

115 年度氣候變遷創意實作競賽

決賽作品說明書

隊伍編號+名稱	NYUST_IDEAL
作品中文名稱	基於物聯網人工智慧架構的氣候智慧農業中即時N ₂ O排放預測與氮肥優化
作品英文名稱	Real-time N ₂ O emission prediction and nitrogen optimization in climate-smart agriculture using IoT-based AI architecture

參賽學校：國立雲林科技大學

指導老師：Professor Arun Kumar Sangaiah (桑亞倫)

團隊成員：Rhaditia Kurnia Asyuri, Neelkanth Mawood, 李佳芸

摘要

本專題提出 NitroSense AI，一套以物聯網為基礎的人工智慧系統，旨在解決現代農業中日益嚴重的氮肥過量施用問題。

系統結合即時土壤監測、物理導向 CNN-LSTM 深度學習模型，以及具備作物辨識能力的手機建議應用程式，目標是在降低 N₂O 溫室氣體排放的同時，減少農業土壤中的氮剩餘累積，這兩者皆為傳統氮肥管理方式所帶來的重要問題。

NitroSense AI 能根據作物種類、生長階段與土壤條件，即時提供施肥建議，並直接對應聯合國永續發展目標 SDG 2（消除飢餓）、SDG 3（良好健康與福祉）以及 SDG 13（氣候行動）。

Abstract

This project proposes NitroSense AI, an IoT-based artificial intelligence system to address the growing problem of nitrogen fertilizer over-application in modern agriculture. By integrating real-time soil monitoring with a physics-informed CNN-LSTM deep learning model and a crop-aware mobile advisory application, the system aims to simultaneously reduce N₂O greenhouse gas emissions and minimize nitrogen surplus accumulation in agricultural soils, the two critical consequences of conventional nitrogen management practices. NitroSense AI delivers real-time fertilizer recommendations tailored to crop type, growth stage, and soil conditions, directly contributing to SDG 2 (Zero Hunger), SDG 3 (Good Health and Well-Being), and SDG 13 (Climate Action).

Contents

摘要	2
Abstract	2
1. 系統概念設計與運作說明	8
1.1 問題背景與研究動機	8
1.1.1 氮肥在現代農業中的角色與影響	8
1.1.2 農業土壤中 N ₂ O 產生的生物化學途徑	9
1.1.3 傳統氮肥管理方式的低效率問題	10
1.1.4 現有氮肥檢測方法的局限性	11
1.1.5 政策需求：台灣對氮肥過量施用問題的因應	11
1.1.6 永續發展目標（SDGs）對應	12
1.2 系統概述：NitroSense AI 架構	12
1.2.1 設計理念與核心目標	12
1.2.2 整合式系統組成	13
1.2.3 端到端運作流程	14
1.3 硬體架構與規格	15
1.3.1 田間監測模組	15
1.4 深度學習模型架構	16
1.4.1 資料蒐集與前處理流程	16
1.4.2 物理導向訓練資料生成	17
1.4.3 混合式 CNN-LSTM 網路架構設計	17
1.4.4 物理導向多目標損失函數	18
1.4.5 邊緣部署與即時推論	18
1.5 資料來源與整合	19
2. 工作材料說明	20
2.1 硬體零件與成本結構	20
2.1.1 材料清單與單位成本分析	20
2.1.2 商業可取得性與可擴展性	20

2.2 軟體與開發環境.....	21
2.2.1 框架架構與模型實作.....	21
2.2.2 雲端基礎架構與資料流程.....	23
2.3 行動應用程式架構.....	24
3. 創作特色與創新說明.....	25
3.1 創意來源與發想基礎.....	25
3.1.1 科學基礎與創作動機.....	25
3.1.2 技術靈感來源.....	26
3.1.3 田間觀察與實務洞察.....	26
3.2 原創貢獻與技術創新.....	27
3.2.1 首套整合式即時氮肥管理系統.....	27
3.2.2 物理導向多目標損失函數.....	28
3.2.3 作物辨識智慧建議引擎.....	28
3.2.4 輕量化邊緣運算架構.....	28
4. 應用領域、可行性與發展潛力.....	29
4.1 目標應用領域.....	29
4.1.1 主要目標市場.....	29
4.1.2 擴展應用方向.....	29
4.1.3 國際化適應能力.....	29
4.2 預期影響.....	29
4.3 可行性評估.....	30
4.3.1 技術可行性.....	30
4.3.2 商業化可行性.....	31
4.3.3 經濟性與可擴展性評估.....	32
4.4 商業模式.....	32
4.4.1 價值主張.....	32
4.4.2 收益來源與成本結構.....	33
4.4.3 關鍵合作夥伴與市場進入策略.....	33

5. 結果與系統驗證	33
5.1 模型效能與驗證	33
5.1.1 模型訓練效能	33
5.1.2 測試集回歸效能	34
5.1.3 測試集分類效能	36
5.1.4 與田間實測資料之時間序列驗證	37
5.2 邊緣部署效能	37
5.2.1 推論速度	37
5.2.2 記憶體使用量與模型大小	38
5.3 行動應用程式展示與使用說明	39
5.3.1 使用者驗證與帳號設定	40
5.3.2 Dashboard 主頁面	43
5.3.3 Sensors 感測器頁面	49
5.3.4 Emissions 排放監測頁面	51
5.3.5 Advisory 施肥建議頁面	53
5.3.6 Savings 成本與效益分析頁面	55
6. 團隊分工	63
6.1 成員貢獻與角色分配	63
6.2 指導教授監督	63
7. 補充與結語章節	64
7.1 研究歷程與開發流程	64
7.2 開發過程中遭遇的挑戰與解決方案	64
7.3 未來發展方向與系統藍圖	65
7.4 SWOT 分析	66
7.5 AI 使用聲明	66
7.6 致謝	67
8. 參考文獻	68

Table of Figures

圖表 1: 過量施肥造成的影響.....	9
圖表 2: 肥料施用後的一氧化二氮形成過程.....	10
圖表 3: NitroSense AI 田間監測模組與感測器陣列及行動應用程式介面.....	14
圖表 4: NitroSense AI 運作流程.....	15
圖表 5: NitroSense AI 完整系統架構.....	23
圖表 6: NitroSense AI 的 Firebase Firestore 資料庫架構.....	24
圖表 7: NitroSense AI 行動應用程式於積水稻田環境中的實際使用情境.....	27
圖表 8: NitroSense AI 模型訓練過程.....	34
圖表 9: NitroSense AI 預測值與實際值.....	35
圖表 10: 施肥建議分類混淆矩陣.....	36
圖表 11: 虎尾 2021 年一期作 N ₂ O 排放量實測值與預測值比較.....	37
圖表 12: NitroSense AI 效能分析結果.....	38
圖表 13: 登入頁面.....	40
圖表 14: 註冊頁面.....	41
圖表 15: 新增農田頁面.....	42
圖表 16: Dashboard 主頁面.....	43
圖表 17: 施肥建議系統 (Fertilizer Advisor).....	47
圖表 18: 即時感測器資訊區 (Real-Time Sensor Grid).....	47
圖表 19: 排放風險指標 (Emission Risk Indicator).....	48
圖表 20: 生長階段進度條 (Growth Stage Progress Bar).....	48
圖表 21: 感測器頁面 (Sensor Page).....	49
圖表 22: 大氣與物理環境參數 (Atmospheric and Physical Parameters).....	50
圖表 23: NPK 土壤養分分析 (NPK Soil Nutrient Analysis).....	50
圖表 24: 排放監測頁面 (Emission Page).....	51
圖表 25: 排放風險儀表 (Emission Risk Gauge).....	52
圖表 26: 48 小時排放趨勢圖 (48-Hour Emission Trend Chart).....	52
圖表 27: 定量排放資訊顯示 (Quantitative Emission Display).....	53
圖表 28: 施肥建議頁面 (Advisory Page).....	53
圖表 29: 施肥建議決策卡 (Advisory Decision Card).....	54
圖表 30: 輔助指標資訊卡 (Supporting Metric Cards).....	55
圖表 31: 成本與效益分析頁面 (Savings Page).....	56
圖表 32: 作物專屬肥料採購建議 (Crop-Specific Fertilizer Purchase Recommendations).....	57

圖表 33: 台灣政府補助計畫 (Taiwan Government Grant Programs)	59
圖表 34: 碳權收益潛力 (Carbon Credit Potential)	59
圖表 35: 設定頁面 (Setting Page)	60
圖表 36: 農田資訊面板 (Field Information Panel)	61
圖表 37: 語言選擇面板 (Language Selection Panel)	62
圖表 38: 系統診斷面板 (System Diagnostics Panel)	63
圖表 39: NitroSense AI SWOT 分析	66

Table of Tables

表格 1: NitroSense AI 對應之永續發展目標	12
表格 2: 硬體零件與功能	16
表格 3: 深度學習模型規格	19
表格 4: 資料來源與整合角色	19
表格 5: NitroSense AI 田間監測模組材料清單 (BOM)	20
表格 6: CNN-LSTM 模型主要規格	22
表格 7: 行動應用程式技術規格	25
表格 8: NitroSense AI 預期效益	30
表格 9: 技術可行性評估	31
表格 10: 商業化可行性分析	32
表格 11: 測試集回歸效能評估指標	35
表格 12: 測試集分類效能評估指標	36
表格 13: NitroSense AI 行動應用程式模組摘要	39
表格 14: 作物專屬施肥建議決策摘要	46
表格 15: Savings 模組中的台灣政府補助計畫列表	58
表格 16: 開發過程中遭遇的挑戰與解決方案	65
表格 17: NitroSense AI 未來發展與系統藍圖	66

1. 系統概念設計與運作說明

1.1 問題背景與研究動機

1.1.1 氮肥在現代農業中的角色與影響

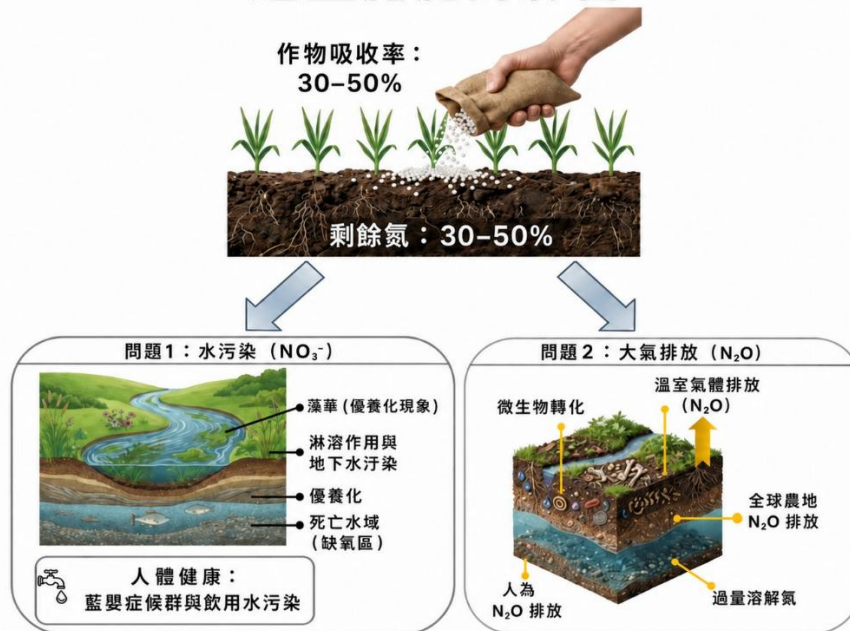
氮肥是現代農業生產力的重要基礎，使作物能夠達到足以支撐全球快速成長人口所需的產量 [1]。在台灣，農民於約 27 萬公頃的稻田及大面積蔬菜種植區中廣泛施用氮肥，且實際施肥量經常高於建議值 30% 至 50%，反映出農業生產中普遍存在為了確保產量而過度施肥的情況。然而，當氮肥施用量超過作物可吸收的範圍時，原本促進作物生長的氮元素，便會轉變為造成環境問題的重要來源。

當氮肥施用至土壤後，作物通常只能吸收其中約 30% 至 50% 的氮，其餘未被吸收的部分則會透過多種途徑流失 [1]。過剩的氮會以硝酸鹽 (NO_3^-) 形式滲入地下水與地表水體，造成水域優養化現象。過度繁殖的藻類會消耗水中的溶氧量，進而破壞水域生態系統與生物多樣性 [2]。

同時，部分多餘氮元素會在土壤中經由微生物作用轉化為一氧化二氮 (N_2O) 並釋放至大氣中。一氧化二氮在 100 年時間尺度下的暖化潛勢約為二氧化碳的 273 倍，且目前被認為是人為活動造成平流層臭氧層破壞的主要來源之一 [3]。研究指出，全球農田的一氧化二氮排放量已由 1961 年每年約 0.3 Tg $\text{N}_2\text{O-N}$ ，上升至 2020 年的 1.2 Tg $\text{N}_2\text{O-N}$ ，顯示氮肥使用強度增加與 N_2O 排放之間具有高度關聯性 [4]。

因此，氮肥過量施用不僅造成溫室氣體排放增加，加劇氣候變遷，同時也導致農業生態系統與水域環境惡化。這兩項問題構成了 NitroSense AI 所希望解決的核心挑戰。圖 1 顯示現代農業中氮肥過量施用所造成影響的示意圖。

過量施肥的影響

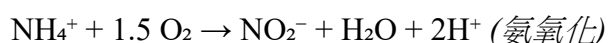


圖表 1: 過量施肥造成的影響

1.1.2 農業土壤中 N₂O 產生的生物化學途徑

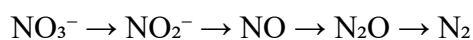
一氧化二氮 (N₂O) 在農業土壤中的產生，主要來自兩種微生物作用機制：硝化作用 (Nitrification) 與反硝化作用 (Denitrification)。

硝化作用是指銨離子 (NH₄⁺) 在有氧環境下被氧化為硝酸鹽 (NO₃⁻) 的過程，主要由 Nitrosomonas 與 Nitrosospira 等氨氧化菌所進行。此過程可分為以下兩個步驟



在第一步驟中，由於中間產物羥胺 (NH₂OH) 無法完全氧化，因此會產生 N₂O 作為副產物。研究指出，當土壤處於中等濕度，且溫度介於 25 至 35°C 時，氨氧化菌活性最強，因此硝化作用所產生的 N₂O 排放量也會明顯增加 [5]。

反硝化作用則是在缺氧環境下，微生物將硝酸鹽 (NO₃⁻) 逐步還原回氮氣 (N₂) 的過程，主要由兼性厭氧菌，例如 Pseudomonas denitrificans 與 Paracoccus denitrificans 所進行。其反應途徑如下：



在此過程中，N₂O 同時是必要的中間產物，也可能成為最終排放產物。N₂O 最終是否能進一步還原為 N₂，取決於 nitrous oxide reductase (N₂O 還原酶) 的活性。然而，當土壤積水

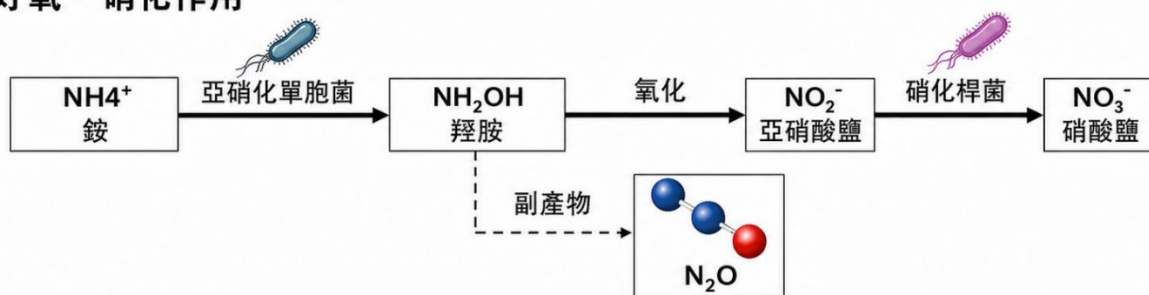
並進入缺氧狀態時，此酵素活性會受到明顯抑制。

在淹水條件下，土壤中的氧氣會因微生物呼吸快速耗盡，使反硝化作用成為主要反應途徑，導致 N_2O 持續累積，而無法進一步轉化為 N_2 [5]。這也是為何氮肥施用於積水稻田時，容易產生大量 N_2O 排放的重要原因。

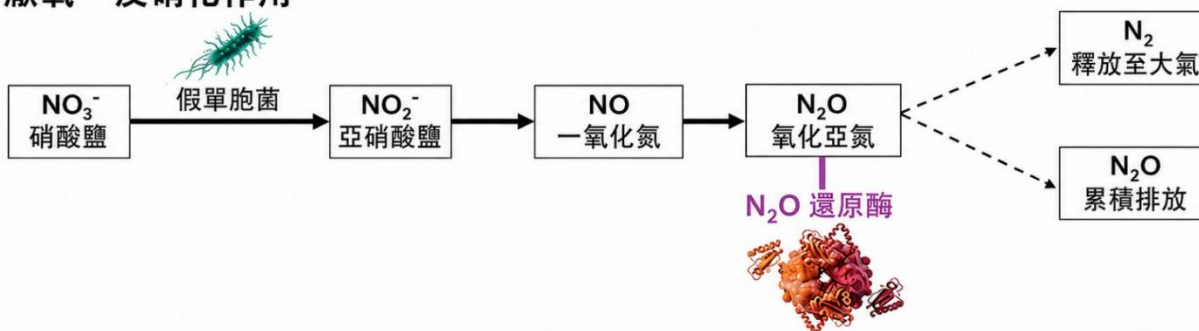
根據 IPCC Tier 1 方法學，氮肥施用的預設排放係數為每施用 1 kg 氮肥，約產生 0.01 kg 的 N_2O-N ，亦即平均約有 1% 的氮肥會以 N_2O 形式排放。然而，亞洲稻作系統的田間研究結果顯示，實際排放比例會因水分管理與土壤條件不同，而落在 0.3% 至 3.0% 之間 [5]。

上述生物化學機制構成 NitroSense AI 系統的重要科學基礎。本系統透過持續監測土壤濕度與土壤溫度等環境條件，掌握影響硝化與反硝化作用的重要因子，進而即時預測 N_2O 排放風險，並協助辨識最佳施肥時機。

好氧－硝化作用



厭氧－反硝化作用



圖表 2: 肥料施用後的一氧化二氮形成過程

1.1.3 傳統氮肥管理方式的低效率問題

現有的氮肥管理方式中存在著許多根本性的低效率問題，同時造成經濟與環境上的雙重損失。傳統施肥方式多半依照固定的季節時程進行施肥，缺乏對土壤狀態、作物生長階段以及天氣條件的即時考量，因此經常出現氮肥供應與作物實際需求不一致的情況。

在這種方法下，作物通常僅能吸收約 30% 至 50% 的施用氮肥，代表每施用 100 kg 氮肥，就有約 50 至 70 kg 無法被作物有效的吸收利用 [1]。

這種低氮利用效率不僅造成農民肥料成本的直接浪費，同時也會引發前述多項環境問題，包括 N_2O 排放增加、硝酸鹽滲漏以及水域優養化等現象。這些問題的根本原因，在於施

肥時機與施肥量未能與作物實際吸收能力相互配合 [2]。

儘管氮肥過量施用的危害已被充分證實，目前仍缺乏能夠即時整合土壤環境、作物需求與氣象資料的決策支援工具，也是氮肥過量施用問題持續存在的重要原因之一。

1.1.4 現有氮肥檢測方法的局限性

目前已有多種方法可用於監測土壤氮含量與輔助施肥管理決策，但各種方法皆存在明顯限制，因此難以實現真正的即時最佳化管理。

實驗室土壤檢測仍是目前最常見的方式之一，雖然能夠提供準確的氮含量測量結果，但需要進行土壤採樣與實驗室分析，通常需等待一至兩週才能取得結果，在此期間田間環境可能已經發生明顯變化 [6]。

葉色卡與葉綠素計雖然可以在田間快速評估作物氮素營養狀態，但其量測的是植物對缺氮的反應，而非土壤中的實際氮含量。因此，通常必須等到作物已經出現缺氮症狀後才能被偵測，代表產量損失可能已開始發生 [7]。

遙測技術，包括衛星與無人機多光譜影像分析，可提供大範圍作物氮狀態監測，但其本質仍屬於被動式偵測方式，必須等到作物冠層出現可辨識的光譜變化後，才能判斷缺氮情況。此外，此類方法無法提供土壤中氮剩餘量以及 N₂O 排放風險等資訊 [8]。

近距離土壤感測器與電化學硝酸鹽探針則具備原地連續量測的能力，但長期以來仍受到選擇性不足、感測器漂移，以及在不同土壤濕度與溫度條件下準確度不穩定等問題限制 [9]。

更重要的是，目前這些氮肥檢測方法皆未能同時整合影響氮流失的重要環境因子，例如土壤濕度與土壤溫度，而這些條件正是決定多餘氮元素會以 N₂O 排放，或以硝酸鹽形式流失至周圍水體的重要關鍵。

因此，即使系統偵測到土壤中存在過量氮肥，農民仍缺乏足夠資訊來判斷最適合的應對方式，例如施肥時機、施肥量以及目前的排放風險，導致氮肥過量施用所造成的氣候與環境問題仍無法被有效解決。

1.1.5 政策需求：台灣對氮肥過量施用問題的因應

台灣目前的農業環境，對於氮肥管理技術的發展具有高度迫切性。根據統計，2023 年台灣水稻種植面積約為 222,413 公頃，但是無論是在水稻或是蔬菜種植過程中，氮肥施用量普遍高於建議標準。

為因應氣候變遷問題，台灣於 2023 年正式推動《氣候變遷因應法》，要求各產業逐步達成大規模減碳，其中農業部亦提出 19 項策略與 59 項措施，以推動 2040 年農業淨零排放目標 [10]。

此外，《有機農業促進法》與綠色環境給付計畫（Green Payments Program）也鼓勵降低化學肥料使用。官方資料指出，每增加 1,000 公頃有機農業面積，約可減少 1,800 公噸化學肥料使用量，相當於減少約 612 公噸 CO₂e 排放 [11]。

然而，截至 2023 年底，台灣有機與友善耕作面積僅約 24,114 公頃，僅占全國耕地面積約 3.06%，代表大部分傳統氮肥施用方式仍未受到有效改善 [11]。

目前相關政策多以鼓勵土地轉型與碳匯管理為主，缺乏能夠直接應用於田間的即時氮肥管

理工具，因此農民在面對快速變化的土壤與氣候條件時，仍缺少有效的施肥決策支援系統。

此種「政策目標」與「田間實際管理能力」之間的落差，也正是 NitroSense AI 所希望解決的重要問題之一。

1.1.6 永續發展目標 (SDGs) 對應

NitroSense AI 系統的設計理念，直接對應聯合國永續發展目標 (Sustainable Development Goals, SDGs)，透過整合式智慧農業平台，同時因應氣候變遷、糧食安全與公共健康等彼此相關的重要議題。

本系統以降低 N₂O 排放與改善氮肥剩餘管理為核心目標，並可對以下三項主要 SDGs 產生具體貢獻，其對應內容如表 1 所示。

SDG	目標	與 NitroSense AI 的關聯性
SDG 2	消除飢餓	精準氮肥管理可避免作物因缺氮或過量施肥而影響生長，在不增加肥料成本的情況下維持並提升作物產量，進而促進永續農業發展與長期糧食安全。
SDG 3	良好健康與福祉	NitroSense AI 透過將氮肥施用量與作物實際吸收能力進行配合，可降低多餘氮元素以硝酸鹽形式滲入地下水與地表水體的情況，進而減少農業地區飲用水硝酸鹽污染所帶來的公共健康風險。
SDG 13	氣候行動	NitroSense AI 的核心目標之一，是即時預測並降低農業土壤中的 N ₂ O 排放。N ₂ O 在 100 年時間尺度下的暖化潛勢約為 CO ₂ 的 273 倍，因此，透過最佳化氮肥管理來降低 N ₂ O 排放，可對國家與全球的氣候減緩目標產生直接且具體的貢獻。

