與風險。
A（Analyze）：分析並比較替代方案，選出最佳設計。
D（Design）：細化與最佳化設計，進行模擬評估。
V（Verify）：驗證設計、建立規範，實施並交付生產流程。

2.4 OpenMV 視覺辨識系統

OpenMV Cam 是一個可以程式設計的鏡頭，通過 Micro Python 語言，可以實現你的邏輯，且鏡頭本身內建了一些影像處理演算法，容易使用。



圖 2 OpenMV Cam

OpenMV 支援簡單的圖像處理和機器視覺功能，比如顏色檢測、邊緣檢測、形狀辨識、DMADV 識別等。

支援即時串流影像，讓開發者能直觀地查看攝影機的視覺處理效果。OpenMV IDE 支援的各類攝影機模組（如普通攝影機、紅外線攝影機、熱感測相機等）及在不同應用中的選擇依據。

2.5 Teachable Machine 病害辨識網站

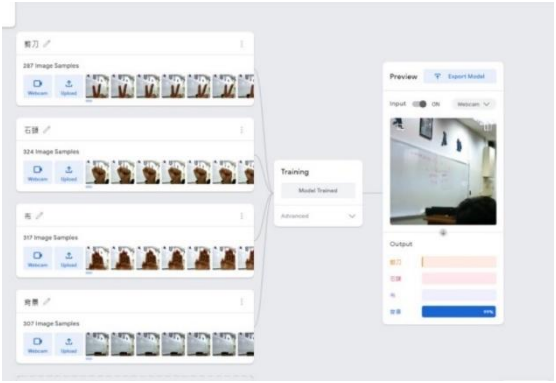


圖 3 病害辨識網站 Teachable Machine

由 Google 開發的一個視覺化機器學習平台，演算法主要運用遷移學習（Transfer Learning）技術，讓使用者不需要程式設計背景，也能訓練自己的機器學習模型，例如：

