

國立臺灣大學生物資源暨農學院農藝學系

碩士論文

Department of Agronomy

College of Bioresource and Agriculture

National Taiwan University

Master's Thesis



利用廣義概似不確定性估計法校正 DNDC 模式
Calibrating the DeNitrification-DeComposition Model
Using Generalized Likelihood Uncertainty Estimation

林家安

Chia-An Lin

指導教授：劉力瑜 博士

Advisor: Li-yu Daisy Liu, Ph.D.

中華民國 114 年 1 月

January, 2025

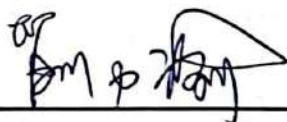
國立臺灣大學碩士學位論文

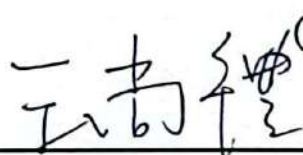
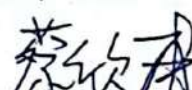
口試委員會審定書

利用廣義概似不確定性估計法校正 DNDC 模式

Calibrating the DeNitrification-DeComposition
Model Using Generalized Likelihood Uncertainty
Estimation

本論文係林家安君 (R11621215) 在國立臺灣大學農藝學系完成之碩士學位論文，於民國 114 年 1 月 16 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：  _____

_____ (指導教授)
 _____
 _____
 _____

所 長： _____

致謝



首先，謝謝劉力瑜老師這兩年的指導，謝謝老師在我的研究上以及在論文撰寫上給予的幫助。在老師身上也看見老師總是能洞察問題背後的核心，並加以解釋這些觀點的重要性，讓我能夠透過老師的角度去思考所面對到的問題。也看見老師每天忙碌的生活，有開不完的會議，又同時顧及學生們研究上的問題，真的很敬佩老師！

感謝采蔚學姊在這些時間的許多教導，常常回答我許多笨問題，也在田間帶領著大家去調查。也如同老師一般指揮研究室中的各樣事情，我也期許自己未來不管在哪裡，能夠成為像學姐這樣有能力的人。也謝謝在研究室的學長姐—俊翰、沛得、同學—昇峰、上傑、赫珍、貽婷、學弟妹—致嬭、承翰、容丞、丹青、佑華、楨貴以及助理們，讓我在碩士生活中度過了許多歡樂的時光，一起吃飯、一起聊天、一起下田、一起做實驗，還有 305 的寬諺、崇安、亮宇，謝謝大家在各樣事上對我的幫助。

謝謝蔡欣甫老師、蔡育彰老師以及農化系的王尚禮老師撥空蒞臨口試，對於論文上提供許多寶貴意見。謝謝農化系的李達源老師，讓我有機會能夠遇到劉力瑜老師，也再次謝謝劉老師這兩年的指導。

最後，謝謝我的父母，讓我很自由的選擇要走的路，即使你們會有一些建議，但最後仍然尊重我的決定，讓我得以在這裡完成我的學業。

摘要



本研究利用廣義概似不確定性估計法 (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation, GLUE) 對 DeNitrification-DeComposition (DNDC) 模型進行校正，以模擬 2023 年在安康農場種植的二期作水稻試驗的產量與溫室氣體排放量。研究以敏感度分析探討參數與感興趣的模擬值之間的關係，並挑選出對模擬值敏感的參數，包括作物相關參數 (如最大產量與積溫) 及土壤參數 (如有機碳含量與孔隙率)。

研究結果顯示，GLUE 方法可以提升模型的準確性，也提供一種自動化且系統化的參數校正流程，可應用於 DNDC 模型的參數優化。未來研究應結合不同的氣候條件與田間數據進行校正，並採用貝式迭代方法來估計參數，以提升模型的普遍性與預測能力。

關鍵字： DNDC、敏感度分析、廣義概似不確定性估計、校正、水稻、溫室氣體

Abstract



This study uses the Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) method to calibrate the DeNitrification-DeComposition (DNDC) model, simulating the yield and greenhouse gas emissions of the second-cropping rice experiment conducted at the AnKang Farm in 2023. Sensitivity analysis was employed to explore the relationship between parameters and the simulation values of interest, identifying the parameters that are sensitive to the simulation outcomes, including crop parameters (e.g., maximum yield and growing degree days) and soil parameters (e.g., organic carbon content and porosity).

The results demonstrate that the GLUE method not only improves the accuracy of model simulations but also provides an automatic and systematic parameter calibration process, which could be applied to optimize DNDC model parameters. Future studies should incorporate different climate conditions and field data for calibration and adopt Bayesian iterative methods to estimate parameters, thereby enhancing the model's generalizability and predictive capability.

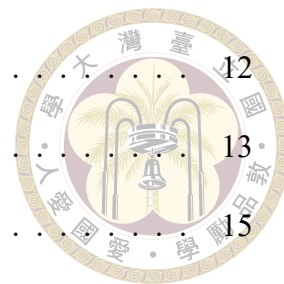
Keywords: DNDC, sensitivity analysis, GLUE, calibration, rice, greenhouse gas

目次



	Page
口試委員審定書	i
致謝	ii
摘要	iii
Abstract	iv
目次	v
圖次	vii
表次	viii
縮寫列表	ix
第一章 前言	1
1.1 全球暖化因應	1
1.2 機制模型	2
1.3 DeNitrification-DeComposition	3
1.4 敏感度分析	5
1.4.1 局部敏感度分析與全域敏感度分析	6
1.4.2 一次一因子法與一次全因子法	6
1.5 校正	7
1.6 論文架構與目標	9
第二章 材料與方法	10
2.1 試驗地點與田間資料	10
2.2 DNDC 模型參數與輸入資料	11
2.3 敏感度分析	11

2.3.1	一次一因子法	12
2.3.2	共慣量分析	13
2.3.3	參數抽樣	15
2.4	校正	15
2.4.1	概似不確定性估計	15
2.4.2	校正參數	17
2.5	統計分析	18
第三章	結果	21
3.1	敏感度分析	21
3.1.1	一次一因子法	21
3.1.2	共慣量分析	22
3.2	概似不確定性估計	23
第四章	討論	34
4.1	敏感度分析	34
4.1.1	一次一因子法	34
4.1.2	共慣量分析	35
4.1.3	敏感參數	36
4.2	概似不確定性估計	36
4.2.1	參數先驗分布與參數估計	37
4.2.2	概似函數的選擇	38
4.3	資料收集	39
4.4	未來展望	39
第五章	結論	44
	參考文獻	45



圖次



1.1	DNDC 模型架構 (Li, 2000)	5
3.1	產量模擬值 (OAT)	27
3.2	土壤有機值變化模擬值 (OAT)	27
3.3	甲烷排放量模擬值 (OAT)	28
3.4	氧化亞氮排放量模擬值 (OAT)	28
3.5	共慣量分析	29
4.1	Yield_C vs. Grain_fraction	41
4.2	模擬值與量測值結果	42
4.3	當抽樣參數組數為 10000 時，Probability vs. Maximum_yield	43
4.4	當抽樣參數組數為 50, 100, 500, 1000, 5000, 7500 時，Probability vs. Maximum_yield	43

表次



2.1	田區處理組合說明。	19
2.2	田間土壤性質量測結果。	19
2.3	感興趣之模擬值。	19
2.4	敏感度分析之參數範圍。	20
3.1	以一次一因子法 (one-at-a-time method, OAT method) 進行敏感度分 析結果。	26
3.2	共慣量分析結果。Yield_C 至 N ₂ O 為參數向量投影至該模擬值向量 的長度。	30
3.3	同時校正全參數 (大參數範圍) 之結果。	31
3.4	先校正作物參數 (大參數範圍) 之結果。	31
3.5	以 Mean1000 的作物參數校正值進行土壤參數校正之結果。	32
3.6	先校正作物參數 (小參數範圍) 之結果。	32
3.7	以 MaxProb1000 的作物參數校正值進行土壤參數校正之結果。	33
3.8	以預設的作物參數值進行土壤參數校正之結果。	33
4.1	各校正策略下的最佳結果。	41

縮寫列表



DNDC	DeNitrification-DeComposition
DSSAT	Decision Support System for Agrotechnology Transfer
LSA	局部敏感度分析 (Local Sensitivity Analysis)
GSA	全域敏感度分析 (Global Sensitivity Analysis)
OAT	一次一因子法 (One-At-a-Time)
AAT	一次全因子法 (All-At-a-time)
GLUE	廣義概似不確定性估計 (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation)
CF	慣行灌溉 (Conventional Flooding)
AWD	間歇灌溉 (Alternate Wetting and Drying)
CODiS	氣候觀測資料查詢服務 (Climate Observation Data Inquire Service)

第一章 前言



1.1 全球暖化因應

由於人類文明的高度發展，自十九世紀工業革命以來，工業化社會帶來了生產力與生活品質的顯著提升，但也造成了環境負擔的逐步加劇。工業活動、交通運輸、能源消耗等行為所產生的二氧化碳及其他溫室氣體的排放，使得地球的溫室效應持續增強，導致全球氣候的顯著變化。氣候變遷的具體表現包括冰川加速融化、海平面上升、全球平均氣溫升高、極端天氣頻率增加、降雨模式異常等。這些現象對生態系統、經濟發展以及人類社會的穩定構成了前所未有的挑戰 (Lee et al., 2023)。

為了因應上述的危機，聯合國於 1992 年在巴西里約熱內盧舉辦「地球高峰會」(Earth Summit)，簽訂「聯合國氣候變遷綱要公約」(The United Nations Framework Convention on Climate Change, UNFCCC)，並在 1995 年起每年召開締約方會議 (Conference of Parties, COP) 來評估應對氣候變遷的策略，其中包括了 1997 年的「京都議定書」(Kyoto Protocol)、2015 年的「巴黎協定」(Paris Agreement) 以及在 2021 年的「格拉斯哥氣候協議」(Glasgow Climate Pact)。這些協議的核心目標在於減少全球溫室氣體的排放量，限制全球氣溫升高幅度，以避免對生態系統及人類社會造成不可逆的危害 (Earth Summit, 1992; United Nations, 1998; UNC Change, 2015; Ares, 2021)。

在臺灣，我們也積極參與國際社會的策略。政府每年也有統計全國的溫室氣體排放量，其資料收錄在「中華民國國家溫室氣體排放清冊報告」，截至目前最新的資料，我國總溫室氣體排放量，不包括土地利用、土地利用變化及林業，自 2005 年 291,183 千公噸二氧化碳當量，降至 2022 年 285,967 千公噸二氧化碳當量，排放量減少 1.79%。而在 2022 年二氧化碳仍為占比最大 95.70%，其次為甲烷 1.60%，再其次為含氟溫室氣體 1.37% 及氧化亞氮 1.33%。雖然農業部門的二

二氧化碳排放量在全國總量中占比極少，僅為 22 千公噸二氧化碳當量，但在甲烷與氧化亞氮的排放中，農業部門分別占到了全國總量的 44.96% 及 29.05% (環境部氣候變遷署, 2024)。這反映了農業活動，特別是稻田中甲烷的釋放及施肥時氧化亞氮的排放，對溫室氣體總量的特殊貢獻。因此，針對農業部門的排放進行精準管控，是實現全國氣候目標的關鍵之一。

近年來，為了減少稻田中甲烷的排放，研究人員投入大量心力探索各種田間管理方式對甲烷減排效果的影響，例如調整灌溉模式 (如間歇灌溉) 被證明能降低甲烷的排放，並維持稻作的產量 (Pandey et al., 2014; Setyanto et al., 2018)。然而試驗通常耗時費力，且需要長期的觀測與數據累積才能獲得可靠的結果，而且由於各地的氣候條件、土壤性質與作物品種可能不同，其試驗結果可能無法應用於其他地區，因此本研究尋求另一種途徑。作物模式的使用提供了一個可行的方案，透過彙整過去試驗數據，結合作物模式的模擬能力，我們可以在不同的氣候與環境條件下，預測不同田間管理策略對作物生長和溫室氣體排放的影響 (Lutz et al., 2019; Gaydon et al., 2017)。這不僅能節省實驗資源，還能为制定符合當地實際需求的減排策略提供參考依據。

1.2 機制模型

「所有模型都是錯誤的，但有些模型是有用的。」這句話由統計學家 George Box 於 1976 年首次提出 (Box, 1976)，點出了模型在科學研究中的重要性與局限性。模型是對現實世界的簡化，用以幫助我們理解複雜的自然現象。然而，任何模型都無法完全複製現實的所有現象，因為其背後的假設不可避免地排除了某些細節或交互作用或是仍然未知的反應。因此，不同的模型由於背後的假設不同，在描述現象時可能會得出不一致的結論。

機制模型不僅僅是對數據資料的擬合，它以數學公式來描述系統內部的運作機制。機制模型通常由多個方程式組成，每個方程式對應於一個具體的物理、化學或生物過程。透過對這些過程的量化分析，機制模型不僅可以幫助我們解釋過

去的觀測現象，還能預測系統在不同條件下的行為 (Craver, 2006)。

相較於一般的統計模型，例如線性回歸模型，機制模型的優勢在於其解釋力。統計模型通常通過數據擬合來描述輸入與輸出之間的關係，但常常無法說明較為複雜關係背後的原因。而機制模型則通過數學方程式來揭示系統內部的作用機制，提供更為深入的理解 (Cuddington et al., 2013)。例如，在模擬溫室氣體排放中，機制模型可以追溯到土壤中的微生物活動和化學反應，幫助我們了解主要的排放機制，並促使我們可以提出解決方案。

機制模型在環境科學、生態學及農業管理等領域已經顯示出其強大的應用潛力 (Randall et al., 2007)。例如，在全球暖化研究中，機制模型被用來模擬不同土地利用方式下的碳循環與溫室氣體排放，為制定政策提供了重要的參考依據。過去幾十年來也有許多不同的生態模型被建構來模擬土壤中碳、氮的變化，例如：CANDY, CENTURY, DAISY, DNDC, EPIC, RothC (Franko et al., 1995; Parton et al., 1987, 1988; Hansen et al., 1991; Li et al., 1992b,a; Williams et al., 1989; Coleman and Jenkinson, 1996)。由於 DNDC 模型發展至今較被廣泛使用及驗證其表現 (Gillespy et al., 2014)，因而在本論文採用 DNDC 模型來模擬水稻田間溫室氣體排放。

1.3 DeNitrification-DeComposition

本論文中所採用的作物模型為 DeNitrification-DeComposition (DNDC) 模型 (<http://www.dndc.sr.unh.edu/>) 屬於機制模式，原為模擬或預測旱田土壤中二氧化碳與氧化亞氮的排放 (Li et al., 1992b,a)，在這幾十年間陸續在不同的地區被驗證表現，例如：美國、中國、印度，同時也擴展了模型的架構 (Gillespy et al., 2014)。

DNDC 含有六個子模型，分別是模擬不同的環境變化，有土壤氣候 (soil climate)、植物生長 (plant growth)、降解 (decomposition)、硝化 (nitrification)、脫氮 (denitrification)、發酵 (fermentation)。

土壤氣候子模型根據輸入的天氣與土壤性質，模擬土壤的含水量、溫度以及



氧氣濃度。植物生長子模型則根據輸入的天氣與土壤資料，特別是土壤中的含水量與不同的氮含量，模擬作物的生理變化以及物候狀態，除此之外，該子模型模擬作物氮吸收與水溶性有機碳的釋放，這過程與土壤氣候子模型彼此影響。降解子模型在模擬土壤有機碳的降解，將不同的有機碳依照降解的速率分類，由於降解過程與微生物活性有關，因此模型依照降解速率與微生物含量、土壤溫度，模擬不同有機碳類別之間的變化。硝化子模型與脫氮子模型根據前三個子模型模擬的土壤環境，包含土壤溫度、含水量、酸鹼度、電位值、氧氣濃度、一些氧化還原離子含量以及微生物含量，來模擬土壤中氮的氧化還原反應，以得到不同型態的氮濃度。發酵子模型在模擬土壤中甲烷的產生，與硝化子模型、脫氮子模型相似，藉由模擬出的土壤環境、受質、微生物含量，來模擬甲烷的還原反應。Figure 1.1 為 DNDC 模型的架構，敘述了各子模型主要的機制過程以及彼此間的關係。

為了整合在 DNDC 模式上的各樣研究與應用，進而組成了 Global DNDC Network (<https://globaldndc.net/>)。此社群的目的除了促進 DNDC 模型使用者之間交流資訊和想法，也幫助模型的改進、加強溫室氣體量測和建模方面的研究合作、促進不同研究尺度下的整合、使研究員了解相關工作。

