



國立臺灣大學生物資源暨農學院生物機電工程學系

博士論文

Department of Biomechatronics Engineering

College of Bioresources and Agriculture

National Taiwan University

Doctoral Dissertation

UV-NDVI 與雙目立體視覺技術在環控農牧業智慧監測中
的開發與應用

Development and Application of UV-NDVI and Binocular Stereo
Vision Techniques for Intelligent Monitoring in Controlled
Environment Agriculture and Animal Husbandry

魏志豪

Zhihao Wei

指導教授：方煒 博士

共同指導教授：黃振康 博士

Advisor: Wei Fang, Ph.D.

Co-Advisor: Chen-Kang Huang, Ph.D.

中華民國 114 年 7 月

July 2025

國立臺灣大學博士學位論文
口試委員會審定書



UV-NDVI 與雙目立體視覺技術在環控農牧業

智慧監測中的開發與應用

Development and Application of UV-NDVI and Binocular Stereo
Vision Techniques for Intelligent Monitoring in Controlled
Environment Agriculture and Animal Husbandry

本論文係魏志豪君（學號 D02631007）在國立臺灣大學生物機
電工程學系、所完成之博士學位論文，於民國 114 年 5 月 9 日承
下列考試委員審查通過及口試及格，特此證明

口試委員：

黃煥良 黃煥良

（指導教授）

楊慶山

陳淑娟

蘇忠樓

鍾聖哲

系主任、所長

陳偉瑜

誌謝(Acknowledgements)



人生真的很奇妙！沒想到自己進入 LED 業界多年後，會以在職進修的身份攻讀博士學位，讀的還是跟自己大學及研究所電機科系不完全相關的生物機電工程，在一邊工作、一邊唸書的情況下，甚至以所學創立明谷農業生技與辰明智能兩間公司。這期間酸甜苦辣、點滴心頭要感謝的人實在太多了，首先要感謝指導教授方煒老師給我很大的自由進行博士論文的研究，也總在關鍵的時間點，適時從旁給我提醒與建議，不吝介紹人脈與給予支援，學生才能撐過創業的死亡之谷，還能同時進修學業。

林達德老師在電腦視覺與程式語言的專業教導，並引薦生機系學弟胡捷翔協助我開發智慧植物照明系統，讓電腦視覺研究環控農業領域有了好的開始。

陳世銘老師對非接觸性材料分析的課程與葉綠素螢光的研究，擴大了我的視野，啟發了此篇 UV-NDVI 研究。

黃振康老師在方煒老師退休後擔任學生的共同指導教授，給予建議並叮囑時程，隨時關心，學生才能順利畢業。

我的好同學鍾興穎在專長的園藝與垂直農業的專業知識與豐碩成果，啟發我往下進一步研究的構想，實在是我的前輩，也是我經常技術諮詢的對象。

當然，還有 306 實驗室的眾學弟妹們，謝謝你們在我修課期間，給過我的協助。謝謝方老師實驗室的所有學長、學弟妹們，你們的貼心，讓我每回到實驗室都有回到家的感覺。

最後，特別要感謝我的親愛的父母及家人，他們的默默支持，是我堅持下來的主要動力。

中文摘要



本研究旨在開發並應用視覺技術與機制模型於環控農牧業的智慧監測與品質優化。研究涵蓋三個相互關聯的主題：

首先，研究探討利用 UV-A 光照作為逆境因子，以提升紅萵苣的營養價值與商業品質。透過兩階段篩選至最佳化框架，實驗結果顯示適當的 UV-A 照射策略（每日 6 小時，持續 6 天，稱為 L6D6 配方）可在不影響鮮重的前提下，有效促進 'Lollo Rosso' 萵苣轉色並提高花青素含量 14%、每株花青素總量提升 19.9%。為深入理解並預測 UV-A 照射對萵苣生長與品質的交互影響，本研究進一步開發了一個六狀態常微分方程 (ODE) 機制模型，整合了活性氧 (ROS) 動態、逆境損傷-修復過程，以及碳資源在生長與抗氧化防禦之間的競爭機制。模型在獨立驗證集上達到高準確度（12 項指標中 11 項誤差 <10%），並通過全域最佳化預測出理論最佳配方：每日 9 小時照射持續 4 天，可使花青素總量提高約 38.3%，同時對鮮重影響極小（-2.4%）。

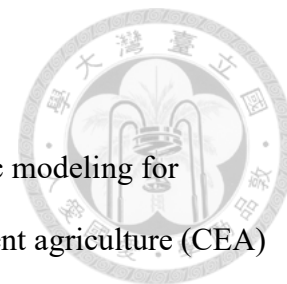
其次，基於 UV-A 與植物螢光的交互作用，本研究開發了 UV-NDVI (UV induced normalized difference vegetation index，紫外光誘導差異植生指標) 影像監測技術。實驗證明，UV-NDVI 能比傳統 SI-NDVI 及肉眼觀察更早、更靈敏地偵測到由水分逆境引起的植物健康變化。

最後，作為環控農業監測的延伸應用，本研究建立了一套雙目立體視覺系統，結合 YOLOv4 與橢圓擬合演算法，用於非接觸式預測肉雞體重。在商業養殖場的驗證中，系統展現了高穩定性，經統計學校正後，平均相對誤差僅為 2.28%。

本論文成功整合了機制建模、光譜影像監測與立體視覺等技術，為植物工廠的品質調控、作物健康預警及智慧畜牧管理提供了創新的解決方案。

關鍵字：UV-A 輻射；紅葉萵苣；花青素生合成；機制模型；ODE；碳資源競爭；生長-防禦權衡；UV-NDVI；葉綠素螢光；雙目立體視覺；環控農牧業

Abstract



This study develops and applies vision techniques and mechanistic modeling for intelligent monitoring and quality optimization in controlled environment agriculture (CEA) and animal husbandry. The research encompasses three interrelated topics:

First, UV-A irradiation was investigated as a stress factor to enhance the nutritional value and commercial quality of red lettuce. Through a two-stage screening-to-optimization framework, results demonstrate that an appropriate UV-A strategy (6 h/day for 6 days; L6D6 treatment) effectively promotes coloration and increases anthocyanin concentration by 14% and total anthocyanin per plant by 19.9% without compromising fresh weight in 'Lollo Rosso' lettuce.

To understand and predict the interactive effects of UV-A on lettuce growth and quality, a six-state ordinary differential equation (ODE) mechanistic model was developed, integrating reactive oxygen species (ROS) dynamics, stress damage-repair processes, and carbon resource competition between growth and antioxidant defense (Growth-Differentiation Balance Hypothesis). The model achieved high accuracy on an independent validation set (11 of 12 metrics < 10% error), and global optimization predicted a theoretical optimal regimen of 9 h/day for 4 days, projected to increase total anthocyanin by approximately 38.3% with minimal fresh weight impact (-2.4%).

Second, building on the interaction between UV-A and plant fluorescence, a UV-NDVI (UV induced normalized difference vegetation index) imaging technique was developed. Experiments demonstrated that UV-NDVI detects water stress-induced changes in plant health earlier and more sensitively than traditional SI-NDVI and visual observation. Finally, as an extended application in CEA monitoring, a binocular stereo vision system combined with YOLOv4 and elliptic fitting algorithms was established for non-contact broiler

chicken weight prediction. Commercial farm validation demonstrated high stability with a mean relative error of only 2.28% after statistical correction.

This dissertation successfully integrates mechanistic modeling, spectral imaging, and stereo vision technologies, providing innovative solutions for quality control in plant factories, crop health early warning, and smart livestock management.

Keywords: UV-A radiation; red leaf lettuce; anthocyanin biosynthesis; mechanistic model; ODE; carbon resource competition; growth-defense tradeoff; UV-NDVI; chlorophyll fluorescence; binocular stereo vision; controlled environment agriculture.

目 次



口試委員會審定書	ii
誌謝	iii
中文摘要	iv
英文摘要	v
目次	vii
圖次	ix
表次	xiii
第一章 前言	1
1.1 背景說明	1
1.2 研究目的	1
第二章 文獻回顧	3
2.1 UV-A光逆境對萵苣之影響	3
2.2 作物生長機制模型與 ODE 模型背景	4
2.3 農業視覺監測 (NDVI/UV-NDVI)	5
2.4 禽畜體重視覺監測	8
2.5 雙目立體視覺	10
第三章 試驗設備與方法	14
3.1 UV-A逆境對紅萵苣生長影響實驗	14

3.2 六狀態 ODE 機制模型建立方法	21
3.3 室內栽培萵苣視覺監測	23
3.4 畜牧視覺監測系統	34
第四章 結果與討論	46
4.1 UV-A逆境對紅萵苣生長影響實驗結果與討論	46
4.2 機制模型結果與討論	55
4.3 萵苣健康監測系統結果與討論	71
4.4 預測肉雞重量實驗與討論	88
第五章 結論	95
第六章 後續建議與研究方向	97
6.1 系統優化與擴展	97
6.2 技術融合與創新	101
參考文獻	102
附錄：補充材料（機制模型參數與實現細節）	113



圖次



圖2-1 NDVI 表示植物葉片健康狀態	6
圖2-2 SI-NDVI 原理	7
圖2-3雙目立體視覺計算物體距離	10
圖2-4光學標定方法	11
圖2-5鏡頭畸變校正與極線約束	12
圖2-6視差圖與不同距離的物體面積計算	13
圖3-1種植用 LED 光譜	14
圖3-2 UV-A 燈管光譜圖	15
圖3-3 UV-A 燈管照射配置	15
圖3-4完整室內栽培層架	16
圖3-5 LED 與 UV-A 燈管光場分布	16
圖3-6可調光譜 LED 燈管	24
圖3-7 UV-NDVI 實驗用 LED 光譜	24
圖3-8成像控制物聯網設備與雙鏡頭模組	25
圖3-9可變濾光片相機模組與藍/NIR 濾光片規格	26
圖3-10物聯網整合 LED 種植架設計與佈局	26
圖3-11 IMX219 CMOS sensor RGB 通道的頻率響應	27
圖3-12 IR-CUT 和藍/NIR 濾光片的透射光譜	27
圖3-13戶外隨機採摘的葉片分組	28
圖3-14不同光源下的葉片圖像	29
圖3-15室內栽培視覺監測系統建構流程	30
圖3-16 HSV 色彩空間轉換	30
圖3-17篩選植物區 UV-NDVI	31

圖3-18 40 cm 處的 W-LEDs 光場分布圖	32
圖3-19 萵苣種植於第 1 天和第 15 天	32
圖3-20 萵苣的水分逆境實驗設計	33
圖3-21 雙目立體視覺系統與 POE 供電系統	34
圖3-22 系統架設在現代化肉雞養殖場	35
圖3-23 雞群立體深度圖	35
圖3-24 AI 自動物理磅秤	36
圖3-25 自動 AI 標籤與紀錄重量變化	36
圖3-26 YOLOv4 訓練結果	37
圖3-27 YOLOv4 物件辨識排除肉雞群聚	38
圖3-28 肉雞輪廓 2D 圖像轉 3D 點雲	39
圖3-29 3D 點雲萃取 2D 特徵	39
圖3-30 肉雞體積計算方法	40
圖3-31 橢圓擬合前特徵重量關係圖	41
圖3-32 肉雞輪廓篩選流程	41
圖3-33 陰影或遮蔽物造成輪廓選取異常	42
圖3-34 橢圓擬合排除陰影	42
圖3-35 橢圓擬合篩選後特徵重量關係圖	43
圖3-36 預測模型與實際重量差異比較	44
圖3-37 驗證重量預測穩定性實驗設計	45
圖3-38 驗證重量預測準確性實驗設計	45
圖4-1 在對照（無 UV）、UV-A 和 UV-B 處理下，四個萵苣品種於播種後 35 天的形態	46
圖4-2 UV-A 和 UV-B 對四個萵苣品種地上部鮮重的影響	47
圖4-3 UV-A 和 UV-B 對各品種葉片色彩參數（ L^* 、 a^* 、 b^* ）的影響	48
圖4-4 UV-A 和 UV-B 對各品種花青素濃度的影響	49

圖4-5在不同 UV-A 最佳化配方下，'Lollo Rosso' 於播種後 35 天的形態	50
圖4-6不同 UV-A 配方對 'Lollo Rosso' 地上部鮮重的影響	51
圖4-7 UV-A 配方對 'Lollo Rosso' 葉色參數的影響	53
圖4-8 UV-A 配方對 'Lollo Rosso' 花青素濃度及每株花青素總量的影響	54
圖4-9驗證集結果：鮮重反應、花青素反應及預測-觀測配對圖	56
圖4-10機制診斷：LAI 敏感函數、非線性損傷放大及訓練集準確度	59
圖4-11各處理（第 14-35 天）的逆境時間序列	61
圖4-12 AOX 合成效率相對於非線性損傷因子的 Hill 型抑制函數	61
圖4-13系統動力學框圖	62
圖4-14劑量-持續時間空間中預測的興奮效應反應曲面	63
圖4-15碳競爭機制的可視化結果	63
圖4-16參數靈敏度分析	65
圖4-17最佳化熱圖	66
圖4-18固定位置的三個通道強度分析（SI-NDVI）	71
圖4-19 SI-NDVI 透明疊加	72
圖4-20 UV-NDVI 的三個通道強度分析	73
圖4-21 UV-NDVI 透明疊加	74
圖4-22 SI-NDVI 與 UV-NDVI 數值矩陣偽彩圖	78
圖4-23 UV-NDVI 螢光誤判示例	80
圖4-24萵苣健康監測系統架構	81
圖4-25萵苣種植的 RGB、UV-NDVI、SI-NDVI 圖像（第 1、5、10、15 天）	82
圖4-26水分不足實驗中萵苣的外觀變化	83
圖4-27萵苣的 SI-NDVI 和 UV-NDVI 變化曲線比較	85
圖4-28水分不足實驗中萵苣的 UV-NDVI 空間分佈	87
圖4-29肉雞重量預測散佈圖（穩定性實驗，n=100）	88
圖4-30重量預測直方圖（50g 區間，n=100）	89

圖4-31不同預測重量分析（移動/靜止/張羽）	89
圖4-32重量預測散佈圖（準確性實驗，n=10）	91
圖4-33重量預測直方圖（100g 區間，n=10）	91
圖4-34最輕重量 897g 異常分析	92
圖4-35最重重量 4015g 異常分析	93
圖6-1雙目立體視覺應用於萵苣高度監測	97
圖6-2 NDWI 與 UV-NDVI 分析比較	99
圖6-3 AI 物件辨識搭配熱影像體溫分析	100
圖6-4動物群聚行為分析	100

表次



表 3-1 種植光源光質	14
表 3-2 品種篩選實驗	18
表 3-3 訓練集UV-A配方	19
表 3-4 驗證集UV-A配方	19
表 3-5 不同照射時數之日累積UV-A能量	20
表 3-6 UV-NDVI實驗LED光源的光質	25
表 3-7 HSV篩選上下限	31
表 3-8 三種特徵轉重量模型MAE比較	44
表 4-1 訓練集校正結果	55
表 4-2 驗證集預測結果	58
表 4-3 逆境診斷	64
表 4-4 關鍵參數靈敏度分析	66
表 4-5 全域搜索前5個安全UV-A策略	67
表 4-6 RGB和IR+B圖像頻道強度	72
表 4-7 RGB和RGB+UV圖像頻道強度	75
表 4-8 UV-NDVI和SI-NDVI數值比較	76
表 4-9 差葉與好葉T檢驗結果	77
表 4-10 預測肉雞重量穩定性統計	90
表 4-11 預測肉雞重量準確性統計	93

第一章 前言

1.1 背景說明



氣候變遷正在全球範圍內產生深遠的影響，尤其對農業和畜牧業構成了嚴峻挑戰。極端氣候事件如乾旱、洪水、高溫 and 寒冷對農作物和畜牧生產造成了直接的威脅，導致作物產量波動和價格不穩。

為了應對氣候變遷帶來的挑戰，環境控制下的農畜牧生產包括垂直農場和室內高密度畜牧養殖技術應運而生。垂直農場通過立體栽培與智能控制系統調節溫度、濕度、光照和二氧化碳濃度，提供穩定的生長環境，顯著提高了農作物的產量和質量。室內高密度畜牧養殖則是在封閉或半封閉的空間內，透過精準的環境調控，採用多層式或分區集中飼養模式，大幅提升單位面積的飼養密度與生產效率。

儘管垂直農場和室內高密度養殖在提高生產效率方面具有顯著優勢，但也存在一些缺點，如高昂的建置與維護成本，以及因環境封閉、高密度種養殖造成的疾病傳播風險。傳統依賴人工巡視的管理方式，不僅效率低落，且無法即時發現潛在問題，容易造成重大損失。因此，開發高效精準的管理和監控技術成為解決這些挑戰的關鍵。

1.2 研究目的

基於上述背景，本研究的目的是在於開發並應用先進的視覺監測技術與機制模型，以解決當前環控農業和畜牧業面臨的挑戰。本論文旨在透過跨領域的技術整合，提升農業生產的智慧化程度與管理效率，最終實現資源的最優化利用與產品質量的提升。

具體目標包括：

（一）探討 UV-A 光照對作物品質之影響並建立機制模型：本研究深入探討特定波長之 UV-A 紫外線光照作為一種非生物逆境因子，如何影響紅萵苣的生理反應與品質表現。研究採用兩階段篩選至最佳化框架，首先比較多品種萵苣在 UV-A 和 UV-B 下的

反應，確認安全有效的波段及具響應性的品種；其次以各種 UV-A 照射方案最佳化策略；最後開發一個具生理可解釋性的六狀態 ODE 機制模型，整合逆境損傷-修復動態、碳資源競爭及 UV-A 形態效應，以實現定量預測和配方最佳化。

(二)開發作物健康狀態之非接觸監測技術(UV-NDVI)：本研究創新性地利用UV-A 光照能激發葉綠素產生螢光的特性，開發一套新型的非接觸式監測指標——UV-NDVI(UV induced normalized difference vegetation index，紫外光誘導差異植生指標)。此指數旨在更靈敏、更早期地偵測植物生理壓力，特別是水分逆境的發生。研究驗證 UV-NDVI 相較於傳統 SI-NDVI 在即時非侵入性監測植物健康方面的優越性。

(三)建立禽畜體重之非接觸監測技術(雙目立體視覺)：本研究開發一套自動化、非接觸式的高精度體重監測系統，整合雙目立體視覺技術與先進的 AI 物件辨識演算法，以肉雞為主要研究對象，透過捕捉其三維空間資訊，精準預估個體體重。

(四)整合與驗證：將 UV-A 光照控制模組、UV-NDVI 監測單元以及雙目立體視覺體重測量系統整合於一套基於物聯網(IoT)的智慧硬體平台上，並在模擬與真實的環控種植與養殖環境中進行全面的穩定性、可靠性與精確度驗證。

本研究預期透過上述開發與整合，為現代環控農牧業提供一個兼具品質調控、健康預警與生長監測的創新解決方案，促進農業永續發展。

第二章 文獻回顧

2.1 UV-A光逆境對萵苣之影響



萵苣 (*Lactuca sativa* L.) 是廣受消費的蔬菜，富含豐富的蛋白質、維生素 C、礦物質、胡蘿蔔素、葉綠素等。紅色萵苣因其豐富的花青素含量而備受重視；Lee 等 (2009) 以動物模型研究發現，在飼料中補充紅色萵苣葉可顯著改善脂質代謝與抗氧化狀態，動脈粥狀動脈硬化指標降低了 46%，暗示其潛在的心血管保健效益 (Lee et al., 2009)。

光是調控植物整個生命週期中發育與代謝的關鍵信號 (Paik and Huq, 2019)。植物通過光受體 (如光敏素、隱花色素和 UVR8) 感知光信號 (Chaves et al., 2011)，進而活化包含 HY5 在內的轉錄因子，誘導花青素生合成基因的表達 (Xiao et al., 2021; Nguyen, 2020)。然而，在亞熱帶植物工廠中，人工照明通常缺乏紫外線波段，這可能限制紅葉萵苣的正常色素沉積。

植物的著色及次級代謝物的合成，主要是對抗環境逆境的防禦機制，而太陽紫外線輻射是一種直接且有效的逆境因子 (Stapleton, 1992; Tevini and Teramura, 1989)。大量研究已證實，補充紫外線輻射是誘導植物花青素及其他次級代謝物累積的有效手段

(Tsormpatsidis et al., 2010)。然而，施加逆境猶如雙面刃；在提升品質的同時，也可能抑制植物生長。Krizek 等 (1998) 的研究表明，UV-A 和 UV-B 輻射在誘導 'New Red Fire' 品種萵苣花青素生成的同時，也顯著降低了鮮重和乾重 (Krizek et al., 1998)。此生長-防禦權衡在生態文獻中有大量記載：生長分化平衡假說 (Herms and Mattson, 1992) 認為，植物在生長與防禦之間分配有限的碳資源，形成固有的權衡；近期研究進一步闡明了此權衡下的協調資源分配機制 (Monson et al., 2022)。理解防禦化合物合成的碳代價 (Gershenzon, 1994; Vogt, 2010) 對於優化兼顧產量與品質的光照配方至關重要。

上述複雜性凸顯了 UV 施用的波段特異性。不同 UV 波段的角色至關重要：Weiland 等 (2023) 指出，補充 UV-B 可提高類黃酮和花青素濃度，但其較高的光子能量容易導致顯著的生長抑制 (Weiland et al., 2023)。相比之下，UV-A 被認為是一種更

溫和、可控的調控工具 (Verdaguer et al., 2017)。Li 和 Kubota (2009) 報告 UV-A 和藍光可提升 ‘Red Cross’ 品種萵苣的花青素含量 (Li and Kubota, 2009); Chen 等 (2019) 進一步觀察到 UV-A 輻射有益於室內栽培萵苣的產量與品質，甚至能增加生物量 (Chen et al., 2019); Lee 等 (2022) 發現收穫前短暫補充 UV-A LED 照射可提升萵苣的營養品質而不損害生長 (Lee et al., 2022)。更進一步地，Lycoskoufis 等 (2022) 開發了一種結合 UV 阻隔膜與收穫前 10 天補充 UV 光照射的策略，在維持等同品質的前提下使鮮重提升 30%，充分展現了受控 UV 補充在溫室生產中的實際應用潛力 (Lycoskoufis et al., 2022)。

除波段差異外，植物的響應同樣受基因型特異性所主導。Garcia-Macias 等 (2007) 研究了 ‘Lollo Rosso’ 萵苣在不同紫外線透過率薄膜條件下的表現，發現 UV 輻射誘導了大量花青素和酚酸的累積，暗示反應具有品種特異性，此一因素在為受控環境農業開發 UV 補充策略時必須加以考量 (Garcia-Macias et al., 2007)。

2.2 作物生長機制模型與 ODE 模型背景

受到上述 UV-A 光逆境實驗中所觀察到的非線性現象（包含生物量超補償效應、夜間照射下的晝夜節律紊亂，以及依發育階段的敏感性差異）之啟發，本研究進一步開發了機制數學模型以定量描述此類複雜的生長-防禦交互作用。

在作物生長模型方面，現有萵苣模型 (van Henten, 1994; Sun et al., 2025) 主要聚焦於非逆境條件下的乾物質累積，未能明確呈現 UV 逆境對產量和品質的動態影響。van Henten (1994) 開發了經典的動態萵苣生長模型，並已被廣泛用於溫室氣候控制的驗證基準。Sun 等 (2025) 在 Biosystems Engineering 發表的最新模型，採用 Farquhar 生化模型計算冠層光合作用，並整合氣孔導度、比葉面積動態等機制，能響應廣泛的溫室氣候條件。

生長分化平衡假說 (Growth-Differentiation Balance Hypothesis, Herms and Mattson, 1992) 認為，植物在生長與防禦之間分配有限的碳資源，形成固有的權衡。近期研究進

一步闡明了此權衡下的協調資源分配機制 (Monson et al., 2022)，理解防禦化合物合成的碳代價對於優化兼顧產量與品質的光照配方至關重要。

目前仍缺乏一個能同時捕捉 UV 誘導逆境、損傷-修復動態、碳資源競爭以及其對生物量和花青素交互影響的定量機制模型。本研究在 Sun 等 (2025) 的萵苣生長建模框架基礎上，開發了一個六狀態 ODE 機制模型，整合 ROS 動態、逆境-損傷-修復過程，以及碳資源在生長與抗氧化防禦之間的競爭機制，為受控環境農業中精準逆境光照配方的設計提供科學依據。

2.3 農業視覺監測

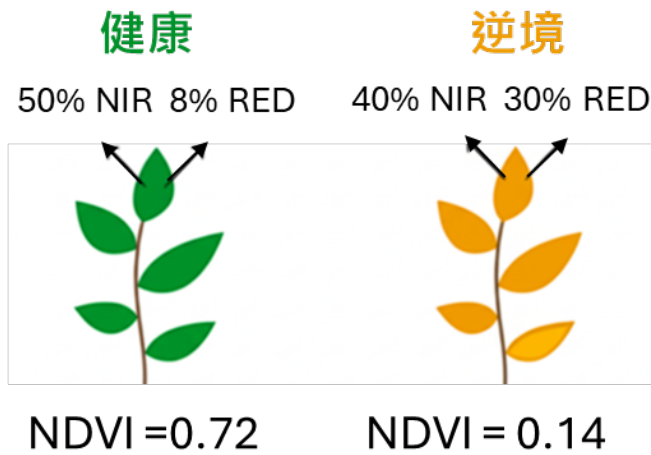
NDVI(normalized difference vegetation index 標準化植被指標)是利用紅光與近紅外光的反射比較，能顯示出植物生長、健康與生產力等資訊(圖 2-1)。目前已廣泛使用於農業作物種植、以及衛星的植被分析判斷。

$$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)} \quad (2-1)$$

NDVI 已經被 NASA 使用了幾十年用來監測全球植被健康(Rouse et al.,1973; Tucker and Choudhury,1987)，也已經應用在在自然陽光下種植農作物的田地和溫室中 (Yengoh et al., 2014; Bicans et al., 2019)。健康的葉片會反射較多的 NIR(近紅外光)同時吸收較多的 R(紅光)，遭受逆境的葉片，NIR 反射會下降，R 吸收會降低。藉由比較葉片反射的 NIR 與 R 強度可以顯示植物葉片的健康與逆境狀態。

通常，NDVI 分析需要兩個傳感器 R (590 – 670 nm) and NIR (700 – 1100 nm)：一個用於記錄紅光反射率，另一個記錄近紅外反射率 (Rouse et al., 1973; Tucker and Choudhury, 1987)。兩個光譜圖像捕獲後，需要進行精確的光學對準來產出 NDVI 圖像，因此只適合衛星高光譜分析或空拍機多光譜鏡頭從較遠距離拍攝再進行疊合，適合分析大面積的植物生長健康狀態，不適合分析近距離的植物健康狀態。

(a)



(b)

植物葉片反射光譜



圖 2-1 (a) NDVI 表示植物葉片健康狀態；(b)健康的葉子會吸收 RED 光並反射 NIR 光。

由於氣候變遷，在城市或極端溫度的地區使用人工光室內種植農作物越來越普遍。室內栽培的完全封閉環境，多層架栽培，傳統的 NDVI 技術並不適用於室內栽培。因此 SI-NDVI(Single image normalized difference vegetation index)指標被提出用於取代室內栽培環境中的傳統 NDVI 指標。

$$SI - NDVI = \frac{R(NIR) - B}{R(NIR) + B} \quad (2-2)$$

SI-NDVI 使用藍色濾光片與單張 RGB 圖像來產生(圖 2-2)。藍色濾光片僅允許藍光和近紅外光通過，再利用攝像頭 CMOS 傳感器的紅色通道來記錄 NIR 光譜，藍色通道紀錄 B 光譜，進行 NIR 與 B 的反射強度比較分析來計算 SI-NDVI，此方法的優點是僅使用一張照片，避免了光學對準過程，因此可以近距離拍照與分析植物健康。

由於 SI-NDVI 只要一顆鏡頭搭配藍色濾鏡，較傳統 NDVI 需要兩個攝影鏡頭使用上更為方便，目前已經被使用來作為戶外或溫室甚至是室內農業的植物監測指標 (Beisel et al., 2018; Bicans et al., 2019; Calero et al., 2018; Valle et al., 2017)。

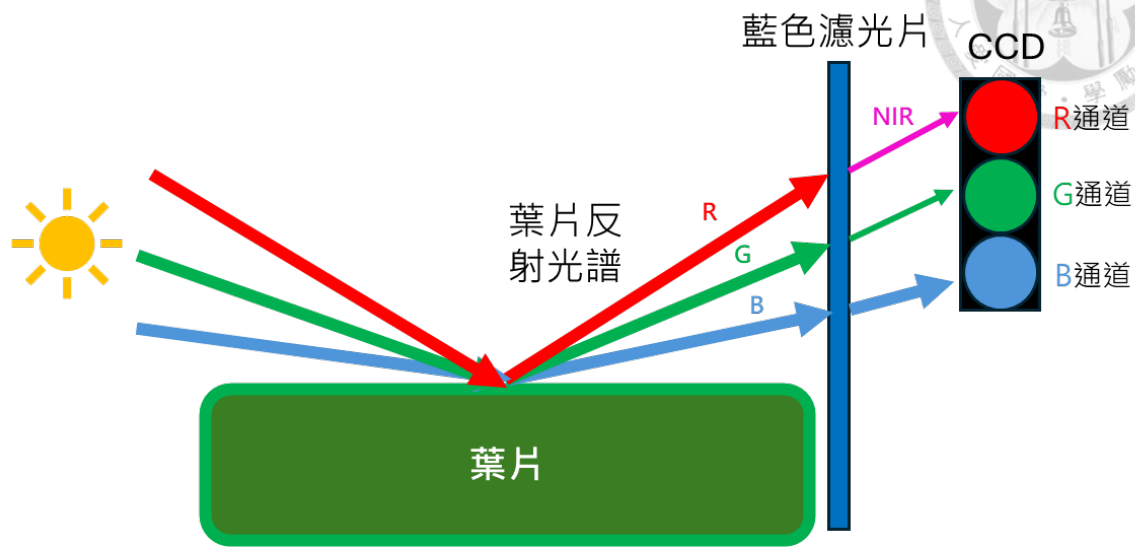


圖 2-2 SI-NDVI 原理。

然而 SI-NDVI 僅利用 NIR 反射強度而少考慮 R 反射強度，使得反應植物的健康與逆境區域較傳統的 NDVI 不敏感，同時容易受到環境中 NIR 光源強度的影響。為了改善此現象，本研究另外引入常用來分析植物生理的非破壞性指標葉綠素螢光 (chlorophyll fluorescence) 來改善 SI-NDVI 指標。

葉綠素螢光在植物生理表現上是一種非常重要的現象(Chappelle et al., 1984; Lang et al., 1996; Lichtenthaler et al., 1997; Subhash et al., 1999; Flexas et al., 2000; Corp et al., 2000; Norikane and Kurata, 2001; Costa et al., 2003)。植物生長過程中，容易遭受到不同的逆境影響，如：溫度(Chaerle and Straeten, 2000; Lang et al., 1996)、日照(Lichtenthaler et al., 2007)、水份(Lichtenthaler and Babani, 2000)、二氧化碳 (Conroy et al., 1986)、土壤的養份(Subhash and Mohanan, 1997)的影響，導致生長受到干擾，並使光合作用現象產生變化，也造成植物螢光表現的變異。

葉綠素螢光應用於植物生理的檢測及其系統的發展上有許多的研究，Chappelle 等研究指出，綠色植物在吸收可見光或 UV 輻射光後，葉片會發出紅色螢光，且位於藍光及綠光之螢光的強度為一定值。

因此本研究利用此現象來修正 SI-NDVI 指標，改使用 UV-A 光源誘導紅色葉綠素螢光，CMOS 的紅色通道紀錄紅色螢光影像，以此來反映光合作用強弱區域取代 NIR

影像，如此得到一個新的 UV-NDVI (UV induced normalized difference vegetation index) 指標。

$$UV - NDVI = \frac{R(UVA) - B}{R(UVA) + B} \quad (2-3)$$



UV-NDVI 與 SI-NDVI 相同具有單一 RGB 鏡頭的優勢，同時不需要額外的濾鏡，在垂直農場使用人工光源若額外導入 UV-A 光源，可以近距離更精確的反映植物健康與 逆境區域。

2.4 禽畜體重視覺監測

白肉雞養殖過程中，體重是一個重要的指標，它反映了飼料效率、生長速度、健康狀況、個體均勻度 (Okinda et al., 2019; Wongsriworaphon et al., 2015)。通過定期測量體重，可以評估和調整養殖策略，例如餵食頻率和屠宰時間。如果實際測量的體重與預期的生長曲線不符合則暗示可能存在疾病發生或環境異常，需要及時採取應對措施(Mollah et al., 2010; Mortensen et al., 2016)。因此，在整個飼養期間準確估計群體的體重和分布是非常重要的

目前已有一些研究開發了基於2D電腦視覺的肉雞秤重系統(Amraei et al., 2017b ; De Wet et al., 2003; Mollah et al., 2010)和基於3D電腦視覺的肉雞秤重系統 (Mortensen et al., 2016)。這些系統的基本原理是利用圖像中的幾何形狀特徵與動物的重量之間的關係建立預測模型。這看起來很簡單，但在實際的農場環境中運作卻面臨很多挑戰。首先，需要將雞的身體與背景分離出來。其次，需要用一些描述性特徵來表示從圖像中分割出來的雞的身體。最後，需要建立一個數學模型來描述這些特徵與體重之間的關係。

De Wet等人 (2003) 是第一個將電腦視覺用於肉雞活體重量估計的研究團隊。該團隊利用圖像面積和周長這兩個幾何特徵，建立了線性和非線性的回歸模型來預測肉雞的實際活體重量。試驗結果顯示，使用面積和周長分別可以達到10%和15%的相對誤差。

Mollah等人(2010)也開發一類似系統，但是在模型中增加禽鳥年齡這個因素，使得R² 達到了0.999，重量相對誤差為16.47%。在真實的農場環境中，雞通常是成群活動的，因此，如要在實際的環境中應用自動化的秤重系統，就必須能夠估計雞群中每隻雞的活體重量。

Amraei等人(2017a; 2017b)提出了一種基於橢圓擬合技術的體重估計系統，可以定位圍欄中的每隻雞並提取2D特徵。這兩項研究都使用了ANN和 SVM回歸模型，並報告了R²分別為0.98。以上電腦視覺系統都是基於可見光攝影機(RGB 平面圖像)。一般RGB攝影機容易受到環境光變化的影響，同時僅有2D圖像缺少深度資訊，需要完全固定攝影機高度才能固定肉雞特徵，同時無法因應肉雞姿態的改變，導致錯誤率增加(Okinda et al., 2019)。

雞群體重估算系統面臨的主要挑戰是光源的陰影變化及群聚下的定位與姿態改變。Mortensen等人(2016)使用了基於紅外光的深度相機(Microsoft Kinect)來進行重量估計。這種感測器可以避開光源的變化影響並根據2D和3D圖像特徵來預測肉雞的重量，平均相對誤差為7.8%。不過，紅外光深度相機的監測範圍小且對陽光變化敏感，因此只能在室內環境中使用。

肉雞的聚集和重疊會顯著影響其形態特徵，進而降低模型的準確性。正如Mortensen等人(2016)所指出的，體重的估計誤差會隨著雞群密度的提高而增加。有些研究嘗試其他角度解決這個問題。例如，Amraei等人(2017b)利用橢圓擬合技術來分割鳥類，Mortensen等人(2016)則採用立體深度的分水嶺流域法來分割雞群。然而，鳥類是非剛性形狀，在大範圍下使用特定範本形狀的匹配來區別每隻雞非常困難，雞的暫態行為同樣會造成形狀變化，如翅膀拍動或移動，進而影響模型效能。

為了解決以上的問題，綜合前人的研究，本研究以雙目立體視覺技術來取2D與3D特徵，不僅有較大的監測範圍同時搭配AI技術來降低肉雞重疊的問題，開發一套適合商業化禽舍環境的全自動雙目立體視覺AI預測肉雞重量的系統。

2.5 雙目立體視覺

雙目立體視覺 (圖 2-3) 模擬人類雙眼判斷物體的距離，使用兩顆相同焦距 f 的鏡頭，藉由左右鏡頭距離 q 對於物體的視差 d 來計算物體距離 z (公式 2-4)。雙目立體視覺的優點在於可以使用一般的鏡頭而不需要使用昂貴的 TOF 與 LIDAR 即可計算大範圍中每個像素點的距離，以軟體演算來取代昂貴的硬體。此技術在畜牧業中，尤其在動物體重監測方面展現巨大潛力，可實現非接觸、無應激、高效率的體重估算，有助於精準飼養管理並降低勞動強度。

$$z = \left(\frac{f \cdot q}{d} \right) \quad (2-4)$$

z 物體距離 f 鏡頭焦距 q 鏡頭距離 d 左右圖像視差

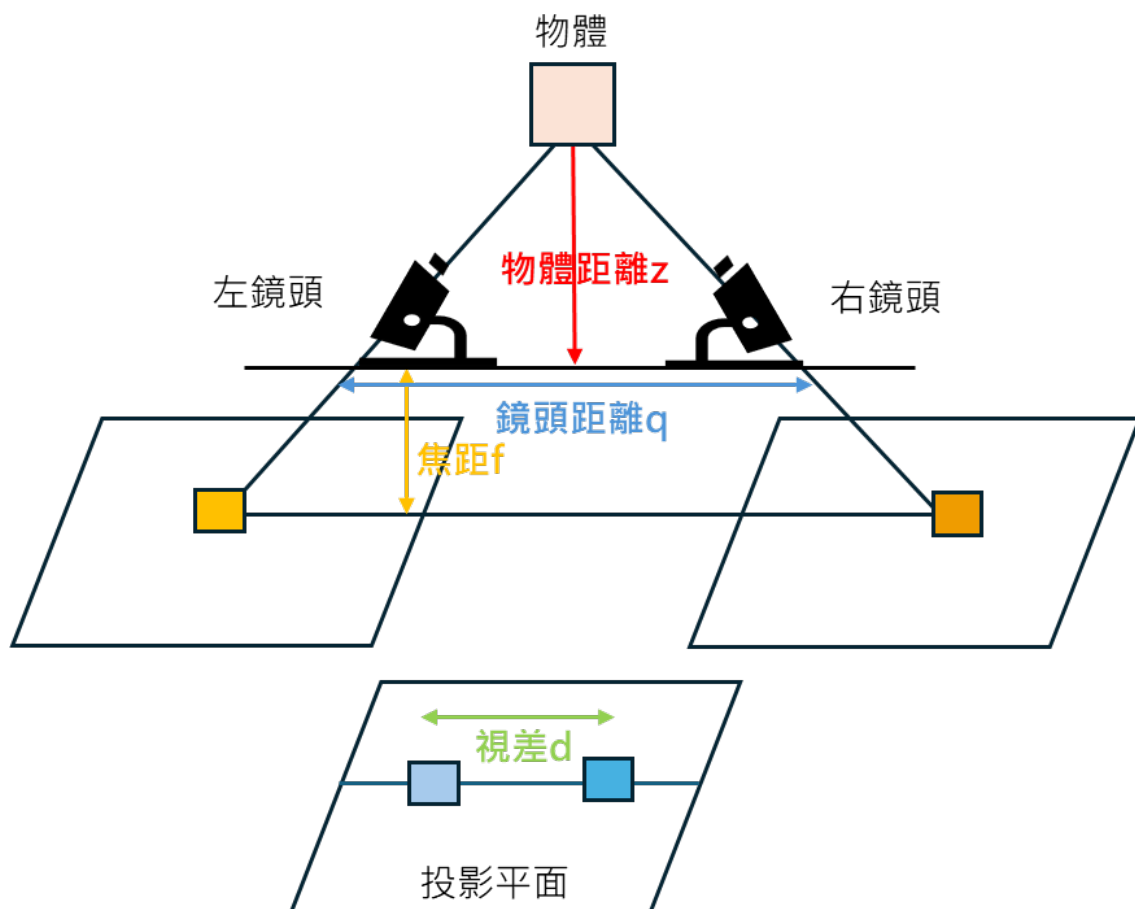


圖2-3 雙目立體視覺計算物體距離。

雙目立體視覺系統的建立與應用涉及一系列關鍵步驟，以確保測量精度和系統穩定性：
光學標定 (Optical Calibration):

光學標定是雙目立體視覺系統建立的基礎，其目的是確定兩台相機的內部參數（如焦距、光心、鏡頭畸變係數）和外部參數（兩台相機之間相對的旋轉和平移關係），以及相機與世界坐標系之間的關係。此過程通常透過拍攝多張已知尺寸的棋盤格標定板圖像來完成。(Zhang, 2000) 提出的棋盤格標定法(圖2-4)，因其靈活、易於實施且無需特殊設備的優勢，已成為相機標定的主流方法，對計算機視覺領域產生了深遠影響。標定過程確保了從二維圖像信息計算三維空間幾何信息的準確性，為後續的畸變校正和三維重建奠定基礎。

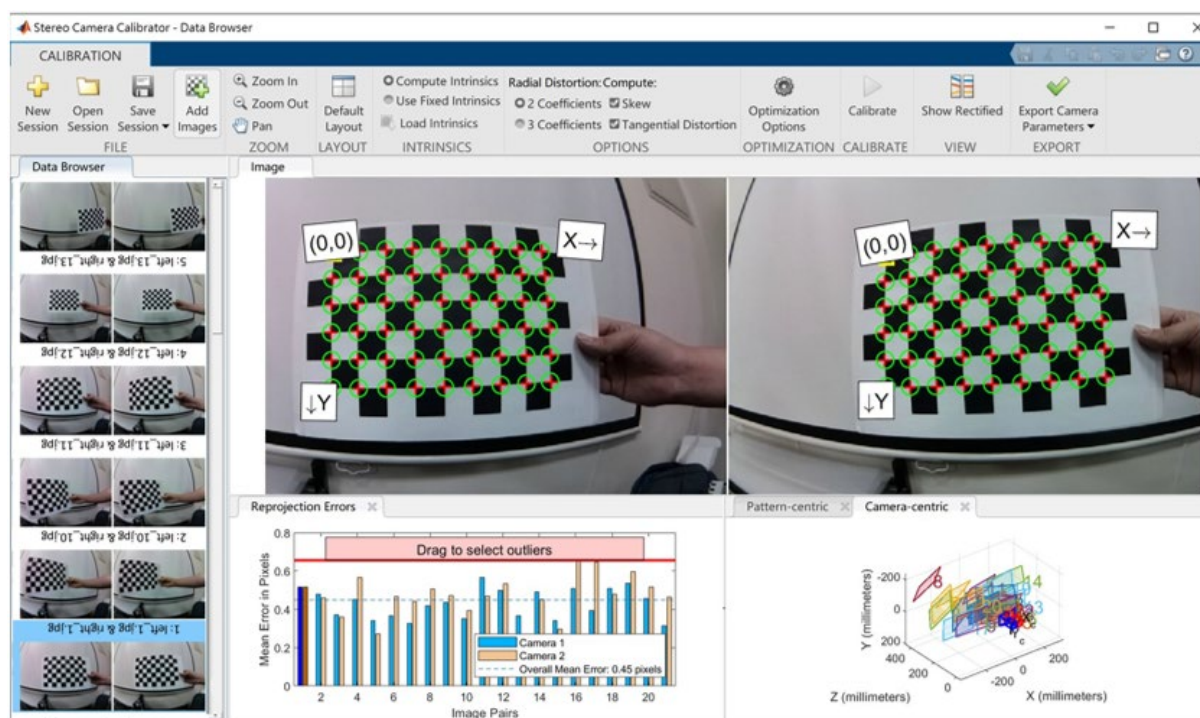


圖2-4 光學標定方法。

校正畸變 (Distortion Correction):