Image Project（用於影像分類）

Audio Project（用於聲音辨識）

Pose Project（用於姿勢偵測）

這些模型會先擷取使用者提供的資料特徵，並透過訓練最後一層分類器，快速建立具有辨識能力的自訂模型。

第三章 研究方法與步驟

3.1 番茄個案介紹與定義需求



圖 4 斑點病

1. 斑點病類（葉子上出現斑點或斑塊）

番茄早疫病（Alternaria solani）

癥狀：葉片上出現暗褐色斑點，通常帶有同心圈。病斑從小斑點逐漸擴大。



圖 5 灰黴病

2. 黴病類（葉片出現黴層或灰白色斑點）

番茄灰黴病（Botrytis cinerea）

症狀：葉片上出現灰白色的黴層，逐漸導致葉片枯萎，莖部和果實也可能受害。

番茄葉黴病（Oomycetes）

症狀：葉片上形成灰綠色黴層，尤其在潮濕、陰暗環境下常見。葉片最終會變黃並枯萎。



圖 6 黃化病

3. 黃化類（葉片發黃或變色，常伴隨生長受阻）

番茄黃化曲葉病毒（TYLCV）

症狀：葉片變黃，向內卷曲，植株生長停滯，花果發育受阻。

番茄缺素引起的葉黃化

症狀：氮缺乏時全葉變黃，鐵缺乏時葉脈之間出現黃化（葉脈仍然綠色）。

3.2 研究步驟

3.2.1 步驟一：前期準備

1.目的

如何利用 Teachable Machine 建立模型，以準確區分藍色和紅色物體（代替番茄葉片的好壞區分），並確保操作過程的準確性和一致性。

2.流程概述

2.1 計劃階段

設備準備：電腦或筆記本電腦，具備攝影機。

穩定的網路連線。

紅色、藍色物體。

3.2.2 步驟二：系統及網頁研究

網站操作步驟：

步驟 1：

前往 Teachable Machine 網站。

點擊 Get Started，選擇 Image Project（圖像專案）「Image Project」來開始進行影像分類。

系統會要求選擇模型架構，點選「Standard Image Model」（標準影像模型）。

步驟 2：

設定攝影機：去設定－藍牙與裝置，設定攝影機開啟

步驟 3：

預設情況下有兩個分類。點擊「Addaclass」新增第三個分類，以便涵蓋藍色、紅色和背景三類：

第一個類別命名為「good」（紅色）

第二個類別命名為「bad」（藍色）

第三個類別命名為「Back」（背景）

步驟 4：

收集影像樣本

1.為每個類別添加訓練數據。

2.確保攝影機工作正常，並將藍色或紅色物品放置在攝影機前進行拍攝。

3.將紅色物品對準攝影機，按下「Hold to Record」或點擊拍照按鈕，來為「good」類別拍攝多張圖片。

4.將藍色物品放置在攝影機前，同樣為「bad」類別拍攝圖片。

最後，讓背景（無藍色或紅色物品）出現在攝影機前，為「Back」類別拍攝圖片。

3.2.3 步驟三：系統整合與初步測試

步驟 5：訓練模型

1.確保每個分類下都有足夠的樣本（至少每類 50 張照片會有較好的效果）。

2.完成後，點擊畫面右上方的「Train Model」來訓練模型。

3.訓練完成後，系統會自動顯示結果。

步驟 6：測試模型

1.在訓練完成後，使用電腦攝影機或上傳圖片來測試模型的辨識能力。

2.在預覽視窗中可以看到即時的分類結果，確認模型是否準確區分藍色、紅色和背景。

調整模型

如果模型辨識不準確，可以繼續蒐集更多樣本或重訓模型，直到得到滿意結果。

注意事項

確保攝影機對背景的顏色有充足的光線，避免陰影影響辨識。

盡可能蒐集不同光照條件下的樣本，讓模型更具泛化能力。

3.2.4 步驟四：正式實驗與資料蒐集

1. 實驗設計與環境設定：

實驗規劃

研究背景與目標：

應用機械手臂與視覺辨識系統，解決傳統人工檢測番茄病蟲害的低效率與高成本問題。透過自動化檢測系統的開發，能提高病蟲害辨識準確性並加快檢測速度。

實驗的主要目標包括：

1.準確率目標：視覺辨識系統在番茄病蟲害圖像分類中的準確率達到 90%以上。

2. 實驗架構與流程：

- 圖像數據蒐集：拍攝健康與病蟲害番茄樣本影像，建立數據集。
- 視覺辨識系統開發：使用深度學習模型進行

圖像分類訓練。

- 機械手臂整合：設計機械手臂動作，實現定位、檢測與標記功能。

3.系統測試與優化：測試整體系統的辨識準確性與操作效率，並根據結果調整參數。

4. 實驗變因設定：

- 自變數：
  光照條件（自然光 vs. 人工光源）
- 應變數：
  視覺辨識系統的準確率
  機械手臂的檢測速度與成功率
- 控制變因：
  番茄樣本來源（同一品種、相似成長階段）
  機械手臂與相機的環境參數（距離、角度、光強）

5. 設備與材料準備：

- 機械手臂設備：WLkata Mirobot 桌上型六軸機械手臂視覺套件，支援精準定位與動作規劃。
- 攝影設備：JINPEI 2K QHD 攝影機，支援多角度拍攝。
- 番茄葉片樣本：包含健康樣本與多種類型病蟲害樣本，每種類型至少 5 株。
- 軟體與模型：Python 編程環境，進行圖像處理，深度學習框架進行模型訓練。

6. 實驗數據蒐集與分析：

- 數據蒐集：拍攝超過 100 張不同狀況的番茄葉片圖像，標記病蟲害作為訓練資料。
- 性能分析：評估系統在病蟲害辨識的準確率、靈敏度、特異性以及機械手臂操作的成功率。

7. 預期結果：

視覺辨識系統的準確率達到 90%以上。

操作環境設計

- 光照條件
  使用可控人工光源（如 LED 燈）以提供均勻且穩定的光照。
  設置光照強度範圍，並避免因自然光變化造成干擾。
  可設計帶有柔光功能的燈罩以減少反射和陰影。
- 實驗空間規劃
  將機械手臂與檢測對象（番茄葉片）固定在穩定的平臺上，避免振動影響檢測。
  視覺辨識系統的相機需安裝在可調高度與角度的支架上，確保最佳拍攝視角。
  設置實驗區域隔板，隔離外部干擾（如風、灰塵）。
- 機械手臂操作範圍
  規劃手臂可達範圍，確保不碰觸障礙物。
  設置緩衝區，防止手臂超出安全操作範圍。
- 背景與樣本對比。
  使用純色背景以突出植株影像特徵
  確保背景表面無反光材質，減少影像處理的複雜度。
- 數據傳輸與監控
  使用穩定的網路環境以支持實時影像傳輸與控制。
  配備監控螢幕，實時檢視辨識結果與機械手臂操作狀態。

