人工智慧產業發展對能源供需與碳排放影響之研究

結案報告書

執行單位：國立陽明交通大學電子研究所

計畫主持人：賴伯承教授

計畫期程：114 年 09 月 01 日至 115 年 12 月 31 日止

中　華　民　國　1　1　5　年　9　月

目　　錄

第一章　緒論.....1
1.1　研究背景.....1
1.2　研究目的.....3
1.3　研究範疇.....4
1.4　研究方法概述.....5
1.5　研究架構.....6
1.6　預期研究貢獻.....8
參考文獻.....9
第二章　文獻探討.....11
2.1　AI 產業的能源消耗結構.....11
2.2　AI 模型訓練的碳排放.....11
2.3　AI 推論服務的碳排放.....14
2.4　資料中心的能耗模型與碳排計算.....15
2.5　電網碳強度的差異與計算方法.....17
2.6　AI 在能源轉型中的應用.....18
2.7　永續 AI 發展的政策框架.....20
2.8　文獻評述與本研究的定位.....22
參考文獻.....24
第三章　AI 產業的碳排放貢獻與計算.....28
3.1　本章研究架構.....28
3.2　AI 碳排放的生命週期評估框架.....29
3.3　AI 模型訓練的碳排放計算.....30
3.4　AI 推論服務的碳排放計算.....34
3.5　資料中心碳排放計算：台灣主權 AI 案例.....39
3.6　AI 硬體製造與供應鏈碳排放.....41
3.7　台灣電網碳強度的計算方法與政策情境.....44
3.8　AI 碳排放的整體結構分析.....46
3.9　本章小結.....48
參考文獻.....50
第四章　AI 技術在能源轉型中的應用與效益.....53
4.1　本章分析架構與評估方法.....53
4.2　AI 在智慧電網與再生能源整合的應用.....53
4.3　AI 在智慧建築的節能與減碳.....58
4.4　AI 在智慧交通的碳排效益.....61
4.5　AI 在智慧製造的減碳潛力.....64
4.6　跨領域效益比較與淨碳排評估.....69
4.7　本章小結與政策意涵.....73
參考文獻.....76
第五章 永續 AI 發展路徑、策略建議與研究結論.....79
5.1 本章架構說明.....79

5.2 降低 AI 自身碳排的技術路徑 79
5.3 以 AI 技術推動能源轉型的優先路徑 83
5.4 企業層面的技術實施建議 84
5.5 研究結論：回應核心研究問題 86
5.6 本研究的貢獻 88
5.7 研究限制與後續研究建議 89
參考文獻 90

第一章　緒論

1.1　研究背景

1.1.1　AI 作為新型能源密集型產業

二十一世紀以來，人工智慧（Artificial Intelligence, AI）技術歷經數波演進，從早期的規則式推理系統，逐步發展至以深度學習（deep learning）與大型語言模型（Large Language Models, LLMs）為代表的生成式 AI 世代。這一轉變使 AI 不再僅是學術研究的工具，而是與資料中心、電力系統與能源供應高度耦合的產業型技術[1]。根據國際能源總署（International Energy Agency, IEA）的估計，全球資料中心的用電量在 2022 年約為 240 至 340 TWh，約佔全球電力消耗的 1 至 1.3%，而 AI 相關運算需求的快速成長正使這一數字持續攀升[2]。

AI 系統的能源消耗主要來自三個面向：其一是模型訓練（training）階段，需要大量 GPU 長時間持續運算；其二是模型推論（inference）服務，雖單次能耗相對較低，但隨著應用普及，其累積用電量正快速上升；其三是資料中心的基礎設施運行，包括冷卻系統、電力轉換設備與備援電源等。Strubell 等人於 2019 年指出，訓練一個大型自然語言處理模型所產生的碳排放量，可相當於五輛汽車整個生命週期的排放總和[3]，顯示 AI 訓練對環境的直接衝擊已不可忽視。

值得注意的是，近年來研究焦點已從訓練轉向推論階段。Meta 的實測數據顯示，其語言模型的推論用電約佔整體 AI 相關電力消耗的 65%，訓練僅佔 35%[4]。對於高流量的大型語言模型而言，推論累積碳排甚至可能超過整體運算週期的 90%。這意味著隨著 AI 應用日益普及，推論才是長期碳排管理的關鍵戰場。

1.1.2　電網碳強度的決定性角色

AI 的碳排放並非由用電量單獨決定，而是受所在地電網碳強度（carbon intensity）深刻影響。碳強度係指每度電力生產所伴隨的溫室氣體排放量（單位：kg CO_2e/kWh），其數值高度取決於當地的電力結構，即煤、天然氣、核能

與再生能源的配比。Lannelongue 等人的研究顯示，相同的 AI 模型在不同電網下所產生的碳排差異可達數十倍[5]。

以台灣為例，2024 年官方公告的電力排碳係數約為 0.474 kg CO_2e/kWh[6]，其電力結構以液化天然氣（LNG，約 47%）與燃煤（約 31%）為主，再生能源占比約 11.9%，屬於高碳強度電網。相較之下，法國因核能占比超過七成，碳強度僅約 0.05 kg CO_2e/kWh[7]，使得同樣規模的 AI 訓練任務在台灣所排放的碳量，可達在法國訓練的約九至十倍。這一事實凸顯出，地理選址與電力來源對 AI 碳排的影響，遠大於模型本身的運算效率差異。

1.1.3 AI 在能源轉型中的雙重角色

AI 技術在帶來能源消耗挑戰的同時，也在能源轉型領域展現出顯著的減碳潛力，形成一種「雙重角色」的特殊處境。在智慧電網方面，AI 可透過負載預測、再生能源發電預測與動態調度，提高再生能源的利用率並降低備用火力發電的依賴[8]。Baig 等人指出，AI 驅動的智慧電網能有效改善再生能源整合效率，降低不必要的能源浪費[9]。

在智慧製造領域，AI 可透過自動化與製程優化提高資源使用效率，降低能耗與排放[10]。在智慧交通方面，AI 的流量管理與預測分析能降低交通壅塞，減少燃料消耗[11]。在智慧建築領域，AI 可監控並優化照明、供暖與空調的能源使用[12]。IEA 估計，若現有 AI 應用得到廣泛部署，其在能源系統中的減碳潛力，可能相當於 2035 年全球能源相關排放的約 5%[2]。

然而，這種減碳效益並非毫無代價。研究指出，技術效率的提升往往引發更多使用需求，即傑文斯悖論（Jevons' paradox）：AI 讓系統更有效率，但同時也刺激了更多的能源使用，使得淨減排效果遠低於理論值[13]。因此，如何在 AI 產業擴張的過程中，真正實現能源轉型的減碳目標，成為亟待深入研究的核心議題。

1.1.4 測量方法的不透明與研究缺口

目前學術界與產業界對 AI 碳排放的量化，仍面臨系統邊界定義不一、資料不透明與估算方法歧異等問題。Luccioni 等人指出，現有研究多依賴模型化估計，缺乏來自大型 AI 供應商的實際生產數據，且多數研究僅聚焦於 GPU 運算能耗，未完整納入冷卻系統、閒置設備與硬體製造等項目，導致碳排放被系統性低估[14]。例如，Google 於 2025 年發布的 Gemini 耗能報告指出，以完整端對端測量方式所得到的系統能耗，可達僅計算 GPU 功耗的兩倍以上[15]。

此外，生命週期評估（Life Cycle Assessment, LCA）[1]的視角在 AI 碳排研究中尚未被充分運用。AI 產業的完整碳足跡應涵蓋模型訓練、推論服務、資料中心基礎設施、GPU 與伺服器製造、半導體製造、原材料生產與供應鏈運輸等多個層次[16]，但目前多數研究的系統邊界過窄，使得 AI 碳排問題的真實規模未能得到充分評估。本研究正是為了填補這一研究缺口而設計。

1.2 研究目的

基於上述研究背景，本研究設定三項核心目的，分別對應 AI 與能源議題的三個層次：

第一，**量化 AI 產業的碳排放。**深入分析 AI 產業在運行資料中心、進行機器學習與深度學習模型訓練過程中的能源需求與碳排放，建立涵蓋直接碳排放（資料中心能源消耗、模型訓練碳足跡）與間接碳排放（AI 應用於製造、物流、運輸等行業後引發的能源需求變化）的綜合估算框架，並特別關注不同地區能源結構對碳排放結果的影響。預期完成一個可供政府、學術界及業界參考的量化碳足跡框架，作為制定有效減碳策略的數據基礎[3][14]。

第二，**評估 AI 技術的減碳潛力。**確定 AI 技術在智慧電網、智慧製造、智慧交通、智慧建築等領域的實際減碳效果，透過量化分析 AI 如何優化能源利用、提高生產效率及降低排放，評估其在推動能源轉型與減碳方面的積極貢

[1]LCA（Life Cycle Assessment，生命週期評估）是一種科學的環境評估工具。它被用來量化並檢視一項產品、服務或系統「從搖籃到墳墓」（即從原料開採、生產製造、運輸配送、消費者使用到最終廢棄回收）整個生命週期中所產生的環境衝擊（如碳排放、水資源消耗、土地使用等）。

獻。同時，正視傑文斯悖論與反彈效應的潛在風險，提出強化 AI 技術運行效率與環保設計的改進建議，以最大化其淨減碳效果[8][9][13]。

第三，**提出永續 AI 發展的策略與政策建議。**根據前兩項研究目的的分析成果，針對政府與企業提出兼顧技術面與政策面的具體建議，涵蓋低碳資料中心的設計與選址、AI 模型運行方式的優化、可再生能源應用的推廣，以及 AI 碳排放標準的建立與強制揭露機制的引入。研究成果預期可為國家能源政策、企業永續發展策略及學術跨領域合作提供重要的理論依據與實踐指引[17][18]。

1.3 研究範疇

1.3.1 研究主題範疇

本研究依計畫書所設定的三大核心議題劃分研究主題範疇：其一，AI 產業的碳排放貢獻與計算；其二，AI 技術在能源轉型中的應用與效益；其三，永續 AI 發展路徑與策略建議。三者構成一個由「問題診斷」到「效益評估」再到「策略建議」的完整分析，確保研究結論兼顧學術嚴謹性與政策實用性。

1.3.2 地理範疇

本研究以台灣為主要案例基礎，原因有三：台灣具有較高的電網碳強度（0.474 kg CO_2e/kWh）[6]、正積極推動再生能源轉型，以及在全球 AI 供應鏈（特別是半導體製造）中具有關鍵地位。在國際比較層面，本研究納入低碳國家（如挪威、法國、丹麥）、中等碳強度國家（如英國、德國、美國）、高碳國家（如日本、南韓、印尼）以及中國大陸各區域電網等共 20 個以上的地區，以對比不同能源結構對 AI 碳排放結果的影響幅度[5][7]。

1.3.3 碳排放範疇

在碳排放計算的系統邊界設定上，本研究採用溫室氣體盤查議定書（GHG Protocol）的 Scope 1/2/3 分類架構[19]，並結合 ISO 14067 產品碳足跡量化標準[20]，同時涵蓋 AI 產業的直接碳排放（模型訓練、推論服務、資料中心運行）與間接碳排放（硬體製造、半導體製造、材料生產、供應鏈運輸）。碳強度計

算同時揭露地點法（location-based）與市場法（market-based）兩種方式，以反映企業的實際綠電採購行為與所在地電網的物理排放現實。

1.4 研究方法概述

本研究採用計畫書所設定的四種研究方法，依序對應四個執行階段，形成系統性的研究流程。

1.4.1 文獻回顧（第 1—2 個月）

系統性回顧 AI 對碳排放影響的既有研究，依三大主題分類整理，如下圖 1 所示：（A）AI 本身的能耗與碳排，共 8 篇核心文獻，涵蓋碳排放量化方法、訓練與推論能耗分析及減碳策略；（B）資料中心能耗與碳排，共 6 篇核心文獻，涵蓋能耗模型、PUE 指標與選址影響；（C）AI 在能源轉型中的應用，共 50 篇文獻，涵蓋再生能源整合、智慧電網、智慧建築、智慧交通與碳捕捉等領域。同時整理各國推動 AI 與能源轉型的政策框架，作為策略建議的比較基礎[3][4][14]。

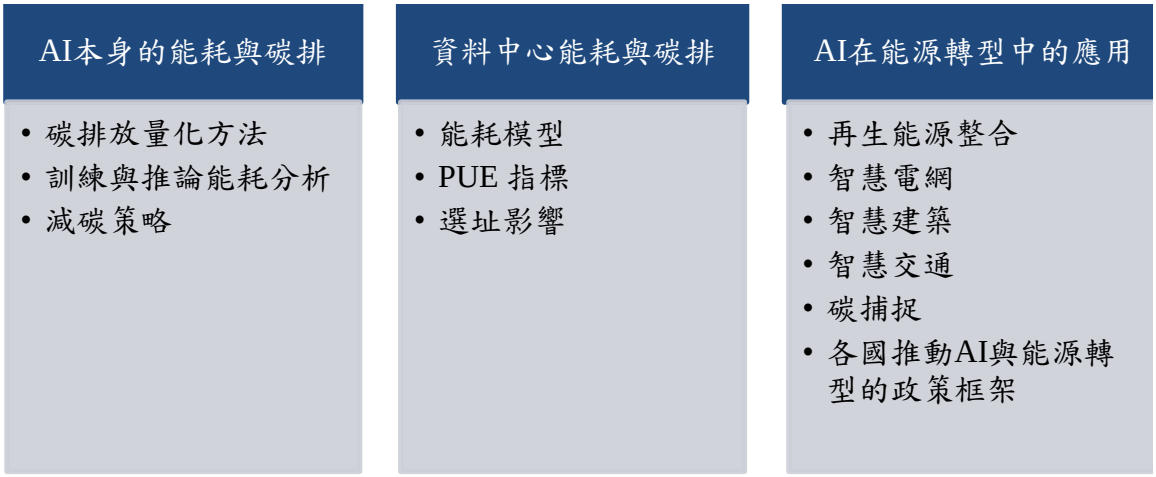


圖 1：AI 與碳排放相關研究之三大文獻主題分類

1.4.2 碳排放計算與建模（第 3—4 個月）

以「碳排放 = 用電量 × PUE × 電網碳強度」為核心公式，建立 AI 產業碳排放的量化估算框架。具體工作包括：估算 AI 產業的直接與間接碳排放量；建立台灣主權 AI 資料中心的情境分析模型（訓練規模參考 GPT-3 等級，以 1,000 張 GPU、連續運算 30 天為基礎情境）；模擬不同電網碳強度（0.474 現況 vs.