由於鏡頭本身的物理特性，如徑向畸變（枕形畸變或桶形畸變）和切向畸變，相機拍攝到的圖像會產生失真。畸變校正的目標是消除這些失真，使圖像中的直線在校正後依然保持直線，並使左右兩幅圖像能夠精確對齊，滿足「極線約束」條件(圖2-5)。Brown (1971) 率先建立了詳細的鏡頭畸變數學模型，為後續的畸變校正奠定了理論基礎。而

Tsai (1987) 則發展出一套通用且高精度的相機標定技術，進一步強調了畸變校正在實現高精度三維測量中的關鍵作用。這有助於將後續的匹配搜索範圍從二維降低到一維，極大地提高了匹配效率和精度。畸變校正的參數透過先前的光學標定獲得，並應用於原始圖像。

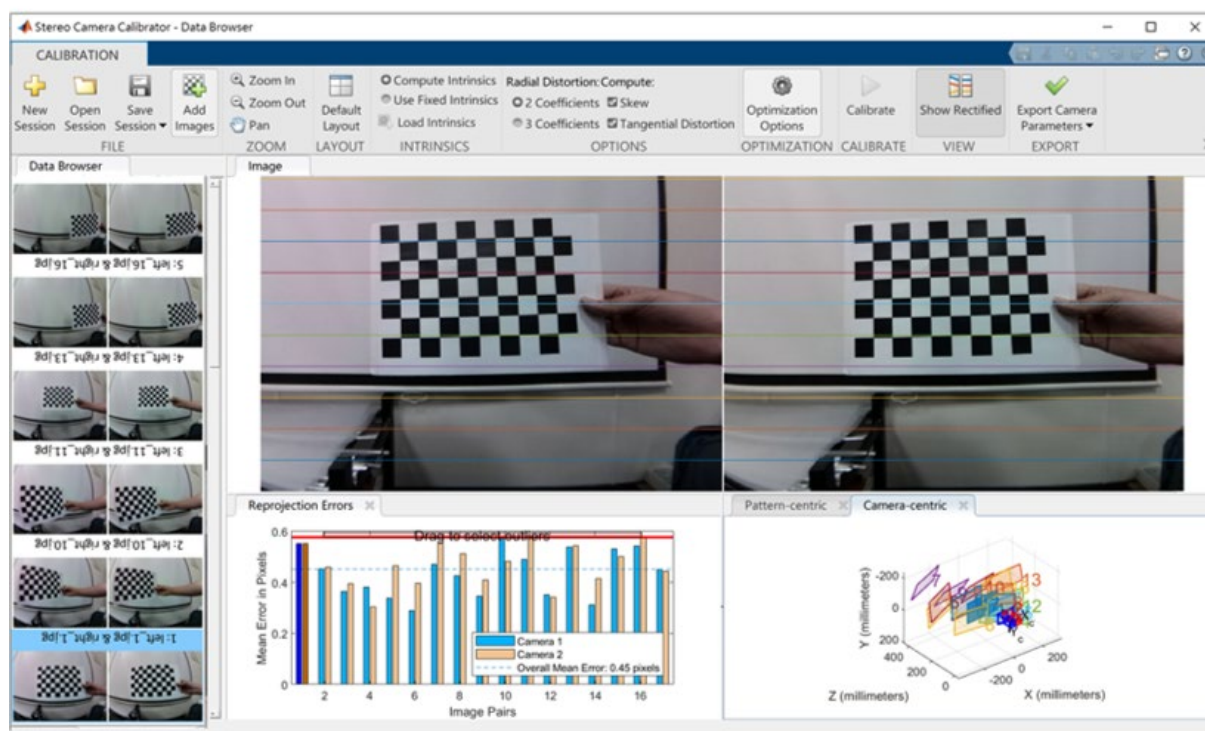


圖2-5 鏡頭畸變校正與極線約束。

SGBM演算法 (Semi-Global Block Matching) 運行與視差圖生成:

在完成圖像畸變校正後，下一步是進行立體匹配，即尋找左右兩幅圖像中同一物體或場景點的對應像素。SGBM (Semi-Global Block Matching) 演算法是一種常用的立體匹配演算法，它透過在像素點周圍的區域內計算相似度，並利用半全局優化方法來解決匹配模糊問題。Hirschmüller (2008) 所提出的SGBM演算法，因其在計算效率和精度之間取得的良好平衡，已成為許多實時應用中生成高質量視差圖的首選方法。其輸出結果是視差圖 (Disparity Map)，視差圖中的每個像素值代表了對應點在左右圖像中的水平位移差。物體距離相機越近，其視差值越大；反之，距離越遠，視差值越小。此外，Geiger 等

人 (2012) 創建的KITTI基準數據集，為SGBM等立體匹配演算法在真實交通場景下的性能評估提供了標準，證明了此類演算法在複雜環境中的實用性。



深度圖生成與禽畜體重估算應用：

獲得視差圖後，結合相機的內部參數(焦距 f)和雙目相機之間的基線距離 (baseline b)，即可利用三角測量原理計算出場景中每個像素點的實際三維空間深度信息，從而生成深度圖 (Depth Map)。深度圖中的每個像素值直接表示了該點到相機的實際距離。透過深度圖，可以實現對物體的尺寸測量、三維重建以及體積估算(圖2-6)，這對於肉雞等禽畜的非接觸式體重估測至關重要。

這些研究的成果強調了雙目立體視覺在精準畜牧管理中，特別是 體重監測方面的巨大應用潛力。

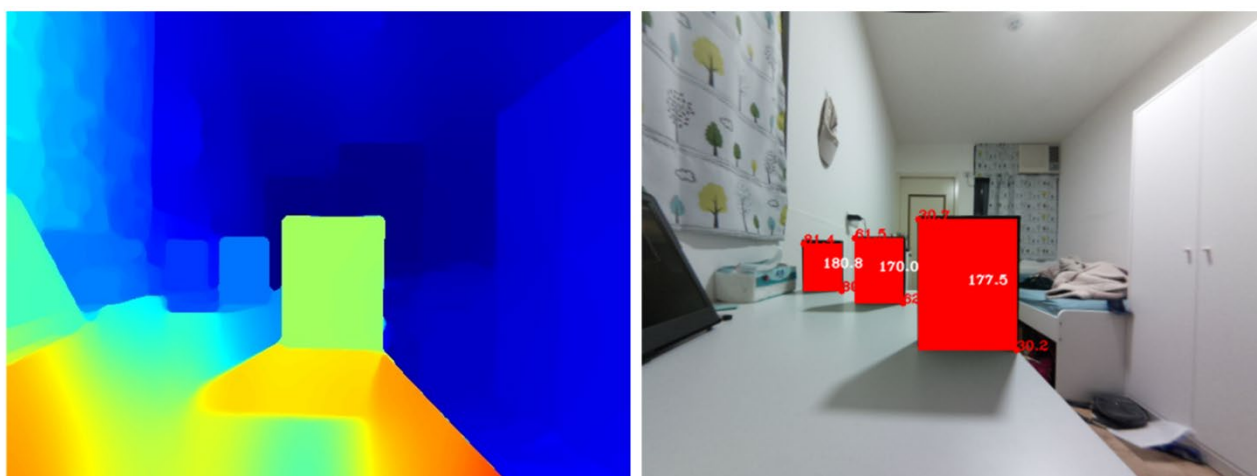


圖2-6 視差圖與不同距離的物體面積計算。

第三章 試驗設備與方法

3.1 UV-A逆境對紅萵苣生長影響實驗

3.1.1 試驗設備與環境

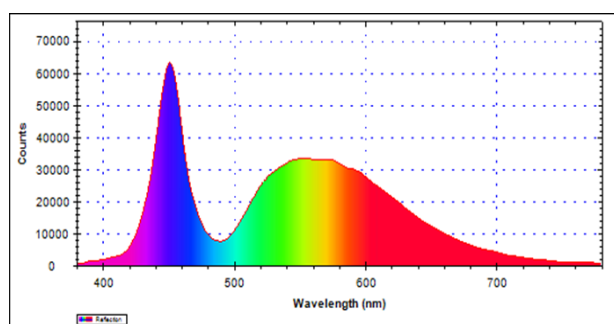
所有實驗均在國立臺灣大學生物機電工程學系環境控制植物生長室中進行。水耕系統採用四層共用循環養液的層架式設計，確保各處理組營養供應一致。

環境設定如下：日/夜溫 $25/18 \pm 1^\circ\text{C}$ ，相對濕度 70/85% (日/夜)， CO_2 濃度 1200 ppm (加富)。養液 (花寶一號，台灣) EC 值維持在 1.2 mS cm^{-1} ，pH 值 6.5。基本照明採用 T8 LED 燈管 (台灣晶電，新竹)，色溫 4000 K，光週期 16/8 小時 (06:00–22:00)，PPFD $130 \mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ (表 3-1)。LED 燈管光譜與光場分布詳見圖 3-1。

表 3-1 種植光源光質

光源類型	紅光 (%)	綠光 (%)	藍光 (%)	PPFD ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$)
LED 4000 K	30	45	25	130

(a)



(b)

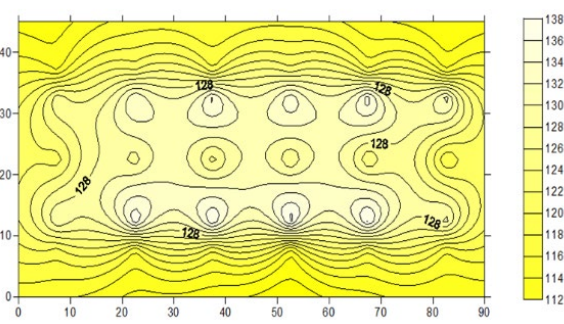


圖 3-1 (a)LED 光譜 ;(b)LED 光場分布，單位 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 。

UV-A 照射採用螢光誘蟲燈(台灣東亞照明; TOA Lighting Co., Ltd.), 峰值波長 365 nm, 冠層面輻照度約 $1104 \mu\text{W cm}^{-2}$ 。UV-B 照射採用 UV-B 螢光燈管(日本三共電機; Sankyo Denki Co., Ltd., 型號 GL-15), 峰值波長 302 nm, 冠層面輻照度約 $1510 \mu\text{W cm}^{-2}$ (圖 3-2)。各處理 UV 燈管均與 LED 燈管並排安裝於同一層架, 確保植物冠層均勻受光。UV 燈管配置與 LED/UV 光場分布分別如圖 3-3 至圖 3-5 所示。

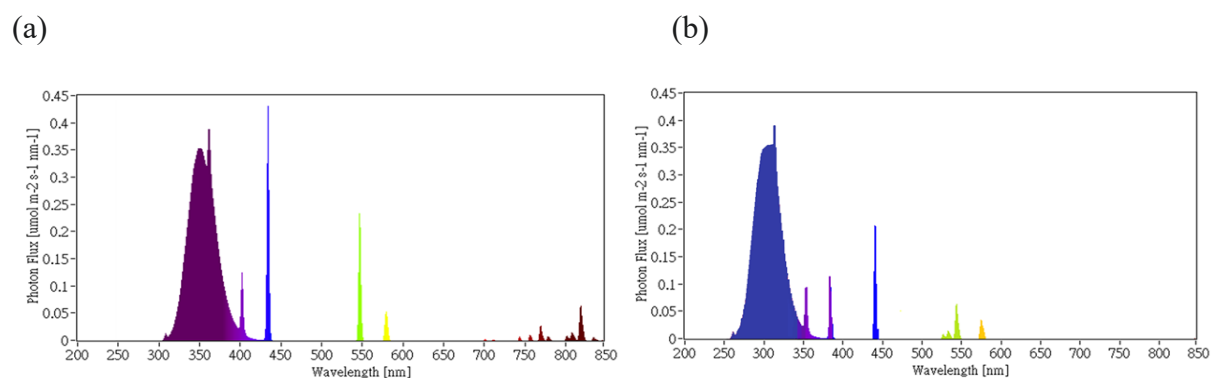


圖 3-2 UV 光譜圖 (a) UV-A ; (b) UV-B。

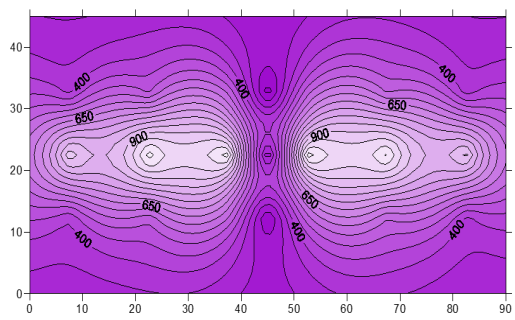


圖 3-3 UV-A 燈管照射。



圖 3-4 完整室內栽培層架。

(a)



(b)

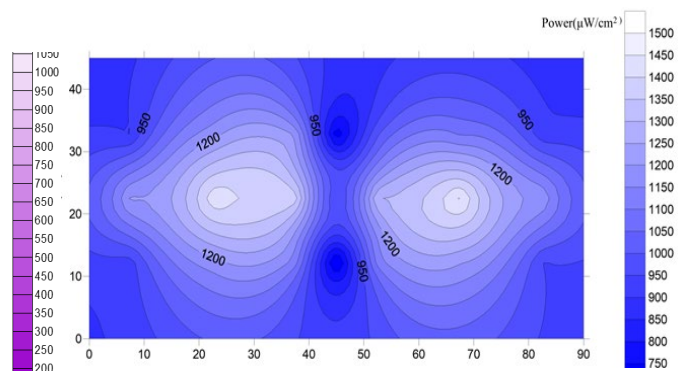


圖 3-5 LED 與 UV-A 燈管光場分布 (a)UV-A 燈管光場分布，單位 $\mu\text{W cm}^{-2}$; (b) UV-B 燈管光場分布單位 $\mu\text{W cm}^{-2}$

3.1.2 萵苣栽培方法

本試驗之萵苣栽培方式，以清水浸種 5 小時後除去漂浮之種子，將種子播種於充滿水分之海綿介質，以 LED 燈 24 小時照光，栽培光量為 $100 \mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$ 。萵苣約在 6 天後子葉完全展開，在種植第 14 天後移至栽培層架定植，栽培光量為 $130 \mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$ ，日夜週期為 16/8 小時，定植期中依據實驗設計開啟 UV 光照射並於第 35 天採收萵苣作植株生長與分析。

3.1.3 分析項目

萵苣鮮重：採收後，切除根系與海綿介質，以電子天平量測地上部鮮重。

葉片顏色：採收後取中心位置已展開葉，使用色差計（NE-4000，Nippon Denshoku，日本東京）量測葉片上、中、下三點，記錄 L^* （明亮度）、 a^* （紅綠度）、 b^* （藍黃度）平均值。

花青素含量分析：參考 Hung et al. (2008) 之修改方法，每處理隨機取萵苣葉片 0.5 g，加入 5 mL 磷酸鉀緩衝液（pH 6.8）均質，於 10,000 rpm 離心 10 分鐘，取上清液以分光光度計於 600 nm 下測定吸光值。花青素濃度以矢車菊素-3-葡萄糖苷（C3G；Sigma-Aldrich，美國聖路易斯）為標準品，配製 0、50、100、200、400 及 800 mg L^{-1} 標準曲線，最終以 mg kg^{-1} 鮮重（ppm）表示。

統計分析：數據以平均值 $\pm$ 標準差（ $n=5$ ）呈現。使用 IBM SPSS Statistics（版本 29；IBM Corp.，美國）進行單因子 ANOVA 後接 Tukey's HSD 檢定（ $p < 0.05$ ）。

3.1.4 實驗一：UV-A 與 UV-B 品種篩選

為確認 UV-A 相較於 UV-B 的安全性與有效性，並確立具高度響應性的萵苣品種，本研究以四個紅葉萵苣品種進行多品種比較實驗：‘Lollo Rosso’（LS-006，農友種苗，

台灣)、「Purple Romaine」(LE4705, 稼穡, 台灣)、「Champagne Red Flame」(德城, 台灣)及「Oakleaf Purple」(LE4806, 稼穡, 台灣)。

UV 處理自播種後第 32 天 (32 DAS) 開始施予, 植株於第 35 DAS 採收 ($n=5$)。實驗設三個處理組, 條件彙整於表 3-2。評估指標包括地上部鮮重、葉色參數 (L^* 、 a^* 、 b^*) 及花青素濃度。

表 3-2 品種篩選實驗 (實驗一) 處理條件

代碼	說明	燈具類型	峰值波 長(nm)	輻照度 ($\mu\text{W cm}^{-2}$)	每日時 數 (h)	持續天 數 (d)
UV-A	UV-A 照 射	螢光誘蟲燈 (台灣東亞 照明)	365	1104	4	3
UV-B	UV-B 照 射	UV-B 螢光燈管 (日本 三共電機 GL-15)	302	1510	4	3
CK	對照 (無 UV)	—	—	—	—	—

3.1.5 實驗二：‘Lollo Rosso’的 UV-A 配方最佳化

根據實驗一之結果, ‘Lollo Rosso’ 被選定為最佳化研究對象。本實驗固定 UV-A 輻照度為 $1100 \mu\text{W cm}^{-2}$, 設計不同每日照射時數與持續天數的組合方案, 以確定在不損害鮮重前提下可最大化花青素含量的最佳 UV-A 策略。實驗包含訓練集與獨立驗證集兩部分。

訓練集由六個處理方案組成 (表 3-3), 用於六狀態 ODE 機制模型之校正：

表3-3‘Lollo Rosso’訓練集 UV-A 配方（實驗二）

代碼	說明	I_UVA ($\mu\text{W cm}^{-2}$)	每日時數 (h)	總天數 (d)	起始天 (DAS)
CK	對照（不照 UV-A）	0	0	0	—
UV-A-L6D6	低日劑量	1100	6	6	第 29 天
UV-A-L6D6-N	低日劑量（夜間）	1100	6（夜間）	6	第 29 天
UV-A-VL3D12	極低日劑量（長期）	1100	3	12	第 23 天
UV-A-L6D12	低日劑量（長期）	1100	6	12	第 23 天
UV-A-H12D3	高日劑量	1100	12	3	第 32 天

為評估模型泛化能力，另設計獨立的 3 天梯度實驗作為驗證集，固定照射天數為 3 天，每日照射時數從 0 至 15 h 依次遞增（表 3-4）。驗證集與訓練集為分批次獨立種植：

表3-4 驗證集 UV-A 配方（3 天梯度）

代碼	說明	I_UVA ($\mu\text{W cm}^{-2}$)	每日時數 (h)	總天數 (d)	起始天 (DAS)	日累積能量 (J cm^{-2})
CK	對照	0	0	0	—	0
VL3D3	極低日劑量	1100	3	3	第 32 天	11.9
L6D3	低日劑量	1100	6	3	第 32 天	23.8
M9D3	中日劑量	1100	9	3	第 32 天	35.6
H12D3	高日劑量	1100	12	3	第 32 天	47.5
VH15D3	極高日劑量	1100	15	3	第 32 天	59.4

各照射時數對應之日累積 UV-A 能量 ($I_{\text{UVA}} = 1100 \mu\text{W cm}^{-2}$) 彙整如表 3-5。其中每日 12 小時處理 (47.5 J cm^{-2}) 與冬季戶外 UV-A 日總量估計值 (約 48.6 J cm^{-2} ，以 $2250 \mu\text{W cm}^{-2}$ 照射 6 小時計算) 相當，支持本研究所用劑量範圍的生態學合理性。

表3-5 不同照射時數之日累積 UV-A 能量 ($I_{\text{UVA}} = 1100 \mu\text{W cm}^{-2}$)

每日時數 (h)	每日秒數 (s)	日累積能量 (J cm^{-2})
3	10,800	11.9
6	21,600	23.8
9	32,400	35.6
12	43,200	47.5
15	54,000	59.4

為定量描述上述 UV-A 光逆境實驗中觀察到的生長-防禦權衡現象，本研究同步開發了一套六狀態 ODE 機制模型，模型建立方法詳述於第 3.2 節，與 UV-A 實驗為一體的研究設計。

3.2 六狀態 ODE 機制模型建立方法

3.2.1 模型架構概述

本研究在 Sun 等(2025) 的萵苣生長建模框架基礎上，開發了一個六狀態 ODE 模型，並擴展以表示 UV-A 的雙重效應：(i) UV-A 誘導的 ROS 累積導致逆境和生長抑制；(ii) UV-A 驅動的形態變化增加葉面積，進而間接增強光合有效輻射 (PAR) 的截獲。核心創新在於明確表示碳資源在生長與抗氧化防禦之間的競爭，實現了生長分化平衡假說 (Herms & Mattson, 1992)。

3.2.2 狀態變量

六個狀態變量分別為：(1) X_d — 結構乾重 (kg m^{-2})；(2) C_{buf} — 非結構碳緩衝 (kg m^{-2})；(3) LAI — 葉面積指數 ($\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)；(4) AOX — 總抗氧化物 (kg m^{-2})；(5) $Stress$ — 無因次逆境狀態；(6) ROS — 無因次活性氧變量。花青素計算為 $Anth = AOX \times 0.18$ 。

3.2.3 光合作用與能量轉換

基礎生長模型遵循 Sun 等(2025) 的方法，保留其能量平衡和氣孔導度公式。冠層光合作用基於 Farquhar 生化模型 (公式 3-1、3-2)，並使用三點 Gauss 積分對冠層進行積分：

$$A_c = V_{c, \max} \times \frac{(C_i - \Gamma^*)}{\left(C_i + K_c \left(1 + \frac{\Gamma^*}{K_o}\right)\right)} \quad (3-1)$$

$$A_j = J \times \frac{(C_i - \Gamma^*)}{(4C_i + 8\Gamma^*)} \quad (3-2)$$

3.2.4 核心 ODE 系統

碳緩衝動態 (含碳資源競爭)：

$$\frac{dC_{buf}}{dt} = (c\alpha \cdot AC \cdot h_{buf} - R_d) - \left(RGR_{max} \cdot \frac{X_d}{c\beta}\right) - SAOX \cdot C_{cost} \quad (3-3)$$

結構生長動態（含碳資源競爭損失）：

$$\frac{dXd}{dt} = \left[\frac{C_{buf}}{C_{buf} + K_{carbon}} \right] \times RGR_{max} \times Xd \times (1 - Stress_{inhib}) \times (1 - CC_{penalty}) \quad (3-4)$$

LAI 動態（含 UV-A 形態促進）：

$$\frac{dLAI}{dt} = \left(\frac{dXd}{dt} \right) \cdot SLA \cdot (1 - \sigma r) \cdot (1 + LAI_{boost}) \quad (3-5)$$

ROS 動態：

$$\frac{dROS}{dt} = k_{prod} \times I_{UVA} - k_{clear} \times ROS \quad (3-6)$$

逆境動態：

$$\frac{dStress}{dt} = (Damage + Circadian_{Damage}) - k_{decay} \cdot Stress \quad (3-7)$$

AOX（總抗氧化物）動態：

$$\frac{dAOX}{dt} = Synthesis - Degradation - Consumption \quad (3-8)$$

3.2.5 碳資源競爭機制

碳資源競爭機制是本模型的核心創新，以生長分化平衡假說(Herms & Mattson, 1992)為基礎。在 UV-A 逆境下，植物面臨生長（Xd）與防禦（AOX 合成）之間的碳資源分配權衡，通過兩條途徑實現：

（一）直接碳消耗：AOX 合成以與合成速率 $\times$ 碳代價（每 kg AOX 消耗 1.0 kg C）

成比例的速率消耗 C_{buf} 中的碳（補充材料表 S3）。

（二）生長損失：高逆境和 AOX 合成速率通過 CC_{penalty} 項降低生長效率（補充材料公式 S1）。

3.2.6 逆境損傷建模

逆境損傷包含三個組成部分：（1）LAI 依賴性敏感效應（vulnerability damage）：捕捉早期照射時幼小植株敏感性較高的現象；（2）Gompertz 型非線性損傷放大（nonlinear damage）：代表長時間每日暴露下保護能力的崩潰，閾值約在每日 10.5 小時；（3）晝夜節律損傷（circadian damage）：捕捉夜間照射表現較差的現象，與 ROS 穩態的生物鐘調節一致 (Lai et al., 2012; Budkowska et al., 2022; Nitschke et al., 2016)。

3.2.7 參數校正與統計分析方法

實驗數據以平均值 $\pm$ 標準差 ($n=5$) 呈現。使用 IBM SPSS Statistics (版本 29; IBM Corp., 紐約州阿蒙克市, 美國) 進行單因子 ANOVA 後接 Tukey's HSD 檢定 ($p < 0.05$)。ODE 系統使用 `scipy.integrate.solve_ivp` 求解 (詳見補充材料表 S11)。Python (版本 3.13.12) 實現程式碼已公開發布 <https://github.com/GrayWei444/uva-simulation>。訓練集由 6 個處理方案組成 (CK、L6D6、L6D6-N、VL3D12、L6D12、H12D3)，驗證集為獨立的 3 天梯度實驗數據集 (CK_val、VL3D3、L6D3、M9D3、H12D3_val、VH15D3)。目標函數最小化所有處理的鮮重和花青素濃度的平均絕對誤差。

3.3 室內栽培萵苣視覺監測

3.3.1 LED光源設計

為進行UV-NDVI實驗，我們設計並開發了一種全光譜LED光源（圖3-6）。該光源基於高效能LED，色溫為4000K，並配有可通過外部信號控制（開/關）的UV-A（360 nm）和NIR（730 nm）LED。這些LED由Ledtech公司（www.ledteck.com.tw）委託製造，其中4000 K 的LED是Samsung LM301B，730 nm的NIR LED是Epistar ES-SMHFPN20B，360 nm的UV-A LED是Epistar ES-EAUVF25A。

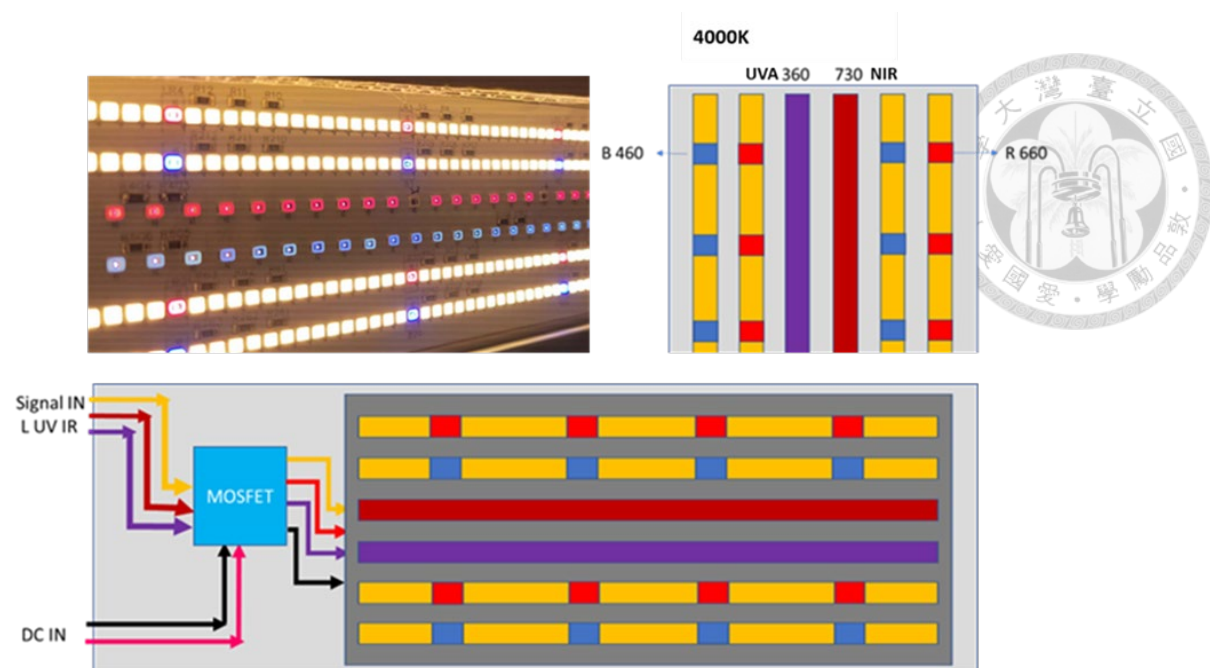


圖3-6 可調光譜LED燈管。

我們使用LI-250A與量子傳感器LI-190（LI-COR，美國）測量光源下方20 cm處的平
均光合光子通量為 $489.1 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ 。LED光質（圖3-7）由分光光度計（RLS-2000
UV-VIS-NIR，Astoria-pacific，台灣）測量，如表3-6所示。

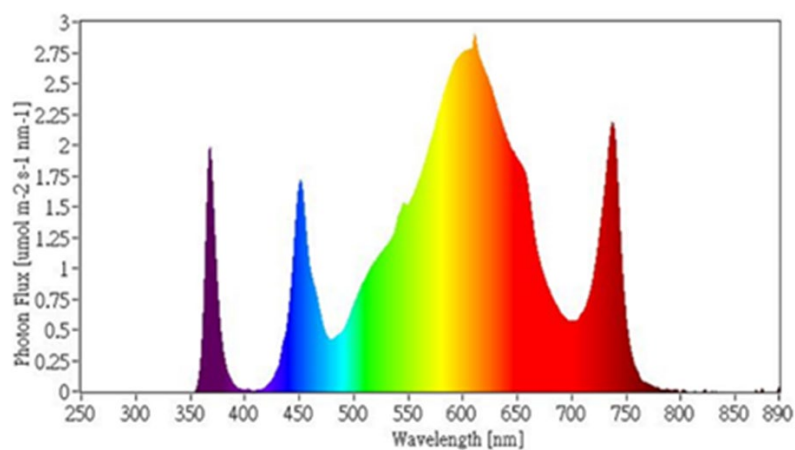


圖3-7 LED光譜。

表3-6：LED光源的光質

光源	色溫	NIR (>700nm) (%)	R(%)	G(%)	B(%)	UV (<400nm) (%)
LED	4000K + UV + NIR	13.5	35.9	33.8	11.4	5.4
光子通量 ($\mu\text{mol m}^{-2}$ s^{-1})	489.1	65.9	175.5	165.4	55.6	26.5

3.3.2 成像物聯網(IoT)模組

在本研究中，我們開發了一種基於Raspberry Pi 4 Model B單板計算機的成像控制物聯網（IoT）設備如圖3-8(a)，結合了兩顆Sony 8百萬像素IMX219 CMOS傳感器模組（IMX219-160-IR-CUT-Camera，Waveshare，中國）如圖3-8(b)組成雙鏡頭模組和CO₂ & 溫濕度傳感器（Grove SCD30，Seeed，中國）。我們將相機模組中的一個濾光片更換為藍/NIR濾光片（B-Filter，Reyo，台灣），保留了另一個濾光片（IR-CUT），以生成標準的RGB圖像（圖3-9）。這使我們能夠在相同的鏡頭和CMOS模組下準確比較植物的UV-NDVI和SI-NDVI差異。通過將物聯網設備直接與LED整合（圖3-10），我們可以在栽培架上種植萵苣並計算SI-NDVI與UV-NDVI來監測其生長情況。

(a)



(b)

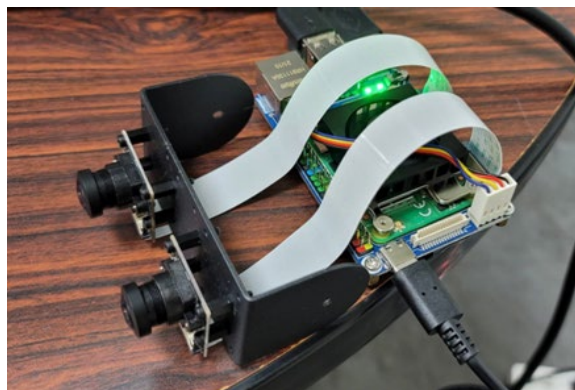
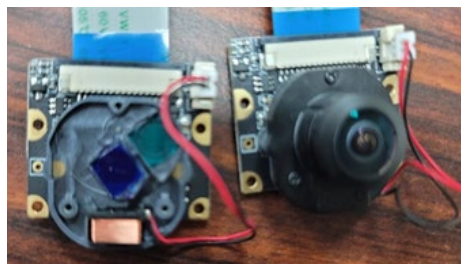


圖3-8 (a) 成像控制物聯網設備 (b) 兩顆Sony8百萬像素IMX219 CMOS傳感器模組。

(a)



(b)

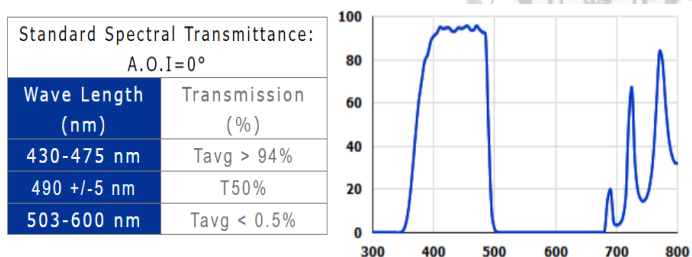


圖3-9 (a) 帶可變濾光片的相機模組 (b) 藍/NIR濾光片規格。

(a)



(b)

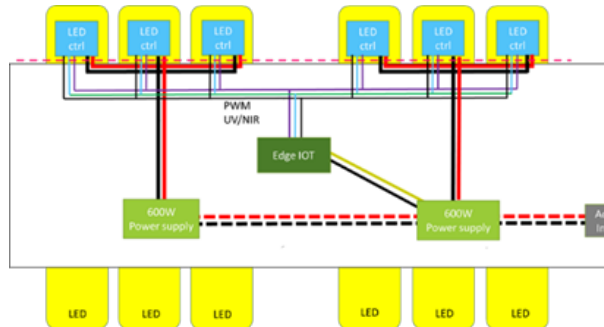


圖3-10 (a) 物聯網整合LED種植架 (b) 物聯網整合LED設計。

圖 3-11 展示了 IMX219 CMOS 傳感器模組的三個通道（紅、藍和綠）。我們使用圖像分析軟件(ImageJ)將圖像分割成這些通道，並測量每種顏色的光強度。

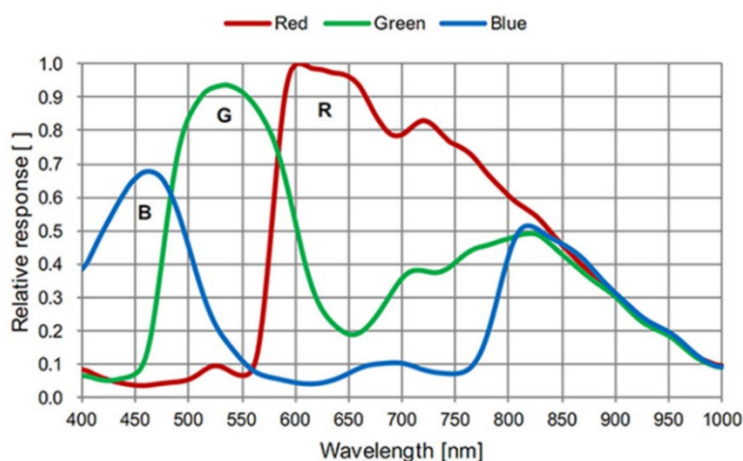


圖 3-11 IMX219 CMOS sensor RGB 通道的頻率響應

CMOS 傳感器的紅色通道對波長超過 700 nm 的紅外光 (IR) 高度敏感。RGB 三個通道都能檢測到波長超過 800 nm 的光。這導致在正常條件下拍攝的照片顏色偏移，呈現出紅色和白色的色調。為了解決這一問題，目前鏡頭通常使用 IR-CUT 濾光片。該濾光片阻擋了紅外輻射 (>700 nm)，只允許 400-700 nm 範圍內的可見光到達傳感器。使得照片顏色的準確性與人類的視覺感知相匹配 (見圖 3-12)。

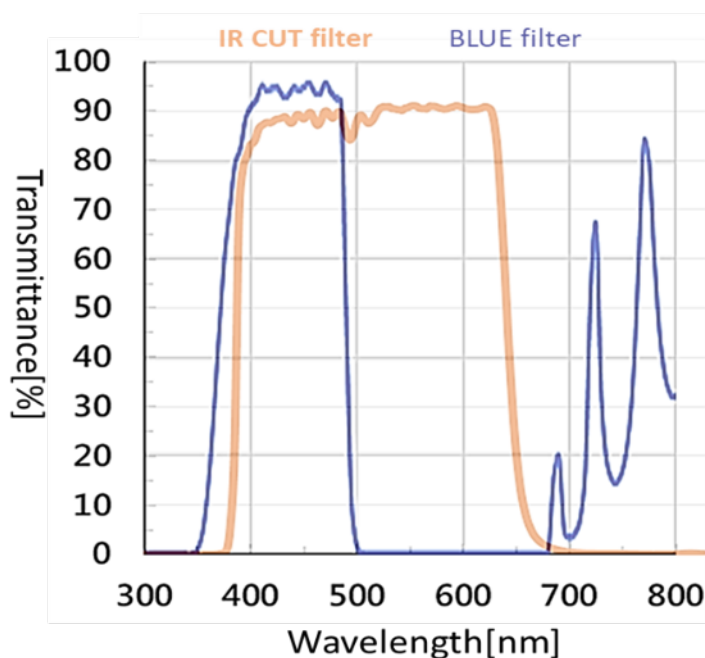


圖 3-12 IR-CUT 和藍/NIR 濾光片的透射光譜。

3.3.3 SI-NDVI 與 UV-NDVI 比較實驗

我們從戶外環境中收集葉片，並根據顏色和乾燥狀態的視覺評估將其分類為兩組。左邊第一組葉片顏色不均勻且有乾燥跡象，稱為“差葉”；而右邊第二組葉片顏色均勻，稱為“好葉”。每一片葉子分別編上編號如圖 3-13。我們使用 3.3.2 所開發的成像物聯網（IoT）設備拍攝這些葉片的照片，控制不同圖像獲取在三種不同的情境下進行：

RGB：僅使用 W-LED（4000K）作為光源捕捉原始 RGB 圖像。

RGB+UV-A：在 W-LED 的基礎上添加 UV-A 光源，獲取 RGB 圖像。

IR+B：用藍/NIR 濾光片替換 IR-CUT 濾光片，允許紅外光通過，從而獲取紅外圖像。

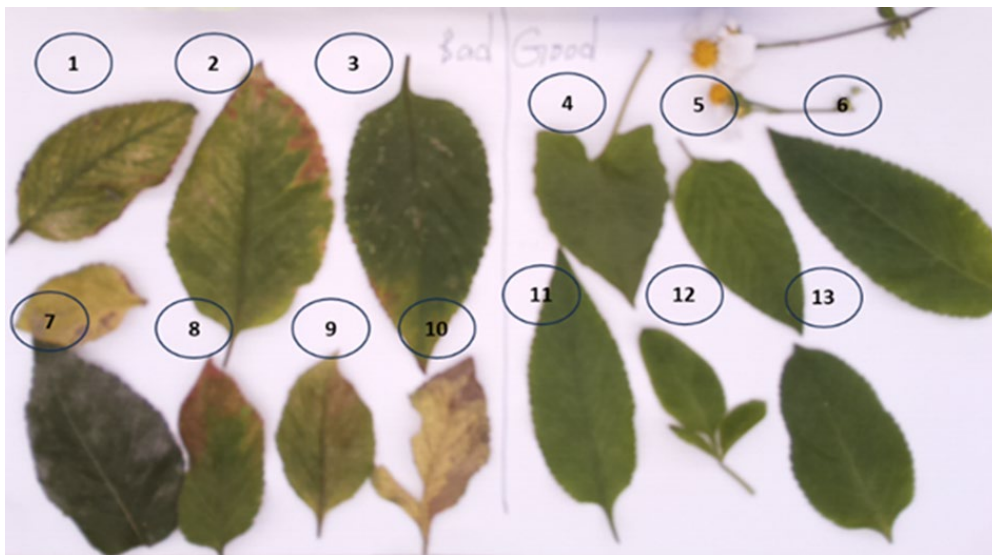


圖 3-13 戶外隨機採摘的葉片。

在 IR+B 組中，使用藍/NIR 濾光片替換 IR-CUT 濾光片。藍/NIR 濾光片是一種帶通濾光片，允許藍光（300–500 nm）和紅外光（>700 nm）通過，但限制紅光和綠光的通

過（圖 3-12）。在 IR+B 條件下，我們使用藍/NIR 濾光片代替 IR-CUT 濾光片。這使紅色通道對 700 到 800 nm 之間的近紅外（NIR）光更敏感，導致圖像顯得發紅。藍/NIR 濾光片還允許藍光通過，藍色通道對 800 nm 以上的光波長有反應。因此，圖像具有明顯的紫色調，如圖 3-14（c）所示。

為了量化顏色強度的差異，我們使用 ImageJ 的 Analyze 菜單中的 Color Histogram 工具，對比固定位置的 RGB 和 IR+B 圖像中紅、藍和綠通道的光強度，推導出 SI-NDVI 的量化數值。對比固定位置的 RGB 和 RGB+UV-A 圖像中紅、藍和綠通道的光強度，導出 UV-NDVI 的量化數值。進而比較 SI-NDVI 與 UV-NDVI 對於不同葉片健康的敏感度。