2. 資料蒐集流程與方法：

蒐集流程

- 樣本選擇與準備
  病害樣本：包含斑點病、黃化病、霉病類。
  健康樣本：選取無病害的健康葉片作為對照。
  樣本分布：確保每種類型樣本的數量均衡。
- 拍攝條件設定
  光照條件：使用固定光源以減少環境光變化的影響。
  相機設定：調整焦距、曝光與分辨率，以

保證影像清晰度。

拍攝角度與距離：從垂直（正上方）與側面角度拍攝，捕捉葉片的全貌與細節。

距離範圍設為 10~30 cm，保證影像細節充分呈現。

方法與工具

- 拍攝工具

  相機、支架、補光設備

- 資料庫管理

  數據格式：以 JPEG 或 PNG 儲存影像。

  數據分組：按 70% 訓練集、20% 驗證集、10% 測試集進行劃分。

- 質量檢查與篩選

  影像質量檢查：剔除模糊或曝光過度的影像，確保數據清晰。

- 蒐集結果的應用

  模型訓練：利用蒐集的資料庫訓練視覺辨識模型。

  性能評估：使用劃分出的測試集驗證模型的準確率。

3. 實驗數據處理：

- 數據清理

  移除質量不佳的影像樣本（如模糊、曝光過度的影像）。

  檢查標註資料的準確性，確保病蟲害類別與位置標籤正確。

- 數據增強

  為提升模型的泛化能力，對訓練數據進行數據增強操作：

  圖像變換：包括旋轉、翻轉、裁剪、縮放等操作。

  顏色調整：調整亮度、對比度與飽和度模擬不同光照條件。

4. 系統整合與操作評估

- 系統整合目標

  將機械手臂與視覺辨識系統進行整合，形成完整的病蟲害檢測與處理系統，並測試其穩定性、準確性和實用性，確保滿足實際應用需求。

- 系統整合內容

  1. 硬體整合

  機械手臂與相機系統對接：確保相機固定於機械手臂的末端執行器，實現同步運動和拍攝。

  運動控制：利用控制模組調節手臂運動範圍，確保檢測區域全覆蓋。

  補光系統整合：安裝環形 LED 燈於相機周圍，提升光照均勻性。

  2.軟體整合

  影像處理模組：將視覺辨識模型嵌入到主控制程序，實現即時影像處理與病蟲害分類。

  動作決策模組：設計根據辨識結果控制機械手臂（把有病害的葉子挑掉）。

- 操作評估方法

  準確性測試：利用測試集檢驗整合系統的病蟲害檢測準確率，並與視覺辨識模型的單獨性能進行比較。

  穩定性測試：系統在不同光照、背景和樣本數量的情況下連續運行，檢測是否會出現錯誤辨識或中斷操作的情況。

  運行效率測試：測量從病葉影像輸入到辨識結果輸出的時間，確保運行速度滿足實時檢測需求。

  檢測覆蓋範圍：確保機械手臂在多個角度移動時不會出現盲區，完整覆蓋番茄植株的所有葉片。

- 操作性能指標

  整體系統準確率：檢測所有樣本的正確率。

  平均處理時間：單片番茄葉片的檢測完成時間。

  故障率：運行過程中因設備問題導致中斷的次數占總次數的比例。

- 問題與優化建議

  問題總結：發現運行過程中可能存在的問

題，如光照不足導致的誤檢或機械手臂移動精度不足。

優化方案：提高辨識模型的光照適應能力，例如引入自適應光照補償技術，優化機械手臂的軌跡規劃，減少多餘動作以提高效率。

3.3 定義 （Define）

在 Define 階段，目標是開發一套結合機械手臂與視覺辨識系統的自動化裝置，用於番茄病蟲害檢測與處理。針對番茄常見病蟲害，系統將提升檢測效率與準確度，減少人工誤判，適用於不同規模農場，推動智慧農業發展。