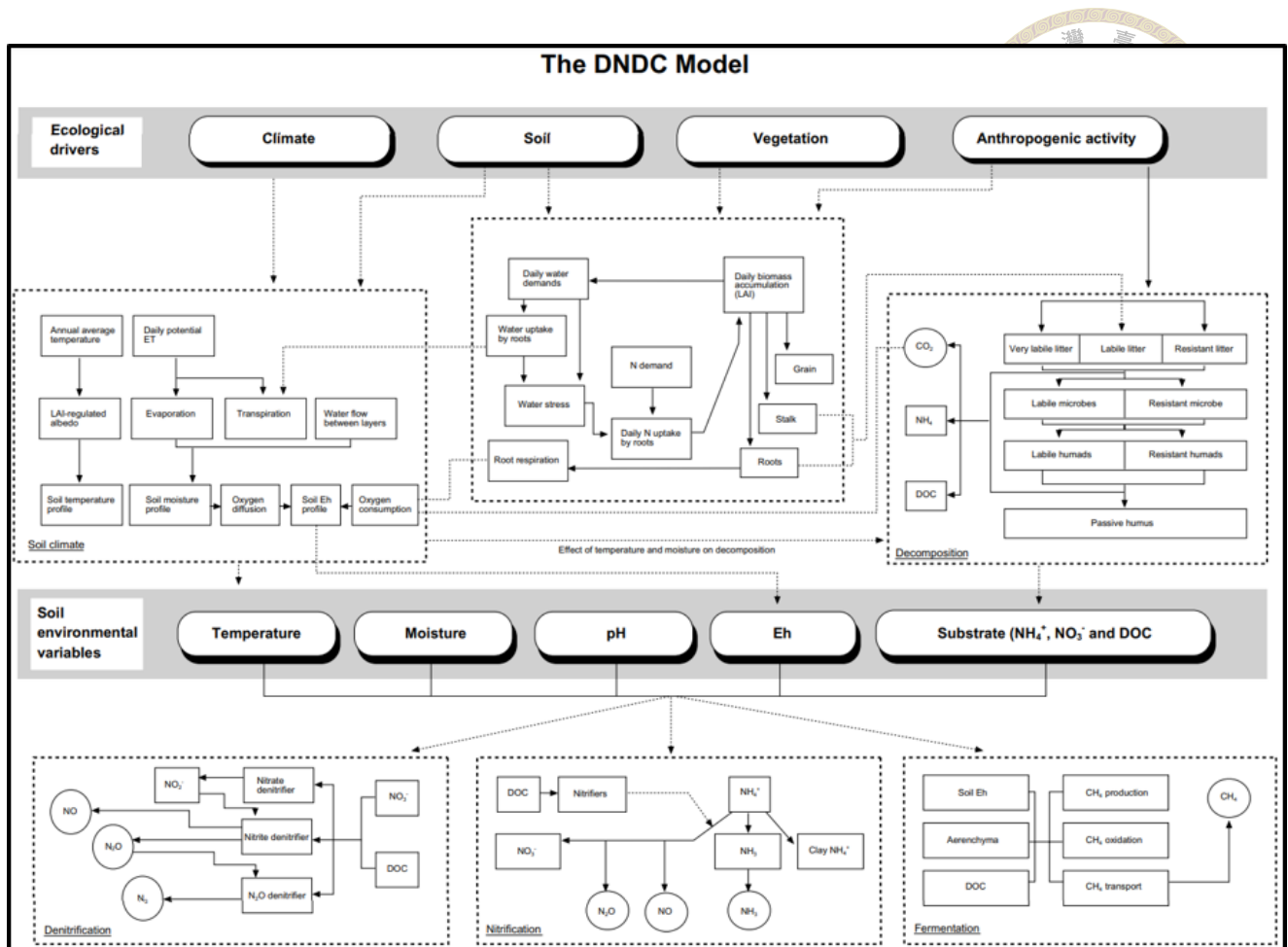


Figure 1.1: DNDC 模型架構 (Li, 2000)

1.4 敏感度分析

由於模型的參數或是輸入值很多，每個模型架構又不同，我們可能會好奇在這個模型中，哪些參數或是輸入值對於模式的輸出影響是大的？是否可以忽略某些參數或輸入值？此外，由於我們目的在於校正模型參數，若是同時對所有參數進行校正，可能會浪費一些運算資源，而且並非每個參數都會對感興趣的模擬值造成很大的影響，因此先利用敏感度分析找出敏感參數，減少後續校正時的運算成本。

敏感度分析之目的在於探究模型輸出值的變動大小如何歸因於其輸入值的變化，Saltelli et al. (2008) 以及 Pianosi et al. (2016) 提到，模型的輸入與輸出之間的關係依照不同的目的或方法，敏感度分析有不同的種類，以下是常見的分類：



1.4.1 局部敏感度分析與全域敏感度分析

局部敏感度分析 (Local Sensitivity Analysis, LSA) 考慮到參數或輸入值在給定特定值得附近變動對於輸出值變動的影響。而全域敏感度分析 (Global Sensitivity Analysis, GSA) 則是考慮整個參數或是輸入值的空間，在全空間內變動對於輸出值變動的影響。前者需要給定特定值 (常用預設值) 以及變動幅度，後者則須要給定參數的空間大小。

1.4.2 一次一因子法與一次全因子法

一次一因子法 (One-(factor)-At-a-Time, OAT) 與一次全因子法 (All-(factors)-At-a-Time, AAT) 兩者的差別在於抽樣的策略不同，前者是只改變其中一個參數或輸入值，固定其他的參數或輸入值，而後者是同時改變所有的參數或輸入值，因此可以多考慮到不同的參數或是輸入值之間的交互作用。

Attia et al. (2021) 透過敏感度分析去了解環境因子、作物參數與田間管理活動對於玉米產量以及土壤碳動態的影響，並辨別出較為重要的因子，以及因子與模擬值之間的資訊，為後續決策提供參考。Varella et al. (2012) 使用 STICS 模型針對不同作物、天氣和土壤條件進行模擬，透過 GSA 探討土壤參數對模型輸出值在不同天氣、土壤下的影響，並篩選出敏感參數。Myrriotis et al. (2018a) 利用 Variance-based 敏感度分析辨認 Landscape-DNDC 模型中重要的反應與參數，該研究將不同的參數根據不同的反應分組，最終發現只有少數參數對於輸出值有較大的影響。

本論文使用不同的敏感度分析，探討模型參數之間的變化對於模擬值的影響，並篩選出較為敏感的參數，以作為後續所要校正的參數。此外，不同的參數對於不同的輸出值的影響程度不同，想要透過敏感度分析找出對於不同輸出值的敏感參數，並加以區分，以作為後續階段式校正的參數組別。



1.5 校正

在進行任何科學研究或實驗之前，校正過程是不可或缺的。校正的目的是減少過程中的系統性誤差，提高準確性。而在使用模型時，模型的輸出結果也是根據輸入的參數或輸入值，而這些參數與資料可能來源於不同的測量設備，當中夾雜了許多的不確定性，因此進行校正顯得更加重要。

在模型校正過程中，需要面對多項挑戰：

- (1) 多重最優性 (equifinality)：許多模型參數可能存在多個組合，這些組合在校準過程中都能產生看似合理的結果。然而，這些結果不一定在其他情境中同樣適用，因此需要進一步驗證和篩選。
- (2) 不可辨識的參數：某些參數可能在數據中表現不明顯，難以從校正結果中清晰分離，導致這些參數的設定在不同情境中無法有效轉移。
- (3) 數據範圍差異：模型所需的輸入數據範圍可能存在數量級上的差異，這使得校正過程的穩定性變得更加複雜，特別是在擬合過程中容易受到極端數值的影響。
- (4) 不確定性的處理：校正過程需要處理多重來源的不確定性，包括模型結構的不確定性、觀測值的不確定性等，這些都會影響校正結果。

根據 Mai (2023) 針對校正的流程，所提出的十項策略，分別為

- (1) 利用敏感度分析：透過敏感度分析找出對模型輸出影響較大的參數以提高效率。
- (2) 參數限制處理：採用「Delta 方法」以及「Pie-share 方法」以避免無效或不合理的參數組合。
- (3) 資料轉換：對數量級相差較大的資料進行轉換 (例如對數轉換)，可以使得擬合觀測值的校正結果更佳。
- (4) 選擇資料集：將資料適當的分割以用於校準與驗證或評估。
- (5) 參數採樣策略：採用合適的校正演算法來提高校正效率，例如分層採樣 (stratified sampling) 和自動校正演算法 (automation calibration algorithm) 來提高效



率。

(6) 調整參數範圍：找到每個參數的最佳範圍，以平衡校準效率和模型準確性，參數範圍足夠寬使得校正結果不會限制在邊界上，但又足夠窄使得收斂的速度快且穩定。

(7) 選擇目標函數 (objective function)：目標函數量化的模型與資料間的擬合程度，若是校正結果不如預期，並不一定是模型問題，可能是目標函數不適合。根據校正的目的選擇合適的目標函數。

(8) 選擇校準演算法：不同的演算法有不同的優勢，選擇合適且熟悉的自動化校正演算法來校正模型。

(9) 多目標 (multi-objective) 校正：若是有多個目標要同時校正，可以選擇使用多目標演算法，但要注意目標是否重疊。由於多目標校正較為複雜，可以檢查各個目標下的校正情形。

(10) 診斷校正結果：檢查參數數值、目標函數以及資料擬合的情況，決定是否需要調整當中的設置。

van Oijen et al. (2011) 採用貝式統計的方法對四種模型進行校正、比較和資料不相配的分析，以模擬挪威森林的生長以及元素的循環，特別是氮氧化物 (N_2O 和 NO) 的排放、土壤二氧化碳 (CO_2) 的排放以及土壤含水量。Bhattarai et al. (2022) 提出了一自動化校正演算法，將 DNDC 模型與 PEST 軟體結合，透過 PEST 軟體中的演算法校正 DNDC 模型內的參數，該研究評估了三種自動化校正的方式針對三項輸出值的表現。

本篇論文中使用的 DNDC 模型是由李長生博士於美國開發的 (Li et al., 1992b,a)，並且利用美國的作物與環境資訊建立。因此，該模型與臺灣本土的作物或環境條件存在一定差異。為了使模型能夠在模擬過程中更好地反映現實情境，本研究透過校正來提升模型的準確性，從而提高研究結果的解釋力與應用價值。此外，在 DNDC 模型的校正工作中，較少有研究探討系統化的校正方法，因此本研究目的在於建立一個自動化且系統化的 DNDC 模型校正流程。

本研究中使用的校正方法，是參考自另一個作物模式 Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT) 當中的校正方式—廣義概似不確定性估計。(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation, GLUE) 是一個量化估計模型中不確定性的一個方法，最早由 Beven and Binley (1992) 所提出，為了研究水文模型的不確定性，並校正模型的參數，因而提出了此方法。透過貝式統計的概念，先對模型中的參數假設其先驗分布，並透過量測值建立概似函數 (likelihood function) 以得到參數的後驗分布，作為參數的更新，如式 1.1。

$$P(\theta|O) \propto P(\theta)P(O|\theta) \quad (1.1)$$

其中 $P(\theta)$ 為參數的先驗分布， $P(\theta|O)$ 為參數的後驗分布， $P(O|\theta)$ 為概似函數，表示在給定參數下，量測值的機率。在 DSSAT 模型中，GLUE 方法被用於校正其作物參數。本研究亦希望將此方法應用於 DNDC 模型的校正過程中。

1.6 論文架構與目標

為了使 DNDC 模型能夠更準確的模擬產量及溫室氣體排放，本篇論文之目的在於提供一種自動化的模型校正方法。本研究透過敏感度分析，探討參數與感興趣的模擬值之間的關係，並以種植於安康農場的水稻試驗作為案例來校正這些參數。

本論文之第二章將闡述敏感度分析以及介紹校正方法的流程，第三章將描述敏感度分析結果及 GLUE 的校正結果，第四章將討論結果中的問題及未來研究的方向，最後，第五章為本論文的結論。

第二章 材料與方法



2.1 試驗地點與田間資料

本研究之試驗為 2023 年二期作水稻，試驗地點位於國立臺灣大學安康分場，種植的品種為高雄 147 號，其種植面積約為 0.7 公頃，行株距為 25 公分 × 30 公分。試驗採用兩種不同的灌溉方式，分別為慣行灌溉 (Conventional Flooding, CF) 與間歇灌溉 (Alternate Wetting and Drying, AWD)，並組合耕犁與否、稻稈還田與否、氮肥施用與否等處理，如 Table 2.1。

天氣資料是來自氣候觀測資料查詢服務 (Climate Observation Data Inquire Service, CODiS) 新北測站 (121.5200, 24.9593, altitude: 24.06m) 取得的 2023 年資料，包含每日的最高溫與最低溫 ($^{\circ}\text{C}$)、降雨量 (mm)、風速 (m s^{-1})、輻射量 ($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)、相對濕度 (%)。試驗中使用的土壤資料由田間實際量測取得，包含總體密度 (Bulk density, BD; 單位： Mg m^{-3})、酸鹼度 (pH)、總有機碳量 (Total organic carbon, TOC; 單位： g kg^{-1})、土壤質地 (砂質 Sand、粉質 Silt 與黏質 Clay 比例；單位：%) 等，量測結果如 Table 2.2。雖然 AWD 與 CF 兩田區量測的土壤數值略有不同，但本研究仍假設兩塊田區為同質。溫室氣體排放之數據之收集是透過田間所架設的多通道自動開閉氣室系統 (Liang Automated Chamber System, Liangber) (Liang et al., 2003) 擺放於田間 tr1 至 tr6 一共 20 個氣室，每個氣室不間斷輪流抽取空氣樣本進行分析，氣室未抽取空氣時保持開放，只在抽取空氣時會自動關閉，並每五秒鐘分析一次氣體濃度，每一氣室分析三分鐘。在經過數據處理轉換成每日的排放量值，二氧化碳與甲烷排放量的單位為 kg C/ha/day ，氧化亞氮排放量的單位為 g N/ha/day 。接著將有收集到數據的天數加總起來作為校正以及驗證的資料。本試驗量測之作物性狀，包含成熟水稻的莖、葉、穗三個部位的乾重、碳含量與氮含量。首先，沿土壤表面割取所有水稻植株作為地上部樣本，每個處理田區三重複。而後將葉片連同葉鞘自水稻植株分離作為葉部，將穗頸以上

的部位分離作為穗部，剩餘的是為莖部，將三部位烘乾並秤其乾重。將部分樣本磨碎作為後續碳氮含量分析之樣本，以元素分析儀 (Analytik Jena Multi N/C 2100S) 量測三部位各自的碳含量與氮含量。田間管理資訊包含耕犁、肥料施用量、灌溉量。

2.2 DNDC 模型參數與輸入資料

本論文中所採用的作物模型 DeNitrification-DeComposition (DNDC) 所需要的輸入值或是參數包含天氣資訊、土壤資訊、作物參數以及田間管理資訊。天氣資訊包含每日的最高溫與最低溫 ($^{\circ}\text{C}$)、降雨量 (cm)、風速 (m s^{-1})、輻射量 ($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)、濕度 (%)，其中至少需要每日均溫與降雨量作為 DNDC 的輸入值。土壤資訊包含上層土壤 (10 公分) 的物理與化學性質，包括土壤質地、總體密度 (g cm^{-3})、pH 值、土壤有機質 (kg C kg^{-1}) 等。作物參數包含根、莖、葉、穗的生質量比例 (%) 與其碳氮比 (g C g N^{-1}) 以及總生育期所需積溫 (度日 degree day) 等。田間管理資訊包含耕犁深度、肥料施用量、灌溉量等。根據 Table 2.1 與 Table 2.2 將量測資料填入 DNDC 的使用者介面當中，若是未取得、未量測的資料則使用 DNDC 內的預設值，最後儲存成 .dnd 檔 (為 DNDC 模型的執行檔) 以執行模型。

2.3 敏感度分析

敏感度分析的目的是觀察參數的變動對於感興趣的模型模擬值影響的程度。若是參數的變動對於某一模擬值影響大，則此模擬值對於參數敏感。

Table 2.4 列出了進行敏感度分析的 DNDC 參數及其數值範圍。若是參數有明確的範圍限制，我們就設定該限制範圍作為上下界；若無明確的上下界，則使用 DNDC 內建有針對不同的作物或土壤質地的參數表格，將表格中各個參數的最大值與最小值作為參數的上下界。

接著使用 DNDC 內原有的檔案作為模板檔案，並根據設定好的參數範圍

中，抽換當中的參數以建立不同的.dnd 檔，最後執行 DNDC 模式內的批次模擬方式來完成敏感度分析。為了解釋這些數學工具，本研究令 $S_j(\Theta_i) = f(\Theta_i) = f(\theta_{1i}, \theta_{2i}, \dots, \theta_{Ji})$ ，其中 f 代表模型， $\Theta_i = (\theta_{1i}, \theta_{2i}, \dots, \theta_{Ji})$ 代表有 J 個參數(輸入值)的一組向量， $S_j(\Theta_i)$ 代表模型輸入 Θ_i 所得模擬值。

本研究感興趣的模擬值分別有最大產量下的穗碳重 (Yield_C)、全年土壤有機碳變化量 (dSOC)、全年甲烷排放量 (CH₄)、全年氧化亞氮排放量 (N₂O) (Table 2.3)，並使用「一次一因子法」(One-at-a-Time method, OAT method) 與「共慣量分析法」(Co-inertia analysis) 等兩種不同的敏感度分析方法來探究參數與模式間的關係，以下分別說明。