圖 3-14 不同光源下的葉片圖像 (a)原始 RGB 圖像 (b) RGB+UV-A，即 UV-A 光源開啟下的 RGB 圖像 (c) IR+B，即藍/NIR 濾光片下的紅外圖像。

3.3.4 室內栽培視覺監測系統

本研究將 UV-NDVI 實際應用來開發室內栽培的視覺監測系統流程如下(圖 3-15)：

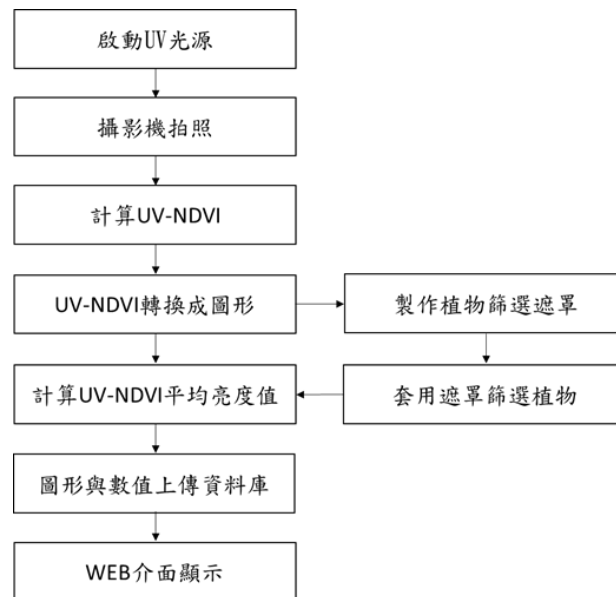


圖 3-15 室內栽培視覺監測系統建構

由於 UV-NDVI 可能誤判會吸收 UV 光源並發螢光的物體，因此植物健康監測系統的重點在於排除種植層架內非植物區域。本研究主要利用將 RGB 轉換 HSV 色彩空間，利用 HSV 來篩選植物區域(圖 3-16)並建立一植物篩選遮罩，如此一來可精確的計算植物區的 UV-NDVI 數值。

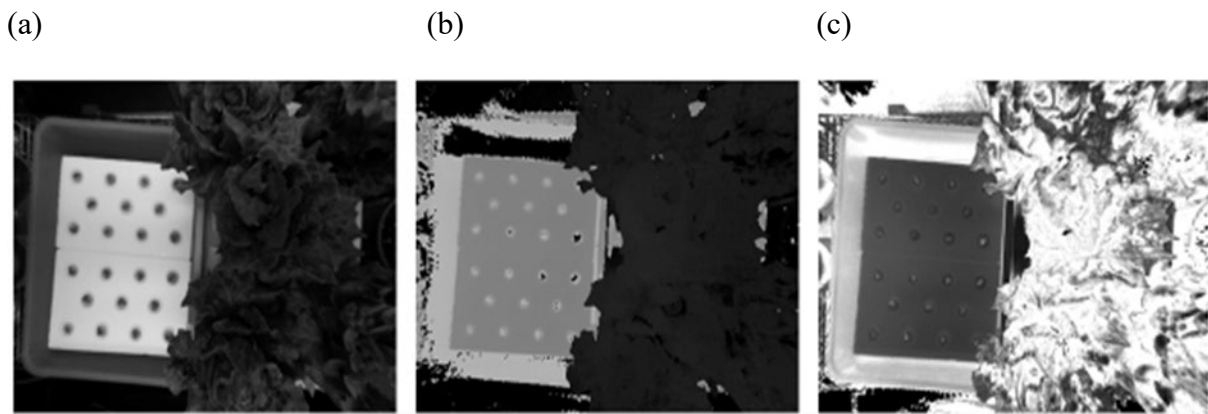


圖 3-16 HSV 色彩空間轉換 (a)H 色度 (b) S 飽和度 (C) V 明度。

本研究選擇 HSV 上下限範圍如下表 3-7，可以有效的篩選植物生長區域，此方法可以避免非植物葉片區域吸收 UV-A 並發出螢光造成誤判的影響。將篩選後的遮罩套用至

UV-NDVI 得到如(圖 3-17)。

表 3-7 HSV 上下限

Intensity	H (0–180)	S (0–255)	V (0–255)
Upper (上限)	100	255	250
Lower (下限)	5	1	40

(a)

(b)

(c)

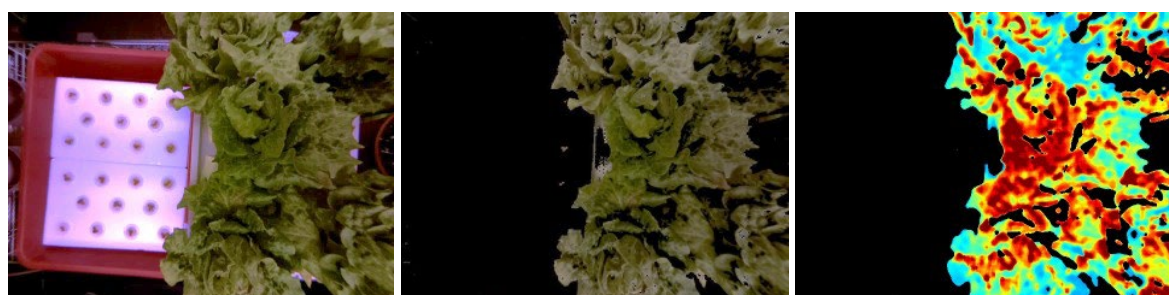


圖 3-17 篩選植物區 UV-NDVI (a)RGB (b)植物遮罩篩選後 (c)篩選後 UV-NDVI

3.3.5 萵苣栽培健康監測實驗

綜合以上，我們實際建構一個萵苣栽培健康監測實驗，並分析比較UV-NDVI與SI-NDVI的差異。由於UV-A輻射對葉片的影響會影響萵苣的生長 (Tsormpatsidis et al., 2010; Samuoliene et al., 2020)，並考慮到萵苣生長變化不快，我們選擇每3小時啟動一次UV-A 光源，每次照射5秒鐘，以有效節省雲存儲空間並避免傷害葉子。UV-A照射期間自動拍照並在樹莓派上計算UV-NDVI。隨後，RGB和NDVI圖像同步被上傳到雲存儲。

我們設計了一個網頁界面來顯示UV-NDVI圖像和平均值趨勢圖。

萵苣栽培環境如下:我們將白天和夜間溫度分別保持在 $25^{\circ}\text{C} \pm 1^{\circ}\text{C}$ 和 $20^{\circ}\text{C} \pm 1^{\circ}\text{C}$ ，空氣相對濕度精確控制在 $60\% \pm 10\%$ 。此外，我們確保二氧化碳濃度穩定在 1000 ± 200 ppm。為

監測這些環境參數，我們使用了Grove SCD30傳感器，這使得溫度、濕度和CO₂濃度的測量更加精確。在照明部分，我們採用3.3.1提到的自行開發全光譜LED系統。距離光源40 cm，使用配備量子傳感器(LI-190, LI-COR, 美國)的LI-250A儀器進行量測。W-LEDs (4000K) 的光量子保持在130 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ 。栽培層內的光場分布如圖3-18所示。NIR光源和UV LED的光強分別設置為22 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ 和 8 Wm^{-2} 。在栽培過程中使用了Hyponex No. 1營養液和循環水培法。EC和pH值分別保持在1.2 mS cm^{-1} 和6.5。

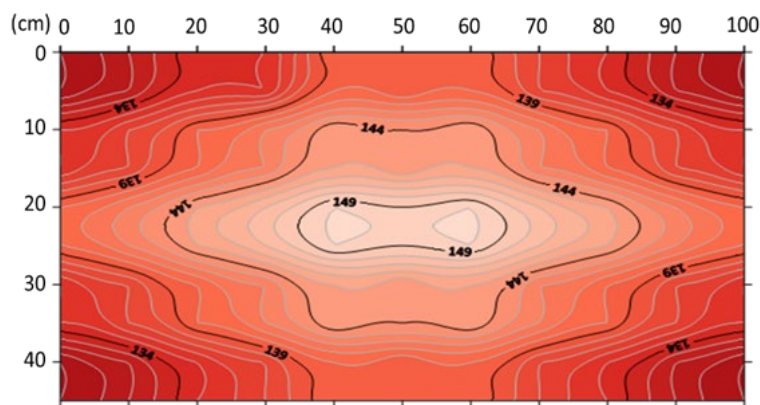


圖3-18 40 cm處的W-LEDs光場分布圖。

萵苣栽培流程如下:種子經過5小時的泡水預處理後，在LED光源下的海綿介質中發芽24小時。6天後，幼苗被轉移到配備成像物聯網設備的便攜式水培盆中，並在栽培架上生長（圖3-19）。光照和環境條件如3.1.1節所述。光強度為130 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ ，光周期為16/8小時。LED光源和成像物聯網設備自動測量植物的UV-NDVI，以監測其在整個生長期的健康狀況。共收穫並分析了22棵萵苣。

(a)



(b)

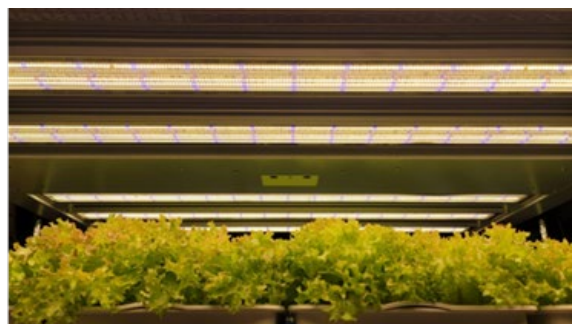


圖3-19 種植於 (a) 第1天和 (b) 第15天。

為了觀察UV-NDVI的變化，在萵苣栽培後期進行乾旱的人造異常。在第15天，故意從左側的水培盆中排出營養液（圖3-20），以誘導萵苣脫水。與此同時，另一個水培盆保持穩定的供水。在第18天後，恢復左側水培盆的供水。在第21天栽培時，我們仔細檢查並分析了正常供水條件下生長的萵苣與遭受水分不足的萵苣之間的UV-NDVI差異。

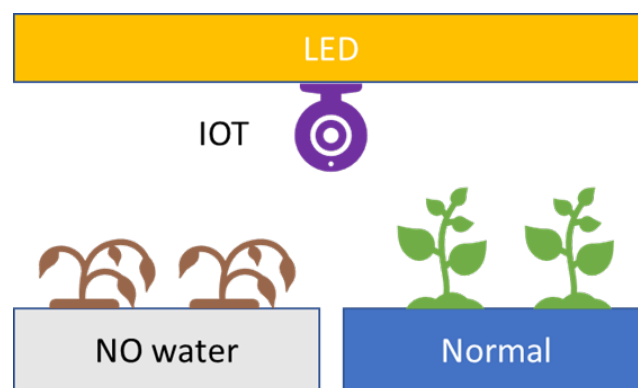


圖3-20 萵苣的水分逆境實驗。

3.4 畜牧視覺監測系統

3.4.1 畜牧雙目立體視覺 AI

本節進入畜牧視覺監測分析。承接前面植物健康度成像物聯網的雙鏡頭設計，由兩顆鏡頭模組(SONY IMX219 RGB)組成的雙目立體視覺系統，採用樹莓派 PI4B 作為運算單板電腦，在樹莓派上執行物件辨識與肉雞活體預測等 AI 演算法，採用 Python 程式與 OpenCV 庫撰寫。

此動物視覺監測系統的硬體架構與農業視覺監測相同，唯一的不同是並沒有搭配並控制 LED 光源，而是在物聯網(IoT)上邊緣計算雙目立體視覺及 AI 物件辨識的開發為主，同一套架構既可以應用於植物視覺分析同樣可以應用於動物分析。

為了適合商業化雞舍的設計，採用防水設計並使用 POE 遠端供電並傳輸圖像與演算結果如圖 3-21。



圖 3-21 雙目立體視覺系統與 POE 供電系統。

系統架設在現代化肉雞禽舍內(圖 3-22)，架設高度為 1.6 m，有效監測範圍為 4m²，採用正上方俯視，與地板水平，拍照與立體深度圖(圖 3-23)。



圖 3-22 系統架設在現代化肉雞養殖場

(a)



(b)

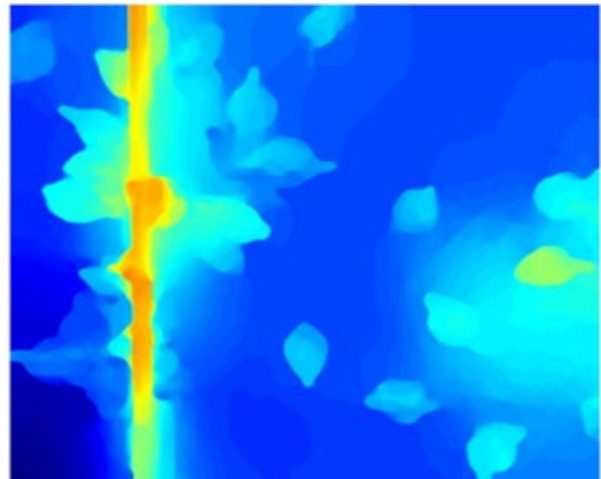


圖 3-23 雞群立體深度圖 (a)原始 RGB 圖 (b)深度偽彩圖

3.4.2 AI 自動磅秤設備

為了能建構重量預測模型，我們必須收集實際肉雞的重量與對應視覺特徵資料來訓練，本研究開發一立體視覺 AI 自動物理磅秤設備(圖 3-24)，設備能自動記錄磅秤重量變化並觸發自動拍照與物件辨識。

(a)



(b)



圖 3-24 AI 自動物理磅秤 (a) 雙目鏡頭 IoT 整合磅秤 (b) 裝設商業化肉雞養殖場。

此設備的優勢來自於系統會根據磅秤上的相對重量變化來自動拍照並藉由 AI 物件辨識算法標籤在秤盤上的肉雞，同時記錄重量變化與肉雞外觀特徵(圖 3-25)，此方法不僅可以排除秤盤上的排泄物重量影響還能避免秤盤被觸碰或晃動的雜訊。當建立好物件辨識 AI 模型後能夠自動標籤，計算盤上有幾隻肉雞，求得更精準的單隻均重，大幅減少人工整理資料的時間。



圖 3-25 自動 AI 標籤與紀錄重量變化。

3.4.3 體積轉重量模型建立方法

3.4.3.1 AI 物件辨識(YOLOv4)

首先藉由自動觸發拍照收集完整養殖週期(30天)從小到大的肉雞圖片，總共800張，13291隻肉雞。藉由人工標籤來產出AI物件辨識模型，採用YOLOv4訓練，80%圖片(644張)用來訓練，20%圖片(156張)用來驗證，模型經過1800次迭代後進入收斂，模型TP 6980，FP 1709，平均IOU 68.34%，IOU閾值設定50%，AI辨識率(@MAP50)為95.75%。(圖3-26)。

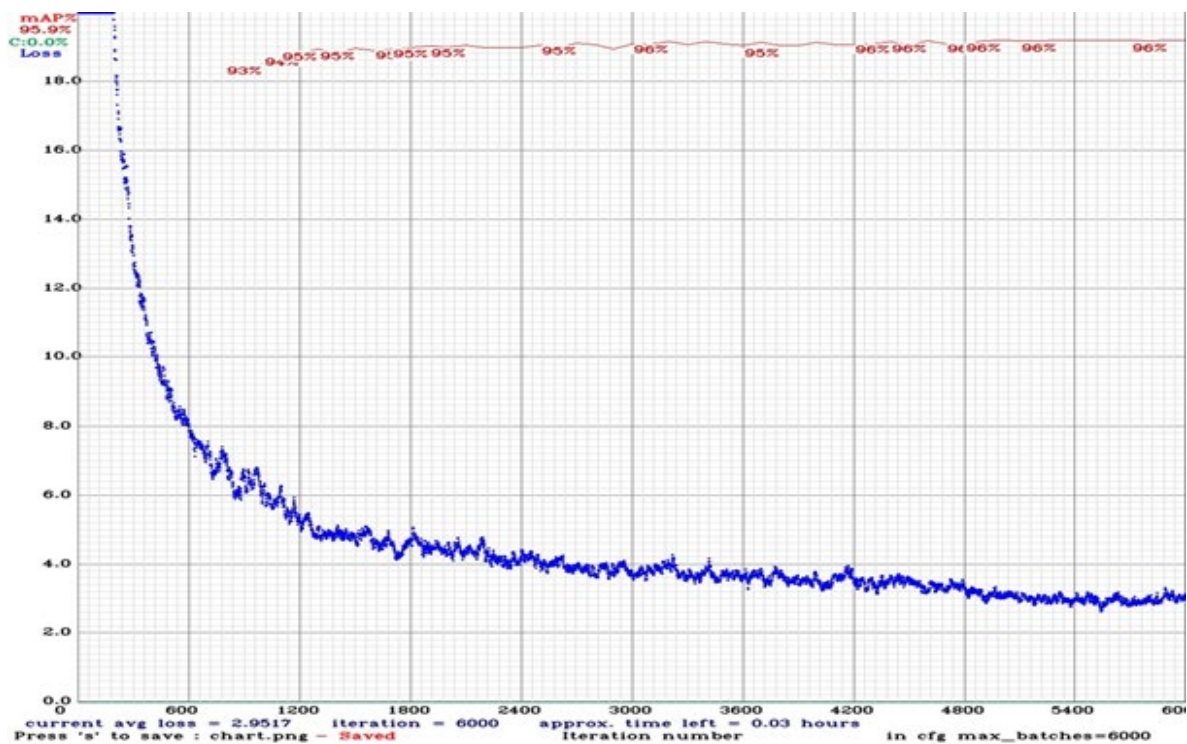


圖 3-26 YOLOv4 訓練結果

為了解決前人研究遇到肉雞遮擋造成重量誤判的影響，本研究 AI 人工標籤時便避開群聚的肉雞，只選擇可以明確判斷邊界的肉雞。因此可透過物件辨識 AI 先大部分解決肉雞群聚推擠造成重量預測失準的問題(圖 3-27)，完成訓練後的模型部署到邊緣 AI 系統。

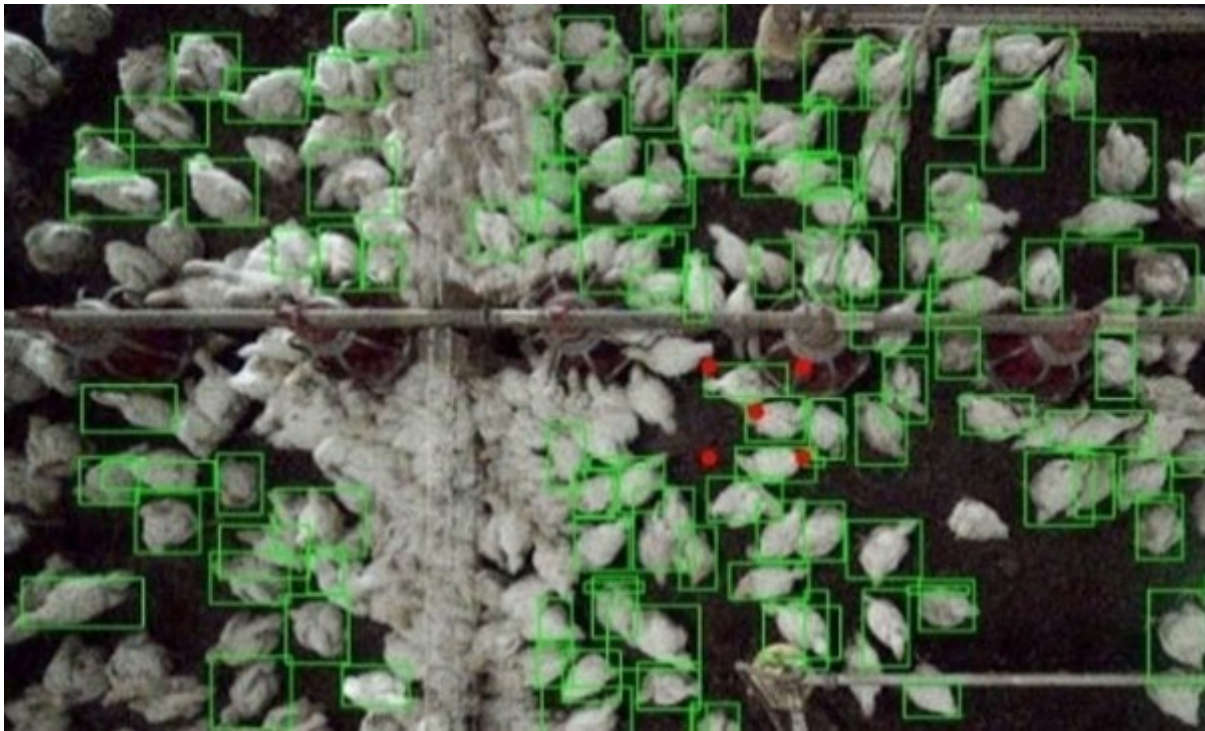


圖 3-27 YOLOv4 物件辨識排除肉雞群聚

3.4.3.2 3D 點雲萃取特徵 (3D point cloud)

由於 2D 圖像缺少深度資訊，必須固定攝影機高度來計算特徵，然而肉雞可能站立或蹲下趴伏改變高度，只倚靠 2D 圖形來推估活體重量的誤差較大。De Wet 等人(2003)使用面積和周長預測雞的實際活重結果顯示有高達 10%和 15%的重量相對誤差。立體 3D 圖像可以根據攝影機裝設高度來自動調整模型，加上可以將肉雞的姿態高度一併考慮，能夠提高體重估算的準確度。Mortensen 等人(2016)使用 2D 和 3D 圖像特徵來預測肉雞的重量，平均相對誤差為 7.8%。前人的研究 (Mathiassen et al., 2011 ; Wang et al., 2008 ; Mollah et al., 2010 ; De Wet et al., 2003) 提出了幾個與視覺相關的特徵來預測肉雞的體重。這些要素可分為 1D、2D 或 3D 特徵。例如，養殖天數被視為 1D 特徵，面積被視為 2D 特徵，而體積被視為 3D 特徵。當組合多維特徵時，能獲得最佳的估算性能 (Mathiassen et al., 2011)。本研究主要採用 3D 點雲來萃取實際空間中肉雞的 2D 與 3D 特徵，所有特徵都會關聯深度，能如實反映肉雞姿態的變化(圖 3-28)。

2D 特徵主要取輪廓周長、輪廓面積、橢圓長短軸、內切圓半徑共 5 個特徵(圖 3-29)。

3D 特徵取計算輪廓內像素點集合的離地高度與面積來進行柱狀體疊加(圖 3-30)(公式 3-9)，此方法計算體積可以反應肉雞姿態變化。

體積計算公式:

$$V = \sum_{i=1}^N (d_i - p_i) \cdot A_i \quad (3-9)$$

P 為地板高度，d 為像素高度，A 為像素面積

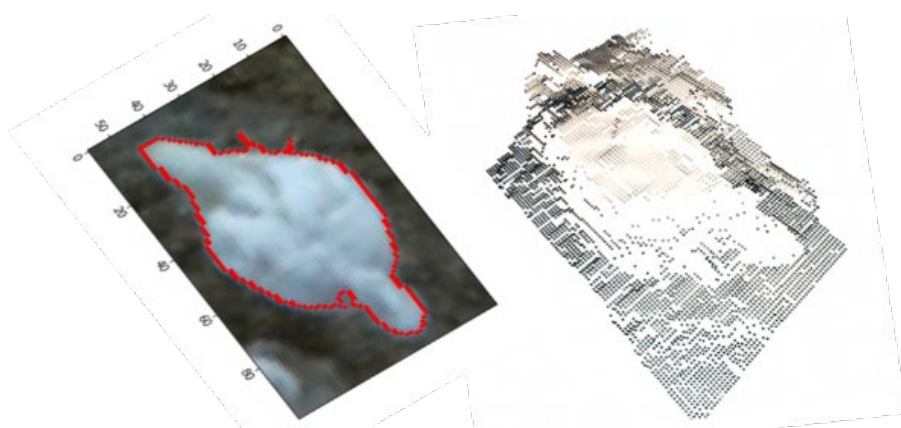


圖 3-28 肉雞輪廓 2D 圖像轉 3D 點雲。

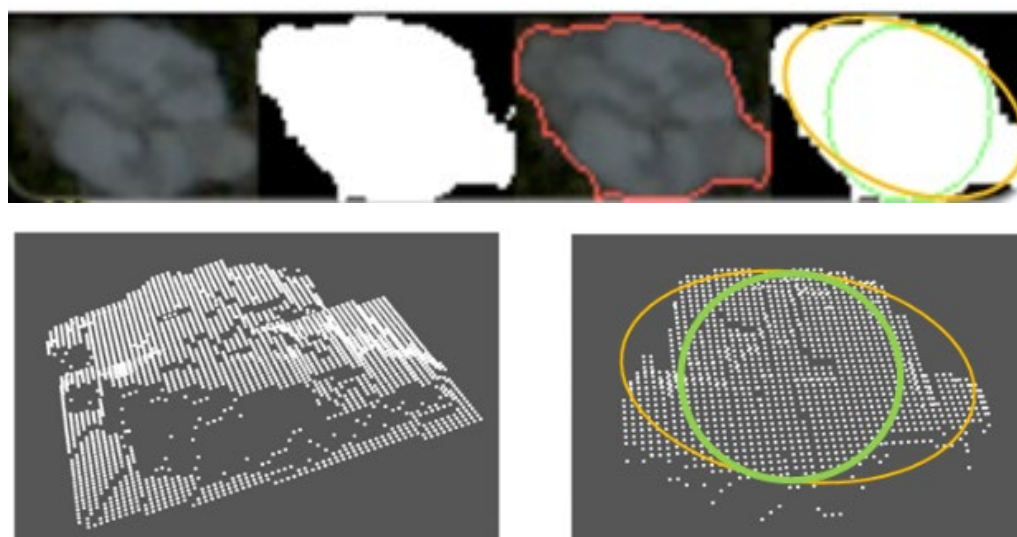


圖 3-29 3D 點雲萃取 2D 特徵。

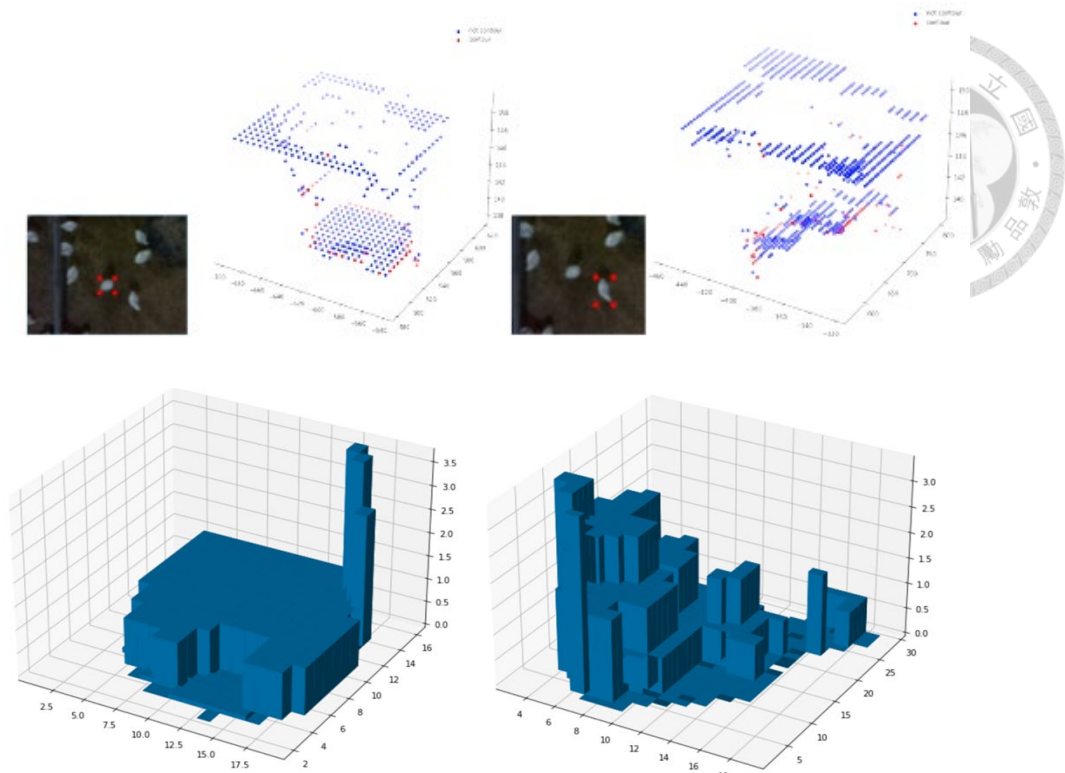


圖 3-30 肉雞體積計算。

3.4.3.3 特徵轉重量(Feature to weight)模型

本研究在商用化肉雞禽舍利用自動 AI 磅秤收集 2022/4/10~2022/4/27 共 17 天的資料建立特徵轉重量模型，6 個特徵如下：

- | | |
|------------------|------------------|
| V：肉雞輪廓體積 (3D 特徵) | A：肉雞輪廓面積 (2D 特徵) |
| P：肉雞輪廓周長 (2D 特徵) | W：擬合橢圓短軸 (2D 特徵) |
| L：擬合橢圓長軸 (2D 特徵) | R：內切圓半徑 (2D 特徵) |

在 1095 隻肉雞資料中，選用其中 924 隻(85%)作為訓練集，另 171 隻則做為測試集，特徵與重量的關聯性如(圖 3-31)，從圖中可以發現 6 個特徵與重量皆有正趨勢關聯性，但有離群狀況。

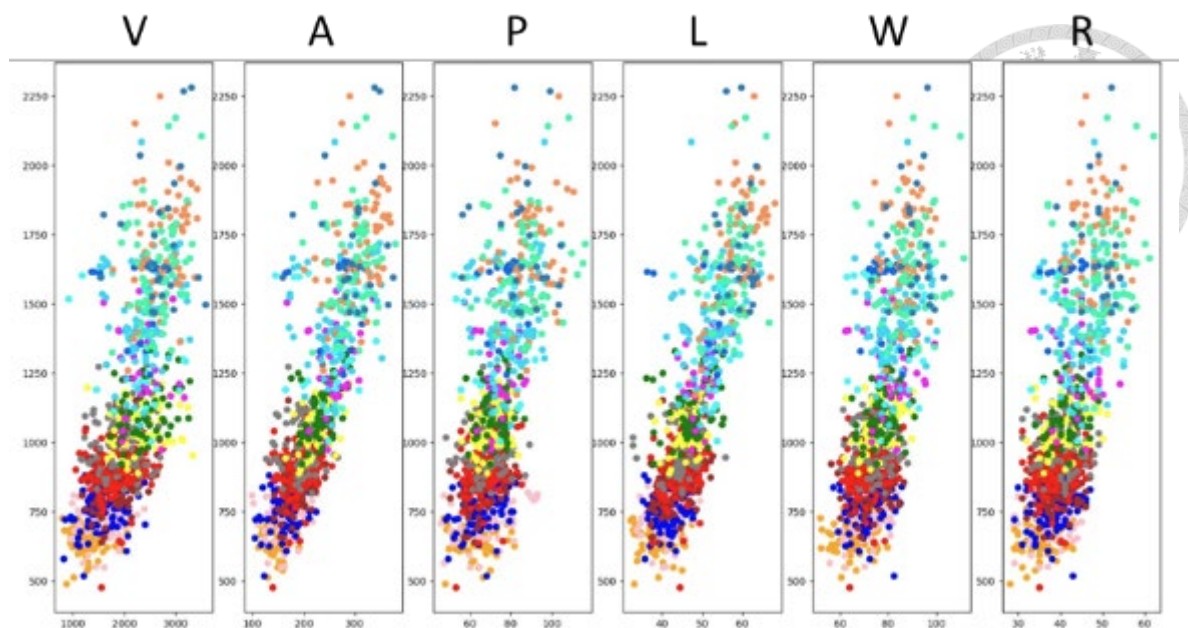


圖 3-31 特徵重量關係

3.4.3.4 橢圓擬合篩選(E. Fit)

要萃取肉雞的 2D 與 3D 特徵前須先取得肉雞的輪廓。方法是先將圖像二值化排除背景再取邊界形成肉雞輪廓(圖 3-32)。然而環境光源或飼料及管線遮蔽會造成肉雞圖像陰影存在，使得肉雞輪廓圖容易出現誤判的情況(圖 3-33)。

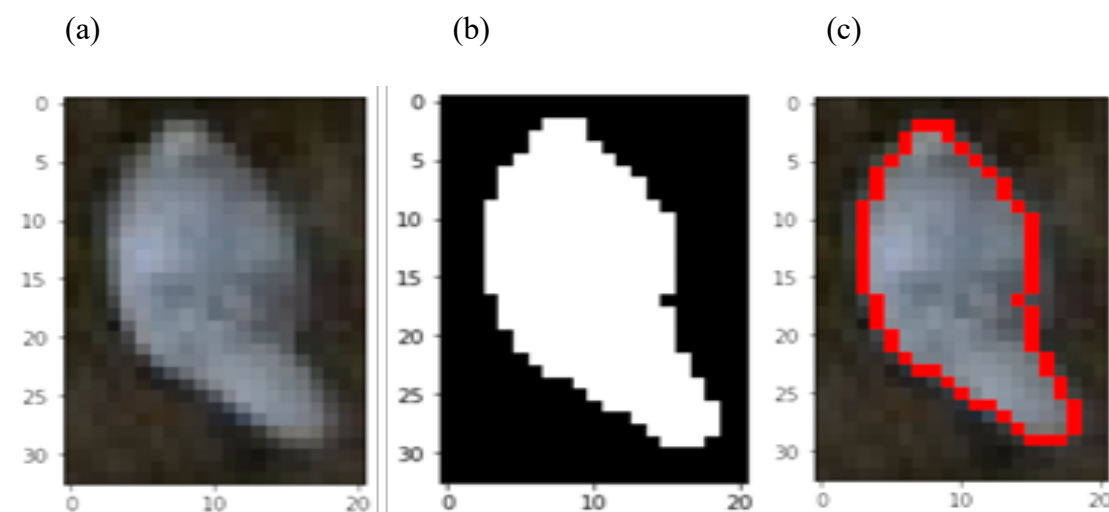


圖 3-32 肉雞輪廓篩選 (a)RGB 原圖 (b)二值化 (c)選取肉雞輪廓。

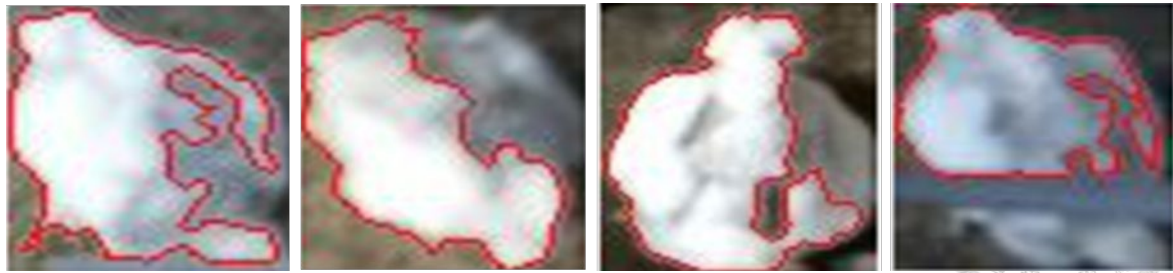


圖 3-33 陰影或遮蔽物造成輪廓選取異常。

由於肉雞在 2D 圖像中形似橢圓，Amraei 等人 (2017a) 和 Amraei 等人 (2017b) 提出採用橢圓擬合技術來定位圍欄中的雞，並提取 2D 特徵。本研究為了解決陰影造成輪廓誤判的問題，採用物件辨識 AI 與橢圓擬合演算法來篩選異常輪廓，避免陰影與遮蔽物的影響。首先 AI 物件辨識後得到一組方框座標，進行二值化後取得第一次輪廓，擬合輪廓內接橢圓後取出肉雞旋轉角度，之後則根據物件辨識 AI 的方框取該旋轉角度下的最大內接橢圓，進而取得新的橢圓 (圖 3-34)，比較兩個橢圓的面積差異大於 20%，我們便會排除該隻肉雞，若差異小於 20%，我們則會接受第一個橢圓作為特徵萃取標準。

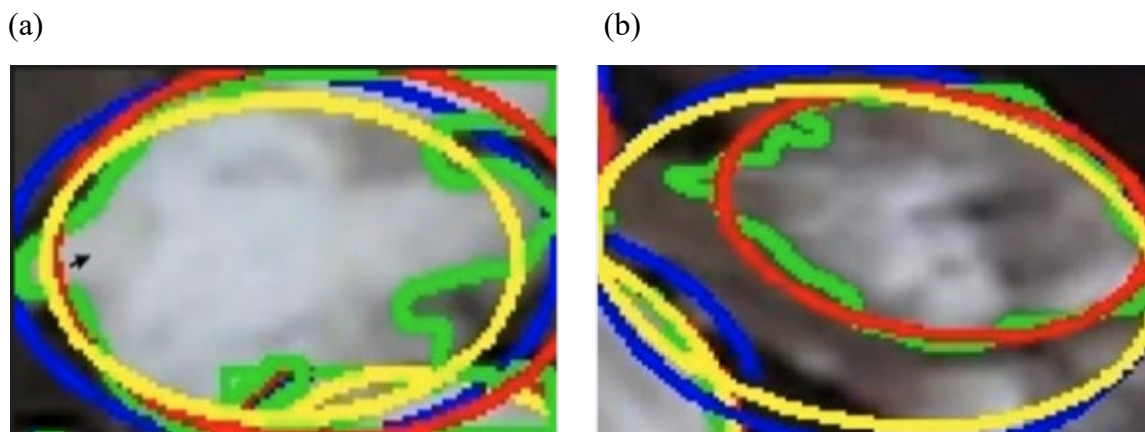


圖 3-34 橢圓擬合排除陰影 (a)無陰影的肉雞 (b)陰影存在的肉雞。

綠色線為肉雞輪廓，紅色橢圓為肉雞輪廓擬合，黃色橢圓為根據肉雞旋轉角度取 AI 方框最大內接橢圓。

導入橢圓擬合篩選(E. FIT)時，1139 隻肉雞會排除高達 214 隻資料(圖 3-35)，剩下 925 隻資料，有 786 隻(85%)做為訓練集，139 隻(15%)做為測試集。

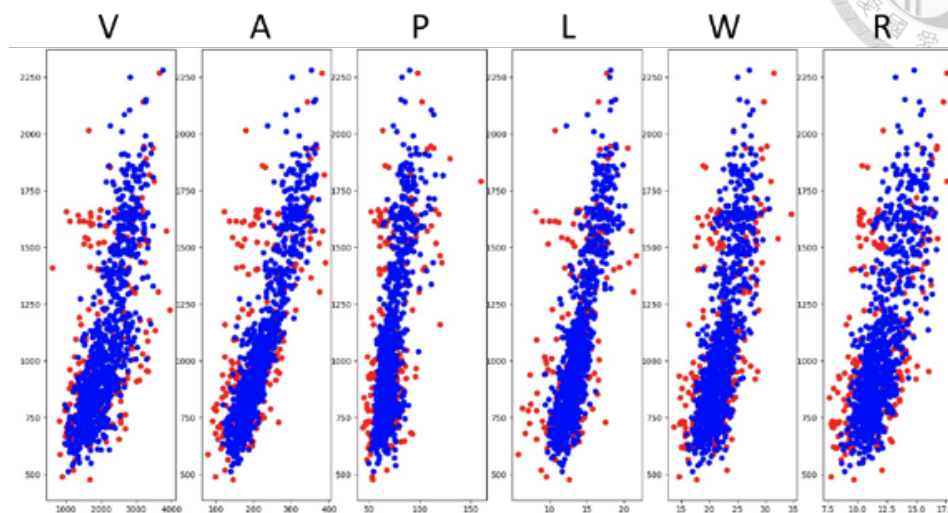


圖 3-35 橢圓擬合篩選後特徵重量關係圖。

本研究比較三個特徵轉重量模型，實際日均重 Gt Weight，預測日均重模型如下：

- 1.線性回歸 Linear regression，預測日均重 Est Weight linear
 - 2.橢圓擬合線性回歸 Linear regression (E. Fit)，預測日均重 Est Weight (E. Fit)
 - 3.橢圓擬合深度學習 DNN(6-16-32-64-1) (E. Fit)，預測日均重 Est Weight DNN(E. Fit)
- 比較產出的重量差異(圖 3-36)。

從圖 3-36 可以發現導入橢圓擬合篩選的模型預測重量與實際重量較為接近，沒有導入橢圓擬合篩選的重量預測較差。

本研究採用日平均絕對誤差 MAE (Mean Absolute Error) (公式 3-10)來評估模型優劣。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Gt\ Weight\ i - Est\ Weight\ i| \quad (3-10)$$

三個模型 MAE 比較如(表 3-8)。

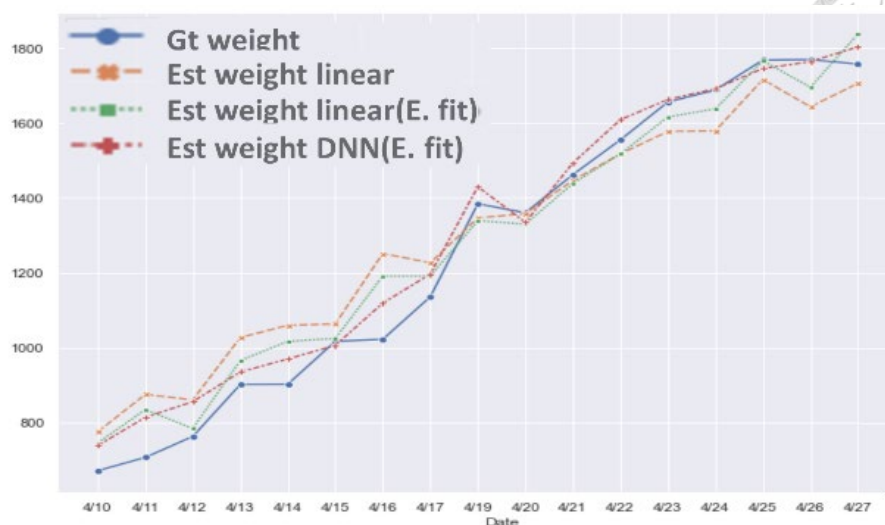


圖 3-36 預測模型與實際重量差異。

表 3-8 三種特徵轉重量模型 MAE 比較

Model	Linear	Linear (E. Fit)	DNN (E. Fit)
MAE(g)	183.35	169.96	141.06

從表 3-8 的 MAE 數值我們可以發現導入橢圓擬合篩選的 MAE 比未導入的小，在導入橢圓擬合的情況下，DNN 深度學習模型比 linear 線性回歸模型的 MAE 小，MAE 越小代表預測越準確，後續選擇藉由橢圓擬合篩選的 DNN 作為特徵轉重量的模型。