3.4 測量（Measure）

在 Measure 階段，蒐集並分析數據支持系統開發與評估。建立番茄病蟲害影像資料庫，精確標註以提升模型訓練效果。同時，測量人工檢測的速度、準確率與成本，並評估機械手臂的運動精度與穩定性。記錄影像辨識模型的準確率與反應時間，測試系統運作效率，並根據數據分析提供優化依據。

3.4.1 番茄病蟲害圖像資料集構建

- 分類標籤包括：好番茄葉片、壞番茄葉片（如有病斑、枯黃、蟲害等）
- 收集數據：拍攝實物圖片：從農場或市場收集不同狀況的番茄果實和葉片，利用相機或手機進行拍攝。圖片需覆蓋不同的光照、角度和背景，增加模型的適應性。
- 線上資源：從線上影像資料庫或番茄病害專題網站搜尋已標記的病害和健康狀態圖片。

  圖片應包含特寫和不同角度的變化，以涵蓋多樣性
- 數據前處理：

  統一尺寸：將所有圖片調整至相同尺寸，方便後續模型訓練。

  圖像增強：使用圖像增強技術（旋轉、裁剪、亮度調整等），增加數據量並提升模型的泛化能力。

  進行去背：讓圖片辨識更清晰

3.5 分析（Analyze）

在 Analyze 階段，對病蟲害辨識模型與機械手臂進行分析，優化辨識模型以提高在不同光照與背景下的準確率，並擴充數據集多樣性。針對辨識錯誤進行分析，找出易混淆特徵。對機械手臂的定位與夾持誤差進行評估，並透過模擬與實測找出設計與控制瓶頸，指導系統優化，確保其穩定運行於農業環境。