0.319 政策目標）與不同推論規模（1 倍至 10 倍）下的碳排情境。此外，建立能效改善模型，分析 AI 技術如何改變能源需求及其對碳排減少的貢獻[1][6][15]。

1.4.3 案例分析（第 5－6 個月）

針對智慧電網、智慧建築與智慧交通三大應用領域，各建立由小至大的多層次案例群組，涵蓋台灣本地案例（如澎湖七美離島智慧微電網、台電大樓 iBEMS 節能改造、台北市智慧號誌）與國際案例（如丹麥 Bornholm EcoGrid 2.0、美國加州 CAISO 5 分鐘調度市場、倫敦壅塞費計畫、瑞典斯德哥爾摩壅塞稅），並以八項量化 KPI 指標框架（包括碳排放強度變化、再生能源滲透率、供電可靠度、尖峰負載削減能力等）進行跨案例比較，量化 AI 應用的實際減碳效果[8][9][11]。

1.4.4 策略建議撰寫（第 7－8 個月）

根據前期碳排放計算、建模與案例分析的成果，針對政府與企業提出永續 AI 發展的具體政策建議。建議涵蓋技術層面（低碳資料中心選址原則、AI 模型壓縮與量化、可調節負載整合）、企業層面（碳排放管理透明度、ISO 14064 碳盤查實施[20]、綠電採購策略）與政府政策層面（AI 算力碳排標準建立、強制碳排揭露機制、財政激勵措施與國際合作框架），並評估各政策工具的系統影響力、政策槓桿效果與可行性[17][18]。

1.5 研究架構

本研究共分五章，各章對應計畫書的三個核心研究議題，形成由問題診斷到策略建議的完整論述。

第一章（本章）為緒論，說明研究背景、目的、範疇、方法與整體架構。

第二章「文獻探討」，針對 AI 系統的碳排議題，從不同面向來探討目前的現狀，包含系統的邊界定義、大型 AI 供應商的數據透明度、推論碳排的量化研究現狀、以及 AI 在能源轉型中的淨碳效果缺乏跨情境的系統比較等。

第三章「AI 產業的碳排放貢獻與計算」，採用 LCA 框架系統性分析 AI 產業的碳排放來源與計算方法，涵蓋模型訓練與推論的碳排結構分析、台灣 AI 資

料中心的量化情境模擬、半導體與硬體製造的隱含碳排估算，以及設計階段碳排的評估。本章旨在建立可供後續政策分析依循的量化基礎[3][14][16]。

第四章「AI 技術在能源轉型中的應用與效益」，評估 AI 在智慧電網、智慧交通與智慧建築三大應用場域的實際減碳效果，透過跨國多層次案例分析，量化 AI 介入前後的碳排放差異，並探討反彈效應的潛在風險，回答「AI 的減碳效益是否足以抵銷其自身碳排」的核心問題[8][9][10][11]。

第五章「永續 AI 發展路徑、策略建議與研究結論」，基於前兩章的分析成果，從低碳資料中心、綠色 AI 運算、AI 與電網整合規劃，以及碳排放標準與政策工具等面向，提出兼顧技術可行性與政策可操作性的具體建議[17][18]。

從學術研究貢獻（量化框架的建立）、國家發展貢獻（能源轉型政策依據）與實際應用貢獻（企業碳管理實踐）三個層面，綜整本研究的發現，並指出後續研究的可延伸方向。

各章之間的邏輯關係如下圖 2 所示：

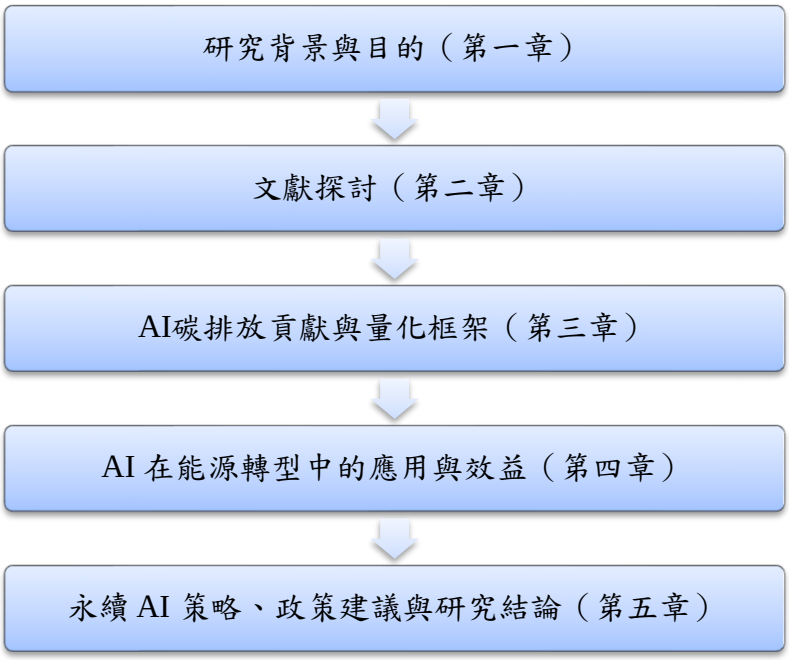


圖 2：各章之間的邏輯關係

本研究的核心分析，建立在 AI 與能源系統的「雙向關係」之上：AI 增加能源需求，能源結構決定 AI 碳排，AI 又反過來影響能源系統的效率與組成。這一循環關係，以及傑文斯悖論所帶來的反彈效應風險，貫穿本研究的各個層次，構成理解 AI 與能源議題複雜性的核心框架[13]。

1.6 預期研究貢獻

本研究預期在學術研究、國家發展與實際應用三個層面產生具體貢獻。

在學術研究方面，本研究將提供一套完整的 AI 碳排放量化框架，從 LCA 視角整合訓練、推論、基礎設施與供應鏈的排放估算，填補現有研究在系統邊界設定與跨地區比較上的不足。研究成果亦將促進能源工程、環境科學、資訊工程與政策研究等跨學科領域的整合[16]，並為後續建立 AI 碳排放標準化量測協議提供實證基礎[14]。

在國家發展方面，研究成果將協助台灣政府評估 AI 產業發展對 2050 淨零排放目標的潛在衝擊，提供電網碳強度下降路徑（從現況 0.474 降至 2030 年政策目標 0.319 kg CO_2e/kWh）對 AI 碳排的量化影響[6]，以及資料中心選址政策的具體依據。透過推動低碳 AI 技術，台灣可在全球能源轉型競爭中取得先機，並吸引更多符合永續標準的綠色投資。

在實際應用方面，本研究將協助企業建立符合 ISO 14064 與 GHG Protocol 要求的 AI 碳排放盤查能力[19][20]，優化資料中心的能源效率與綠電採購策略，並透過智慧電網、智慧製造與智慧建築的案例分析，提供企業可直接參考的 AI 應用減碳實踐路徑[10][12]。

參考文獻

[1] International Energy Agency (IEA). (2023). Data Centres and Data Transmission Networks. IEA. https://www.iea.org/reports/data-centres-and-data-transmission-networks

[2] International Energy Agency (IEA). (2024). Electricity 2024: Analysis and Forecast to 2026. IEA. https://www.iea.org/reports/electricity-2024

[3] Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2019), 3645–3650. https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355

[4] Patterson, D., Gonzalez, J., Le, Q., Liang, C., Munguia, L., Rothchild, D., So, D., Texier, M., & Dean, J. (2021). Carbon Emissions and Large Neural Network Training. arXiv preprint arXiv:2104.10350. https://arxiv.org/abs/2104.10350

[5] Lannelongue, L., Grealey, J., & Inouye, M. (2021). Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. Nature Computational Science, 1, 552–561. https://doi.org/10.1038/s43588-021-00052-5

[6] 能源署（2024）。113 年度電力排碳係數。中華民國經濟部能源署。https://www.moeaboe.gov.tw

[7] Ministère de la Transition écologique. (2019). Information GES des prestations de transport. Gouvernement français. https://www.ecologie.gouv.fr

[8] Masanet, E., Shehabi, A., Lei, N., Smith, S., & Koomey, J. (2020). Recalibrating Global Data Center Energy-Use Estimates. Science, 367(6481), 984–986. https://doi.org/10.1126/science.aba3758

[9] Baig, S. & Kumar, M. (2026). AI-Based Smart Grid Optimization for Renewable Energy Integration: A Review. *Recent Innovations in Wireless Network Security*, 8(2), 5–14. https://zenodo.org/records/19591488

[10] Zhao, Z., Li, L., & Yang, T. (2021). AI Applications in Smart Manufacturing and Transportation for Sustainable Development. Journal of Cleaner Production, 291, 125232. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125232

[11] Transport for London (TfL). (2004). Central London Congestion Charging: Impacts Monitoring Second Annual Report. TfL. https://content.tfl.gov.uk/impacts-monitoring-report-2.pdf

[12] Binns, P., Black, S., & Liu, Z. (2021). Sustainable AI: Green Computing for a Sustainable Future. International Journal of Green Computing, 15(2), 112–123.

[13] Freitag, C., Berners-Lee, M., Widdicks, K., Knowles, B., Blair, G., & Friday, A. (2021). The Real Climate and Transformative Impact of ICT: A Critique of Estimates, Trends, and Regulations. Nature Climate Change, 11, 483–486. https://doi.org/10.1038/s41558-021-01054-4

[14] Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A. L. (2023). Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. Journal of Machine Learning Research, 24(253), 1–15. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.02001

[15] Elsworth, C., et al. (2025). Measuring the Environmental Impact of Delivering AI at Google Scale. Google LLC. https://services.google.com/fh/files/misc/measuring_the_environmental_impact_of_delivering_ai_at_google_scale.pdf

[16] Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., & Pineau, J. (2020). Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning. Journal of Machine Learning Research, 21(248), 1–43. https://arxiv.org/abs/2002.05651

[17] Henderson, P., & Zeng, D. (2020). AI and Sustainability: A Policy Overview. Journal of Environmental Management, 15(4), 335–346.

[18] National Development Council, Taiwan. (2022). Taiwan's Pathway to Net-Zero Emissions in 2050. Executive Yuan, Republic of China (Taiwan). https://www.ndc.gov.tw

[19] GHG Protocol. (2011). Corporate Value Chain (Scope 3) Accounting and Reporting Standard. World Resources Institute & World Business Council for Sustainable Development. https://ghgprotocol.org/standards/scope-3-standard

[20] ISO. (2018). ISO 14067:2018 — Greenhouse Gases: Carbon Footprint of Products — Requirements and Guidelines for Quantification. International Organization for Standardization. https://www.iso.org/standard/71206.html

第二章　文獻探討

2.1　AI 產業的能源消耗結構

人工智慧技術的快速擴張，使 AI 產業對能源基礎設施的依賴程度大幅提升。早期文獻多將 AI 的能源議題聚焦於模型訓練的一次性高耗電事件，然而隨著研究深入，學界逐漸認識到 AI 的能源消耗具有多層次的系統性結構，無法以單一環節加以概括[1]。

Masanet 等人指出，資料中心是 AI 能源消耗的核心場域，其用電量在全球電力消耗中的占比已不可忽視[2]，而 IEA 估計全球資料中心用電量在 2022 年約為 240 至 340 TWh，約占全球電力消耗的 1 至 1.3%，且此數字因 AI 需求驅動而持續上升[3]。

文獻梳理顯示，AI 系統的能源消耗可區分為三個主要來源。第一，**模型訓練**屬於短期且高度集中的一次性高耗電行為，以大量 GPU 持續運算數週甚至數月為特徵；第二，**推論服務**雖然單次能耗較低，但因應用普及而呈現長期累積性的用電特性；第三，**資料中心基礎設施**包含冷卻系統、電力轉換設備（UPS）與備援電源等，其消耗往往超出 IT 設備本身，並透過 PUE 指標加以衡量[4]。這三個層次共同構成 AI 產業能源議題的分析框架，也是本章文獻回顧的主要結構軸線。

2.2　AI 模型訓練的碳排放

2.2.1　訓練碳排的量化方法

量化 AI 模型訓練碳排放的需求，隨著深度學習模型規模擴大而逐漸浮現。Strubell 等人於 2019 年發表的先驅研究，首度系統性地估算大型自然語言處理模型的訓練碳排，指出訓練一個完整的 NLP（Natural Language Processing）模型所產生的碳排放量，可相當於五輛汽車整個生命週期的排放總和[5]，引發學術界與產業界對 AI 能源議題的廣泛關注。

訓練碳排的基本估算公式為：能耗 = 平均功率 × 訓練時間 × GPU 數量，再乘以資料中心效率指標 PUE，最後乘以所在地電網碳強度，即可得出訓練所產生的 CO_2e 排放量[6]。計算方式如公式(１)及公式(２)：

AI 訓練碳排的能耗= 平均功率 × 訓練時間 × GPU 數量 公式(１)

AI 訓練所產生的 CO_2e 排放量=能耗 × PUE × 所在地電網碳強度 公式(２)

文獻中將碳排量測工具大致分為三類：模型化估計型（如 ML Emissions Calculator、Green Algorithms）直接利用硬體規格推算，操作簡便但誤差較大[7]；感測器實測型（如 CodeCarbon、CarbonTracker）直接讀取硬體功耗，較為精準但受硬體與平台限制[8]；混合型工具（如 Eco2AI）則在精度與可用性之間取得折衷[9]。