2.3.1 一次一因子法

此方法一次只變動一個參數數值，固定其他參數，觀察此一參數對於模型模擬值影響的程度。本研究以 Table 2.4 中的各參數的均值作為基準，一次變動一個參數，將參數上下界分成十等份，總共有 11 個參數數值，並執行 DNDC 模擬以得到產量、二氧化碳排放量、甲烷排放量、氧化亞氮排放量。本研究借用變異係數的概念，來表達該參數對模擬值的敏感度。計算的方式是由變動第 j 個參數 ($j = 1, \dots, J$) 得到模擬值 S_j 的標準差，除以所有模擬(無論是哪個參數變動後的結果)的最大值與最小值的差，如式 2.1。舉例來說，今天想計算土壤總體密度參數對於甲烷排放量模擬值的敏感度，先執行 DNDC 模型以得到每一個土壤總體密度參數變動後的甲烷排放量模擬值，從模擬值當中計算標準差，再除以所有甲烷排放量模擬值的最大值與最小值的差，即為土壤總體密度對甲烷的敏感度。

$$Sen(\theta_j) = \frac{sd(S_j)}{range(S)} \quad (2.1)$$

其中 θ_j 為第 j 個參數 ($j = 1, \dots, J$)， S_{jk} 為第 j 個參數在第 k 次變動時所對應到的模擬值結果，



$$sd(S_j) = \sqrt{(n_j - 1)^{-1} \sum_{k=1}^{n_j} (S_{jk} - \bar{S}_j)^2},$$

$$range(S) = \max\{S_{jk} : j = 1, \dots, J; k = 1, \dots, n_j\} - \min\{S_{jk} : j = 1, \dots, J; k = 1, \dots, n_j\}$$

$$n = (n_1 + \dots + n_J); \quad n_1 = n_2 = \dots = n_J = 11.$$

2.3.2 共慣量分析

共慣量分析 (Co-inertia analysis, CoIA) 為一種多變量分析方法，旨在同時分析兩組資料表，透過計算兩表之間的交叉共變異數矩陣 (cross-covariance matrix)，並將變數做線性組合來最大化兩表的共變異平方和，以衡量兩組資料中變數間的關係，此方法常用在分析物種資料與環境間的關係 (Dray et al., 2003; Thioulouse et al., 2018)。

令 $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 為兩組資料表格， $\mathbf{X}$ 為一 $n \times p$ 的矩陣，而 $\mathbf{Y}$ 為一 $n \times q$ 的矩陣。接著定義 $\mathbf{X}$ 的慣量 $I_{\mathbf{X}}$

$$\begin{aligned} I_{\mathbf{X}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{X}_i\|^2, \quad \text{其中 } \mathbf{X}_i \text{ 代表 } \mathbf{X} \text{ 的第 } i \text{ 列} \\ &= \frac{1}{n} \text{trace}(\mathbf{X}\mathbf{X}^T) \end{aligned} \quad (2.2)$$

同樣的，我們可以定義 $\mathbf{Y}$ 的慣量 $I_{\mathbf{Y}}$

$$\begin{aligned} I_{\mathbf{Y}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{Y}_i\|^2, \quad \text{其中 } \mathbf{Y}_i \text{ 代表 } \mathbf{Y} \text{ 的第 } i \text{ 列} \\ &= \frac{1}{n} \text{trace}(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T) \end{aligned} \quad (2.3)$$

共慣量 (co-inertia) 是一個衡量 $\mathbf{X}$ 與 $\mathbf{Y}$ 之間的共結構 (co-structure)，當兩結構數值的變化越相似或是越相異時，共慣量數值越高；若是兩結構數值的變化越獨立，

則共慣量數值越低。因此可以定義共慣量 I_{XY}

$$\begin{aligned} I_{XY} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \langle \mathbf{X}_i, \mathbf{Y}_i \rangle \quad , \langle \cdot, \cdot \rangle \text{ 代表內積} \\ &= \frac{1}{n^2} \text{trace}(\mathbf{X}\mathbf{X}^T \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T) \end{aligned} \quad (2.4)$$



以上是較簡化的形式， $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 的慣量簡化為變異數的和，而共慣量簡化為共變異數的平方和，更一般的共慣量描述形式如 Dray et al. (2003)。共慣量分析的目標在於找到向量 a_1 與 b_1 使得 $\text{cov}^2(\mathbf{X}a_1, \mathbf{Y}b_1)$ 最大，通常一組 (a_1, b_1) 不足以代表 $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 之間的共變異程度，因此可以接著透過 (a_2, b_2) 最大化剩餘的共變異。

$$\text{cov}^2(\mathbf{X}a_i, \mathbf{Y}b_i) = \text{corr}^2(\mathbf{X}a_i, \mathbf{Y}b_i) \times \text{var}(\mathbf{X}a_i) \times \text{var}(\mathbf{Y}b_i) \quad (2.5)$$

而根據上式，若今天限制 $\text{var}(\mathbf{X}a_i) = \text{var}(\mathbf{Y}b_i) = 1$ ，則此時最大化 $\text{cov}^2(\mathbf{X}a_i, \mathbf{Y}b_i)$ 即為最大化 $\text{corr}^2(\mathbf{X}a_i, \mathbf{Y}b_i)$ ，表示最大化相關性，因此共慣量分析成了典型相關分析 (canonical correlation analysis)。若只限制了 $\text{var}(\mathbf{X}a_i) = 1$ ，則共慣量分析成了典範對應分析 (canonical correspondence analysis) 或冗餘分析 (redundancy analysis)。

本研究在此選擇的參數共有 30 個參數 (Table 2.4)，而感興趣的模擬值共有四個 (Table 2.3)。在此分析中設定的抽樣次數為 10000 次，總共產生 10000 個參數組以及相對應 10000 個模擬值結果，因此參數表格與模擬值表格的大小分別為 10000×30 與 10000×4 。其中，抽樣的方式為準隨機抽樣 (quasirandom sampling)，該方法於下一節介紹。然而有部分參數具有大小次序關係或是參數數值總和為定值，此時使用 Delta Method 或是 Pie-sharing Method 對符合一種前述關係的參數抽樣 (Mai, 2023)，例如作物部位乾重比例與土壤有機質比例的參數是屬於總和為定值的參數是以 Pie-sharing Method 抽樣。接著將參數表格與模擬值表格作標準化後，以共慣量分析研究兩表格之間的關係，此分析利用 R 的套件 *ade4* 中的兩函式 *dudi.pca* 與 *coinertia* (Thioulouse et al., 2018)。透過套件得到的特徵向量，計算每個參數向量在空間中的長度，以及與每個模擬值的夾角，來辨別較敏感之參數與分

群。



2.3.3 參數抽樣

為了進行敏感度分析或後續校正時，假設的參數分布為均勻分布，因此需要在參數空間中進行大量抽樣。抽樣的方式是利用準隨機抽樣 (quasirandom sampling)，此方法相較於一般的隨機抽樣 (random sampling) 不同，隨機抽樣在空間中產生的點較不均勻，容易會有群落與間隔，導致部分區域抽樣密度過高或過低。相比之下，準隨機抽樣所產生的序列稱作低差異序列 (low discrepancy sequence) 或稱作準隨機序列 (quasirandom sequence)，抽樣產生的點更均勻地分布在空間當中，可以更明確的反映整個參數空間的分布資訊。以 R 語言中的套件 *randtoolbox*，透過函式 *sobol* 進行參數抽樣。

2.4 校正

本研究採用概似不確定性估計 (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation, GLUE) (Beven and Binley, 1992) 進行模型參數的校正，以下說明校正流程。

2.4.1 概似不確定性估計

GLUE 採用「概似」(likelihood) 的概念來量化模型模擬值與實際觀察到的結果，其符合程度的可能性。概似函數 (likelihood function) 將模型模擬值與實際量測值的距離轉換為可能性，當模擬值與量測值越接近，距離就越近，可能性就越高。令 Θ_i 代表第 i 組可能的參數組合、 $S_k(\Theta_i)$ 代表該參數組合代入模式後相對於第 k 個觀測值 O_k 的模擬結果，則概似不確定性估計的步驟如下所述。

(1) 建立參數先驗分布

已知 DNDC 模型中參數會彼此影響，但無法了解參數的分布為何，通常假設每一參數的先驗分布皆為均勻分布。不過，如同敏感度分析中共慣量分析所提，當參數間有大小次序關係或是參數數值總和為定值時，則使用 Delta

Method 或是 Pie-sharing Method 對滿足前述二關係的參數抽樣 (Mai, 2023)。我們假設參數的先驗分布為均勻分布，除了作物部位乾重比例與土壤有機質比例的參數是屬於總和為定值的參數是以 Pie-sharing Method 抽樣之外，其他皆以準隨機抽樣抽出參數。

(2) 自參數先驗分布中抽樣產生隨機參數組合，並執行模式

根據前一步驟中建立的參數分布，以 R 程式執行參數隨機抽樣，得到 N 組不同的參數組合 ($N = 50, 100, 500, 1000, 5000, 7500, 10000$)。接著將 N 組不同的參數組合，以 DNDC 模式執行，得到 N 批執行結果。

(3) 計算概似值 (likelihood values)

本研究假設模擬值與其量測值的差異服從平均值為 0、變方為 σ_k^2 的高斯分布，因此

$$L(\Theta_i|O_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_k^2}(O_k - S_k(\Theta_i))^2} \quad (2.6)$$

其中 Θ_i 代表第 i ($i = 1, \dots, N$) 組參數組合 $\Theta_i = \{\theta_{1i}, \theta_{2i}, \dots, \theta_{Ji}\}$ ，此參數組合共含有 J 個不同模型參數。 O_k 表示為第 k 種量測值。 $S_k(\Theta_i)$ 表示第 i 組參數組合所得到的第 k 種模擬值，而 σ_k^2 為該量測值的變異數，在此以 tr1 ~ tr8 的量測值計算。

將採用相同 Θ_i 模擬所得之概似值相乘，可得

$$L(\Theta_i) = \prod_{k=1}^K L(\Theta_i|O_k) \quad (2.7)$$

最後對於每個參數組合定義其機率為

$$p(\Theta_i) = \frac{L(\Theta_i)}{\sum_{i=1}^N L(\Theta_i)} \quad (2.8)$$

(4) 建立後驗統計量

將 $(\Theta_i, p(\Theta_i))$ 作為參數組合的後驗分布，接著我們可以計算參數組合的平均

值、變異數以及最大機率的參數組合，公式如下：

$$\begin{aligned}\hat{\Theta}_{mean} &= \sum_{i=1}^N \Theta_i \cdot p(\Theta_i) \\ &= \left(\sum_{i=1}^N \theta_{1i} p(\Theta_i), \sum_{i=1}^N \theta_{2i} p(\Theta_i), \dots, \sum_{i=1}^N \theta_{Ji} p(\Theta_i) \right)\end{aligned}\quad (2.9)$$

$$\hat{\sigma}_{\hat{\Theta}_{mean}}^2 = \sum_{i=1}^N \left(\Theta_i - \hat{\Theta}_{mean} \right)^2 \cdot p(\Theta_i) \quad (2.10)$$

$$\hat{\Theta}_{maxProb} = \underset{\{\Theta_1, \dots, \Theta_N\}}{argmax} p(\Theta_i) \quad (2.11)$$

2.4.2 校正參數

根據上一節敏感度分析之結果，參數對於不同的模擬值所影響的程度不同，因此我們採用三種參數校正策略進行比較。

策略一

同時校正所有參數 (Table 2.4 所列之敏感度分析所用的參數) 且採用 Table 2.4 所列之敏感度分析設定之範圍。

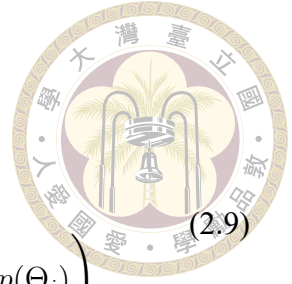
策略二

將參數分成兩組，與作物生長有關之參數 (Table 2.4 下半段所列之參數) 以及與土壤有關之參數 (Table 2.4 上半段所列之參數)，且採用 Table 2.4 所列之敏感度分析設定之範圍。

策略三

如同策略二，將參數分成兩組，與作物生長有關之參數 (Table 2.4 下半段所列之參數)，但設定較窄的參數範圍 (預設值的 $\pm 10\%$)，以及與土壤有關之參數 (Table 2.4 上半段所列之參數)。

在上述預設值的數值設定上，作物參數用預設值，土壤參數則以 tr1 與 tr4 的土壤量測數據進行。參數的校正範圍與敏感度分析的範圍一致，如 Table 2.4 所



示。本研究僅使用 tr1 與 tr4 的數據進行參數校正，以水稻的碳重與氮重數據，分別涵蓋莖、葉與穗部來校正作物參數，水稻的碳重與氮重數據的單位為 kg C ha^{-1} 或 kg N ha^{-1} ，共計 12 個數據。此外，土壤參數的校正則依據溫室氣體排放數據進行，排放數據的單位為 kg C ha^{-1} 或 g N ha^{-1} ，共計 6 個數據。儘管作物生長的參數對溫室氣體排放有影響，但本研究選擇先以作物碳氮含量的測量結果進行作物參數的校正，隨後再依據溫室氣體排放數據進行土壤參數的校正。此外，為了進一步探討參數範圍對校正方法的影響，亦考慮了不同參數範圍的設定對校正結果的可能影響。

2.5 統計分析

利用以下指標來衡量模型模擬的表現

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (O_{ki} - S_{ki})^2} \quad (2.12)$$

$$nRMSE = \frac{1}{\bar{O}_k} \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (O_{ki} - S_{ki})^2} \quad (2.13)$$

O_{ki} 代表第 k 種量測值在第 i 個處理上的數值， S_{ki} 代表第 k 種模擬值在第 i 個處理上的數值 ($i = 1$ 為 tr1、 $i = 2$ 為 tr4)， $\bar{O}_k$ 代表第 k 種量測值的平均 (以所有的試驗處理計算)。

均方根誤差 (Root-Mean-Square Error, RMSE) 衡量殘差的變異程度，其值域為 0 以上，當 RMSE 值越小時，表示殘差越小，模擬值越接近量測值。正規化均方根誤差 (normalized Root-Mean-Square Error, nRMSE) 將 RMSE 除以量測值的平均，其值域為 0 以上。由於 RMSE 無法在不同的資料間比較，因為不同資料的尺度不相同，而 nRMSE 的優勢在於它的無單位性質，因為除以了量測值的平均，因此適用於不同單位的數據，可以比較不同尺度的資料。



Table 2.1: 田區處理組合說明。

處理	灌溉	耕犁	施肥	稻稈還田
tr1	AWD	✓	✓	
tr2	AWD	✓	✓	✓
tr3	AWD		✓	✓
tr4	CF	✓	✓	
tr5	CF	✓	✓	✓
tr6	CF		✓	✓
tr7	CF	✓		
tr8	CF	✓		✓

本研究之試驗共有 8 個處理組合，分別以 tr1 至 tr8 代表。其中 AWD 代表間歇灌溉 (Alternate Wetting and Drying)，CF 代表慣行灌溉 (Conventional Flooding)，「✓」表示有施行該項田間管理，「空白」表示未施行該項田間管理。

Table 2.2: 田間土壤性質測量結果。

Treatment	pH ^{&}	BD (Mg/m ³)	TOC (g/kg)	Clay (%)	Sand (%)	Silt (%)
AWD [†]	5.27	1.53	13.4	19	69	12
CF [†]	5.05	1.65	16.87	24	74	2

[†] AWD 代表間歇灌溉 (Alternate Wetting and Drying)，CF 代表慣行灌溉 (Conventional Flooding)。

[&] 代號說明：酸鹼度 (pH)、總體密度 (Bulk density, BD)、總有機碳量 (Total organic carbon, TOC)、土壤質地 (砂質 Sand、粉質 Silt 與黏質 Clay 比例)

Table 2.3: 感興趣之模擬值。

模擬值	說明	單位
Yield_C	穗的生產量	kg C/公頃/年
dSOC	土壤有機碳含量的年度變化，其負值視為二氧化碳年度排放量	kg C/公頃/年
CH ₄	甲烷年度排放量	kg C/公頃/年
N ₂ O	氧化亞氮度排放量	kg N/公頃/年

Table 2.4: 敏感度分析之參數範圍。

參數	解釋	單位	下界	上界
Bulk_density	上層土壤 (0-10 公分) 的總體密度	g/cm ³	0.8	1.8
pH	上層土壤 (0-10 公分) 的 pH 值		5	9
Clay_fraction	土壤中黏粒的重量比例	fraction	0	1
Porosity	土壤孔隙率	fraction	0	1
Bypass_flow	水分優先自大孔隙滲流的比例	fraction	0	1
Field_capacity	田間容水量的水分孔隙率	wfps	0.15	0.75
Wilting_point	凋萎點的水分孔隙率	wfps	0.1	0.45
Hydro_conductivity	飽和水力傳導係數	m/hr	0.0046	0.6336
Top_layer_SOC	表層土壤 (0-5 公分) 的總土壤有機碳含量	kg C/kg	0	0.1
Initial_nitrate_ppm	表層土壤 (0-5 公分) 的硝酸態氮含量	mg N/kg	0	10
Initial_ammonium_ppm	表層土壤 (0-5 公分) 的銨態氮含量	mg N/kg	0	10
Soil_microbial_index	土壤有毒物質對微生物活性的影響	fraction	0	1
Lateral_influx_index	未提及		0	1
Watertable_depth	未提及		0	1
Litter_fraction	枯落物比例	fraction	0	1
Humads_fraction	humads (活性較高的腐植質) 比例	fraction	0	1
Humus_fraction	腐植質比例	fraction	0	1
Maximum_yield	最佳生長環境下穗的最大生質量 (1 公斤乾重含有 0.4 公斤碳重)	kg C/kg	14.8	8640
Root_C/N	根的碳氮比	part/part	15	150
Stem_C/N	莖的碳氮比	part/part	10	150
Leaf_C/N	葉的碳氮比	part/part	10	150
Grain_C/N	穗的碳氮比	part/part	9	150
Accumulative_temperature	自播種到成熟的積溫	°C	500	5000
Optimum_temperature	作物最適合生長溫度	°C	15	32
Water_requirement	作物產生每單位乾重生質量所需水分	g water/g dry matter	100	900
N_fixation_index	作物中氮含量與作物自土壤吸收的氮之比值	part/part	1	4
Root_fraction	根的乾重比例	fraction	0	1
Stem_fraction	莖的乾重比例	fraction	0	1
Leaf_fraction	葉的乾重比例	fraction	0	1
Grain_fraction	穗的乾重比例	fraction	0	1