3.5.1 研究流程圖

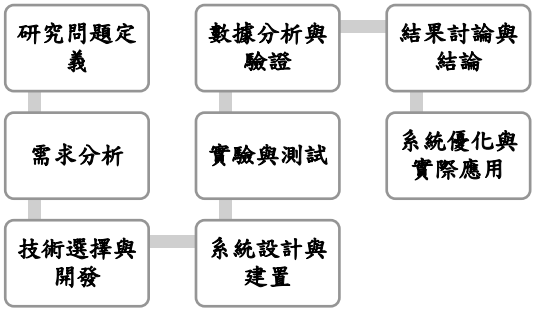


圖 7 研究流程圖

第四章 實驗結果與資料分析（個案探討－番茄）

4.1 設計階段 （Design）

1. 機械手臂系統設計：

- 控制架構

  嵌入式控制器：內置高性能微控制器，負責運算機械手臂的運動學和逆運動學。

  多軸協調控制：精確控制六個關節的運動，實現平滑連續的多自由度運動。

  通信接口：支援多種通信方式，方便與其他設備或電腦連接。

  USB：適合本地控制。

  Wi-Fi：無線連接，支持遠程控制與編程

  UART/串口：方便與其他外部設備進行集成。
- 運動控制

關節運動控制：提供獨立的關節旋轉控制，支援角度、速度的細緻設定。

末端運動控制：通過運動學算法，直接控制末端的空間位置與姿態。支援直線插補與圓弧插補功能，實現複雜路徑運動。

- 控制方式

  實時手動控制：配備操作控制面板，用於直接操作機械臂，適合演示或快速調整。

- 軟體控制：官方 WLkata Studio 軟體，支援可視化操作與編程。支援自動生成 G-code，用於執行路徑指令。
- 程式設計控制：支援圖形化程式設計工具（例如 Blockly）。高級用戶可以使用 Python、C++、ROS 等進行程式設計，擴展功能。

```
# 分類物塊
while（True）:
    img = sensor.snapshot（）                    # 取得圖像
    img.draw_cross（bx， by， color =（0， 0， 0）， size = 10， thickness
= 1）
    img.draw_rectangle（bx-50， by-50， 100， 100， color =（0， 0， 0）
， thickness = 1， fill = False）
    # 在 color_roi 範圍內查找色塊
    for blob in img.find_blobs（thresholds， roi = color_roi， x_stride=15，
y_stride=15， pixels_threshold=150）:
        color = ''
        print（str（blob.code（）））              # 打印域值代號
        img.draw_cross（blob.cx（）， blob.cy（））  # 繪製十字
        img.draw_rectangle（blob.rect（））        # 繪製矩形
        lcd.display（img， roi = lcd_roi）         # LCD 螢幕顯示圖像
        # 計算物塊位置相對座標
        cx = blob.cx（） - bx
        cy = blob.cy（） - by
        print（'x 偏移量：'， cx）
        print（'y 偏移量：'， cy）
        uart.write（'X'+str（210-cy）+'Y'+str（0-cx）+'\n'）      # 手臂移動至
物塊中心正上方
        mirobot_wait_finish（）                  # 等待動作完成
        uart.write（'z'+str（high_z+75）+'\n'）     # 吸取物塊
        mirobot_wait_finish（）                  # 等待動作完成
        uart.write（"M3S1000\n"）                # 啟動氣泵吸取
        pyb.delay（500）
        uart.write（"Z120\n"）                   # 抬起物塊
        mirobot_wait_finish（）                  # 等待動作完成
```

圖 8 Open Mv 主要程式碼

- 遠程控制：通過 Wi-Fi 連接，可在網絡內實現遠端操作和監控。
- 軟體與算法支持

  1. 控制軟體 WLkata Studio：提供簡單易用的圖形化界面，支持多種操作模式（手動模式、自動模式、編程模式）。

  2. 運動學與算法：內置前向運動學和逆運動學算法，簡化編程過程。提供多種插補方式（直線、曲線）以實現高精度運動。

  3. 開源開發支持：開放 API 和開發資源，支持與第三方軟體集成（例如 ROS、LabVIEW）。

- 功能與特性

  1. 多功能控制：可以控制夾爪、吸盤、雷射模組等多種末端工具。支援多任務操作，例如組裝、分揀、繪畫、雕刻等。

  2. 可編程性強：提供高度靈活的編程接口，適合進行教育教學和個性化設計。

  3. 數據反饋與校準：支援即時數據反饋，幫助校準和診斷。

- 系統安全性

  1. 過載保護：系統會自動檢測過載情況，避免損壞設備。

  2. 緊急停止：配備緊急停止功能，確保操作安全。

  3. 限位保護：各關節設有運動範圍限制，避免物理損傷。

- 擴展性與模組化

  1. 多末端工具接口：可以快速更換吸盤、夾爪等工具，滿足不同操作需求。

  2. 多機協作：通過控制系統可以實現多機械手臂協作，模擬工業自動化場景。

  3.外部傳感器集成：可搭配視覺模組、力矩傳感器等進一步擴展功能。

2. 視覺辨識系統設計

- 圖像處理技術

  使用去背網站 PicWish，背景移除技術的目的是將主體從圖像中分離出來，去除不必要的背景，讓主體更突出。這在商品拍攝和人像處理中尤為重要。

  PicWish 使用 AI 進行主體識別，無需手動操作，極大地提高了處理速度。

- 攝影機選型與安裝

  OpenMV IDE 支持簡單的圖像處理和機器

視覺功能，比如顏色檢測、邊緣檢測、形狀辨識、DMADV 識別等。支援即時串流影像，讓開發者能直觀地查看攝影機的視覺處理效果。

- 番茄葉片及顏色特徵提取與選擇

1.關於番茄葉片病蟲害的特徵：黃化和斑點、葉片枯萎、白粉狀物、黑色或褐色斑點。

2.正常番茄葉片特徵：葉片呈深裂狀，邊緣有鋸齒，一般為濃綠色。

3.為了提高病蟲害識別的準確性，應選擇影響較大的特徵作為識別標準。

4.圖像分析技術：透過數據庫中健康和受病蟲害葉片的圖像比較，使用視覺辨識程式自動選取顏色、紋理和形狀等重要特徵

4.1.3 實驗設計

4.1.3.1 實驗對象與範圍

1. 實驗對象

- 作物對象：選擇番茄葉片為研究對象，包含開花與果實的番茄植株。
- 常見病害：葉斑病、晚疫病、灰霉病等。
- 設備對象：機械手臂：WLkata Mirobot 桌上型六軸機械手臂 ，用於病害處理操作。