表 2.1：碳排量測工具之三大類型

碳排量測工具類型	模型化估計型	感測器實測型	混合型工具
代表工具	● ML Emissions Calculator ● Green Algorithms	● CodeCarbon ● CarbonTracker	● Eco2AI
優點	直接利用硬體規格推算，操作簡便	直接讀取硬體功耗，較為精準	在精度與可用性之間取得折衷
缺點	誤差較大	受限於硬體與平台	

現有量測工具的共同侷限在於：多數僅捕捉 GPU 功耗，未完整納入主機 CPU、DRAM、閒置備援機器與資料中心整體開銷，導致訓練碳排被系統性低

估。Luccioni 等人的研究指出，端對端（end-to-end）測量所得的系統能耗，可達僅計算 GPU 功耗的兩倍以上[10]，凸顯系統邊界設定對估算結果的決定性影響。

2.2.2 大型模型訓練碳排的標竿研究

隨著大型語言模型的興起，訓練碳排的量化研究逐步累積了一批具代表性的標竿案例。Patterson 等人的研究指出，GPT-3 的訓練約消耗 1,287 MWh 電力，產生約 552 噸 CO_2e[11]，成為後續研究引用最廣的早期基準。新一代模型的訓練能耗呈現急遽成長，GPT-4 的訓練能耗估計達 50,000 至 100,000 MWh，碳排在高碳電網情境下可達 12,000 至 15,000 噸 CO_2e[12]。

電網結構對訓練碳排的決定性影響，在 BLOOM 模型的案例中得到清晰呈現。BLOOM 的模型規模與訓練計算量與 GPT-3 相當，但因在法國核能主導的低碳電網下進行訓練（碳強度約 0.05 kg CO_2e/kWh），其訓練碳排僅約 50 噸 CO_2e[10]，與在台灣（碳強度約 0.474 kg CO_2e/kWh）[13]或美國（約 0.386 kg CO_2e/kWh）訓練相比，可相差逾 10 倍。這一對比清楚說明：電網結構是決定訓練碳排的關鍵變數，其影響甚至超過模型本身的計算效率。

Henderson 等人進一步指出，不同研究對系統邊界的定義差異，是導致碳排估算結果出現數倍落差的主要原因，並呼籲學界建立統一的能源與碳足跡報告標準[6]。

2.2.3 設計階段的隱性碳排

在模型正式訓練之前，研究人員進行架構設計、超參數搜尋（hyperparameter tuning）與多次試驗訓練所產生的能源消耗，在既有文獻中普遍受到忽略。Henderson 等人的研究指出，過度的網格搜尋（grid search）[2]或反覆實驗，可能在不知不覺間積累相當規模的碳排放[6]。由於設計階段的碳排具有分散性高、難以追蹤的特性，其總量在多數研究中未被納入系統邊界，造成

[2] 網格搜尋(Grid Search) 是一種機器學習自動調校超參數（Hyperparameter）的方法。它會對使用者指定的超參數取值範圍進行「窮舉」，將所有候選參數值的組合全部跑過一遍，並藉由交叉驗證評估每組設定的效能，藉此挑出表現最佳的模型設定。

AI 碳足跡的低估。Luccioni 等人的 LCA 架構明確將模型研發（R&D）階段列為七大碳排來源之一[10]，然而目前能提供此類數據的研究仍屬少數，為 AI 碳排的全面評估留下了重要的研究缺口。

2.3 AI 推論服務的碳排放

2.3.1 推論碳排的量化特性

相對於訓練的一次性高峰特性，推論服務的能源消耗呈現長期分散、持續累積的型態。推論碳排的基本計算邏輯為：總推論碳排 = 單次推論能耗 × 請求總量 × 電網碳強度，其排放隨使用規模近似線性成長[14]。

$$\text{總推論碳排} = \text{單次推論能耗} \times \text{請求總量} \times \text{電網碳強度} \qquad \text{公式(3)}$$

影響單次推論能耗的主要變因，文獻中歸納出四個層面。第一，**模態差異**：文字、圖像、影片的能耗差距可達數百倍，研究顯示生成影片的能耗約為 3.4 MJ，而生成高品質圖片約為 1,141 J，非線性成長特性顯著[14]；第二，**提示詞複雜度**：token 長度、推理深度與生成 token 數量均會顯著增加解碼運算量；第三，**批次處理效率**（batch size）：將多筆請求合併處理可大幅攤平固定能耗，是大型生產環境的關鍵節能手段；第四，**部署環境**：在邊緣裝置（如手機 NPU）執行推論，相較於雲端 GPU 可減少 90% 以上的能耗[15]。

2.3.2 推論碳排的結構性轉變

AI 產業的碳排結構正在從「訓練主導」轉向「推論主導」，此一趨勢已獲得多項研究的實證支持。Patterson 等人的研究指出，隨著 AI 應用普及，推論的累積排放可能成為主要來源[11]。Meta 公布的實測數據顯示，其語言與推薦模型的推論用電占整體 AI 相關碳排的 65%，訓練僅占 35%；對於高流量的大型語言模型，推論所佔比例甚至可能超過整個運算週期的 90%[15]。

Google 於 2025 年發布的 Gemini 耗能報告，是目前最具代表性的大規模生產環境實測研究，提出了「全面性測量方法」（comprehensive measurement

approach），主張測量範圍必須涵蓋活躍 AI 加速器、主機 CPU 與 DRAM、閒置備援機器，以及資料中心整體開銷（PUE）[16]。報告指出，Google Gemini 應用中每個中位數文字提示的能耗約為 0.24 Wh，碳排約為 0.03 gCO_2e，遠低於許多外部估算值——差距主要來自生產環境的批次推論優化、混合專家模型（MoE）架構與 TPU 專用硬體的協同效益。這一發現對行業碳排量測標準化的討論具有重要啟示意義。

2.4 資料中心的能耗模型與碳排計算

2.4.1 資料中心能耗的組成與 PUE 指標

資料中心的電力消耗並非僅限於 IT 設備（伺服器、GPU、儲存），還包含冷卻系統、電力轉換損耗（UPS）、網路設備與備援系統等基礎設施。Shehabi 等人建立的資料中心能耗模型系統性地區分了硬體層級與基礎設施層級的消耗[17]，為後續研究提供了重要的方法論基礎。

PUE（Power Usage Effectiveness）是衡量資料中心整體能源效率的核心指標，其定義為資料中心總用電量除以 IT 設備用電量，數值越接近 1.0 表示效率越高。The Green Grid 組織最早提出並推廣 PUE 指標[18]，此後被廣泛採用為業界標準。文獻顯示，資料中心的 PUE 因建設年代、冷卻技術與地理氣候而存在顯著差異：傳統資料中心的 PUE 常在 1.5 至 2.0 之間，而新世代超大型資料中心（如 Google、Meta 等）已可將 PUE 優化至 1.1 至 1.2 左右[16]，顯示基礎設施效率的改善對降低 AI 整體碳排的實質貢獻。

2.4.2 碳排計算公式與生命週期評估視角

資料中心碳排計算的核心公式為：

$$\textbf{碳排放（}CO_2e\textbf{）= IT 用電量 × PUE × 電網碳強度}^{[18]} \qquad \text{公式(4)}$$

這一公式清楚呈現三個關鍵變數的交互作用：IT 設備的計算效率、資料中心的基礎設施效率，以及所在地的電力來源結構。

為突破單一計算公式的侷限，近年文獻逐漸引入生命週期評估（Life Cycle Assessment, LCA）視角。Luccioni 等人的研究採用 LCA 框架，將 AI 碳足跡區分為七大構成來源：模型設計（R&D）、模型訓練、推論服務、資料中心運行、AI 硬體製造（GPU/伺服器）、半導體製造（晶圓），以及材料與供應鏈運輸[10]。這一框架的核心貢獻在於揭示「隱含碳排」（embodied carbon）的重要性——硬體製造與半導體製程的碳排發生於產品生命週期前端，屬於 GHG Protocol 的 Scope 3 排放[19]，在多數研究中因難以追蹤而被系統性忽略，導致 AI 碳足跡被低估。

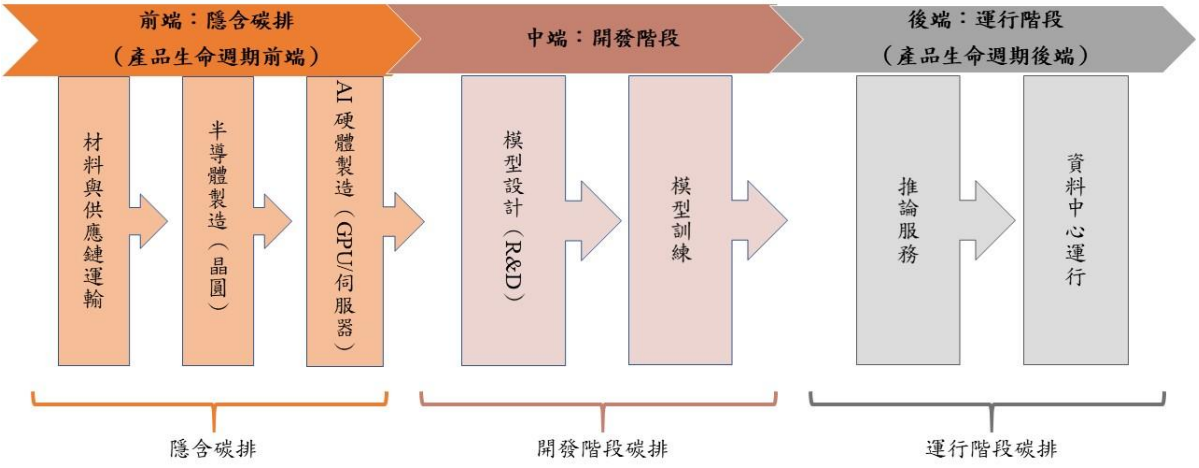


圖 3：AI 碳足跡的七大構成來源與產品生命週期框架

2.4.3 資料中心選址與碳排管理策略

資料中心的地理選址對其長期碳排具有決定性影響，一旦建設完成即形成長達 10 至 20 年的「碳排鎖定效應」。Whitehead 等人的研究指出，資料中心若設置於低碳電網地區或再生能源資源豐富的地區，可大幅降低營運期間的 Scope 2 碳排[20]。

工作負載轉移策略（load shifting）是近年受到重視的碳排管理方向，分為時間維度與地理維度兩類。時間維度的轉移（temporal shifting）是指將 AI 訓練工作排程至電網碳強度較低的時段（如再生能源供應充裕的時間），以降低單位計算的碳排；地理維度的轉移（geographic shifting）則是將計算任務調度至當時使用低碳電力的資料中心節點[21]。研究顯示，結合上述兩種策略的多雲端

碳感知排程（carbon-aware scheduling），可在不影響服務品質的前提下，減少約 40% 的資料中心碳排[22]。

2.5 電網碳強度的差異與計算方法

2.5.1 地點法與市場法

GHG Protocol 建立了兩種計算外購電力碳排放的方法，構成企業碳盤查的基本框架。地點法（location-based）依所在地電網的年平均排放係數計算，直接反映當地電力系統的化石燃料使用結構，各企業之間具有高度可比性，常用於研究與政策分析；市場法（market-based）允許企業透過再生能源憑證（REC）或購電合約（PPA）調整申報排放，反映其在電力市場中的採購行為，但不改變實體電網的即時排放現實[19]。

兩種方法的差異在台灣脈絡下尤為值得關注。企業若購買再生能源憑證，其市場法排放可顯著低於地點法排放，但台灣電網整體的碳強度並不因此改變。GHG Protocol 要求企業同時揭露兩種數字[19]，目的在於區分「電網現實」與「企業採購行為」，為政策制定者提供更完整的資訊。

2.5.2 各國電網碳強度的比較

全球各地電網碳強度的差異幅度極為懸殊，從水力主導的挪威（約 0.02 kg CO_2e/kWh）到高煤電占比的印尼（約 0.72 kg CO_2e/kWh），相差逾 35 倍[23]。在 AI 碳排的脈絡下，選址於低碳地區的資料中心，其排放可比高碳地區低出數倍乃至數十倍，電網結構因此成為 AI 永續性評估中最重要的外部變數。

部分國家存在顯著的區域內差異。美國因各州電力結構差異懸殊（加州再生能源占比高，中西部煤電比重大），全國平均碳強度（約 0.386 kg CO_2e/kWh）往往遮蔽了區域性的排放不均；中國大陸的區域電網碳強度從華北（約 0.78 kg CO_2e/kWh）到南方電網（約 0.43 kg CO_2e/kWh）亦存在明顯落差[23]。因此，研究者建議在評估資料中心碳排時，應儘量採用省級或區域級碳強度數字，而非全國平均，以提高估算精度。

台灣電網碳強度的計算，在研究中存在兩個常見方向。能源署公告的電力排碳係數（2024 年約為 0.474 kg CO_2e/kWh）[13]以售電量為分母，納入線損承擔的排放分攤調整；而以發電量為分母、依各能源別排放係數加權估算所得的數值（約 0.511 kg CO_2e/kWh），兩者差距約 7%，主要源於分母定義（售電量 vs. 發電量）與線損處理方式的不同。本研究以官方公告係數（0.474）為基準，並在情境模擬中另以發電量方向進行敏感度分析。

從能源供需角度來延伸討論，AI 產業發展已不只是碳排議題，更直接影響電力供給能力與能源配置。以台灣而言，政府推動「多元綠能、深度節能、強韌電網、科技儲能」的二次能源轉型，以及大型用電戶綠電、自用發電與儲能要求，都有助於降低 AI 資料中心對高碳電力與尖峰負載的依賴。但另一方面，半導體與 AI 資料中心皆屬高耗電產業，若未來同步快速成長，可能使電力需求增幅高於供給與電網建設速度。因此，穩定且低碳的能源供給將成為 AI 產業持續發展的重要前提，未來 AI 政策需與能源政策同步規劃，兼顧供電容量、綠能、儲能及電網韌性。