表格 1: NitroSense AI 對應之永續發展目標

1.2 系統概述：NitroSense AI 架構

1.2.1 設計理念與核心目標

NitroSense AI 是一套端到端 (End-to-End) 的人工智慧系統，專為即時精準氮肥管理而設計，其目的在於同時解決前述氮肥過量施用所造成的兩項主要問題。系統架構、演算法設計以及使用者介面，皆圍繞以下兩項具科學基礎的核心目標進行開發：

(I) 氣候與環境保護：

透過辨識並避免容易產生高強度硝化作用 (Nitrification) 與反硝化作用 (Denitrification)

的土壤環境條件，以降低單位面積農田的 N₂O 排放量。

同時，系統會依據作物不同生長階段的實際氮需求，調整施肥量與施肥時機，降低多餘氮元素滲漏至地下水與周圍水域生態系統的風險，進而減少環境污染問題

(II) 農業生產力與經濟永續性:

透過資料驅動的精準氮肥管理方式，避免作物於生長期間出現缺氮或過量施肥等問題，以維持或提升作物產量。

此外，系統也能減少不必要的肥料使用成本，讓農民在提升農業管理效率的同時，獲得更直接的經濟效益，進一步提高精準農業技術的實際採用意願

1.2.2 整合式系統組成

NitroSense AI 由三個相互整合的核心模組所構成，各模組協同運作，以提供即時且可執行的氮肥管理建議。

(I) 田間監測模組(Field Monitoring Unit):

本模組以 Raspberry Pi 4B 作為邊緣運算核心，搭配工業級感測器陣列，持續監測土壤濕度、土壤溫度、環境溫度、空氣濕度以及 氮磷鉀(NPK) 濃度等環境資訊，資料更新間隔為 13 秒。

所有感測資料皆會即時傳輸至 Firebase Firestore 雲端資料庫，以確保田間環境資訊能持續提供給 AI 模型進行推論，並同步顯示於手機應用程式中。

(II) 深度學習模型(Deep Learning Model):

本系統採用先進的混合式 CNN-LSTM 深度學習架構，並直接部署於 Raspberry Pi 4B 上執行。模型以物理導向 (Physics-Informed) 架構為基礎，整合 IPCC 生物地球化學排放限制條件，對即時感測資料進行分析。

模型可同時預測 N₂O 排放風險、最佳氮肥施用量、產量影響以及最佳施肥時機，單次推論延遲低於 4.2 毫秒。

(III) 行動應用程式(Mobile Application):

本系統開發了一套支援多語言的 Android 行動應用程式，使用 React.js 與 Capacitor 建構，可用六種語言提供作物專屬施肥建議，讓農民即使不具備技術背景，也能輕鬆使用。

應用程式會將 AI 模型輸出結果與感測資料轉換為具體且可執行的建議內容，並根據已註冊的作物種類、目前生長階段以及即時土壤環境條件，提供客製化施肥決策建議。



圖表 3: NitroSense AI 田間監測模組與感測器陣列及行動應用程式介面

1.2.3 端到端運作流程

NitroSense AI 透過一套連續性的端到端作業流程運作，農民幾乎不需額外技術操作即可完成精準氮肥管理。

當設備完成部署後，農民可透過行動應用程式建立農田資料，包含作物種類、作物品種、播種日期以及田地面積等資訊。系統會透過 Firebase Firestore 將相關設定同步至 Raspberry Pi 4B。

接著，感測器陣列會在無需人工操作的情況下，每 13 秒自動採集一次土壤濕度、土壤溫度、環境溫度、空氣濕度以及氮磷鉀（NPK）濃度等環境資料。

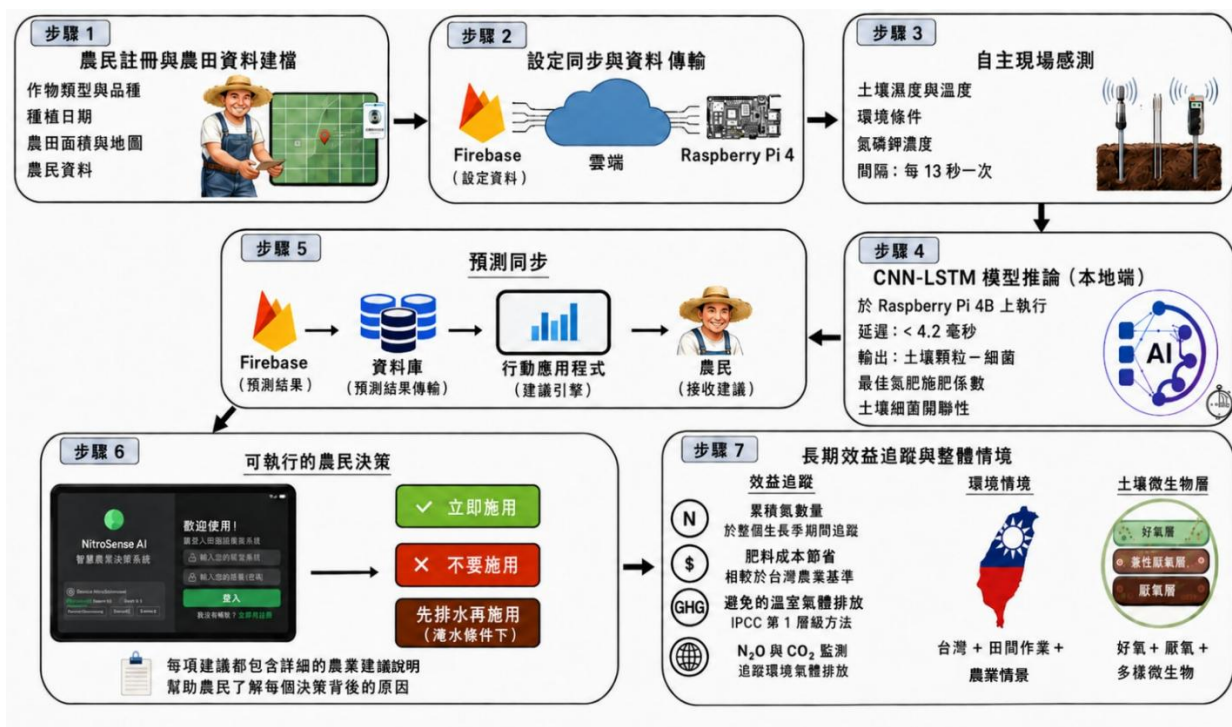
CNN-LSTM 模型會直接於裝置端即時處理感測資料，並同時預測 N₂O 排放風險、最佳氮肥施用量、產量影響以及最佳施肥時機，單次推論延遲時間低於 4.2 毫秒。

模型預測結果會即時上傳至 Firebase Firestore，並由行動應用程式每 10 秒同步更新一次。系統中的作物專屬建議引擎會進一步整合 AI 模型輸出結果與即時感測資料，產生符合當前環境條件的施肥建議。

最終，系統會以農民所選擇的語言，提供清楚且可直接執行的建議指令，例如「立即施肥（APPLY NOW）」、「暫勿施肥（DO NOT APPLY）」或「排水後再施肥（DRAIN THEN APPLY）」等，並搭配引用實際感測數值的農藝說明。

在整個作物生長期間，應用程式也會持續追蹤累積施氮量、相較於農業部公告基準所節省的肥料成本，以及依據 IPCC Tier 1 方法學所計算的溫室氣體減量成果，使農民能夠具體量化精準氮肥管理所帶來的經濟與環境效益。

圖 4 顯示 NitroSense AI 的完整運作流程。



圖表 4: NitroSense AI 運作流程

1.3 硬體架構與規格

1.3.1 田間監測模組

NitroSense AI 田間監測模組以 Raspberry Pi 4B 作為核心邊緣運算平台，其選用原因在於兼具運算效能、低功耗以及易於在田間部署等特性。

系統中的所有硬體零件皆採用市售模組化設計，可在不需專業技術背景的情況下進行感測器更換與維護，並支援於不同農業場域進行大規模部署。

感測器陣列透過 GPIO、1-Wire、I2C 與 RS-485 Modbus RTU 等通訊協定與 Raspberry Pi 4B 進行整合，可每 13 秒同步採集一次土壤環境、大氣環境以及養分相關參數。

表 2 列出本系統所使用之完整硬體零件規格，以及各零件於系統架構中的功能說明。

零件	功能與整合角色
----	---------

Raspberry Pi 4B (1.8 GHz 四核心)	系統中央處理單元。負責執行邊緣 AI 推論，單次推論延遲低於 4.2 毫秒；每 13 秒收集一次感測資料，並透過 WiFi 將結果傳送至 Firebase Firestore。
電容式土壤濕度感測器 (ADS1115 ADC)	用於量測土壤體積含水率百分比。為排放預測的重要輸入參數，因積水土壤在缺氧環境下會活化反硝化菌，使 N ₂ O 排放增加 3 至 5 倍。
DS18B20 土壤溫度探針	透過 1-Wire GPIO 協定量測根部深度土壤溫度 (攝氏)。土壤溫度會直接影響硝化與反硝化細菌活性，其中 25 至 35°C 為微生物活性最高區間。
DHT22 環境感測器	透過 GPIO 量測空氣溫度與相對濕度，用於評估施肥期間與施肥後的氨揮發風險。
RS-485 NPK 感測器 (Modbus RTU)	透過 MAX485 TTL 轉 RS-485 模組，以 9600 baud rate 量測土壤中氮、磷、鉀濃度 (mg/kg)。其中氮濃度為施肥建議引擎的重要農業參數輸入。

表格 2: 硬體零件與功能

1.4 深度學習模型架構

1.4.1 資料蒐集與前處理流程

NitroSense AI 系統透過一套持續性的資料蒐集與處理流程進行運作。田間監測模組每 13 秒收集一次感測資料，量測內容包含土壤體積含水率、根部區域土壤溫度、NPK 濃度，以及空氣溫度與相對濕度等環境條件。

所有即時感測資料皆會同步至 Firebase Firestore，並進一步整合外部資料來源，包括台灣中央氣象署 (CWA) 7 日天氣預報、IPCC 排放係數、FAO 作物參數資料庫，以及 SoilGrids 土壤特性資料。

資料前處理流程會透過時間對齊 (Temporal Alignment) 與特徵正規化 (Feature Normalization)，將多來源資料統一為一致的輸入格式與尺度，以確保模型推論的穩定性與準確性。

其中，時間序列特徵會以滑動視窗 (Sliding Window) 方式進行整理，用於捕捉對排放預測具有重要影響的短期環境變化模式；而土壤類型、作物品種、生長階段以及氮肥施用歷史等靜態田間特徵，則會以類別嵌入 (Categorical Embedding) 方式進行編碼，以支援農田專屬的預測結果生成。

1.4.2 物理導向訓練資料生成

由於以氣體箱法（Chamber-based Measurement）進行大規模 N₂O 實測在實務上具有成本高與資料取得困難等限制，NitroSense AI 採用結合物理機制與資料驅動的混合式方法來建立模型訓練資料。

系統透過 IPCC Tier 1 至 Tier 2 排放係數，根據不同環境條件情境生成合成排放標籤（Synthetic Emission Labels），並依據土壤濕度狀態、溫度條件以及施肥時間進行調整。當土壤濕度偏高，且近期有施用氮肥並伴隨較高溫度時，系統會提高排放係數，以反映反硝化作用增強所造成的高排放情況；相對地，在乾燥且具氧氣的土壤條件下，則採用以硝化作用為主的基準排放係數。

此外，最佳施肥時機與施肥量則根據 FAO 作物參數資料庫進行推估。該資料庫提供不同作物於各生長階段的氮吸收曲線與氮需求模式，可作為施肥建議的重要依據。

1.4.3 混合式 CNN-LSTM 網路架構設計

本研究所使用的深度學習模型採用混合式 CNN-LSTM 架構，結合時間序列特徵與靜態田間特徵的雙分支設計。

時間序列分支主要處理感測器與氣象資料序列，首先使用兩層一維卷積層（1D Convolution Layer）進行特徵擷取，卷積濾波器數量分別為 32 與 64，卷積核心大小為 3，並使用 ReLU 作為啟動函數，以擷取局部環境變化模式。

接著，系統使用具有 32 個單元的 LSTM 層進一步建模時間依賴關係，以捕捉對 N₂O 排放動態具有重要影響的時序特徵。

另一個靜態特徵分支則針對田間類別資料進行處理，例如土壤類型、作物品種與生長階段等，並透過嵌入層（Embedding Layer）轉換為 32 維稠密向量表示。

兩個分支輸出結果會進行串接（Concatenation），再輸入具有 64 個神經元的全連接層（Dense Layer）進行整合分析，並使用 ReLU 啟動函數與 0.2 Dropout 作為正規化機制，以降低過擬合風險。

此架構可同時整合時間序列環境變化與田間農業特徵資訊。

最終輸出層可同時產生四項預測結果，包括：

1. 最佳氮肥施用量
2. 預測 N₂O 排放率
3. 建議施肥時機
4. 預估產量影響

本研究採用多任務學習（Multi-task Learning）方法，使模型能於單一架構中，同時最佳化 N₂O 排放降低與氮肥使用效率。

1.4.4 物理導向多目標損失函數

本研究於模型訓練過程中採用物理導向損失函數（Physics-Informed Loss Function），將傳統預測誤差與生物地球化學限制條件（Biogeochemical Constraints）共同納入模型最佳化過程，以確保所有模型輸出結果皆符合實際物理與農業情境中的合理範圍 [12]:

$$L_{total} = L_{prediction} + \lambda_1 \times L_{mass_balance} + \lambda_2 \times L_{IPCC_range}$$

其中， $L_{mass_balance}$ 用於強制滿足氮質量守恆（Nitrogen Mass Conservation）條件，要求施用的氮肥量至少需等於作物吸收量與已知氮流失途徑總和。

L_{IPCC_range} 則用於限制模型預測的年度累積排放量，使其符合 IPCC 對特定作物、土壤與氣候組合所定義的排放範圍 [5]。

此外， λ_1 與 λ_2 為權重超參數（Weighting Hyperparameters），其數值透過驗證流程進行調整與決定。

此種物理導向損失函數設計，可避免模型學習到違反既有生物地球化學原理的錯誤統計關聯，而這類問題在純資料驅動的環境預測模型中屬於常見失效情況。

同時，此方法也能提升模型對於訓練資料範圍外之土壤與氣候條件的泛化能力。

1.4.5 邊緣部署與即時推論

模型完成訓練後，系統會將其轉換為 TensorFlow Lite 格式，並針對 ARM 架構處理器進行最佳化，使量化後模型大小控制於 5 MB 以下，以符合 Raspberry Pi 4B 邊緣部署需求。部署後的模型單次推論延遲低於 4.2 毫秒，可配合每次感測資料更新即時產生施肥建議與預測結果。

邊緣部署方式可降低系統對雲端網路連線的依賴，使重要的即時預測功能即使在農村地區常見的網路不穩定或間歇性斷線情況下，仍能持續正常運作。

表 3 彙整本研究所使用之完整模型規格。

規格項目	內容
模型架構	混合式 1D-CNN + LSTM + 全連接層(Dense Layers)
開發框架	TensorFlow Lite
推論裝置	Raspberry Pi 4B(邊緣部署)
推論時間	每次預測循環低於 4.2 毫秒
模型大小(量化後)	小於 5 MB

輸出變數	最佳氮肥施用量(kg/ha)、N ₂ O 排放率(kg/ha/day)、排放風險(%)、產量影響(%)、施肥建議
------	---

表格 3: 深度學習模型規格

1.5 資料來源與整合

本研究模型訓練與推論所需之資料集皆來自公開資料來源，可免費取得，因此能確保系統具備完整可重現性（Reproducibility），同時降低資料取得成本。

系統整合四種互補性資料集，涵蓋氣象、生物地球化學、農業以及土壤科學等領域，共同建立 N₂O 排放預測所需的完整環境與農業背景資訊。

表 4 列出各資料來源及其於系統中的整合角色。

資料集	資料內容	系統整合角色
Taiwan CWA Open Data	每小時溫度、濕度、降雨量、風速與太陽輻射資料	作為 CNN-LSTM 時間序列分支的主要氣象輸入特徵
IPCC Emission Factors	不同土壤、氣候與管理條件下的標準化 N ₂ O 排放係數	用於物理導向損失函數與合成訓練資料生成
FAO Crop Parameters	主要作物之氮吸收曲線、生長階段時間與產量反應函數	定義各作物於不同生長階段之氮需求與最佳施肥時機
SoilGrids (ISRIC)	250 公尺解析度之土壤有機碳、土壤質地、pH 值與容積密度資料	作為排放預測之基礎土壤參數，土壤類型會影響氮保留能力

表格 4: 資料來源與整合角色

模型預測結果會進一步與台灣農業試驗研究機構所發布之氣體箱法（Chamber-based）N₂O 通量量測資料，以及亞洲稻作系統相關同儕審查田間研究結果進行驗證。

此驗證方式可確保模型預測結果落於實際觀測範圍內，並符合不同氮肥與水分管理條件下，既有生物地球化學研究對 N₂O 排放動態的科學理解。

2. 工作材料說明

2.1 硬體零件與成本結構

2.1.1 材料清單與單位成本分析

表 5 列出 NitroSense AI 田間監測模組所使用之完整材料清單 (Bill of Materials, BOM)。所有硬體皆採用市售標準元件，可直接由一般電子零件供應商取得

零件	型號	功能	約略成本 (NT\$)
中央處理單元	Raspberry Pi 4B (1.8 GHz 四核心, 4GB RAM)	執行邊緣 AI 推論、感測資料蒐集與 Firebase 雲端傳輸	2,200
土壤濕度感測器	電容式感測器搭配 ADS1115 ADC	透過 I2C 協定量測土壤體積含水率	250
土壤溫度探針	DS18B20 防水數位溫度感測器	透過 1-Wire GPIO 協定量測根部區域土壤溫度	120
環境感測器	DHT22	透過 GPIO 量測空氣溫度與相對濕度	180
NPK 土壤感測器	RS-485 NPK 感測器搭配 MAX485 TTL 轉換模組	透過 Modbus RTU (9600 baud) 量測土壤中氮、磷、鉀濃度	850
通訊模組	WiFi (內建於 Raspberry Pi 4B)	即時將資料傳輸至 Firebase Firestore 雲端平台	免費
總成本			約 NT\$3,600

表格 5: NitroSense AI 田間監測模組材料清單 (BOM)

2.1.2 商業可取得性與可擴展性

NitroSense AI 田間監測模組所使用的所有硬體元件皆為市售標準產品 (Commercial Off-The-Shelf Components)，具有成熟且穩定的全球供應鏈，可確保設備採購穩定性與長期供貨能力。

Raspberry Pi 4B 為全球廣泛流通之邊緣運算平台，而 DS18B20、DHT22、ADS1115 與 RS-485 NPK 感測器等元件，亦可透過一般工業電子供應商及台灣常見電子零件平台取得。此外，監測模組採用模組化架構設計，各感測器皆可獨立更換，無需整組設備汰換，可有

效降低長期維護成本，並減少田間部署時的系統停機時間。

從系統可擴展性角度而言，由於 NitroSense AI 完全採用市售元件，且不依賴專有硬體，因此能有效降低供應鏈風險，並支援大規模快速複製部署。

根據統計，2023 年台灣稻作耕作面積約為 222,413 公頃，總產量約 146 萬公噸，產值達新台幣 349 億元 [14]。此大規模農地面積顯示 NitroSense AI 具有相當可觀的潛在部署市場。同時，台灣政府近年積極推動智慧農業發展，包含 2021 至 2024 年推動之「農業創新推動方案 2.0 (Agriculture Innovation Promotion Program 2.0)」以及精準農業技術普及政策 [15]，皆為 IoT 田間監測系統的大規模部署提供良好制度基礎，且不需對現有農業基礎設施進行大幅修改。

2.2 軟體與開發環境

2.2.1 框架架構與模型實作

本研究深度學習模型採用 TensorFlow Lite 進行開發與部署，以支援 Raspberry Pi 4B 上的邊緣運算推論。

模型架構採用混合式 CNN-LSTM 設計，包含兩個輸入分支，最終於全連接輸出層前進行整合，其架構如圖 5 所示。

輸入層 A (Input Layer A) 主要處理時間序列資料，資料格式為 7 天、每小時解析度之時間序列，共包含六項特徵：

- 溫度 (Temperature)
- 濕度 (Humidity)
- 降雨量 (Rainfall)
- 土壤濕度 (Soil Moisture)
- 土壤溫度 (Soil Temperature)
- 太陽輻射 (Solar Radiation)

其中，土壤濕度與土壤溫度由田間感測器直接量測；溫度、濕度、降雨量與太陽輻射資料則來自台灣中央氣象署 (CWA) 開放資料平台。

輸入層 B (Input Layer B) 則用於編碼靜態特徵，包括：

- 土壤類型 (Soil Type)
- 作物種類 (Crop Type)
- 農田位置 (Field Location)
- 生長階段 (Growth Stage)
- 歷史氮肥施用紀錄 (Previous Nitrogen Applications)

上述資料來源包含農民註冊之農田資訊與 FAO 作物參數資料庫，並透過嵌入層 (Embedding Layer) 轉換為稠密向量表示。

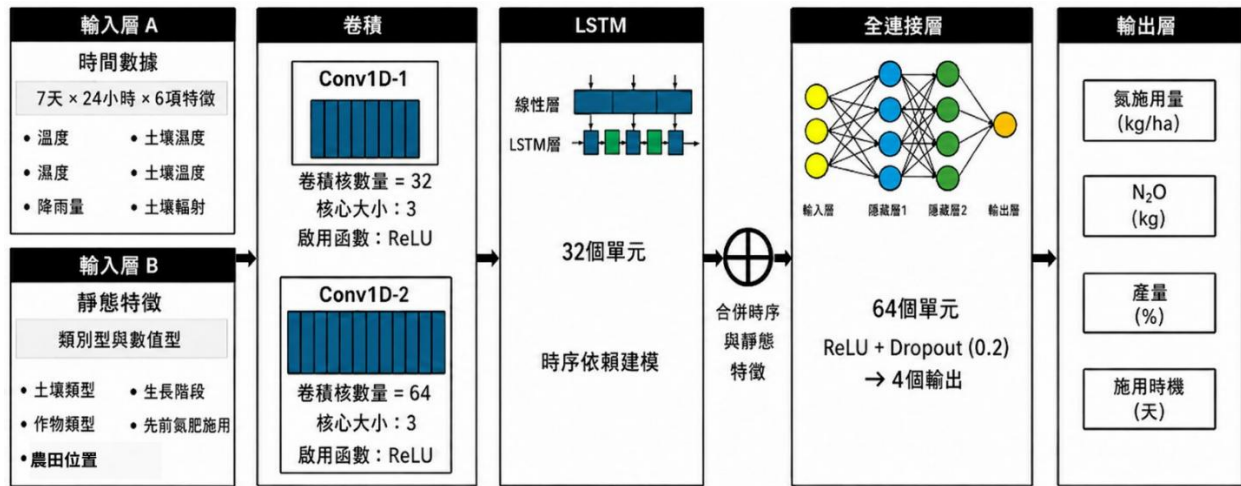
兩個輸入分支會進行整合後，再透過全連接層（Dense Layers）產生四項同步輸出結果，包括：