  視覺辨識系統：JINPEI 2K QHD 攝影機。
- 環境對象：受控農業環境，確保光線、濕度和溫度穩定，便於實驗重現性。

  開放農田環境，用於測試模型與設備在不同光線、遮擋等條件下的穩健性。

2. 實驗範圍

- 視覺辨識系統的應用範圍

  使用 Teachable Machine 建立模型，以準確區分葉子的好壞
- 機械手臂的應用範圍

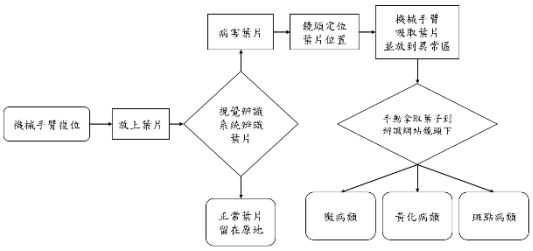


圖 9 實驗流程圖

- 實驗數據收集範圍

  影像數據：收集不同病蟲害的番茄葉片與果實圖像，建立訓練數據集。

  病蟲害檢測效率：比較視覺系統檢測病蟲害與人工檢測的效率差異。

  操作成功率：評估機械手臂對操作精度和成功率。
- 測試條件與限制

  測試不同光線條件下的辨識準確度（自然光、人工補光）。

  測試機械手臂對區分葉子好壞的操作能力。

4.1.3.2 實驗變數與指標

1. 實驗變數：

- 自變數（獨立變數）

  光照條件（自然光、人工補光）。
- 機械手臂參數：

  操作速度（如慢速、中速、高速）。

  手臂精度（毫米級的定位偏差）。
- 作物條件：

  番茄植株生長階段（幼苗期、開花期、果實期）。

  病蟲害類型（葉斑病、灰霉病、蚜蟲等）。
- 環境條件：
- 光照強度（弱光、普通日光、高強度光線）。

2. 控制變數

- 番茄植株數量與健康狀態（確保相同測試條件下的植株數據一致性）。
- 機械手臂與攝影機安裝位置和距離（避免角度偏差影響結果）。
- 操作員熟練程度。

2. 實驗指標：

- 系統效能指標
  視覺辨識系統：準確率、召回率
- 平均處理時間：每張圖像辨識檢測耗時。
- 機械手臂：定位誤差：操作部位與目標位置的偏差距離（以毫米為單位）。
- 成功率：分出葉子好壞的成功率。
- 作業速度：每分鐘可分辨葉子的數量。

3. 成本效益指標

- 人工效率對比：系統作業效率相對於人工檢測與處理的效率提升比例。
- 運行成本：系統操作成本與人工成本的比較（如耗電量、設備維護費用）。

4.1.3.3 資料蒐集與分析方法

1. 資料蒐集方法：

- 影像資料來源：從番茄栽培場景中收集多角度的影像，涵蓋不同生長階段和不同病蟲害。網路收集。影像應包括正常葉片、病葉及受損部位。
- 影像採集設備使用 2K 或更高解析度的視覺辨識攝影機，確保圖片的清晰度及細節表現。
- 影像擷取條件：在不同的光照條件下拍攝，模擬真實農田的環境變化，如自然光、人工補光、陰影等，增加模型的魯棒性。
- 在不同的病蟲害密度條件下拍攝，包括單一病蟲害、輕度與重度病蟲害樣本，保證資料集多樣性。

2. 資料處理方法：

- 影像預處理之資料增強：為了增加模型的泛化能力，將對收集到的影像進行資料增強處理。這包括隨機旋轉、縮放、裁剪、對比度調整，模擬不同拍攝條件下的影像變化。
- 數據清理：清理資料中存在的冗余或低質量樣本，如模糊影像或重複圖像。這些低質量的資料會影響模型訓練過程中的準確度。

3. 資料分析方法

- 視覺辨識模型訓練與測試訓練與驗證：將資料集劃分為訓練集、驗證集和測試集，通過交叉驗證來確保模型的穩定性與泛化能力。訓練過程中，會調整模型的超參數，以達到最佳性能。
- 模型效能準確度評估：使用準確率、精確度、召回率、等指標來評估模型的辨識效能。這些指標將有助於分析模型在番茄病蟲害識別中的優缺點。