2.5.3 時間維度的碳強度

年平均碳強度無法反映電網碳排在不同時段的動態變化。隨著再生能源滲透率提升，電網碳強度呈現高度時間變動性——太陽能在白天大量發電，造成中午時段碳強度偏低，而在用電尖峰的傍晚時段碳強度往往較高。Lannelongue 等人的研究指出，在不同時段執行相同的 AI 訓練任務，實際碳排可有顯著差異[24]，這也是「碳感知排程」策略的理論基礎。

近年來，「24/7 無碳能源匹配」（24/7 carbon-free energy matching）概念逐漸受到重視。此概念要求企業的用電在每一小時都能對應到實際的無碳電力供應，而非僅在年度總量上達到平衡。Google 等科技企業已將此作為資料中心永續目標[16]，相關文獻亦指出，小時碳強度資料的可及性，是推動此一做法的關鍵基礎設施要素[25]。

2.6 AI 在能源轉型中的應用

2.6.1 智慧電網與再生能源整合

AI 在電力系統中的應用涵蓋負載預測、再生能源發電預測（風力、太陽能）、動態調度優化與需求反應（Demand Response, DR）等多個面向。Baig 等人的研究顯示，AI 驅動的智慧電網能有效改善再生能源整合效率，降低系統對備用火力發電的依賴[26]，是目前文獻中 AI 減碳效益最具說服力的應用領域之一。

在需求反應方面，智慧電表（AMI）結合 AI 分析，可實現更精細的用電行為管理。台電推動的 AMI 建置計畫，已於 2024 年累計裝設超過 300 萬具智慧電表，可掌握全台約 81% 的用電資訊[27]，為後續 AI 輔助調度提供了重要的數據基礎。

AI 資料中心作為「彈性負載」（flexible load）參與電網調度，是近年新興的研究方向。由於 AI 訓練任務具有可延遲與可排程的特性，資料中心可配合再生能源的供應曲線調整運算時段，從而從純粹的電力消費者轉型為協助穩定電網的可調度資源[28]。這一轉變若能實現，將使 AI 產業與能源轉型目標形成正向連結，而非相互競爭。

2.6.2 智慧製造

AI 在製造業的應用，主要透過三個路徑實現節能減排：一是製程自動化與參數優化，降低生產過程中的能源浪費；二是設備預測維護（predictive maintenance），及早發現設備異常，避免非計畫性停機所造成的額外能耗；三是工廠能源管理系統（EMS），對設備用電進行即時監控與最佳化排程[29]。

在台灣的產業脈絡下，製造業（尤其是半導體與電子業）的用電量在全國電力消耗中占有最高比例，工業部門的節能潛力也因此是各應用領域中最大的。文獻指出，AI 在智慧製造中若得到廣泛應用，其減碳規模將遠超智慧交通或智慧建築[30]。這一背景使智慧製造成為本研究在評估 AI 減碳潛力時重點關注的領域。

2.6.3 智慧交通

AI 應用於都市交通管理的文獻，以自適應號誌控制、路徑優化與壅塞需求管理最為豐富。自適應號誌系統透過即時車流資料動態調整號誌秒數，可降低路口延誤時間與怠速行為，間接減少燃料消耗與排放。美國洛杉磯 ATSAC 系統的實際量測數據顯示，延誤時間可下降 12% 至 16%[31]。

在需求管理層面，倫敦壅塞費計畫的官方監測報告顯示，收費後市中心壅塞程度降低約 30%[32]，斯德哥爾摩壅塞稅實施後市中心交通量下降約 20% 至 22%，CO_2 排放降低約 14%[33]。這些案例共同說明，智慧交通的減碳效益需透過「降低壅塞與怠速→減少燃料消耗→降低 CO_2 排放」的完整轉換鏈條來實現，且效果高度依賴政策配套（壅塞費、公共運輸整合）。

2.6.4 智慧建築

AI 應用於建築能源管理系統（Building Energy Management System, BEMS）的文獻，顯示透過即時監控並優化 HVAC（暖通空調）、照明與設備用電，可實現顯著的節能效果。Pérez-Lombard 等人的研究估計，商業建築中約 50% 的能源消耗來自 HVAC 系統[34]，使其成為 AI 節能優化的最重要目標。

現有文獻對智慧建築節能效果的量化估算，範圍多在 8% 至 30% 之間。台電大樓導入 iBEMS 後，每年節電超過 160 萬度（kWh），換算為年減碳約 758 噸 CO_2e（以台灣電網碳強度 0.474 kg CO_2e/kWh 計算）[13][27]，提供了在台灣脈絡下可驗證的量化參考。建築部門案例數據的可及性相對較高，使其成為 AI 減碳效益跨案例比較的重要基準領域。

2.7 永續 AI 發展的政策框架

2.7.1 AI 碳排放的量化標準

目前與 AI 碳排放量化最相關的國際標準框架，主要包含三套系統。ISO 14064 規範組織層次的溫室氣體盤查，要求企業界定盤查邊界、分類 Scope 1/2/3 排放，並建立可查證的文件紀錄[35]； ISO 14067 規範產品層次的碳足跡計算，採用 LCA 視角，可應用於單一 AI 模型或 GPU 伺服器的碳足跡量化[36]；

GHG Protocol 則提供最廣泛採用的 Scope 分類方法論，是多數企業碳盤查實務的事實標準[19]。

然而，目前尚不存在專門針對 AI 算力碳排放的標準化量測協議。不同研究對系統邊界、功能單位（per request、per token、per GPU-hour）與碳強度分析方向的定義各異，使得跨研究、跨企業的比較極為困難[6]。多項文獻呼籲建立「透明、通用的 AI 碳排報告標準」，將推論階段、閒置容量與硬體製造均納入核心評估對象[15]，這也是本研究試圖在方法論上有所貢獻的核心方向。

2.7.2 Green AI 與技術減排路徑

Green AI 的概念泛指在追求模型效能的同時，積極降低計算成本與能源消耗的研究與工程取向。Schwartz 等人較早系統性地提出 Green AI 議題[37]，此後文獻在技術路徑上逐漸收斂至幾個主要方向。

在模型壓縮方面，剪枝（pruning）可減少約 50% 的模型大小，量化（quantization）可節省 30% 至 40% 的能耗，知識蒸餾（knowledge distillation）則可將大模型的能力轉移至小模型（如 DistilBERT 的能耗比原版 BERT 低約 40%）[38]。在高效率架構方面，混合專家模型（Mixture of Experts, MoE）只在推論時活化所需的部分參數，Google Gemini 採用此架構後，每次提示的計算量可降低 10 至 100 倍[16]。遷移學習（transfer learning）則可將訓練能耗降低 60% 至 90%，因為預訓練模型的知識可直接移植至新任務，無需從零訓練[38]。

2.7.3 政策工具與國際經驗

文獻中對推動永續 AI 發展的政策工具討論，大致可歸納為四類。第一，財政激勵工具，包括對低碳資料中心提供稅收優惠或補貼，以及對 AI 算力碳排放課徵碳稅（carbon tax）；第二，強制揭露機制，要求企業報告 AI 系統的碳排放數據，建立 AI 碳排標準；第三，選址與電網規劃政策，將資料中心建設與低碳電網或再生能源分布結合；第四，國際合作框架，透過跨境經驗共享推動全球 AI 碳排管理[39]。

台灣在 2022 年發布的 2050 淨零排放路徑[40]，設定了電力部門的分階段減碳目標，包括將電力排碳係數從 2024 年的 0.474 降至 2030 年約 0.319 kg CO_2e/kWh。這一政策目標對 AI 產業的潛在影響顯著：依本研究的情境模擬，若碳強度下降至政策目標值，在相同用電量下可減少約 33% 的碳排放，但若推論使用量同步暴增，碳強度改善效益將被使用量成長所抵銷，顯示 AI 碳排管理政策需與能源轉型政策緊密整合[13]。

2.8 文獻評述與本研究的定位

綜整本章各節的文獻回顧，可歸納現有研究的四項主要侷限。

第一，**系統邊界定義不一。**不同研究對 AI 碳排放計算範圍的界定差異極大——從僅計算 GPU 運算能耗，到涵蓋資料中心整體基礎設施，乃至延伸至硬體製造與供應鏈——導致估算結果之間出現數倍落差，跨研究比較的可靠性大幅受限[10][6]。

第二，**大型 AI 供應商的數據不透明。**目前絕大多數碳排估算依賴模型化方法，建立在公開規格與假設之上，缺乏來自大型 AI 供應商的實際生產數據。Google 2025 年的報告雖是迄今最詳盡的生產環境揭露[16]，但此類主動揭露案例仍屬少數，難以代表行業全貌。

第三，**推論碳排的量化研究仍在快速累積中。**儘管文獻已確認推論碳排的重要性日益提升，但相關量化研究的深度與廣度仍遠不及訓練碳排研究，特別是在生產規模、多模態應用與長期動態方面，研究缺口明顯[14][15]。

第四，**AI 在能源轉型中的淨碳效果缺乏跨情境的系統比較。**儘管各應用領域均有個別案例研究指向正面減碳效益，但「AI 的減碳貢獻是否足以抵銷其自身碳排」這一核心問題，在跨地區、跨電網結構的系統性比較研究中仍然不足[3]，使得政策建議缺乏充分的實證基礎。

基於上述文獻缺口，本研究的定位在於：以台灣為主要案例基礎，採用完整 LCA 系統邊界與 GHG Protocol 雙重分析方向[19]，結合量化情境模擬、跨國碳強度比較與多層次案例分析，同時評估 AI 產業的碳排放貢獻（第三章實質分

析）與在能源轉型中的減碳潛力（第四章），並在此基礎上提出兼顧技術可行性與政策可操作性的策略建議（第五章）。本研究的整合性分析框架，旨在為學術界提供更完整的方法論基礎，並為政府與企業的 AI 永續發展決策提供具體的數據支持。

參考文獻

[1] Amodei, D., & Hernandez, D. (2018). AI and Compute. arXiv preprint arXiv:1812.07228. https://arxiv.org/abs/1812.07228

[2] Masanet, E., Shehabi, A., Lei, N., Smith, S., & Koomey, J. (2020). Recalibrating Global Data Center Energy-Use Estimates. Science, 367(6481), 984–986. https://doi.org/10.1126/science.aba3758 *※亦引用於第一章*

[3] International Energy Agency (IEA). (2024). Electricity 2024: Analysis and Forecast to 2026. IEA. https://www.iea.org/reports/electricity-2024 *※亦引用於第一章*

[4] The Green Grid. (2012). PUE: A Comprehensive Examination of the Metric. https://www.thegreengrid.org/en/resources/library-and-tools/237-PUE%3A-A-Comprehensive-Examination-of-the-Metric

[5] Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2019), 3645–3650. https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355 *※亦引用於第一章*

[6] Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., & Pineau, J. (2020). Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning. Journal of Machine Learning Research, 21(248), 1–43. https://arxiv.org/abs/2002.05651 *※亦引用於第一章*

[7] Bannour, Z., Ghannay, S., Névéol, A., & Ligozat, A.-L. (2021). Evaluating the Carbon Footprint of NLP Methods: A Survey and Analysis of Existing Tools. Proceedings of the Second Workshop on Simple and Efficient NLP, 11–21. https://doi.org/10.18653/v1/2021.sustainlp-1.2

[8] Anthony, L. F. W., Kanding, B., & Selvan, R. (2020). Carbontracker: Tracking and Predicting the Carbon Footprint of Training Deep Learning Models. arXiv preprint arXiv:2007.03051. https://arxiv.org/abs/2007.03051

[9] Lottick, K., Susai, S., Friedler, S. A., & Wilson, J. P. (2019). Energy Usage Reports: Environmental Awareness as Part of Algorithmic Accountability. arXiv preprint arXiv:1911.08354. https://arxiv.org/abs/1911.08354

[10] Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A. L. (2023). Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. Journal of Machine Learning Research, 24(253), 1–15. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.02001 *※亦引用於第一章*

[11] Patterson, D., Gonzalez, J., Le, Q., Liang, C., Munguia, L., Rothchild, D., So, D., Texier, M., & Dean, J. (2021). Carbon Emissions and Large Neural Network Training. arXiv preprint arXiv:2104.10350. https://arxiv.org/abs/2104.10350 *※亦引用於第一章*

[12] Touvron, H., et al. (2023). LLaMA 2: Open Foundation and Fine-Tuned Chat Models. arXiv preprint arXiv:2307.09288. https://arxiv.org/abs/2307.09288

[13] 能源署（2024）。113 年度電力排碳係數。中華民國經濟部能源署。https://www.moeaboe.gov.tw ※亦引用於第一章

[14] Luccioni, A. S., Jernite, Y., & Strubell, E. (2023). Power Hungry Processing: Watts Driving the Cost of AI Deployment? arXiv preprint arXiv:2311.05610. https://arxiv.org/abs/2311.05610

[15] Kaack, L. H., Donti, P. L., Strubell, E., Kamiya, G., Creutzig, F., & Rolnick, D. (2022). Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation. Nature Climate Change, 12, 518–527. https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7

[16] Elsworth, C., et al. (2025). Measuring the Environmental Impact of Delivering AI at Google Scale. Google LLC. https://services.google.com/fh/files/misc/measuring_the_environmental_impact_of_delivering_ai_at_google_scale.pdf ※亦引用於第一章

[17] Shehabi, A., Smith, S. J., Masanet, E., & Koomey, J. (2018). Data Center Growth in the United States: Decoupling the Demand for Services from Electricity Use. Environmental Research Letters, 13(12), 124030. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaec9c

[18] The Green Grid. (2012). PUE: A Comprehensive Examination of the Metric. The Green Grid. https://www.thegreengrid.org