1. 最佳氮肥施用量（kg/ha）
2. 預測 N₂O 排放量（kg）
3. 預估產量影響（%）
4. 建議施肥時機（天數）

表 6 彙整本研究模型之主要規格。

規格項目	內容
模型架構	混合式 1D-CNN + LSTM + 全連接層（Dense）
時間序列輸入	7 天 × 24 小時 × 6 項特徵
卷積層	Conv1D-1：32 個卷積核心、Conv1D-2：64 個卷積核心，卷積核心大小為 3，使用 ReLU 啟動函數
LSTM 層	32 個單元
全連接層（Dense Layers）	64 個神經元，使用 ReLU 與 Dropout 0.2
最佳化器	Adam Optimizer 搭配學習率調整機制（Learning Rate Scheduling）
驗證資料切分	80/20 時序切分（Chronological Split）
開發框架	TensorFlow Lite（部署於 Raspberry Pi 4B）
推論延遲	每次推論循環低於 4.2 毫秒
模型大小	小於 5 MB
輸出結果	氮肥施用量（kg/ha）、N ₂ O 排放量（kg）、產量影響（%）、施肥時機（天）

表格 6: CNN-LSTM 模型主要規格



圖表 5: NitroSense AI 完整系統架構

2.2.2 雲端基礎架構與資料流程

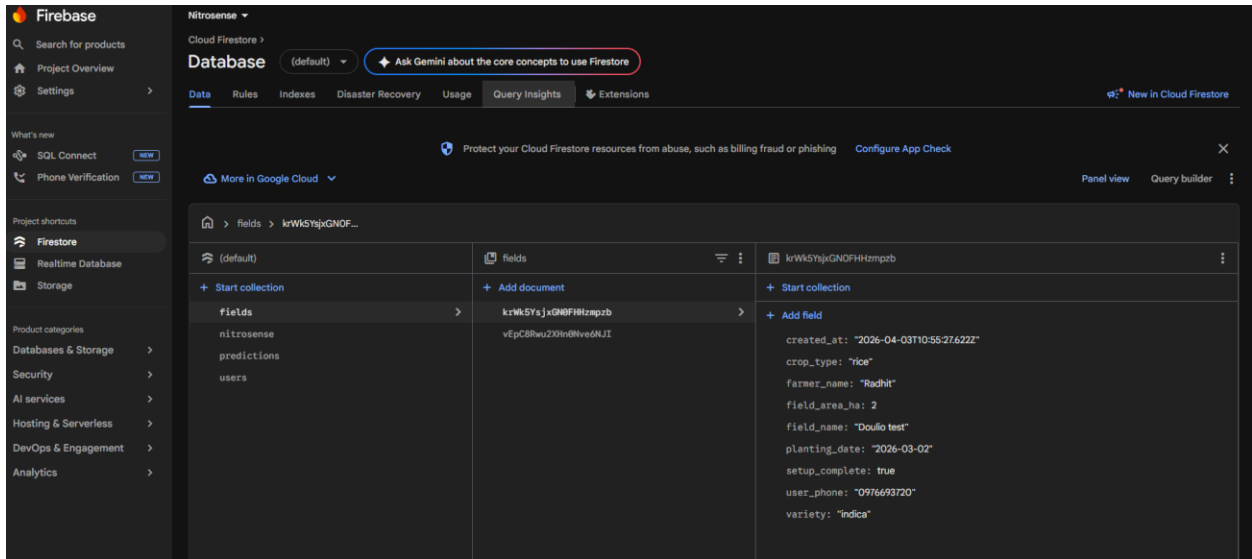
NitroSense AI 採用 Firebase Firestore 作為雲端資料庫，透過 Wi-Fi 接收由 Raspberry Pi 4B 每 13 秒傳送一次的感測資料與模型預測結果。

資料庫主要由四個核心集合 (Collections) 所組成：

1. fields
用於儲存農民註冊之農田資料，包括作物種類、作物品種、播種日期以及田地面積等資訊。
2. nitrosense
用於儲存最新的感測器量測資料與模型預測結果。
3. predictions
用於保存所有 CNN-LSTM 模型推論結果的歷史紀錄，以支援整季資料分析與長期趨勢追蹤。
4. users
用於儲存使用者帳號驗證資訊以及語言偏好設定。

行動應用程式透過非同步 JavaScript 定時更新機制 (Asynchronous JavaScript Interval Mechanism)，每 10 秒向 Firebase 查詢最新資料，以確保田間環境資訊與施肥建議能近乎即時地顯示於使用者介面中。此外，雲端資料流程亦整合台灣中央氣象署 (CWA) 之外部天氣預報資料，用以補充現場感測資訊，提供 CNN-LSTM 時間序列分支於推論時所需的完整時間序列輸入特徵。

圖 6 顯示 NitroSense AI 專案中 Firebase Firestore 的資料庫架構。



圖表 6: NitroSense AI 的 Firebase Firestore 資料庫架構

2.3 行動應用程式架構

NitroSense AI 行動應用程式以前端框架 React.js 開發，並搭配 Capacitor v5 進行 Android 原生部署。系統採用單頁式架構（Single-Page Architecture, SPA）與模組化元件設計，使應用程式能在不重新載入頁面的情況下，即時更新與顯示資料。

應用程式可直接與 Firebase Firestore 雲端資料庫進行連線，並透過非同步 JavaScript 定時更新機制，每 10 秒同步一次最新感測資料與模型預測結果。

使用者驗證機制採用手機號碼搭配 4 位數 PIN 碼登入方式，相關帳號資訊安全儲存於 Firebase Firestore 中，並將語言偏好設定持續保存於使用者個人資料內。

本系統支援六種語言，包括：

- 英文（English）
- 繁體中文（Traditional Chinese）
- 簡體中文（Simplified Chinese）
- 印尼文（Bahasa Indonesia）
- 法文（French）
- 泰文（Thai）

多語系功能透過完整的靜態翻譯系統實作，涵蓋所有介面元素、施肥建議訊息、生長階段說明以及農藝推理文字，以提升不同地區農民的使用便利性與可近性。

此外，介面設計針對手機裝置進行最佳化，最大顯示寬度設定為 480 像素，並配置固定式底部導覽列，方便使用者快速切換六大功能模組。

規格項目	內容
------	----

前端框架	React.js 單頁式架構 (SPA)
行動部署	Capacitor v5 (Android)
雲端資料庫	Firebase Firestore
資料同步間隔	10 秒 (非同步 JavaScript 更新)
使用者驗證	手機號碼與 4 位數 PIN 碼
支援語言	英文、繁體中文、簡體中文、印尼文、法文、泰文
最大畫面寬度	480 像素 (手機最佳化)
功能模組	6 個 (Dashboard、Sensors、Emissions、Advisory、Savings、Settings)
多農田支援	支援，同一帳號可管理多種作物與不同種植時程

表格 7: 行動應用程式技術規格

3. 創作特色與創新說明

3.1 創意來源與發想基礎

3.1.1 科學基礎與創作動機

NitroSense AI 的概念基礎源自於生物地球化學與精準農業交會處的一項核心觀察。雖然學術研究早已證實，農業土壤中的 N₂O 排放量可透過土壤濕度、土壤溫度以及氮含量等環境條件進行時間序列預測，但目前仍缺乏能真正落實於田間、並提供小農即時決策支援的實際系統。

硝化作用 (Nitrification) 與反硝化作用 (Denitrification) 是氮肥轉化為 N₂O 的主要微生物途徑，而影響這兩項作用的環境條件，正是低成本 IoT 感測器可以持續監測的重要參數。然而，目前尚未有系統能有效將這些生物地球化學知識轉化為即時且可執行的農業施肥建議。

NitroSense AI 的核心創新，在於將過去彼此獨立的四項技術元素進行整合。

第一，透過低成本 IoT 感測器陣列進行連續性即時土壤監測，提供傳統靜態檢測方式無法取得的高時間解析度環境資料。

第二，採用混合式 CNN-LSTM 深度學習架構，並將 IPCC 生物地球化學排放限制條件直接嵌入損失函數中，以確保模型預測結果符合實際物理與排放機制。

第三，建立具備作物辨識能力的智慧建議引擎，依據不同作物之氮循環特性與水分管理需

求，提供差異化施肥決策邏輯。

第四，整套系統可部署於一般市售邊緣運算平台上，硬體成本維持於一般小農可負擔範圍內，且不依賴專有設備或封閉式基礎架構。

將上述四項元素整合為單一系統，並同時解決 N₂O 排放降低、氮剩餘管理、作物產量最佳化以及農民經濟效益等問題，即為 NitroSense AI 最具代表性的科學與創新價值。

3.1.2 技術靈感來源

NitroSense AI 的技術架構設計，主要受到近年物理導向神經網路（Physics-Informed Neural Networks）研究發展的啟發。相關研究指出，若能將特定領域的物理限制條件直接納入神經網路損失函數中，可有效提升模型泛化能力，並避免模型產生違反物理原理的不合理預測結果，而這正是純資料驅動模型常見的問題之一。

本研究將此概念應用於農業 N₂O 排放預測領域，並以 IPCC Tier 1 排放係數與氮質量守恒原理作為主要物理限制條件，此做法在精準農業建模領域中具有一定創新性。

另一方面，CNN-LSTM 混合式架構已被證實能有效同時捕捉局部時間變化模式與長期時間序列依賴關係，因此成為 NitroSense AI 預測模型的核心架構基礎。

3.1.3 田間觀察與實務洞察

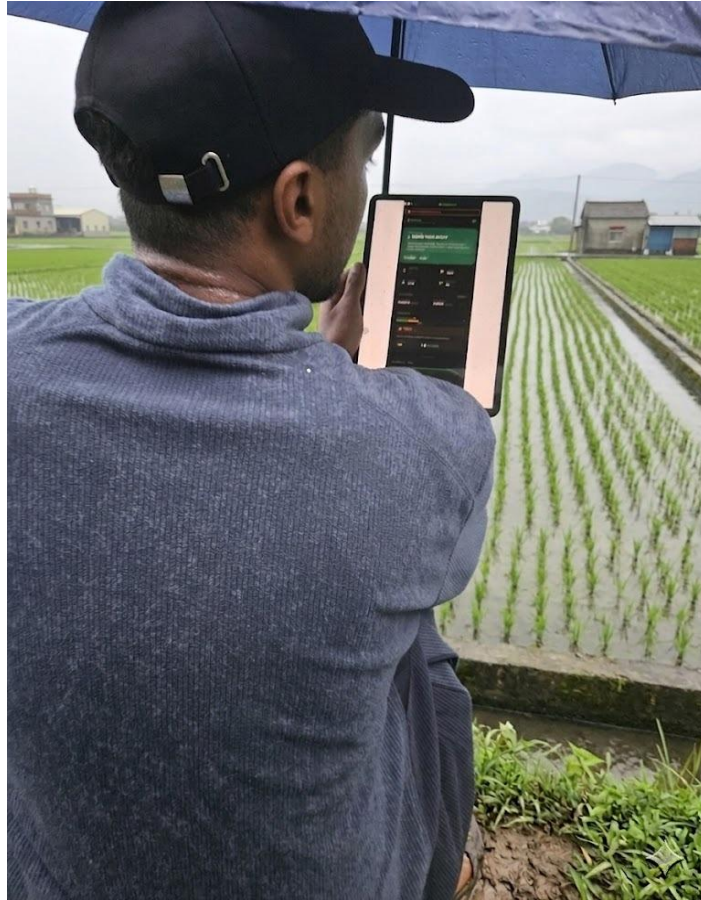
本研究於台灣雲林地區觀察農民實際耕作方式後，發現現行農業管理中存在一項重要缺口，也進一步強化了 NitroSense AI 的開發動機。

雖然目前已有天氣預報、土壤檢測服務以及一般施肥建議資料，但農民仍缺乏一套能夠整合上述資訊，並依據田間即時狀況提供具時效性與可執行建議的決策支援系統。

許多小農普遍存在「施用越多氮肥即可獲得越高產量」的觀念，因此經常出現遠超過作物吸收能力的過量施肥情況。然而，超出作物生理需求的氮肥不僅無法進一步提升產量，還會以剩餘氮形式累積於土壤中，最終透過硝酸鹽滲漏或轉化為 N₂O 的方式造成環境與氣候問題。

此外，多數農民仍依照固定季節時程施肥，而未考慮當前土壤濕度與溫度條件，因此容易錯失最佳施肥時機，甚至在高排放風險期間施用氮肥。

上述觀察結果顯示，目前農業氮肥管理的核心問題並非缺乏科學知識，而是缺少一套能夠將這些知識轉化為農民可即時理解與操作之建議的實際系統，而這正是 NitroSense AI 所希望解決的重要問題。



圖表 7: NitroSense AI 行動應用程式於積水稻田環境中的實際使用情境

3.2 原創貢獻與技術創新

3.2.1 首套整合式即時氮肥管理系統

NitroSense AI 為首套將即時連續土壤監測、 N_2O 排放預測、氮剩餘管理、天氣預報整合以及邊緣 AI 部署整合於單一平台中的農業決策支援系統。

與現有僅針對產量提升或靜態土壤養分建議進行優化的系統不同，NitroSense AI 透過單一多任務學習 (Multi-task Learning) 架構，同時達成兩項核心目標：

第一，透過最佳化施肥時機，避免於硝化與反硝化作用高峰條件下施肥，以降低 N_2O 排放。

第二，透過使施肥量與作物實際需求相互配合，降低土壤中氮剩餘累積，進而減少硝酸鹽滲漏至周圍水體。

能夠在低成本市售硬體平台上，同時完成上述兩項目標，是目前既有 IoT 或機器學習精準農業系統尚未達成的重要技術突破。

3.2.2 物理導向多目標損失函數

本研究將 IPCC 生物地球化學限制條件直接嵌入神經網路損失函數中，屬於農業氮肥管理領域中的方法創新。

透過在模型訓練目標中加入氮質量守恆與 IPCC 排放範圍限制等懲罰項（Penalty Terms），可有效避免模型學習到違反既有生物地球化學原理的錯誤統計關聯，而這正是純資料驅動環境預測模型常見的失效問題。

此物理導向設計不僅能同時降低 N₂O 排放風險與避免氮肥過量施用所造成的土壤氮剩餘問題，也能提升模型在未見過之土壤與氣候條件下的泛化能力。

3.2.3 作物辨識智慧建議引擎

NitroSense AI 的智慧建議引擎會針對不同作物套用不同決策邏輯，以反映水稻、黃豆、小麥與玉米等作物於生物地球化學與農業管理上的差異。

在水稻栽培中，系統導入 AWD（Alternate Wetting and Drying）管理方法，將積水稻田視為正常農業環境，而非異常狀態，並引導農民進行「排水後施肥（Drain-and-Apply）」循環，以同時降低反硝化造成的氮流失與積水施肥引發的 N₂O 排放高峰。

在黃豆管理方面，系統能辨識 *Bradyrhizobium japonicum* 根瘤菌共生所帶來的生物固氮作用，因此將施肥建議重點轉移至磷肥與鉀肥管理，避免不必要的氮肥施用，進一步降低土壤氮剩餘與可避免的 N₂O 排放。

對於小麥與玉米等旱作作物，系統則會套用不同的土壤濕度門檻邏輯，並依據不同作物對缺氧環境的耐受程度，提供對應的積水風險警示。

此種高度作物化且同時兼顧排放風險與氮剩餘管理的農業決策邏輯，相較於現有通用型精準農業建議系統，具有明顯創新性與實用價值。

3.2.4 輕量化邊緣運算架構

本研究所使用之 CNN-LSTM 模型具備高度輕量化特性，量化後模型大小低於 5 MB，並可於 Raspberry Pi 4B 上以低於 4.2 毫秒的推論延遲完成即時預測。

此架構使系統能在不依賴雲端網路連線的情況下，即時提供 AI 驅動之施肥建議，同時處理氮排放風險與氮剩餘管理問題。

輕量化邊緣運算架構也解決了精準農業長期存在的重要限制，即高度依賴穩定高速網路與昂貴專有硬體設備，導致偏鄉與小農難以取得 AI 農業技術資源。

NitroSense AI 透過市售平台即可完成完整邊緣推論能力部署，使精準氮肥管理技術能真正普及至既有雲端方案難以服務的農業場域，並同時兼顧環境保護與農業永續發展。

4. 應用領域、可行性與發展潛力

4.1 目標應用領域

4.1.1 主要目標市場

NitroSense AI 以台灣農業領域作為主要部署市場，因台灣目前普遍存在氮肥過量施用問題，同時政府對農業減碳與氣候政策的要求亦日益嚴格。

根據統計，2023 年台灣稻作種植面積約為 222,413 公頃，為全台氮肥使用量與 N₂O 排放強度最高的主要作物類型之一。

本系統可直接部署於現有農業生產區域，並透過既有農民合作社與農業推廣體系進行導入，不需大幅改變現行農業操作流程，即可提升精準氮肥管理能力。

4.1.2 擴展應用方向

除了水稻栽培外，NitroSense AI 的系統架構亦可快速擴展至蔬菜、水果、小麥、玉米與黃豆等作物系統。

由於系統採用模組化作物參數資料庫設計，因此只需新增 FAO 作物生長階段參數與氮吸收曲線，即可支援新的作物類型。

此外，作物辨識智慧建議引擎亦可擴展至任何具有完整氮循環特性與水分管理資料的作物系統。

物理導向排放模型則可依據不同作物、土壤與氣候條件搭配對應 IPCC 排放係數進行調整，使系統能逐步擴展至台灣多樣化農業場域。

4.1.3 國際化適應能力

NitroSense AI 主要依賴公開且全球可取得之資料來源，包括各國氣象開放資料平台、SoilGrids、IPCC 排放係數以及 FAO 作物參數資料，因此具備良好的國際化適應能力。

本系統特別適用於東南亞、南亞與拉丁美洲等熱帶與亞熱帶農業區域，因這些地區同樣面臨氮肥過量施用、N₂O 排放增加以及氮剩餘造成水污染等問題，同時也普遍缺乏高成本精準農業技術。

4.2 預期影響

NitroSense AI 的預期效益主要建立於兩項核心目標之上，並著重於解決氮肥過量施用的根本原因，而非僅處理其表面問題。

表 8 彙整本系統於各項核心目標中的預期效益指標。

目標	實現機制	預期成果
----	------	------

N ₂ O 排放減量	即時辨識容易產生高強度硝化與反硝化作用的土壤濕度與溫度條件，避免於高排放風險期間施肥	透過避開促進微生物將氮轉化為 N ₂ O 的生物地球化學條件，顯著降低單位面積農田的 N ₂ O 排放量
氮剩餘管理	根據作物不同生長階段的實際氮需求調整施肥量，避免氮肥施用超出作物吸收能力	降低硝酸鹽滲漏至地下水與周圍水域生態系統的情況，減少傳統過量施肥所造成的優養化與水質惡化問題
作物辨識精準建議	依據不同作物之氮循環特性與水分管理需求，套用差異化施肥決策邏輯	避免產生不符合農業實務的建議，例如對具固氮能力的黃豆施用不必要氮肥，或於積水稻田直接施肥，在維持產量的同時降低排放風險
農業生產力提升	即時避免因缺氮造成的產量下降，以及因過量施肥導致的作物生理傷害	在不增加肥料成本的情況下，相較於傳統固定施肥模式維持或提升作物產量
經濟可行性	透過連續即時監測與依生長階段調整的施肥建議，減少不必要與不適當時機的施肥行為	相較於農業部每季 135 kg N/ha 的施肥基準 [10]，可依實際減氮量產生可量化的肥料成本節省
國家氣候貢獻	於台灣主要農業區域大規模部署即時 N ₂ O 排放監測與減量系統	透過可驗證之排放減量成果，協助達成台灣 2040 農業淨零目標，並具備申請台灣環境部農業碳權計畫之潛力 [11]

表格 8: NitroSense AI 預期效益

綜合而言，NitroSense AI 的預期影響不僅侷限於單一農田的氮肥最佳化管理，更可作為台灣及其他相似農業系統推動氣候智慧農業（Climate-Smart Agriculture）的可擴展與可複製模型。

本系統透過單一整合平台，同時處理 N₂O 排放、土壤氮剩餘累積、作物生產力以及農民經濟效益等問題，進一步證明環境保護與農業永續並非彼此衝突的目標，而是可透過同一套精準管理方法共同達成的互補成果 [2]。

4.3 可行性評估

4.3.1 技術可行性

NitroSense AI 採用市售可取得之硬體技術與公開資料資源進行設計，具備良好的實際部署可行性。

系統所使用的所有硬體元件皆可透過既有電子零件供應鏈取得，無需依賴專有製造技術或特殊客製化設備。

此外，模型訓練所需資料集皆來自公開資料庫，可免費取得，因此能完全免除資料採集成本。

本研究亦已透過 Raspberry Pi 4B 實際測試邊緣部署推論效能，驗證系統能於低成本且適合田間部署的平台上，完成即時施肥建議與 AI 推論功能。

表 9 彙整 NitroSense AI 各核心模組之技術可行性評估結果。

零件／模組	可行性因素	評估狀態
硬體設備	商業可取得性	所有元件皆可透過一般電子零件供應商取得
軟體系統	邊緣部署效能	輕量化模型已驗證可於低於 4.2 毫秒內完成推論
資料來源	訓練資料可取得性	使用免費公開資料來源，包括台灣 CWA、IPCC、FAO 與 SoilGrids
雲端基礎架構	即時資料同步能力	Firestore 已驗證可支援每 13 秒資料同步更新
模型驗證	科學可信度	採用物理導向架構與符合 IPCC 排放係數限制條件之設計

表格 9: 技術可行性評估

4.3.2 商業化可行性

NitroSense AI 具備良好的商業化潛力，其核心價值在於同時解決 N₂O 排放與土壤氮剩餘管理兩項問題，而這兩者正是氮肥過量施用所帶來的重要環境與經濟成本來源。

本系統的價值定位與台灣《氣候變遷因應法》（2023）高度一致。該法要求農業部門於 2040 年達成淨零排放目標，因此對精準氮肥管理技術產生明確政策需求。

此外，台灣環境部推動之「農業碳權計畫（Agricultural Carbon Credit Program）」提供每公斤 CO₂e 減量約 NT\$3 至 NT\$8 的碳權收益，進一步為 NitroSense AI 的減排功能創造額外經濟價值。

截至 2023 年底，台灣有機農地面積約為 24,114 公頃，僅占總耕地面積約 3.06%，代表目前絕大多數農地仍依賴傳統氮肥管理方式，因此構成 NitroSense AI 的主要潛在市場。

面向	評估內容
市場規模	台灣約 222,413 公頃稻田為主要目標市場
核心價值	同時提供 N ₂ O 減排與氮剩餘管理效益，兼顧環境合規與農民成本節省

政策對應性	直接對應台灣《氣候變遷因應法》2040 農業淨零目標
額外收益來源	可透過台灣環境部碳權驗證計畫取得 NT\$3-8 / kg CO ₂ e 碳權收益
可擴展性	模組化架構可延伸至蔬菜、水果、小麥、玉米、黃豆及國際市場
技術差異化	首套整合即時 IoT 土壤監測、CNN-LSTM 排放預測、作物辨識建議邏輯與邊緣部署之整合平台

表格 10: 商業化可行性分析

4.3.3 經濟性與可擴展性評估

NitroSense AI 的經濟可行性建立於台灣農業氮肥過量施用所造成的實際成本問題。

目前農民施肥量普遍高於建議值 30% 至 50%，導致額外肥料支出增加，而精準氮肥管理可有效降低不必要施肥成本。其節省幅度可依相較於農業部公告每季 135 kg N/ha 基準之減量成果進行量化。

在系統架構方面，NitroSense AI 採用 Firebase Firestore 雲端架構，可支援不同作物類型與國際市場的擴展，而無需對基礎架構進行重大修改。