3.4.4 商業化肉雞重量驗證實驗

綜合以上的方法，本研究在合作的商業化肉雞禽舍進行立體視覺 AI 的肉雞重量驗證實驗。總養殖規模為 52000 隻。廠房為現代化負壓水簾降溫，養殖品系為 AA，公母混養，平均養殖時間為 30~35 天。養殖第 20 天時，設計以下實驗：

實驗 A 驗證肉雞重量預測穩定性

使用 1.2 m x 1.8 m 圍欄，周圍隨機選取 1 隻肉雞(圖 3-37)，使用傳統磅秤測量參考重量，使用 AI 視覺系統預測肉雞重量，每隔 6 秒拍照一次，連續拍照 100 次。

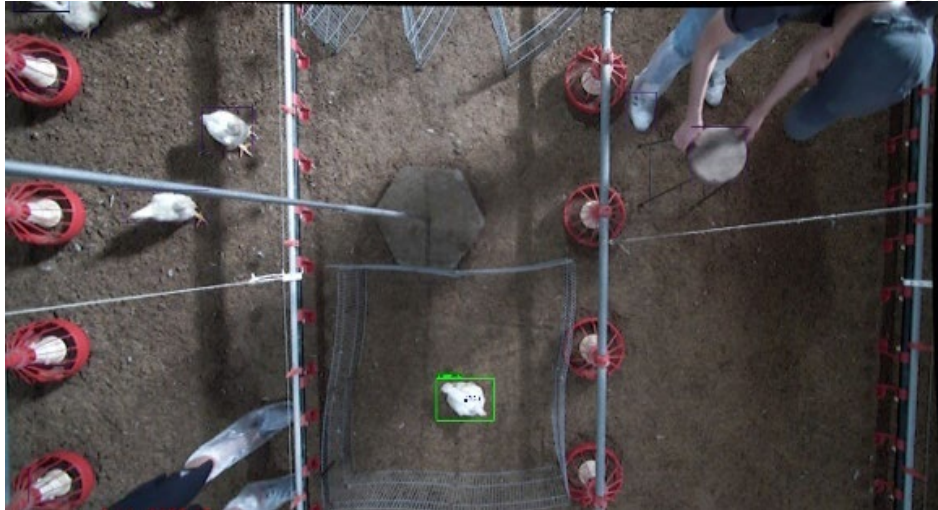


圖 3-37 驗證重量預測穩定性

實驗 B 驗證肉雞重量預測準確性

使用 1.2m x 1.8m 圍欄隨機選取 26 隻肉雞(圖 3-38)，使用傳統磅秤測量參考重量，使用 AI 視覺系統預測肉雞重量，每隔 10 秒拍照一次，連續拍照 10 次。



圖 3-38 驗證重量預測準確性

第四章 結果與討論

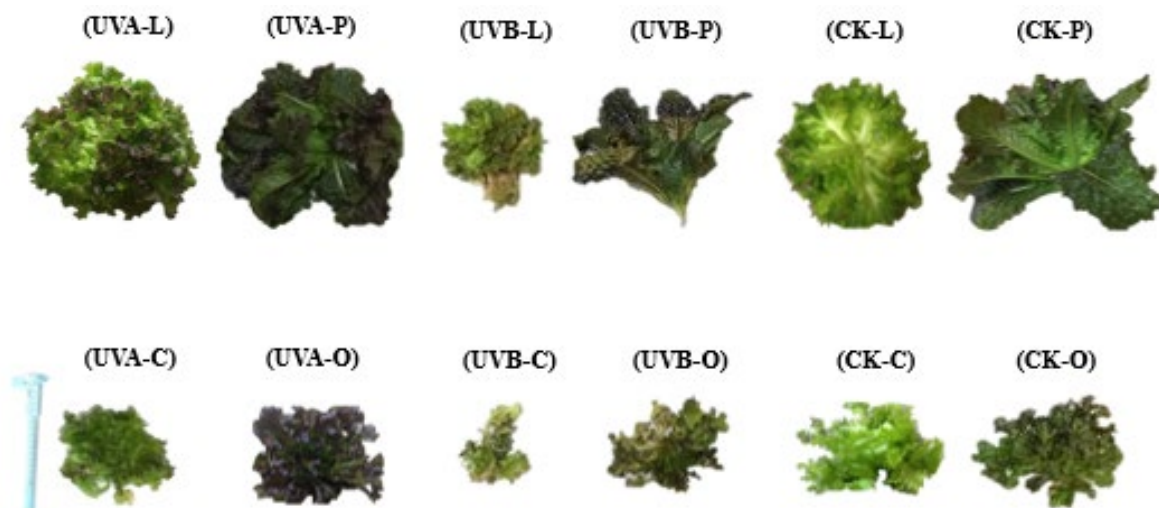
4.1 UV-A 逆境對紅萵苣生長影響實驗結果與討論

4.1.1 實驗一：UV-A 與 UV-B 品種篩選：



圖 4-1 呈現在對照（無 UV）、UV-A 和 UV-B 處理下，四個萵苣品種於播種後 35 天（35 DAS）的形態。UV-B 在所有品種中均造成可見的壞死病斑和顯著的鮮重降低，顯示嚴重的光損傷（圖 4-2， $n = 5$ ， $p < 0.05$ ）。相比之下，UV-A 誘導了紅色色素沉積但無可見傷害，且各品種的鮮重在統計上與對照組無顯著差異。

(a)



(b)

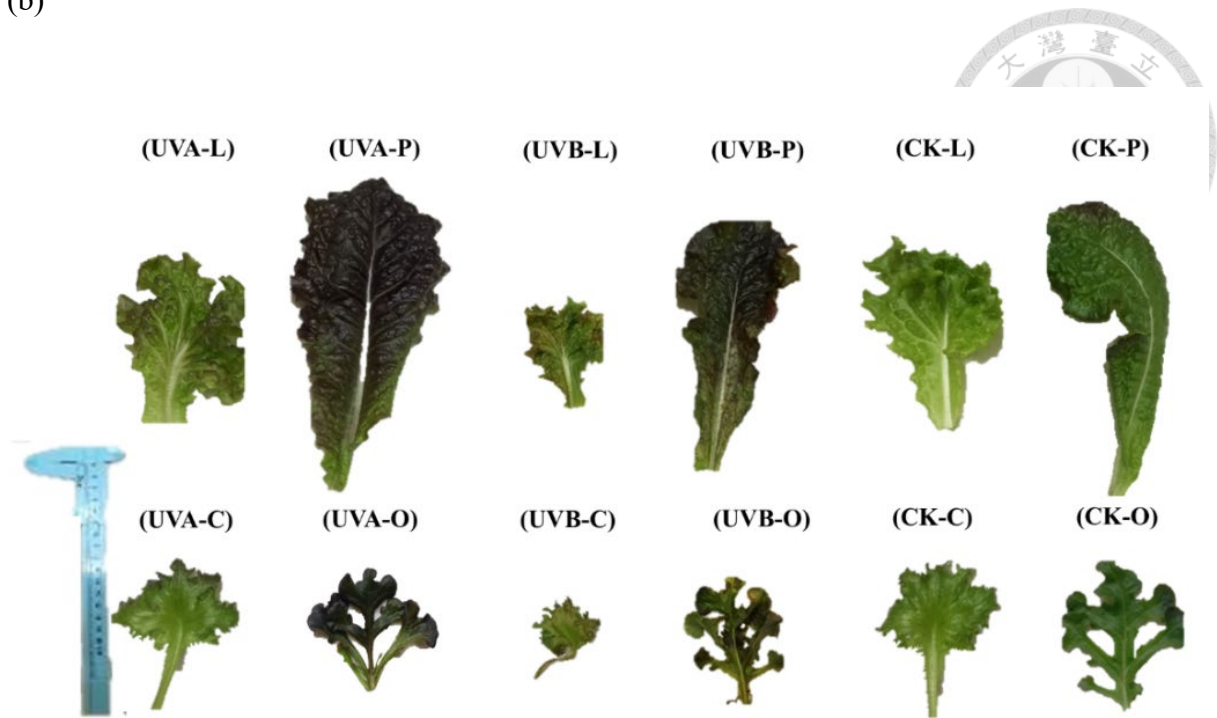


圖 4-1 四個萵苣品種在 35 DAS 下，對照（無 UV）、UV-A 和 UV-B 處理之形態。(a) 整株代表性圖像；(b) 中間葉片特寫。UV-B 造成明顯壞死，而 UV-A 在無傷害情況下產生均勻色素沉澱。

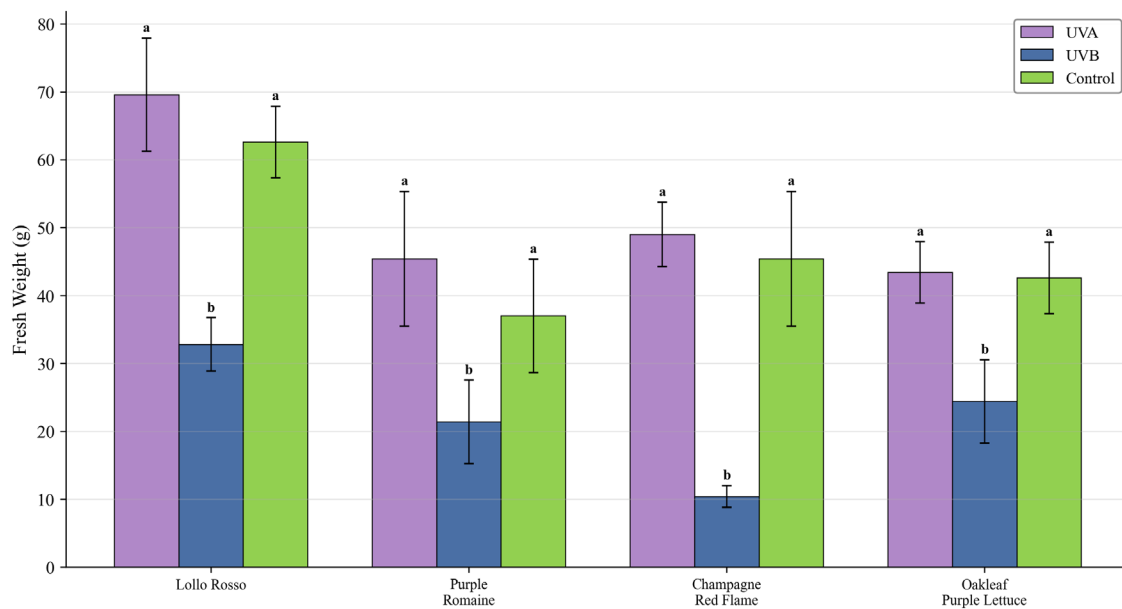


圖 4-2 UV-A 和 UV-B 對四個萵苣品種地上部鮮重之影響 (n=5)。不同字母表示依 Tukey' s HSD 事後檢定所得之顯著差異 (p<0.05)。

在葉色參數方面，UV-A 和 UV-B 均顯著降低了 L^* （明亮度）並增加了 a^* （紅色度）（圖 4-3）。雖然 UV-B 產生了最高的花青素濃度（圖 4-4），但伴隨著嚴重的生物量損失，不符合生產應用的需求。考量生長-品質之權衡，‘Lollo Rosso’ 在 UV-A 下展現出強健的生長維持及強烈的色素化反應，因此被選為實驗二最佳化研究的標的品種。

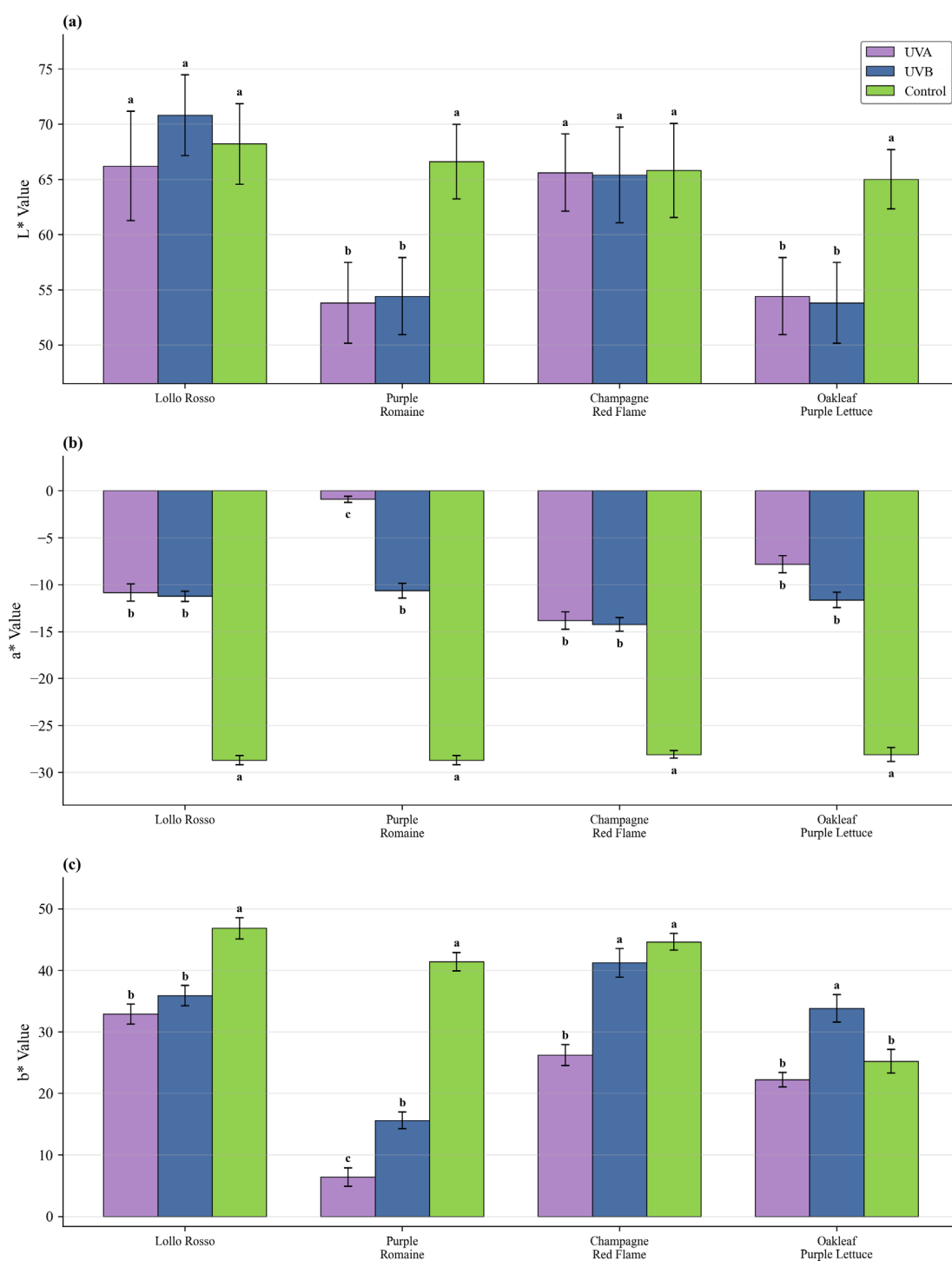


圖 4-3 UV-A 和 UV-B 對各品種葉片色差參數 (L^* 、 a^* 、 b^*) 之影響。UV 處理增加了 a^* 值，顯示紅色加深。(a) L^* ，(b) a^* ，(c) b^* 。數據為平均值 $\pm$ 標準差 ($n=5$)。不同字母表示顯著差異 ($p<0.05$)。

值得注意的是，本研究所用 UV-B 螢光燈管 (Sankyo Denki GL-15，峰值 302 nm) 在約 254 nm 處具有次要發射峰 (UV-C 波段)，可能加重了壞死病斑的嚴重程度。然而，此限制不影響主要結論，因為 UV-B 在本研究中僅作為高逆境對照組，以確立 UV-A 之相對安全性。

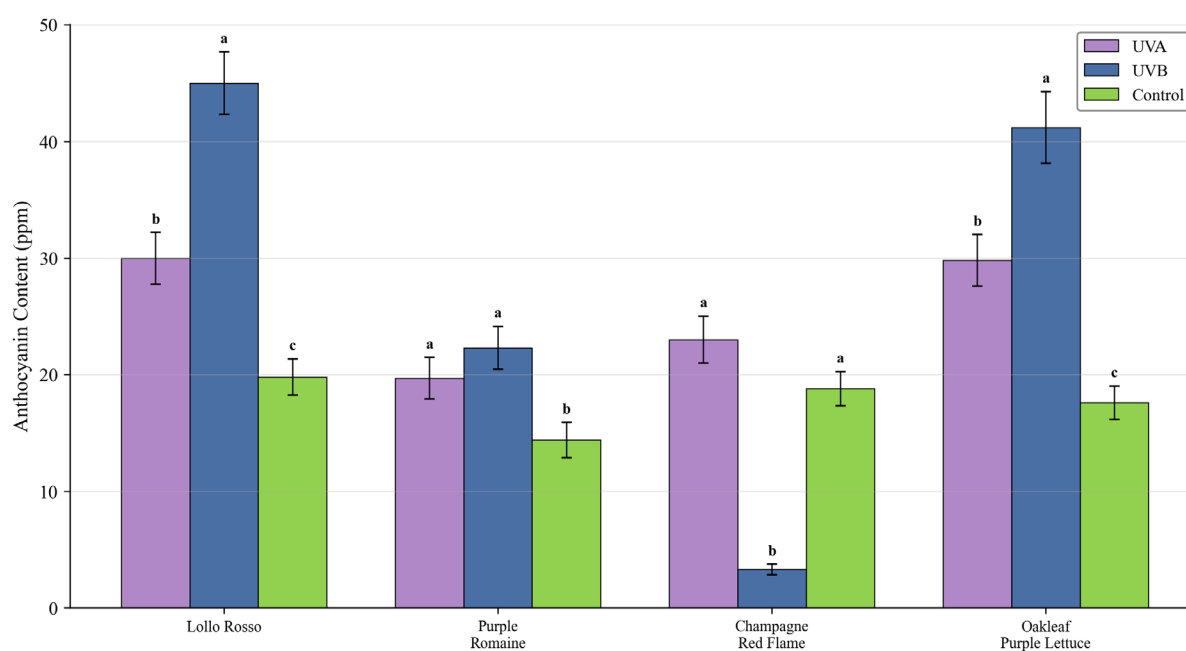
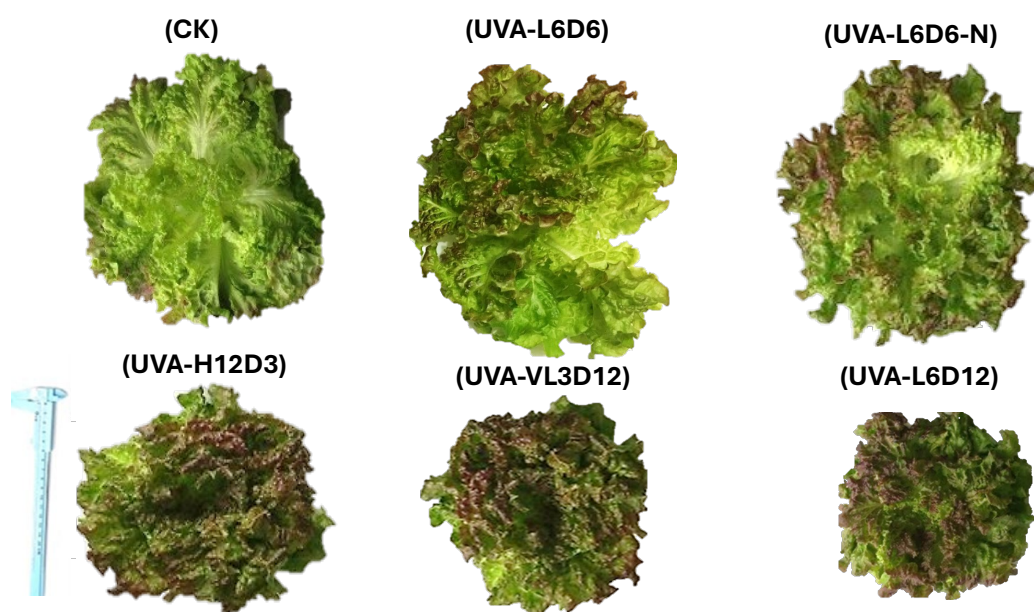


圖 4-4 UV-A 和 UV-B 對各品種花青素濃度之影響。UV-B 誘導最高濃度，但伴隨強烈生長抑制。數據為平均值 $\pm$ 標準差 ($n=5$)。不同字母表示顯著差異 ($p<0.05$)。

4.1.2 實驗二：‘Lollo Rosso’ 的 UV-A 配方最佳化

圖 4-5 呈現在不同 UV-A 最佳化配方下，‘Lollo Rosso’ 於第 35 DAS 的形態。所有 UV-A 處理均增強了紅色著色。在測試的六個配方中，僅 L6D6 (91.4 g) 與對照組 CK (87.0 g) 相比，鮮重維持或略有增加 (圖 4-6)。其他配方 (H12D3、VL3D12、L6D12) 則顯著降低了鮮重 ($n = 5$, $p < 0.05$)，表明較高的每日劑量或較早開始的長期累積暴露對生長有害。L6D6 在低逆境狀態 (平均逆境值 7.2) 下，UV-A 誘導的形態效應 (葉面積擴大) 超過了有限的碳競爭損失 (約 7%)，因此鮮重不降反升。

(a)



(b)

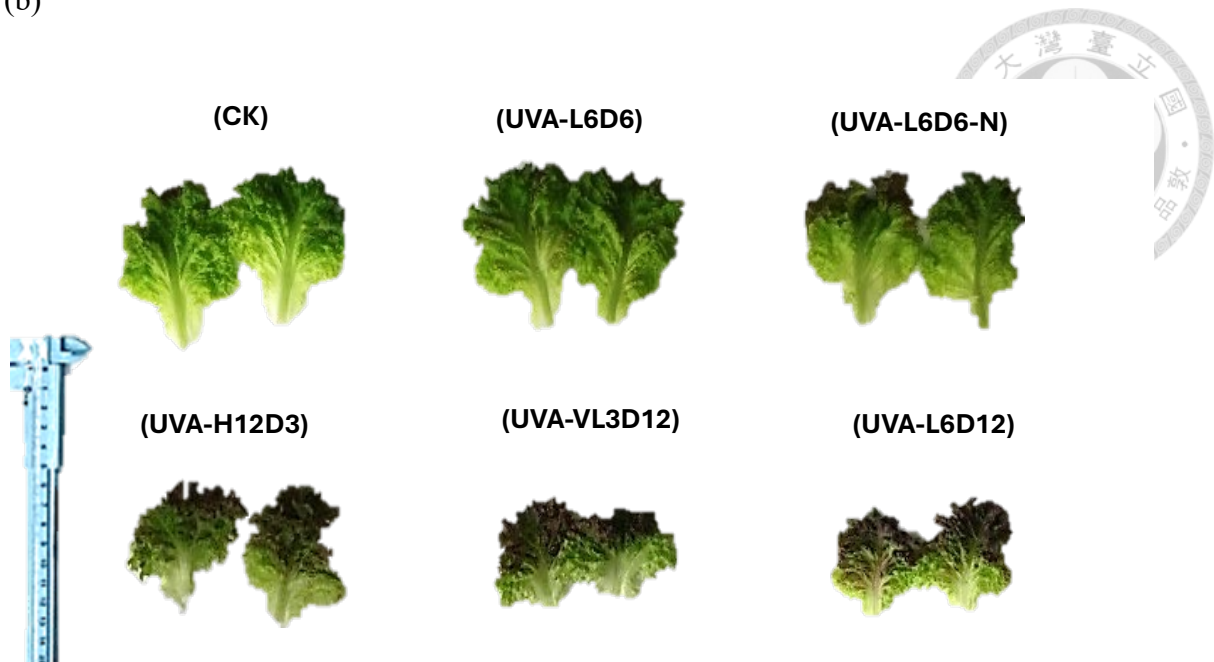


圖 4-5 'Lollo Rosso'在不同 UV-A 最佳化配方下 35 DAS 之形態。L6D6 產生緊實植株且色素化強烈。(a) 整株代表性圖像；(b) 中間葉片特寫。

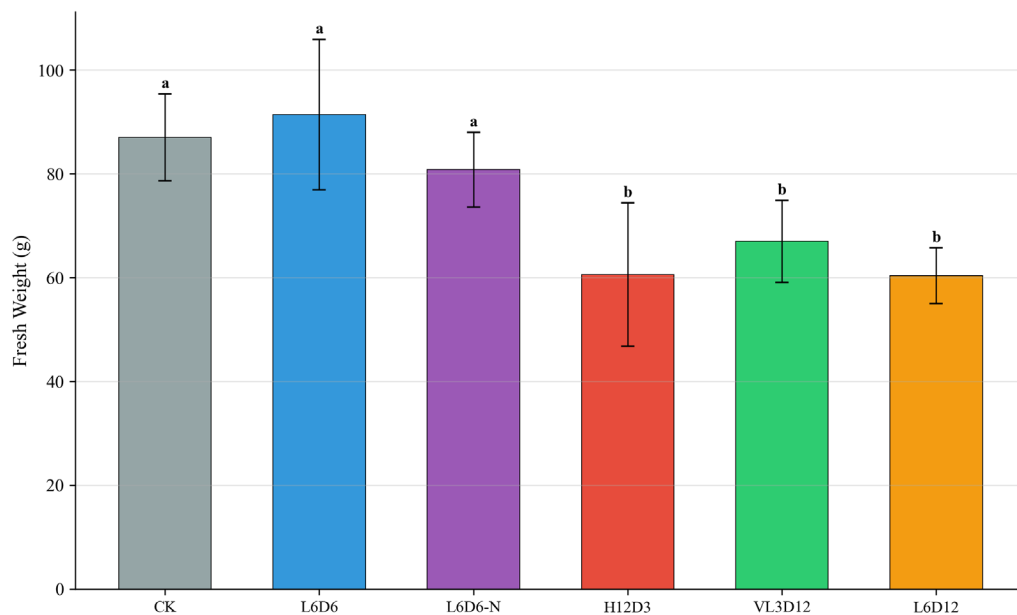


圖 4-6 不同 UV-A 配方對'Lollo Rosso'地上部鮮重之影響 (n=5)。不同字母表示依 Tukey's HSD 事後檢定所得之顯著差異 ($p<0.05$)。



在葉色參數方面，所有 UV-A 處理均顯著增加了 a^* 值(圖 4-7)。花青素分析(圖 4-8)顯示：H12D3 產生了最高的花青素濃度 (651 ppm)，但由於生物量損失，每株花青素總量(濃度 $\times$ 鮮重)並非最優。L6D6 結合較高的生物量與較高的濃度(494 ppm)，在測試配方中每株花青素總量最高，與對照組相比提升 19.9%，為兼顧量產效益的最佳配方。

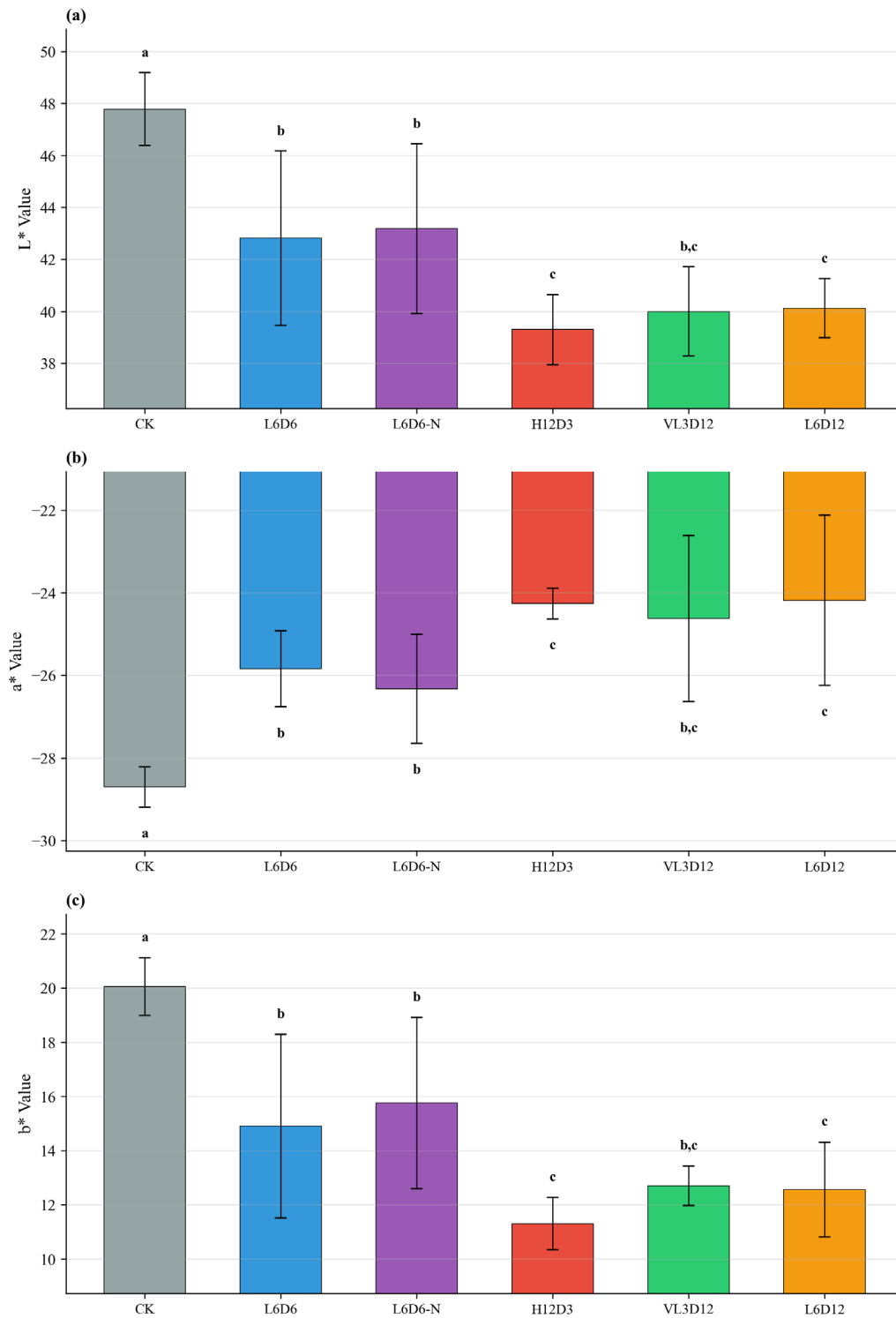


圖 4-7 UV-A 配方對'Lollo Rosso'葉片色差參數之影響。(a) L*，(b) a*，(c) b*。

數據為平均值±標準差 (n=5)。不同字母表示顯著差異 (p<0.05)。

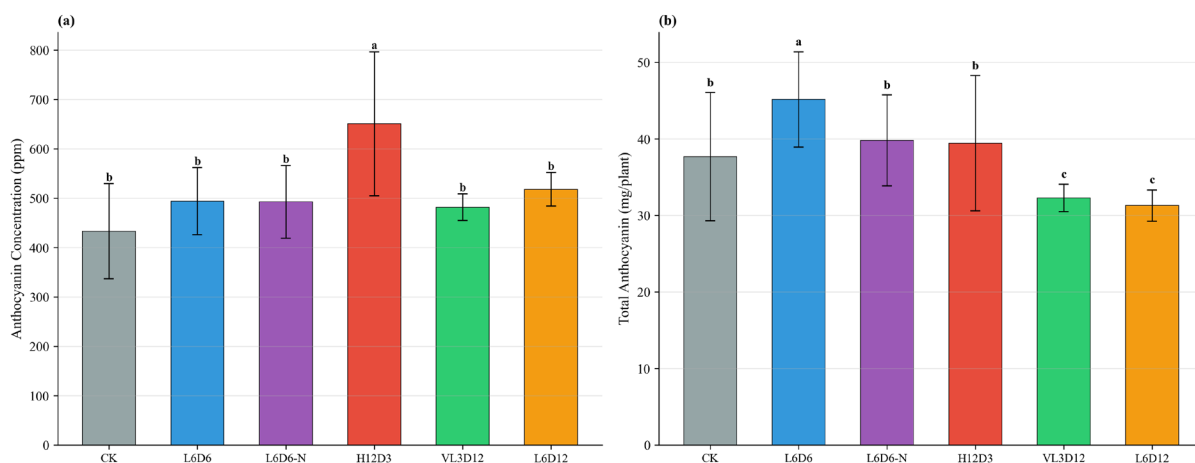


圖 4-8 UV-A 配方對'Lollo Rosso'花青素之影響：(a) 濃度 (ppm)；(b) 每株花青素總量 (mg)，計算方式為濃度 (mg kg^{-1}) $\times$ 鮮重 (kg)。數據為平均值 $\pm$ 標準差 (n=5)。不同字母表示顯著差異 ($p<0.05$)。

綜合兩階段實驗結果，可得出以下結論：(1) UV-A 相較於 UV-B 為更安全的光逆境因子，可在不損傷葉片的情況下誘導花青素積累；(2) 'Lollo Rosso' 是具高度 UV-A 響應性的品種；(3) 每日照射時數與起始葉面積指數 (LAI) 是決定 UV-A 光逆境強度的關鍵因素；(4) L6D6 (每日 6 小時，連續 6 天，自第 29 天起) 為兼顧鮮重與花青素總量的最佳實驗配方。上述實驗觀察揭示的複雜非線性生長-防禦交互機制，促使本研究進一步以六狀態 ODE 機制模型進行定量分析與最佳化預測，詳見第 4.2 節。

4.2 機制模型結果與討論

4.2.1 訓練集校正



模型以低誤差擬合了六個訓練處理方案(表 4-1)。鮮重的平均絕對誤差為 2.3%(最大 5.6%)，花青素的為 2.4%(最大 5.6%)，12 項指標中有 10 項達到 <5% 的目標。碳資源競爭機制成功捕捉了生長-防禦之權衡，其中 VL3D12 和 L6D12 顯示出較高的逆境程度和相應的生長損失。

表 4-1 訓練集校正結果 (六狀態 ODE 模型)

處理	鮮重觀 測(g)	鮮重預 測(g)	鮮重誤 差	花青素 觀測 (ppm)	花青素 預測 (ppm)	花青素 誤差	平均逆 境
CK	87.0	87.9	+1.0%	433	440	+1.6%	0.0
L6D6	91.4	90.2	-1.3%	494	487	-1.4%	7.2
L6D6-N	80.8	83.5	+3.4%	493	481	-2.5%	10.5
VL3D12	67.0	70.7	+5.6%	482	509	+5.6%	61.0
L6D12	60.4	61.5	+1.8%	518	533	+2.9%	145.5
H12D3	60.6	60.9	+0.6%	651	655	+0.6%	262.0

4.2.2 獨立驗證 (3 天梯度實驗)

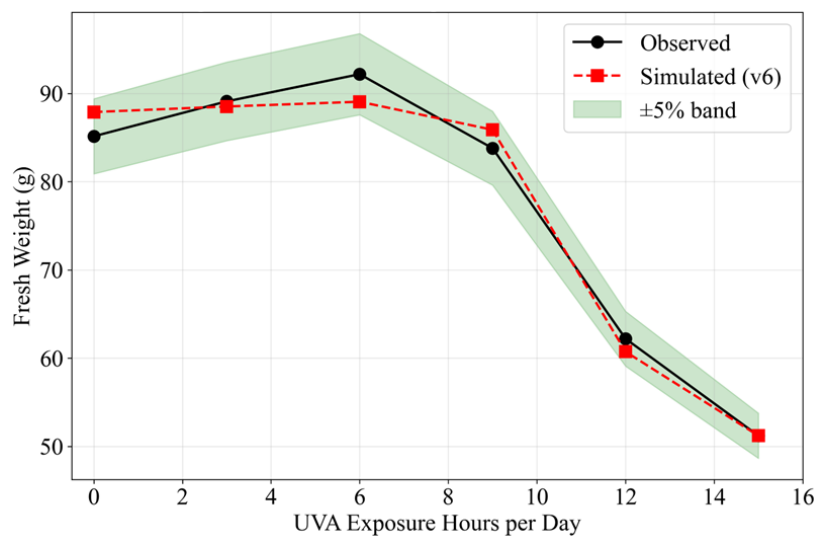
使用獨立的 3 天梯度數據集測試模型的泛化能力 (表 4-2)。模型在所有驗證處理

的鮮重上均達到 <10% 誤差，在 6 個花青素驗證處理中有 5 個達到 <10% 誤差。

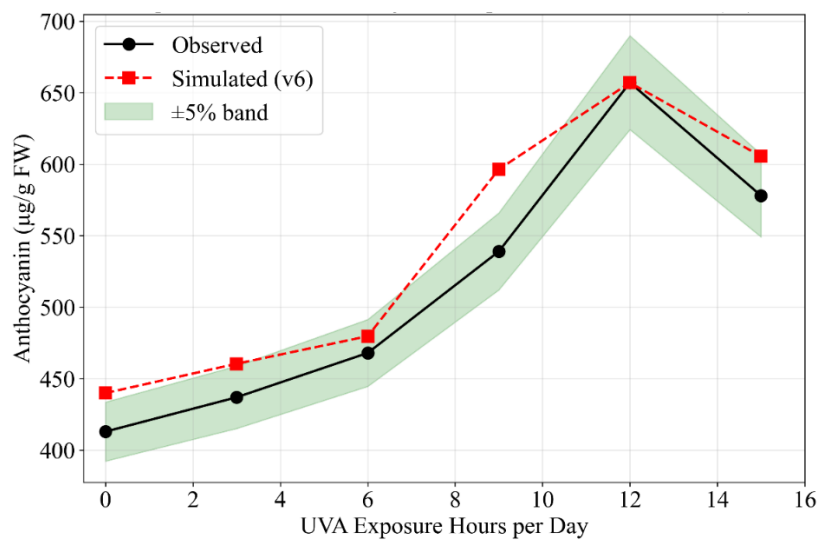
鮮重反應、花青素反應和預測-觀測配對圖如圖 4-9 所示。



(a)



(b)



(c)

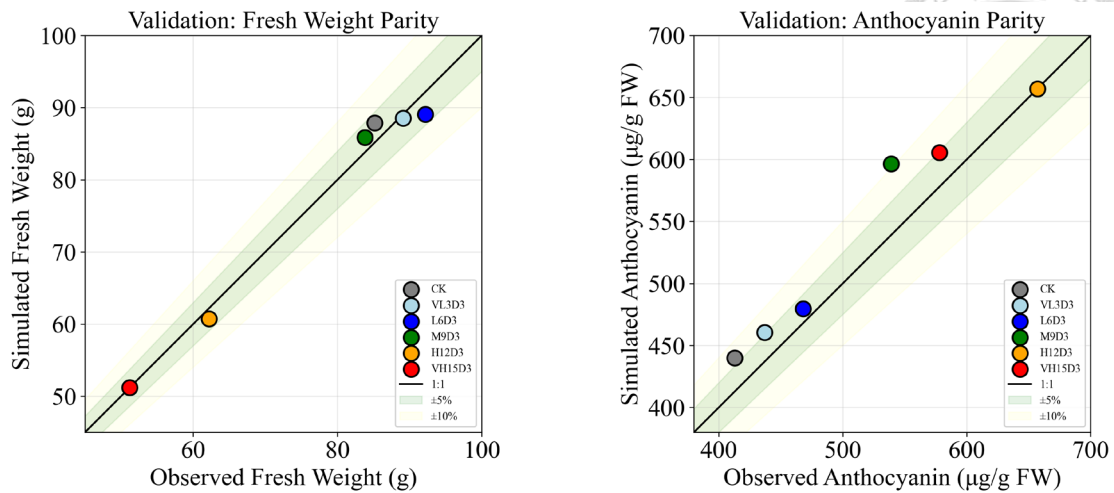


圖 4-9 驗證集結果：(a) 鮮重與每日 UV-A 照射時長 (0–15 小時/天) 的關係。藍色圓圈代表觀測值 (平均值 $\pm$ 標準差, $n=5$)；實線代表模型預測值。鮮重呈現雙相反應：低劑量 (0–6 小時/天) 時略有增加，這是由於 UV-A 促進形態發育所致；高劑量 (≥ 9 小時/天) 時則因壓力誘導的生長抑制而下降。(b) 花青素與每日 UV-A 照射時長 (0–15 小時/天) 的關係，在最高劑量下呈現興奮效應。花青素濃度在 12 小時/天時達到高峰 (657 ppm)，並在 15 小時/天時下降 (578 ppm)，這表明過度壓力會抑制 AOX 合成效率，從而顯示出興奮效應。(c) 模型預測值與觀測值對比，誤差範圍分別為 $\pm 5\%$ 和 $\pm 10\%$ ：鮮重 (左) 和花青素 (右) 的一致性圖。靠近對角線的點表示模型擬合良好；12 項指標中有 11 項的誤差在 $\pm 10\%$ 以內。

模型重現了非單調的花青素反應：每日 12 小時照射產生了峰值濃度 (657 ppm)，而每日 15 小時照射則下降 (578 ppm)，與興奮效應 (hormesis) 一致 (Hadacek et al., 2010; Castillejo et al., 2021)。

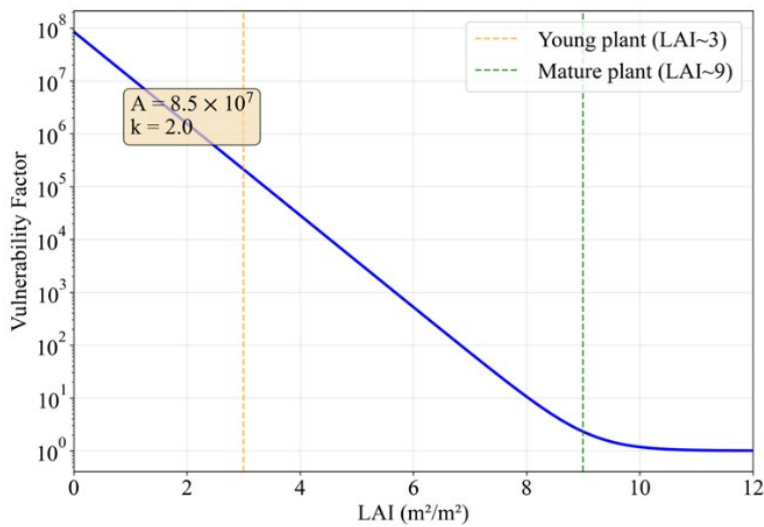
表 4-2 驗證集預測結果 (3 天梯度獨立數據集)