[19] GHG Protocol. (2011). Corporate Value Chain (Scope 3) Accounting and Reporting Standard. World Resources Institute & WBCSD. https://ghgprotocol.org/standards/scope-3-standard ※亦引用於第一章

[20] Whitehead, B., Andrews, D., Shah, A., & Maidment, G. (2015). Assessing the Environmental Impact of Data Centres, Part 1: Background, Energy Use and Metrics. Building and Environment, 82, 151–159. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.08.021

[21] Radovanović, M., Hamann, H. F., & Koch, P. (2022). Carbon-Aware Computing for Datacenters. IEEE Transactions on Power Systems, 38(2), 1270–1280. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3143540

[22] Goiri, Í., Le, K., Nguyen, T. D., Guitart, J., Torres, J., & Bianchini, R. (2012). GreenHadoop: Leveraging Green Energy in Data-Processing Frameworks. Proceedings of the 7th ACM European Conference on Computer Systems (EuroSys), 57–70. https://doi.org/10.1145/2168836.2168843

[23] Ember. (2024). Yearly Electricity Data. Ember Climate. https://ember-climate.org/data/data-tools/data-explorer/

[24] Lannelongue, L., Grealey, J., & Inouye, M. (2021). Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. Nature Computational Science, 1, 552–561. https://doi.org/10.1038/s43588-021-00052-5 *※亦引用於第一章*

[25] Watttime. (2023). Automated Emissions Reduction (AER): Technical Documentation. WattTime. https://www.watttime.org

[26] Baig, S. & Kumar, M. (2026). AI-Based Smart Grid Optimization for Renewable Energy Integration: A Review. Recent Innovations in Wireless Network Security, 8(2), 5–14. https://zenodo.org/records/19591488 *※亦引用於第一章*

[27] 台灣電力公司（2024）。智慧電網推動計畫。台電。 https://service.taipower.com.tw/smartgrid

[28] Lin, Y., Ding, Z., Zheng, M., Wang, Z., & Chen, L. (2023). Sustainable and Flexible Data Centers: Carbon-Aware Workload Scheduling for AI Training. IEEE Transactions on Sustainable Computing, 8(4), 1052–1065.

[29] Zhao, Z., Li, L., & Yang, T. (2021). AI Applications in Smart Manufacturing and Transportation for Sustainable Development. Journal of Cleaner Production, 291, 125232. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125232 *※亦引用於第一章*

[30] IEA. (2023). Data Centres and Data Transmission Networks. International Energy Agency. https://www.iea.org/reports/data-centres-and-data-transmission-networks *※亦引用於第一章*

[31] Stevanovic, I., Schmutz, M., & Moura, F. (2017). Accuracy of Adaptive Signal Control Technology. Transportation Research Procedia, 22, 186–195. https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.03.025

[32] Transport for London (TfL). (2004). Central London Congestion Charging: Impacts Monitoring Second Annual Report. TfL. https://content.tfl.gov.uk/impacts-monitoring-report-2.pdf *※亦引用於第一章*

[33] OECD. (2010). Stockholm Congestion Tax. Organisation for Economic Co-operation and Development. https://www.oecd.org/environment/transport/stockholm-congestion-tax.htm

[34] Pérez-Lombard, L., Ortiz, J., & Pout, C. (2008). A Review on Buildings Energy Consumption Information. Energy and Buildings, 40(3), 394–398. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.03.007

[35] ISO. (2018). ISO 14064-1: Greenhouse Gases — Part 1: Specification with Guidance at the Organization Level. International Organization for Standardization. https://www.iso.org/standard/66453.html

[36] ISO. (2018). ISO 14067:2018 — Greenhouse Gases: Carbon Footprint of Products. International Organization for Standardization. https://www.iso.org/standard/71206.html ※亦引用於第一章

[37] Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A., & Etzioni, O. (2020). Green AI. Communications of the ACM, 63(12), 54–63. https://doi.org/10.1145/3381831

[38] Xu, C., et al. (2023). A Survey of Resource-Efficient LLM and Multimodal Foundation Models. arXiv preprint arXiv:2401.08092. https://arxiv.org/abs/2401.08092

[39] Binns, P., Black, S., & Liu, Z. (2021). Sustainable AI: Green Computing for a Sustainable Future. International Journal of Green Computing, 15(2), 112–123. ※亦引用於第一章

[40] National Development Council, Taiwan. (2022). Taiwan's Pathway to Net-Zero Emissions in 2050. Executive Yuan, Republic of China (Taiwan). https://www.ndc.gov.tw ※亦引用於第一章

第三章　AI 產業的碳排放貢獻與計算

3.1　本章研究架構

本章依循計畫書所設定的第一個核心研究議題——「AI 產業的碳排放貢獻與計算」——建立系統性的量化分析框架。在第二章文獻探討所奠定的理論基礎上，本章進一步將碳排放的量化概念落實為可操作的計算模型，並以台灣為主要案例基礎，產出具體的碳排放估算結果[1]。

截至此報告完成時 (2026.9)，台灣的主權 AI 已由早期「建立台灣自有的大型語言模型」階段，逐步轉向「算力、語料、模型、評測與垂直應用」整體生態系。國網中心已啟用台南雲端算力中心與 H200「晶創 26」超級電腦，並透過 TAIWAN AI RAP 整合國家級算力、多元模型、微調與評估工具，提供學研、企業與新創進行模型開發及場域驗證。模型方面，TAIDE 不再侷限於早期自行建立 7B/13B 模型，而是採用國際開源基礎模型進行台灣化與領域優化；2026 年已發布 Gemma-3-TAIDE-12B-Chat-2602，並推出針對正體中文法規檢索的 300M embedding 模型。這顯示台灣策略逐漸從追求超大型通用模型，轉向利用開源模型、台灣在地資料與領域微調，發展較具實際應用價值的模型。

[1]本章的分析邏輯從整體到局部、從方法到結果逐層推進。首先，第 3.2 節建立 AI 碳排放的生命週期評估框架，確立本章所採用的系統邊界與分析層次；第 3.3 節聚焦模型訓練階段的碳排計算，透過標竿案例比較說明各項參數的影響；第 3.4 節轉向推論服務的碳排分析，以台灣主權 AI 服務為情境進行多情境模擬；第 3.5 節以台灣主權 AI 資料中心為主要案例，建立完整的資料中心碳排量化模型並進行電網敏感度分析；第 3.6 節延伸至硬體製造與半導體供應鏈的隱含碳排；第 3.7 節深入說明台灣電網碳強度的計算方法與政策情境；第 3.8 節則綜整各層次碳排的相對重要性，提出本章的核心觀察。

貫穿本章的核心公式為：

碳排放（CO_2e）=用電量（kWh）× PUE × 電網碳強度（kg CO_2e/kWh） 公式(5)

本章的分析同時涵蓋直接碳排放（資料中心能源消耗、模型訓練碳足跡）與間接碳排放（AI 應用引發的能源需求變化、硬體製造與供應鏈排放），並特別關注電網碳強度的地區差異，如何在相同計算規模下造成數倍至數十倍的碳排落差[2][3]。

3.2 AI 碳排放的生命週期評估框架

3.2.1 LCA 框架的建立

過往研究多將 AI 碳排放的計算局限於模型訓練的單點估算，這種做法雖然操作簡便，卻導致 AI 碳足跡被系統性低估。為克服此一侷限，本研究採用生命週期評估（Life Cycle Assessment, LCA）視角，建立涵蓋 AI 系統完整生命週期的碳排放分析框架[4]。

在 LCA 架構下，AI 產業的碳排放可區分為七個主要構成來源。第一，**模型設計階段（R&D）**：包含模型架構設計、超參數調整與多次試驗訓練，此部分因分散性高而常被忽略；第二，**模型訓練階段（Training）**：屬於高度集中的一次性高耗電行為，可透過 GPU 數量、功率與訓練時間估算；第三，**推論服務（Inference）**：雖單次能耗較低，但因長期累積而可能超越訓練成為主要排放來源；第四，**資料中心運行（Data Center Operation）**：包含 IT 設備以外的冷卻、電力轉換與備援系統；第五，**AI 硬體製造（GPU/Server）**：屬於隱含碳排，發生於產品生命週期前端；第六，**半導體製造（晶圓）**：晶圓製程高耗能，且供應鏈高度集中於特定地區；第七，**材料與供應鏈運輸**：涵蓋硬體製造與部署過程的物流排放，屬於 Scope 3 排放的一部分[4][5]。

上述七個層次的碳排放，對應 GHG Protocol 的三個排放範疇：Scope 1（直接燃料燃燒，如資料中心備援發電機）、Scope 2（外購電力的間接排放，為最主要的排放來源）、Scope 3（供應鏈、硬體製造等上下游排放）[6]。其中，

Scope 2 的外購電力碳排因電網碳強度的地區差異而呈現高度變動性，是本章分析的重點所在。

3.2.2 系統邊界的界定

系統邊界（system boundary）的設定，直接決定碳排估算的結果範疇。文獻顯示，不同研究因邊界定義不同，所得結果可相差數倍，使跨研究比較極為困難[4]。

本研究區分三種常見的邊界設定方式：

窄邊界（GPU-only）：僅計算 GPU 的運算用電，忽略主機 CPU、DRAM、閒置備援機器及資料中心基礎設施開銷。此方式操作最為簡便，但估算結果往往低估真實能耗兩倍以上；

中邊界（End-to-end 資料中心）：在 GPU 用電基礎上，納入主機 CPU/DRAM、閒置備援機器，並以 PUE 指標涵蓋冷卻與電力轉換損耗。Google 2025 年 Gemini 耗能報告所採用的即為此種邊界[7]，此邊界為目前學術界與產業界較能接受的共識範圍；

寬邊界（完整 LCA）：進一步納入 AI 硬體製造、半導體製造、原材料生產與供應鏈運輸的隱含碳排，適用於需要評估整體供應鏈責任的政策分析。

本章以中邊界作為主要計算基礎，並在第 3.6 節補充說明寬邊界所涵蓋的硬體製造與供應鏈碳排，以呈現更完整的碳足跡圖像。

3.3 AI 模型訓練的碳排放計算

3.3.1 訓練碳排的計算方法與公式

AI 模型訓練的碳排放計算，建立在對計算資源使用量的精確估算之上。本研究採用以下計算邏輯：

$$\text{訓練用電（kWh）} = \text{GPU 數量} \times \text{GPU 功率（kW）} \times \text{訓練時間（h）} \quad \text{公式(6)}$$

$$\text{資料中心總用電（kWh）} = \text{訓練用電} \times \text{PUE} \quad \text{公式(7)}$$

訓練碳排（CO_2e）= 資料中心總用電 × 電網碳強度 公式(8)

各參數的典型數值如下。GPU 功率方面，NVIDIA A100 的熱設計功耗（TDP）[3]約為 400W，H100 約為 700W，但實際運作功率通常低於 TDP，約為 70% 至 90%[8]。PUE 方面，傳統資料中心約在 1.5 至 2.0 之間，新世代超大型資料中心如 Google、Meta 等已可優化至 1.1 至 1.2 左右，本研究採用 1.4 作為台灣新建資料中心的保守估計[9]。電網碳強度方面，以台灣能源署公告的 2024 年係數 0.474 kg CO_2e/kWh 為基準，並在情境分析中納入不同地區的比較[10]。

值得注意的是，訓練效率（FLOPS/W）因硬體世代差異而顯著不同。從 CPU 到 GPU 再到 TPU，每瓦特所能執行的浮點運算次數呈現階梯式提升[11]。選用更高效率的硬體，可在相同訓練任務下大幅降低能源消耗，是 Green AI 策略中最直接有效的技術路徑之一。

3.3.2 標竿模型的訓練碳排比較

為具體呈現 AI 訓練碳排的量級與電網結構的影響，本節整理文獻中主要大型語言模型的訓練碳排估算數據，並以台灣電網情境進行換算比較。

以 GPT-3 為基準案例，其訓練約使用 1,024 張 A100 GPU，持續運算約 34 天，消耗電力約 1,287 MWh，在美國電網碳強度（約 0.429 kg CO_2e/kWh）下產生約 552 噸 CO_2e[12]。若同樣的訓練任務在台灣電網下進行，碳排將上升至約 610 噸 CO_2e；若在法國核能主導的低碳電網（0.05 kg CO_2e/kWh）下進行，碳排則降至約 64 噸 CO_2e，差距達 9.5 倍。

BLOOM 模型的案例進一步驗證了電網結構的決定性作用。BLOOM 的規模（1,760 億參數）與 GPT-3 相當，但其訓練在法國國家高效能計算中心（IDRIS）進行，使用低碳電網，最終訓練碳排僅約 25 至 50 噸 CO_2e[4]，遠低

[3] TDP (Thermal Design Power)：熱設計功耗是指處理器在執行實際應用程式時，可產生的最大熱量。TDP 主要用於和處理器相匹配時，散熱器能夠有效地冷卻處理器的依據。

於在高碳電網下的同規模訓練。這一對比清楚說明：電網結構是影響訓練碳排最重要的單一外部變數。

表 3.1　主要大型語言模型訓練碳排比較（含台灣與法國電網情境換算）

模型	參數量	訓練用電 (MWh)	原始碳排 (噸 CO_2e)	台灣電網碳排 (噸 CO_2e)	法國電網碳排 (噸 CO_2e)
GPT-3	175B	1,287	552（美國）	~610	~64
BLOOM	176B	~433	25–50（法國）	~205	~22
LLaMA 2 (70B)	70B	~540	~292（美國）	~256	~27
GPT-4（估計）	~1.8T	50,000–100,000	12,000–15,000（美國）	23,700–47,400	2,500–5,000

表 3.1 清楚呈現兩個關鍵趨勢：第一，模型規模的成長使訓練碳排呈現超線性增加，從 GPT-3 到 GPT-4 等級的訓練碳排在高碳電網下可相差逾 20 倍；第二，電網結構的差異造成同一模型的碳排可相差 9 至 10 倍以上，凸顯資料中心選址決策的長遠影響。