此外，由於物理導向排放模型可應用於任何具有 IPCC 排放係數資料的作物－土壤－氣候組合，因此系統具備高度跨區域擴展能力。

系統所使用的訓練資料皆為公開資料來源，硬體則採用市售標準元件，因此可有效降低大規模部署成本，並支援未來於台灣 222,413 公頃稻田及其他農業場域進行擴展。

4.4 商業模式

4.4.1 價值主張

NitroSense AI 的價值主張，建立在操作簡易性以及小農可立即負擔的經濟門檻之上。

本系統採用一次性硬體購買模式：農民只需購買完整的田間監測單元、於田間安裝完成後，即可透過免費行動應用程式立即接收即時氮素管理建議。

除了首次硬體投入之外，不需負擔任何經常性費用、訂閱費或後續持續性財務負擔。

相較於農委會公布每期作每公頃施用 135 公斤氮素的基準值，農民可透過本系統精準節省肥料支出，節省金額明確可量化，讓初期硬體投資能夠快速回本、獲得直接且可衡量的投資報酬。

對整體農業產業而言，NitroSense AI 透過減少 N₂O 排放與降低氮素累積過剩，協助臺灣達成 2040 年農業淨零排放政策目標；同時可申請行政院環保署農業碳權專案，每減少 1 公斤 CO₂e，可取得新臺幣 3-8 元的碳權收益。

4.4.2 收益來源與成本結構

NitroSense AI 並非以收取訂閱費的方式向農民收費，而是透過三種主要方式為農民創造經濟價值。

第一項效益管道為直接節省肥料成本：透過精準氮素管理，改善傳統固定時程施肥方式容易過量、時機不當的問題，省去不必要的肥料施用。

第二項為碳權收益：以 NitroSense 感測器紀錄數據做為查核依據，驗證減少的氧化亞氮排放量，並納入環保署農業碳權專案認證，每減少 1 公斤 CO₂e 可獲得新臺幣 3–8 元收入。

第三項為可申請政府精準農業補助：包含農業部精準農業補助、雲林縣農業生產補助等專案，可分攤、抵減農民首次購置硬體的费用。

行動裝置應用程式免費下載、無授權費；雲端基礎架構在小規模佈建階段，可使用 Firebase Firestore 免費方案承擔，雲端營運成本幾乎可忽略。

4.4.3 關鍵合作夥伴與市場進入策略

NitroSense AI 的成功部署需仰賴三個主要領域之策略合作。

首先，台灣農業部及其相關農業研究機構為重要之制度合作夥伴，可協助系統技術驗證、政策對接以及連結農會與農民合作，而農會亦是台灣精準農業技術最主要之推廣與流通管道。

其次，各縣市農會，尤其是雲林縣地區之農會組織，將成為系統初期最具可行性之市場切入點。由於 NitroSense AI 已於國立雲林科技大學進行開發與田間測試，因此具備在地農業情境與既有合作基礎，可降低導入障礙。

此外，國立雲林科技大學之學術合作將持續支援模型優化與系統驗證工作，而政府補助申請資訊則會直接整合於 NitroSense AI 行動應用程式之 Savings 模組中，使農民能於使用系統過程中同步取得相關補助與政策資源資訊。

5. 結果與系統驗證

5.1 模型效能與驗證

5.1.1 模型訓練效能

NitroSense AI 的 CNN-LSTM 模型共訓練 80 個 Epoch，並採用 80/20 時序切分

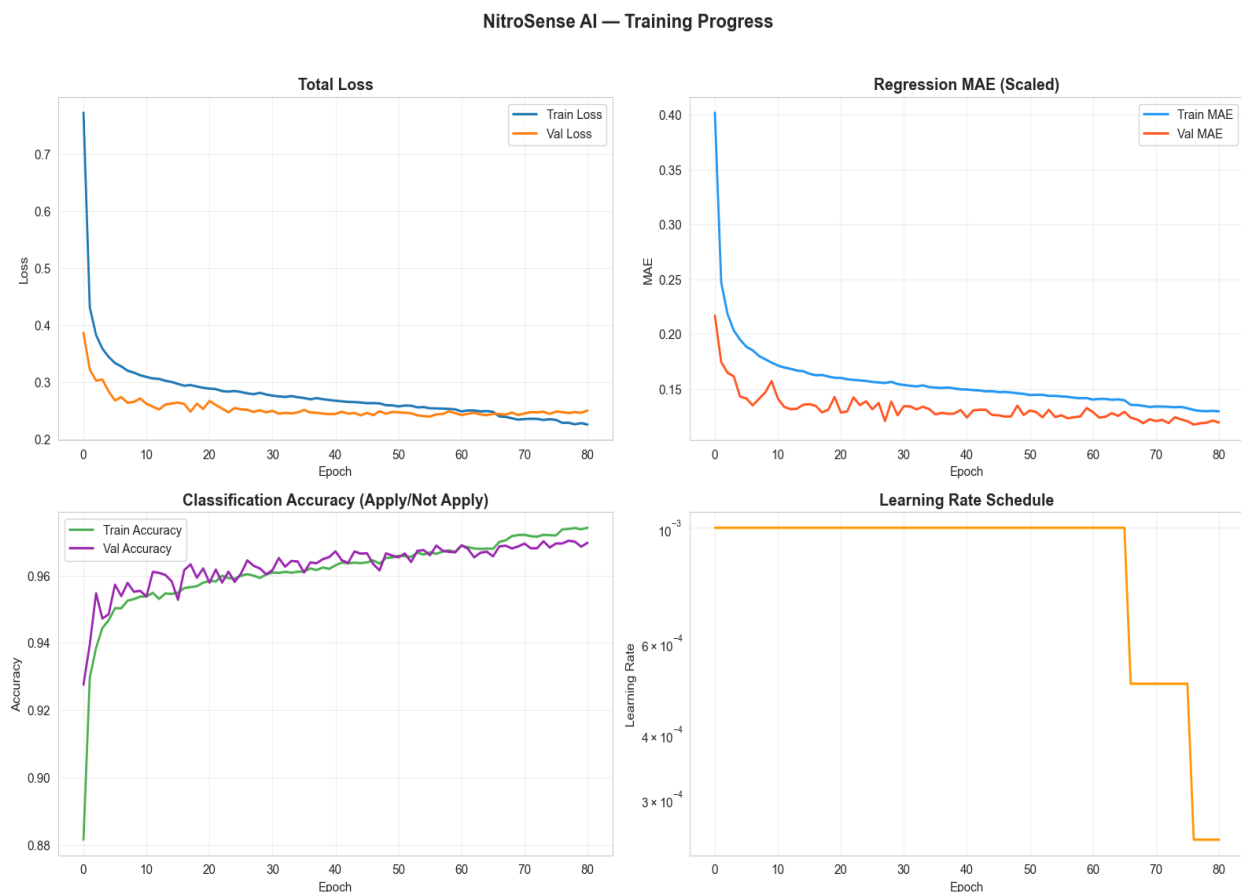
(Chronological Train-Validation Split) 方式進行訓練與驗證，以避免時間序列資料洩漏 (Temporal Data Leakage)，並模擬實際部署情境。

如圖 8 所示，模型總損失值 (Total Loss) 由初始約 0.75 快速下降至約 0.22 並逐漸收斂，而驗證損失 (Validation Loss) 在整個訓練過程中皆與訓練損失維持接近趨勢，顯示模型未出現明顯過擬合 (Overfitting) 問題。

回歸任務的平均絕對誤差（Mean Absolute Error, MAE）亦由約 0.40 下降至訓練集 0.14 與驗證集 0.13，顯示模型對未見過之時間序列資料具有良好的泛化能力。

在施肥建議分類任務中，模型於第 80 個 Epoch 時，訓練集準確率達 97.0%，驗證集準確率達 96.8%，顯示系統具備穩定且可靠的施肥決策能力。

此外，系統於約第 65 個 Epoch 透過學習率調整機制（Learning Rate Scheduling）降低學習率，進入最終微調階段（Fine-Tuning Phase），進一步提升模型收斂效果與整體穩定性。



圖表 8: NitroSense AI 模型訓練過程

5.1.2 測試集回歸效能

表 11 顯示 NitroSense AI 模型於保留測試集（Held-out Test Set）24,300 筆資料上的回歸效能評估結果，涵蓋四項模型輸出變數。

輸出變數	MAE	RMSE	R ²	MAPE
N ₂ O 排放量 (kg/ha/day)	0.003134	0.007543	0.8869	32.1%
最佳氮肥施用量 (kg/ha)	0.906617	3.117769	0.8135	N/A

產量影響 (0-1)	0.019514	0.026313	0.9849	3.7%
排放風險分數 (0-1)	0.007220	0.014986	0.8884	53.4%

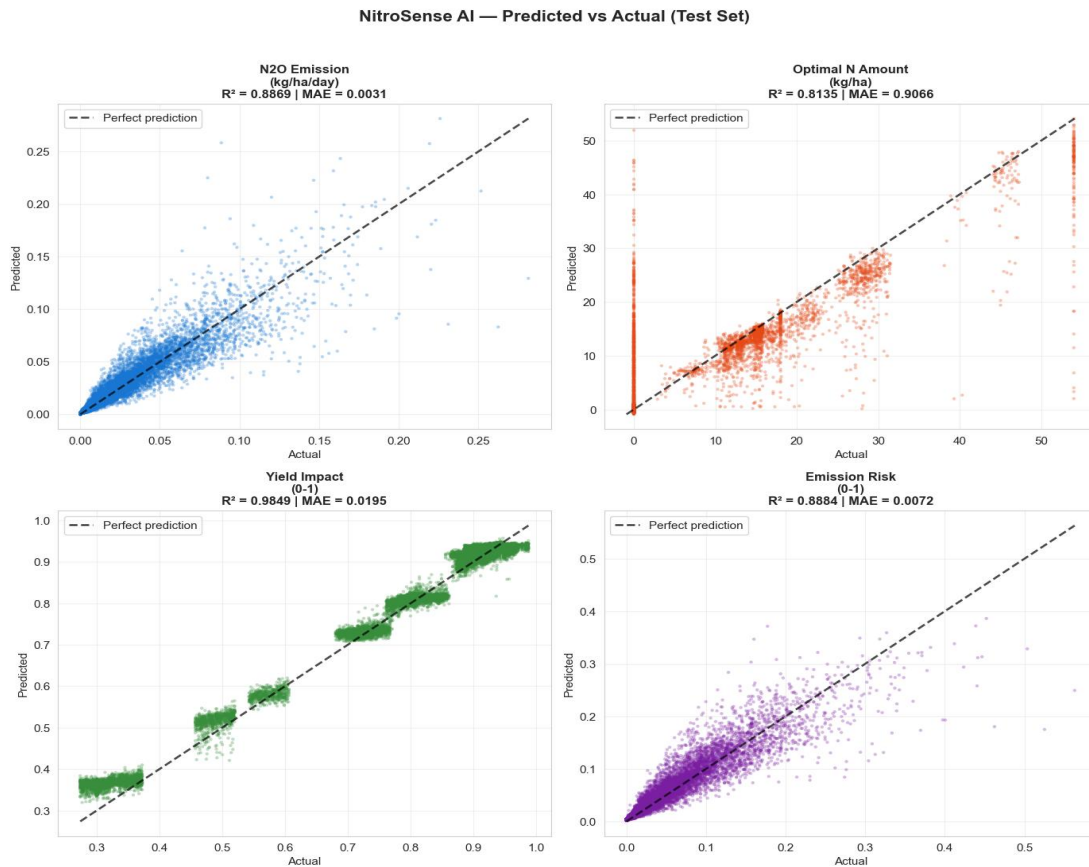
表格 11: 測試集回歸效能評估指標

模型於 N₂O 排放預測任務中達到 0.8869 的 R² 值，表示約有 88.7% 的 N₂O 排放變異可由土壤濕度、土壤溫度以及氮含量等輸入特徵進行解釋。

在產量影響預測方面，模型取得最高準確度，其 R² 值達 0.9849，MAPE 為 3.7%，顯示預測結果與實際產量影響值之間具有極高一致性。

排放風險分數預測則達到 0.8884 的 R² 值，顯示模型能在不同土壤與氣候條件下，穩定辨識 N₂O 排放風險。

圖 9 所示之四項輸出變數「預測值與實際值散佈圖 (Predicted vs. Actual Scatter Plot)」顯示，模型預測結果大多集中於理想預測線附近，且在所有輸出變數中皆未觀察到明顯系統性偏差，代表模型具備良好的整體預測能力與穩定



圖表 9: NitroSense AI 預測值與實際值

5.1.3 測試集分類效能

施肥建議分類任務主要用於判斷目前環境條件是否適合施肥。模型於 24,300 筆測試資料上的整體分類準確率達 96.65%。

表 12 顯示完整分類效能評估結果。

類別	Precision	Recall	F1-Score	Support
Do Not Apply (暫勿施肥)	1.00	0.96	0.98	21,503
Apply (建議施肥)	0.78	0.99	0.87	2,797
加權平均 (Weighted Average)	0.97	0.97	0.97	24,300

表格 12: 測試集分類效能評估指標

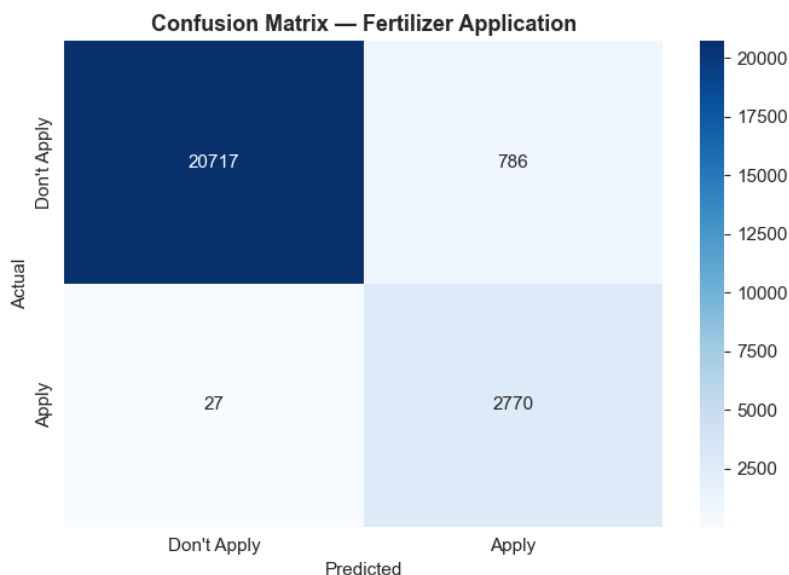
模型於「Apply (建議施肥)」類別中達到 99.03% 的 Recall，代表系統在實際需要施肥的情況下，平均每 100 次可正確辨識約 99 次。

此高 Recall 表現在農業應用情境中特別重要，因為若於作物關鍵生長階段（例如分蘗期）錯失施肥時機，後續通常無法完全補救，並會直接影響最終產量。

圖 10 所示之混淆矩陣 (Confusion Matrix) 顯示，在 2,797 筆實際需要施肥 (Apply) 的案例中，僅有 27 筆被誤判為「Do Not Apply (暫勿施肥)」。

另一方面，在 21,503 筆實際不需施肥 (Do Not Apply) 的案例中，有 786 筆被保守性地判定為「Apply (建議施肥)」。

此種錯誤模式屬於偏保守的建議策略，其結果傾向於產生較多「額外施肥建議」，而非錯失真正關鍵的施肥時機，較符合實際農業管理中對產量風險控制的需求。



圖表 10: 施肥建議分類混淆矩陣

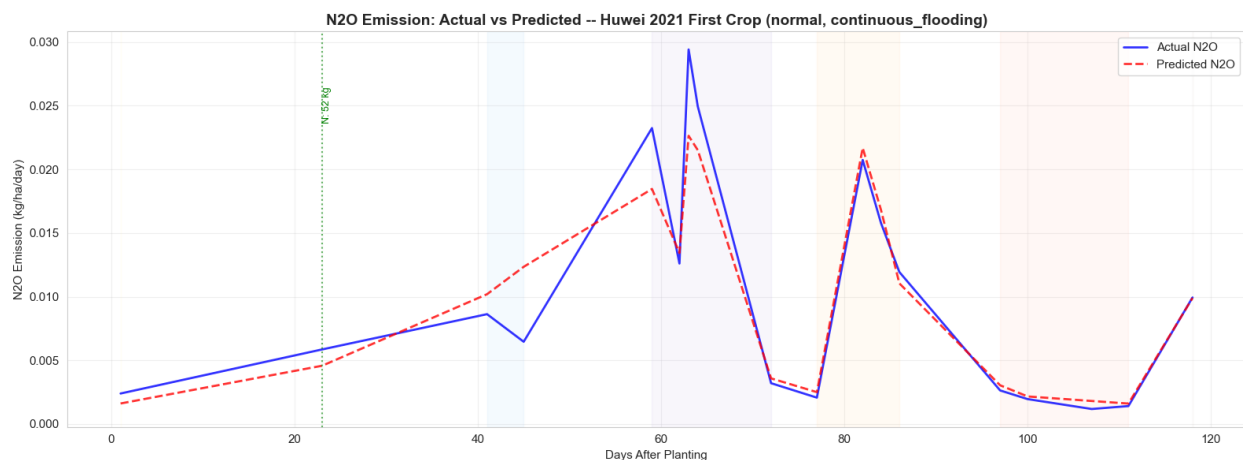
5.1.4 與田間實測資料之時間序列驗證

圖 11 顯示 NitroSense AI 模型預測之 N₂O 排放結果，與台灣雲林縣虎尾地區 2021 年一期作、持續淹水管理條件下之氣體箱法（Chamber-based）實測資料的時間序列驗證結果。模型能夠準確捕捉整個 120 天生長期間 N₂O 排放脈衝（Emission Pulses）的時間變化特徵，並成功預測約於播種後第 60 天（DAP 60）與第 80 天（DAP 80）出現之主要排放高峰。

上述排放高峰與施肥後，在特定土壤濕度與溫度條件下所產生之硝化－反硝化排放脈衝具有高度一致性。

此外，模型預測之 N₂O 排放趨勢與實際量測結果於整個生長期間皆維持高度接近，並能正確辨識各排放高峰之間的低排放基線階段。

此時間序列驗證結果顯示，本研究之物理導向 CNN-LSTM 架構成功學習了環境條件與 N₂O 排放動態之間的生物地球化學關係，即使模型主要使用合成資料進行訓練，仍能有效泛化至目標部署區域的真實田間量測資料。



圖表 11: 虎尾 2021 年一期作 N₂O 排放量實測值與預測值比較

5.2 邊緣部署效能

5.2.1 推論速度

本研究針對已部署之 NitroSense AI 模型進行 100 次連續推論測試，以模擬實際田間部署環境下的運作情境。

測試結果顯示，單次推論平均延遲時間為 63.81 毫秒，標準差為 6.90 毫秒，95 百分位延遲（95th Percentile Latency）為 69.64 毫秒，顯示模型於連續推論過程中具有穩定且可預測的執行效能。

所有測試結果皆低於即時田間建議系統所設定之 100 毫秒目標值，證實系統具備即時運算能力。

此外，批次推論（Batch Inference）測試結果亦顯示良好的運算擴展性。當 Batch Size 為 32

時，每筆資料平均推論延遲降低至 1.94 毫秒；當 Batch Size 提升至 128 時，平均延遲則進一步降低至 0.61 毫秒，顯示系統可有效支援多農田同時部署情境。

5.2.2 記憶體使用量與模型大小

NitroSense AI 模型具備極低的記憶體需求，因此非常適合部署於資源受限之邊緣運算設備。

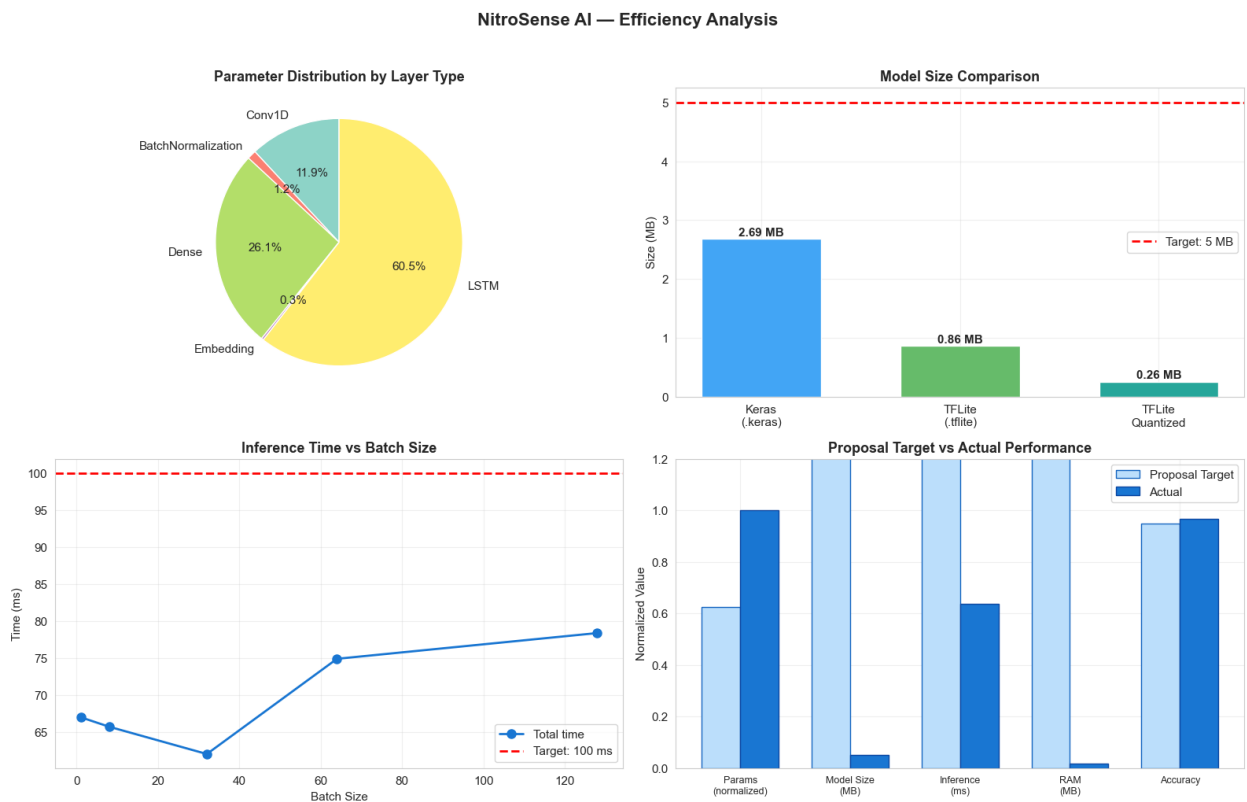
經 TensorFlow Lite (TFLite) 量化後，模型大小僅為 0.26 MB，相較原始 Keras 模型 2.69 MB，模型大小縮減約 90.3%。此結果主要來自 TFLite 轉換與訓練後量化 (Post-Training Quantization) 技術。

在實際推論過程中，模型總記憶體使用量約為 0.855 MB，僅占 Raspberry Pi 4B 可用 4,096 MB RAM 的約 0.021%，代表超過 99% 的記憶體仍可供作業系統、感測資料緩衝以及 Firebase 通訊程序使用。

此外，未量化 TFLite 模型大小為 0.86 MB，而量化後模型大小則為 0.26 MB，兩者皆遠低於本研究設定之 5 MB 部署目標。

上述結果證實 NitroSense AI 完整推論流程可於 Raspberry Pi 4B 上長時間穩定運作，而不會受到記憶體限制影響。

圖 12 所示之效能分析圖，進一步呈現不同部署格式下之模型大小變化，以及不同 Batch Size 條件下之推論延遲效能比較。



圖表 12: NitroSense AI 效能分析結果

5.3 行動應用程式展示與使用說明

NitroSense AI 行動應用程式為農民與 AI 決策支援系統之間的主要互動介面。

本應用程式以前端框架 React.js 開發，並透過 Capacitor v5 進行 Android 原生部署。系統採用單頁式架構（Single-Page Architecture）與模組化元件設計，使介面能在不重新載入頁面的情況下，即時更新與顯示資料。