第三章 結果



3.1 敏感度分析

3.1.1 一次一因子法

Figure 3.1 至 Figure 3.4 分別為變動單一參數下，產量模擬值、土壤有機值變化模擬值、甲烷排放量模擬值以及氧化亞氮排放量模擬值的模擬結果。而 Table 3.1 為根據式 2.1 計算方式所得的敏感度數值，代表各參數的敏感度。

由 Table 3.1 可以發現到，影響產量 (以穗碳重 Yield_C 代表) 模擬結果最大的是 Maximum_yield 與 Accumulative_temperature 兩參數，且產量對大多數作物參數敏感 ($Sen > 0.1$)，但產量模擬值只對土壤參數中的孔隙率 (Porosity) 以及土壤有機碳含量 (Top_layer_SOC) 敏感。但是從 Figure 3.1 可以發現，兩敏感土壤參數數值只有在接近 0 時，會導致產量模擬值下降，此外，兩參數對於產量模擬值的敏感度數值較溫室氣體排放量模擬值的敏感度數值小，說明土壤參數對於產量模擬結果的影響相較於作物參數小。因此若想將作物參數與土壤參數分別對產量以及溫室氣體排放進行校正，順序應先校正作物參數，而後校正土壤參數。

Top_layer_SOC, Maximum_yield, Soil_microbial_index, Accumulative_temperature, Grain_C/N, Clay_fraction 對於二氧化碳排放量模擬值敏感 ($Sen > 0.1$)，說明土壤有機碳、土壤微生物活性與土壤質地對二氧化碳排放量模擬值影響較大。除此之外，作物的最大產量、積溫與穗的碳氮比對二氧化碳排放量模擬值也有較明顯的影響。Bulk_density, Top_layer_SOC, Soil_microbial_index 以及大部分的作物參數對甲烷排放量模擬值敏感 ($Sen > 0.1$)。與二氧化碳排放量模擬值的敏感度結果相似，土壤有機碳、土壤微生物活性與總體密度對甲烷排放量模擬值有較大的影響。作物的最大產量、積溫與作物各部位的碳氮比亦對甲烷排放量模擬值有較明顯的影響。作物參數對氧化亞氮排放量模擬值不敏感 ($Sen < 0.1$)。最敏感的參數

為 Top_layer_SOC，對氧化亞氮排放量模擬值影響最大。其他與土壤結構、土壤質地、土壤水分含量及水分移動相關的土壤參數，對氧化亞氮排放量模擬值也有較為顯著的影響。



3.1.2 共慣量分析

Figure 3.5 為 CoIA 結果告訴我們挑選的參數以及感興趣的模擬值之間的關係。左側的兩個圖為模擬值的散佈圖，右側的兩個圖則為參數的散佈圖。上方的兩個圖呈現 PC1 與 PC2 的散佈圖，下方的兩個圖則顯示 PC1 與 PC3 的散佈圖。參數的箭頭越長，代表在該方向的變異越大，視為越敏感。若箭頭的方向與模擬值的方向越相近且夾角越小，則與該模擬值越高度正相關；反之，若是方向呈反方向且夾角越大，則與該模擬值越高度負相關；若是夾角接近 90 度，則表示與該模擬值之間較無關係。Table 3.2 為參數與模擬值向量之間的關係，計算參數向量投影至該模擬值向量的長度。當數值大於零表示與該模擬值呈正相關，反之則呈負相關。

根據 Table 3.2 大部分的土壤參數與產量模擬值關係並不明顯，因其數值之絕對值小於 0.1，只有孔隙率 (Porosity)、土壤有機碳含量 (Top_layer_SOC) 以及枯落物的比例 (Litter_fraction) 與產量模擬值有關係，且皆為正相關。而作物參數除了積溫 (Accumulative_temperature) 之外皆與產量模擬值有關。由 Figure 3.1 可以注意到積溫參數的變化與產量模擬值的變化為一凹向下的曲線，反映出積溫與產量模擬值的非線性關係，也說明了兩者之間的相關性為何不大。作物參數中 Root_C/N, Stem_C/N, Leaf_C/N, Water_requirement, Grain_fraction 與產量模擬值呈現負相關，而 Maximum_yield, Grain_C/N, Optimum_temperature, N_fixation_index, Root_fraction, Stem_fraction, Leaf_fraction 與產量模擬值呈現正相關。

Top_layer_SOC, Litter_fraction, Humads_fraction, Humus_fraction 四參數與二氧化碳排放量模擬值有較大的關係，特別注意到 dSOC 是土壤有機碳量的變化，其負值才代表二氧化碳的排放量，因此 Top_layer_SOC, Litter_fraction 與二氧化碳排

放量模擬值呈正相關，而另外兩參數則呈負相關，說明當表層土壤有機碳含量越多，有較多的碳可以被分解，因而有較高的二氧化碳排放量。而枯落物的分解速度較腐植質來的高，因此當枯落物的比例越高，二氧化碳的排放量就越高；反之，當腐植質比例高時，此時有機質降解之速率下降，二氧化碳排放量就越少。另外，土壤參數中的 Bulk_density 也有較相對明顯的影響二氧化碳排放量模擬值，且呈現正相關。作物參數中只有 Accumulative_temperature, Root_fraction, Grain_fraction 與二氧化碳排放量模擬值有較明顯的相關性，前兩參數與二氧化碳排放量模擬值呈現負相關，而 Grain_fraction 則呈現正相關。

Soil_microbial_index, Porosity, Bulk_density, Litter_fraction, Humads_fraction 五土壤參數與甲烷排放量模擬值有相關，因數值之絕對值皆大於 0.1，其中 Porosity 與 Humus_fraction 與甲烷排放量模擬值為負相關，而其他三參數為正相關。作物參數中 Accumulative_temperature, Root_fraction, Grain_fraction, Maximum_yield, Root_C/N 與甲烷排放量模擬值有相關，除了 Grain_fraction 與甲烷排放量模擬值呈負相關，其餘皆為正相關。

作物參數與氧化亞氮排放量模擬值的相關性不明顯，其數值之絕對值皆小於 0.1。而土壤參數中 Clay_fraction, Humads_fraction, Litter_fraction, Top_layer_SOC, Field_capacity, Soil_microbial_index, pH, Lateral_influx_index, Bulk_density 與氧化亞氮排放量模擬值有較明顯的相關性，其中 Clay_fraction, Litter_fraction, pH 與氧化亞氮排放量模擬值為負相關，而其他參數呈正相關。

3.2 概似不確定性估計

本研究將 2023 年於安康種植二期作水稻之試驗中，以 tr1 與 tr4 的水稻種植數據 (Table 2.1) 以及溫室氣體數據 (Table 2.2) 作為 DNDC 模型之校正數據。本研究比較三種不同的校正流程 (2.4.2 節)，並以兩種指標 RMSE 與 nRMSE (2.5 節) 來評估校正流程之好壞，其中後兩種流程根據作物的量測值校正出來的作物參數，自不同的抽樣組數的結果中，依據較小的 RMSE 選擇最佳的參數組合估計，

結果呈現於 Table 3.3 至 Table 3.8 當中。Mean50 表示為參數組抽樣 50 組，經過概似函數的計算得到各組的機率後 (式 2.8)，根據式 2.9 計算平均；MaxProb50 表示為參數組抽樣 50 組，經過概似函數的計算得到各組的機率後 (式 2.8)，選出機率最大的參數組 (式 2.11)。Yield_C 代表作物產量的碳重模擬值，Flux_CO₂_total、Flux_CH₄_total 與 Flux_N₂O_total 分別代表有量測溫室氣體的天數中，二氧化碳排放量、甲烷排放量、氧化亞氮排放量模擬值對應到的天數之加總。另外，我們也將預設參數值 (Default) 的表現結果放在每個表中的第一列作為參照。

首先，可以注意到的是，在每個表格的結果中，氧化亞氮排放量模擬值的 RMSE 與 nRMSE 皆不改變，反映出不同抽樣大小的參數組中所校正出來的參數組合估計值，其模擬結果相同，也說明每組參數組合所模擬的氧化亞氮排放量一致。

在策略一的結果中，根據 Table 3.3，以參數組的平均值作為參數組合估計值的結果，當組數為 500 組時 (Mean500)，可以得到最小的 RMSE 或 nRMSE，表示該參數組合的誤差最小；另一方面，以最大機率參數組作為參數組合估計值的結果中，組數為 500 組 (MaxProb500) 至 1000 組 (MaxProb1000) 時結果相同以及組數為 5000 組 (MaxProb5000) 至 10000 組 (MaxProb10000) 時結果相同，表示 MaxProb500 至 MaxProb1000 為同一組參數組合以及 MaxProb5000 至 MaxProb10000 為另一組相同的參數組合。雖然 MaxProb5000 的產量模擬值的 RMSE 或 nRMSE 小於 MaxProb500 的，但是二氧化碳排放量與甲烷排放量模擬值皆是在 MaxProb500 時有最小的 RMSE 或 nRMSE，但根據 nRMSE 的結果，MaxProb500 相較於 Mean500 更佳。

在策略二的結果中，根據 Table 3.4，Mean500 與 Mean1000 以及 MaxProb500 皆有較佳的表現，而 MaxProb5000 雖然在產量以及甲烷排放量模擬上有較準確的結果，但是二氧化碳排放量的 RMSE 相較於預設值的結果高出十倍，因此不作為後續校正之參數組合的選擇。MaxProb500 的表現結果較 Mean 1000 差，而 Mean500 雖然有較準確的甲烷排放量模擬結果，但產量與二氧化碳排放量模擬結



果的誤差較大，特別是二氧化碳排放量模擬結果的誤差較 Mean1000 所計算的誤差高出約一倍，故選擇 Mean1000 這組參數組合作為作物參數的校正結果，並以這組參數接續執行土壤參數之校正。Table 3.5 中呈現以 Mean1000 作為作物參數校正值進行土壤參數校正的結果。可以注意到，大部分估計的參數組合所得到的產量模擬結果的誤差皆與 Table 3.4 的結果相同，表示土壤參數的校正對於該作物參數組合所得到的產量模擬結果影響不明顯，但仍然可以發現 MaxProb500 與 MaxProb5000 會改變產量的模擬結果，且得到較不準確的模擬結果。綜合 Table 3.5 的結果，MaxProb1000 有最準確的模擬結果，且皆優於預設值的模擬結果。

在策略三的結果中，根據 Table 3.6，可以觀察到產量與二氧化碳排放量的模擬結果之間出現補償現象：當產量的模擬誤差較小時，二氧化碳排放量的模擬誤差則較大。此外，二氧化碳排放量的模擬誤差相較於預設值的誤差大上數倍，甚至可達到約 24 倍。其中，Mean500 與 Mean1000 以及 MaxProb1000 有較相近的校正結果，雖然在二氧化碳排放量以及甲烷排放量的模擬結果中，Mean500 的表現結果較 MaxProb1000 佳，但是在產量模擬值的結果中，Mean500 的表現結果較 MaxProb1000 差。最終，選擇 MaxProb1000 作為作物參數的校正結果，並以這組參數接續執行土壤參數之校正。Table 3.7 中呈現以 MaxProb1000 作為作物參數校正值進行土壤參數校正的結果。可以發現二氧化碳排放量的模擬結果，雖然相較於校正土壤參數前的結果 (Table 3.6 中的 MaxProb1000) 有較佳的表現，但是其誤差與預設值相比仍然大上數倍。透過 nRMSE 的結果，我們認為 MaxProb5000 所得到的模擬結果，其誤差是策略三中表現最好的參數校正組合。

由於預設值的模擬，在溫室氣體排放量的結果表現相較於大多數校正結果都來的佳。因此，我們也好奇若是直接將預設值參數中的作物參數固定，對土壤參數進行校正，是否會得到相對好的模擬結果。根據 Table 3.8 中最佳的校正參數組合是 MaxProb1000，雖然 MaxProb5000 有更加準確的溫室氣體排放量模擬結果，但是產量的模擬結果有較大的差距，因此在 MaxProb1000 的模擬表現結果最佳。



Table 3.1: 以一次一因子法 (one-at-a-time method, OAT method) 進行敏感度分析結果。

Parameters	Yield_C ^{&}	dSOC	CH ₄	N ₂ O
Bulk_density	0.0000	0.0918	0.2031	0.1069
pH	0.0000	0.0007	0.0007	0.0910
Clay_fraction	0.0000	0.1058	0.0732	0.1260
Porosity	0.0187	0.0274	0.0982	0.1093
Bypass_flow	0.0000	0.0214	0.0050	0.0910
Field_capacity	0.0000	0.0366	0.0566	0.1541
Wilting_point	0.0000	0.0199	0.0151	0.0204
Hydro_conductivity	0.0000	0.0024	0.0295	0.0245
Top_layer_SOC	0.1023	0.2318	0.1663	0.3226
Initial_nitrate_ppm	0.0000	0.0000	0.0045	0.0150
Initial_ammonium_ppm	0.0000	0.0001	0.0019	0.0104
Soil_microbial_index	0.0000	0.1616	0.1670	0.1334
Lateral_influx_index	0.0000	0.0357	0.0051	0.1133
Watertable_depth	0.0000	0.0000	0.0004	0.0000
Maximum_yield	0.2610	0.1962	0.1906	0.0706
Root_C/N	0.0852	0.0376	0.1881	0.0380
Stem_C/N	0.1653	0.0703	0.1365	0.0798
Leaf_C/N	0.1653	0.0548	0.1365	0.0359
Grain_C/N	0.2242	0.1409	0.1573	0.0965
Accumulative_temperature	0.3447	0.1602	0.2020	0.0310
Optimum_temperature	0.1156	0.0002	0.0004	0.0264
Water_requirement	0.0013	0.0489	0.0598	0.0108
N_fixation_index	0.0000	0.0268	0.0357	0.0750

[&] 表格內數值為分別對穗碳重 (Yield_C)、全年土壤有機碳變化量 (dSOC)、全年甲烷排放量 (CH₄)、全年氧化亞氮排放量 (N₂O) 等目標模擬值計算其改變對應參數 (Parameters) 數值後的敏感度數值 (式 2.1)。

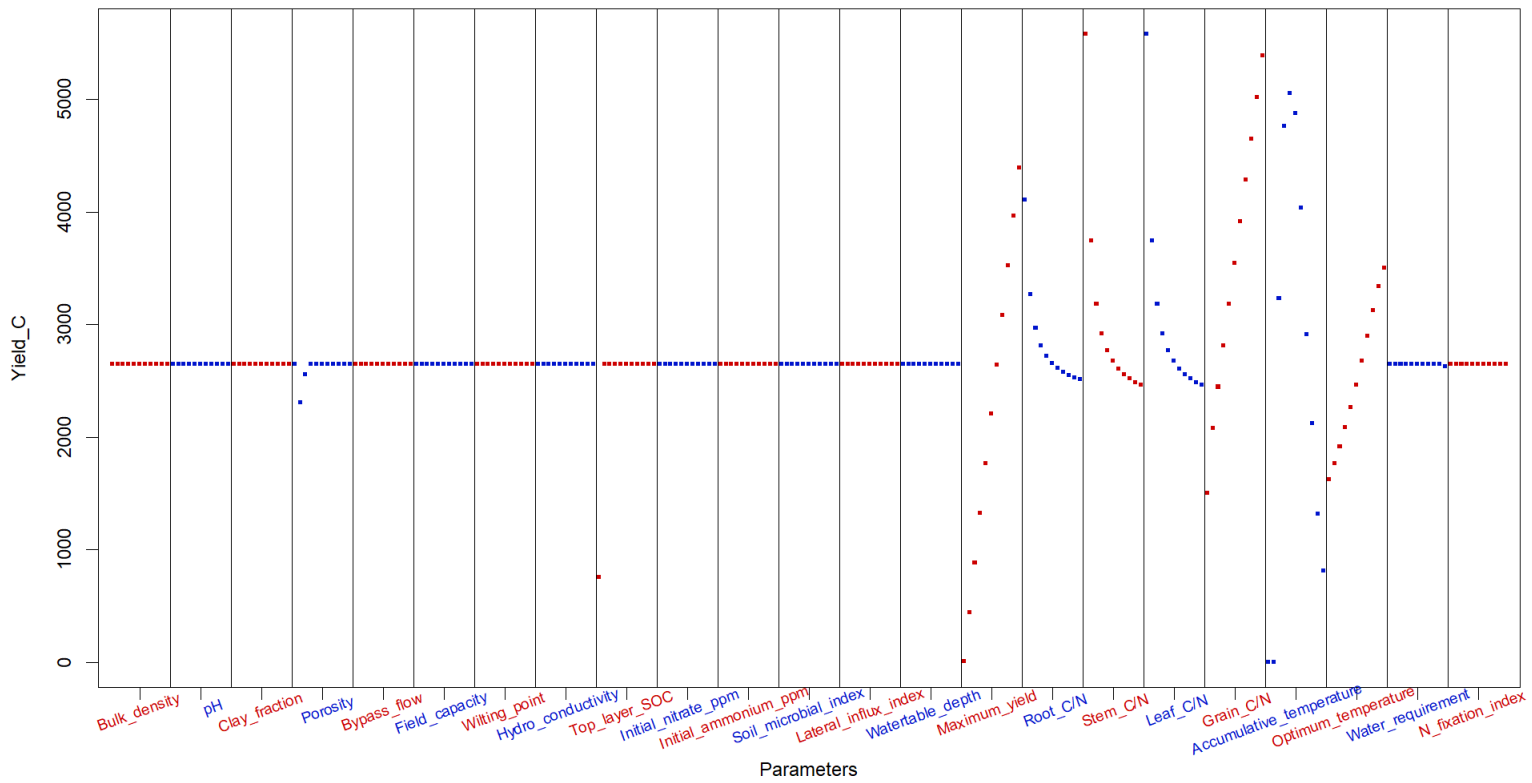


Figure 3.1: 產量模擬值 (OAT)