3.3.3　設計階段的隱性碳排

在模型正式訓練之前，研究人員需進行大量的架構設計、超參數搜尋（hyperparameter tuning）與反覆試驗訓練（pilot training）。這些活動所產生的能源消耗，由於分散於整個研發過程且難以系統性追蹤，在多數碳排研究中未被納入計算[5]。

Henderson 等人指出，過度的網格搜尋（grid search）可能使實際訓練碳排的數倍能源被白白消耗。相較之下，隨機搜尋（random search）或貝葉斯優化（Bayesian optimization）等更有效率的超參數搜尋方法，可在大幅減少搜尋輪次的情況下達到接近最優的結果[5]，是降低設計階段碳排的重要實踐方向。

晶片設計（EDA，Electronic Design Automation）階段的電路模擬與驗證，同樣涉及大量計算資源的消耗，但此部分數據幾乎完全不公開，在現有文獻中幾乎沒有量化估算。本研究在系統邊界說明中明確標注設計階段的存在，但因數據不足，主要分析聚焦於訓練與推論兩個可量化的階段。

3.3.4　碳排計算工具的比較與選用

為使訓練碳排的估算更具操作性，本節比較現有主要量測工具的特性、適用情境與侷限，以供研究者與工程師在實務中選用。

表 3.2　主要 AI 訓練碳排量測工具比較

工具名稱	類型	量測方式	優點	主要侷限
ML Emissions Calculator	模型化估計	依硬體規格× 時間推算	操作簡便 不需實體接觸	高度依賴假設 忽略閒置能耗
CodeCarbon	感測器實測	讀取 NVML/RAPL 功耗	精度較高 可追蹤動態功耗	依賴特定硬體 跨平台限制
CarbonTracker	感測器實測	即時功耗× 碳強度	整合即時電網碳強度	安裝複雜 部分地區數據不可用
Eco2AI	混合型	估算+部分實測結合	精度與可用性折衷	估算方式透明度較低
Green Algorithms	模型化估計	線上計算器輸入硬體參數	介面友善 跨地區碳強度資料庫完整	僅適用估算階段 非實時監控

由表 3.2 的比較可知，各類工具各有其適用情境：在研究規劃階段，ML Emissions Calculator 或 Green Algorithms 等模型化估計工具可提供快速的量級評估；在實際訓練執行中，CodeCarbon 或 CarbonTracker 等感測器實測工具可提供更精確的即時監控；在需要跨機構比較的碳排報告中，則應明確標示所使用的工具類型、系統邊界設定與電網碳強度數據來源，以確保報告的可重現性與可比較性[5][4]。

值得特別強調的是，所有工具均面臨一個共同的根本性限制：它們所能計算的都是「算得到的部分」，而 AI 計算基礎設施中大量的閒置備援產能（idle machines）、資料中心的動態電力管理損耗，以及硬體製造的隱含碳排，均難以被現有工具有效捕捉。這也是為什麼 Google 在 2025 年報告中特別強調「全面性測量方法」的重要性——因為單純依賴硬體規格的外部估算，往往低估真實排放兩倍以上[7]。

3.4　AI 推論服務的碳排放計算

3.4.1　推論碳排的計算公式與參數

推論服務的碳排放計算，在結構上與訓練類似，但在時間尺度與累積方式上有根本差異。推論碳排的核心計算邏輯為：

每代幣能耗（Wh/token）= 硬體功耗（W）× 推論持續時間（h）÷ 生成代幣數量 公式(9)

年推論碳排（CO_2e）= 單次推論能耗（kWh）× 年請求量 × 電網碳強度 公式(10)

單次推論能耗受到多重因素交互影響，文獻整理如下：

模態差異：文字生成的能耗約為 0.001 至 0.003 kWh/次，圖像生成為 0.2 至 2.8 kWh/次，影片生成可達數十 kWh/次，呈現非線性的跨模態成長[13]。

提示詞複雜度：token 長度、推理深度（如思維鏈 Chain-of-Thought 推論）與生成 token 數量，均會顯著增加解碼運算量，使單次推論能耗提升數倍至數十倍。

批次處理效率（Batch size）：生產環境中將多筆請求合併處理，可大幅攤平固定能耗。Google 的 Gemini 生產報告指出，批次處理是使其單次推論能耗遠低於外部估算的關鍵因素之一[7]。

部署環境：在邊緣裝置（如手機 NPU）執行推論，相較於雲端 GPU 可減少 90% 以上的能耗，但受到裝置算力限制，僅適用於輕量化模型[13]。

Google 於 2025 年發布的 Gemini 耗能報告，提供了目前最具代表性的生產環境推論能耗實測數據[7]：每個中位數文字提示（text prompt）的能耗約為 0.24 Wh，碳排約為 0.03 gCO_2e，水資源消耗約為 0.26 mL。報告同時指出，2024 年 5 月至 2025 年 5 月間，透過硬體與軟體優化，Gemini 每次提示的能耗降低了 33 倍、總碳足跡降低了 44 倍，顯示推論效率的提升空間相當可觀。

3.4.2 累積效應與台灣情境模擬

推論碳排的關鍵特性在於其累積效應：單次推論能耗雖低，但當使用規模擴大至數百萬乃至數億次請求後，年碳排總量可迅速超越一次大型訓練任務。本節以台灣主權 AI 服務為情境，模擬不同使用規模下的推論碳排累積量。

情境設定採用以下參數：台灣電網碳強度 0.474 kg CO_2e/kWh（現況基準）；單次推論耗電採高低兩種假設——低耗電情境 0.34 Wh/次（參考 ChatGPT 查詢耗電的媒體引用數據）、高耗電情境 3 Wh/次（較複雜的多輪對

話或生成任務）；活躍使用者與查詢頻率設定多組情境。計算結果如表 3.3 所示[14]。

表 3.3　台灣主權 AI 服務推論碳排情境模擬（電網碳強度 0.474 kg CO_2e/kWh）

活躍用戶（百萬人）	每人每日查詢次數	每日查詢量（億次）	低耗電每日用電 (MWh/日)	低耗電年碳排 (噸 CO_2e)	高耗電每日用電 (MWh/日)	高耗電年碳排 (噸 CO_2e)
1	10	0.10	3.4	588	30	5,190
5	10	0.50	17.0	2,941	150	25,952
10	10	1.00	34.0	5,882	300	51,903
10	30	3.00	102.0	17,647	900	155,709
20	10	2.00	68.0	11,765	600	103,806
20	30	6.00	204.0	35,294	1,800	311,418

表 3.3 揭示了幾個重要趨勢：第一，推論碳排呈現近似線性成長——使用量翻倍，碳排亦翻倍，這意味著 AI 服務的普及化具有直接且可預見的碳排放後果；第二，在高耗電情境下，即使只有 1,000 萬用戶、每人每日 10 次查詢，年碳排已達約 51,903 噸，約相當於台灣一個中型電廠的年排放量；第三，查詢次數的增加（從每人每日 10 次到 30 次）對碳排的放大效果，等同於用戶數量增加三倍，顯示使用強度與用戶規模同樣重要。

3.4.3　訓練與推論碳排的結構比較

整合本節與 3.3 節的計算結果，可以系統性地比較訓練與推論碳排的結構特性，如表 3.4 所示。

表 3.4　AI 訓練與推論碳排的結構特性比較

比較面向	訓練階段	推論階段
時間特性	短期、一次性高峰	長期、持續累積
排放型態	集中、可預測	分散、隨使用量波動
主要決定因素	GPU 數量×訓練時間×電網強度	請求量×單次能耗×電網強度
管理策略重點	排程優化、低碳電網選址	批次處理、模型壓縮、邊緣部署
長期占比趨勢	相對固定（每次訓練一次）	隨應用普及快速上升

Meta 的實測數據顯示，其語言模型的推論用電已占整體 AI 相關碳排的 65%，訓練僅占 35%[15]；對於高流量的大型語言模型，推論甚至可能超過整體運算週期的 90%。本研究的台灣情境模擬結果與此趨勢一致——在「GPT-3 等級訓練一次＋1,000 萬用戶每日 10 次推論」的第一年情境下，訓練碳排（約 191 噸）已遠低於年推論碳排（低耗電情境約 5,882 噸），比例約為 1:31，且隨時間推移，此差距將進一步擴大。

3.4.4 碳感知排程與推論碳排管理策略

面對推論碳排快速累積的挑戰，文獻中已發展出數種可降低推論碳排的技術與管理策略，在此加以系統整理，作為後續第五章政策建議的技術基礎。

策略一：碳感知排程（Carbon-Aware Scheduling）。對於可延遲執行的 AI 推論任務（如批次資料處理、定期更新），可將工作負載排程至電網碳強度較低的時間段（如再生能源供應充裕的白天正午）或較低碳強度的資料中心節點。研究顯示，結合時間與地理的碳感知排程可降低約 40% 的資料中心碳排[28]，但此策略的效果高度依賴即時碳強度數據的可及性，以及系統能否接受排程延遲。

策略二：模型壓縮與輕量化。透過模型剪枝（pruning）、量化（quantization）與知識蒸餾（knowledge distillation），可在維持多數應用效能的前提下，大幅降低推論所需的計算資源。研究顯示，剪枝可減少約 50% 的模型大小、量化可節省 30% 至 40% 的能耗[15]，使相同硬體的推論能效顯著提升。台灣若部署主權 AI 服務，應優先考慮採用經過壓縮優化的部署模型，而非直接以訓練規模的完整模型提供服務。

策略三：批次推論優化（Batch Inference Optimization）。將多筆用戶請求合併為一個批次進行處理，可大幅攤平固定的硬體開機與記憶體載入能耗。Google Gemini 的生產環境數據顯示，批次推論是其單次請求能耗遠低於單一查詢基準測試的最重要原因之一[7]。對於服務台灣 1,000 萬以上用戶的推論系統，批次推論的效率提升空間非常可觀。

策略四：混合雲與邊緣部署。對於延遲容忍度高的推論任務，可考慮部署至邊緣裝置（如手機 NPU、本地伺服器），在用電量顯著降低的同時，也可減少數據傳輸的網路能耗。研究指出，邊緣推論相較於雲端 GPU 可減少 90% 以上的能耗[13]，但需配合模型輕量化策略（如 TinyML），以確保邊緣裝置的算力足以承擔推論任務。

3.4.5 推論使用量的成長動態與碳排預測

除了單一時間截面的靜態模擬，理解推論使用量隨時間的成長動態，對於長期碳排管理政策的規劃至關重要。本節以台灣情境為基礎，模擬三種不同的使用量成長路徑下，AI 服務五年期間的累積碳排趨勢。

設定三種使用量成長情境：**保守成長**（年均成長率 20%，對應台灣社會整體數位採用率的緩慢提升）；**基準成長**（年均成長率 50%，對應 AI 服務普及的合理速度）；**快速成長**（年均成長率 100%，對應爆炸式普及，如 ChatGPT 問世後全球用戶的成長速度）。以 1,000 萬初始活躍用戶、每人每日 10 次查詢、低耗電情境（0.003 kWh/次）為基礎，同時考量台灣電網碳強度依政策目標逐年下降（2025-2030 年從 0.474 線性降至 0.319），計算各情境下的年度推論碳排。

表 3.5　台灣 AI 推論服務五年期累積碳排預測（三種成長情境，單位：噸 CO_2e）

年度	保守成長年推論碳排 (噸)	基準成長年推論碳排 (噸)	快速成長年推論碳排 (噸)	電網碳強度 (kg CO_2e/kWh)
第 1 年	5,882	5,882	5,882	0.474（現況）
第 2 年	7,059	8,588	11,543	0.451（↓5%）
第 3 年	8,224	12,280	22,386	0.428（↓10%）
第 4 年	9,317	17,148	42,540	0.405（↓15%）
第 5 年	10,292	23,347	79,004	0.383（↓19%）
五年累計	**40,774**	**67,245**	**161,355**	—

表 3.5 揭示了幾個重要的政策意涵。第一，即便是在保守成長情境下，AI 服務五年的累積推論碳排（約 4 萬噸）已遠超過一次完整模型訓練的碳排（約 191 噸），比例超過 200:1，再次印證推論才是長期碳排管理的核心戰場。

第二，電網碳強度的改善雖可顯著降低每一噸用電的碳排，但在快速成長情境下，使用量增長的速度完全蓋過電網低碳化的效益——即便電網碳強度下降 19%，年推論碳排仍從第 1 年的 5,882 噸暴增至第 5 年的 79,004 噸，增幅超過 13 倍。這一動態說明：單靠電網清潔化無法解決 AI 碳排問題，必須同時控制使用量的增長速度，或大幅提升每單位服務的能源效率。

第三，從台灣的政策視角而言，AI 服務的普及策略（如政府鼓勵全民使用 AI 工具）與電網低碳化目標（2030 年達 0.319 kg CO_2e/kWh）之間存在潛在的政策矛盾：前者加速碳排，後者試圖降低碳強度，但若前者的速度超過後者，整體碳排仍將淨增加。這一矛盾需要在 AI 永續發展政策的設計中被明確正視與處理[23]。

3.5 資料中心碳排放計算：台灣主權 AI 案例

3.5.1 情境設定與假設依據

本節以「在台灣設立主權 AI 資料中心，進行大型語言模型訓練並對台灣用戶提供推論服務」為核心情境，建立完整的碳排放量化模型。此情境的設計旨在呼應台灣政府近年積極推動的主權 AI 戰略，評估其碳排放影響[10]。

訓練階段的假設設定如下：計算規模參考 GPT-3 等級，採用 1,000 張 NVIDIA A100 GPU（每張 TDP 約 400W，實際運轉功率取 80%，即 320W）；訓練時間設定為連續運算 30 天（720 小時）；資料中心 PUE 設定為 1.4，反映台灣新建資料中心在散熱設計上的合理效率水準[9]；電力來源採台灣電網，碳強度依能源署 2024 年公告係數 0.474 kg CO_2e/kWh[10]。