Firebase Firestore 作為雲端資料庫後端，應用程式透過非同步 JavaScript 定時更新機制，每 10 秒同步一次最新感測資料。

本系統支援六種語言，包括英文、繁體中文、簡體中文、印尼文、法文與泰文，並透過完整的靜態翻譯系統實作所有介面元素、施肥建議訊息以及農藝說明內容。

使用者驗證採用手機號碼搭配 4 位數 PIN 碼登入方式，所有帳號資訊皆安全儲存於 Firebase Firestore。

此外，系統支援多農田管理功能，同一帳號可同時登錄並獨立監測多塊農地，包含不同作物種類、作物品種、播種日期與農田面積等資訊。

介面設計亦針對手機裝置進行最佳化，最大顯示寬度設定為 480 像素，並配置固定式底部導覽列，方便使用者快速切換六大功能模組。

表 13 彙整 NitroSense AI 行動應用程式的六大功能模組。

模組	頁面名稱	主要功能
模組 1	Dashboard	即時田間監測、智慧建議面板、感測器資訊顯示、排放風險指標與生長階段追蹤
模組 2	Sensors	八項環境與土壤參數視覺化顯示，以及歷史趨勢圖表
模組 3	Emissions	N ₂ O 排放風險儀表、48 小時排放趨勢圖與 CO ₂ e 定量顯示
模組 4	Advisory	全畫面施肥建議介面，包含作物專屬決策邏輯與 AI 模型指標
模組 5	Savings	季節性成本節省分析、作物施肥採購建議、政府補助資訊與碳權收益潛力
模組 6	Settings	農田管理、多語言設定與系統診斷功能

表格 13: NitroSense AI 行動應用程式模組摘要

5.3.1 使用者驗證與帳號設定

在存取田間資料與施肥建議前，使用者需先通過應用程式的安全登入系統進行驗證。此驗證機制可確保各農民的農田資料維持私密性，並避免未授權使用者存取敏感農業資訊。

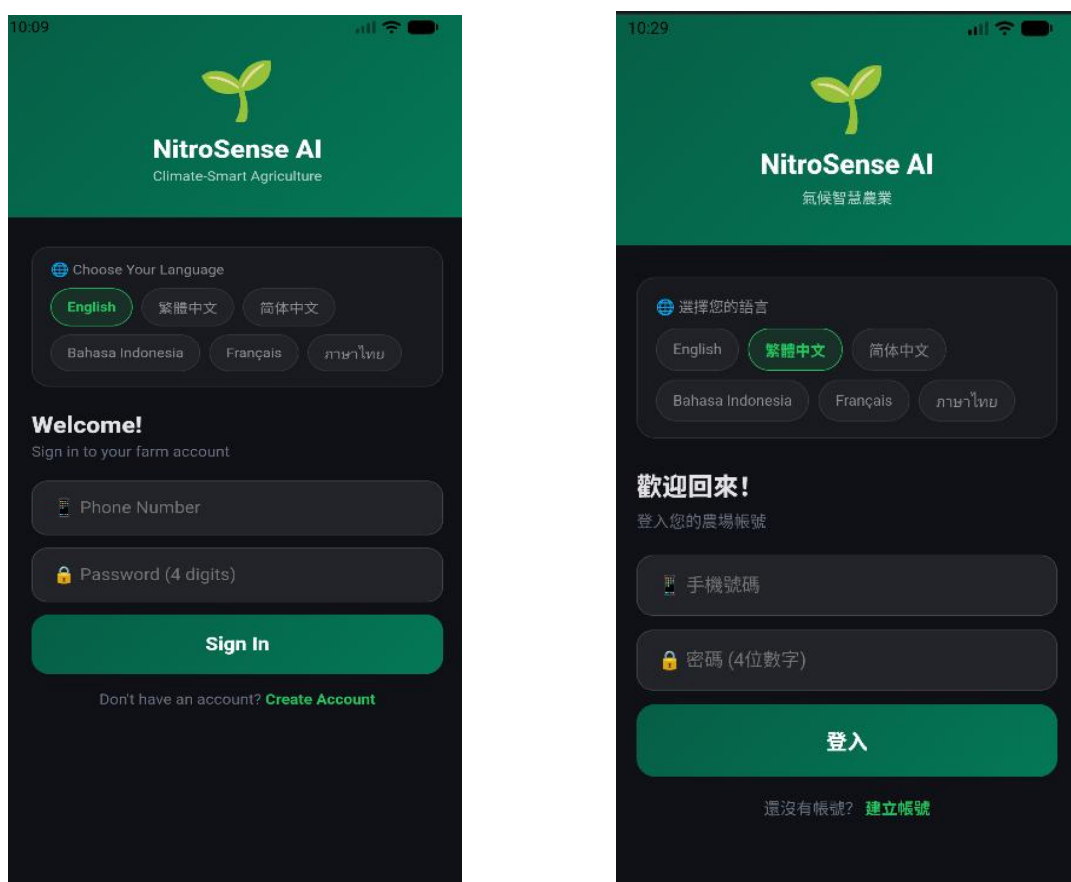
登入

當使用者啟動應用程式後，系統會進入登入畫面，要求輸入已註冊之手機號碼與 4 位數 PIN 碼。

輸入之帳號資訊會即時與 Firebase Firestore 使用者資料庫進行驗證。

登入頁面同時提供語言選擇功能，使用者可於登入前切換六種支援語言，以提升不同地區農民之使用便利性。

若使用者尚未建立帳號，亦可透過登入畫面中的註冊連結進入帳號建立流程。



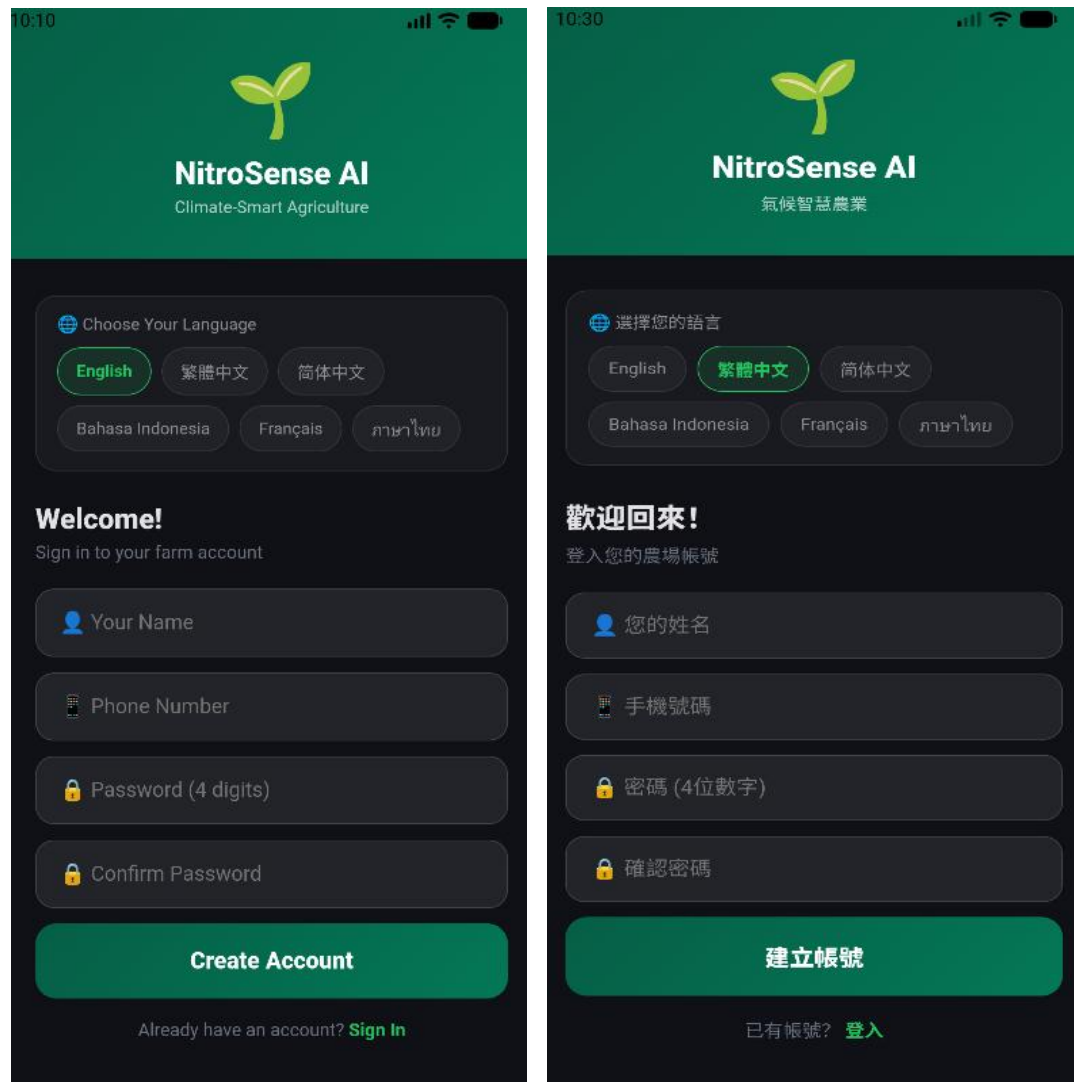
圖表 13: 登入頁面

註冊

新使用者可透過註冊流程建立帳號，需輸入姓名、手機號碼以及 4 位數 PIN 碼作為登入密碼。

所有帳號資料皆會安全儲存於 Firebase Firestore，其中手機號碼將作為系統中的唯一帳號識別碼。

使用者於註冊時所選擇的語言偏好設定，也會一併儲存於個人帳號資料中，並於後續登入時自動套用，無需重新設定語言。



圖表 14: 註冊頁面

農田註冊

完成帳號建立後，使用者需至少註冊一塊農地，才能啟用系統的智慧施肥建議功能。註冊過程中，使用者需填寫農田名稱、農田面積、作物種類、作物品種以及播種日期等基本資

訊。

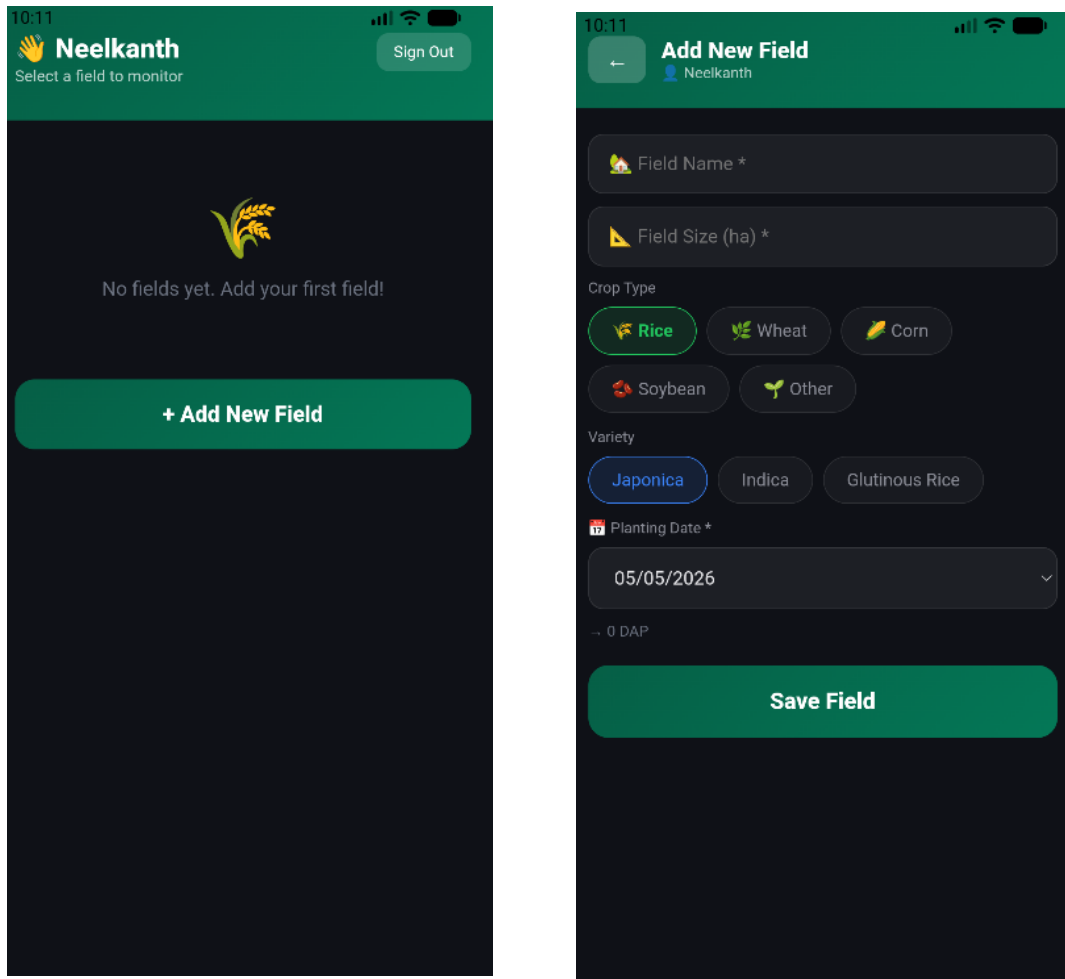
農田名稱 (Field Name) 為使用者自訂之農田識別名稱，用於區分不同耕作地塊。農田面積 (Field Size) 則以公頃 (hectares) 為單位輸入，系統會依據實際耕作面積計算施肥量與成本估算。

作物種類 (Crop Type) 目前支援水稻 (Rice)、小麥 (Wheat)、玉米 (Corn)、黃豆 (Soybean) 以及其他作物 (Others) 五種類型，不同作物會啟用對應之作物專屬施肥建議邏輯。

在水稻模式下，系統支援蓬萊稻 (Japonica)、在來稻 (Indica) 與糯米 (Glutinous Rice) 三種品種。不同品種具有不同的氮吸收特性與生長階段週期，因此系統會依據品種提供更精準的施肥建議。

當使用者輸入播種日期 (Planting Date) 後，系統會自動計算播種後天數 (Days After Planting, DAP)，並判定目前作物生長階段，以提供對應之分期施肥建議。

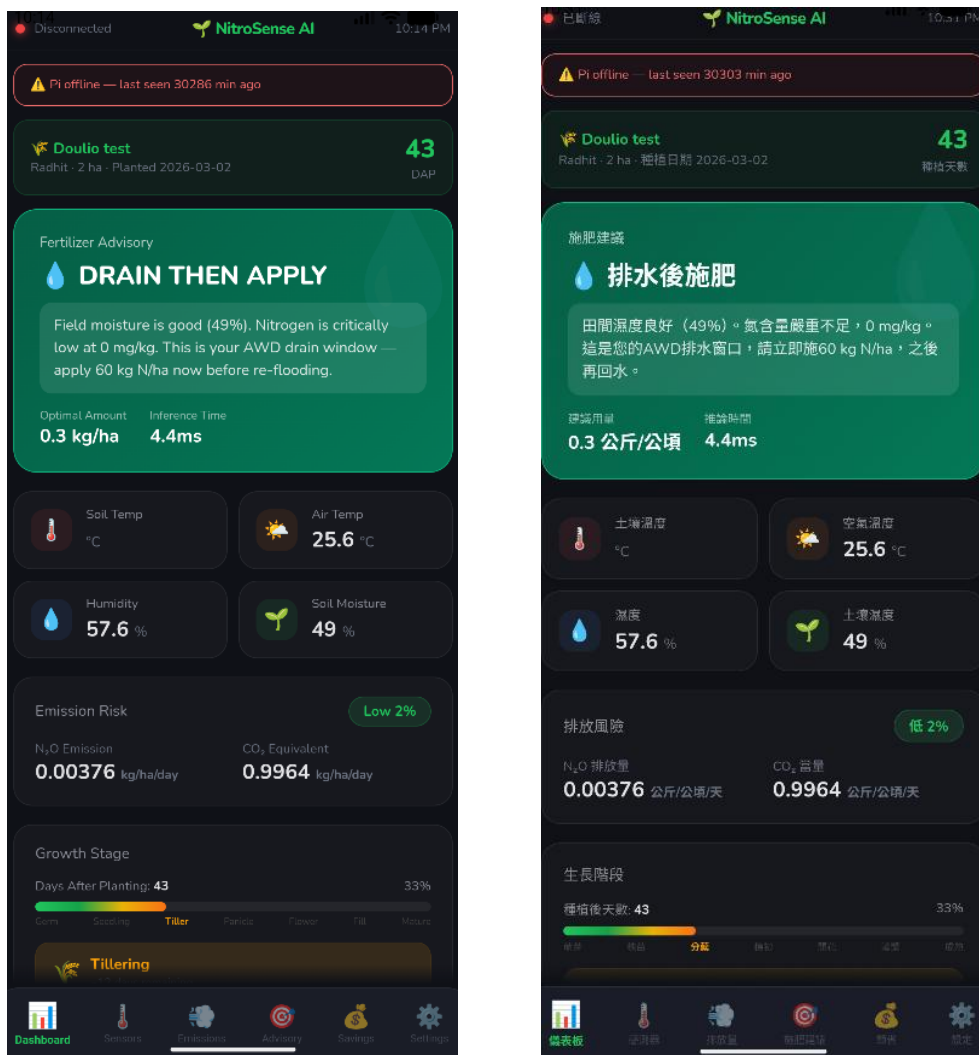
同一使用者帳號可同時管理多塊農田，每塊農田皆可擁有獨立的作物參數與播種時程。此多農田管理架構可支援農民於不同地塊進行多樣化作物栽培管理。



圖表 15: 新增農田頁面

5.3.2 Dashboard 主頁面

Dashboard 模組為 NitroSense AI 應用程式的主要首頁，同時也是整個系統的核心決策支援介面。此頁面採用垂直排列方式，整合五大功能區塊，讓農民能於單一畫面中快速掌握完整田間狀態資訊。



圖表 16: Dashboard 主頁面

農田資訊區塊 (Field Information Banner)

頁面最上方的資訊區塊會從 Firebase Firestore 動態讀取目前啟用之農田資料，包含農民姓名、農田名稱、作物種類、農田面積（公頃）、播種日期，以及系統自動計算之播種後天數（Days After Planting, DAP）。此資訊區塊可讓使用者在查看施肥建議前，清楚確認目前所管理的農田與其生長狀態。

智慧建議面板 (Smart Advisory Panel)

智慧建議面板為整個應用程式的核心決策支援功能。
此模組會同時整合三類資料來源：

1. Raspberry Pi 4B 感測系統之即時感測資料
2. CNN-LSTM 模型預測結果
3. 作物專屬農藝知識規則

系統會根據上述資訊產生具顏色標示之施肥決策結果，並搭配詳細說明文字，引用實際感測數值進行解釋，使農民能理解系統建議原因，而非僅獲得單純二元判定結果。此外，智慧建議邏輯會依據所註冊之作物種類自動切換，以符合不同作物的農業管理需求。

水稻 (Rice) 建議邏輯:

針對水稻栽培，系統導入國際稻米研究所 (IRRI) 所建議之 AWD (Alternate Wetting and Drying) 管理方法。由於水稻本身屬於積水栽培作物，因此高土壤濕度並不會被視為異常狀態。當土壤濕度高於 85% 時，系統不會直接判定為積水問題，而會進一步評估土壤氮含量是否不足。若系統判定氮肥不足，則會顯示「DRAIN THEN APPLY (排水後施肥)」建議，要求農民先透過 AWD 方法將土壤濕度降至 40% 至 70% 後再施肥。此方法可避免氮肥於缺氧積水環境下因反硝化作用而產生氮流失與 N_2O 揮發問題。當土壤濕度位於 AWD 排水最佳範圍內，且作物正處於需肥關鍵生長階段時，系統則會顯示「APPLY NOW (立即施肥)」建議，表示目前為重新灌水前最適合的施肥時機。

黃豆 (Soybean) 建議邏輯:

黃豆採用完全不同的施肥決策邏輯。系統會辨識黃豆與 *Bradyrhizobium japonicum* 根瘤菌之共生固氮作用，使植物能直接將大氣中的氮轉換為可利用之氮化合物，因此黃豆通常不需額外施用大量氮肥。當系統偵測為黃豆農田時，會略過一般氮肥施肥邏輯，並顯示「SOYBEANS FIX OWN NITROGEN (黃豆可自行固氮)」訊息，提醒農民低氮濃度對黃豆而言屬正常現象。

此時系統會將建議重點轉移至磷與鉀管理：

- 當磷濃度低於 20 mg/kg 時，判定為缺磷
- 當鉀濃度低於 30 mg/kg 時，判定為缺鉀

因磷與鉀為黃豆結莢與籽粒充實期的重要限制養分。

小麥 (Wheat) 建議邏輯:

小麥屬於旱作作物，因此系統採用標準土壤濕度門檻邏輯。小麥最佳土壤濕度範圍為 40% 至 80%，當土壤濕度超過 80% 時，系統會視為積水狀態，並顯示「DO NOT APPLY (暫勿施肥)」警示。若土壤濕度位於適當範圍內，且小麥於分蘗期 (Tillering) 或幼穗形成期 (Panicle Initiation) 等關鍵階段出現缺氮情況，系統則會顯示「APPLY NOW (立即施肥)」建議與推薦施肥量。

玉米 (Corn) 建議邏輯:

玉米之施肥邏輯與小麥相似。當土壤濕度超過 80% 時，系統會顯示「DO NOT APPLY (暫勿施肥)」警示。此外，系統會特別強調 V6 生長階段的重要性。V6 階段代表玉米已發育至六葉期，此時為氮需求最高且對施肥反應最敏感的時期。當環境條件適合施肥時，系統會於建議文字中特別標示目前處於 V6 階段，以提醒農民施肥時機的重要性。

通用施肥規則 (Universal Advisory Rules) :

除作物專屬邏輯外，系統亦包含兩項適用於所有作物的共通規則：

1. 當土壤氮濃度高於 200 mg/kg 時，不論作物種類，系統皆會顯示「DO NOT APPLY (暫勿施肥)」建議，以避免過量施肥與 N₂O 排放增加。
2. 當土壤濕度高於 85%，且氮濃度嚴重不足時，系統會顯示「WAIT (暫時等待)」建議，表示雖然目前急需氮肥，但現階段施肥將導致大量氮揮發與流失。

表 14 彙整各作物與不同環境條件下之完整施肥建議邏輯。

作物類型	建議決策	觸發條件與建議操作
水稻 (Rice)	DRAIN THEN APPLY (排水後施肥)	當土壤濕度高於 85%，且氮濃度不足時，系統判定目前為積水稻田環境，並建議農民先透過 AWD 方法將土壤濕度降至 40-70% 後，再施用建議氮肥量。
水稻 (Rice)	APPLY NOW (立即 施肥)	當土壤濕度位於 AWD 最佳排水範圍 (40-70%)，且作物於關鍵生長階段出現缺氮情況時，系統判定目前為重新灌水前之最佳施肥時機。
黃豆 (Soybean)	SOYBEANS FIX OWN NITROGEN (黃豆可 自行固氮)	不受土壤氮濃度影響。黃豆可透過與 Bradyrhizobium 根瘤菌共生進行固氮。當磷濃度低於 20 mg/kg 或鉀濃度低於 30 mg/kg 時，系統會提醒農民注意磷、鉀養分不足問題。
小麥 (Wheat)	DO NOT APPLY (暫 勿施肥)	當土壤濕度高於 80% 時，積水環境容易造成根部病害與氮流失，因此系統建議先改善排水後再施肥。