處理	照射時 數(h)	鮮重觀 測(g)	鮮重預 測(g)	鮮重誤 差	花青素 觀測 (ppm)	花青素 預測 (ppm)	花青素 誤差
CK_val	0	85.2	87.9	+3.2%	413	440	+6.5%
VL3D3	3	89.0	88.5	-0.7%	437	460	+5.4%
L6D3	6	92.2	89.1	-3.4%	468	480	+2.5%
M9D3	9	83.8	85.9	+2.5%	539	596	+10.6%
H12D3_val	12	62.2	60.9	-2.0%	657	655	-0.3%
VH15D3	15	51.3	51.2	+0.0%	578	605	+4.8%

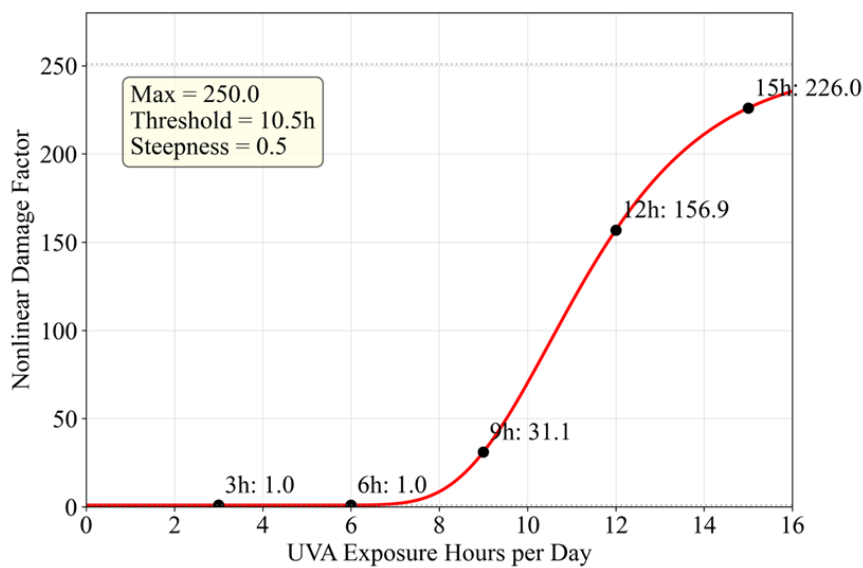
4.2.3 機制診斷

模型診斷結果（圖 4-10）表明，累積逆境（ $\int \text{Stress dt}$ ）比終點逆境更能反映總逆境負擔。早期照射（第 23 天；VL3D12 和 L6D12）在低葉面積指數（LAI）時承受高敏感性，儘管後期有所恢復，仍造成大量累積逆境。在長時間每日暴露下的非線性損傷放大遵循 Gompertz 函數(Tjorve & Tjorve, 2017)，閾值約在每日 10.5 小時（圖 4-10b）。

(a)



(b)



(c)

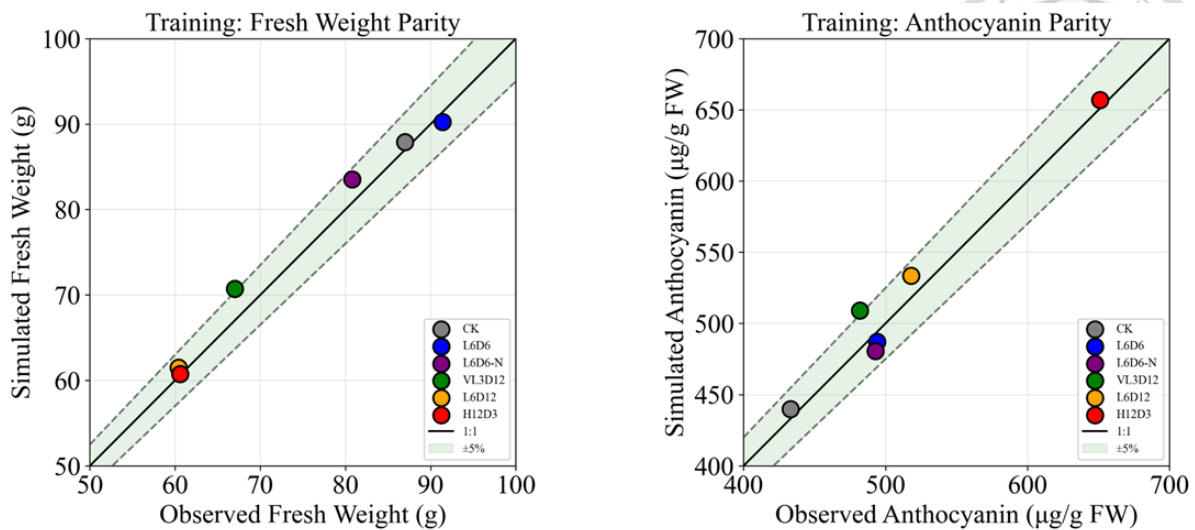


圖 4-10 機制診斷：(a) LAI 敏感性函數 $v(\text{LAI}) = A \cdot \exp(-k \cdot \text{LAI}) + 1$ 以及每種配方處理開始時的 LAI。早期處理 (VL3D12、L6D12，從第 23 天開始) 由於 LAI 低而具有較高的敏感性，而後期處理 (H12D3，從第 32 天開始) 則受益於冠層保護的發育。(b) 非線性損傷放大率與每日輻照時間的關係，以 Gompertz 函數建模。該因子在 ≤ 6 小時/天時保持在 1.0 附近，在 9–12 小時/天之間急劇上升，並在 15 小時/天時達到約 227 倍 (漸近最大值 = 251)，顯示在長時間照射下保護能力的崩潰。(c) 訓練集：鮮重 (左) 與花青素 (右) 的模型預測值與觀測值。對角線為 1:1 線；陰影區域表示誤差在 $\pm 5\%$ 以內。所有訓練點的誤差均在 $\pm 5.6\%$ 以內，符合校準目標。

夜間照射相比白天照射產生了更高的逆境，與 ROS 穩態的晝夜節律調節一致 (Lai et al., 2012; Budkowska et al., 2022; Nitschke et al., 2016)。各處理的逆境動態如圖 4-11 所示。碳競爭機制解釋了 VL3D12 (低逆境) 和 L6D12 (高逆境) 都表現出 FW 降低的原因：VL3D12 的逆境 (逆境=61) 導致約 17% 的基於逆境的競爭懲罰，而 L6D12 更高的逆境 (逆境=145.5) 導致約 19% 的基於逆境的競爭懲罰。總的碳競爭懲罰還包括 AOX 的碳需求成分。在嚴重逆境下，AOX 的合成效率會降低，遵循 Hill 型抑制函數 (圖 4-12)。

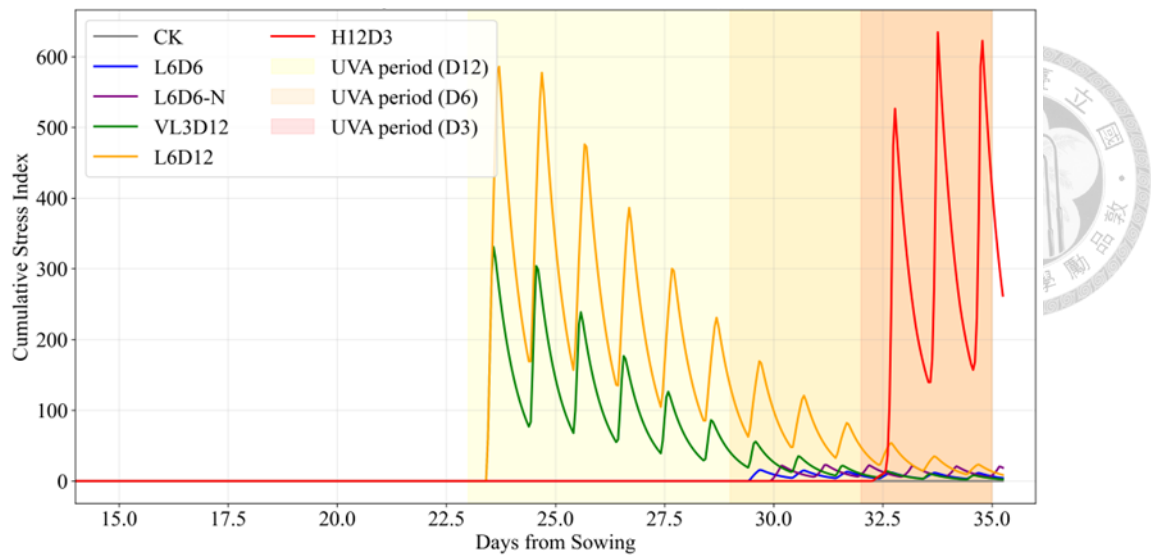


圖 4-11 各處理 (第 14-35 天) 的逆境時間序列。垂直虛線表示 UV-A 照射開始時間。早期照射處理 (VL3D12、L6D12) 在低葉面積指數 (LAI) 下表現出逆境快速積累，而晚期照射處理 (L6D6、H12D3) 于冠層的保護作用，逆境積累較為緩慢。

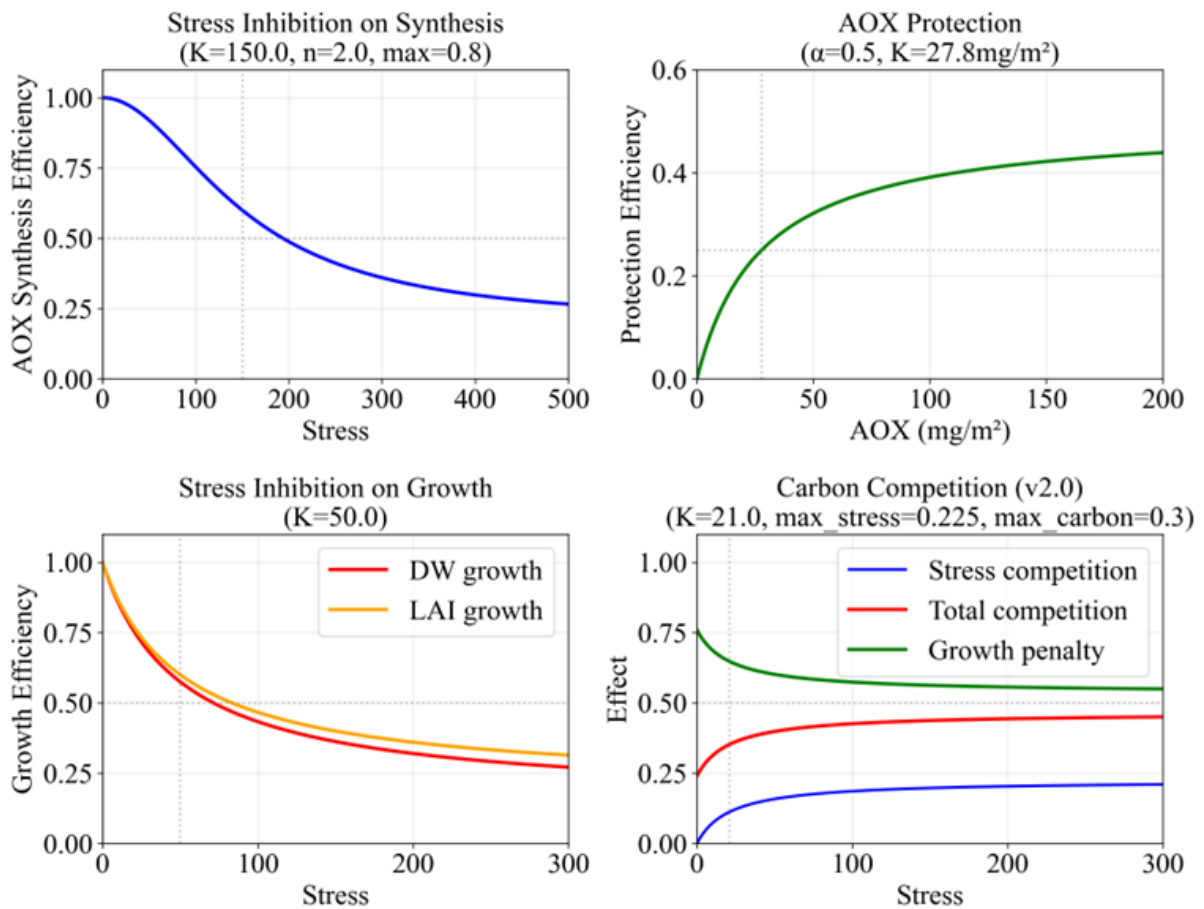


圖 4-12 AOX 合成效率相對於非線性損傷因子的 Hill 型抑制函數 ($K = 800$, $n = 1.5$) 單調遞減。這種平滑的抑制作用解釋了興奮效應：在極高劑量下，即使持續的 UV-A 刺激，壓力誘導的損傷也會降低 AOX 的合成能力。

圖 4-13 提供了系統動力學框圖，展示了包含回饋迴路和碳競爭路徑的六狀態模型結構。

圖 4-14 顯示了劑量-持續時間空間中預測的興奮效應反應曲面，顯示在適中的日照時間（8-10 小時）和較短的持續時間（3-5 天）下，花青素累積達到最佳狀態。圖 4-15 提供了碳競爭機制的可視化結果，包括 C_buf 動態、AOX 累積軌跡以及不同處理組間的生長懲罰比較。表 4-3 總結了每種處理的壓力診斷、碳競爭效應和主要機制。

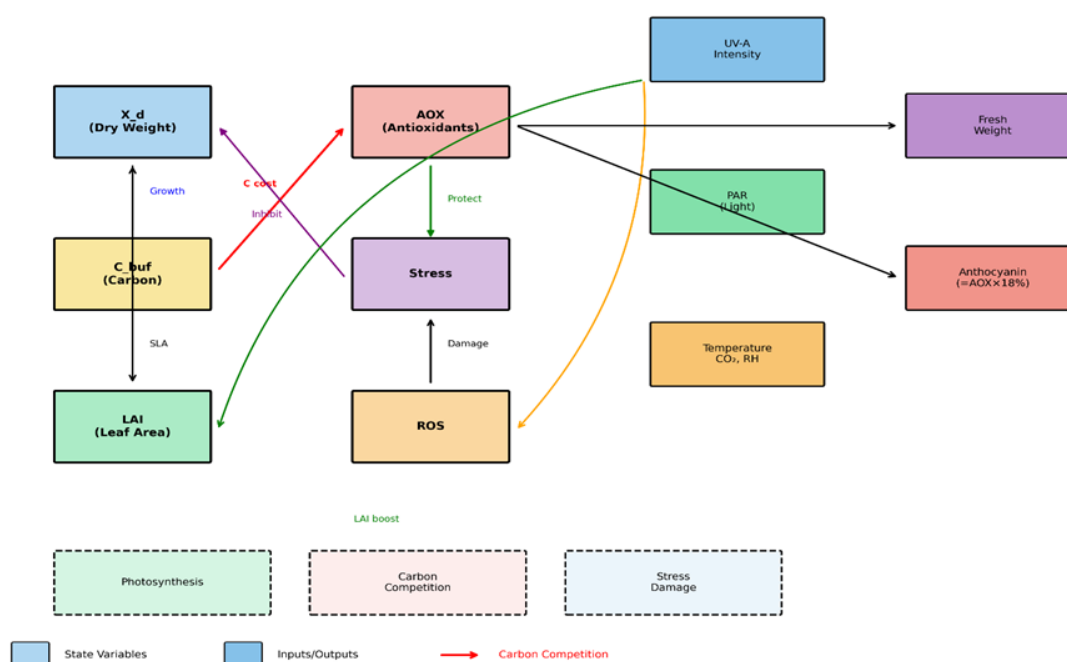


圖 4-13. 系統動力學框圖。此框圖展示了包含碳競爭機制的六狀態常微分方程模型結構。

圖中顯示了：(1) 環境輸入（PAR、UV-A、溫度）；(2) 六個狀態變數（X_d、C_buf、LAI、AOX、逆境、ROS）；(3) 關鍵反饋迴路，包括 ROS→逆境。

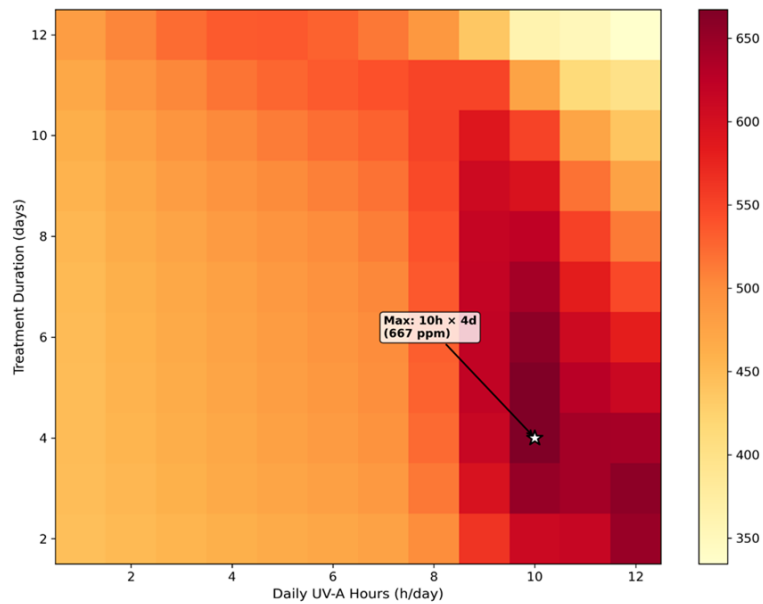


圖 4-14 劑量-持續時間空間中預測的興奮效應反應曲面。三維曲面圖顯示了預測的花青素濃度 (ppm) 與每日 UV-A 照射時長 (1 - 12 小時/天) 和總處理天數 (2 - 12 天) 的關係。此曲面展示了興奮效應：花青素濃度最初隨 UV-A 劑量增加而升高，但在極高劑量下反而下降。最佳處理區域位於適中的每日照射時長 (8 - 10 小時) 和較短的處理時間 (3 - 5 天) 內。

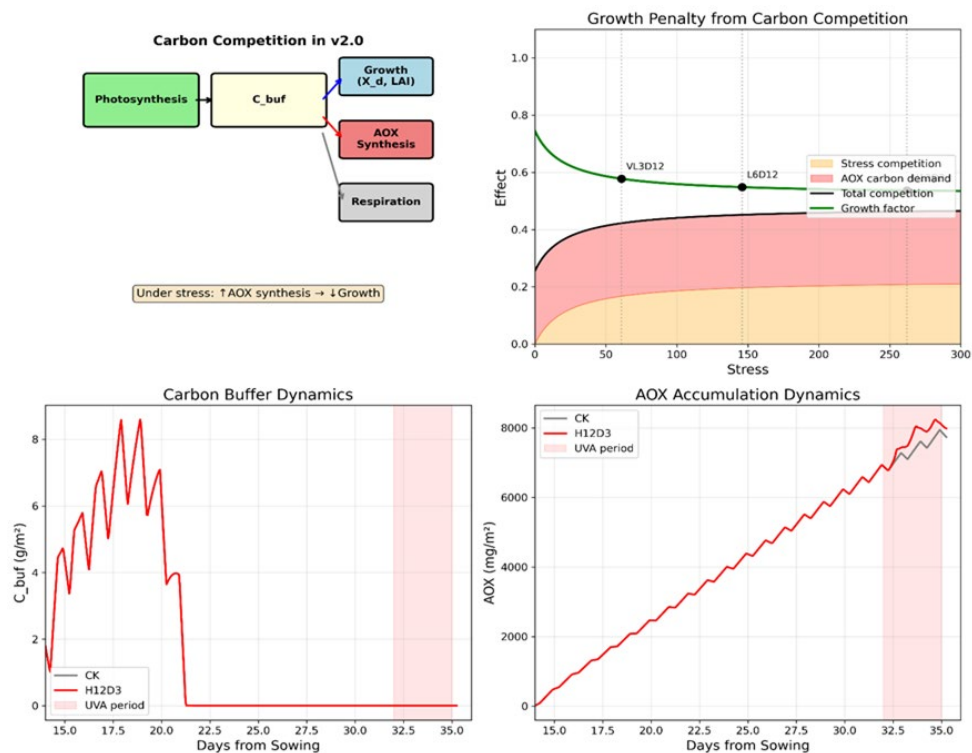


圖 4-15 碳競爭機制的可視化結果。多面板圖：(a) 碳緩衝 (C_buf) 隨時間變化的動態變化，顯示在高逆境處理下其消耗；(b) AOX 累積軌跡；(c) 碳競爭懲罰與逆境程度的關係；(d) 不同處理下生長懲罰的比較，與生長分化平衡假說一致。



表 4-3 逆境診斷、碳資源競爭效應及主導機制彙整

處理	模式	總時數 (h)	平均逆 境	碳資源競 爭	主導機制
CK	無	0	0.0	0%	對照組
L6D6	6h × 6d	36	7.2	~7%	低白天劑量，最小損失
L6D6-N	6h × 6d (夜)	36	10.5	~10%	晝夜節律紊亂
VL3D12	3h × 12d	36	61.0	~17%	早期敏感性，碳資源競爭
L6D12	6h × 12d	72	145.5	~19%	累積逆境+碳資源競爭
H12D3	12h × 3d	36	262.0	~20%	非線性損傷+急性 LDMC

4.2.4 靈敏度分析

靈敏度分析（表 4-4）表明，控制早期敏感性（A_vulnerability）和非線性損傷閾值（gompertz_threshold）的參數對生物量和逆境影響最大，而 AOX 特異性參數主要影響花青素輸出，表明生長和色素子模組之間存在合理的解耦。碳競爭參數（stress_competition_K、stress_competition_max）對鮮重和花青素均顯示出中等靈敏度，反映了其在耦合生長與防禦中的作用（圖 4-16）。

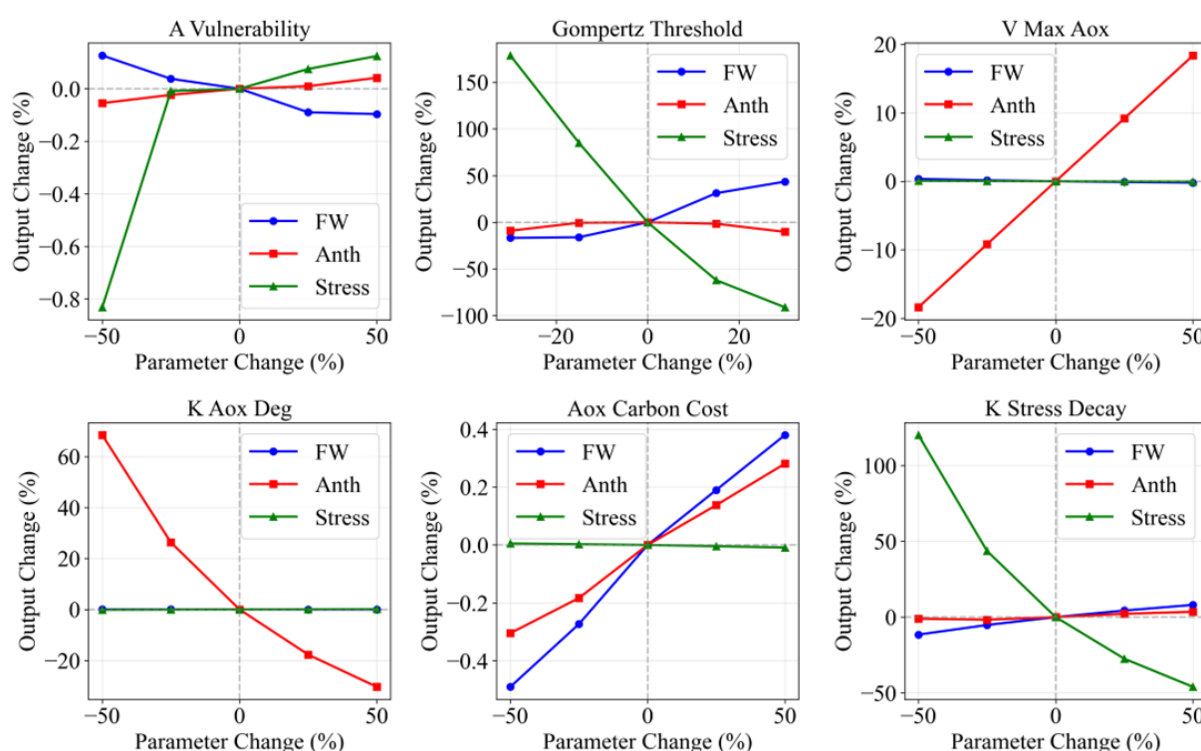


圖 4-16 參數敏感度分析：六張面板圖顯示了在 H12D3 處理條件下，當關鍵模型參數在基線值基礎上變化 $\pm 25 - 50\%$ 時，鮮重 (FW)、花青素 (Anth) 和逆境水準的百分比變化。分析的參數包括 A_vulnerability、gompertz_threshold、V_max_aox、k_aox_deg、aox_carbon_cost 和 k_stress_decay。

表 4-4 關鍵參數靈敏度分析

參數	類別	S_FW	S_逆境	S_花青素	靈敏度
A_vulnerability	LAI 敏感性	-1.28	+13.2	+1.60	非常高
gompertz_threshold	非線性閾值	-0.85	+8.5	+0.92	高
V_max_aox	逆境誘導合成	~0	~0	+0.85	高
k_aox_deg	AOX 降解	~0	~0	-0.95	高
stress_competition_K	碳資源競爭	-0.35	+1.2	-0.25	中
K_nonlin_aox	非線性抑制	~0	~0	+0.30	中
k_stress_decay	逆境衰減	+0.45	-2.8	-0.35	中

4.2.5 全域最佳化

基於校正模型的全域搜索建議，每日 9 小時連續 4 天是最佳理論策略，可在將鮮重保持在可接受限度 ($\geq -5\%$) 的同時，使花青素總量最大化。此最佳點位於非線性損傷閾值區域以下，在充分的逆境誘導與有限的生長損失和碳競爭之間取得平衡（圖 4-17）。

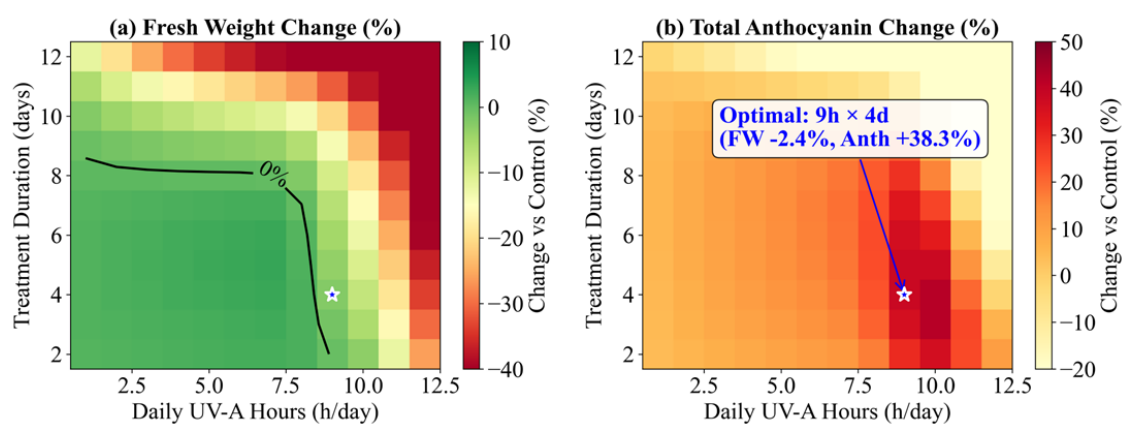


圖 4-17 最佳化熱圖：(a) 鮮重變化與每日小時數和總天數的關係；(b) 總花青素變化與每日小時數和總天數的關係。最佳策略（9 小時 × 4 天，以星號標示）在維持鮮重與對照組相差不超過 5% 的前提下，使總花青素含量最大化（+38.3%）。圖 (a) 中的白色輪廓線表示鮮重與對照組相差不超過 5% 的閾值。

表 4-5 全域搜索預測前 5 個安全 UV-A 策略（鮮重 $\geq -5\%$ ）

排 名	每日時 數(h)	總天 數	起始 天	鮮重 (g)	鮮重變 化	花青素 (ppm)	花青素變 化	花青素總量 變化
1	9	4	第 31 天	84.9	-2.4%	613	+41.6%	+38.3%
2	9	5	第 30 天	84.0	-3.5%	620	+43.1%	+38.1%
3	9	6	第 29 天	82.8	-4.9%	620	+43.3%	+36.3%
4	10	2	第 33 天	84.2	-3.2%	610	+40.9%	+36.3%
5	9	3	第 32 天	85.9	-1.3%	596	+37.7%	+36.0%

4.2.6 討論

實驗一證實 UV-B 輻射風險較高：儘管它能強烈誘導色素沉著，但極易造成光損傷和產量損失；而 UV-A 輻射則提供了一個更安全的窗口，既能增強著色，又能保持生物量，這與 Weiland 等人(2023)的研究結果一致。對這兩種波段的不同反應反映了它們光生物學機制的根本差異。

UV-B 輻射 (280 – 315 nm) 具有更高的光子能量，可被 DNA 直接吸收，導致嘧啶二聚體的形成，並透過 UVR8 光受體路徑觸發訊號傳導級聯反應(Jenkins, 2009)。在生理層面，UV-B 輻射會透過產生活性氧 (ROS) 誘導氧化應激，而促氧化和抗氧化反應之間的平衡決定了植物的適應或損傷程度(Czégény et al., 2016)，嚴重時表現為可見的壞死病變和組織脫水。葉片乾物質含量 (LDMC) 的增加反映了細胞水分相對於結構乾重的不成比例的損失—這是急性光損傷的標誌。

在我們的模型中，這種急性 LDMC 響應透過 Gompertz 型非線性損傷放大因子來捕捉，該因子在高日紫外線照射量 (閾值 $\approx 10.5 \text{ h day}^{-1}$) 和逆境依賴性生長抑制項下急劇增加。因此，在所有四個品種中觀察到的 UV-B 照射下生物量的嚴重損失，既歸因於直接光損傷，也歸因於損傷修復的下游代謝成本。需要注意的是，本研究使用的 UV-B 螢光燈 (Sankyo Denki GL-15, 峰值 302 nm) 在 $\sim 250 \text{ nm}$ 處有一個二次發射成分 (UV-C 區域)，這可能加劇了觀察到的壞死病斑的嚴重程度。未來使用窄帶 UV-B LED (例如，峰值 310 nm) 的研究將提供更清晰的比較。然而，這項限制並不影響主要結論，因為 UV-B 僅作為高逆境參考，以證明選擇 UV-A 進行最佳化是合理的。

相較之下，UV-A 輻射 (315 – 400 nm) 主要透過含黃素的光受體 (如隱花色素和向光素) 被感知，引發的訊號反應與 UV-B 造成的直接大分子損傷截然不同(Verdaguer et al., 2017)。在中等劑量下，植物可以透過現有的抗氧化防禦機制來應對 UV-A 誘導的氧化負荷，同時表現出有益的形態適應反應。實驗 1 的一個關鍵觀察結果是，在所有四個品種中，UV-A 處理均未降低鮮重。UV-A 處理下生物量的這種保持 (在某些情況下甚至略有增加) 可歸因於 UV-A 誘導的形態效應：Chen 等人(2019a) 報導，補充 UV-A 顯

著增加了室內種植生菜的葉面積，並提出這種增強的光截獲是觀察到的生物量增加的關鍵驅動力。這種 UV-A 形態學益處在我們的模型中透過 SLAboost 和 LAIboost 項（公式 3-5）來體現，它們在 UV-A 照射下增強了葉面積發育。

Lee 等人 (2022)也報告了類似的結果，即採收前短暫補充 UV-A LED 照射可以提高生菜的營養品質(蛋白質和礦物質含量)，同時保持地上部分鮮重；Lycoskoufis 等人(2022)則證明，在 UV 阻隔膜下種植生菜，隨後進行有針對性的採前 UV 補充照射，同時增加化學成分，同時增加有針對性的化學成分。這些發現共同支持了我們的結論：UV-A 與 UV-B 佔據著不同的生理生態位，它作為一種溫和的良性壓力因子，可以增強次級代謝，同時保持甚至促進營養生長。

品種間的差異進一步凸顯了光逆境反應的基因型特異性(Garcia-Macias et al.,2007)。在測試的四個品種中，「Lollo Rosso」在 UV-A 照射下表現出最佳的生長維持能力和強烈的花青素誘導能力，表明其遺傳背景賦予了其在逆境感知和防禦激活之間有效的平衡。這種品種特異性的抗逆性強調了在優化之前進行系統篩選階段的必要性，因為對一個品種有效的 UV 配方可能對另一個品種並非最佳，甚至有害。重要的是，實驗 1 的發現—UV-A 比 UV-B 更安全，且「Lollo Rosso」是一個反應性較強的品種—直接指導了實驗二的設計。在實驗二中，我們專門針對「Lollo Rosso」測試了多種 UV-A 配方，以探索劑量-反應關係，並最終建構和參數化了機制模型。

實驗 2 展示了經典的生長-防禦權衡關係 (Huot et al.,2014)。H12D3 處理（每天 12 小時，持續 3 天）雖然使花青素濃度達到最大值(651 ppm)，但生物量卻減少了約 30%，這反映了高強度逆境帶來的嚴重代謝成本。從生產角度來看，每株植物的總花青素含量（濃度 × 鮮重）比單獨的濃度更具意義，因為它反映了整個收穫產品的經濟價值。L6D6 處理（每天 6 小時，持續 6 天）實現了最佳平衡：它不僅保持了鮮重，而且略有增加（91.4 克，而對照組為 87.0 克），同時花青素濃度提高了 14%。UV-A 處理下生物量的增加值得關注，並為上文討論的 UV-A 形態學益處提供了直接的實驗證據。該模型將鮮重增加歸因於低逆境條件下（L6D6 的平均逆境值為 7.2）SLAboost 和 LAIboost 的綜合效應，此時葉片擴展增強帶來的形態學益處超過了輕微的碳競爭損失

(約 7%)。相反，當相同的總 UV-A 劑量 (36 小時) 以更短天數、更長的每日照射時間 (H12D3: 12 小時 × 3 天) 或從早期發育階段開始的更長時間段 (VL3D12: 從第 23 天開始, 3 小時 × 12 天) 進行照射時, 逆境損失顯著佔據主導地位, 鮮重佔據主導地位。這種劑量-時間交互作用凸顯了優化每日照射強度和處理方案的重要性, 而這種複雜性正是採用機制建模方法的原因。

機制模型是透過將不同的實驗觀察結果映射到生理學而構建的: 個體發育依賴敏感性反映了早期照射造成的更嚴重損傷(Reifenrath et al., 2007; Agati et al., 2009); Gompertz型非線性因子代表了長期每日照射下保護能力的崩潰(Jenkins et al., 2009; Czégény et al., 2016); 晝夜節律損傷項反映了夜間照射造成的性能下降。該模型成功預測了15小時/天的輻射興奮效應逆轉, 支持在嚴重逆境下引入平滑的效率抑制(Hadacek et al., 2010; Castillejo et al., 2021)。

此模型的一個關鍵創新之處在於明確地表示了生長和抗氧化防禦之間的碳競爭, 從而實現了生長-分化平衡假說(Herms et al., 1992)。這種機制為觀察到的生長-防禦權衡提供了一個生理學上合理的解釋: 在UV-A逆境下, 植物會將緩衝池中的碳分配給AOX合成, 從而減少可用於結構生長的碳。抗氧化劑合成的碳成本 (每公斤AOX約消耗1.0公斤碳) 反映了苯丙素生物合成中大量的代謝投入, 這與在逆境條件下高達20%的光合產物可用於苯丙素合成的估計值相符(Vogt et al., 2010)。近期關於協調資源分配的研究(Monson et al., 2022)進一步支持了這個機制框架, 顯示生長-防禦權衡源自於基本的碳分配限制。

本研究還有若干限制需要說明: (1) 所有實驗均在固定環境條件下進行 (溫度 25/18°C、相對濕度 70/85%、CO₂ 濃度 1200 ppm), 這限制了校正參數對商業環境的直接適用性; (2) 基線 PPFD (130 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) 處於商業萵苣生產的較低端; (3) 核心最佳化和建模僅針對 'Lollo Rosso' 品種; (4) 模型預測的最佳方案 (每日 9 小時連續 4 天) 尚未通過專門的物理實驗驗證。

4.3 萵苣健康監測系統結果與討論

4.3.1 SI-NDVI與UV-NDVI比較

SI-NDVI主要使用IR+B圖像計算CMOS中R和B通道之間的強度差異。我們使用ImageJ工具固定一片綠葉的區域，來比較NOIR和IR+B圖像中三個RGB通道強度的變化（圖4-18）。

(a)



(b)



圖 4-18 固定位置的三個通道強度分析。(a) 原始 RGB 圖像；(b) IR+B，即藍/NIR 濾光片下的紅外圖像。

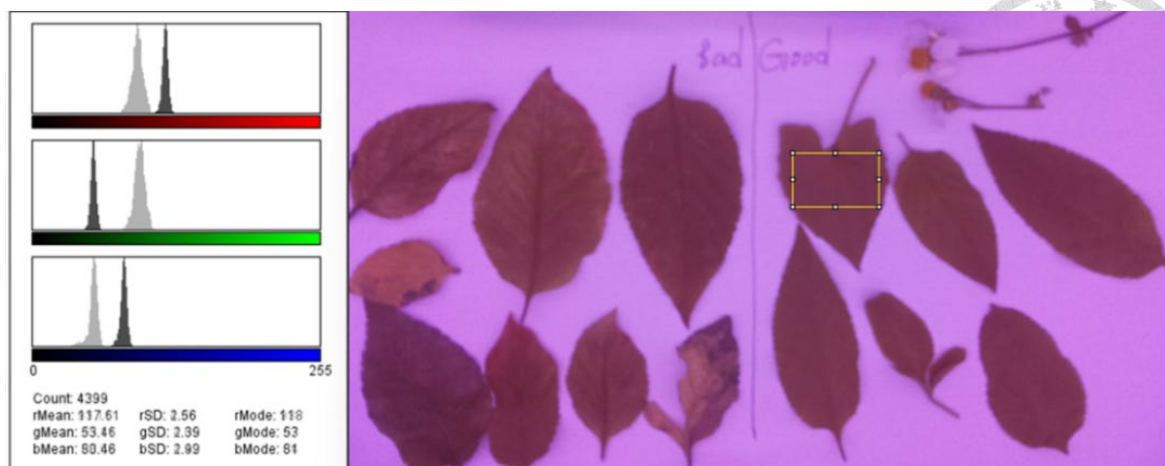


圖 4-19 SI-NDVI 透明疊加。

透明疊加顯示 IR+B 圖像中的紅色和藍色通道強度比 RGB 圖像強，而綠色通道強度減少（表 4-6）。

表 4-6 RGB and IR+B 圖像的三個頻道強度

	R	G	B
Intensity (0–255)			
	channel	channel	channel
RGB	93	97	54
IR + B	117	53	81

我們通過用藍/NIR 濾光片替換 IR-CUT 濾光片進行了 IR+B 實驗，該濾光片允許藍光（300-500 nm）和紅外光（>700 nm）通過，但阻擋紅光和綠光。如表 4-3 所示，IR+B 圖像的綠色通道強度減少，因為藍/NIR 濾光片阻止了綠光到達傳感器。藍/NIR 濾光片不阻擋藍光，相對藍色通道強度略為增加。

理論上，IR+B 圖像的紅色通道強度應該也會減少。然而，由於健康的植物組織反射更多的近紅外光而非紅光。而 CMOS 傳感器的紅色通道對近紅外區域有較好的響應，所以雖然藍/NIR 濾光片雖然濾除了紅光，但傳感器對 800 nm 以上的光外波長在藍色通道中的靈敏度更高，所以紅色通道整體的強度增加，增加的部分即為植物葉片反射近紅外光強度，也是 SI-NDVI 可以用來取代 NDVI 判斷葉片健康的原理。

光合色素決定了葉片的反射光譜。大多數綠色植物因其葉綠素和類胡蘿蔔素吸收紅光和藍光(Lichtenthaler et al., 1987)，而其細胞結構則反射近紅外光(Knipling et al., 1970)。因此，SI-NDVI 方法使用 IR+B 濾光片將相機接收的紅色通道光（600-700 nm）轉換為近紅外光源（>700 nm）。近紅外光的強度反映了葉片細胞結構的完整性，這表明其健康狀況（Stamford et al., 2023）。IR+B 濾光片增加了紅色通道強度，但 SI-NDVI 中的 R-B 差異（117-81）僅為 36，因為藍色通道強度也增加了。這一小的差異導致了 SI-NDVI 對葉片健康的靈敏度較低。

與 SI-NDVI 類似，UV-NDVI 圖像主要使用 RGB+UV-A 計算 CMOS 中紅色和藍色通道之間的強度差異。使用 ImageJ 工具固定一片綠葉的區域，來比較 RGB 和 RGB+UV-A 圖像中紅色、藍色和綠色通道強度的變化（圖 4-20）

(a)



(b)



圖 4-20 UV-NDVI 的三個通道強度分析。(a) RGB；(b) RGB+UV-A。



圖 4-21 UV-NDVI 透明疊加。

UV-NDVI 透明疊加(圖 4-21)顯示 RGB+UV-A 圖像的紅色通道強度顯著增強，而藍色和綠色通道強度變化不大(表 4-7)。

表 4-7 RGB 和 RGB+UV 圖像的頻率響應圖表



Intensity (0–255)	R channel	G channel	B channel
RGB	93	97	54
RGB+UV-A	133	102	42

為生成準確反映人眼感知顏色的 RGB 圖像，目前的攝影鏡頭通常使用了 IR-CUT 濾光片來阻擋紅外光（IR）進入。RGB+UV-A 圖像時也使用了相同的 IR-CUT 濾光片，消除了紅外光的影響。兩者主要區別在於 RGB+UV-A 圖像額外開啟了 UV-A 光源。