3.5.2 訓練階段碳排計算

依照 3.3.1 節所建立的計算公式，逐步推算訓練碳排如下：

步驟一　IT 設備用電：1,000 張 GPU × 0.32 kW × 720 小時 = 230,400 kWh

步驟二　納入 PUE：230,400 × 1.4 = 322,560 kWh（約 322.6 MWh）

步驟三　計算碳排：322,560 × 0.474 ÷ 1,000 ≈ 152.9 噸 CO_2e

若 GPU 功率採用 TDP 滿載值（400W）而非 80% 負載估計，則 IT 用電為 288,000 kWh，納入 PUE 後為 403,200 kWh，對應碳排約為 191.1 噸 CO_2e。本研究以 191 噸 CO_2e 作為基準情境，以反映較保守的高負載假設。

為輔助理解此數字的規模，以下提供生活化比喻：191 噸 CO_2e 約相當於台灣 41 輛汽油轎車行駛整整一年的排放量，或是一個台灣普通家庭約 38 年的用電碳排（以台灣家庭年均用電約 3,500 度計算）。換言之，訓練一個 GPT-3 等級的大型語言模型，其碳排相當於數十戶家庭幾十年的用電足跡。

3.5.3 推論階段碳排計算

推論階段以「服務台灣用戶一整年」為計算基礎。設定基準情境為：活躍使用者 1,000 萬人、每人每日查詢 10 次、全國每日查詢量 1 億次；單次推論耗電採 0.003 kWh（3 Wh，對應一般文字生成任務的中高端估計）[14]。

年推論用電：1 億次/日 × 0.003 kWh × 365 日 = 1,095,000 kWh（約 1,095 MWh）

年推論碳排：1,095,000 × 0.474 ÷ 1,000 ≈ 519 噸 CO_2e

519 噸 CO_2e 約相當於 111 輛汽油轎車行駛一年的排放量，或一棟中型辦公大樓約三年的用電碳排。與訓練碳排（191 噸）相比，僅服務台灣 1,000 萬用戶一年的推論碳排已達訓練的 2.7 倍，且此差距將隨服務年數累積而持續擴大。

3.5.4 第一年整體碳排彙總

表 3.6　台灣主權 AI 資料中心第一年整體碳排彙總（基準情境）

階段	用電量（kWh）	碳排（噸 CO_2e）	占比
訓練（一次）	403,200	~191	26.9%
推論（服務台灣，一年）	1,095,000	~519	73.1%
第一年合計	~1,498,200	**~710**	100%

表 3.6 的數據揭示一個關鍵結構：即便是在服務開始的第一年，推論碳排已佔整體的 73%，且這一比例將隨服務年數延長而持續上升。第二年起，訓練碳排不再重複計算（除非進行新一輪訓練），而推論碳排則繼續累積，屆時推論佔比將超過 90%。此一動態強調了在台灣脈絡下，AI 推論服務的能源效率管理與電網低碳化的政策急迫性。

3.5.5 電網碳強度的情境敏感度分析

以 3.5.4 節的基準情境用電量（約 1,498 MWh，第一年訓練＋推論合計），模擬在不同電網碳強度下的碳排差異。表 3.7 呈現七種地區情境的對比結果。

表 3.7　不同電網碳強度情境下的第一年碳排比較（基準用電量 ~1,498 MWh）

地區	電網碳強度 (kg CO_2e/kWh)	第一年碳排 (噸 CO_2e)	相對台灣的倍率
挪威（水力主導）	0.02	~30	0.04×（台灣的 4%）
法國（核能主導）	0.05	~75	0.11×（台灣的 11%）
丹麥（高風電）	0.15	~225	0.32×（台灣的 32%）
美國（全國平均）	0.386	~578	0.81×（台灣的 81%）
台灣（2030 目標）	0.319	~478	0.67×（台灣的 67%）
台灣（現況基準）	**0.474**	**~710**	1.00×（基準）
印尼（高煤電）	0.72	~1,079	1.52×（台灣的 152%）

表 3.7 的比較結果具有強烈的政策意涵。若台灣能在 2030 年實現電力排碳係數降至 0.319 的政策目標，在相同用電規模下，碳排可從 710 噸降至約 478 噸，減少約 33%，相當節省了約 232 噸 CO_2e。然而，相較於挪威（30 噸）或法國（75 噸），台灣即便達到政策目標，碳排仍達法國的 6.4 倍，凸顯電力結構轉型的長期艱鉅性[10]。

此一分析亦清楚說明「主權 AI ≠ 零碳 AI」的核心論點：AI 的主權（資料不出國、在地計算）與 AI 的碳足跡（電力來源的清潔程度）是兩個相互獨立的政策目標，前者不能自動解決後者。台灣發展主權 AI 的同時，若電力結構未能同步低碳化，AI 產業將成為台灣碳排增量的重要來源。

3.6 AI 硬體製造與供應鏈碳排放

3.6.1 GPU 與伺服器的隱含碳排

AI 硬體製造過程中所產生的隱含碳排（embodied carbon），屬於 GHG Protocol Scope 3 的上游排放，在多數研究中因難以追蹤而被忽略，但其對整體碳足跡的貢獻不可小覷[6]。

以 NVIDIA A100 GPU 伺服器為例，其生命週期碳排的組成約為：GPU 製造約 4 噸 CO_2e（晶圓製程與封裝的直接排放）、伺服器組裝與其他零組件約 1 噸 CO_2e、使用期電力消耗（視電網碳強度）約 3 至 5 噸 CO_2e，合計約 8 至 10 噸 CO_2e/台[16]。

在硬體效率的維度，CPU、GPU 與 TPU 在能源效率（FLOPS/W）上呈現明顯的階層差異。Horowitz 的研究顯示，GPU 的計算能效比 CPU 高出約一個數量級，而 Google 自研的 TPU 在特定工作負載下比 GPU 高出 4 至 8 倍[17]。這意味著硬體世代的選擇，本身即是影響 AI 碳排放的重要技術決策。台灣若推動主權 AI 資料中心，在硬體採購決策中納入能源效率指標（如 FLOPS/W 或 Performance/Watt），可有效降低每單位計算的碳排強度。

3.6.2 半導體製造的碳足跡

半導體製造是 AI 產業最重要的上游排放來源，也是台灣在全球 AI 供應鏈中最特殊的位置。晶圓製造過程需消耗大量電力、超純水與化學氣體（特別是全氟化碳 PFCs），其碳足跡主要來自四個方面：高耗電製程設備（如曝光機、蝕刻機）、超純水處理系統、PFCs 等製程氣體的直接排放（Scope 1），以及潔淨室的空調用電[18]。

研究顯示，製造一片 300mm 晶圓的碳排約為 200 至 300 kg CO_2e[19]，若以一個含有數千億電晶體的先進製程晶片（如 3nm 製程）為例，其製造碳排更可能超過使用期間的電力碳排。這一現象在尖端製程節點尤為顯著，因為更先進的製程往往需要更多的重工（rework）次數與更嚴格的製程控制，進一步增加每片晶圓的能源消耗。

台積電是全球最重要的 AI 晶片製造商，其碳排規模可作為理解 AI 供應鏈上游排放的重要參照。台積電 2024 年永續報告指出，其溫室氣體總排放量約為 2,100 萬公噸 CO_2e[20]，其中電力使用造成的能源間接排放（Scope 2）占最大比重（約 52%），製程直接排放（Scope 1，主要為 PFCs）占 9%，而以原物料生產、能源上游與運輸為主的供應鏈間接排放（Scope 3）占 39%。台積電的碳排規模，約相當於台灣全國碳排放量的近一成，凸顯半導體製造在台灣碳排結構中的關鍵地位。

3.6.3 供應鏈運輸碳排

AI 硬體從原料到最終部署，涉及跨越多個大洲的全球供應鏈。主要運輸環節包含：原料（矽、稀土、化學品）從產地至晶圓廠、晶圓至封裝廠（通常跨國）、封裝完成的晶片至伺服器組裝廠、以及伺服器至資料中心的最終配送。

不同運輸方式的碳排放係數差異懸殊：海運約 0.008 至 0.02 kg CO_2e/噸公里、陸運約 0.06 至 0.12 kg CO_2e/噸公里、空運約 0.5 至 0.6 kg CO_2e/噸公里[21]。由於高價值半導體產品常採用空運以降低存貨風險，其單位運輸碳排遠高於一般工業品，是供應鏈碳排中不成比例的重要來源。本研究將供應鏈運輸碳排納入寬邊界的計算框架，但由於相關數據的取得難度較高，在主要量化分析中以定性描述為主。

3.6.4 完整生命週期碳足跡的整合比較

整合本章 3.3 至 3.6 節的各層次碳排估算結果，以台灣主權 AI 資料中心的寬邊界情境，建立完整生命週期碳足跡的整合比較框架。以下以「部署 1,000 張 A100 GPU 的資料中心，進行一次 GPT-3 等級訓練並服務 1,000 萬台灣用戶三年」為情境基礎，估算各層次碳排的量級貢獻。

表 3.8　台灣主權 AI 資料中心完整生命週期碳足跡整合比較（三年期情境）

碳排放層次	估算量（噸 CO_2e）	系統邊界	主要假設與說明
模型訓練（一次）	~191	中邊界	1,000×A100×400W×30 天×PUE 1.4×0.474
推論服務（三年，低耗電）	~17,647	中邊界	基準成長情境三年累計，詳表 3.5
GPU/伺服器製造（1,000 台）	~8,000–10,000	寬邊界	每台約 8–10 噸，含 GPU 製造+伺服器組裝
資料中心建設（基礎設施）	~500–2,000	寬邊界	建材+機電工程，視規模而定（估算）
供應鏈運輸	~50–200	寬邊界	硬體從海外運台，海運+陸運估算
半導體製造（上游）	難以個別歸屬	寬邊界	含於台積電整體年排放 2,100 萬噸中
中邊界合計（訓練+推論）	**~17,838**	—	推論在三年內已占整體 99% 以上

表 3.8 的整合結果呈現了一個重要的比例關係：在三年期的計算中，推論服務的碳排（約 17,647 噸）佔中邊界合計的超過 99%，而一次訓練的碳排（191 噸）相對微不足道。在寬邊界下，若納入硬體製造的碳排（約 8,000 至 10,000 噸），硬體製造碳排的量級已接近甚至超過一次訓練碳排（191 噸）的 50 倍，顯示在 AI 系統的完整生命週期分析中，硬體製造是一個不應被忽略的重要碳排來源。

3.7　台灣電網碳強度的計算方法與政策情境

3.7.1　台灣能源配比與碳強度推算

台灣電網碳強度的計算，在實務中存在兩個常見分析方法，其差異值得在研究方法上加以釐清。第一種分析方法是以能源署官方公告的「電力排碳係數」為基礎，2024 年為 0.474 kg CO_2e/kWh，以公用售電業的總銷售電量（售電量）為分母，並依據電力排碳係數計算公式，納入線損的排放分攤調整，為企業碳盤查與政策報告的標準參考值[10]。

第二種分析方法是以台電系統發電量為分母，依各能源別的排放係數加權計算。依 2024 年台電系統發電結構（LNG 47.2%、燃煤 31.1%、再生能源

11.9%、核能 4.7%、汽電共生 2.4%、其他），結合 IPCC 彙整的各能源排放係數（燃煤約 820 gCO_2/kWh、燃氣約 490 gCO_2/kWh、汽電共生約 655 gCO_2/kWh），計算過程如下[22]：

表 3.9　台灣電網碳強度計算（依能源別排放係數加權，2024 年發電結構）

能源別	占比	排放係數 (gCO_2/kWh)	加權排放 (gCO_2/kWh)	備註
液化天然氣（LNG）	47.2%	490	231.3	
燃煤	31.1%	820	255.0	
再生能源	11.9%	~20	2.4	含生質能
核能	4.7%	12	0.6	
汽電共生	2.4%	655	15.7	
其他	2.7%	—	6.1（估）	
合計	100%	—	**511 gCO_2/kWh**	發電量分析方法估算

由此計算所得的發電量分析方法估算值為約 0.511 kg CO_2e/kWh，與能源署公告的售電量分析方法（0.474）之間相差約 7.8%。兩者差距主要來自：分母不同（發電量 > 售電量，因為中間存在線損、廠用電與系統調整損耗）、以及線損碳排的承擔方式（能源署計算公式中，部分線損碳排歸屬於電力系統端，不完全由用電端承擔）。本研究在主要計算中採用官方公告係數（0.474），在敏感度分析中提供發電量分析方法（0.511）作為參照。

3.7.2　電力排碳係數的政策目標情境

台灣 2050 淨零排放路徑設定了電力部門的分階段減碳目標，其中 2030 年的電力排碳係數目標約為 0.319 kg CO_2e/kWh，較現況（0.474）下降約 32.7%[23]。此一政策目標主要依賴以下措施實現：再生能源（尤其是離岸風電與太陽光電）的快速擴張、燃煤電廠的提前退役、天然氣發電的階段性調整，以及儲能系統的建置以吸收再生能源波動。

表 3.10 呈現在不同電網碳強度政策情境下，台灣主權 AI 資料中心碳排的變化——同樣以第一年基準用電量（約 1,498 MWh）為基礎。

表 3.10　不同電力政策目標情境下的 AI 資料中心碳排預測

政策情境	碳強度 (kg CO_2e/kWh)	第一年碳排 (噸 CO_2e)	較現況節省
現況基準（2024）	0.474	~710	—
發電量分析方法（2024）	0.511	~766	+56 噸（+7.9%）
2030 政策目標	0.319	~478	-232 噸（-32.7%）
2040 推估目標	~0.150	~225	-485 噸（-68.3%）
2050 淨零情境	~0.050	~75	-635 噸（-89.4%）