作物類型	建議決策	觸發條件與建議操作
小麥 (Wheat)	APPLY NOW (立即施肥)	當土壤濕度位於 40–80% 最佳範圍內，且於分蘗期 (Tillering) 或幼穗形成期 (Panicle Initiation) 出現缺氮情況時，系統判定適合施肥。
玉米 (Corn)	DO NOT APPLY (暫勿施肥)	當土壤濕度高於 80% 時，積水會造成玉米根部缺氧，導致氮流失與根系損傷，因此系統不建議施肥。
玉米 (Corn)	APPLY NOW (立即施肥)	當土壤濕度位於適當範圍內且氮濃度不足時，系統會建議施肥，並特別強調 V6 (六葉期) 為氮需求與產量形成的重要階段。
所有作物 (All Crops)	DO NOT APPLY (暫勿施肥)	當土壤氮濃度高於 200 mg/kg 時，代表土壤氮含量已過高，額外施肥將增加 N ₂ O 排放而無實際農業效益。
所有作物 (All Crops)	WAIT – APPLY WHEN DRAINED (等待排水後施肥)	當土壤濕度高於 85%，且氮濃度嚴重不足時，系統判定目前雖急需氮肥，但積水環境將導致大量氮肥以 N ₂ O 形式流失，因此建議待排水後再施肥。

表格 14: 作物專屬施肥建議決策摘要

智慧建議面板於決策文字下方，亦會同步顯示三項量化指標：

1. 最佳氮肥施用量 (kg/ha)
由 CNN-LSTM 模型計算之建議施肥量。
2. 模型信心值 (Confidence Percentage)
顯示 AI 模型對目前施肥建議結果的預測信心水準。
3. CNN-LSTM 推論時間 (毫秒)
顯示本次 AI 推論所需之運算時間。

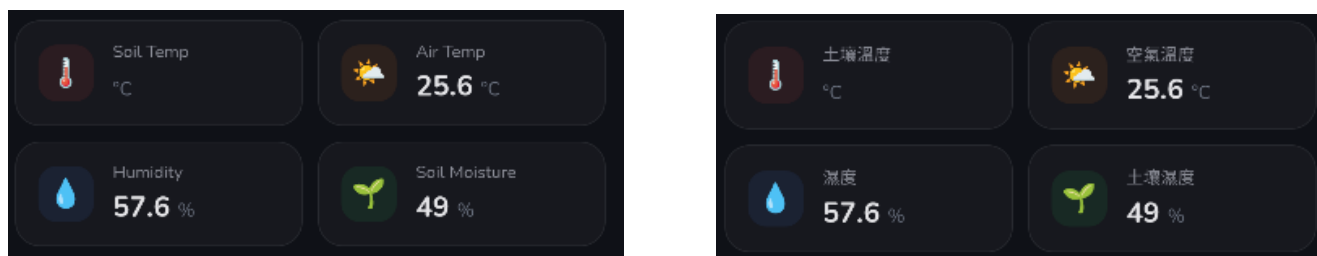
上述資訊可提升系統決策透明度，使使用者能了解 AI 建議背後的計算依據與模型執行效能。



圖表 17: 施肥建議系統 (Fertilizer Advisor)

即時感測器資訊區 (Real-Time Sensor Grid)

智慧建議面板於決策文字下方，會同步顯示三項量化指標，包括最佳氮肥施用量 (kg/ha)、模型信心值 (Confidence Percentage) 以及 CNN-LSTM 推論時間 (毫秒)。最佳氮肥施用量由 CNN-LSTM 模型計算得出，用於提供目前條件下最適合之施肥建議；模型信心值則顯示 AI 模型對目前施肥決策結果之預測可信程度；CNN-LSTM 推論時間則呈現本次 AI 推論所需之運算時間。上述資訊可提升系統決策透明度，使使用者能更清楚了解 AI 建議背後之計算依據與模型執行效能。

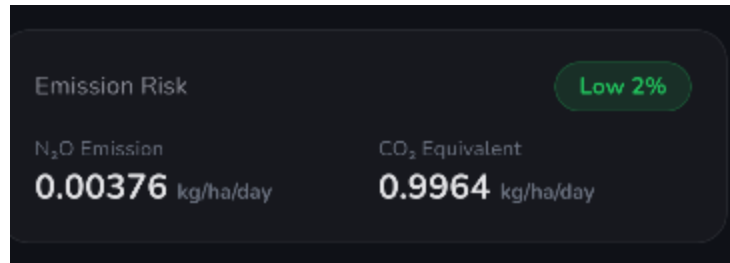


圖表 18: 即時感測器資訊區 (Real-Time Sensor Grid)

排放風險指標 (Emission Risk Indicator)

系統設有專屬排放風險卡片，用於顯示由 CNN-LSTM 模型預測之目前 N₂O 排放風險百分比。排放風險共分為四個等級，包含 Low (低風險)，適用於低於 25% 之情況；Medium (中風險)，適用於 25% 至 50%；High (高風險)，適用於 50% 至 75%；以及 Critical (極高風險)，適用於高於 75% 之情況。

除風險百分比外，系統亦同步顯示 CO₂ 當量 (CO₂-equivalent) 數值。該數值之計算方式為將 N₂O 排放率 (kg/ha/day) 乘以 IPCC AR5 所定義之一氧化二氮全球暖化潛勢 (Global Warming Potential, GWP) 係數 265，以量化目前排放狀況對氣候變遷之影響程度。



圖表 19: 排放風險指標 (Emission Risk Indicator)

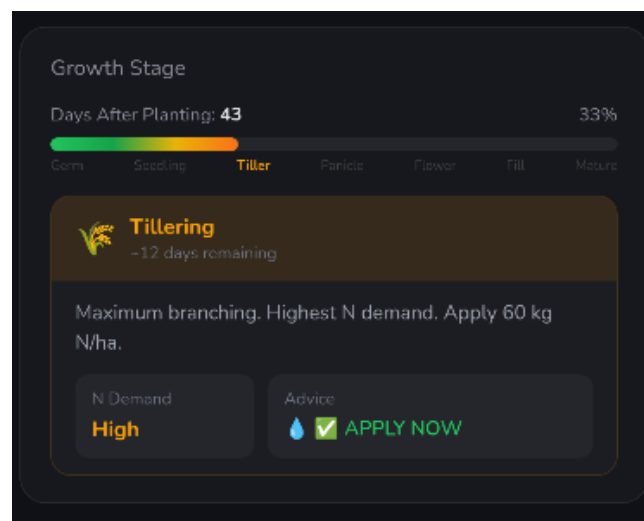
生長階段進度條 (Growth Stage Progress Bar)

系統以視覺化時間軸顯示作物目前於 130 天生長週期中的位置，並將整體生長過程劃分為七個階段，包括發芽期 (Germination, DAP 0 - 10)、幼苗期 (Seedling, DAP 10 - 25)、分蘗期 (Tillering, DAP 25 - 55)、幼穗形成期 (Panicle Initiation, DAP 55 - 75)、開花期 (Flowering, DAP 75 - 95)、穀粒充實期 (Grain Filling, DAP 95 - 115) 以及成熟期 (Maturity, DAP 115 - 130)。

系統會以顏色標示目前所處之生長階段，並同步顯示該階段之氮需求等級，包含 None (無需求)、Low (低需求)、Medium (中需求) 與 High (高需求)。此外，系統亦會搭配對應農藝說明文字，協助農民理解不同生長階段之施肥需求與管理重點。

對於小麥與玉米等旱作作物，系統同樣採用此生長階段時間軸，因其營養生長與生殖生長階段與水稻具有相似之發育特性。在黃豆模式下，生長階段進度條則主要作為磷肥與鉀肥施用時機之參考，而非氮肥管理依據。

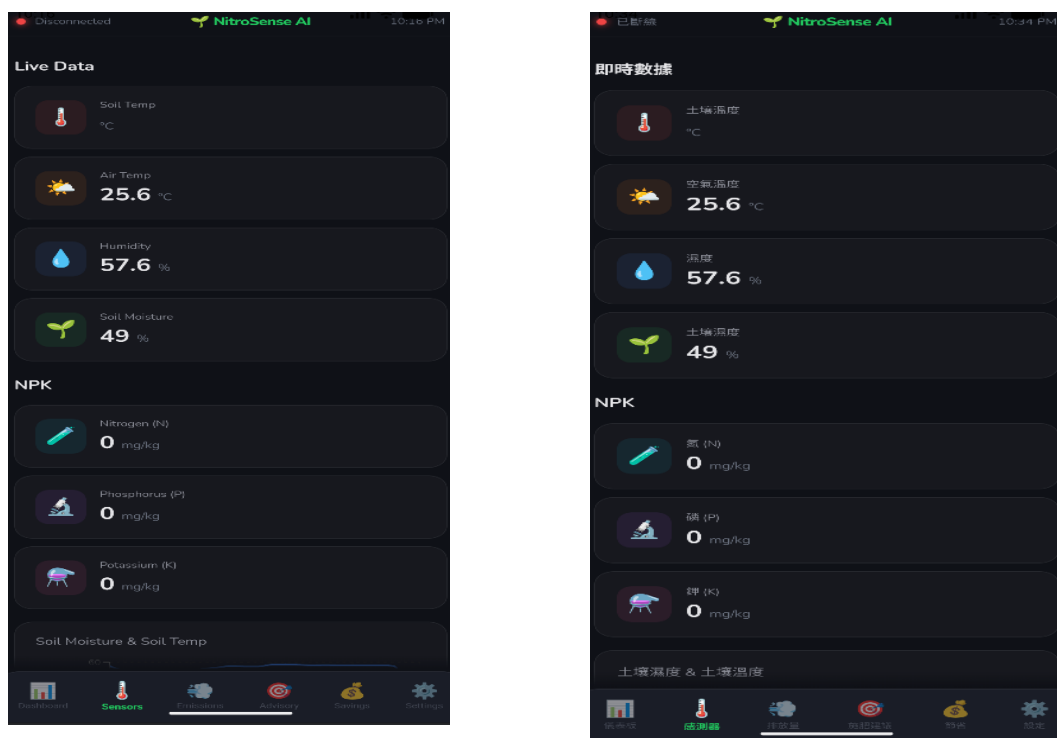
在生長階段條下方，系統會利用 Recharts 圖表函式庫繪製 N₂O 排放趨勢面積圖 (Area Chart)，顯示最近 24 筆感測資料之排放變化趨勢。除此之外，系統亦設有連線狀態指示器 (Connectivity Indicator)，可追蹤最近一次 Firebase 資料同步時間。若超過 120 秒未接收到新資料，系統將自動顯示離線警示與目前中斷持續時間，以協助使用者即時確認系統連線狀態。



圖表 20: 生長階段進度條 (Growth Stage Progress Bar)

5.3.3 Sensors 感測器頁面

Sensors 模組提供 Raspberry Pi 4B 感測器陣列所收集之八項環境與土壤參數的完整即時視覺化資訊。此模組將感測資料分為兩大感測器群組，並以垂直排列卡片方式呈現。每張卡片皆包含感測器圖示、參數名稱、即時量測數值以及對應單位，使使用者能快速掌握目前農田環境與土壤狀態。



圖表 21: 感測器頁面 (Sensor Page)

大氣與物理環境參數 (Atmospheric and Physical Parameters)

第一組感測器區塊顯示四項大氣與物理環境量測數據，包括土壤溫度 (Soil Temperature)、空氣溫度 (Air Temperature)、相對濕度 (Relative Humidity) 以及土壤濕度 (Soil Moisture)。

土壤溫度以紅色溫度計圖示顯示，單位為攝氏 (°C)，資料來源為 DS18B20 數位溫度感測器；空氣溫度則以橘色圖示顯示，同樣以攝氏 (°C) 為單位，由 DHT22 感測器量測取得；相對濕度以藍色圖示顯示，單位為百分比 (%)，亦由 DHT22 感測器量測；土壤濕度則以綠色圖示顯示，單位為百分比 (%)，資料來源為 ADS1115 類比數位轉換器 (ADC) 搭配電容式土壤濕度探針。

上述四項感測器皆透過 GPIO 接腳與 Raspberry Pi 進行連接與資料傳輸。



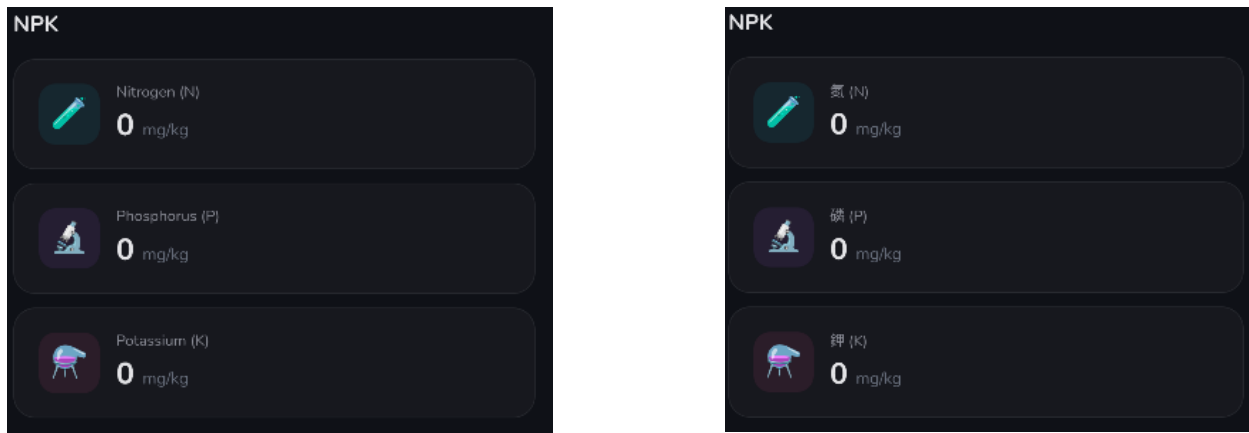
圖表 22: 大氣與物理環境參數 (Atmospheric and Physical Parameters)

NPK 土壤養分分析 (NPK Soil Nutrient Analysis)

第二組感測器區塊顯示三項土壤養分濃度資訊，包括氮 (Nitrogen, mg/kg)、磷 (Phosphorus, mg/kg) 以及鉀 (Potassium, mg/kg)。上述數據由 RS-485 NPK 土壤感測器取得，並透過 MAX485 TTL-to-RS-485 轉換模組與 Raspberry Pi 連接，採用 Modbus RTU 通訊協定進行資料傳輸，通訊速率為 9600 baud。

其中，氮濃度為 CNN-LSTM 排放預測模型最重要的輸入參數之一，並與土壤溫度及土壤濕度共同作為 N₂O 排放風險預測依據。

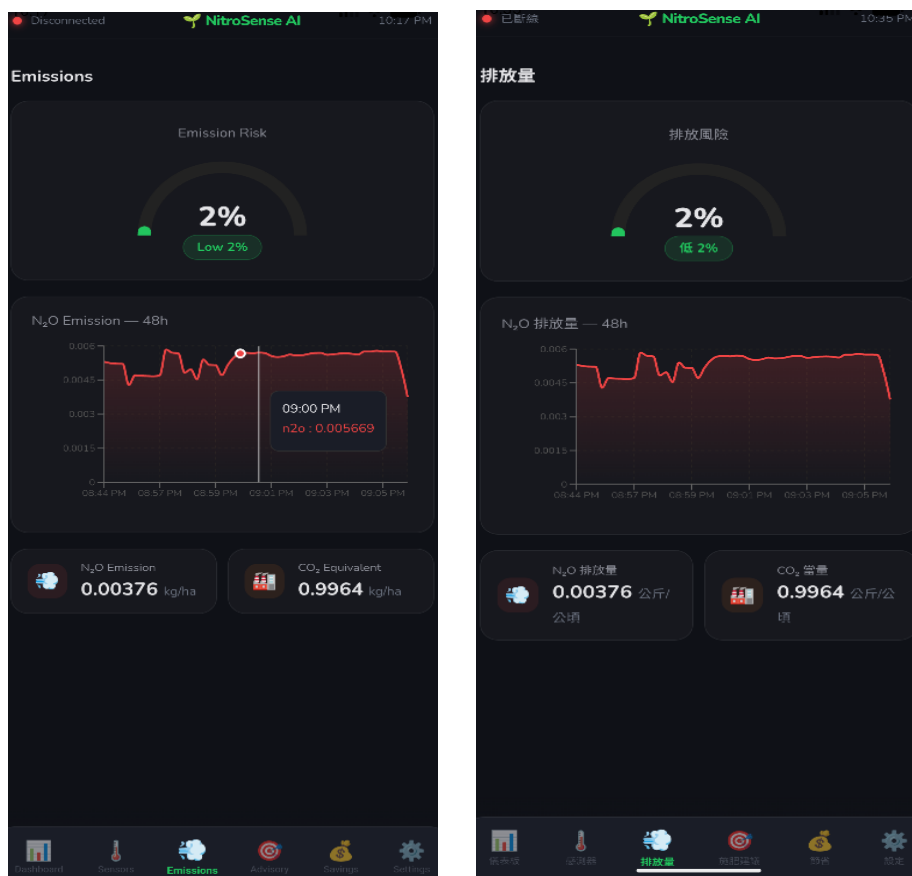
在模組下方，系統利用 Recharts 圖表函式庫繪製雙軸折線圖 (Dual-Axis Line Chart)，顯示最近 24 筆感測資料中的土壤濕度與土壤溫度變化趨勢。此功能可協助使用者辨識每日環境變化模式、灌溉異常情況，以及環境條件與排放風險之間的關聯性。



圖表 23: NPK 土壤養分分析 (NPK Soil Nutrient Analysis)

5.3.4 Emissions 排放監測頁面

Emissions 模組提供專門的即時溫室氣體排放監測功能，是 NitroSense AI 作為氣候智慧農業（Climate-Smart Agriculture）系統的重要核心功能之一。此模組由三種不同的視覺化元件組成，可從不同時間尺度與量化角度，完整呈現目前 N₂O 排放狀態與變化情形。



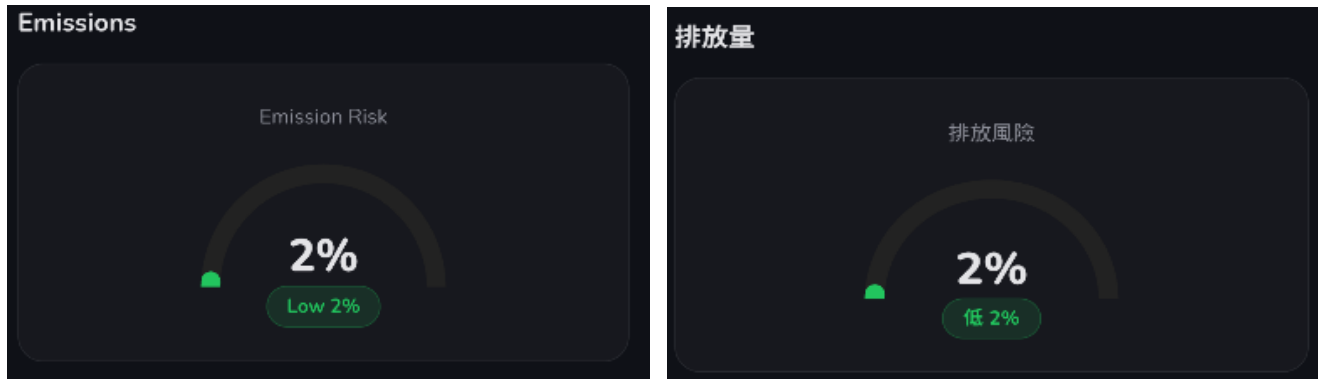
圖表 24: 排放監測頁面 (Emission Page)

排放風險儀表 (Emission Risk Gauge)

系統以客製化 SVG 半圓儀表圖 (Semi-Circular Gauge) 顯示目前由 CNN-LSTM 模型預測之 N₂O 排放風險百分比。儀表圖會依據不同風險區間動態改變顏色，其中綠色 (Green) 代表低風險 (Low Risk, 0 - 25%)、黃色 (Yellow) 代表中度風險 (Medium Risk, 25 - 50%)、橘色 (Orange) 代表高風險 (High Risk, 50 - 75%)，紅色 (Red) 則代表嚴重風險 (Critical Risk, 75% 以上)。

儀表中央會同步顯示數值化風險百分比，以及對應之風險等級標籤 (Risk Classification)

Badge)。此設計可讓農民即使不具備溫室氣體或農業化學背景，也能快速理解目前農田之排放風險狀態。



圖表 25: 排放風險儀表 (Emission Risk Gauge)

48 小時排放趨勢圖 (48-Hour Emission Trend Chart)

系統利用 Recharts 圖表函式庫繪製面積圖 (Area Chart)，顯示 Firebase Firestore predictions 資料集中最近 50 筆預測紀錄所對應之 N_2O 排放率 (kg/ha/day) 變化趨勢。

此圖表可呈現 N_2O 排放量隨著土壤環境變化、施肥事件以及灌溉週期所產生的動態變化。

圖表採用由紅色至透明的漸層填色效果，用於強調高排放時段。這些高排放區域通常代表目前環境條件不適合施肥，若於此時施肥，將可能導致較高的 N_2O 排放與氮流失。



圖表 26: 48 小時排放趨勢圖 (48-Hour Emission Trend Chart)

定量排放資訊顯示 (Quantitative Emission Display)

系統以雙感測資訊卡 (Dual Sensor Card) 顯示兩項量化排放指標，分別為目前 N₂O 排放率與 CO₂ 當量 (CO₂-Equivalent)。目前 N₂O 排放率以 kg N₂O/ha/day 為單位，表示每公頃每日的一氧化二氮排放量；CO₂ 當量則以 kg CO₂e/ha/day 為單位，表示每公頃每日換算後的二氧化碳當量。

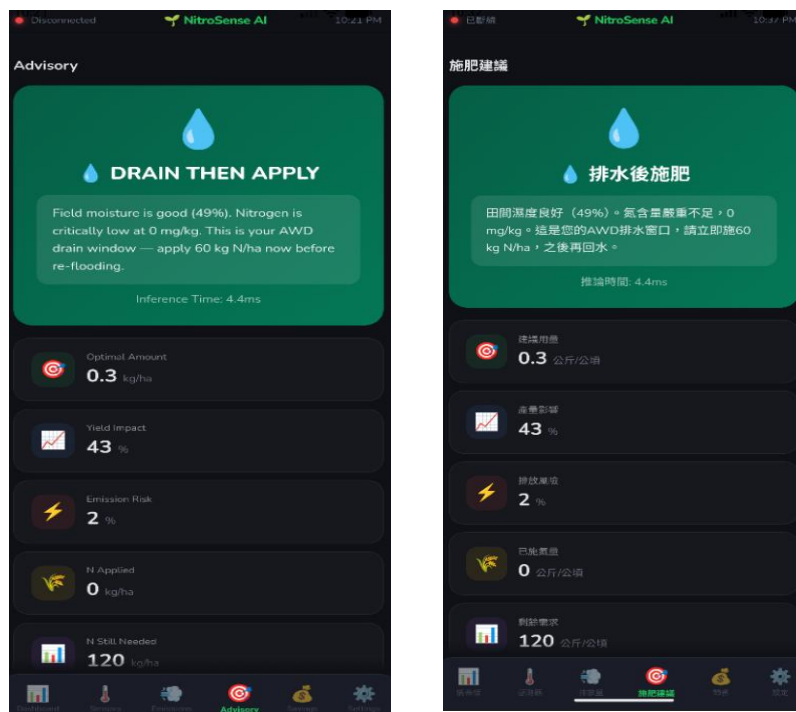
CO₂ 當量數值係依據 IPCC AR5 所定義之 100 年全球暖化潛勢 (Global Warming Potential, GWP) 係數 265 計算而得。執行於 Raspberry Pi 4B 上的 CNN-LSTM 模型，會每 13 秒將上述排放數據與其他感測器資料同步傳送至 Firebase Firestore，以確保系統維持即時監測能力。



圖表 27: 定量排放資訊顯示 (Quantitative Emission Display)

5.3.5 Advisory 施肥建議頁面

Advisory 模組為 NitroSense 混合式智慧決策引擎 (Hybrid Intelligence Engine) 的完整施肥建議頁面，並以全螢幕介面呈現。相較於 Dashboard 頁面中的簡化建議摘要，此模組會顯示完整施肥決策邏輯與所有相關模型指標，使農民能更清楚理解系統建議依據，提升農業決策透明度與實際操作可信度。