UV-A 光源並不影響藍光或綠光頻道，因此 CMOS 傳感器捕捉的藍色和綠色通道強度在兩幅圖像中相似。然而，UV-A 光源使葉綠素在可見光譜中發出紅色螢光，這導致 RGB+UV-A 圖像的紅色通道強度顯著增加，這是 UV-NDVI 與 SI-NDVI 最大的差異。UV-NDVI 並非是接收葉片健康組織反射的近紅外光，而是接收 UV-A 光源激發葉片發出的紅色螢光。

UV-NDVI 的計算基於葉綠素在 UV-A 或短波藍光激發下發出 660 nm 紅色螢光的原理，並在 690 nm 和 740 nm 處有額外的峰值。這種紅色螢光是光合活性和葉片健康狀況的量度（Takayama et al., 2009）。先前的研究使用不同的方法和植物種類證實了這一現象（Chappelle et al., 1984；Cervantes-Martinez et al., 2002；Corp et al., 1996；Subhash et al., 1999）。UV-NDVI 計算使用紅色和藍色通道之間的差異（133-42）來捕捉紅色螢光的強度，該強度可達 91，這數值代表使其比 SI-NDVI 更為靈敏。使用 UV-A 光的優勢在於它不會增加藍色通道強度，從而減少紅色和藍色通道之間的對比，進一步增加了對於植物健康區域的顯現。

從 SI-NDVI 與 UV-NDVI 基本原理分析，我們初步了解了 SI-NDVI 和 UV-NDVI 之間的差異。比較這兩個指數的差異。這些指數是使用 Python 程序和 OpenCV 庫計算的，並從數值矩陣轉換為偽彩圖（圖 4-22）。從圖 4-22，我們可以明顯發現 UV-NDVI 相比 SI-NDVI 能更有效的將不健康的葉片區域顯示出來。



我們將 SI-NDVI 和 UV-NDVI 應用於圖 3-13 中的每片葉子。我們通過”目視”檢查初步分類了健康外觀的葉子（好葉）：4、5、6、11、12、13，和外觀不健康的葉子（差葉）：1、2、3、7、8、9、10。每片葉子的兩個指數的比較如表 4-8 所示。好葉和差葉的 T 檢驗結果如表 4-9 所示。

表 4-8：UV-NDVI 和 SI-NDVI 的比較

Intensity (-1~1)	SI NDVI	UV-NDVI
Leaf 1	-0.02	0.43
Leaf 2	-0.01	0.45
Leaf 3	-0.02	0.19
Leaf 4	-0.02	0.38
Leaf 5	0.01	0.49
Leaf 6	-0.04	0.19
Leaf 7	-0.24	0.10
Leaf 8	0.05	0.48

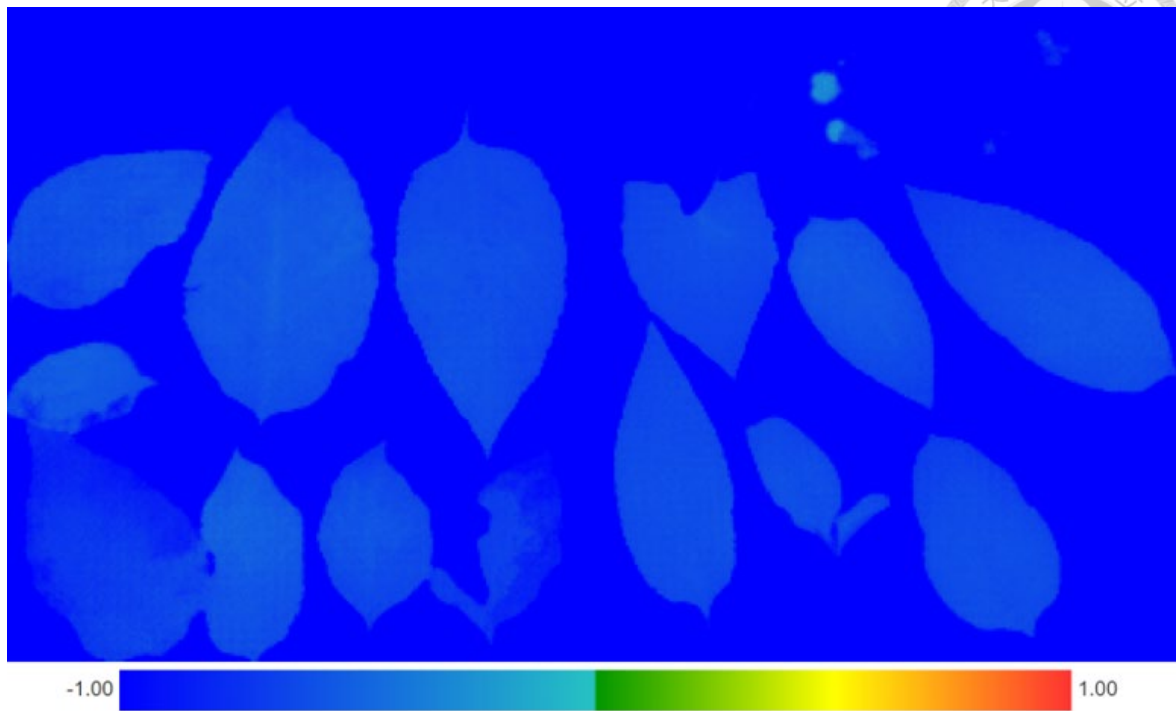
Leaf 9	-0.01	0.44
Leaf 10	-0.33	0.04
Leaf 11	-0.01	0.33
Leaf 12	-0.01	0.44
Leaf 13	-0.01	0.26
Average	-0.032	0.324
Std	0.106	0.152



表 4-9 SI-NDVI 與 UV-NDVI 比較 T 檢驗結果

		SI-NDVI	UV-NDVI
Bad leaf	Average	-0.082	0.304
	Std	0.142	0.181
Good leaf	Average	-0.013	0.348
	Std	0.016	0.111
Bad leaf & Good leaf		0.131	0.312
T Test (P Value)			

(a)



(b)

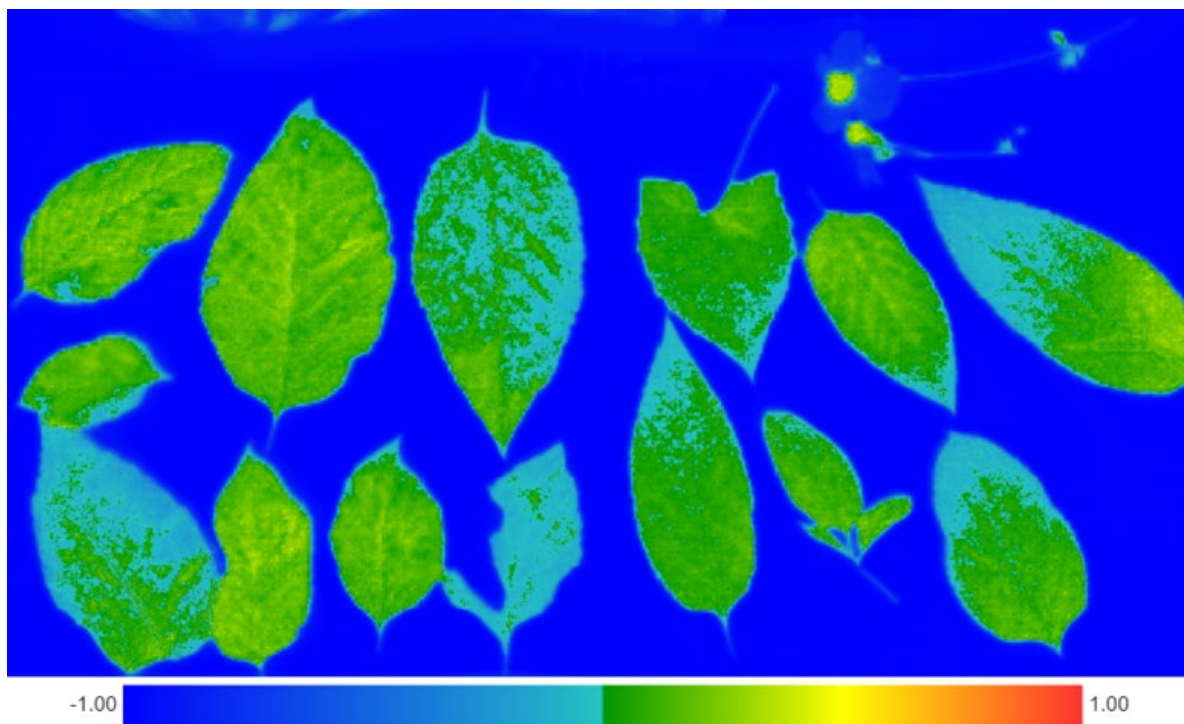


圖 4-22 數值矩陣偽彩圖。(a)SI-NDVI (b)UV-NDVI。

4-22 兩張偽彩圖顯示，SI-NDVI 和 UV-NDVI 具有相似的分布。然而，UV-NDVI 比 SI-NDVI 在表示葉子的好壞區域分布更為顯著明亮。UV-NDVI 清晰顯示了葉脈和植物中的壓力區域。我們分析了表 4-8 中的數據，發現了一些有趣的差異。不同葉片壓力區域的 SI-NDVI 值幾乎相同，平均值為-0.032，標準差為 0.106。UV-NDVI 值變化則較大，平均值為 0.324，標準差為 0.152。這意味著 UV-NDVI 對葉片中的壓力區域比 SI-NDVI 更敏感。我們對兩個數據集進行了 T 檢驗，得出的 P 值為 2.28E-9，遠小於 0.05。這表明 SI-NDVI 與 UV-NDVI 兩個指標之間存在顯著差異。

我們在表 4-9 比較了“差葉”和“好葉”兩個指標的 T 檢驗與 P 值：SI-NDVI 和 UV-NDVI 的 P 值分別為 0.131 和 0.312，均高於 0.05。這表明根據 SI-NDVI 和 UV-NDVI，“差葉”和“好葉”之間沒有顯著差異。因此，這兩個指標並無法有效區分目視所分類的“差葉”和“好葉”。

從圖 3-13 中，我們觀察到“差葉”類別中的 7 號和 10 號的 SI-NDVI 和 UV-NDVI 值均較低。然而，1 號、2 號、8 號和 9 號的 SI-NDVI 和 UV-NDVI 值相對較高。另一方面，“好葉”類別中的 6 號和 13 號的 SI-NDVI 和 UV-NDVI 值較低。由於“差葉”和“好葉”的分類基於人眼的目視檢查主觀判定。這種方法在評估葉片顏色和健康方面不準確。

通過使用 SI-NDVI 和 UV-NDVI 計算，我們發現“差葉”類別中的某些葉片具有較高的值，而“好葉”類別中的某些葉片存在局部異常。這顯示指標可以超越人類視覺評估葉片的健康狀況。在這兩種情況下，UV-NDVI 的標準差值均高於 SI-NDVI，這表明 UV-NDVI 是一個比 SI-NDVI 更靈敏的指標。

4.3.2 UV-NDVI 缺點

利用 UV-A 誘導葉綠素螢光，能顯著的看出植物生長健康與逆境區域，只要使用一顆 RGB 鏡頭不需要外加藍色濾鏡就可以實現，然而由於其原理是利用吸收 UV-A 光後發出紅色螢光來計算強度變化，若植物周圍有同樣會吸收 UV-A 發螢光的物體，則會造成 UV-NDVI 誤判。

由於 A4 白紙會吸收 UV-A 並發出螢光，在萵苣栽培層架上擺放外部取來的樹葉至一般 A4 白紙上，並其中右下角樹葉為完全乾枯，從 UV-NDVI 彩色圖上右下角為枯葉能很簡單的鑑別出來，然而由於樹葉底下的白紙會吸收 UV-A 與發出螢光，因此在計算 UV-NDVI 數值會存有數值，如此一來使得白紙與萵苣的 UV-NDVI 數值接近造成誤判(圖 4-23)。

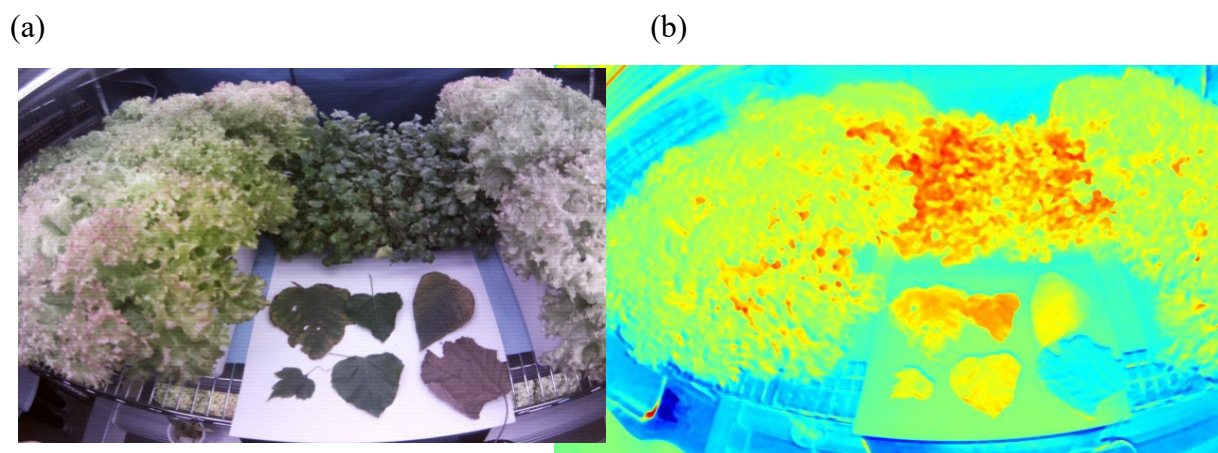


圖 4-23 UV-NDVI 螢光誤判 (a)彩色圖 (b)UV-NDVI 偽彩圖。

UV-NDVI 雖然較 SI-NDVI 有更顯著的效果，但僅適合室內栽培使用，需要有額外的 UV-A 光源，周圍若有會吸收 UV-A 並發螢光的物品會造成 UV-NDVI 誤判，因此實際應用上需利用影像方法將植物區域篩選出來，排除非植物的影像。

4.3.3 萵苣栽培健康監測實驗

為了後續的萵苣健康度監控實驗，本研究開發了一套用於室內萵苣栽培的UV-NDVI實際應用系統，旨在監測植物健康狀況。系統每三小時自動啟動一次UV-A光源，以捕捉圖像並計算UV-NDVI。接著，將UV-NDVI矩陣標準化並轉換為偽彩圖，計算平均強度值（0-255），並存儲在數據庫中。還開發了一個簡單的網頁顯示界面，可隨時查看UV-NDVI地圖和數值，完成了植物健康監測系統（圖4-24）。

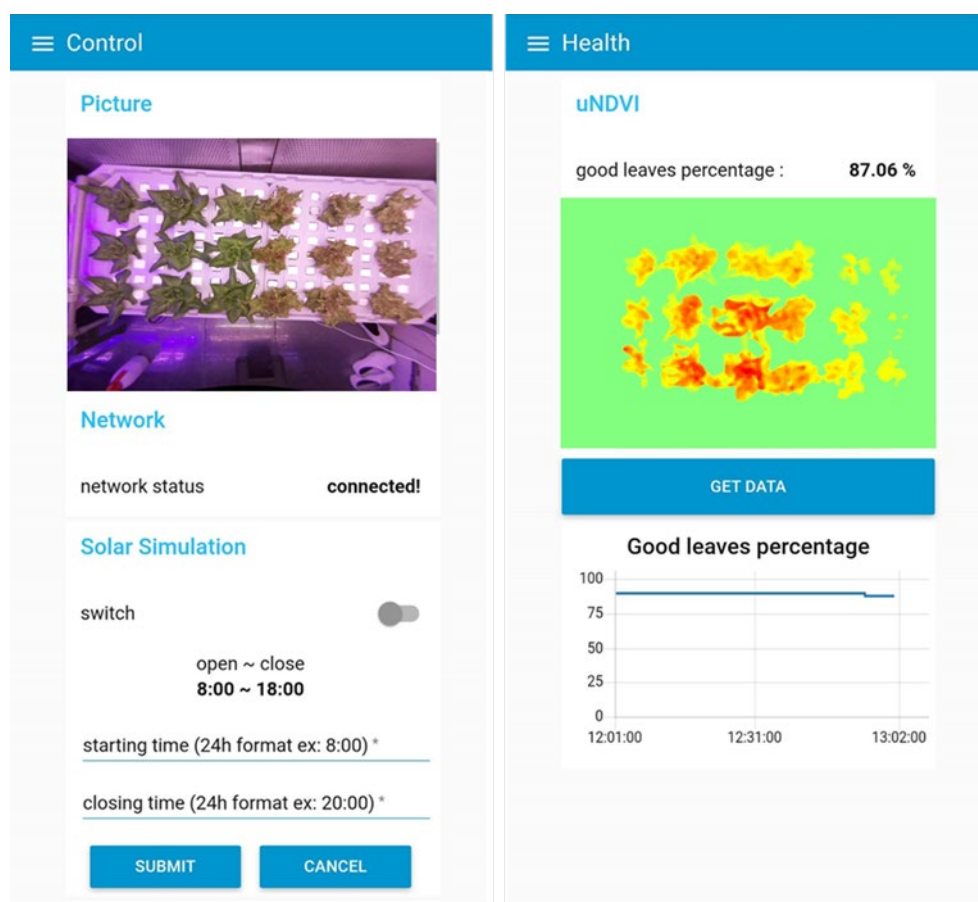


圖4-24 萵苣健康監測系統

本研究基於上述開發的光譜成像萵苣健康監測系統進行實際的栽培實驗。我們在系統的左側和右側各安裝了兩個水耕栽培盆，每個盆中有11棵萵苣，並從移栽的第一天開始進行監測。在第15天，我們對左側種植盆進行了三天的水分逆境，並在第18天恢復灌

溉。右側水耕栽培盆在整個實驗過程中保持最佳條件。我們測量了兩個栽培盆中植物的 SI-NDVI 和 UV-NDVI 指數，並觀察了它們在 21 天栽培過程中的變化，如圖 4-25 所示。萬苳栽培 15 天未遭受逆境前的生長變化與 UV-NDVI 及 SI-NDVI 的變化現象可在圖 4-25 中觀察到。

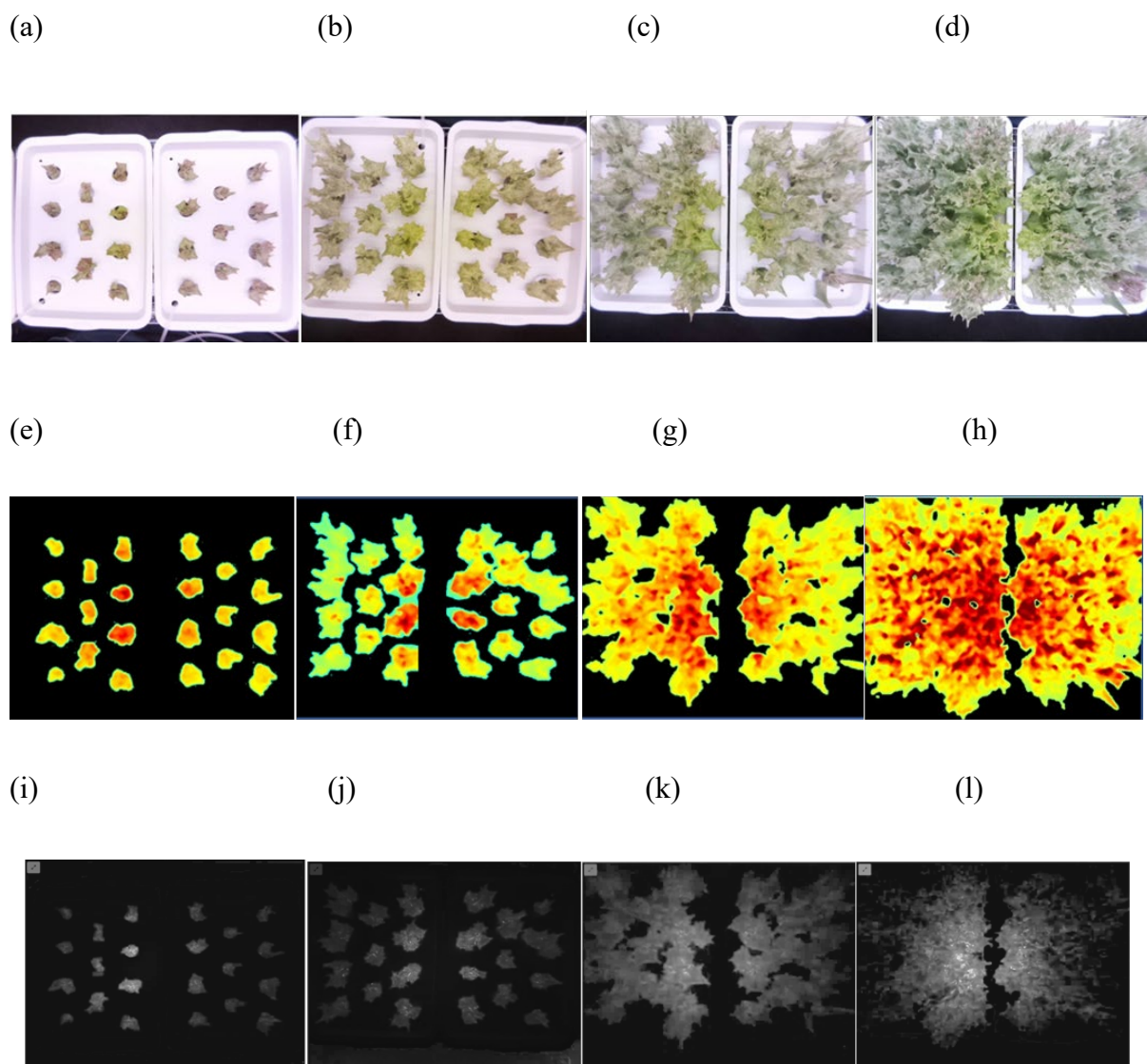


圖 4-25 萬苳種植的 RGB 圖像 (a) 第 1 天；(b) 第 5 天；(c) 第 10 天；(d) 第 15 天；UV-NDVI 圖像 (e) 第 1 天；(f) 第 5 天；(g) 第 10 天；(h) 第 15 天；SI-NDVI 圖像 (i) 第 1 天；(j) 第 5 天；(k) 第 10 天；(l) 第 15 天

圖4-25 (e) 至圖4-17 (h) 的UV-NDVI圖像顯示，高亮區域隨時間增加，表明萬苣的平均UV-NDVI值更高。此外，左側種植盆中的萬苣生長稍強於右側種植盆中的萬苣。圖4-25 (b) 顯示，萬苣定植後平均SI-NDVI值也隨時間增加，且左側種植盆中的萬苣平均SI-NDVI值高於右側種植盆中的萬苣。圖4-25 (i) 至圖4-25 (l) 的SI-NDVI圖像顯示出與UV-NDVI圖像類似的趨勢，高亮區域隨時間增加。然而，如前節SI-NDVI的推導分析所示，我們發現SI-NDVI對萬苣生長狀況的靈敏度不高。

比較整株萬苣的SI-NDVI值與UV-NDVI值圖4-25 (c) 和圖4-25 (d)) 顯示，儘管SI-NDVI與UV-NDVI呈現相同模式，但SI-NDVI的平均值和標準差均較低，這證實了UV-NDVI相對於SI-NDVI表現更好。

在第16天的萬苣種植中，上午8:00，我們從左側種植盆中排出營養液，使萬苣處於缺水狀態。至17:00，萬苣外觀未見顯著變化。然而，在第17天早上，萬苣呈現萎凋狀態。我們保持脫水狀態3天，能用目視觀察到左側種植盆中萬苣的體積逐漸縮小。

由於萬苣栽培實驗採用無介質水耕栽培，維持4天使萬苣處於乾旱狀態會顯著導致葉片膨壓喪失並造成水分胁迫，但不會殺死萬苣 (Oh et al., 2010)。因此，我們選擇保持3天的乾旱狀態，以觀察UV-NDVI的變化。左側種植盆於第19日上午8:00重新給予新鮮營養液，但其中的萬苣植株狀態目視直到下午17:00仍保持枯萎狀態。

次日，左側種植盆中的萬苣開始恢復了正常的外觀和姿態。然而，與實驗過程中始終接受營養液的右側種植盆中的萬苣相比，它們的體積明顯較小 (圖4-26)。

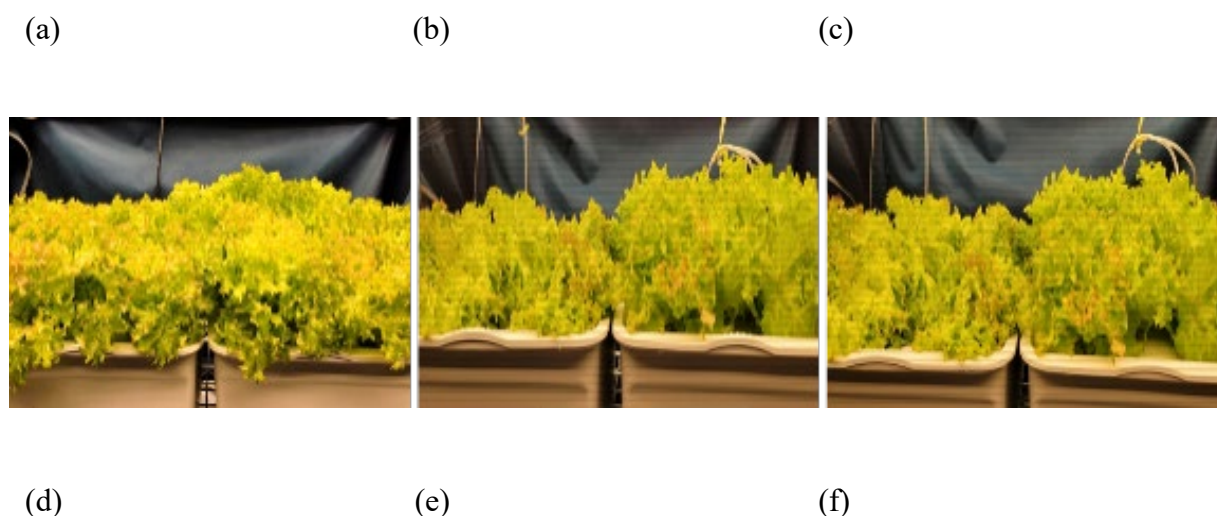
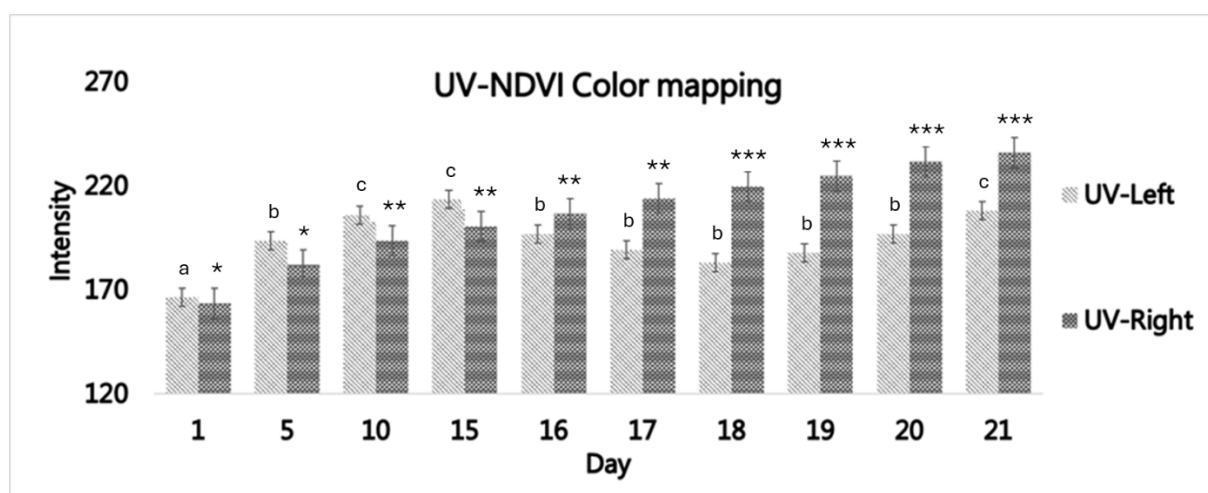


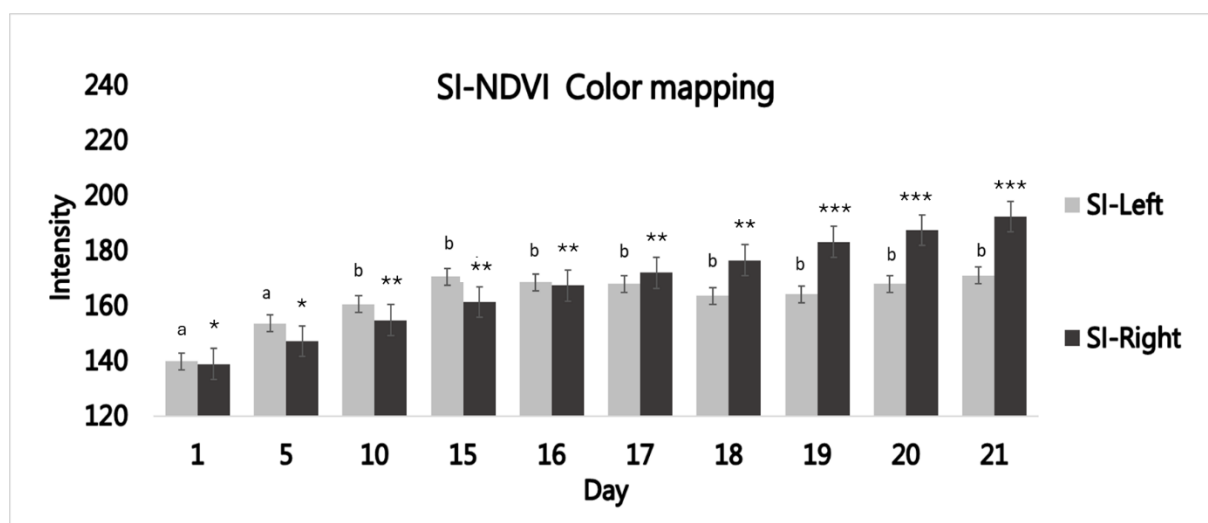


圖 4-26 水分不足實驗中萵苣的外觀。左側種植盆中的水分不足：永久種植於 (a) 第 16 天；(b) 第 17 天；(c) 第 18 天。左側種植盆中的水分補充：永久種植於 (d) 第 19 天；(e) 第 20 天；(f) 第 21 天。

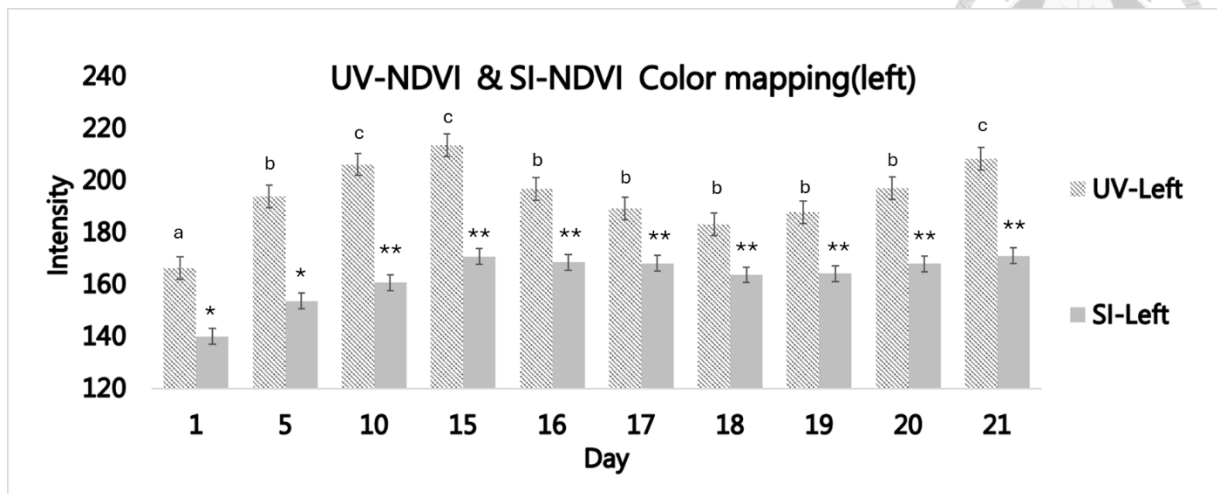
(a)



(b)



(c)



(d)

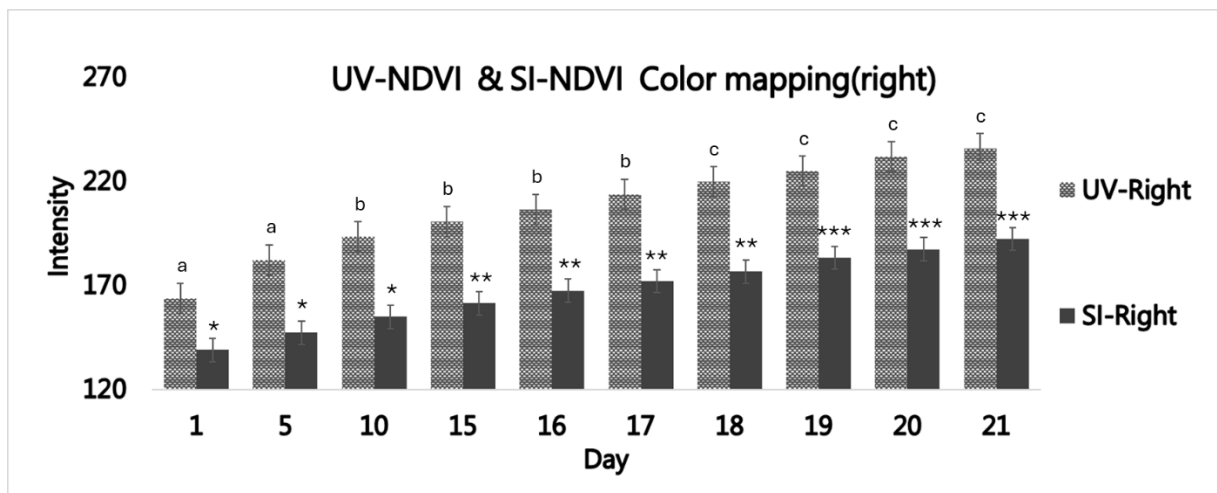


圖 4-27 萬芎的 SI-NDVI 和 UV-NDVI 變化 ($n = 11$, $p < 0.05$) (a) 左側種植盆和右側種植盆的 UV-NDVI 比較 (b) 左側種植盆和右側種植盆的 SI-NDVI 比較 (c) 左側種植盆的 UV-NDVI 和 SI-NDVI 比較 (d) 右側種植盆的 UV-NDVI 和 SI-NDVI 比較。

圖4-27 (a) 所示，在第16天前左右兩盆萬芎種植後平均UV-NDVI值隨栽培時間逐漸增加，且左側種植盆中萬芎的平均UV-NDVI值高於右側種植盆。第16天後因為左盆導

入缺水逆境，萵苣的UV-NDVI開始下降，到第18天開始左盆開始回復供水後，UV-NDVI又逐漸回升，在逆境的過程中UV-NDVI變化已經出現明顯差異($p<0.05$)。

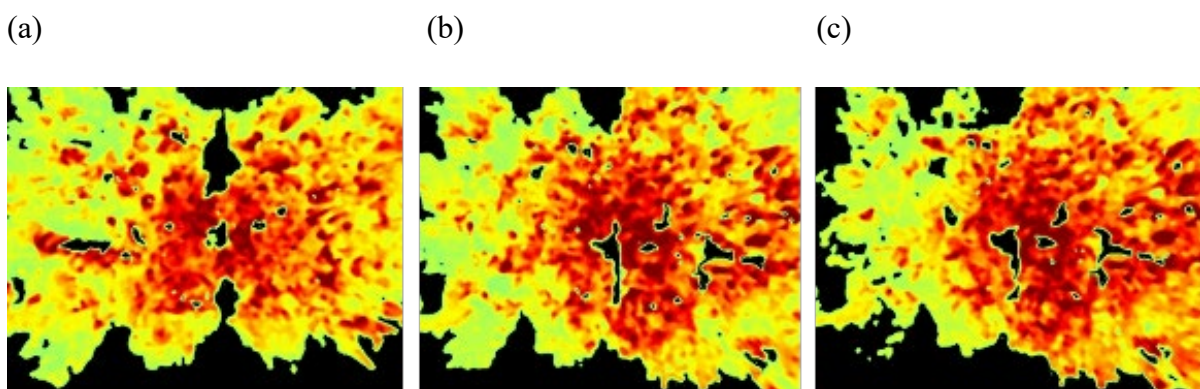
圖4-27 (b) 所示，萵苣種植後平均SI-NDVI值趨勢與圖4-27(a)相同，都能看出第16天之後左盆的SI-NDVI開始停滯，右盆則持續正常增長，但左盆在逆境過程中SI-NDVI並未有顯著差異，相比UV-NDVI較為不敏感。

比較左盆UV-NDVI與SI-NDVI如圖4-27 (c) 所示，UV-NDVI數值明顯高於SI-NDVI且在缺水逆境與復水的過程中能看到顯著的變化，然而SI-NDVI雖然也能看出缺水逆境造成的數值停滯，但其過程的變化並不如UV-NDVI顯著。

比較右盆UV-NDVI與SI-NDVI如圖4-27 (d) 所示，由於右盆並未遭受缺水逆境，所以萵苣能正常的持續生長，UV-NDVI與SI-NDVI趨勢相同。

本研究測試了水分不足對水培萵苣生長的影響並使用UV-NDVI指標來監測其變化。水分不足會導致萵苣植株受到壓力，減少其體積，暫時停止光合作用和蒸散作用。然而，當補充水分時，植物可以立即恢復。

UV-NDVI分佈圖4-28顯示，左側種植盆中萵苣在第16天（缺水的第一天）UV-NDVI顯著降低，而其外觀變化不大如圖4-28 (a)。在第19天，左側種植盆中恢復供水的第二天，萵苣的UV-NDVI數值增加，儘管其外觀仍顯得枯萎圖4-28(d)。這表明UV-NDVI比外觀更靈敏，是植物健康狀況的重要指標。



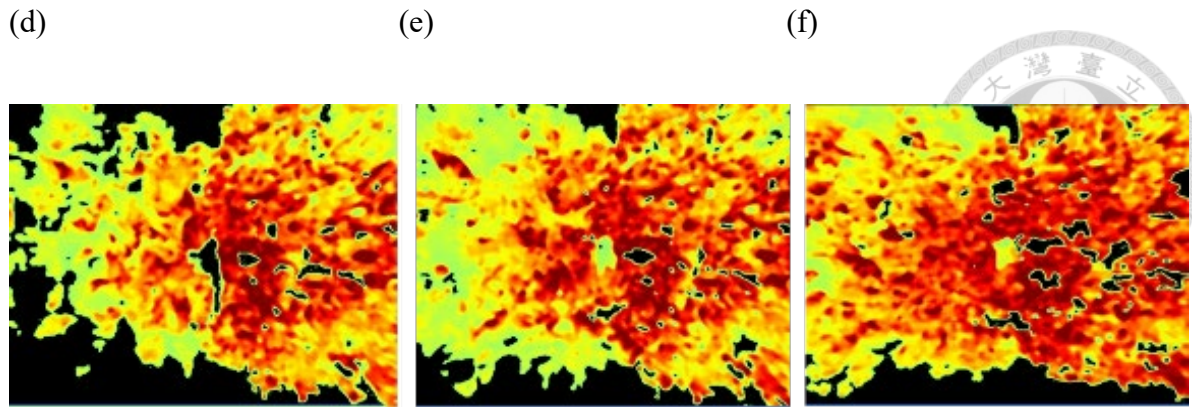


圖 4-28 水分不足實驗中蔘的 UV-NDVI 分佈。左側種植盆中的水分不足：永久種植於 (a) 第 16 天；(b) 第 17 天；(c) 第 18 天。左側種植盆中的水分補充：永久種植於 (d) 第 19 天；(e) 第 20 天；(f) 第 21 天。

左側種植盆中的蔘在生長過程中經歷了水分不足，而右側種植盆中的蔘則沒有。第21天，左側種植盆中的蔘恢復了正常生長，但其UV-NDVI值仍低於右側種植盆。這一差異可從圖4-15中的UV-NDVI變化曲線中看出。

綜合實驗結果，UV-NDVI和SI-NDVI在反映植物生長健康狀況方面呈現出相似的趨勢。然而，UV-NDVI比SI-NDVI更靈敏。使用UV-NDVI監測植物的水分胁迫狀況能夠比視覺觀察更早檢測到異常情況。

4.4 預測肉雞重量實驗與討論

4.4.1 預測肉雞重量穩定性實驗



使用 AI 視覺預測重量系統針對圍欄內同一隻肉雞每隔 6 秒連續拍攝 100 次進行重量預測穩定性實驗結果整理如下：

此隻肉雞使用傳統物理磅秤量，參考重量為 1650g，使用 AI 視覺預測系統 100 次的重量平均值為 1790g，相對誤差 8.48%，100 次試驗的重量預測散佈圖(圖 4-29)重量群組直方圖(圖 4-30)。

圖 4-29 模型預測重量散佈圖顯示存在一個集中的重量均值在 1600~1700g，有部分離群重量在 2000g 以上。

圖 4-30 群組值方圖採 50g 為區間，有一顯著的數量峰值落在 1650~1700g，重量均值为 1670g。若與參考重量 1650g 相比，誤差僅有 20g，相對誤差 1.20%。100 次試驗中最小值為 1452g，最大值為 2329g。