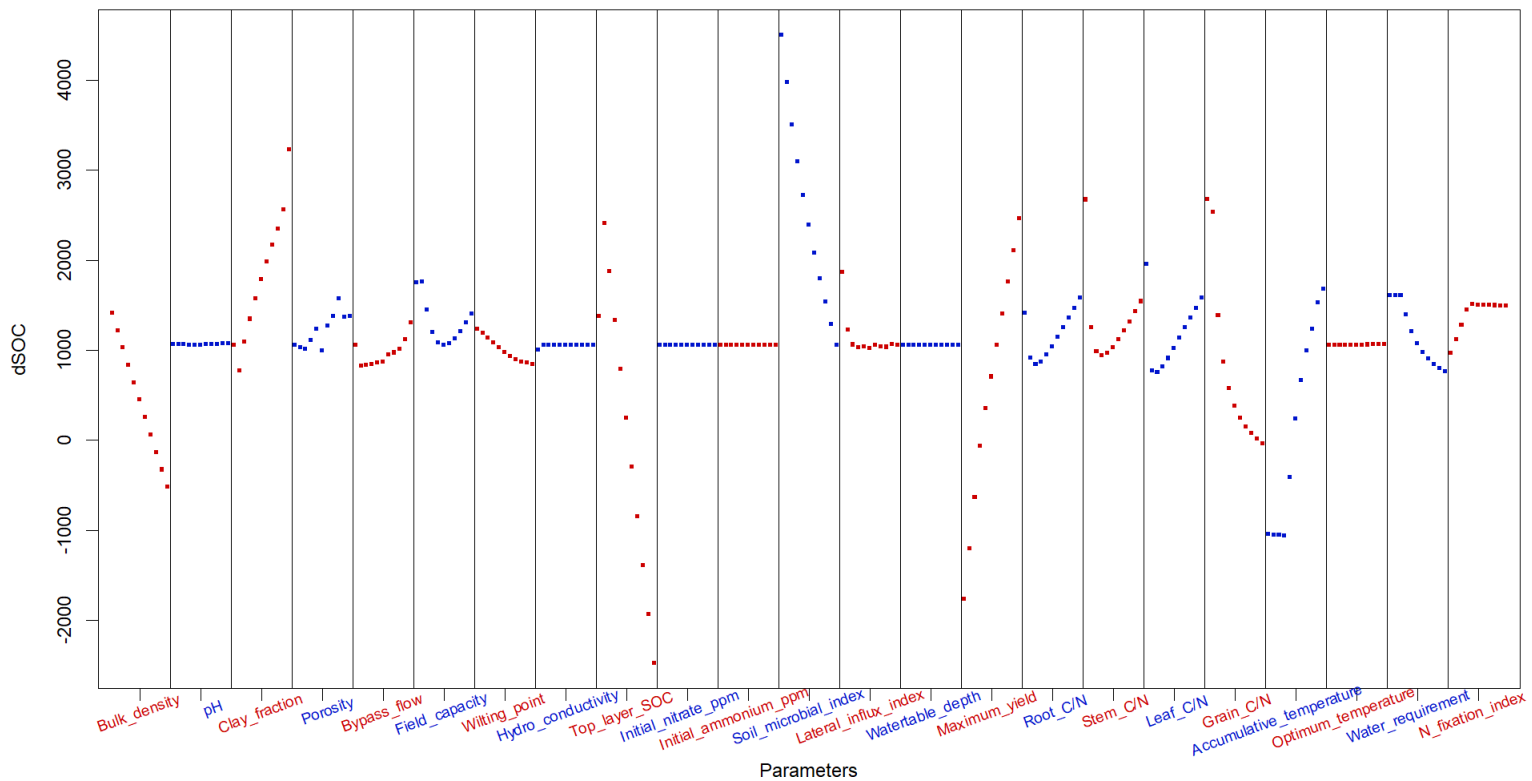


Figure 3.2: 土壤有機值變化模擬值 (OAT)

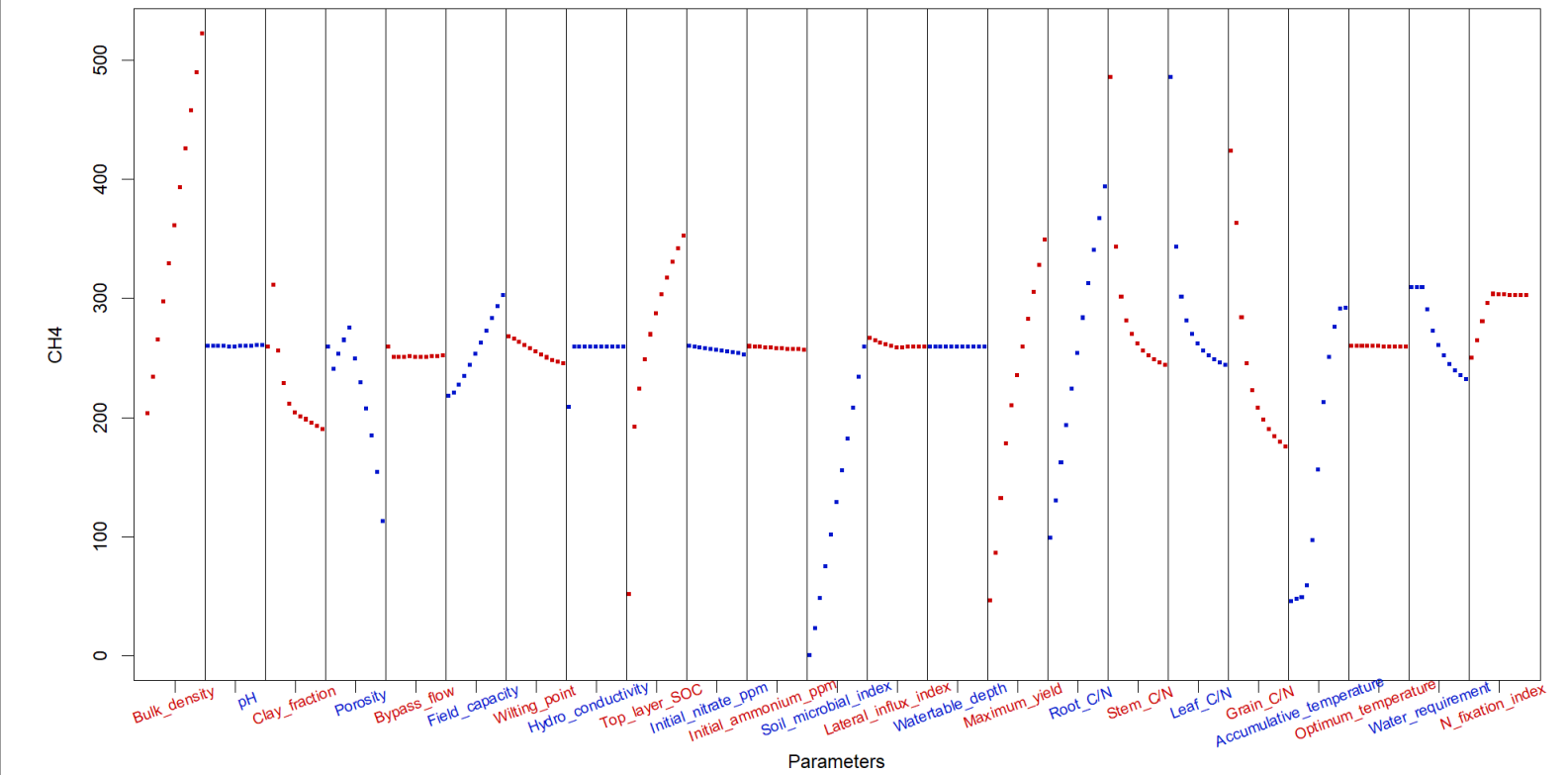


Figure 3.3: 甲烷排放量模擬值 (OAT)

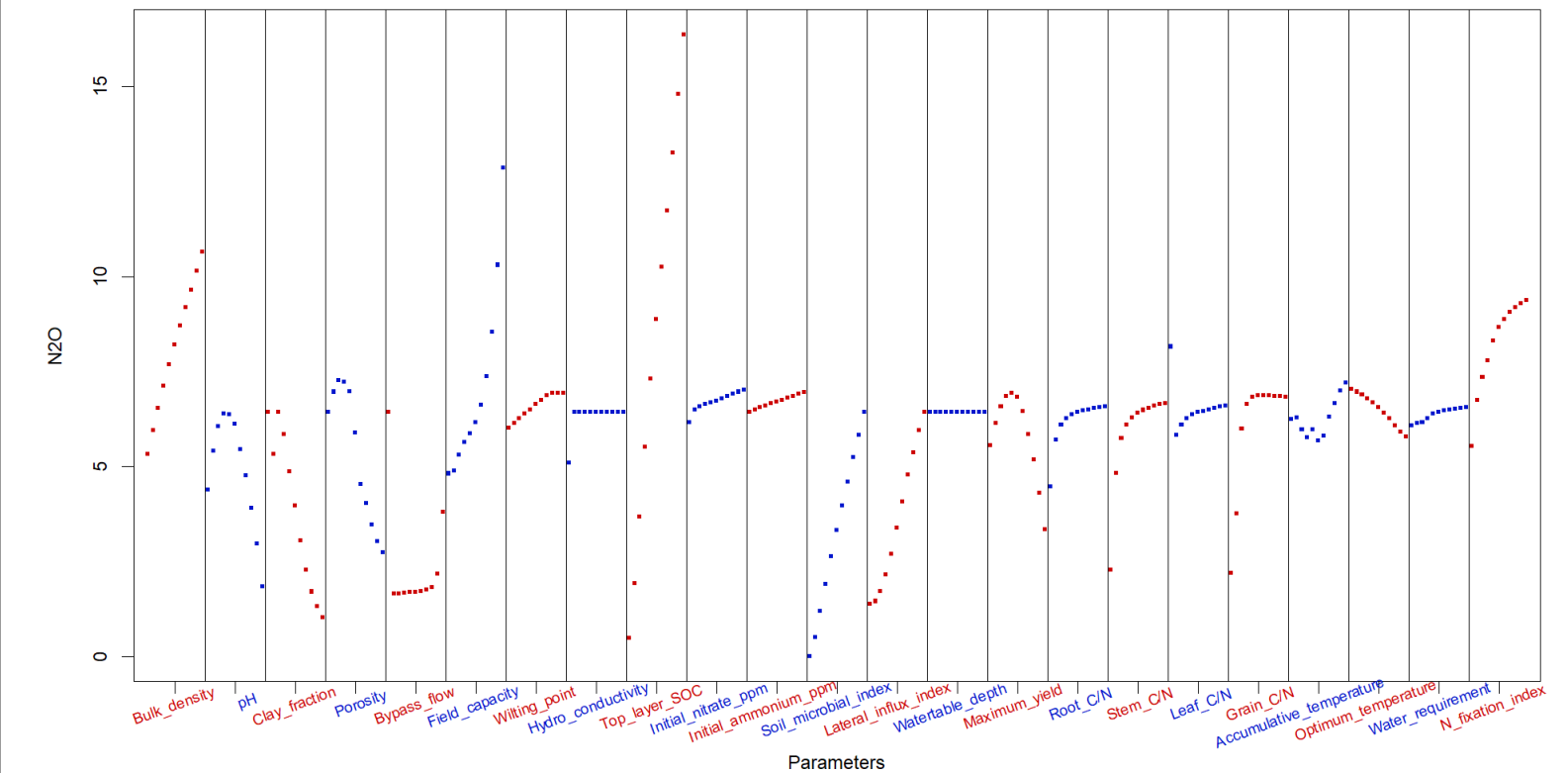


Figure 3.4: 氧化亞氮排放量模擬值 (OAT)

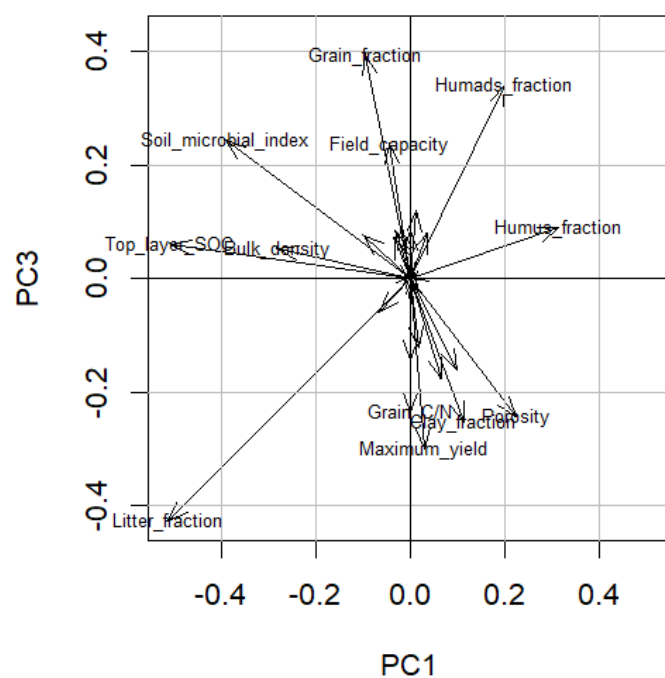
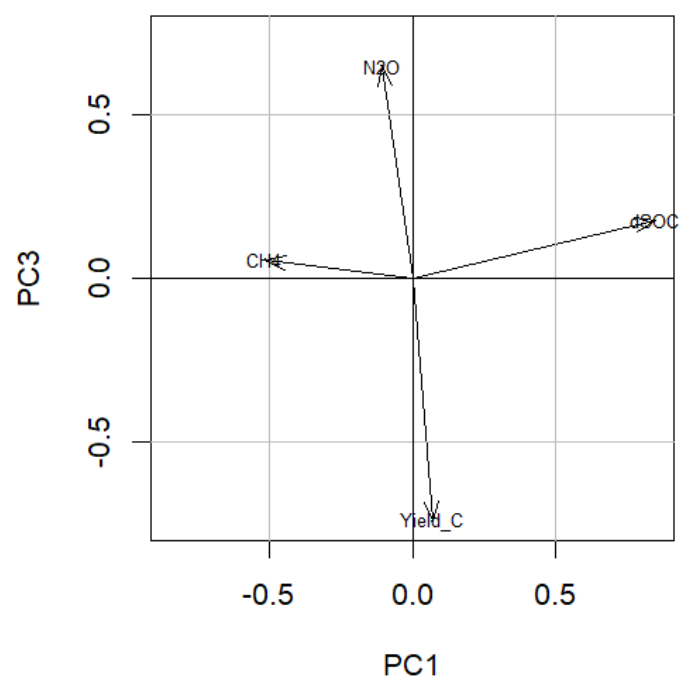
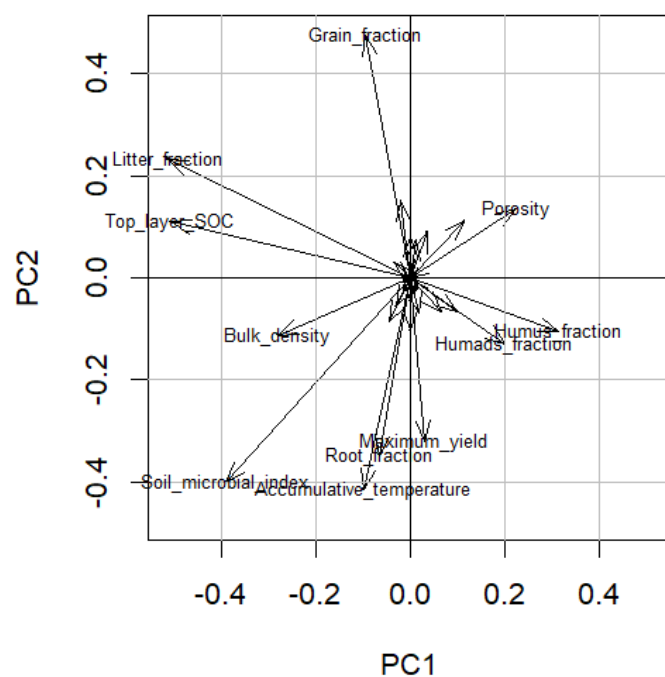
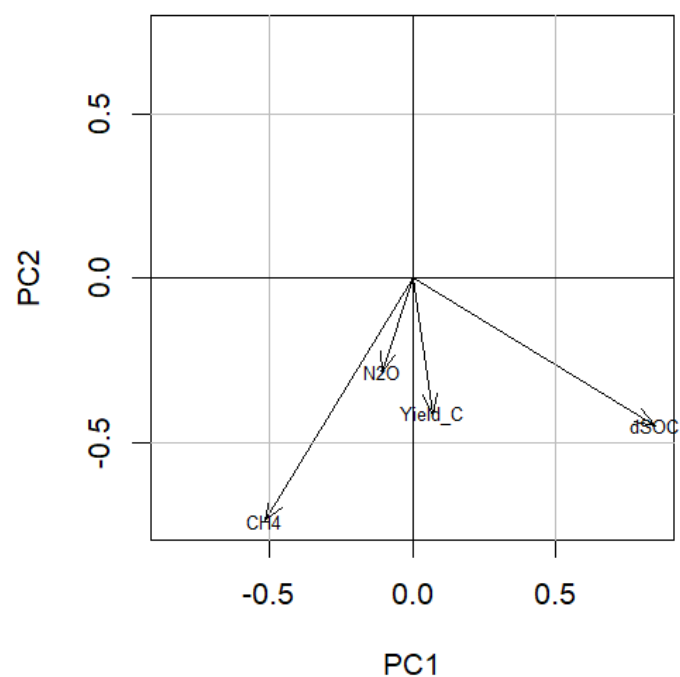