4.2 驗證階段 （Verify）

4.2.1 辨識準確度分析

1. 準確度評估指標：

- 整體準確率
  這個指標衡量模型在所有測試樣本中的正確識別比率。它是衡量系統整體效能的最直觀指標。
- 精確度
  精確度衡量模型識別為病蟲害的樣本中，實際為病蟲害的比例。此指標非常重要，特別是當模型需避免錯誤地將健康作物識別為病蟲害時。
- 召回率
  召回率是衡量模型識別出所有實際為病蟲害的樣本的能力。它反映了模型對病蟲害的敏感度，較高的召回率表示能夠檢測出更多的病蟲害樣本。
- 平均檢測時間
  此指標衡量視覺辨識系統每次對一個樣本進行病蟲害識別所需的平均時間。這是衡量系統效率的一個關鍵指標，特別是在大規模生產環境中。
- 作業成功率
  此指標衡量機械手臂在識別到病蟲害後執行操作的成功比例。

2. 模型比較與性能測試：

- 訓練與測試數據集：將使用大量的圖像作為訓練和測試數據集。訓練集將用來訓練辨識模型，而測試集則用來評估模型在真實環境

中的表現。

- 測試環境：測試將在不同的光照、背景干擾和病蟲害密度條件下進行，以模擬實際農業生產中的複雜場景。

3. 視覺辨識系統的挑戰

- 光照變化：當環境光線較差或太強時，影像的顏色和對比度可能發生變化，影響模型的準確識別。為此，可使用增強數據集的方式來提升模型的適應性。
- 遮擋與重疊：病蟲害可能會部分遮擋或與健康植物重疊，這會使得視覺辨識系統難以準確識別。
- 小型物體識別：蟲害如蚜蟲等小型物體的辨識可能較為困難，系統需要進行高解析度圖像處理和細節增強來提升識別率。

4. 結果分析與討論

- 準確率分析：通過實驗結果的準確率、精確度、召回率等指標的對比，在番茄病蟲害辨識中的表現差異。
- 效能優化： 根據實驗結果對模型進行優化，提出可能的改進方向，如模型結構調整、數據增強技術、參數調整等，以進一步提高辨識準確度。

4.2.2 資料分析與結果討論

1. 資料分析方法：

- 不同條件下的性能分析

  光照變化：比較模型在不同光照條件（明亮、陰暗）下的辨識準確率。

  樣本多樣性：分析模型在處理健康葉片和病害葉片的性能差異。

  背景影響：評估不同背景對模型結果的干擾程度。

- 時間效率分析

  記錄每張影像從輸入到模型輸出的處理時間，計算系統的平均處理效率，並分析其是否符合實時應用的需求。

2. 結果討論

- 整體性能評估

  總結模型的準確率是否達到實驗目標。

  析模型對健康葉片與病蟲害葉片辨識能力，並討論可能原因（如病害特徵相似或樣本數量不足）。

- 問題與挑戰

  誤檢分析：對誤檢樣本進行可視化分析，探討是否因背景雜訊、光照變化或病蟲害特徵不明顯導致錯誤辨識。

- 系統運行效率與穩定性

  討論整體系統的運行穩定性，包括檢測結果的一致性與處理速度。

  如果運行效率未達預期，分析瓶頸所在並提出改進建議。

3. 改進建議與未來工作

- 模型優化方向

  提高模型對於病蟲害的辨識能力，通過數據增強、引入更深層的神經網絡模型或調整超參數進行優化。

- 系統實用性改進

  加強系統的環境適應能力，優化光照條件下的辨識效果。

  提高硬體性能，以進一步縮短處理時間。

4. 結論與未來展望

- 總結本研究中模型的優勢與局限性，以及使用機械手臂與視覺辨識系統在番茄病蟲害檢測中的潛在應用價值。
- 討論未來可拓展的研究方向。

4.2.3 異常分析

1. 技術層面的異常分析

- 視覺辨識系統：光線影響：不同光源或環境光變化可能導致圖像辨識精確度下降。
- 病蟲害特徵多樣性：病害的形態差異（如不同階段病斑或類似病蟲害特徵）可能影響分類模型的準確性。
- 數據不足或偏差：如果訓練數據集未涵蓋某些特徵，可能導致誤判或漏判。