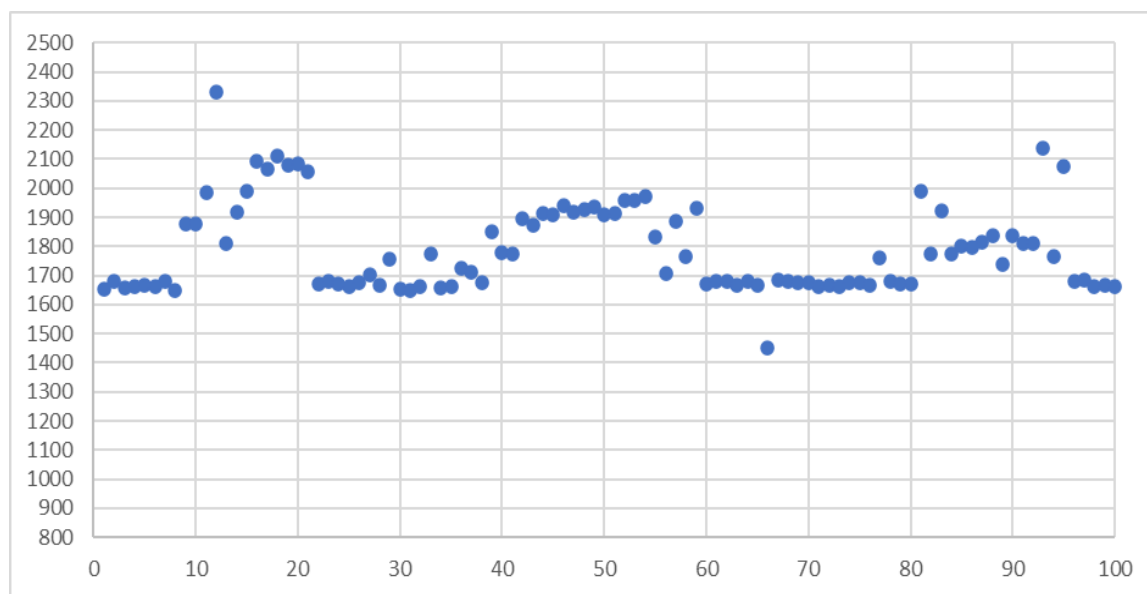


圖 4-29 肉雞重量預測散佈圖(n=100)。

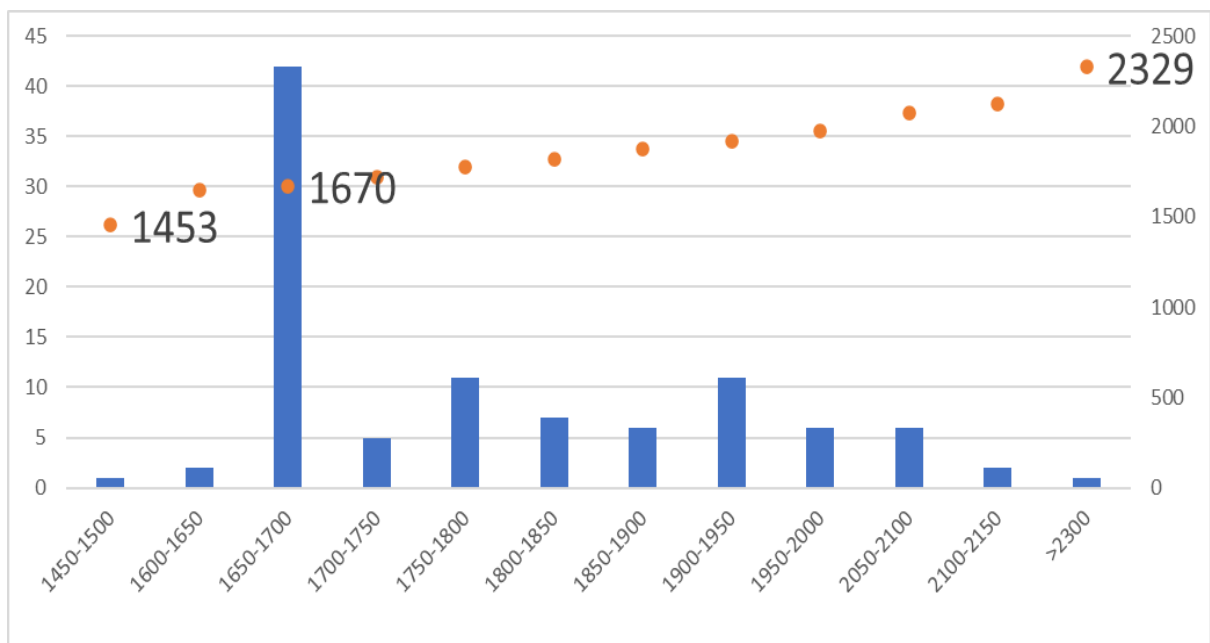


圖 4-30 重量預測直方圖(50g 區間)(n=100)。

4.4.2 預測肉雞重量穩定性實驗討論

由於 100 次的重量預測分布屬於非常態分布，因此挑選重量最輕的 1452g、中間值 1670g、最大 2329g，三個圖來進行分析離群原因(圖 4-31)。

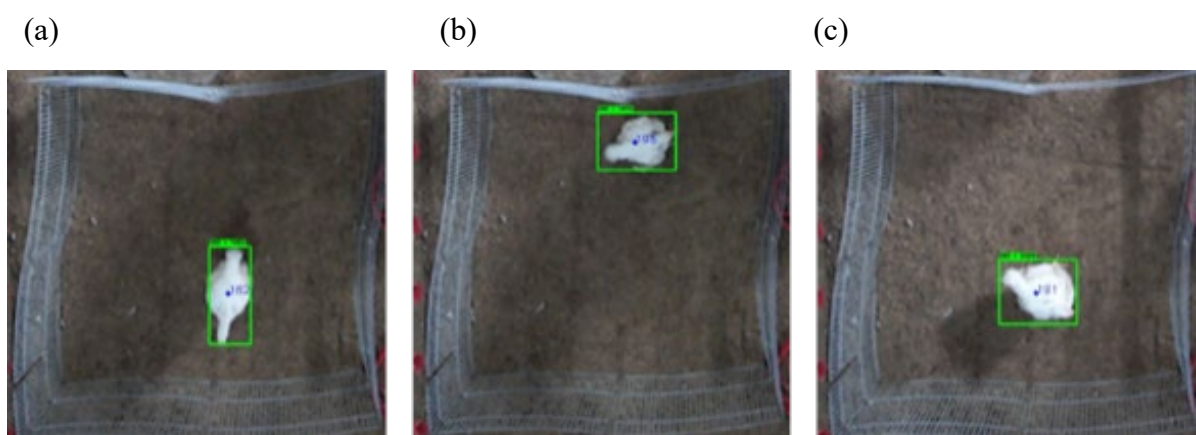


圖 4-31 不同預測重量分析(a)移動 1452g (b)靜止 1670g (c)張羽 2329g。

從圖 4-31 我們發現重量的變化主要來自於雞移動或張羽等暫態行為造成外觀特徵改變。雞在進行移動時會有脖子拉長現象如圖 4-31(a)，使得輪廓變小預測重量變輕，雞張羽時會有輪廓變大的現象如圖 4-31(c)，使得預測重量變重。在實際商用養殖環境，無法阻止肉雞的暫態行為，但可藉由統計分析方法來降低預測重量的變異。

從圖 4-29 與圖 4-30 中可以發現雞在不移動的時候模型具有穩定的預測重量，我們利用四捨五入去個位數後取眾數，同時比較中位數與幾何平均值、算術平均值的相對誤差來選擇最佳的方式。

從表 4-10 整理，採用四捨五入個位數的眾數具有最小的相對誤差 1.81%，眾數法可找出集中峰值的重量，避免受肉雞暫態行為的影響。

表 4-10 預測肉雞重量穩定性實驗討論分析

參考	眾數	中位數	幾何平均	算術平均
1650g				
重量(g)	1680	1738	1784	1790
ERR(%)	1.81%	5.33%	8.12%	8.48%

4.4.3 預測肉雞重量準確性實驗

使用 AI 視覺預測重量系統針對圍欄內同一群 26 隻肉雞每隔 10 秒連續拍攝 10 次進行重量預測準確性實驗結果整理如下：

此 26 隻肉雞使用傳統物理磅秤量，平均的參考重量為 1709g，使用 AI 視覺預測系統連續拍攝 10 次，總隻數 260 隻，AI 辨識隻數為 246 隻，辨識率為 94.6%，平均重量為 1836g，相對誤差 7.43%，10 次試驗的重量預測散佈圖(圖 4-32)重量群組直方圖(圖 4-33)。

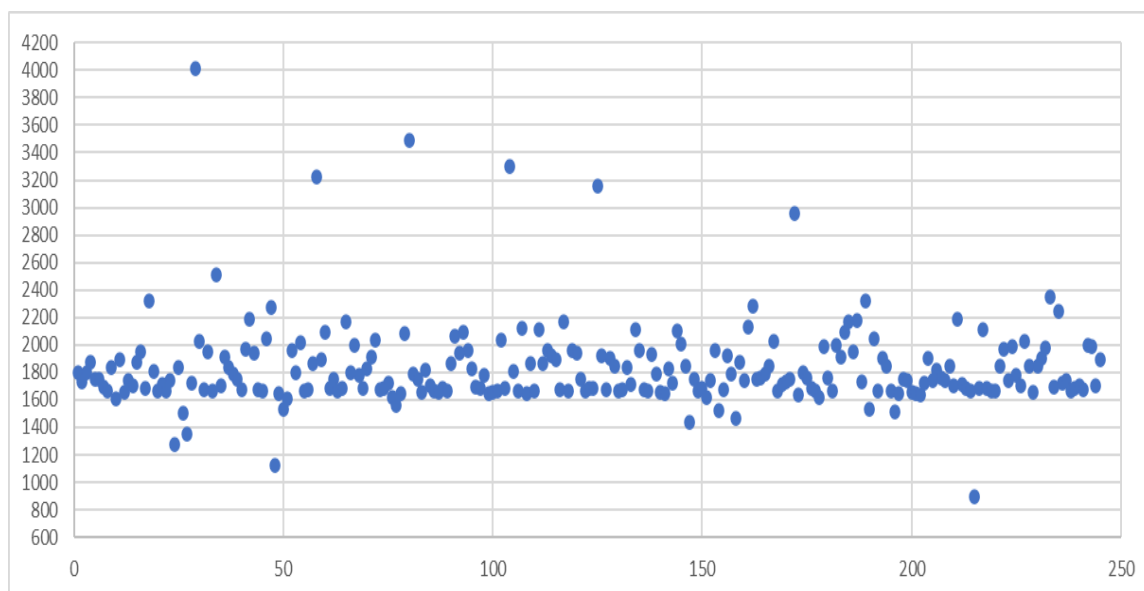


圖 4-32 重量預測散布圖(n=10)，

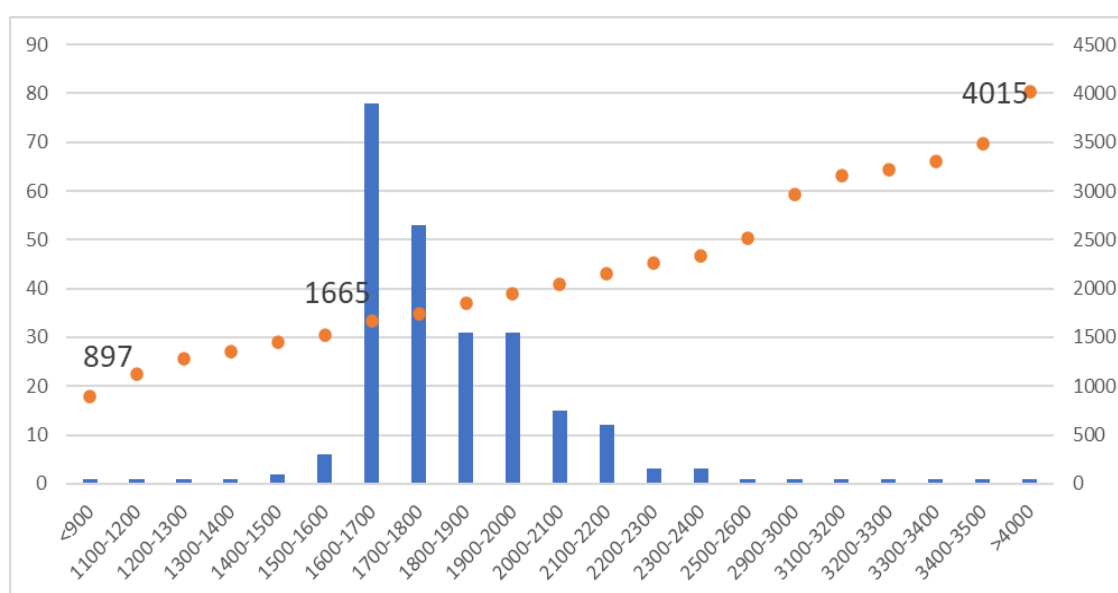


圖 4-33 重量預測直方圖(100g 區間) (n=10)。

圖 4-32 模型預測重量散佈圖顯示存在一個集中的重量均值在 1600~1800g，部分離群重量有 1200g 以下及在 2000g 以上散布，有少數離群到 3000~4000g。

圖 4-33 群組值方圖採 100g 為區間，有一顯著的數量峰值落在 1600~1700g，重量

均值為 1665g。若與參考重量 1709g 相比，誤差 44g，相對誤差 2.57%。10 次試驗中最小值為 897g，最大值為 4015g。

由於 10 次的重量預測分布屬於非常態分布，有集中峰值存在且上下離群狀況，因此挑選重量最輕的 897g(圖 4-34)、最大 4015g(圖 4-35)，來進行分析離群原因。



圖 4-34 最輕重量 897g 分析。

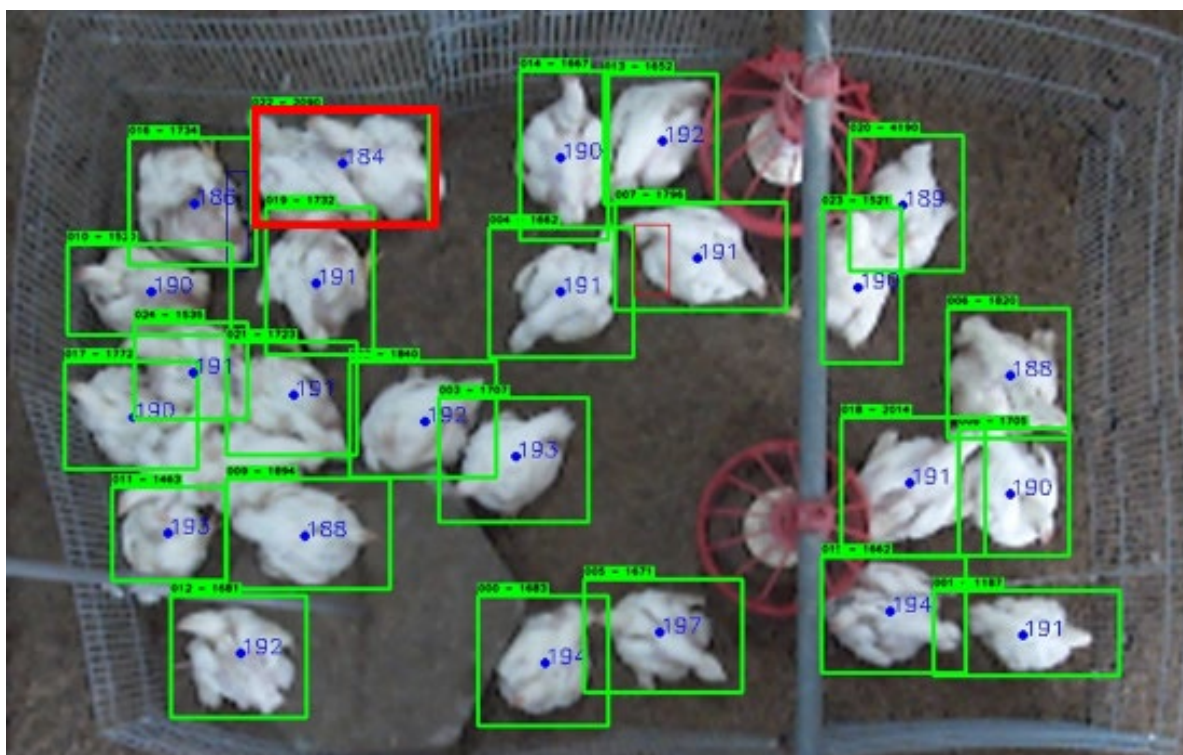


圖 4-35 最重重量 4015g 分析。

圖 4-34 中紅色框處為 897g 肉雞，我們發現物件辨識 AI 在堆擠的雞群中框出被擠壓變小的肉雞導致重量預測偏輕。

圖 4-35 中紅色框處為 4015g 肉雞，我們發現物件辨識 AI 將兩隻雞框成同一隻導致重量預測變重。分析其他離群重量都是因為雞群推擠造成的物件辨識 AI 異常造成。

綜合以上分析，我們發現物件辨識 AI 有其瓶頸，即使訓練時已經排除群聚，但無法完全避免兩隻雞疊合或擠壓變形，由於圖 4-33 的群組分布圖有集中的峰值存在，我們採用統計分析的方法來排除極端離群值後比較相對誤差(表 4-11)。

表 4-11 預測肉雞重量準確性實驗

參考	眾數	中位數	幾何平均	算術平均
1709g				
重量(g)	1670	1750	1814	1836
ERR(%)	2.28%	2.40%	6.14%	7.43%

從表 4-11 整理，採用四捨五入個位數的眾數則具有最小的相對誤差 2.28%，後續採用此方法來排除極端離群。

從兩個實驗的結果，我們發現採用眾數來求平均重量能有效避免肉雞的暫態行為與 AI 物件辨識的錯誤，能求得最佳的預測重量與最低的相對誤差。



第五章 結論



本研究旨在開發一套環控農業視覺監測與機制模型分析系統，結合 UV-A 照射優化策略及其機制模型分析、UV-NDVI 技術和雙目立體視覺技術，用於實時監測農作物和禽畜的生長健康狀況並量化預測最佳光照配方。

UV-A 光逆境對紅萵苣之影響及機制模型：

在本研究的核心主題中，UV-A 光逆境實驗與機制模型被設計為一體的研究框架。透過兩階段篩選至最佳化框架，成功驗證了 UV-A 光照可作為一種有效的光逆境因子，用以調控紅萵苣的品質。首先確認 UV-A 相較於 UV-B 更有利於生長與色素生成，並鑑定出 'Lollo Rosso' 品種具高度響應性。其次在最佳化實驗中，L6D6 處理方案（每日 6 小時、連續 6 天）可在維持鮮重的同時，將每株植物的花青素總量提升 19.9%。

受 UV-A 光逆境實驗所觀察到的複雜非線性現象啟發，本研究開發了一個六狀態 ODE 機制模型，整合了 ROS 動態、逆境損傷-修復過程，以及碳資源在生長與抗氧化防禦之間的競爭（生長分化平衡假說）。模型在涵蓋極端劑量的獨立驗證集上達到高準確度（12 項指標中 11 項誤差 $\leq 10.6\%$ ）。全域最佳化預測，每日 9 小時照射連續 4 天為理論最佳方案，可將花青素總量提高約 38.3%，同時對鮮重影響極小（ -2.4% ）。

UV-NDVI 作物健康監測技術：

本研究首先探討了 NDVI 和 SI-NDVI 的原理，並開發了一種 UV-NDVI 指數。傳統的 NDVI 需要使用多光譜或高光譜相機拍攝紅光波段和近紅外波段的兩張圖像，然後進行精確的疊加計算。SI-NDVI 則使用藍/NIR 濾光片和普通 RGB CMOS 相機計算，但藍/NIR 濾光片需要與切換器配合使用或永久安裝在鏡頭中，使其僅適合於 SI-NDVI 攝影。

本研究開發的 UV-NDVI 不需要特殊的藍/NIR 濾光片，且能夠使用普通的 RGB CMOS 相機進行準確計算。與使用 NIR 反射光來判斷葉片健康狀況的 SI-NDVI 相比，UV-NDVI 使

用UV-A光源激發葉綠素螢光，能更顯著地顯示葉片的健康狀況。此外，我們還開發了一套植物健康監測系統，包括可調光譜的LED和一個能自動拍照並上傳至雲端的物聯網設備。我們種植了萵苣並使其經受水分壓力，以比較SI-NDVI和UV-NDVI指標的差別與優勢。我們成功證明了UV-NDVI的有效性。這種配備LED光源的植物健康監測系統適用於垂直農業。

禽畜體重非接觸式預測系統：

本研究接續此設備開發完成一套 AI 立體視覺預測肉雞重量系統，利用雙目立體視覺演算法與物件辨識 AI 監測現代化肉雞禽舍中雞群的活體重量。物件辨識 AI 與橢圓擬合篩選加上統計分析中的眾數值方法，讓系統能夠適應真實農場環境中光線變化、雞群互相遮蔽、姿態變化等挑戰。經統計學校正後，平均相對誤差僅為 2.28%。

整合與展望：

整體而言，「實驗觀察→機制假說→數學建構→數據驅動校正→模型最佳化」的工作流程提供了一個解決受控環境農業中產量-品質權衡的通用範式。由於植物與動物生長健康監測的設備皆是同一套硬體設計，僅有內部的演算法不同，這讓後續可以嘗試在植物監測中導入立體視覺 AI 監測重量，而動物監測中則導入光譜分析監測動物體溫及動態行為分析的可能性。

第六章 後續建議與研究方向

6.1 系統優化與擴展

本研究所開發的環控農畜牧業視覺監測系統已在植物和畜牧健康監測中展現出高效性和精確性，建議在未來的研究中進一步優化。

(一)實驗驗證機制模型預測最佳方案：六狀態 ODE 機制模型預測的理論最佳方案(每日 9 小時連續 4 天，可提升花青素總量約 38.3%，同時鮮重影響極小 -2.4%) 尚待未來實驗驗證。建議以 'Lollo Rosso' 進行專門驗證實驗，並評估多個批次以量化批次間差異。

(二)多因素交互研究：目前實驗在固定環境條件下進行，未來研究應探討 UV-A 劑量與溫度、CO₂ 濃度、PPFD 等環境因素的交互作用，以提高模型對商業環境的適用性。

(三)向更多品種推廣：目前核心最佳化和建模僅針對 'Lollo Rosso' 品種，未來應向更多品種推廣，並驗證碳資源競爭框架的通用性。

(四)全面品質評估：品質評估應擴展至維他命 C、硝酸鹽、Brix 值等多個品質指標，以及保鮮期等實用農業指標。

(五)雙目立體視覺農作物生長監測：利用雙目立體視覺計算層架內的萵苣生長高度(圖 6-1)，進一步計算體積變化可推估重量與生長速率。

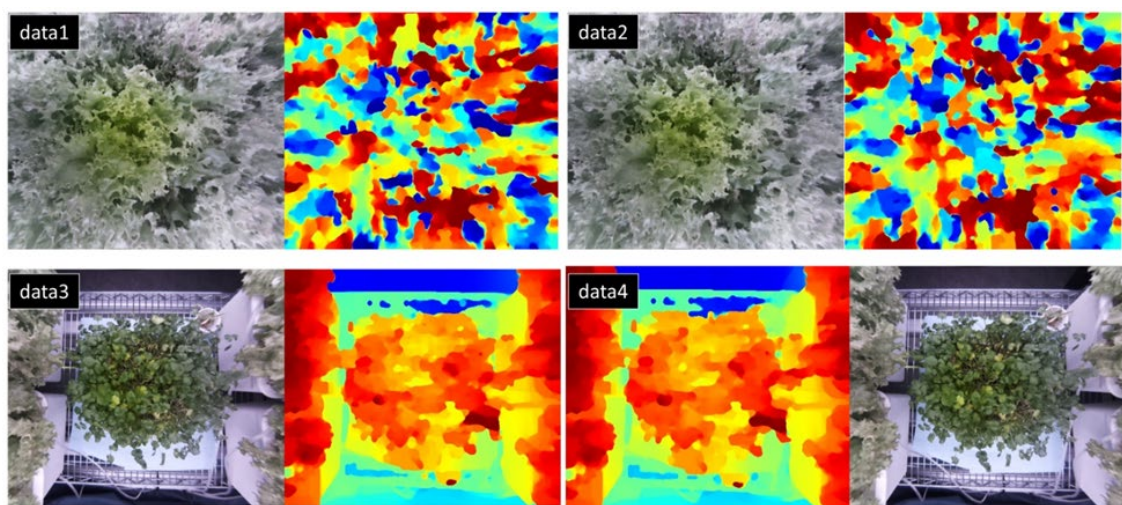


圖6-1 雙目立體視覺應用於葛苴高度

(六)多光譜分析：引入更多的光譜波段的計算數據，以增強對植物健康狀況的敏感性，提升監測精度。例如導入NDWI (Normalized Difference Water Index) 計算葉片含水量分佈。

NDWI 是基於綠波段與近紅外波段的歸一化比值指數。

$$NDWI = \frac{(NIR-G)}{(NIR+G)} \quad (6-1)$$

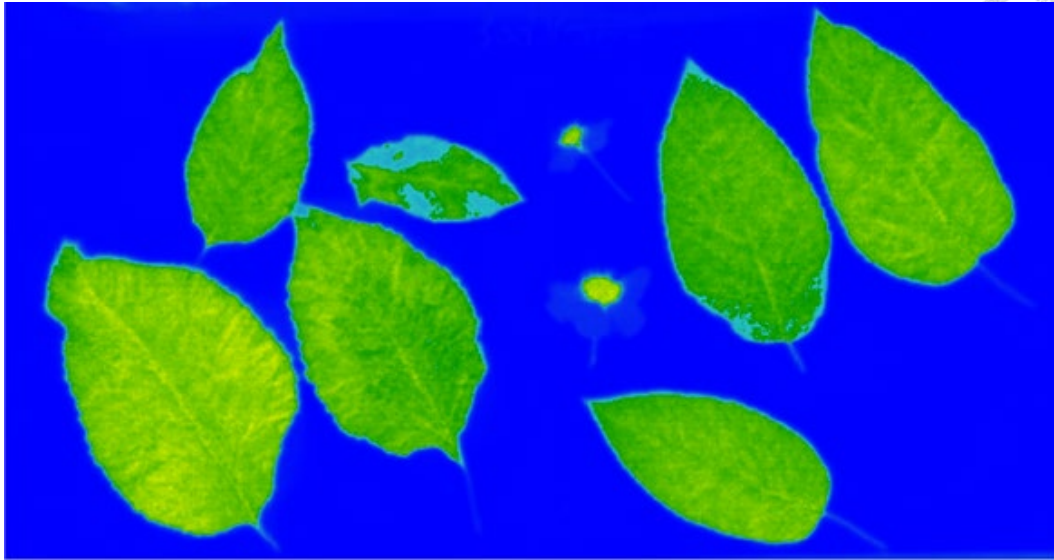
G 為綠色波段；NIR 為近紅外波段的反射值。

關於NDWI分析如圖6-2，我們可以發現圖6-2(b) UV-NDVI與圖6-2(c)NDWI的彩色圖並不相同，本文不做進一步探討，待後續先進研究。

(a)



(b)



(c)

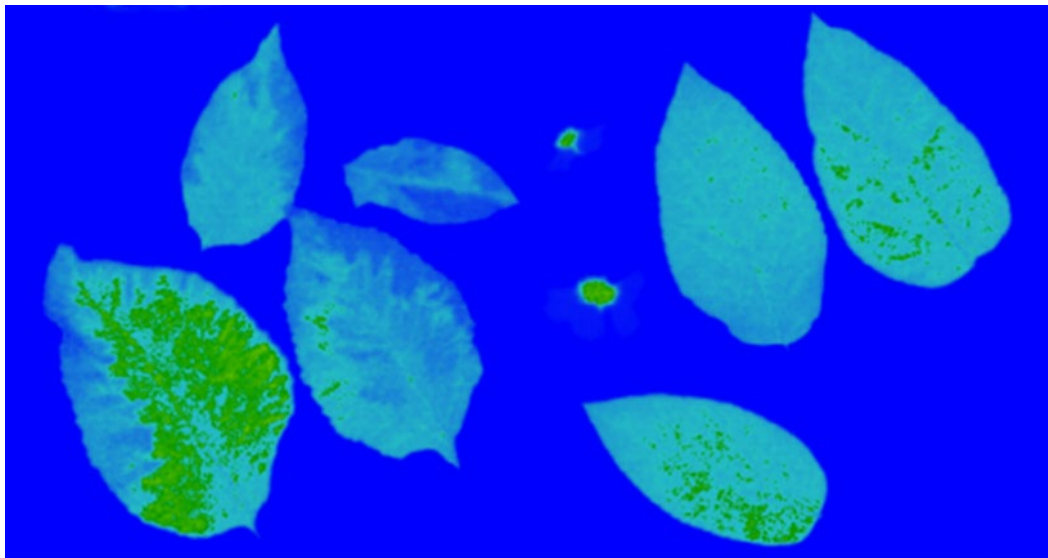


圖6-2 NDVI與NDWI分析 (a)原始RGB圖 (b)UV-NDVI (c)NDWI。

(七)禽畜體溫分析：在禽畜健康監測中，引入熱顯像的體溫分析技術，藉由AI辨識搭配溫度光譜圖來定位禽畜的體溫(圖6-3)，由於禽畜若生病或受傷感染會出現發燒反應，監測體溫的變化可以提早有效的發現異常，後續待先進繼續研究。

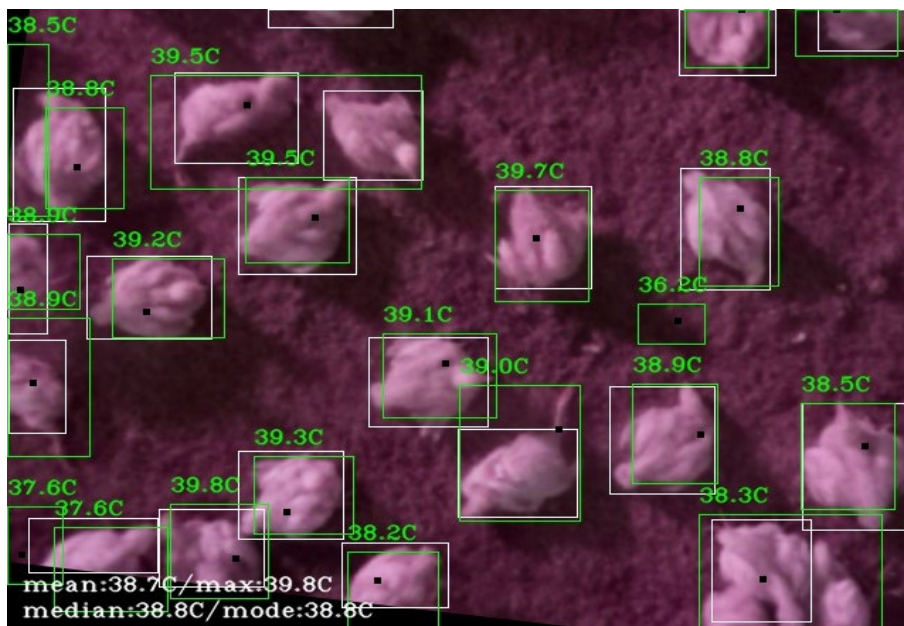


圖6-3 AI物件辨識搭配熱影像體溫分析。

(八)動態行為分析：在禽畜健康監測中，引入動態行為分析技術，監測牲畜的活動模式和行為變化，及時發現異常情況，提升疾病預警和診斷能力。



圖6-4 動物群聚行為分析。

6.2 技術融合與創新



(一) 分子驗證：興奮效應 (hormesis) 現象的解釋目前基於機制模型和生理推理，未來應通過酶活性測定 (如 PAL、CHS 等酚丙烷類合成相關酶) 和基因表達分析進行分子層面的驗證。

(二) 人工智能與大數據分析：引入更先進的人工智能和大數據分析技術，對收集的多源數據進行深度挖掘，發現潛在的規律和趨勢，提升系統的決策支持能力。

(三) 機器人技術：結合機器人技術，開發自動化的農業和畜牧業管理設備，如自動噴灌、施肥和飼餵系統，實現全自動化的生產管理。

(四) UV-A 配方動態優化系統：基於六狀態 ODE 機制模型，開發可根據植物實時生長狀態 (LAI、葉齡、當前逆境積累量等) 動態調整 UV-A 照射配方的智能控制系統，透過將模型狀態變量與 UV-NDVI 即時監測數據相結合，可形成閉迴路的生長-品質協同控制策略。

(五) ODE 模型跨品種與跨環境推廣：目前六狀態 ODE 機制模型僅針對 'Lollo Rosso' 品種在特定環境條件下進行校正。未來應在不同品種 (含綠葉萵苣及其他葉菜類)、不同 PPFD 水平、溫度範圍下重新進行參數識別，驗證碳資源競爭框架的通用性，並建立品種特異性參數資料庫。

總之，本研究所開發的環控農業視覺監測系統在實際應用中展現出了巨大的潛力和價值。未來的研究應在現有基礎上，通過技術優化與擴展和技術融合，進一步提升系統的智能化和自動化水平，為現代農業和畜牧業提供更加高效、精準和創新的解決方案。。

參考文獻



1. Agati, G., Stefano, G., Biricolti, S., and Tattini, M. (2009). Mesophyll distribution of 'antioxidant' flavonoid glycosides in *Ligustrum vulgare* leaves under contrasting sunlight irradiance. *Ann. Bot.* 104, 853–861. DOI: 10.1093/aob/mcp177
2. Amraei, S., Abdanan Mehdizadeh, S., and Salari, S. (2017a). Broiler weight estimation based on machine vision and artificial neural network. *Br. Poult. Sci.* 58, 200–205. DOI: 10.1080/00071668.2016.1259530
3. Amraei, S., Mehdizadeh, S.A., and Sallary, S. (2017b). Application of computer vision and support vector regression for weight prediction of live broiler chicken. *Eng. Agric. Environ. Food* 10, 266–271. DOI: 10.1016/j.eaef.2017.04.003
4. Beisel, N.S., Callaham, J.B., Sng, N.J., Taylor, D.J., Paul, A.-L., and Ferl, R.J. (2018). Utilization of single-image normalized difference vegetation index (SI-NDVI) for early plant stress detection. *Appl. Plant Sci.* 6, e1186. DOI: 10.1002/aps3.1186
5. Bicans, J., Kviesis, K., and Avotins, A. (2019). IoT camera-based approach to capture and process SI-NDVI sensor data for industrial tomato greenhouse. In *Proc. IEEE 7th Workshop AIEEE*. DOI: 10.1109/AIEEE48629.2019.8977127
6. Brosché, M. and Strid, Å. (2003). Molecular events following perception of ultraviolet-B radiation by plants. *Physiol. Plant.* 117, 1–10. DOI: 10.1034/j.1399-3054.2003.1170101.x
7. Brown, D.C. (1971). Close-range camera calibration. *Photogramm. Eng.* 37, 855–866.
8. Budkowska, M. et al. (2022). The influence of circadian rhythm on the activity of oxidative stress enzymes. *Int. J. Mol. Sci.* 23, 14275. DOI: 10.3390/ijms232214275

9.Calero, D. et al. (2018). NDVI point cloud generator tool using low-cost RGB-D sensor. In Proc. IEEE/RSJ IROS. DOI: 10.1109/IROS.2018.8594175

10.Castillejo, N., Martínez-Zamora, L., and Artés-Hernández, F. (2021). Periodical UV-B radiation hormesis in biosynthesis of kale sprouts nutraceuticals. *Plant Physiol. Biochem.* 165, 274–285. DOI: 10.1016/j.plaphy.2021.05.022

11.Cervantes-Martinez, J., Flores-Hernandez, R., Rodriguez-Garay, B., and Santacruz-Ruvalcaba, F. (2002). Detection of bacterial infection of agave plants by laser-induced fluorescence. *Appl. Opt.* 41, 2541–2545. DOI: 10.1364/AO.41.002541

12.Chaerle, L. and Van Der Straeten, D. (2000). Imaging techniques and the early detection of plant stress. *Trends Plant Sci.* 5, 495–501. DOI: 10.1016/S1360-1385(00)01781-7

13.Chappelle, E.W., Wood, F.M., McMurtrey, J.E., and Newcomb, W.W. (1984). Laser-induced fluorescence of green plants. 1: A technique for remote detection. *Appl. Opt.* 23, 134–138. DOI: 10.1364/AO.23.000134

14.Chappelle, E.W., Wood, F.M., Newcomb, W.W., and McMurtrey, J.E. (1985). Laser-induced fluorescence of green plants. 3: LIF spectral signatures of five major plant types. *Appl. Opt.* 24, 74–80. DOI: 10.1364/AO.24.000074

15.Chaves, I. et al. (2011). The cryptochromes: Blue light photoreceptors in plants and animals. *Annu. Rev. Plant Biol.* 62, 335–364. DOI: 10.1146/annurev-arplant-042110-103759

16.Chen, Y. et al. (2019). UVA radiation is beneficial for yield and quality of indoor cultivated lettuce. *Front. Plant Sci.* 10, 1563. DOI: 10.3389/fpls.2019.01563

17.Conroy, J.P., Smillie, R.M., Kupperts, M., Bevege, D.I., and Barlow, E.W. (1986). Chlorophyll a fluorescence and photosynthetic and growth responses of *Pinus radiata*. *Plant*

Physiol. 81, 423–429. DOI: 10.1104/pp.81.2.423

18.Corp, L.A., McMurtrey, J.E., Chappelle, E.W., Daughtry, C.S.T., and Kim, M.S. (1996). UV band fluorescence (induced by laser) and its potential use in remote sensing of vegetation. In Proc. IEEE IGARSS '96, pp. 1942–1944. DOI: 10.1109/IGARSS.1996.517863

19.Corp, L.A. et al. (2000). Fluorescence sensing for nitrogen assessment in field corn. In Proc. IEEE IGARSS. DOI: 10.1109/IGARSS.2000.860516

20.Costa, E.S., Bressan-Smith, R., Oliveira, J.G., and Campostrini, E. (2003). Chlorophyll a fluorescence analysis in response to excitation irradiance in bean plants. *Photosynthetica* 41, 77–82. DOI: 10.1023/A:1025860429593

21.Czégény, G., Máta, A., and Hideg, É. (2016). UV-B effects on leaves — oxidative stress and acclimation in controlled environments. *Plant Sci.* 248, 57–63. DOI: 10.1016/j.plantsci.2016.04.013

22.De Wet, L. et al. (2003). Computer-assisted image analysis to quantify daily growth rates of broiler chickens. *Br. Poult. Sci.* 44, 524–532. DOI: 10.1080/00071660310001616192

23.Flexas, J., Briantais, J.-M., Cerovic, Z., Medrano, H., and Moya, I. (2000). Steady-state and maximum chlorophyll fluorescence responses to water stress in grapevine leaves. *Remote Sens. Environ.* 73, 283–297. DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00104-8

24.Garcia-Macias, P. et al. (2007). Changes in the flavonoid and phenolic acid contents and antioxidant activity of red leaf lettuce (Lollo Rosso). *J. Agric. Food Chem.* 55, 10168–10172. DOI: 10.1021/jf071570m

25.Geiger, A., Lenz, P., and Urtasun, R. (2012). Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite. In Proc. IEEE CVPR, pp. 3354–3361. DOI:

10.1109/CVPR.2012.6248074

26.Gershenzon, J. (1994). Metabolic costs of terpenoid accumulation in higher plants. *J. Chem. Ecol.* 20, 1281–1328. DOI: 10.1007/BF02059810

27.Hadacek, F., Bachmann, G., Engelmeier, D., and Chobot, V. (2010). Hormesis and a chemical raison d'être for secondary plant metabolites. *Dose-Response* 9, 79–116. DOI: 10.2203/dose-response.09-028.Hadacek

28.Herms, D.A. and Mattson, W.J. (1992). The dilemma of plants: To grow or defend. *Q. Rev. Biol.* 67, 283–335. DOI: 10.1086/417659

29.Hill, A.V. (1910). The possible effects of the aggregation of the molecules of haemoglobin on its dissociation curves. *J. Physiol.* 40, 4–7. DOI: 10.1113/jphysiol.1910.sp001386

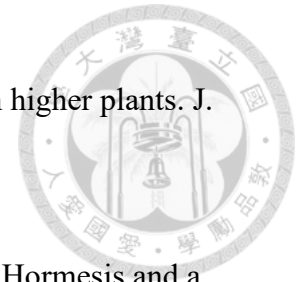
30.Hirschmüller, H. (2008). Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 30, 328–341. DOI: 10.1109/TPAMI.2007.1166

31.Huot, B., Yao, J., Montgomery, B.L., and He, S.Y. (2014). Growth–defense tradeoffs in plants: A balancing act to optimize fitness. *Mol. Plant* 7, 1267–1287. DOI: 10.1093/mp/ssu049

32.Hung, K. et al. (2008). Absciscic acid-induced hydrogen-peroxide is required for anthocyanin accumulation in leaves of rice seedlings. *J. Plant Physiol.* 165, 1280–1287. DOI: 10.1016/j.jplph.2007.10.008

33.Jenkins, G.I. (2009). Signal transduction in responses to UV-B radiation. *Annu. Rev. Plant Biol.* 60, 407–431. DOI: 10.1146/annurev.arplant.59.032607.092953

34.Knipling, E.B. (1970). Physical and physiological basis for the reflectance of visible and



near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sens. Environ.* 1, 155–159. DOI: 10.1016/S0034-4257(70)80021-9

35.Krizek, D.T. et al. (1998). Inhibitory effects of ambient levels of solar UV-A and UV-B radiation on growth of cv. New Red Fire lettuce. *Physiol. Plant.* 103, 1–7. DOI: 10.1034/j.1399-3054.1998.1030101.x

36.Lai, A.G. et al. (2012). CIRCADIAN CLOCK-ASSOCIATED 1 regulates ROS homeostasis and oxidative stress responses. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 109, 17129–17134. DOI: 10.1073/pnas.1209148109

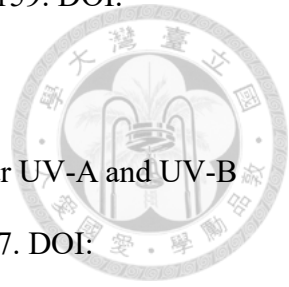
37.Lang, M., Lichtenthaler, H.K., Sowinska, M., Heisel, F., and Miehe, J.A. (1996). Fluorescence imaging of water and temperature stress in plant leaves. *J. Plant Physiol.* 148, 613–621. DOI: 10.1016/S0176-1617(96)80082-4

38.Lee, J.H. et al. (2009). Effects of dietary supplementation with red-pigmented leafy lettuce on lipid profiles and antioxidant status in C57BL/6J mice. *Br. J. Nutr.* 101, 1246–1254. DOI: 10.1017/S0007114508073650

39.Lee, M. et al. (2022). Effects of supplemental UV-A LEDs on the nutritional quality of lettuce. *Horticulturae* 8, 680. DOI: 10.3390/horticulturae8080680

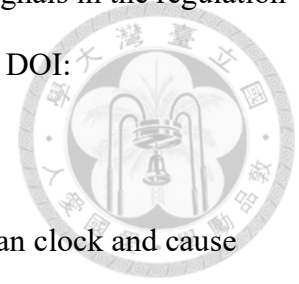
40.Li, Q. and Kubota, C. (2009). Effects of supplemental light quality on growth and phytochemicals of baby leaf lettuce. *Environ. Exp. Bot.* 67, 59–64. DOI: 10.1016/j.envexpbot.2009.06.011

41.Lichtenthaler, H.K., Lang, M., Sowinska, M., Heisel, F., and Miehe, J.A. (1996). Detection of vegetation stress via a new high resolution fluorescence imaging system. *J. Plant Physiol.* 148, 599–612. DOI: 10.1016/S0176-1617(96)80081-2



- 42.Lichtenthaler, H.K. (1987). Chlorophylls and carotenoids: Pigments of photosynthetic biomembranes. *Methods Enzymol.* 148, 350–382. DOI: 10.1016/0076-6879(87)48036-1
- 43.Lichtenthaler, H.K. and Babani, F. (2000). Detection of photosynthetic activity and water stress by imaging the red chlorophyll fluorescence. *Plant Physiol. Biochem.* 38, 889–895. DOI: 10.1016/S0981-9428(00)01199-2
- 44.Lichtenthaler, H.K. and Miehe, J.A. (1997). Fluorescence imaging as a diagnostic tool for plant stress. *Trends Plant Sci.* 2, 316–320. DOI: 10.1016/S1360-1385(97)89954-2
- 45.Lichtenthaler, H.K., Ac, A., Marek, M.V., Kalina, J., and Urban, O. (2007). Differences in pigment composition, photosynthetic rates and chlorophyll fluorescence images of sun and shade leaves. *Plant Physiol. Biochem.* 45, 577–588. DOI: 10.1016/j.plaphy.2007.04.006
- 46.Lycoskoufis, I. et al. (2022). Ultraviolet radiation management in greenhouse to improve red lettuce quality and yield. *Agriculture* 12, 1620. DOI: 10.3390/agriculture12101620
- 47.Mathiassen, J.R., Misimi, E., Toldnes, B., Bondo, M., and Ostvik, S.O. (2011). High-speed weight estimation of whole herring using 3D machine vision. *J. Food Sci.* 76, E458–E464. DOI: 10.1111/j.1750-3841.2011.02226.x
- 48.Mollah, M.B.R. et al. (2010). Digital image analysis to estimate the live weight of broiler. *Comput. Electron. Agric.* 72, 48–52. DOI: 10.1016/j.compag.2010.02.002
- 49.Monson, R.K. et al. (2022). Coordinated resource allocation to plant growth-defense tradeoffs. *New Phytol.* 233, 1051–1066. DOI: 10.1111/nph.17773
- 50.Mortensen, A.K., Lisouski, P., and Ahrendt, P. (2016). Weight prediction of broiler chickens using 3D computer vision. *Comput. Electron. Agric.* 123, 319–326. DOI: 10.1016/j.compag.2016.03.011

51.Nguyen, N.H. (2020). HY5, an integrator of light and temperature signals in the regulation of anthocyanins biosynthesis in Arabidopsis. AIMS Mol. Sci. 7, 70–81. DOI: 10.3934/molsci.2020005



52.Nitschke, S. et al. (2016). Circadian stress regimes affect the circadian clock and cause jasmonic acid-dependent cell death in cytokinin-deficient Arabidopsis plants. Plant Cell 28, 1616–1639. DOI: 10.1105/tpc.16.00016

53.Norikane, J.H. and Kurata, K. (2001). Water stress detection by monitoring fluorescence of plants under ambient light. Trans. ASAE 44, 1915–1922. DOI: 10.13031/2013.6989

54.Oh, M.-M., Carey, E.E., and Rajashekar, C.B. (2010). Regulated water deficits improve phytochemical concentration in lettuce. J. Am. Soc. Hortic. Sci. 135, 223–229. DOI: 10.21273/JASHS.135.3.223

55.Okinda, C. et al. (2019). A machine vision system for early detection and prediction of sick birds: A broiler chicken model. Biosyst. Eng. 188, 229–242. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2019.09.015

56.Paik, I. and Huq, E. (2019). Plant photoreceptors: Multifunctional sensory proteins and their signaling networks. Semin. Cell Dev. Biol. 92, 114–121. DOI: 10.1016/j.semcdb.2019.03.007

57.Reifenrath, K. and Müller, C. (2007). Species-specific and leaf-age dependent effects of ultraviolet radiation on two Brassicaceae. Phytochemistry 68, 875–885. DOI: 10.1016/j.phytochem.2006.12.008

58.Rouse, J.W. et al. (1973). Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA-CR-132982.