Figure 3.5: 共慣量分析



Table 3.2: 共慣量分析結果。Yield_C 至 N₂O 為參數向量投影至該模擬值向量的長度。

Parameters	Yield_C	dSOC	CH ₄	N ₂ O
Bulk_density	0.0099	-0.1878	0.2119	0.1248
pH	-0.0296	-0.0191	0.0155	-0.2510
Clay_fraction	-0.0159	0.0699	-0.0209	-0.4261
Porosity	0.3309	0.0060	-0.3856	0.0359
Bypass_flow	0.0016	-0.0080	-0.0162	-0.0081
Field_capacity	0.0009	-0.0165	-0.0184	0.3740
Wilting_point	-0.0395	-0.0401	-0.0234	0.0760
Hydro_conductivity	-0.0064	0.0272	0.0261	-0.0048
Top_layer_SOC	0.1129	-0.5679	-0.0125	0.3793
Initial_nitrate_ppm	-0.0253	-0.0035	-0.0113	0.0078
Initial_ammonium_ppm	0.0142	-0.0111	-0.0113	0.0241
Soil_microbial_index	-0.0688	-0.0971	0.5345	0.2761
Lateral_influx_index	0.0046	-0.0010	-0.0300	0.1385
Watertable_depth	0.0065	0.0044	0.0125	-0.0302
Maximum_yield	0.4067	0.0960	0.1622	-0.0391
Root_C/N	-0.1166	0.0447	0.1247	-0.0298
Stem_C/N	-0.1418	0.0080	-0.0343	0.0227
Leaf_C/N	-0.1320	0.0205	-0.0471	-0.0306
Grain_C/N	0.2995	-0.0665	-0.0675	0.0015
Accumulative_temperature	-0.0761	0.1918	0.5135	-0.0683
Optimum_temperature	0.1585	0.0065	0.0008	-0.0063
Water_requirement	-0.1625	-0.0546	-0.0676	-0.0293
N_fixation_index	0.1293	0.0138	0.0233	0.0893
Litter_fraction	0.1022	-0.5822	0.1344	-0.3954
Humads_fraction	-0.0440	0.2302	-0.1040	0.4206
Humus_fraction	-0.0585	0.3542	-0.0310	-0.0231
Root_fraction	0.1147	0.1169	0.3428	-0.0228
Stem_fraction	0.2374	0.0497	-0.0802	0.0175
Leaf_fraction	0.2402	0.0210	-0.0576	0.0007
Grain_fraction	-0.5882	-0.1861	-0.2025	0.0044

Table 3.3: 同時校正全參數 (大參數範圍) 之結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C ^{&}	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Default	1127.1006	23.2419	12.0235	0.3500	0.5321	0.0557	1.8402	0.6900
Mean50 [†]	1370.5664	919.9244	15.8551	0.3500	0.6470	2.2037	2.4267	0.6900
Mean100	675.8735	312.9370	12.6036	0.3500	0.3191	0.7497	1.9290	0.6900
Mean500	594.4630	55.5287	10.8885	0.3500	0.2806	0.1330	1.6665	0.6900
Mean1000	1361.6892	62.4407	12.8349	0.3500	0.6428	0.1496	1.9644	0.6900
Mean5000	1425.8191	577.9347	11.2478	0.3500	0.6731	1.3845	1.7215	0.6900
Mean7500	1454.4328	382.0288	14.6255	0.3500	0.6866	0.9152	2.2385	0.6900
Mean10000	1393.7737	363.9489	14.6969	0.3500	0.6580	0.8719	2.2494	0.6900
MaxProb50	1317.7848	896.5452	15.8664	0.3500	0.6221	2.1477	2.4284	0.6900
MaxProb100	689.3205	312.4284	12.5720	0.3500	0.3254	0.7484	1.9242	0.6900
MaxProb500	592.0258	42.6711	10.8964	0.3500	0.2795	0.1022	1.6677	0.6900
MaxProb1000	592.0258	42.6711	10.8964	0.3500	0.2795	0.1022	1.6677	0.6900
MaxProb5000	587.6506	449.3257	11.2598	0.3500	0.2774	1.0764	1.7234	0.6900
MaxProb7500	587.6506	449.3257	11.2598	0.3500	0.2774	1.0764	1.7234	0.6900
MaxProb10000	587.6506	449.3257	11.2598	0.3500	0.2774	1.0764	1.7234	0.6900

[†] Default 表示預設的參數值。Mean50 表示為參數組抽樣 50 組，經過概似函數的計算得到各組的機率後，做加權平均，以此類推至 Mean10000。MaxProb50 表示為參數組抽樣 50 組，經過概似函數的計算得到各組的機率後，選出機率最大的參數組，以此類推至 MaxProb10000。

[&] Yield_C 代表作物產量的碳重模擬值 (kg C ha⁻¹)，Flux_CO₂_total、Flux_CH₄_total 與 Flux_N₂O_total 分別代表有量測到溫室氣體的天數中，二氧化碳排放量模擬值 (kg C ha⁻¹)、甲烷排放量模擬值 (kg C ha⁻¹)、氧化亞氮排放量模擬值 (kg N ha⁻¹) 的加總。

Table 3.4: 先校正作物參數 (大參數範圍) 之結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Default	1127.1006	23.2419	12.0235	0.3500	0.5321	0.0557	1.8402	0.6900
Mean50	1350.9337	44.1511	12.9573	0.3500	0.6378	0.1058	1.9832	0.6900
Mean100	1518.3425	33.5906	12.1705	0.3500	0.7168	0.0805	1.8628	0.6900
Mean500	707.4917	63.3734	9.6299	0.3500	0.3340	0.1518	1.4739	0.6900
Mean1000	627.9237	36.4986	11.7977	0.3500	0.2964	0.0874	1.8057	0.6900
Mean5000	1085.4674	189.7421	8.9969	0.3500	0.5124	0.4545	1.3770	0.6900
MaxProb50	1421.0090	39.8782	12.8832	0.3500	0.6708	0.0955	1.9718	0.6900
MaxProb100	1567.1562	34.3334	12.1666	0.3500	0.7398	0.0822	1.8621	0.6900
MaxProb500	791.9640	52.1352	12.5713	0.3500	0.3739	0.1249	1.9241	0.6900
MaxProb1000	791.9640	52.1352	12.5713	0.3500	0.3739	0.1249	1.9241	0.6900
MaxProb5000	629.5511	235.7177	8.6965	0.3500	0.2972	0.5647	1.3310	0.6900



Table 3.5: 以 Mean1000 的作物參數校正值進行土壤參數校正之結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Default	1127.1006	23.2419	12.0235	0.3500	0.5321	0.0557	1.8402	0.6900
Mean50	627.9237	302.5745	9.5539	0.3500	0.2964	0.7248	1.4623	0.6900
Mean100	627.9237	343.8021	9.4322	0.3500	0.2964	0.8236	1.4436	0.6900
Mean500	627.9237	257.4649	10.5600	0.3500	0.2964	0.6168	1.6163	0.6900
Mean1000	627.9237	233.9712	10.7593	0.3500	0.2964	0.5605	1.6468	0.6900
Mean5000	627.9237	242.7066	10.6898	0.3500	0.2964	0.5814	1.6361	0.6900
MaxProb50	627.9237	201.8485	8.7954	0.3500	0.2964	0.4835	1.3462	0.6900
MaxProb100	627.9237	201.8485	8.7954	0.3500	0.2964	0.4835	1.3462	0.6900
MaxProb500	928.8673	24.6514	8.9466	0.3500	0.4385	0.0591	1.3693	0.6900
MaxProb1000	627.9237	18.5913	8.7665	0.3500	0.2964	0.0445	1.3418	0.6900
MaxProb5000	1205.6784	31.2295	8.6653	0.3500	0.5692	0.0748	1.3263	0.6900

Table 3.6: 先校正作物參數 (小參數範圍) 之結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Default	1127.1006	23.2419	12.0235	0.3500	0.5321	0.0557	1.8402	0.6900
Mean50	1081.9066	69.2966	10.1981	0.3500	0.5108	0.1660	1.5609	0.6900
Mean100	1082.3800	69.2621	10.1985	0.3500	0.5110	0.1659	1.5609	0.6900
Mean500	749.0563	468.5723	9.7175	0.3500	0.3536	1.1225	1.4873	0.6900
Mean1000	723.7216	533.6967	10.5809	0.3500	0.3417	1.2785	1.6194	0.6900
Mean5000	802.3445	486.3581	9.9797	0.3500	0.3788	1.1651	1.5274	0.6900
MaxProb50	1037.0632	95.1920	14.1285	0.3500	0.4896	0.2280	2.1624	0.6900
MaxProb100	1037.0632	95.1920	14.1285	0.3500	0.4896	0.2280	2.1624	0.6900
MaxProb500	914.2885	495.4347	10.1964	0.3500	0.4316	1.1868	1.5606	0.6900
MaxProb1000	658.7931	566.1714	11.3182	0.3500	0.3110	1.3563	1.7323	0.6900
MaxProb5000	658.7931	566.1714	11.3182	0.3500	0.3110	1.3563	1.7323	0.6900



Table 3.7: 以 MaxProb1000 的作物參數校正值進行土壤參數校正之結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Default	1127.1006	23.2419	12.0235	0.3500	0.5321	0.0557	1.8402	0.6900
Mean50	597.3882	576.5331	9.7788	0.3500	0.2820	1.3811	1.4967	0.6900
Mean100	388.6303	254.0180	12.8840	0.3500	0.1835	0.6085	1.9720	0.6900
Mean500	722.0716	431.2297	10.0539	0.3500	0.3409	1.0330	1.5388	0.6900
Mean1000	380.2282	286.7732	12.8771	0.3500	0.1795	0.6870	1.9709	0.6900
Mean5000	376.2196	297.5805	13.3618	0.3500	0.1776	0.7129	2.0451	0.6900
MaxProb50	961.7655	234.9327	8.7365	0.3500	0.4540	0.5628	1.3372	0.6900
MaxProb100	597.5047	108.1009	9.9891	0.3500	0.2821	0.2590	1.5289	0.6900
MaxProb500	668.6210	159.6365	5.4634	0.3500	0.3157	0.3824	0.8362	0.6900
MaxProb1000	668.6210	159.6365	5.4634	0.3500	0.3157	0.3824	0.8362	0.6900
MaxProb5000	552.5674	135.7553	5.1768	0.3500	0.2609	0.3252	0.7923	0.6900

Table 3.8: 以預設的作物參數值進行土壤參數校正之結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Default	1127.1006	23.2419	12.0235	0.3500	0.5321	0.0557	1.8402	0.6900
Mean50	654.3704	304.6966	10.0228	0.3500	0.3089	0.7299	1.5340	0.6900
Mean100	647.5616	344.8832	9.9210	0.3500	0.3057	0.8262	1.5184	0.6900
Mean500	638.4353	281.6357	10.9430	0.3500	0.3014	0.6747	1.6749	0.6900
Mean1000	634.2388	242.6265	11.2731	0.3500	0.2994	0.5812	1.7254	0.6900
Mean5000	633.5687	254.7531	11.2207	0.3500	0.2991	0.6103	1.7174	0.6900
MaxProb50	577.7004	211.1751	8.9919	0.3500	0.2727	0.5059	1.3762	0.6900
MaxProb100	577.7004	211.1751	8.9919	0.3500	0.2727	0.5059	1.3762	0.6900
MaxProb500	623.8745	105.7473	8.7921	0.3500	0.2945	0.2533	1.3457	0.6900
MaxProb1000	606.1238	20.3759	8.8119	0.3500	0.2861	0.0488	1.3487	0.6900
MaxProb5000	687.0695	18.3773	8.7070	0.3500	0.3244	0.0440	1.3326	0.6900

第四章 討論



4.1 敏感度分析

4.1.1 一次一因子法

在 Table 3.1 中，影響產量模擬值的 Maximum_yield 與 Accumulative_temperature 兩參數，雖然 Maximum_yield 的敏感度數值低於 Accumulative_temperature，但根據 Figure 3.1 可以觀察到產量模擬值的變異與參數設定之範圍有關係，若擴大 Maximum_yield 參數的範圍或是縮小 Accumulative_temperature 參數的範圍，則可能會改變敏感度數值的大小關係。例如，當 Accumulative_temperature 參數的範圍由 [500, 5000] 調整至 [1500, 4000]，則其產量模擬值的標準差將會變小，但根據 Figure 3.1 可見，此調整並不改變產量模擬值全距。依照式 2.1 的計算，這樣的調整會使得 Accumulative_temperature 的敏感度數值低於 Maximum_yield。因此，根據以上推理，我們可以知道參數範圍會影響敏感度的大小，當參數範圍沒有固定標準時，參數間的敏感度關係並非絕對。

由於 DNDC 模型一次模擬的結果為一整年度，因此，模型會將作物收穫後殘留於田間之剩餘生物體視為有機質，從而繼續模擬環境間碳與氮的變化，使得模型模擬至收穫當天時，土壤有機碳含量改變，進而改變 dSOC 之數值，此模擬過程也說明部分作物參數對 dSOC 敏感。

甲烷是二氧化碳或是有機碳在無氧狀態下，進行還原反應的最終產物，這一還原反應需要在特定的還原電位以下才能活化。產生甲烷後，甲烷氣體會藉由三種途徑釋出至大氣中，分別是植物傳輸 (plant-mediated transport)、沸泡 (ebullition) 以及擴散 (diffusion) (黃山內, 1993; Li, 2000)。在 DNDC 模型中，模型包含了前述所描述的機制 (Li, 2000)，因此模擬甲烷的生成與排放受到土壤碳含量、微生物活性、作物生質量以及作物生長階段的影響，敏感度結果也符合我們的預期。



氧化亞氮的生成與硝化作用和脫氮作用密切相關，並且涉及氧化還原反應。硝化作用是氮的氧化反應，而脫氮作用則是氮的還原反應。因此在不同的還原電位下，會活化不同的作用，而這些反應也與微生物的活性、含氧量、溫度等因素有關(郭雅紋, 2013; Li, 2000)。在這些反應中，會產生一些中間產物，如硝酸態氮和氨氣。前者會隨著水分流失，而後者則以氣體形式逸散。因此，與土壤結構、土壤質地、土壤水分含量及水分移動相關的土壤參數，對氧化亞氮排放量的模擬結果較為敏感。在 DNDC 模型中，模擬了硝化菌和脫氮菌的生長過程，以及硝化速率和脫氮速率等反應，並且考慮了碳的利用。因此，與土壤碳含量相關的土壤參數，對氧化亞氮排放量的模擬結果也具有較高的敏感性(Li, 2000)。

4.1.2 共慣量分析

作物參數 Maximum_yield, Grain_fraction 與產量模擬值有關，其中 Maximum_yield 與產量模擬值的方向相同，呈正相關，然而 Grain_fraction 與產量模擬值的方向相反，呈負相關(Table 3.2、Figure 3.5)，這表示當 Grain_fraction 越小時，產量模擬值越大，這是一個相當特殊、反直覺的現象。為了進一步了解，我們繪製了產量模擬值與 Grain_fraction 參數之間的關係圖(Figure 4.1)。圖中顯示，除了證實當 Grain_fraction 越小時，產量模擬值越大之外，還可以看到在某些情況下產量模擬值極大。由於 Maximum_yield 參數的最大值為 8640，我們用紅色虛線標示出產量模擬值達到 8640 的位置。在 grain_fraction 小於 0.5 時，產量模擬值出現了許多異常值。