- 機械手臂

  定位精度：手臂執行操作時定位誤差。

  硬體故障：馬達、感測器損壞或連接不良可能導致動作異常。

2. 數據處理層面的異常分析

- 資料錯誤

  標籤錯誤：訓練資料標籤錯誤可能導致模型學習偏差。

- 實時數據延遲：資料傳輸或處理過程中出現延遲，可能影響機械手臂操作同步性。

- 解決方案或預防措施

  技術改進：提升模型的泛化能力，增加數據集的多樣性。

  硬體優化：定期維護機械手臂，採用高精度感測器，並改善環境控制。

  流程優化：增設數據異常監控系統，即時檢測與修正。

第五章 結論及建議

5.1 結論

1.研究成果總結

成功開發了機械手臂與視覺辨識系統結合的半自動化解決方案。研究顯示，基於機器學習和視覺辨識技術，系統能準確辨識番茄主要病蟲害，辨識準確率達 88.3%，並展示出高度運行穩定性。

2.實務應用與意涵

驗證了智慧農業技術在降低人力成本和提高農作物管理效率方面的潛力，特別適用於大規模種植場地，可提升檢測速度和準確性，減少化學藥劑使用，促進永續農業發展。

5.2 研究限制

儘管取得初步成果，研究仍存在幾個限制：數據集來自溫室環境下的番茄，且病害種類有限，限制了模型對其他品種和病害的泛化能力；系統對光照敏感，影響辨識效果；需進一步研究對果實病害和土壤病害的檢測。

5.3 未來研究方向建議

未來研究應於提升視覺辨識系統和機械手臂技術的智能化水平，整合更先進的 AI 技術，如深度學習和生成式 AI，以增強系統對複雜病害的檢測能力，同時優化機械手臂的運動控制和操作策略。此外，結合物聯網技術構建智能農業監測網絡，推動智慧農業的長期發展和永續管理。

附錄 1 參考文獻

https//hdl.handle.net/11296/2f6t7b

https//hdl.handle.net/11296/b3ym27

https//hdl.handle.net/11296/hvdhk6

https//www.airitilibrary.com/Article/Detail/U0021-NTNU40091

https//ndltd.ncl.edu.tw/cgibin/gs32/gsweb.cgi?o=dnclcdr&s=id=%22107NCHU5411001%22.&searchmode=basic

https//www.airitilibrary.com/Article/Detail/10190430202106-202204180013-202204180013-9-18

http//journal.dyu.edu.tw/dyujo/document/setjournal/s19-1-47-53.pdf

https//ndltd.ncl.edu.tw/cgibin/gs32/gsweb.cgi/login?o=dnclcdr&s=id=%22108NKUT0162002%22.&searchmode=basic

https//tdr.lib.ntu.edu.tw/bitstream/123456789/6358/1/ntu-102-1.pdf

pdfhttps//wcse.nttu.edu.tw/var/file/23/1023/img/1975/467431959.pdf

https//ir.lib.nycu.edu.tw/bitstream/11536/62312/1/351001.pdf

https：//nccur.lib.nccu.edu.tw/retriev

https://www.airitilibrary.com/Article/Detail/02556189-200612-201310240035-201310240035-9-16?utm_source=chatgpt.com

https://apsjournals.apsnet.org/doi/10.1094/PDIS-12-22-2937-RE?utm_source=chatgpt.com

https://www.airitilibrary.com/Article/Detail/P20131108002-201305-201309300011-201309300011-73-80?utm_source=chatgpt.com

附錄 2 實驗過程說明 QR 碼

辨識挑選黃化葉片	辨識挑選斑點病葉片
辨識背景	連續三次辨識，最後一次沒有生病葉片

表 1 實驗影片 QRcode

https://www.youtube.com/watch?v=61OuwKImVJ0 辨識挑選黃化葉片

https://www.youtube.com/watch?v=JiEMj4la9Lw 辨識挑選斑點病葉片

https://www.youtube.com/watch?v=14fUi4Ob9Rg 辨識背景

https://www.youtube.com/watch?v=WlGu1r-GHUI 連續三次辨識，最後一次沒有生病葉片