59. Samuoliene, G. et al. (2020). The photosynthetic performance of red leaf lettuce under UV-A irradiation. *Agronomy* 10, 761. DOI: 10.3390/agronomy10060761
60. Sandmann, M., Grosch, R., and Graefe, J. (2018). The use of features from fluorescence, thermography, and NDVI imaging to detect biotic stress in lettuce. *Plant Dis.* 102, 1101–1107. DOI: 10.1094/PDIS-10-17-1536-RE
61. Stamp, N. (2003). Out of the quagmire of plant defense hypotheses. *Q. Rev. Biol.* 78, 23–55. DOI: 10.1086/367580
62. Stamford, J.D. et al. (2023). Development of an accurate low cost NDVI imaging system for assessing plant health. *Plant Methods* 19, 9. DOI: 10.1186/s13007-023-00981-8
63. Stapleton, A.E. (1992). Ultraviolet radiation and plants: Burning questions. *Plant Cell* 4, 1353–1358. DOI: 10.1105/tpc.4.11.1353
64. Subhash, N. and Mohanan, C.N. (1997). Curve-fit analysis of chlorophyll fluorescence spectra: Application to nutrient stress detection in sunflower. *Remote Sens. Environ.* 60, 347–356. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00217-9
65. Subhash, N., Wenzel, O., and Lichtenthaler, H.K. (1999). Changes in blue-green and chlorophyll fluorescence emission and fluorescence ratios during senescence of tobacco plants. *Remote Sens. Environ.* 69, 215–223. DOI: 10.1016/S0034-4257(99)00029-2
66. Sun, W. et al. (2025). A lettuce growth model responding to a broad range of greenhouse climates. *Biosyst. Eng.* 250, 285–305. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2025.01.008
67. Takayama, K. and Nishina, H. (2009). Chlorophyll fluorescence imaging for plant health monitoring. *Environ. Control Biol.* 47, 101–109. DOI: 10.2525/ecb.47.101
68. Tevini, M. and Teramura, A.H. (1989). UV-B effects on terrestrial plants. *Photochem.*

Photobiol. 50, 479–487. DOI: 10.1111/j.1751-1097.1989.tb05552.x

69.Tjorve, K.M.C. and Tjorve, E. (2017). The use of Gompertz models in growth analyses.

PLoS ONE 12, e0178691. DOI: 10.1371/journal.pone.0178691

70.Tsai, R.Y. (1987). A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology. IEEE J. Robot. Autom. 3, 323–344. DOI: 10.1109/JRA.1987.1087109

71.Tsormpatsidis, E. et al. (2010). The influence of ultraviolet radiation on growth, photosynthesis and phenolic levels of green and red lettuce. Ann. Appl. Biol. 156, 357–366. DOI: 10.1111/j.1744-7348.2010.00393.x

72.Tucker, C.J. and Choudhury, B.J. (1987). Satellite remote sensing of drought conditions. Remote Sens. Environ. 23, 243–251. DOI: 10.1016/0034-4257(87)90040-X

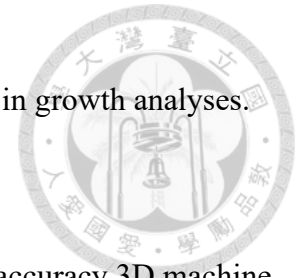
73.Valle, B., Simonneau, T., Boulord, R., Cuber, F., Gerber, S., Granier, C., and Luquet, D. (2017). PYM: A new, affordable, image-based method using a Raspberry Pi to phenotype plant leaf area in a wide diversity of environments. Plant Methods 13, 98. DOI: 10.1186/s13007-017-0248-5

74.van Henten, E.J. (1994). Validation of a dynamic lettuce growth model for greenhouse climate control. Agric. Syst. 45, 55–72. DOI: 10.1016/0308-521X(94)90280-1

75.Verdaguer, D., Jansen, M.A.K., Llorens, L., Morales, L.O., and Neugart, S. (2017). UV-A radiation effects on higher plants: Exploring the known unknown. Plant Sci. 255, 72–81. DOI: 10.1016/j.plantsci.2016.11.014

76.Vogt, T. (2010). Phenylpropanoid biosynthesis. Mol. Plant 3, 2–20. DOI: 10.1093/mp/ssp106

77.Wang, Y., Yang, W., Winter, P., and Walker, L. (2008). Walk-through weighing of pigs



using machine vision and an artificial neural network. *Biosyst. Eng.* 100, 117–125. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2007.08.008

78. Weiland, M. et al. (2023). A comparison of consistent UV treatment versus inconsistent UV treatment in horticultural production of lettuce. *Photochem. Photobiol. Sci.* 22, 1611–1624. DOI: 10.1007/s43630-023-00402-8

79. Wongsriworaphon, A., Arnonkijpanich, B., and Pathumnakul, S. (2015). An approach based on digital image analysis to estimate the live weights of pigs in farm environments. *Comput. Electron. Agric.* 115, 26–33. DOI: 10.1016/j.compag.2015.05.004

80. Xiao, Y. et al. (2022). HY5: A pivotal regulator of light-dependent development in higher plants. *Front. Plant Sci.* 12, 800989. DOI: 10.3389/fpls.2021.800989

81. Yengoh, G.T. et al. (2014). The use of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to assess land degradation at multiple scales. *AMBIO* 44, 1–17. DOI: 10.1007/s13280-013-0428-0

82. Zhang, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 22, 1330–1334. DOI: 10.1109/34.888718

83. 張明毅、歐哲宇、鍾興穎、鄔家琪、方煒。2010。調控綠光比例對萵苣生長之影響。生物機電與農機科技論文發表會論文集，pp. 393 – 397。

84. 曾家澤。2008。蘿蔔嬰、綠花椰菜芽及油菜芽甲醇萃取物之抗氧化活性研究。國立宜蘭大學食品科學系碩士論文。

85. 鍾興穎、張明毅、鄔家琪、方煒。2010。不同光質與綠化時間對蘿蔔嬰抗氧化力影響。生物機電與農機科技論文發表會論文集，pp. 409 – 414。



附錄：補充材料（機制模型參數與實現細節）

本附錄包含六狀態 ODE 機制模型的完整參數列表、方程推導細節，以及 Python 程式實現說明。



程式碼已公開發布於 GitHub：<https://github.com/GrayWei444/uva-simulation>

補充材料包含以下主要部分：

表 S1 – S11：完整參數表，包含各狀態方程的具體參數值及其生理意義說明。

公式 S1：CCpenalty（碳資源競爭懲罰）的完整推導過程。

Notation Convention

Symbol	Meaning
Lowercase k	Rate constants or coefficients
Uppercase K	Half-saturation constants (Michaelis-Menten)
α, β (Greek)	Scaling factors
Code variable (e.g. uva_lai_boost)	Corresponds to math symbol (e.g. α_{LAI}) in Equation 5

Table S1 Complete Parameter Set (65 Parameters)

UV-A extension layer parameters grouped by functional category. Additional 4 environment parameters (PPFD, I_{base} , I_{UVA} , plant_density) are specified in Table S8.

Notation: Lowercase k = rate constants; Uppercase K = half-saturation constants; Greek α, β = scaling factors.

Cat.	Parameter	Description	Value	Unit
A	c_alpha	Photosynthetic efficiency scaling factor	0.54	—
B	uva_sla_enhancement (α_{SLA})	Maximum UV-A enhancement on SLA	5.0	—
B	K_uva_sla (K_{SLA})	Half-saturation UV-A intensity for	7.5	W m ⁻²

Cat.	Parameter	Description	Value	Unit
		SLA enhancement		
B	uva_lai_boost (α_{LAI})	Maximum UV-A boost on LAI growth	1.70	—
B	K_uva_lai (K_{LAI})	Half-saturation UV-A intensity for LAI boost	7.5	W m ⁻²
C	k_ros_production	ROS production coefficient	0.010	ROS (W m ⁻² s) ⁻¹
C	k_ros_clearance	ROS clearance coefficient	5×10 ⁻⁴	s ⁻¹
D	stress_damage_coeff	Baseline damage coefficient	1.6×10 ⁻⁷	Stress (ROS s) ⁻¹
D	A_vulnerability	Amplitude of LAI-dependent vulnerability	8.5×10 ⁷	—
D	k_vulnerability	Decay of vulnerability with LAI	2.0	—
D	gompertz_max_factor	Maximum damage amplification (upper bound)	250.0	—
D	gompertz_threshold	Gompertz inflection (collapse time)	10.5	h
D	gompertz_steepness	Gompertz steepness	0.5	h ⁻¹
D	alpha_aox_protection	Maximum AOX protection efficiency	0.5	—
D	K_aox_protection	Half-saturation for AOX protection	2.78×10 ⁻⁵	kg m ⁻²
D	k_circadian	Circadian damage coefficient (night irradiation)	3.0×10 ⁻⁶	—
D	n_circadian	Exponent for circadian damage	2.0	—
D	k_nonlinear_stress	Nonlinear stress coefficient	5.0×10 ⁻⁶	—
E	k_stress_decay	Stress decay rate (half-life ~9 h)	2.14×10 ⁻⁵	s ⁻¹
F	stress_photosynthesis_inhibition	Maximum photosynthesis inhibition by stress	0.85	—
F	stress_lai_inhibition	Maximum LAI-growth inhibition by stress	0.80	—
F	K_stress	Half-saturation stress level for growth inhibition	50.0	—

Cat.	Parameter	Description	Value	Unit
G	base_aox_rate_light	Baseline AOX synthesis rate (light)	3.53×10^{-9}	$\text{kg (m}^2 \text{ LAI s)}^{-1}$
G	base_aox_rate_dark	Baseline AOX synthesis rate (dark)	1.77×10^{-9}	$\text{kg (m}^2 \text{ LAI s)}^{-1}$
G	V_max_aox	Maximum stress-induced AOX synthesis rate	1.45×10^{-8}	$\text{kg (m}^2 \text{ LAI s)}^{-1}$
G	K_stress_aox	Half-saturation for stress-induced synthesis	100.0	—
G	k_aox_deg	AOX degradation rate	3.02×10^{-6}	s^{-1}
G	k_aox_consumption	AOX consumption coefficient (ROS scavenging)	1.8×10^{-7}	s^{-1}
G	k_uv_aox	UV-induced AOX synthesis coefficient	7.78×10^{-11}	$\text{kg m}^{-2} \text{ s}^{-1}$
G	K_uv_hours	Half-saturation for UV hours effect	30.0	h
H	water_aox_threshold	LDMC threshold triggering water inhibition (DW/FW)	0.055	—
H	water_aox_K	Half-saturation for water inhibition	0.020	—
H	water_aox_max_inhib	Maximum water inhibition on synthesis	0.50	—
H	water_n	Hill coefficient for water inhibition	2.0	—
I	K_stress_inhib	Half-saturation for stress inhibition on synthesis	150.0	—
I	n_stress_inhib	Hill exponent for stress inhibition	2.0	—
I	max_stress_inhib	Maximum stress inhibition on synthesis	0.80	—
J	K_nonlin_aox	Half-effect constant for nonlinear efficiency	800.0	—
J	n_nonlin_aox	Hill exponent for nonlinear efficiency	1.5	—
K	K_adapt_days	Half-saturation days for adaptation effect	4.0	days
L	dw_fw_ratio_base	Baseline DW/FW ratio (healthy plants)	0.05	—

Cat.	Parameter	Description	Value	Unit
L	ldmc_stress_sensitivity	Stress sensitivity of LDMC	0.45	—
L	K_ldmc	Half-saturation for LDMC effect	1400.0	—
L	dw_fw_ratio_max	Maximum DW/FW ratio (severe stress)	0.080	—
L	acute_center	Softplus center for acute LDMC	50.0	—
L	acute_scale	Softplus scale for acute LDMC	10.0	—
L	acute_k	Acute LDMC coefficient	9.0	—
L	acute_K	Acute LDMC half-saturation	120.0	—
L	acute_n	Acute LDMC Hill coefficient	2.0	—
M	LAI_healthy	Reference LAI for healthy plant	9.0	m ² m ⁻²
M	n_LAI_eff	Hill coefficient for LAI efficiency	2.0	—
M	night_stress_efficiency	Night irradiation stress efficiency	0.4	—
N	K_ros_consumption	ROS half-saturation for AOX consumption	500.0	—
N	n_ros_consumption	Hill coefficient for ROS consumption	2.0	—
N	cons_amp_center	Softplus center for consumption amplification	200.0	—
N	cons_amp_scale	Softplus scale for consumption amplification	15.0	—
N	cons_amp_k	Amplification coefficient	12.0	—
N	cons_amp_K	Amplification half-saturation	20.0	—
O	aox_carbon_cost	Carbon cost per AOX synthesized	1.0	kg C / kg AOX
O	carbon_competition_K	Half-saturation for AOX carbon effect	1×10 ⁻⁸	kg m ⁻² s ⁻¹
O	stress_competition_K	Half-saturation for stress competition	21.0	—
O	stress_competition_max	Maximum stress-based competition	0.225	—
O	carbon_competition_max	Maximum AOX-based competition	0.30	—
O	max_cbuf_consumption	Max fraction of C_buf consumed per timestep τ ($\tau=300s$)	0.10	—

Cat.	Parameter	Description	Value	Unit
P	anthocyanin_fraction	Fraction of AOX that is anthocyanin	0.18	—

Table S2 Initial Conditions & Output Conversion

Simulation spans 14–35 DAS. FW_init = 10 g plant⁻¹, LDMC_base = 0.05 (DW/FW).

Initial Conditions

State Variable	Formula	Value
X_d(0)	$FW_init \times LDMC_base \times plant_density / 1000 = 10 \times 0.05 \times 36 / 1000$	0.018 kg m ⁻²
C_buf(0)	$0.1 \times X_d(0)$	0.0018 kg m ⁻²
LAI(0)	$X_d(0) \times SLA_transplant = 0.018 \times 111$	≈ 2.0 m ² m ⁻²
AOX(0)	—	1.0×10 ⁻⁵ kg m ⁻² (~5 ppm anthocyanin)
Stress(0)	—	0
ROS(0)	—	0

Note: SLA_transplant = 111 m² kg⁻¹ (≈2.3× SLA_ref); reflects thinner, more expanded leaves of young seedlings under controlled-environment conditions. Consistent with reported ontogenetic SLA decline in lettuce.

Output Conversion

Output	Formula
FW (g plant ⁻¹)	$[X_d^* / (plant_density \times LDMC)] \times 1000$
Anth_ppm (mg kg ⁻¹)	$(AOX^* \times 0.18 / FW_total) \times 10^6$ where $FW_total = FW \times plant_density / 1000$ (kg m ⁻²)

Table S3 Carbon Competition Mechanism

Implements the Growth-Differentiation Balance Hypothesis (Herms & Mattson, 1992).

Equation S1 — Carbon Competition Penalty

$$stress_carbon_effect = 0.225 \times Stress / (21 + Stress)$$

$$aox_carbon_effect = stress_aox_carbon_demand / (carbon_competition_K + stress_aox_carbon_demand)$$

$$CC_penalty = aox_carbon_effect \times 0.30 + stress_carbon_effect$$

$$growth_penalty = 1.0 - CC_penalty$$

$$dX_d/dt = dX_d/dt \times growth_penalty \quad (S1)$$

Equation S2 — Real C_buf Consumption

$$\text{max_consumption_rate} = C_{\text{buf}} \times 0.10 / 300 \quad (\text{kg C s}^{-1})$$

$$\text{aox_carbon_consumption} = \min(\text{aox_synthesis_rate} \times \text{aox_carbon_cost}, \text{max_consumption_rate})$$

$$dC_{\text{buf}}/dt = dC_{\text{buf}}/dt - \text{aox_carbon_consumption} \quad (\text{S2})$$

Equation S3 — AOX Synthesis Penalty (Feedback Inhibition)

$$\text{aox_synthesis_penalty} = 1.0 - 0.20 \times \text{CC_penalty}$$

$$S_{\text{AOX_final}} = S_{\text{AOX_total}} \times \text{aox_synthesis_penalty} \quad (\text{S3})$$

Note: $\tau = 300 \text{ s}$ is the carbon buffer turnover time constant, ensuring dimensional consistency. The penalty applies to total AOX synthesis as all biosynthesis pathways share the same carbon pool. This reflects reduced synthetic capacity when carbon is limiting, consistent with metabolic regulation under resource constraints.

Table S4 Literature Support for Carbon Competition

Mechanism	Reference	DOI
Growth-Differentiation Balance Hypothesis	Herms & Mattson (1992)	10.1086/417659
Coordinated resource allocation	Monson et al. (2022)	10.1111/nph.17773
Phenylpropanoid carbon flux (~20% photosynthate)	Vogt (2010)	10.1093/mp/ssp106
Metabolic costs of secondary metabolites	Gershenzon (1994)	10.1007/BF02059810

Table S5 Nonlinear Damage Factor (Gompertz Function)

Equation S4

$$\text{factor} = 1 + 250 \times \exp(-\exp(-0.5 \times (\text{hours} - 10.5)))$$

Daily Hours (h)	Gompertz Factor
3	1.0
6	1.0
9	31.1
12	156.9
15	226.7

Note: The factor is calculated using hours_today (current exposure progress within the day) for progressive damage

accumulation. The table shows final daily values for reference.



Table S6 Stress Dynamics Implementation

Equation S5 — Stress Accumulation

$$\text{vuln_damage} = \text{stress_damage_coeff} \times \text{ROS} \times \text{vulnerability(LAI)}$$

$$\text{nonlin_damage} = k_{\text{nonlinear_stress}} \times \text{ROS} \times \text{Nonlinear_Factor}$$

$$\text{base_damage} = \text{vuln_damage} + \text{nonlin_damage}$$

$$\text{protected_damage} = \text{base_damage} \times (1 - \text{aox_protection})$$

$$\text{total_damage} = \text{protected_damage} + \text{circadian_damage}$$

$$d\text{Stress}/dt = \text{total_damage} - k_{\text{stress_decay}} \times \text{Stress} \quad (\text{S5})$$

Component	Description
vuln_damage	LAI-dependent vulnerability effect
nonlin_damage	Gompertz-modulated nonlinear damage amplification
base_damage	Combined damage before AOX protection
protected_damage	Base damage reduced by AOX protection (applies to both vuln. and nonlinear components)
circadian_damage	Additional damage for night irradiation — not protected by AOX (distinct physiological pathway)

Table S7 Sun Model Base Parameters (Sun et al., 2025)

Parameters inherited from the calibrated lettuce growth framework of Sun et al. (2025).

Category	Parameter	Description	Value	Unit
Physical	M_CO2	Molar mass of CO ₂	44×10 ⁻³	kg mol ⁻¹
Physical	Rg	Universal gas constant	8.314	J mol ⁻¹ K ⁻¹
Physical	T0_K	Reference temperature (0°C)	273.15	K
Physical	T25_K	Reference temperature (25°C)	298.15	K
C allocation	c_alpha	Photosynthetic efficiency (internal)	0.68	—
C allocation	c_beta	Growth respiration coefficient	0.8	—
C allocation	sigma_buf	Max C_buf as fraction of X_d	0.2	—
Growth rate	RGR_max_20	Max relative growth rate at 20°C	1.54×10 ⁻⁶	s ⁻¹

Category	Parameter	Description	Value	Unit
Growth rate	Q10_gr	Q10 for growth	1.6	—
Growth rate	T_c_RGR	Critical temperature for RGR	25.0	°C
Respiration	c_Rd_25_sh	Shoot dark respiration at 25°C	3.47×10^{-7}	$\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$
Respiration	c_Rd_25_r	Root dark respiration at 25°C	1.16×10^{-7}	$\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$
Respiration	Q10_Rd	Q10 for respiration	2.0	—
Light	cr_I	Canopy reflection coeff. (total)	0.22	—
Light	cr_PAR	Canopy reflection coeff. (PAR)	0.07	—
Light	kI	Extinction coefficient (total)	0.48	—
Light	kPAR	Extinction coefficient (PAR)	0.9	—
Light	sigma_PAR	PAR fraction of shortwave	0.5	—
SLA	SLA_ref	Reference specific leaf area	47.93	$\text{m}^2 \text{kg}^{-1}$
SLA	Ia_L_ref	Reference leaf irradiance	50.3	W m^{-2}
SLA	Xh_ref	Reference relative humidity	0.75	—
SLA	beta_I	SLA irradiance sensitivity	-4.74×10^{-3}	—
SLA	beta_Xh	SLA humidity sensitivity	0.912	—
Shoot:root	c_sigma_r_1	Shoot ratio coefficient 1	-0.026	—
Shoot:root	c_sigma_r_2	Shoot ratio coefficient 2	-0.076	—
Photosyn.	epsilon_0	Quantum efficiency coefficient	17×10^{-9}	kg J^{-1}
Photosyn.	Gamma_T20	CO ₂ compensation point at 20°C	40.0	ppm
Photosyn.	Q10_Gamma	Q10 for compensation point	2.0	—
Photosyn.	Jmax_25	Max electron transport at 25°C	210.15	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
Photosyn.	EJ	Activation energy for Jmax	3.7×10^4	J mol^{-1}
Photosyn.	cH	Enthalpy for Jmax temp. response	2.2×10^5	J mol^{-1}
Photosyn.	cS	Entropy for Jmax temp. response	710.0	$\text{J mol}^{-1} \text{K}^{-1}$
Stomatal	c_zeta	Stomatal conductance coefficient	1.6	—
Stomatal	r_H2O_min	Minimum stomatal resistance	82.0	s m^{-1}
Stomatal	Le	Lewis number	1.47	—

Category	Parameter	Description	Value	Unit
Stomatal	lf	Leaf characteristic length	0.1	m
Stomatal	va	Air velocity	0.09	m s ⁻¹
Stomatal	rt	Transfer resistance	50.0	s m ⁻¹
Stomatal	c_rc_1	Cuticular resistance coeff. 1	0.315	—
Stomatal	c_rc_2	Cuticular resistance coeff. 2	-27.35	—
Stomatal	c_rc_3	Cuticular resistance coeff. 3	790.7	—
CO ₂ transport	rho_CO2_T0	CO ₂ density at T0	1.98	kg m ⁻³

Note: The *c_alpha* parameter in the UV-A extension layer (0.54) overrides the Sun model's internal value (0.68) to calibrate for the specific LED spectrum used in our experiments.

Table S8 Environment Conditions for Simulation

Growth chamber settings used for all simulations.

Parameter	Day Value	Night Value	Unit
Photoperiod	6:00–22:00 (16 h)	22:00–6:00 (8 h)	—
Temperature (T)	25	18	°C
Relative humidity (RH)	0.70	0.85	—
CO ₂ concentration	1200	1200	ppm
PPFD	130	0	μmol m ⁻² s ⁻¹
Baseline irradiance (I_base)	57	0	W m ⁻²
UV-A irradiance (I_UVA)	1,100 (when applied)	0 or 1,100 (night treatment)	μW cm ⁻²
Plant density	36	36	plants m ⁻²

Note: UV-A treatments were applied during the light period (daytime) except for the L6D6-N treatment, which applied UV-A during the dark period (nighttime) to test circadian effects. The higher nighttime RH (0.85) reflects natural humidity increase due to reduced transpiration and temperature drop.

Table S9 Conceptual Parameters in Main Text Equations

Parameter	Description	Implementation
K_carbon	Half-saturation constant	Embedded in Sun model's C_buf dynamics. h_buf feedback

Parameter	Description	Implementation
	for carbon-limited growth	operates as limiter: $h_{buf} = 1.0$ when $C_{buf} < C_{buf_max}$; when $C_{buf} \geq C_{buf_max}$, $h_{buf} = \min[(R_d + RGR_{max} \times X_d / c_{beta}) / (c_{alpha} \times A_C), 1.0]$. Here $C_{buf_max} = \sigma_{buf} \times X_d$ where $\sigma_{buf} = 0.2$.
k_senescence	LAI senescence/turnover rate	Incorporated in Sun model's leaf area dynamics; accounts for natural leaf turnover through shoot:root allocation and the relationship $dLAI/dt = SLA \times dX_{d_shoot}/dt$, where X_{d_shoot} is determined by the dynamic shoot:root ratio $\sigma_r(T, RH)$.

Table S10 Main Text Symbol ↔ Code Variable Correspondence

Math Symbol	Code Variable	Equation	Description
α_{SLA}	uva_sla_enhancement	Eq.(5)	Maximum UV-A enhancement on SLA
K_{SLA}	K_uva_sla	Eq.(5)	Half-saturation UV-A intensity for SLA enhancement
α_{LAI}	uva_lai_boost	Eq.(5)	Maximum UV-A boost on LAI growth
K_{LAI}	K_uva_lai	Eq.(5)	Half-saturation UV-A intensity for LAI boost
k_prod	k_ros_production	Eq.(6)	ROS production coefficient
k_clear	k_ros_clearance	Eq.(6)	ROS clearance coefficient
stress_coeff	stress_damage_coeff	Eq.(7)	Vulnerability damage coefficient (1.6×10^{-7})
k_nonlin	k_nonlinear_stress	Eq.(7)	Nonlinear damage coefficient (5.0×10^{-6})
A_vuln	A_vulnerability	Eq.(7)	Amplitude of LAI-dependent vulnerability
k_vuln	k_vulnerability	Eq.(7)	Decay of vulnerability with LAI
k_decay	k_stress_decay	Eq.(7)	Stress decay rate ($2.14 \times 10^{-5} s^{-1}$)
F_max	gompertz_max_factor	Eq.(7)	Maximum Gompertz damage amplification
H_threshold	gompertz_threshold	Eq.(7)	Gompertz inflection point (hours)
k_steep	gompertz_steepness	Eq.(7)	Gompertz steepness
α_{prot}	alpha_aox_protection	Eq.(7)	Maximum AOX protection efficiency

Math Symbol	Code Variable	Equation	Description
K_prot	K_aox_protection	Eq.(7)	Half-saturation for AOX protection
k_circ	k_circadian	Eq.(7)	Circadian damage coefficient
n_circ	n_circadian	Eq.(7)	Exponent for circadian damage
S_AOX	aox_synthesis_rate	Eq.(3,8)	Total AOX synthesis rate
C_cost	aox_carbon_cost	Eq.(3)	Carbon cost per AOX synthesized
CC_penalty	carbon_competition_effect	Eq.(4)	Carbon competition penalty on growth
Stress_inhib (X_d)	stress_photosynthesis_inhibition	Eq.(4)	Maximum stress inhibition on dX_d/dt (0.85)
Stress_inhib (LAI)	stress_lai_inhibition	Eq.(4)	Maximum stress inhibition on dLAI/dt (0.80)
K_stress	K_stress	Eq.(4)	Half-saturation for stress inhibition (50.0)

Table S11 Numerical Integration Method

ODE system solved using `scipy.integrate.solve_ivp`.

Parameter	Value	Description
Method	RK45 (Dormand-Prince)	Explicit Runge-Kutta method of order 5(4)
Relative tolerance (rtol)	1×10^{-3}	scipy default
Absolute tolerance (atol)	1×10^{-6}	scipy default
Maximum step size	300 s	Prevents large jumps during day/night transitions
Time step	Adaptive	Automatically adjusted by solver
Output points	100 (500 for figures)	Uniformly spaced; 500 used in <code>generate_paper_figures.py</code> for smoother visualization
Simulation period	14–35 DAS	21 days (1,814,400 seconds)

Table S12 Sun Model Core ODE Equations

Three-state ODE system from Sun et al. (2025), serving as foundation for the UV-A extension.

State Variable 1: Structural Dry Weight (X_d)

$$dX_d/dt = c_beta \times (c_alpha \times A_C \times h_buf - R_d) \quad (S6)$$

State Variable 2: Carbon Buffer (C_buf)

$$dC_buf/dt = (c_alpha \times A_C \times h_buf - R_d) - (RGR_max \times X_d / c_beta) \quad (S7)$$

State Variable 3: Leaf Area Index (LAI)

$$dLAI/dt = dX_d/dt \times (1 - \sigma_r) \times SLA \quad (S8)$$

Key Auxiliary Variables

Variable	Formula	Eq.
h_buf (normal)	$h_buf = 1.0$ if $C_buf < C_buf_max$ $h_buf = \min[(R_d + RGR_max \times X_d / c_beta) / (c_alpha \times A_C), 1.0]$ if $C_buf \geq C_buf_max$	S9
R_d (dark resp.)	$[c_Rd_25_sh \times (1 - \sigma_r) + c_Rd_25_r \times \sigma_r] \times X_d \times Q10_Rd^{((T_c - 25)/10)}$	S10
RGR_max	$RGR_max_20 \times Q10_gr^{((T_c - 20)/10)}$ if $T_c \leq T_c_RGR$ $RGR_max_20 \times Q10_gr^{(-(T_c - 20)/10)}$ if $T_c > T_c_RGR$	S11
σ_r	$\text{clip}[c_sr_1 \times \ln(\text{plant_DW}) + c_sr_2, 0.05, 0.35]$ where $\text{plant_DW} = X_d / \text{plant_density}$	S12
SLA	$SLA_ref \times f_I_SLA \times f_Xh_SLA$	S13
A_C	$A_L_C \times LAI$ (Gaussian quadrature across canopy layers)	S14
A_L	$A_L_sat \times [1 - \exp(-\epsilon \times PAR_a / A_L_sat)]$	S15

UV-A Extension Modifications to Sun Model

#	Modification
1	Add three state variables: AOX, Stress, ROS
2	Multiply dX_d/dt by $(1 - \text{Stress_inhib}) \times (1 - \text{CC_penalty})$
3	Subtract AOX carbon consumption from dC_buf/dt
4	Replace SLA with SLA_new in the LAI equation for UV-A morphological effects

Table S13 Stomatal Conductance & Resistance Formulas

Total CO₂ Resistance (S16)

$$r_CO2 = r_s + r_b + r_c + r_t$$

Stomatal Resistance (S17)

$$r_s = c_zeta \times r_H2O_min \times f_I \times f_T \times f_Xc \times f_Xh$$

Response Function	Formula
f_I (irradiance)	$(I_a/(2 \times LAI) + 4.3) / (I_a/(2 \times LAI) + 0.54)$
f_T (temp., light)	$1 + 0.023 \times (T_c - 24.5)^2$ if $I > 3 \text{ W m}^{-2}$
f_T (temp., dark)	$1 + 0.005 \times (T_c - 33.6)^2$ if $I \leq 3 \text{ W m}^{-2}$
f_Xc (CO ₂)	$1 + 6.1 \times 10^{-7} \times (X_c - 200)^2$ if $I > 3$ and $X_c < 1100$
f_Xh (humidity)	$4.0 / (1 + 255 \times \exp(-0.0054 \times e_c))^{0.25}$

Boundary Layer Resistance (S18)

$$r_b = Le^{0.67} \times 1174 \times l_f^{0.5} / (l_f \times |T_{\text{leaf}} - T_{\text{air}}| + 207 \times v_a^2)^{0.25}$$

Cuticular Resistance (S19)

$$r_c = \max(0.315 \times T_c^2 - 27.35 \times T_c + 790.7, 10.0)$$

Light-Saturated Assimilation (S20)

$$A_{L_cn} = q_{CO2} \times (X_c - \Gamma) / r_{CO2} \times 10^{-6}$$

$$A_{L_mm} = M_{CO2} \times J_{\text{max}} / 4 \times 10^{-6}$$

$$A_{L_sat_n} = \min(A_{L_cn}, A_{L_mm})$$

$$A_{L_sat} = \max(A_{L_sat_n} + R_d / (LAI \times c_{\alpha}), 0)$$

Table S14 Energy Balance and Leaf Temperature

The Sun model uses a simplified energy balance approach where leaf temperature is assumed to equal air temperature ($T_{\text{leaf}} \approx T_{\text{air}}$) for the boundary layer resistance calculation.

Justification

In controlled-environment growth chambers with forced air circulation ($v_a = 0.09 \text{ m s}^{-1}$), the leaf-to-air temperature difference is typically small ($< 2^\circ\text{C}$). The model uses air temperature directly for:

- photosynthetic rate calculations (J_{max} temperature response),
- respiration rate calculations (Q_{10} relationships), and
- stomatal conductance temperature response.

Implementation Note

The term $|T_{\text{leaf}} - T_{\text{air}}|$ in the boundary layer resistance formula is set to a small positive value to avoid division by zero while maintaining the forced convection term ($207 \times v_a^2$). For applications requiring explicit leaf temperature calculation, the full energy balance equation would be:

$$R_n = H + \lambda E + G$$

where R_n is net radiation, H is sensible heat flux, λE is latent heat flux, and G is heat storage

(negligible for leaves).

Table S15 Complete AOX Synthesis Formula

Equation S21 – Total AOX Synthesis Rate

$$S_{\text{AOX}} = \text{LAI} \times (S_{\text{base}} + S_{\text{UV}} + S_{\text{stress}} \times f_{\text{adapt}} \times f_{\text{nonlin}}) \times f_{\text{stress_synth}} \times f_{\text{water}} \times f_{\text{carbon}}$$

Component	Formula
S_base (baseline)	base_aox_rate_light (day) or base_aox_rate_dark (night)
S_UV (UV-induced)	$k_{\text{uv_aox}} \times \text{total_uva_hours} / (K_{\text{uv_hours}} + \text{total_uva_hours})$ total_uva_hours = (days_irradiated-1)×daily_hours + hours_today
S_stress (stress-induced)	$V_{\text{max_aox}} \times \text{Stress} / (K_{\text{stress_aox}} + \text{Stress}) \times f_{\text{night}} \times f_{\text{LAI}}$ f_night = 0.4 for night-irradiation treatments, else 1.0 f_LAI = min(1.0, (LAI/LAI_healthy)^n_LAI_eff)
f_adapt (adaptation)	$K_{\text{adapt_days}} / (K_{\text{adapt_days}} + \text{days_irradiated})$ Reflects decreasing induction efficiency with prolonged exposure
f_nonlin (nonlinear eff.)	$1 / (1 + (\text{Nonlinear_Factor} / K_{\text{nonlin_aox}})^{n_{\text{nonlin_aox}}})$ Hill-type inhibition based on Gompertz damage factor
f_stress_synth	$1 - \text{max_stress_inhib} \times \text{Stress}^n / (K_{\text{stress_inhib}}^n + \text{Stress}^n)$
f_water	1.0 if LDMC ≤ threshold Else: $1 - \text{water_aox_max_inhib} \times (\text{LDMC} - \text{thr})^n / (\text{water_aox_K}^n + (\text{LDMC} - \text{thr})^n)$
f_carbon	$1 - 0.20 \times \text{carbon_competition_effect}$

Table S16 AOX Consumption Formula

Equation S22

$$C_{\text{AOX}} = k_{\text{aox_consumption}} \times f_{\text{amp}} \times \text{AOX} \times \text{ROS}^n / (K_{\text{ros_consumption}}^n + \text{ROS}^n)$$

Consumption Amplification (f_amp) – Softplus Activation

$$x_{\text{raw}} = (\text{Nonlinear_Factor} - \text{cons_amp_center}) / \text{cons_amp_scale}$$

$$x = \text{cons_amp_scale} \times \ln(1 + \exp(x_{\text{raw}}))$$

$$f_{\text{amp}} = 1 + \text{cons_amp_k} \times x^2 / (\text{cons_amp_K}^2 + x^2)$$

Note: Amplification reflects accelerated AOX turnover when daily exposure exceeds the damage threshold (~10.5 h), consistent with increased ROS load overwhelming antioxidant capacity.

Table S17 LDMC Dynamics Formula**Equation S23 — Dynamic LDMC Calculation**

$$\text{LDMC} = \min(\text{dw_fw_ratio_base} \times (1 + \text{stress_effect} \times \text{acute_factor}), \text{dw_fw_ratio_max})$$

$$\text{stress_effect} = \text{ldmc_stress_sensitivity} \times \text{Stress} / (\text{K_ldmc} + \text{Stress})$$

Acute Factor (Softplus Activation)

$$\text{x_raw} = (\text{Nonlinear_Factor} - \text{acute_center}) / \text{acute_scale}$$

$$\text{x} = \text{acute_scale} \times \ln(1 + \exp(\text{x_raw}))$$

$$\text{acute_factor} = 1 + \text{acute_k} \times \text{x}^{\text{acute_n}} / (\text{acute_K}^{\text{acute_n}} + \text{x}^{\text{acute_n}})$$

Note: The acute factor amplifies LDMC increase when Nonlinear_Factor > 50, representing rapid dehydration under prolonged UV-A stress.

Table S18 UV-A Morphological Effects with Stress Suppression**Equation S24 — Stress Suppression Factor**

$$\text{stress_suppression} = 1 - \text{Stress} / (\text{K_stress} + \text{Stress})$$

Equation S25 — Modified Morphological Boosts

$$\text{SLA_boost_effective} = \alpha_{\text{SLA}} \times \text{I_UVA} / (\text{K_SLA} + \text{I_UVA}) \times \text{stress_suppression} \quad (\text{S25a})$$

$$\text{LAI_boost_effective} = \alpha_{\text{LAI}} \times \text{I_UVA} / (\text{K_LAI} + \text{I_UVA}) \times \text{stress_suppression} \quad (\text{S25b})$$

Condition	dX_d/t Modifier	dLAI/dt Modifier
Positive growth	$\times (1 + \text{SLA_boost_effective} \times 0.5)$	$\times (1 + \text{LAI_boost_effective})$
Negative growth (senescence)	$\times (1 - \text{SLA_boost_effective} \times 0.15)$	$\times (1 - \text{LAI_boost_effective} \times 0.3)$

Note: Stress suppression reflects that plants under severe oxidative stress prioritize survival over morphological optimization, consistent with the Growth-Differentiation Balance Hypothesis.