此外，還可以發現 Porosity 與 Bulk_density 對甲烷排放量模擬值的關係呈現一正相關一負相關。總體密度衡量的是單位體積土壤的重量，當土壤密度越低，單位體積內的土壤重量越輕，這表示單位體積內含有較多的空間，因此孔隙率越大。當空間越多時，氣體的移動也變得更容易，進而促使甲烷更容易排放至大氣中。然而，這推論與我們前述的結果不符，且相關研究也顯示甲烷排放量與總體密度呈負相關(Sun et al., 2020; Martínez-Eixarch et al., 2021)，與本研究之結果相互

矛盾。



4.1.3 敏感參數

在本研究中，使用了前述兩種方法來檢驗參數的敏感度。第一種方法是 OAT 方法，第二種方法屬於 AAT 方法。與第一種方法相比，後者的優勢在於能夠將具有限制的參數組合納入分析（例如作物部位乾重比例與土壤有機質比例），並且能提供模擬值與參數之間的相關性大小及其正負關係。因此，共慣量分析方法能夠提供更多資訊，有助於我們識別出較為重要的參數。在本研究中挑選出的敏感參數包括：Bulk_density, Top_layer_SOC, Soil_microbial_index, Maximum_yield, Litter_fraction, Humads_fraction, Root_fraction, Grain_fraction。然而，本研究也發現模型中的參數與輸出之間存在一些不易解釋的結果，這可能與參數之間的交互作用有關，或模型本身結構上的瑕疵。

4.2 概似不確定性估計

根據 Table 4.1 所示，綜合比較三種校正策略及作物預設值與土壤校正值的組合策略（以下簡稱策略四），結果顯示，參數分組校正所得的結果較同時校正的結果為佳。因此，在相同的抽樣次數下（本研究設為 10000 次），採用參數分組校正可獲得更為準確的模擬結果。

由 Figure 4.2 可以觀察到，在有量測數據的幾個時間點，氧化亞氮的模擬值總量為零，使得在校正的結果上，氧化亞氮排放量模擬值的誤差皆低估且維持定值。在作物產量的模擬結果中，各策略的模擬結果在 tr1 時均為低估，而在 tr4 時均為高估。進一步分析四種策略的校正結果，可以發現在兩個處理情況下的補償現象：在 tr1 的情況下，策略二的誤差最小，而策略四的誤差最大；相對的，在 tr4 的情況下，策略二的誤差最大，而策略四的誤差最小。關於二氧化碳排放量的模擬結果，僅策略二與策略四在兩個處理情況下呈現補償現象。策略一與策略三在兩處理情況下均表現為高估，且策略三明顯高估許多。在甲烷排放量的模擬中，



在 tr1 時均為高估，而在 tr4 時均為低估。除了策略三之外，其餘的策略在兩處理情況下有補償現象，且策略三的模擬結果誤差最小。

在不同的校正作物參數範圍的影響(策略二以及策略三)，主要差異在於，策略三的校正方式會導致二氧化碳的模擬結果產生較大的偏差。這一偏差使得在後續進行土壤參數校正時，二氧化碳的模擬結果的 RMSE 值始終無法達到二位數的誤差範圍。此現象可能源自於作物參數設定範圍過窄，導致最適參數組合未能落在該範圍內，進而影響後續校正結果的準確程度。從 Figure 4.2 可見，除了策略三的甲烷排放量模擬結果之外，其餘模擬值在兩處理上的結果幾乎一致，顯示模型無法有效反映兩處理之間的差異，造成在相同參數設定下模擬結果相似。綜合上述討論，我們認為最佳的參數組合為策略二所校正的參數組合。

4.2.1 參數先驗分布與參數估計

在 4.1.2 節中所提及產量模擬值的問題，根據 GLUE 的校正流程，若出現不尋常的模擬數值，在計算其概似值時就會接近零，從而使該參數組合的機率接近零，相當於排除掉這些不合理的參數組合，這是 GLUE 方法的一大優點。根據 Figure 4.3 的觀察，絕大多數機率值為零，而機率值不為零的參數其分布並未呈現單一峰態，這使得以平均值估計的參數組合(式 2.9)的模擬結果，很可能會落入機率為零的區域。

隨著抽樣參數組合數量的增加，其參數的先驗分布並未發生變化，仍保持均勻分布，僅會使參數分布情形愈加清晰。然而，這樣的抽樣方式並未充分利用參數分布的資訊，如 Figure 4.4 所示，這也能解釋為何以平均值估計的參數組合(式 2.9)在抽樣組數增多時，RMSE 值仍顯得不穩定。因此，我們認為使用最大機率的參數估計，較根據平均值來進行估計更為合適。雖然最大機率估計的結果在抽樣組數增加時，也可能出現數值波動，但其原因與平均值估計的情況不同，將在下一節進一步討論。

由於本研究選擇的參數總數為 30 個，因此每個參數組合可視為落在 30 維空



間中的一個點。透過本研究中的抽樣方法，我們只在該空間中選擇了10000個點進行模擬。然而，這樣的數量是否能充分反映整個參數空間的資訊，仍需進一步探討。

若希望以平均值的方式來估計參數，可考慮採用貝式方法，透過更新參數的後驗分布進行資訊的修正。利用迭代演算法可以求得最終參數的收斂值，並將其視為校正後的參數值。正如 Myrgeiotis et al. (2018b) 所示，其利用貝式方法 (Metropolis-Hastings 演算法) 更新 Landscape-DNDC 模型的參數分布，進而提升該模型在英國不同土壤與氣候條件下對氧化亞氮排放的預測能力。

4.2.2 概似函數的選擇

隨著抽樣參數組合數量的增加， $\hat{\Theta}_{maxProb}$ 的概似值會逐漸增大，反映出與量測結果愈加接近。然而，本研究也觀察到這些參數估計值所得到的模擬結果的 RMSE 數值並未隨著抽樣組合數量的增加而下降，反而依然呈現波動。其原因在於，校正過程中使用的概似函數為高斯分布，並將不同類型的資料相乘， $L(\Theta_i) \propto \prod_k \sigma_k^{-1} \cdot e^{-\sum_k \frac{(O_k - S_k)^2}{2\sigma_k^2}}$ 。由於不同類型的資料，變異數不相同，這使得概似值只能大致衡量所有資料的擬合程度，而無法準確反映每一類型資料的擬合情況。而 RMSE 等模型表現指標則主要是直接計算模擬值與量測值之間的差異，並未考慮量測資料的離散程度。

Beven and Binley (1992) 提到不同形式的概似函數，並強調這些函數的選擇有高度主觀性，應根據校正的目的來決定，因為概似函數能反映與量測值之間的關係。該段敘述與 Mai (2023) 的論述相符，該文指出，目標函數量化了模型模擬值與量測數據之間的擬合程度，且目標函數的選擇應根據校正的具體目的來決定。在本研究中，並未對概似函數的選擇進行深入考慮，而是直接將 DSSAT 模型中使用的概似函數 (高斯分布) 應用在本研究的校正過程中。



4.3 資料收集

由於水稻易受到稻熱病感染，導致產量減少。在 DNDC 模型中，作物生長的模擬是由植物生長 (plant growth) 子模型模擬作物生長，模型模擬的主要結構如 Figure 1.1 所示，該子模型並非一個完整的機制模型，因為它缺乏光合作用與植物生長之間的詳細機制。模型是透過計算積溫來估算作物的生長階段 (Li et al., 1994; Zhang et al., 2002; Zhang and Niu, 2016)，也並未考慮病蟲害對生長逆境的影響。因此，在進行作物參數校正時，需特別注意這些未納入的因素。

另外，由於本次試驗的溫室氣體數據收集工作，受到前期設備架設問題的影響，實際開始收集氣體資料的時間是 11 月下旬，接近採收日。而採收期間，由於農機進入田間，所有的氣室都需要搬離田間，因此 12 月中上旬並未收集到溫室氣體排放資料。若未來能夠獲得更完整的時間序列資料，將有助於進一步比較模型在逐日模擬溫室氣體排放量方面的表現，以及該階段作物的溫室氣體總排放量。

4.4 未來展望

在本研究中，DNDC 模型執行 10000 次模擬，而每一次僅模擬一年的變化，總共約 80 分鐘。本篇的目的是應用 GLUE 校正方法於此模型並評估其表現。為了節省模擬時間，本研究僅針對 tr1 與 tr4 兩種處理進行校正。未來可以考慮將其他處理納入校正，或是作為評估模型時的驗證資料集。

本研究選擇的參數中，有些是可以進行量測的，而非無法量測的參數。原本的目的在於了解這些參數或稱因子，與模型模擬值之間的關係，而非挑選出敏感參數，因此，未來在模型校正方法上，可以考慮區分可量測的輸入值與無法量測的參數，或是透過敏感度分析，將辨識出的敏感參數進行校正。這樣能減少校正參數的數量，降低參數空間的維度，進而減少參數之間交互作用的影響。

由於本次校正方法未使用貝式方法進行參數資訊的更新，且隨著抽樣組數的增加，模型參數的分布並未逐漸集中，這使得以平均值的參數估計方法結果不甚

理想。未來可嘗試建立貝式算法，更新每一輪作物參數的機率值，預期可促進參數的收斂性。也可以將此方法與常見的 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 方法進行比較，評估其參數校正的表現。同時，還可嘗試使用不同的概似函數，來評估哪種概似函數最符合研究的校正目的。



Table 4.1: 各校正策略下的最佳結果。

	RMSE				nRMSE			
	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total	Yield_C	Flux_CO ₂ _total	Flux_CH ₄ _total	Flux_N ₂ O_total
Strategy 1	592.0258	42.6711	10.8964	0.3500	0.2795	0.1022	1.6677	0.6900
Strategy 2	627.9237	18.5913	8.7665	0.3500	0.2964	0.0445	1.3418	0.6900
Strategy 3	552.5674	135.7553	5.1768	0.3500	0.2609	0.3252	0.7923	0.6900
Strategy 4	606.1238	20.3759	8.8119	0.3500	0.2861	0.0488	1.3487	0.6900

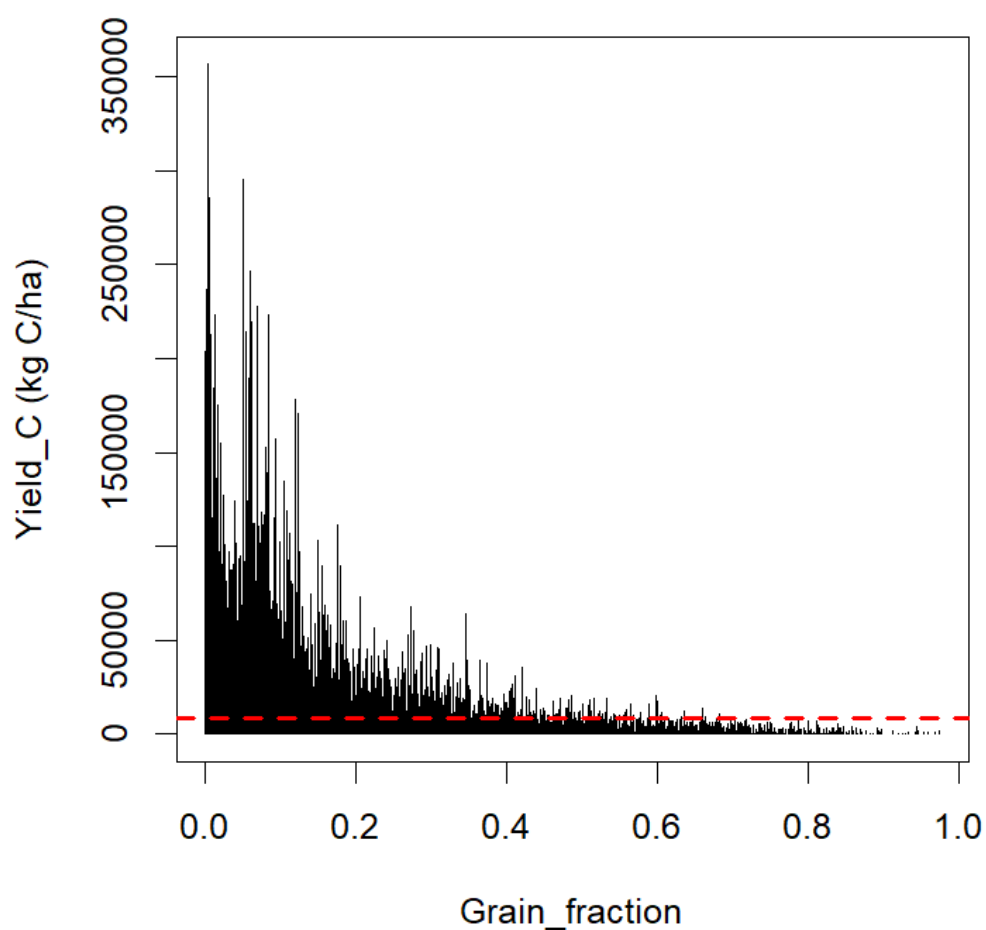


Figure 4.1: Yield_C vs. Grain_fraction

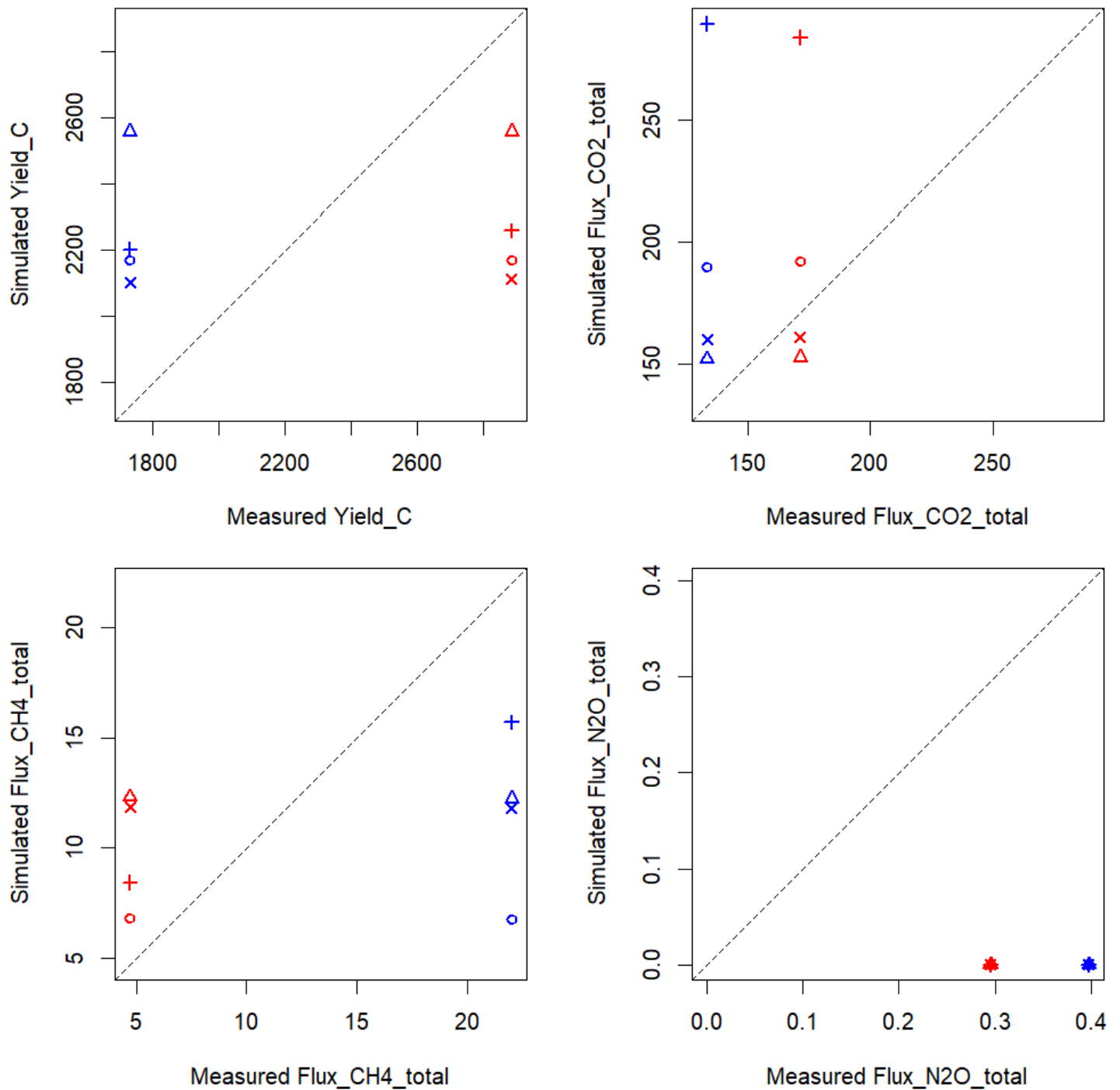


Figure 4.2: 模擬值與量測值結果

Yield_C 代表作物產量的碳重模擬值 (kg C ha^{-1})，Flux_CO₂_total、Flux_CH₄_total 與 Flux_N₂O_total 分別代表有量測到溫室氣體的天數中，二氧化碳排放量模擬值 (kg C ha^{-1})、甲烷排放量模擬值 (kg C ha^{-1})、氧化亞氮排放量模擬值 (kg N ha^{-1}) 的加總。○、△、+、× 分別代表策略一、策略二、策略三、以作物預設值併土壤校正值 (策略四) 之結果。紅色符號代表 tr1，藍色符號代表 tr4。