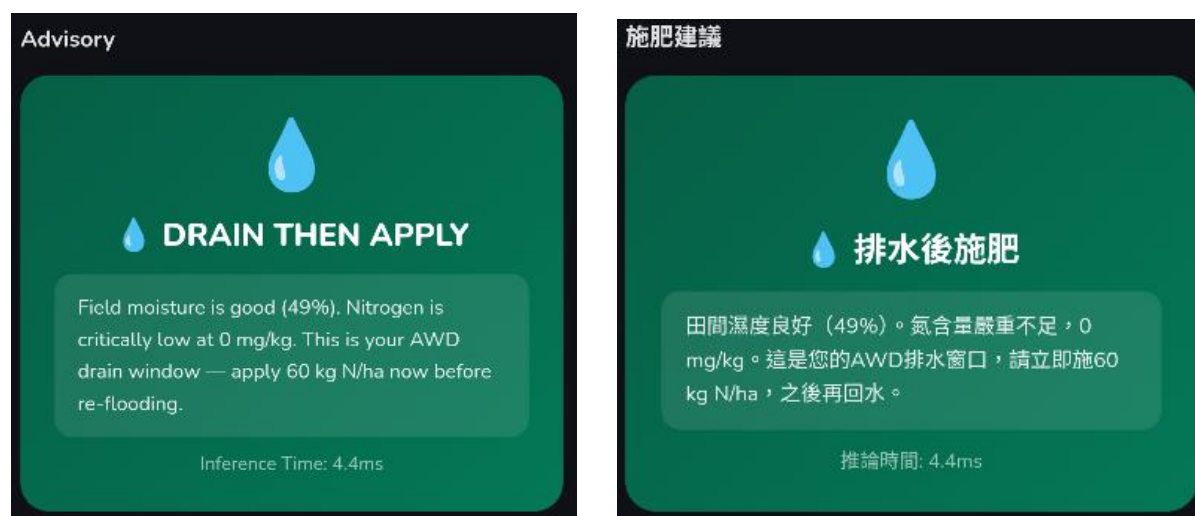


圖表 28: 施肥建議頁面 (Advisory Page)

施肥建議決策卡 (Advisory Decision Card)

此模組的核心元件為大型漸層色決策卡片，用於顯示施肥決策結果與詳細說明文字。卡片背景顏色會依據不同建議結果動態變化，例如綠色漸層代表立即施肥 (APPLY NOW)，深紅色漸層代表暫勿施肥 (DO NOT APPLY)，琥珀色漸層代表暫時等待 (WAIT)，藍色漸層則代表水稻專用之排水後施肥 (DRAIN THEN APPLY)。此外，針對黃豆作物，系統會以綠色漸層顯示黃豆可自行固氮 (SOYBEANS FIX OWN NITROGEN) 之建議結果。建議說明文字採用多語系翻譯模板動態生成，並會自動帶入實際感測數值，包括目前土壤濕度百分比、土壤氮濃度 (mg/kg)、當前作物生長階段，以及建議施肥量 (kg N/ha)。此設計可讓農民清楚了解施肥建議背後的完整農藝邏輯，而不只是單純接收二元判定結果。

此外，系統亦會於說明文字下方同步顯示模型信心值 (Confidence Percentage) 與 CNN-LSTM 推論時間 (毫秒)，以提升 AI 決策透明度，讓使用者能了解模型對目前建議結果的可信程度與運算效能。



圖表 29: 施肥建議決策卡 (Advisory Decision Card)

作物專屬施肥建議 (Crop-Specific Advisory Decisions)

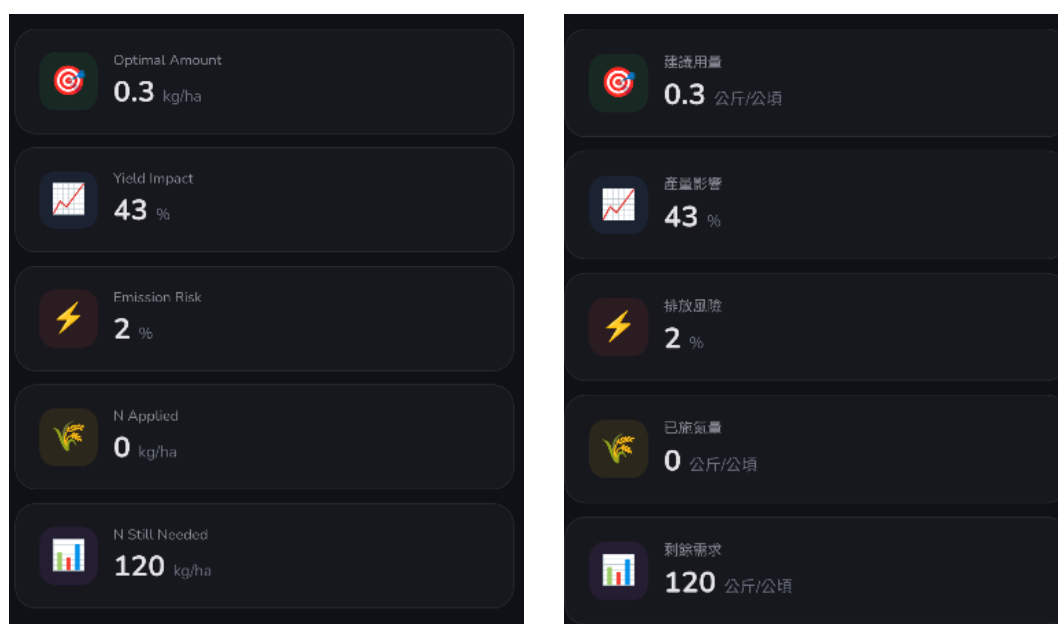
Advisory 模組會依據所註冊之作物種類，套用不同的施肥決策邏輯。針對水稻作物，系統會依據 AWD (Alternate Wetting and Drying) 方法之土壤濕度門檻進行判斷。當農田處於積水狀態且氮濃度不足時，系統會提供排水建議，並顯示建議排水後應達到的土壤濕度範圍。針對黃豆作物，系統會略過氮肥評估流程，並顯示有關生物固氮作用 (Biological Nitrogen Fixation) 的說明內容，將施肥建議重點轉移至磷與鉀管理，並根據即時 NPK 感測數據提供對應建議。針對小麥與玉米等旱作作物，系統則採用旱作土壤濕度門檻邏輯，並於積水情況下提供作物專屬積水警示，同時搭配符合不同作物對缺氧土壤敏感程度的農藝說明。

輔助指標資訊卡 (Supporting Metric Cards)

在決策面板下方，系統設有五張輔助資訊卡，用於顯示更多量化指標：

1. 最佳氮肥施用量 (kg/ha)
由 CNN-LSTM 模型所推薦之最佳施肥量。
2. 產量影響百分比 (Yield Impact Percentage)
顯示目前施肥決策對作物產量之預測影響。
3. 目前排放風險百分比 (Current Emission Risk Percentage)
顯示目前 N₂O 排放風險程度。
4. 本季累積施氮量 (Cumulative Nitrogen Applied)
由 Raspberry Pi 農田設定與施肥紀錄追蹤之本季累積施氮量 (kg/ha)。
5. 本季剩餘氮需求量 (Remaining Nitrogen Requirement)
根據 IRR 對台灣低地水稻建議之每季 95 kg N/ha 標準，自動計算目前尚需補充之氮肥量。

上述指標可協助農民同時掌握當前施肥決策與整體生長季之氮肥管理狀態，提供更完整的農業決策資訊。



圖表 30: 輔助指標資訊卡 (Supporting Metric Cards)

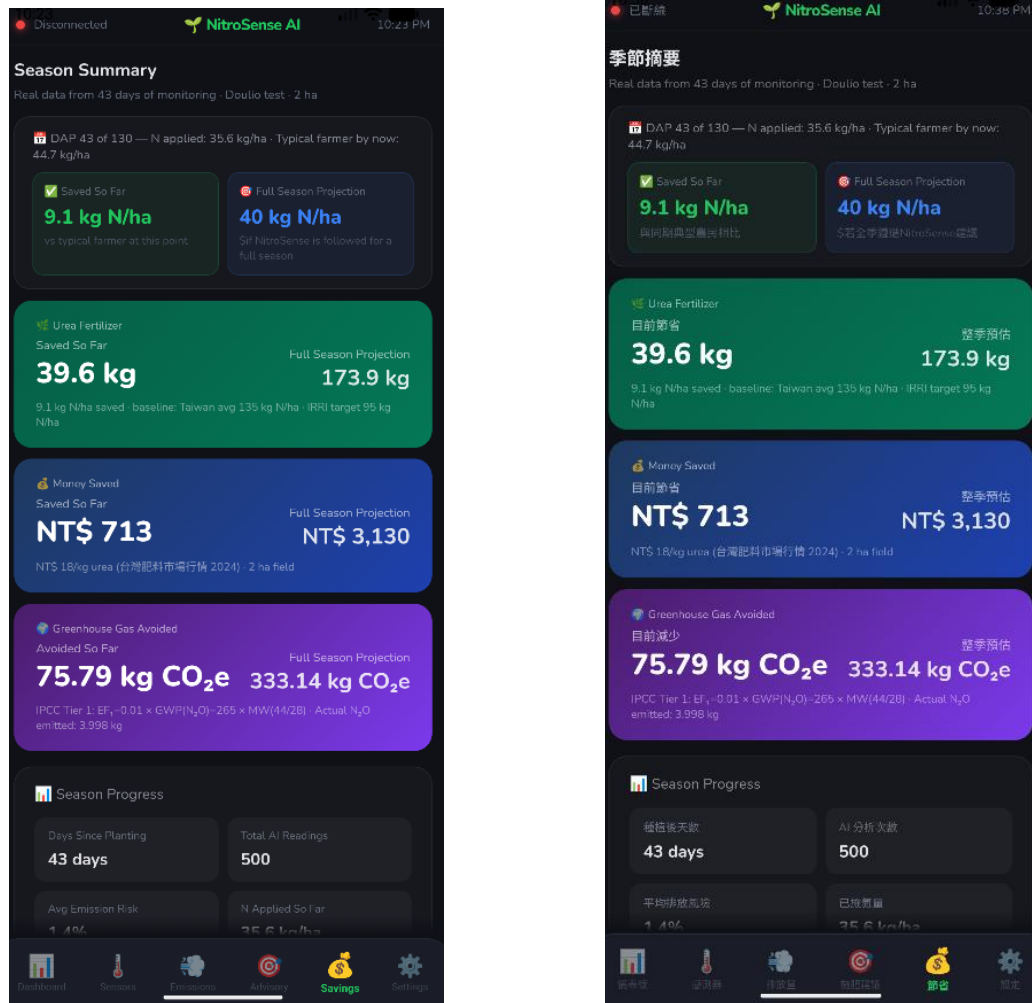
5.3.6 Savings 成本與效益分析頁面

Savings 模組用於量化精準氮肥管理所帶來的經濟與環境效益。此模組共分為四個主要區塊，依序提供：

1. 季節性成本節省分析 (Season Savings)
2. 肥料採購建議 (Fertilizer Purchase Recommendations)

3. 政府補助計畫資訊 (Government Grant Programs)
4. 碳權收益潛力分析 (Carbon Credit Potential)

透過上述功能，農民可更清楚了解精準施肥管理所帶來的實際經濟效益與減碳成果。



圖表 31: 成本與效益分析頁面 (Savings Page)

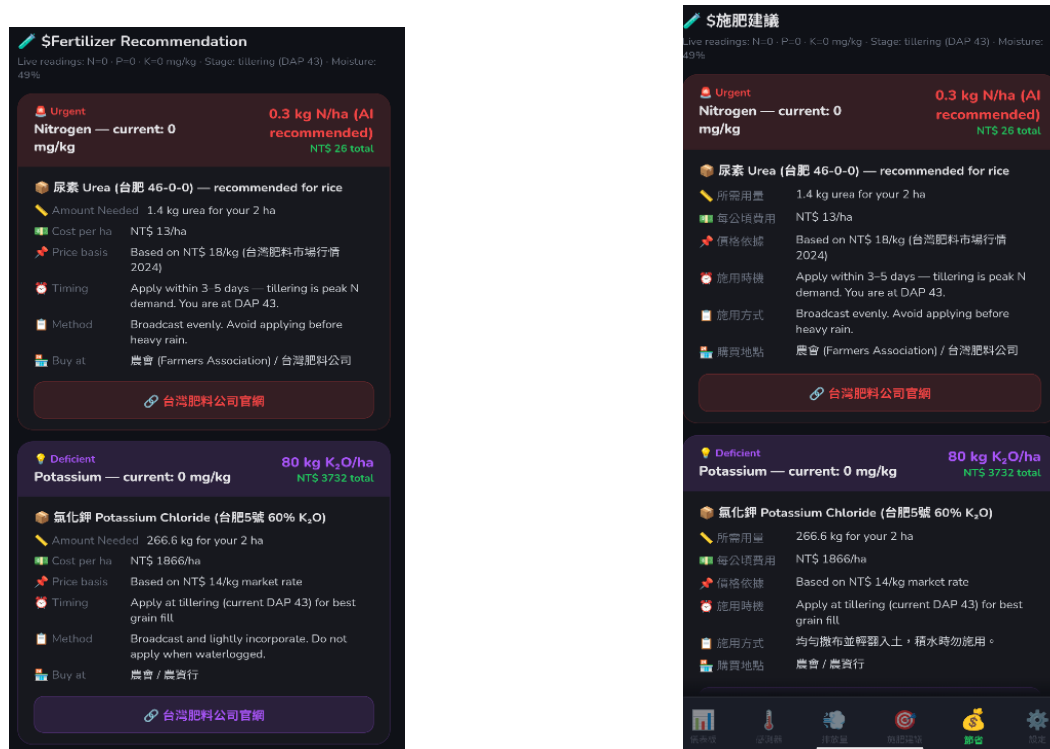
即時季節性節省分析 (Real-Time Season Savings)

系統會於頁面載入時，從 Firebase Firestore 的 predictions 資料集中動態計算本季累積節省效益。計算方式以 Raspberry Pi 農田設定所記錄之累積施氮量 $n_applied_cumulative_kg_ha$ 為基礎，並與農業部公告之台灣低地水稻每季 135 kg N/ha 基準值進行比較。為了能在不同生長階段進行公平比較，系統會依據目前播種後天數 (DAP) 計算對應之台灣平均施肥基準值，其計算方式為 $135 \times (目前 DAP \div 130)$ 。系統會以三張漸層資訊卡同步顯示節省肥料量、節省金額以及減少溫室氣體排放量。其中，節省肥料量以尿素含氮量 46% 進行換算；節省金額則依據台肥公司公告之尿素市價 NT\$18 /kg 計算；減少之溫室氣體排放量則採用 IPCC Tier 1 方法學估算，其計算方式為氮減量

乘以排放係數 EF1 0.01、全球暖化潛勢 GWP 265，以及分子量換算比 44/28。每項指標皆會同時呈現目前已累積之實際節省成果，以及依據 IRRI 最佳施氮標準 95 kg N/ha 所推估之整季預測成果，使農民能同時掌握當前效益與整體生長季的長期節省潛力。此外，系統亦設有十格季節進度統計區（Season Progress Grid），用於顯示 AI 總讀取次數、平均排放風險、高風險讀取次數、系統建議施肥次數、平均土壤溫度以及平均土壤濕度等輔助統計資訊，協助農民更完整掌握整季田間管理狀況。

作物專屬肥料採購建議 (Crop-Specific Fertilizer Purchase Recommendations)

系統會依據即時 NPK 感測數據與目前作物生長階段，自動產生肥料採購建議。建議引擎會根據不同生長階段之氮需求門檻判定缺氮狀況，並同時檢測磷濃度是否低於 20 mg/kg，以及鉀濃度是否低於 30 mg/kg。當系統辨識到養分不足時，會自動生成對應之肥料建議卡片。建議內容包含推薦肥料名稱（中英文）、NPK 配方等級、建議施用量（kg/ha）、依農田面積換算後之總需求量、依據台灣市場價格估算之預期成本（NT\$）、建議施肥時間（相對目前 DAP）、建議施肥方式，以及最近購買地點與官方供應商網站連結。對於黃豆農田，系統不會提供氮肥建議，而是完全聚焦於磷肥與鉀肥管理，以符合黃豆透過生物固氮作用達成氮自給的農藝特性。若目前水稻田處於積水狀態，系統則會於肥料建議中同步附加排水提醒，要求農民僅能於 AWD 排水確認窗口期間施肥，以降低氮流失與 N₂O 排放風險。



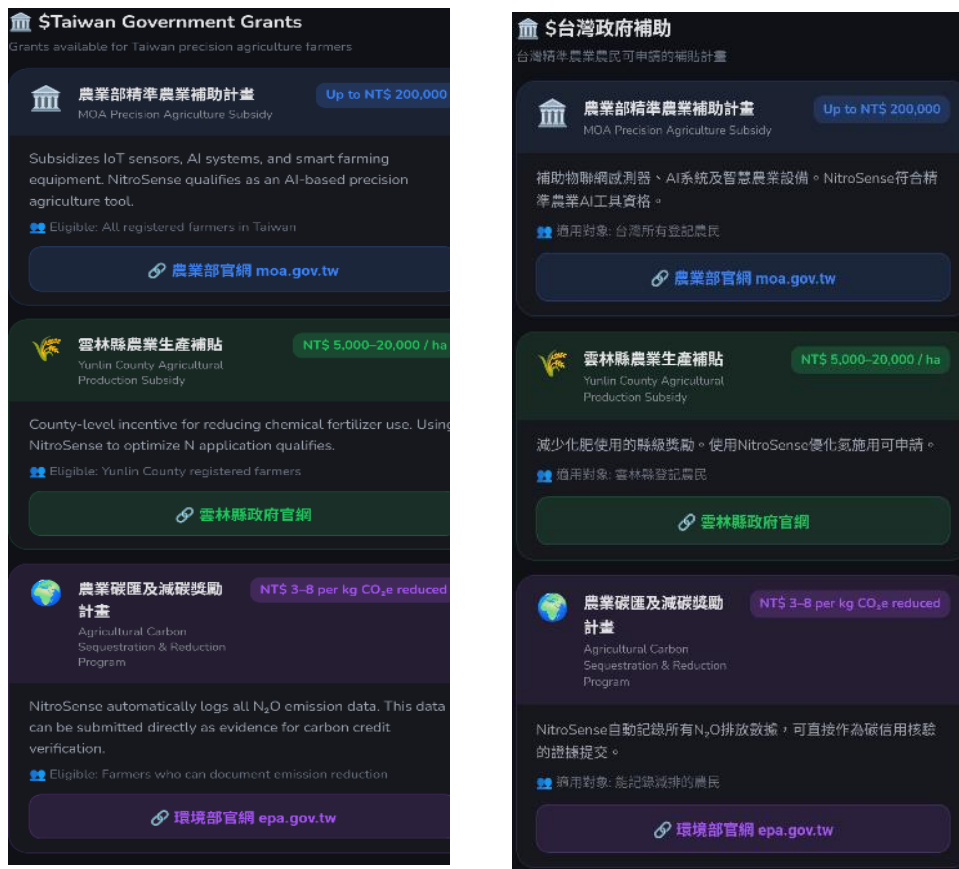
圖表 32: 作物專屬肥料採購建議 (Crop-Specific Fertilizer Purchase Recommendations)

台灣政府補助計畫 (Taiwan Government Grant Programs)

此模組會顯示目前適用於台灣農民之四項政府補助與融資計畫，相關內容整理如表 15 所示。每張補助資訊卡皆會顯示補助名稱（中英文）、依據農民已註冊農田面積所調整之申請資格、補助計畫內容與適用項目、補助金額，以及可直接前往申請之台灣政府官方網站連結。

補助計畫	補助金額	申請資格
農業部精準農業補助計畫 (MOA Precision Agriculture Subsidy)	最高 NT\$200,000	台灣合法登記農民
雲林縣農業生產補貼 (Yunlin County Agricultural Production Subsidy)	每公頃 NT\$5,000–20,000	雲林縣登記農民
農業碳匯及減碳獎勵計畫 (Agricultural Carbon Credit Program)	每減少 1 kg CO ₂ e 可獲 NT\$3–8	具減碳紀錄之農民
小農低利貸款 (Small Farmer Low-Interest Loan)	最高 NT\$1,000,000，年 利率 1.5%	耕作面積小於 2 公頃之農民

表格 15: Savings 模組中的台灣政府補助計畫列表



圖表33: 台灣政府補助計畫 (Taiwan Government Grant Programs)

碳權收益潛力 (Carbon Credit Potential)

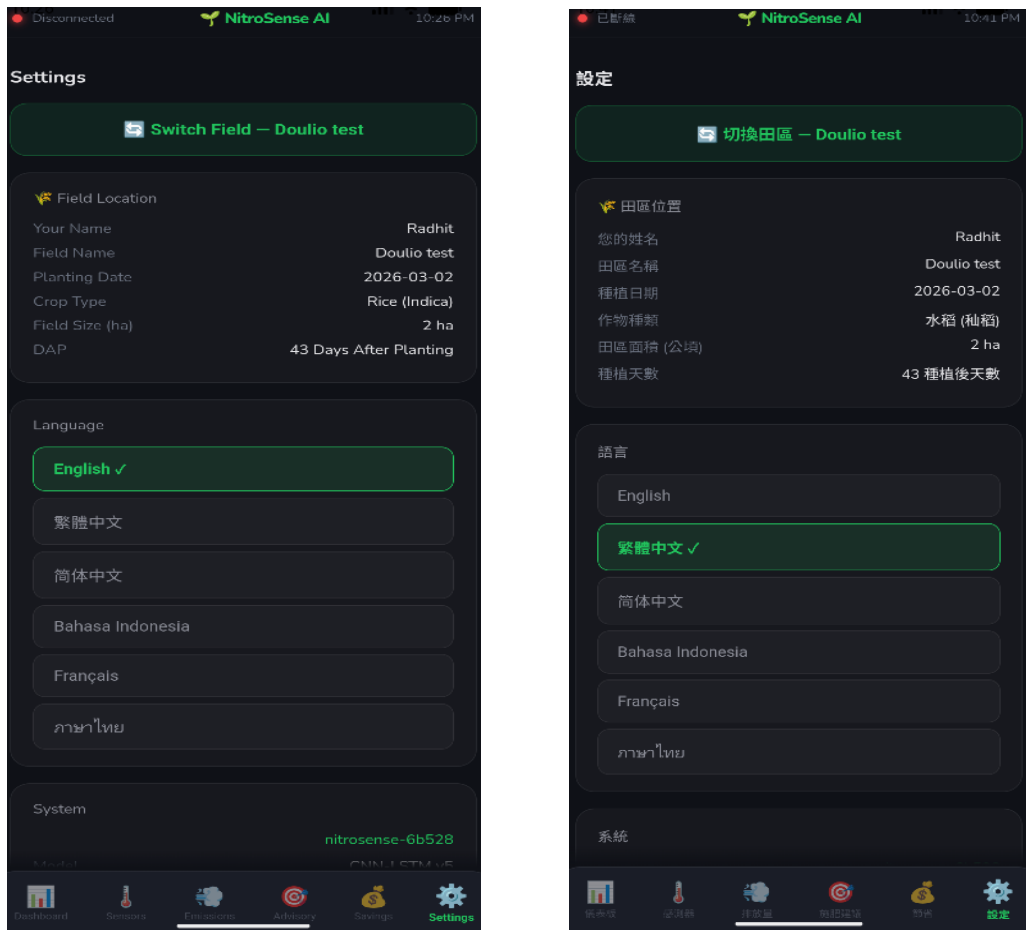
當系統偵測到本季具有正向 CO₂e 減量成果時，將自動顯示碳權收益分析區塊。此功能會顯示依據實際感測器量測之排放數據所計算出的 CO₂e 總減量，以及依照台灣碳交易市場每公斤 CO₂e 約 NT\$5.5 至 NT\$8 的價格區間所估算之碳權收益價值。系統亦會提供將 NitroSense 感測紀錄作為減碳驗證文件，提交至台灣環境部碳權驗證計畫之操作說明。所有排放紀錄皆會儲存於 Firebase Firestore，包含時間戳記 (Timestamp) 與 GPS 座標資訊，以建立完整可稽核之資料追蹤紀錄，作為未來碳權申請與減碳驗證依據。



圖表34: 碳權收益潛力 (Carbon Credit Potential)

5.3.7 設定頁面 (Setting Page)

Settings 模組提供完整的農田管理、使用者偏好設定以及系統診斷功能，整體共分為四個主要功能區塊。



圖表 35: 設定頁面 (Setting Page)

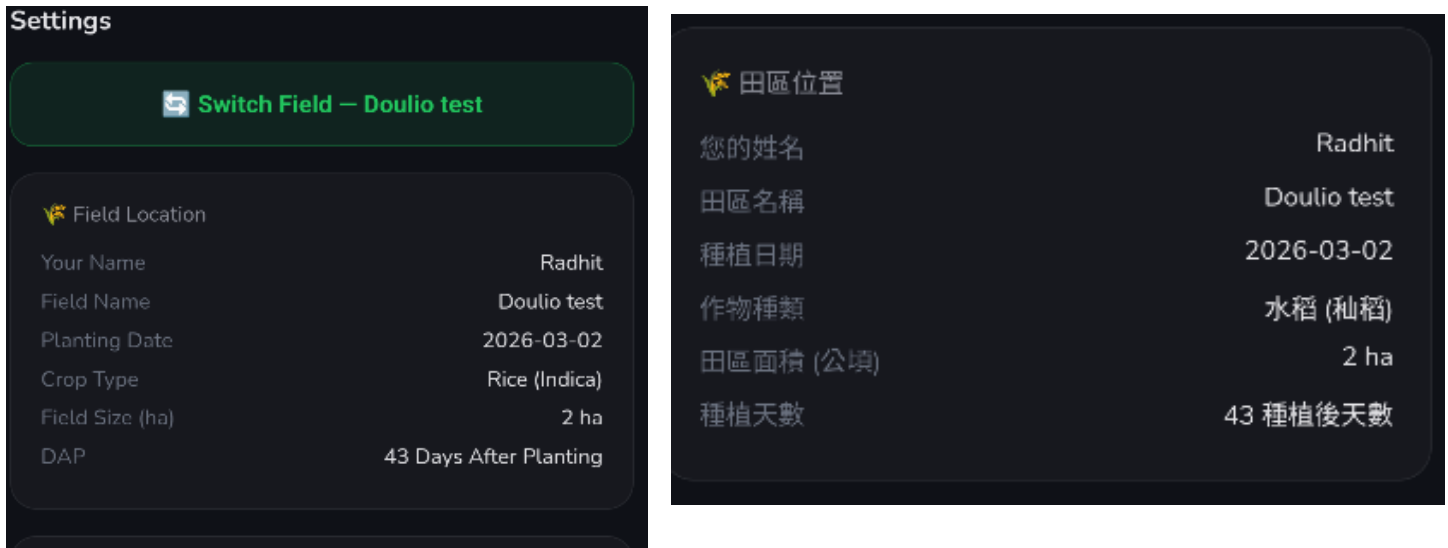
農田切換功能 (Field Switch Control)

頁面中設有明顯的農田切換按鈕，可讓農民於不登出目前帳號的情況下，快速切換不同已註冊農田。

按鈕上會同步顯示目前啟用之農田名稱，方便使用者立即確認當前管理農田。此功能特別適用於同時管理多塊農地、不同作物類型或不同播種時程之農民。

農田資訊面板 (Field Information Panel)

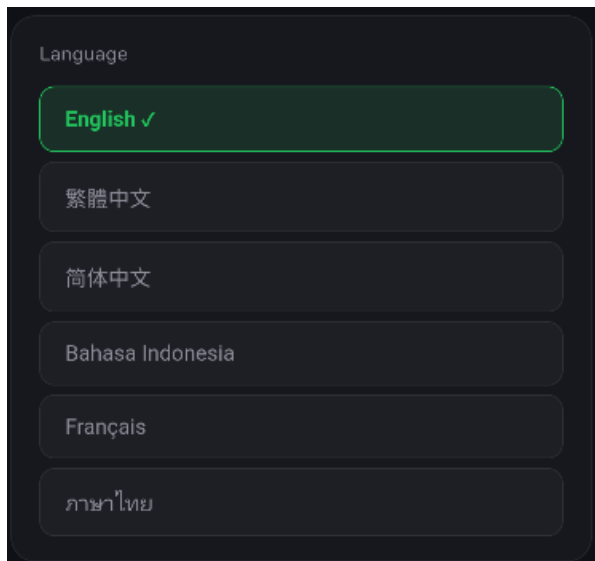
系統會以唯讀方式顯示目前啟用農田的完整資料，內容由 Firebase Firestore 動態讀取，包括農民姓名、農田名稱、播種日期、作物種類與品種名稱、農田面積（公頃）以及目前播種後天數（DAP）。此面板主要作為確認用途，讓農民在查看施肥建議或節省分析資訊前，可再次確認目前選取之農田是否正確。



圖表 36: 農田資訊面板 (Field Information Panel)

語言選擇面板 (Language Selection Panel)

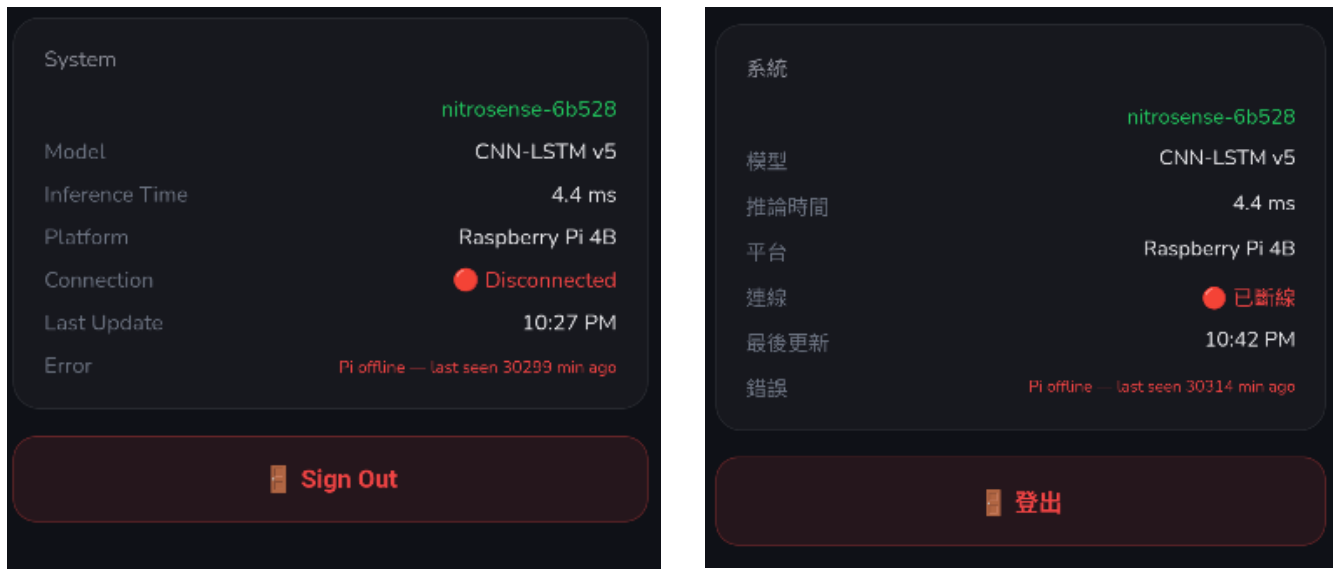
系統提供六種語言選擇，包括英文、繁體中文、簡體中文、印尼文、法文與泰文。目前啟用之語言會以特殊邊框與勾選符號進行標示。使用者所選擇之語言偏好設定，會永久儲存於 Firebase Firestore 個人帳號資料中，並於後續登入時自動套用。所有施肥建議訊息、肥料推薦內容、生長階段說明、政府補助資訊以及系統通知，皆完整支援上述六種語言，以提供不同地區農民一致性的多語系使用體驗。



圖表 37: 語言選擇面板 (Language Selection Panel)

系統診斷面板

系統診斷面板會即時顯示 NitroSense 系統基礎架構的技術資訊，包括 Firebase 專案識別碼、CNN-LSTM 模型版本、目前推論時間（毫秒）、硬體平台名稱 Raspberry Pi 4B，以及樹莓派連線狀態。連線狀態採用顏色標示方式呈現，綠色代表已連線，紅色代表已中斷連線。此外，面板亦會顯示最近一次資料更新時間，以及 Firebase 資料輪詢機制所產生的錯誤訊息。若 Raspberry Pi 超過 120 秒未傳送新資料，系統會自動顯示離線通知，並標示距離最後一次連線所經過的時間。在模組底部設有登出功能（Logout），可終止目前使用者工作階段，並返回登入驗證畫面。



圖表 38: 系統診斷面板 (System Diagnostics Panel)

6. 團隊分工

6.1 成員貢獻與角色分配

NYUST_IDEAL 團隊由三位具備人工智慧、IoT 系統工程、行動應用程式開發以及科學溝通等跨領域專長的成員組成。

Rhaditia Kurnia Asyuri 負責 NitroSense AI 系統概念發想、競賽報告撰寫與海報設計，並主導系統架構圖繪製。同時負責整體開發環境建置，包括軟體相依套件、開發工具以及部署環境設定。

Neelkanth Mawood 負責系統概念設計、IoT 硬體整合、感測器校正以及田間監測單元配置，同時負責雲端運算架構、AI 模型與邊緣部署流程整合，以及行動應用程式開發，包括 Firebase 後端連接與即時資料同步功能。

李佳芸 負責系統概念發想、所有專案文件與應用程式內容之中英文翻譯、競賽影片製作、海報製作與專案報告工作。同時負責各功能模組之系統測試，並協助整體開發環境建置。

6.2 指導教授監督

本團隊由國立雲林科技大學（桑亞倫教授（Professor Arun Kumar Sangaiah））指導，並於整個專案開發過程中提供 AI 方法論、系統架構設計以及學術嚴謹性方面之專業建議。團隊定期召開進度會議，以檢視各階段里程碑、討論技術問題，並確保硬體開發、模型訓練與介面設計之間的整合一致性。

桑教授亦提供實驗室設備與相關資源，協助 NitroSense AI 系統之開發與田間測試，並提供

硬體採購與監測設備部署所需之經費支持。其專業指導與研究經驗，對本專案之科學方向與技術品質具有關鍵性影響。

7. 補充與結語章節

7.1 研究歷程與開發流程

itroSense AI 的開發採用循序漸進之研究流程，首先從 N₂O 排放生物地球化學、精準農業技術以及物理導向深度學習方法等相關文獻進行系統性回顧開始。

初期開發工作主要聚焦於感測器精度、資料可靠性，以及 Raspberry Pi 4B 田間監測單元與 Firebase Firestore 雲端架構之間穩定即時資料傳輸流程的建立。

在模型架構設計方面，本研究曾比較單獨 CNN、單獨 LSTM，以及混合式 CNN-LSTM 架構之效能，最終由混合式 CNN-LSTM 在環境時間序列資料中展現較佳表現，能同時有效學習局部時間特徵與長期時序依賴關係。

物理導向損失函數（Physics-Informed Loss Function）的設計，則來自模型驗證過程中所觀察到的問題。早期未加入限制條件之模型曾產生超出 IPCC 合理範圍之不合理排放預測，因此研究團隊將氮質量守恆與 IPCC 排放係數範圍限制直接納入訓練目標中。

位於台灣雲林縣虎尾地區之田間測試，提供了實際感測資料與重要驗證依據，並協助完善作物專屬施肥建議邏輯，尤其是水稻 AWD 排水施肥機制與黃豆生物固氮提醒功能。

行動應用程式則經過多次反覆介面設計與使用性調整，以符合缺乏技術背景之農民使用需求，最終形成目前報告中所展示之六語言、作物專屬智慧建議介面。

7.2 開發過程中遭遇的挑戰與解決方案

NitroSense AI 的開發過程中遭遇多項技術與方法論上的挑戰，研究團隊於專案開發期間逐步進行問題分析與改善。表 16 彙整本研究中五項主要挑戰以及對應之解決方案。

挑戰	解決方案
N ₂ O 田間量測資料不足：目標部署區域缺乏可直接用於監督式模型訓練之氣體箱法 N ₂ O 量測資料，造成模型訓練資料來源受限。	系統利用 IPCC Tier 1–2 排放係數建立合成訓練標籤，涵蓋不同土壤濕度、溫度與施肥時機組合之環境情境，並與亞洲稻作系統已發表之氣體箱量測研究進行比對驗證，以確保資料集之科學可信度。
行動應用程式雲端連線問題：初期 Android 裝置無法穩定與雲端資料庫建立即時連線，導致農民無法查看即時感測資料。	團隊確認問題源自 Android 系統與資料庫通訊協定之相容性限制，後續改用替代通訊方式後，成功建立穩定可靠之雲端同步功能。

田間環境下之感測器校正問題：電容式土壤濕度感測器於田間部署時出現系統性偏移，導致土壤含水量讀值不準確。	研究團隊透過乾燥與飽和條件下之參考校正程序重新調整感測器參數，修正量測偏差，確保感測器於完整操作範圍內皆能提供準確讀值。
邊緣部署模型大小與延遲問題：將訓練完成之 Keras 模型轉換為適用 Raspberry Pi 4B 的 TFLite 格式，同時維持預測精度，是重要最佳化挑戰。	系統於最終訓練階段導入 Quantization-Aware Training 技術，成功將模型壓縮至 0.26 MB，同時維持平均推論延遲 63.8 毫秒，符合 100 毫秒即時運作目標。
多語系動態建議文字生成問題：系統需於六種語言中即時插入感測數值，例如土壤濕度與氮濃度，增加多語系在地化實作難度。	團隊採用模板式翻譯系統 (Template-Based Translation System)，透過命名佔位符動態替換即時感測數值，以確保六種語言下之建議文字皆具語法正確性與農藝準確性。

表格 16: 開發過程中遭遇的挑戰與解決方案

7.3 未來發展方向與系統藍圖

為進一步提升 NitroSense AI 的功能完整性、部署彈性以及環境影響力，未來規劃多項系統擴充方向。表 17 整理未來五項主要發展項目與其內容。

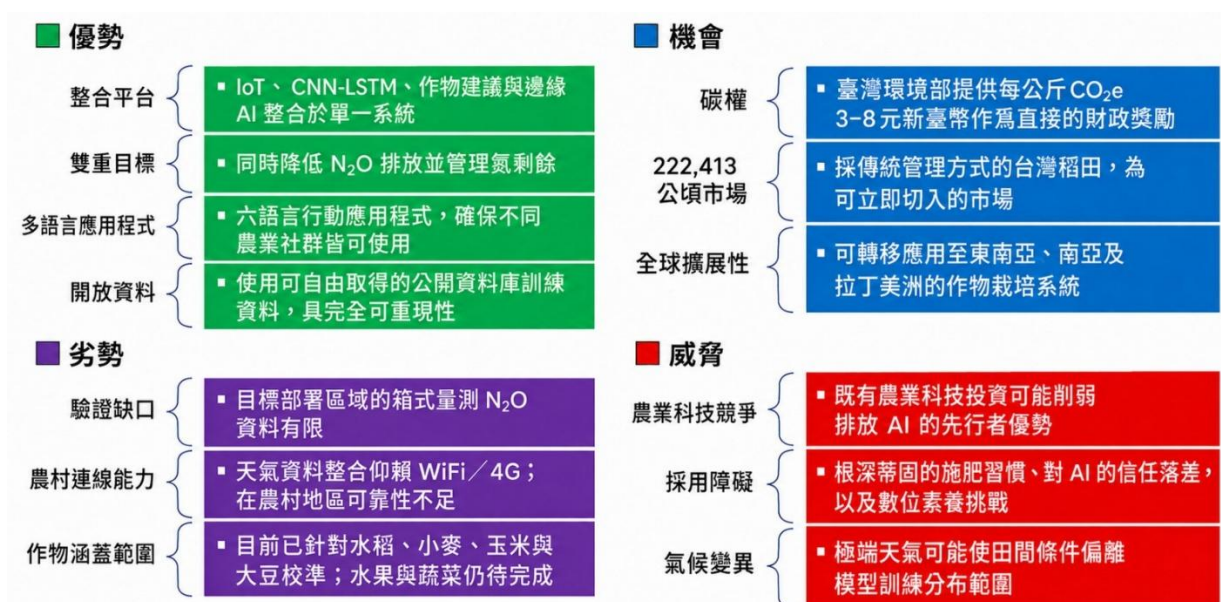
未來發展項目	說明
無線邊緣運算擴充 (Wireless Edge Computing Expansion)	未來將導入 LoRaWAN 或 NB-IoT 通訊架構，使田間監測單元可於無 WiFi 或 4G 網路環境下運作，提升系統於偏遠農村地區之部署能力。
甲烷 (CH ₄) 排放預測	未來將 CH ₄ 排放納入 CNN-LSTM 模型輸出，因甲烷為水稻淹水栽培的重要溫室氣體來源，可使 NitroSense AI 成為完整多溫室氣體管理平台。
無人機空間氮素監測	結合無人機多光譜影像技術，建立農田內部空間氮素變異圖，補足目前點位式感測器之限制，並支援區域變量施肥建議。
擴充作物與管理範圍	未來將支援更多台灣常見蔬菜與水果作物，並納入畜牧糞肥管理邏輯，以符合混合型農業系統需求。

跨農場聯邦式學習 (Federated Learning)	導入聯邦式學習架構，使不同農場可在保護資料隱私前提下共同參與模型訓練，提升模型於不同土壤、氣候與農業管理條件下之泛化能力。
----------------------------------	---

表格 17: NitroSense AI 未來發展與系統藍圖

7.4 SWOT 分析

圖表 39 顯示 NitroSense AI 系統之完整 SWOT 分析，從技術、科學、商業與政策等面向，評估系統內部優勢與劣勢，以及外部機會與威脅。



圖表 39: NitroSense AI SWOT 分析

7.5 AI 使用聲明

本報告及相關專案資料於撰寫過程中，僅將人工智慧工具作為輔助用途使用。以下為本專案使用之 AI 工具與其協助範圍：

- Grammarly：用於專案文件之文法檢查與語句潤飾。
- ChatGPT：用於中英文翻譯、文件文法修正，以及氣候變遷、N₂O 排放與精準農業相關文獻之背景研究協助。
- Google Gemini：用於系統架構圖與專案海報、報告中視覺化圖示之生成與優化。

NitroSense AI 系統之所有核心概念、技術設計、系統架構、行動應用程式程式碼、深度學習模型架構、物理導向損失函數設計、IoT 硬體整合以及主要創新內容，皆由 NYUST_IDEAL 團隊原創完成。

AI 工具僅作為語言潤飾、翻譯、文獻搜尋與視覺化輔助用途，並未參與任何核心技術內容、系統設計決策或創新研究成果之生成。

7.6 致謝

本團隊誠摯感謝國立雲林科技大學桑亞倫教授（Professor Arun Kumar Sangaiah）於專案開發期間提供之指導與協助。桑教授於人工智慧與環境系統領域之專業知識，對 NitroSense AI 系統架構、研究方法與整體科學方向具有重要影響。

團隊亦感謝桑教授提供實驗室資源、研究設備與經費支持，使本研究得以完成硬體採購、感測器部署以及田間測試工作。

此外，本團隊亦感謝以下機構提供開放資料集，作為 NitroSense AI 系統開發與模型訓練之重要資料來源，包括：台灣中央氣象署（Central Weather Administration）、政府間氣候變化專門委員會（IPCC）、聯合國糧食及農業組織（FAO）、ISRIC World Soil Information（SoilGrids）以及國際稻米研究所（IRRI）。

最後，團隊感謝台灣雲林縣農民於研究期間提供土壤樣本、種子與實驗材料，以協助實驗室驗證工作，同時感謝國立雲林科技大學 IDEAL Laboratory 全體成員於專案開發期間持續提供支持與寶貴建議。

8. 參考文獻

- [1] H. Zheng, W. Ma, and Q. He, “Climate-smart agricultural practices for enhanced farm productivity, income, resilience, and greenhouse gas mitigation: a comprehensive review,” *Mitig. Adapt. Strateg. Glob. Change*, vol. 29, no. 4, p. 28, 2024.
- [2] S.-Y. Pan, K.-H. He, K.-T. Lin, C. Fan, and C.-T. Chang, “Addressing nitrogenous gases from croplands toward low-emission agriculture,” *Npj Clim. Atmospheric Sci.*, vol. 5, no. 1, p. 43, 2022.
- [3] H. Lee *et al.*, “IPCC, 2023: Climate change 2023: Synthesis report, summary for policymakers. Contribution of working groups I, II and III to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change [core writing team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland.” Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2023.
- [4] H. Tian *et al.*, “A comprehensive quantification of global nitrous oxide sources and sinks,” *Nature*, vol. 586, no. 7828, pp. 248–256, 2020.
- [5] K. Hergoualc’h, N. Mueller, M. Bernoux, A. Kasimir, T. J. van der Weerden, and S. M. Ogle, “Improved accuracy and reduced uncertainty in greenhouse gas inventories by refining the IPCC emission factor for direct N₂O emissions from nitrogen inputs to managed soils,” *Glob. Change Biol.*, vol. 27, no. 24, pp. 6536–6550, 2021.
- [6] C. ZHANG and others, “Nitrogen cycling and environmental impacts in upland agricultural soils in North China: A review,” *J. Integr. Agric.*, vol. 16, no. 12, pp. 2848–2862, 2017.
- [7] D. J. Mulla, “Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps,” *Biosyst. Eng.*, vol. 114, no. 4, pp. 358–371, 2013.
- [8] J. Padarian, B. Minasny, and A. B. McBratney, “Using deep learning for digital soil mapping,” *Soil*, vol. 5, no. 1, pp. 79–89, 2019.
- [9] R. V. Rossel, V. Adamchuk, K. Sudduth, N. McKenzie, and C. Lobsey, “Proximal soil sensing: An effective approach for soil measurements in space and time,” *Adv. Agron.*, vol. 113, pp. 243–291, 2011.
- [10] “Climate Change Response Act,” Taiwan Ministry of Environment. [Online]. Available: <https://oaout.moenv.gov.tw/law/EngLawContent.aspx?lan=E&id=303>
- [11] C.-C. Chang, W.-Y. Liu, and T.-Y. Lee, “Agricultural Policy Planning for Carbon Emission Reduction in Taiwan”.
- [12] G. E. Karniadakis, I. G. Kevrekidis, L. Lu, P. Perdikaris, S. Wang, and L. Yang, “Physics-informed machine learning,” *Nat. Rev. Phys.*, vol. 3, no. 6, pp. 422–440, 2021.
- [14] “Taiwan Food Security Situation Overview.” USDA Foreign Agricultural Service. [Online]. Available: https://apps.fas.usda.gov/newgainapi/api/Report/DownloadReportByFileName?fileName=Taiwan%20Food%20Security%20Situation%20Overview_Taipei_Taiwan_TW2024-0030.pdf
- [15] “Taiwan Upgrades Council of Agriculture to Ministry of Agriculture.” USDA Foreign Agricultural Service. [Online]. Available: https://apps.fas.usda.gov/newgainapi/api/Report/DownloadReportByFileName?fileName=Taiwan%20Upgrades%20Council%20of%20Agriculture%20to%20Ministry%20of%20Agriculture_Taipei_Taiwan_TW2023-0044