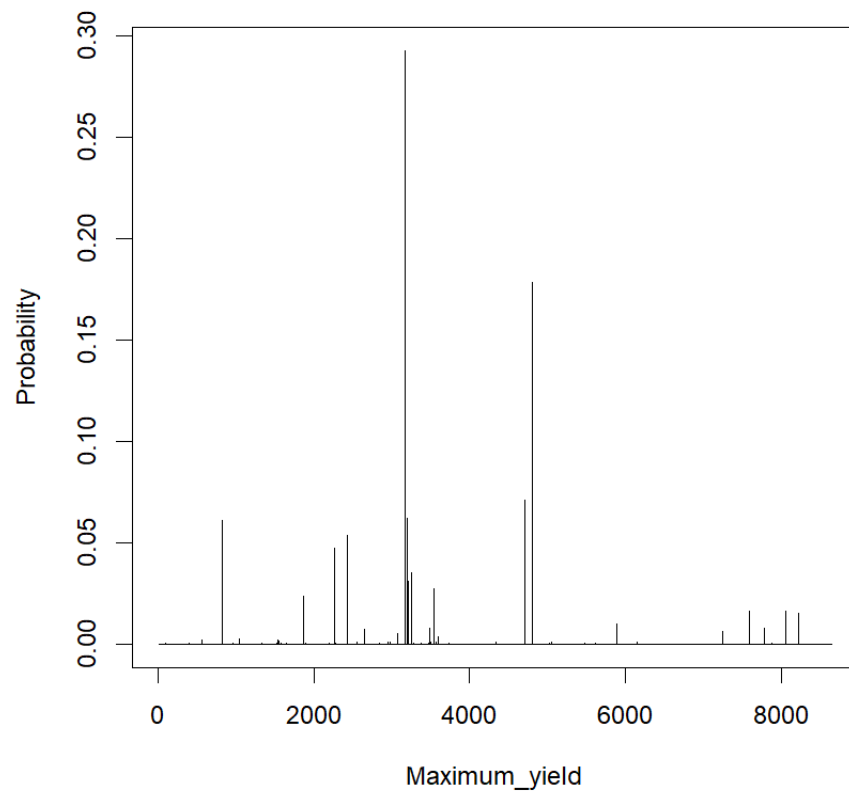
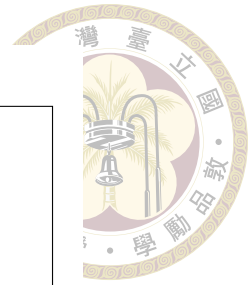


Figure 4.3: 當抽樣參數組數為 10000 時，Probability vs. Maximum_yield

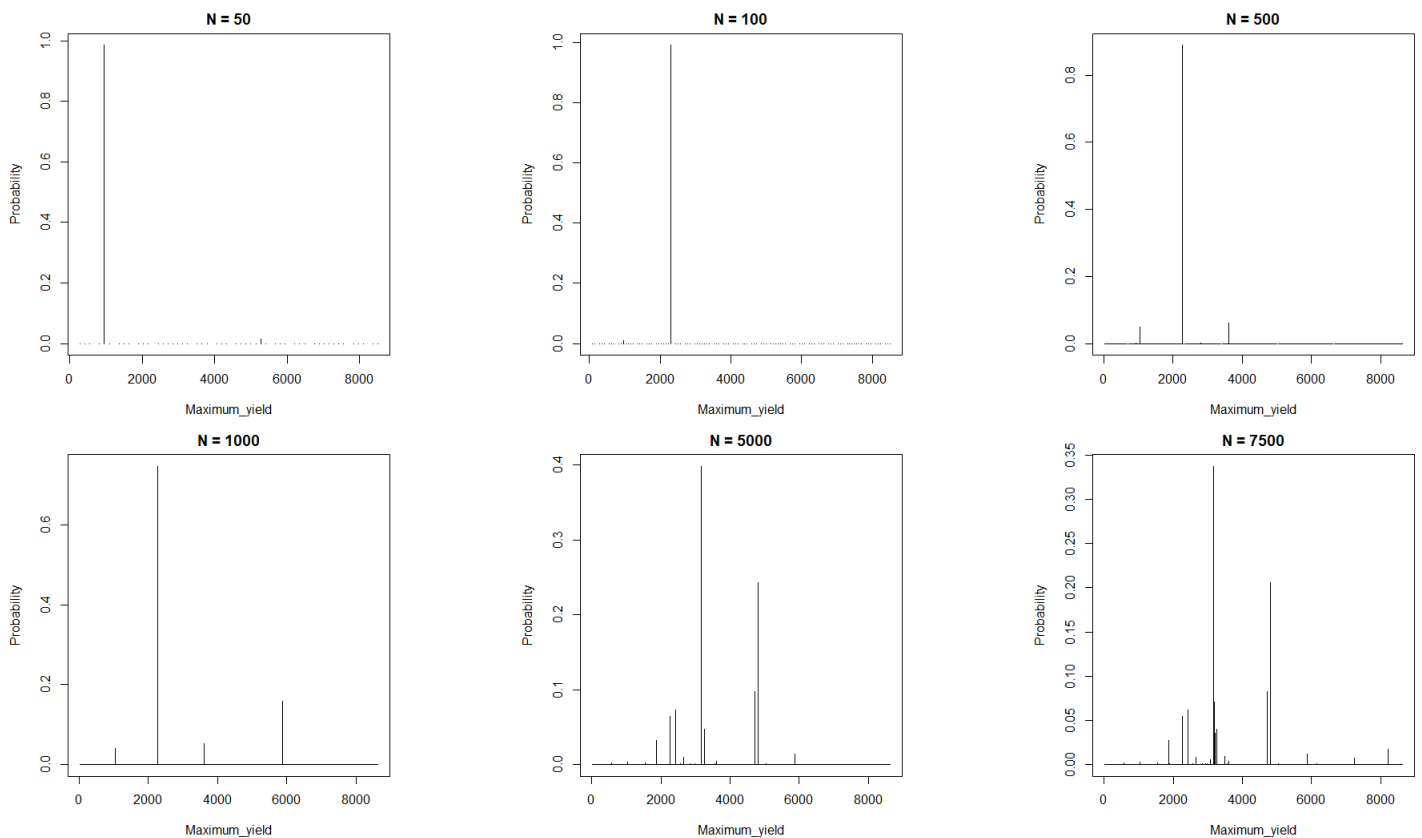


Figure 4.4: 當抽樣參數組數為 50, 100, 500, 1000, 5000, 7500 時，Probability vs. Maximum_yield

第五章 結論



本研究透過敏感度分析，量化了不同參數對四個關鍵模擬值的敏感度，進一步闡述參數如何影響模擬結果，解釋參數與模擬值之間的相互關係。本研究挑選出的敏感參數可作為必要的量測值，或未來校正參數的重要依據。接著，在校正方法上，本研究採用了廣義概似不確定性估計法 (GLUE)，對 DNDC 模型中的參數進行校正，目的在探討此方法應用於 DNDC 模型時的有效性和適用性。

本研究首次將 GLUE 方法應用於 DNDC 模型的校正過程，並比較了不同的參數校正方法以及參數校正策略之間的表現差異。結果顯示，由於參數的後驗分布並非單一峰態，因此，以最大機率的參數估計方法較根據平均值來進行參數估計的方法更加合適。在不同校正策略的結果中，透過將參數分組校正的策略，可以提高模型模擬的準確性；此外，參數的範圍也需要納入考量，進一步提升模型在模擬水稻產量和溫室氣體排放方面的準確性。

目前的研究成果主要是根據小規模的資料集進行校正，其校正的能力有限，未來可進一步將更多不同試驗處理的數據納入模型驗證，作為評估模型表現的依據。此外，在校正方法的改進方面，可試著採用貝式方法對參數分布進行更新，以解決作物模型中的非唯一解問題。或許有助於得到更加準確的模擬結果，並提高模型在不同場景下的應用實用性和預測能力。

參考文獻



Ares, E. (2021). COP26: the international climate change conference, Glasgow, UK. House of Commons Library.

Attia, A., El-Hendawy, S., Al-Suhaibani, N., Tahir, M. U., Mubushar, M., dos Santos Vianna, M., Ullah, H., Mansour, E., and Datta, A. (2021). Sensitivity of the DSSAT model in simulating maize yield and soil carbon dynamics in arid Mediterranean climate: Effect of soil, genotype and crop management. Field crops research, 260:107981.

Beven, K. and Binley, A. (1992). The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. Hydrological processes, 6(3):279–298.

Bhattarai, A., Steinbeck, G., Grant, B. B., Kalcic, M., King, K., Smith, W., Xu, N., Deng, J., and Khanal, S. (2022). Development of a calibration approach using DNDC and PEST for improving estimates of management impacts on water and nutrient dynamics in an agricultural system. Environmental Modelling Software, 157:105494.

Box, G. E. P. (1976). Science and statistics. Journal of the American Statistical Association, 71(356):791–799.

Coleman, K. and Jenkinson, D. S. (1996). RothC-26.3-A Model for the turnover of carbon in soil. Evaluation of soil organic matter models: Using existing long-term datasets, pages 237–246.

Craver, C. F. (2006). When mechanistic models explain. Synthese, 153(3):355–376.

Cuddington, K., Fortin, M.-J., Gerber, L. R., Hastings, A., Liebhold, A., O' Connor, M., and Ray, C. (2013). Process-based models are required to manage ecological systems in a changing world. Ecosphere, 4(2):1–12.

Dray, S., Chessel, D., and Thioulouse, J. (2003). Co-inertia analysis and the linking of ecological data tables. Ecology, 84(11):3078–3089.

Earth Summit (1992). The United Nations Conference on Environment and Development, Rio De Janeiro. London: International Institute for Environment and Development.

Franko, U., Oelschlägel, B., and Schenk, S. (1995). Simulation of temperature-, water-and nitrogen dynamics using the model CANDY. Ecological modelling, 81(1-3):213–222.

Gaydon, D., Balwinder-Singh, Wang, E., Poulton, P., Ahmad, B., Ahmed, F., Akhter, S., Ali, I., Amarasingha, R., Chaki, A., Chen, C., Choudhury, B., Darai, R., Das, A., Hochman, Z., Horan, H., Hosang, E., Kumar, P. V., Khan, A., Laing, A., ..., and Roth, C. (2017). Evaluation of the APSIM model in cropping systems of Asia. Field Crops Research, 204:52–75.

Gilhespy, S. L., Anthony, S., Cardenas, L., Chadwick, D., del Prado, A., Li, C., Misselbrook, T., Rees, R. M., Salas, W., Sanz-Cobena, A., Smith, P., Tilston, E. L., Topp, C. F., Vetter, S., and Yeluripati, J. B. (2014). First 20 years of DNDC (DeNitrification DeComposition): Model evolution. Ecological Modelling, 292:51–62.

Hansen, S., Jensen, H. E., Nielsen, N. E., and Svendsen, H. (1991). Simulation of nitrogen dynamics and biomass production in winter wheat using the Danish simulation model DAISY. Fertilizer research, 27:245–259.

Lee, H., Calvin, K., Dasgupta, D., Krinner, G., Mukherji, A., Thorne, P., ..., and Park, Y. (2023). Climate Change 2023: Synthesis Report. 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.

Li, C. (2000). Modeling trace gas emissions from agricultural ecosystems. Methane emissions from major rice ecosystems in Asia, pages 259–276.

Li, C., Frolking, S., and Frolking, T. A. (1992a). A model of nitrous oxide evolution from soil driven by rainfall events: 2. Model applications. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 97(D9):9777–9783.

Li, C., Frolking, S., and Frolking, T. A. (1992b). A process-oriented model of N₂O and NO emissions from forest soils: 1. Model development. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 97(D9):9759–9776.

Li, C., Frolking, S., and Harriss, R. (1994). Modeling carbon biogeochemistry in agricultural soil. Global biogeochemical cycles, 8(3):237–254.

Liang, N., Inoue, G., and Fujinuma, Y. (2003). A multichannel automated chamber system for continuous measurement of forest soil CO₂ efflux. Tree physiology, 23(12):825–832.

Lutz, F., Stoorvogel, J. J., and Müller, C. (2019). Options to model the effects of tillage on N₂O emissions at the global scale. Ecological Modelling, 392:212–225.

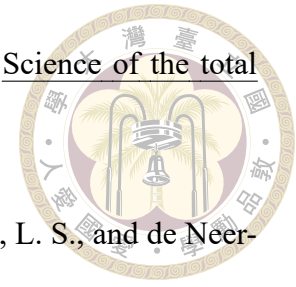
Mai, J. (2023). Ten strategies towards successful calibration of environmental models. Journal of Hydrology, 620:192414.

Martínez-Eixarch, J., Alcaraz, C., Viñas, M., Noguero, J., Aranda, X., Prenafeta-Boldú, F.-X., Català-Forner, M., and Ibáñez, M. S. F. . C. (2021). The main drivers of methane emissions differ in the growing and flooded fallow seasons in mediterranean rice fields. Plant Soil, 460:211–227.

Myrgeiotis, V., Rees, R. M., Topp, C. F., and Williams, M. (2018a). A systematic approach to identifying key parameters and processes in agroecosystem models. Ecological Modelling, 368:344–356.

Myrgeiotis, V., Williams, M., Topp, C. F., and Rees, R. M. (2018b). Improving model

prediction of soil N₂O emissions through Bayesian calibration. Science of the total environment, 624:1467–1477.



Pandey, A., Mai, V. T., Vu, D. Q., Bui, T. P. L., Mai, T. L. A., Jensen, L. S., and de Neergaard, A. (2014). Organic matter and water management strategies to reduce methane and nitrous oxide emissions from rice paddies in Vietnam. Agriculture, ecosystems environment, 196:137–146.

Parton, W. J., Schimel, D. S., Cole, C. V., and Ojima, D. S. (1987). Analysis of factors controlling soil organic matter levels in Great Plains grasslands. Soil Science Society of America Journal, 51(5):1173–1179.

Parton, W. J., Stewart, J. W. B., and Cole, C. V. (1988). Dynamics of C, N, P and S in grassland soils: a model. Biogeochemistry, 5:109–131.

Pianosi, F., Beven, K., Freer, J., Hall, J. W., Rougier, J., Stephenson, D. B., and Wagener, T. (2016). Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow. Environmental Modelling Software, 79:214–232.

Randall, D. A., Wood, R. A., Bony, S., Colman, R., Fichefet, T., Fyfe, J., ..., and Taylor, K. E. (2007). Climate models and their evaluation. In *Climate change 2007: The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the IPCC (FAR)*. Cambridge University Press, pages 589–662.

Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., and Tarantola, S. (2008). Global Sensitivity Analysis: the Primer. John Wiley Sons, New York.

Setyanto, P., Pramono, A., Adriany, T. A., Susilawati, H. L., Tokida, T., Padre, A. T., and Minamikawa, K. (2018). Alternate wetting and drying reduces methane emission

from a rice paddy in Central Java, Indonesia without yield loss. Soil Science and Plant Nutrition, 64(1):23–30.

Sun, J., Wang, M., Xu, X., Cheng, K., Yue, Q., and Pan, G. (2020). Re-estimating methane emissions from chinese paddy fields based on a regional empirical model and high-spatial-resolution data. Environmental Pollution, 265(Part A):115017.

Thioulouse, J., Dray, S., Dufour, A.-B., Siberchicot, A., Jombart, T., and Pavoine, S. (2018). Multivariate Analysis of Ecological Data with ade4. John Wiley Sons, New York.

UNC Change (2015). The paris agreement. United Nations.

United Nations (1998). Kyoto Protocol to the United Nations Framework Convention on Climate Change.

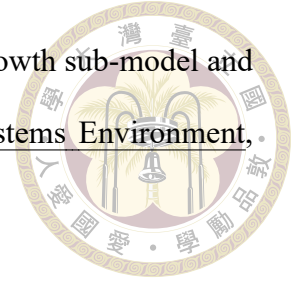
van Oijen, M., Cameron, D., Butterbach-Bahl, K., Farahbakhshazad, N., Jansson, P.-E., Kiese, R., Rahn, K.-H., Werner, C., and Yeluripati, J. (2011). A Bayesian framework for model calibration, comparison and analysis: Application to four models for the biogeochemistry of a Norway spruce forest. Agricultural and Forest Meteorology, 151(12):1609–1621.

Varella, H., Buis, S., Launay, M., and Guérif, M. (2012). Global sensitivity analysis for choosing the main soil parameters of a crop model to be determined. Agricultural Sciences, 3(7):949–961.

Williams, J. R., Jones, C. A., Kiniry, J. R., and Spanel, D. A. (1989). The EPIC crop growth model. Transactions of the ASAE, 32(2):497–0511.

Zhang, Y., Li, C., Zhou, X., and III, B. M. (2002). A simulation model linking crop growth and soil biogeochemistry for sustainable agriculture. Ecological modelling, 151(1):75–108.

Zhang, Y. and Niu, H. (2016). The development of the dndc plant growth sub-model and the application of dndc in agriculture: a review. Agriculture, Ecosystems Environment, 230:271–282.



環境部氣候變遷署 (2024). 2024 年中華民國國家溫室氣體排放清冊報告.

郭雅紋 (2013). 氧化亞氮 (N_2O) 之產生和量測. 臺中區農業改良場特刊, pages 277–279.

黃山內 (1993). 水田土壤甲烷之產生與逸釋. 臺灣地區空氣污染與農業氣象對作物生產影響研討會專輯.