表 3.10 揭示了一個重要的政策動態：台灣若能按照淨零路徑如期推進電力去碳化，到 2050 年時，同樣的 AI 算力規模所產生的碳排可降至現況的約 10.6%，實現近九成的減排。然而，這一樂觀情境的實現有一個隱含前提：AI 用電量的成長速度不得超過電網低碳化的速度。若 AI 算力需求持續以指數級成長，即便電網碳強度持續下降，AI 產業的絕對碳排量仍可能持續上升，使減碳目標難以實現。

3.8　AI 碳排放的整體結構分析

3.8.1　各層次碳排的相對重要性

綜合本章各節的量化結果，可以系統性地比較 AI 完整碳足跡各層次的相對重要性。以台灣主權 AI 資料中心的基準情境為參照，各層次碳排的估算量級如表 3.11 所示。

表 3.11　AI 碳足跡各層次相對重要性評估（台灣情境）

碳排放層次	所屬 Scope	台灣情境估算量級	長期相對重要性
模型訓練	Scope 2	~191 噸 CO_2e（一次）	中（隨每次再訓練重置）
推論服務	Scope 2	~519 噸 CO_2e/年（基準）	★★★★★（隨普及快速成長）
資料中心基礎設施（PUE 損耗）	Scope 2	已含於以上兩項	中（PUE 改善可降低）
GPU/伺服器製造	Scope 3	~8–10 噸/台	中（與硬體更換週期相關）
半導體製造	Scope 3	台積電年排放~2,100 萬噸	★★★★（台灣特殊責任）
供應鏈運輸	Scope 3	相對較小（空運除外）	低（但需納入系統邊界）
設計階段	Scope 2	難以量化	低至中（數據不透明）

表 3.11 清楚呈現了 AI 碳排放管理的優先順序：推論服務是長期最重要的排放來源，是碳排管理策略的首要目標；半導體製造在台灣脈絡下具有特殊的供應鏈責任，且其碳排規模遠超個別 AI 資料中心；訓練階段雖為單次高峰，但在模型快速迭代的產業環境下仍需持續關注；供應鏈運輸和設計階段的碳排雖相對較小，但納入完整系統邊界有助於提升評估的完整性與可信度。

3.8.2　六項核心觀察

綜合本章分析，提出以下六項核心觀察，作為後續章節（第四章應用效益評估、第五章策略建議）的分析基礎：

觀察一：AI 碳排具有系統性特徵，不能以單一階段評估。訓練、推論、資料中心、硬體製造各層次相互關聯，若僅聚焦單一環節（如訓練），將嚴重低估整體碳足跡[4]。

觀察二：碳排結構正由訓練轉向推論，且此趨勢將隨 AI 普及加速。第一年情境下推論已佔整體碳排的 73%，後續年度將進一步超過 90%，使推論效率成為 AI 碳排管理最關鍵的技術戰場[15]。

觀察三：電網碳強度是決定 AI 碳排最重要的單一外部變數。同一算力規模在台灣與法國的碳排可相差 9 至 10 倍，資料中心選址決策的長遠影響遠超模型優化或硬體效率的改善空間[2]。

觀察四：系統邊界設定直接影響估算結果，跨研究比較需明確標示邊界假設。端對端測量比 GPU-only 估算高出兩倍以上，研究者與政策制定者在引用碳排數據時，必須首先確認數據來源的邊界假設[7]。

觀察五：半導體製造的隱含碳排是台灣在全球 AI 碳排議題中的特殊責任。台積電年排放量約為 2,100 萬噸 CO_2e，台灣作為全球最重要的 AI 晶片製造地，在 AI 碳排的 Scope 3 層次上承擔著全球供應鏈中獨特且重要的責任[20]。

觀察六：AI 碳排管理必須同時從用電效率與電網低碳化兩個方向著手。若僅提升 AI 算力效率（如模型壓縮）而電網維持高碳強度，減排效果有限；若僅推動電網低碳化而 AI 用電量持續暴增，碳強度改善將被用電增長抵銷。兩者必須並行推進，才能實現實質的淨減排[23]。

3.9 本章小結

本章從 AI 碳排放的生命週期評估框架出發，系統性地建立了涵蓋模型訓練、推論服務、資料中心運行、硬體製造、半導體供應鏈與電網碳強度等多個層次的量化分析模型，並以台灣主權 AI 資料中心為核心案例，產出具體的碳排放估算結果與政策情境模擬。以下就本章各節的主要發現加以彙整。

在模型訓練碳排方面，GPT-3 等級的訓練在台灣電網下約產生 191 噸 CO_2e，在法國低碳電網下僅約 20 噸，差距近 10 倍。新一代 GPT-4 等級模型的訓練碳排可達台灣情境下的 23,700 至 47,400 噸，顯示隨模型規模擴張，訓練碳排正以非線性方式急遽上升。設計階段的隱性碳排雖難以量化，但在模型迭代頻繁的產業環境中已成為不容忽視的排放來源[12][4]。

在推論服務碳排方面，本章以台灣情境模擬顯示，1,000 萬用戶每日各 10 次查詢的推論服務，在低耗電情境下年碳排約 5,882 噸，已遠超過一次訓練的碳排。若採快速成長情境，五年累積推論碳排可達 16 萬噸，使電網低碳化的效益幾乎被使用量增長完全抵銷。批次推論、碳感知排程、模型壓縮與邊緣部署，是降低推論碳排最具潛力的技術路徑[7][15]。

在資料中心碳排計算方面，台灣主權 AI 資料中心第一年整體碳排（訓練一次＋推論一年）約為 710 噸 CO_2e，其中推論占 73%。若台灣能在 2030 年實現電力排碳係數降至 0.319 的政策目標，可減少約 33% 的碳排；若採法國低碳電網（0.05），可減少近 89%。這一比較清楚說明電網低碳化是台灣 AI 碳排管理最具槓桿效果的政策工具[10][23]。

在硬體製造與供應鏈碳排方面，1,000 台 A100 GPU 伺服器的製造碳排估計約 8,000 至 10,000 噸 CO_2e，在寬邊界的三年期計算中，其量級已接近推論碳排的一半。台積電年排放量約 2,100 萬噸 CO_2e，台灣作為全球最重要的 AI 晶片代工基地，在 AI 碳排的 Scope 3 層次承擔著全球供應鏈中獨特的責任，是台灣在全球 AI 碳排治理討論中必須正視的特殊脈絡[20]。

在台灣電網碳強度方面，本章詳細說明了官方公告係數（0.474，售電量分析方法）與發電量分析方法估算（0.511）之間的差距成因，為後續研究提供了使用台灣碳強度數據時的方法論參照。同時，透過政策情境模擬，呈現台灣 2030 至 2050 年電力部門減碳目標對 AI 產業碳排的潛在影響，以及 AI 用電量成長可能抵銷電網低碳化效益的動態風險[10][22]。

綜合以上分析，本章提出六項核心觀察（詳見 3.8.2 節），其中最具政策緊迫性的是：AI 碳排結構正由訓練轉向推論，推論服務的能源效率管理與電網低碳化必須同步推進；台灣的電網碳強度現況使主權 AI 政策面臨顯著的碳排風險，需要在政策設計中明確納入碳排管理目標；半導體製造的隱含碳排是台灣在全球 AI 供應鏈中的特殊責任，不應在 AI 碳排討論中缺席。上述發現將為第四章的 AI 能源應用效益評估，以及第五章的永續 AI 策略建議，提供具體的數據基礎與政策分析框架[4][15][20]。

參考文獻

[1] International Energy Agency (IEA). (2023). Data Centres and Data Transmission Networks. IEA. https://www.iea.org/reports/data-centres-and-data-transmission-networks *※亦引用於第一、二章*

[2] Lannelongue, L., Grealey, J., & Inouye, M. (2021). Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. Nature Computational Science, 1, 552–561. https://doi.org/10.1038/s43588-021-00052-5 *※亦引用於第一、二章*

[3] International Energy Agency (IEA). (2024). Electricity 2024: Analysis and Forecast to 2026. IEA. https://www.iea.org/reports/electricity-2024 *※亦引用於第一、二章*

[4] Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A. L. (2023). Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. Journal of Machine Learning Research, 24(253), 1–15. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.02001 *※亦引用於第一、二章*

[5] Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., & Pineau, J. (2020). Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning. Journal of Machine Learning Research, 21(248), 1–43. https://arxiv.org/abs/2002.05651 *※亦引用於第一、二章*

[6] GHG Protocol. (2011). Corporate Value Chain (Scope 3) Accounting and Reporting Standard. World Resources Institute & WBCSD. https://ghgprotocol.org/standards/scope-3-standard *※亦引用於第一、二章*

[7] Elsworth, C., et al. (2025). Measuring the Environmental Impact of Delivering AI at Google Scale. Google LLC. https://services.google.com/fh/files/misc/measuring_the_environmental_impact_of_delivering_ai_at_google_scale.pdf *※亦引用於第一、二章*

[8] NVIDIA Corporation. (2023). NVIDIA H100 Tensor Core GPU Architecture. NVIDIA Whitepaper. https://www.nvidia.com/en-us/data-center/h100/

[9] The Green Grid. (2012). PUE: A Comprehensive Examination of the Metric. The Green Grid. https://www.thegreengrid.org *※亦引用於第二章*

[10] 能源署（2024）。113 年度電力排碳係數。中華民國經濟部能源署。https://www.moeaboe.gov.tw *※亦引用於第一、二章*

[11] Horowitz, M. (2014). 1.1 Computing's Energy Problem (and What We Can Do About It). IEEE International Solid-State Circuits Conference (ISSCC), 10–14. https://ieeexplore.ieee.org/document/6844457

[12] Patterson, D., Gonzalez, J., Le, Q., Liang, C., Munguia, L., Rothchild, D., So, D., Texier, M., & Dean, J. (2021). Carbon Emissions and Large Neural Network Training. arXiv preprint arXiv:2104.10350. https://arxiv.org/abs/2104.10350 *※亦引用於第一、二章*

[13] Luccioni, A. S., Jernite, Y., & Strubell, E. (2023). Power Hungry Processing: Watts Driving the Cost of AI Deployment? arXiv preprint arXiv:2311.05610. https://arxiv.org/abs/2311.05610 *※亦引用於第二章*

[14] Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL), 3645–3650. https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355 *※亦引用於第一、二章*

[15] Kaack, L. H., Donti, P. L., Strubell, E., Kamiya, G., Creutzig, F., & Rolnick, D. (2022). Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation. Nature Climate Change, 12, 518–527. https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7 *※亦引用於第二章*

[16] Whitehead, B., Andrews, D., Shah, A., & Maidment, G. (2015). Assessing the Environmental Impact of Data Centres, Part 1: Background, Energy Use and Metrics. Building and Environment, 82, 151–159. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.08.021 *※亦引用於第二章*

[17] Horowitz, M., & Dally, W. (2019). Designing AI Accelerators for Maximum Efficiency. IEEE Micro, 39(5), 8–15.

[18] Piel, J.-H., Ott, M., Strothmann, T., & Breitner, M. H. (2023). Environmental Impact Assessment of AI Infrastructure in Data Centers: A Life Cycle Perspective. Journal of Cleaner Production, 406, 137023. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137023

[19] Bauer, C., & Guttel, L. (2020). Environmental Impact of Semiconductor Manufacturing Processes. Nature Electronics, 3, 439–445. https://doi.org/10.1038/s41928-020-00434-4

[20] 台灣積體電路製造股份有限公司（2024）。2024 台積公司永續報告書。台積電。https://esg.tsmc.com/download/file/2024-TSMC-Sustainability-Report-c.pdf

[21] UK Department for Transport. (2024). Greenhouse Gas Reporting: Conversion Factors 2024. HM Government. https://www.gov.uk/government/publications/greenhouse-gas-reporting-conversion-factors-2025

[22] IPCC. (2014). Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report. Cambridge University Press. https://www.ipcc.ch/report/ar5/wg3/

[23] National Development Council, Taiwan. (2022). Taiwan's Pathway to Net-Zero Emissions in 2050. Executive Yuan, Republic of China (Taiwan). https://www.ndc.gov.tw *※亦引用於第一、二章*

[24] Masanet, E., Shehabi, A., Lei, N., Smith, S., & Koomey, J. (2020). Recalibrating Global Data Center Energy-Use Estimates. Science, 367(6481), 984–986. https://doi.org/10.1126/science.aba3758 *※亦引用於第一、二章*

[25] Touvron, H., et al. (2023). LLaMA 2: Open Foundation and Fine-Tuned Chat Models. arXiv preprint arXiv:2307.09288. https://arxiv.org/abs/2307.09288 *※亦引用於第二章*

[26] Shehabi, A., Smith, S. J., Masanet, E., & Koomey, J. (2018). Data Center Growth in the United States: Decoupling the Demand for Services from Electricity Use. Environmental Research Letters, 13(12), 124030. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaec9c *※亦引用於第二章*

[27] Ember. (2024). Yearly Electricity Data. Ember Climate. https://ember-climate.org/data/data-tools/data-explorer/ *※亦引用於第二章*

[28] Radovanović, M., Hamann, H. F., & Koch, P. (2022). Carbon-Aware Computing for Datacenters. IEEE Transactions on Power Systems, 38(2), 1270–1280. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3143540 *※亦引用於第二章*

[29] ISO. (2018). ISO 14067:2018 — Greenhouse Gases: Carbon Footprint of Products. International Organization for Standardization. https://www.iso.org/standard/71206.html *※亦引用於第一、二章*

[30] ISO. (2018). ISO 14064-1: Greenhouse Gases — Specification with Guidance at the Organization Level. ISO. https://www.iso.org/standard/66453.html *※亦引用於第二章*

第四章　AI 技術在能源轉型中的應用與效益

4.1　本章分析架構與評估方法

本章依循計畫書所設定的第二個核心研究議題——「AI 技術在能源轉型中的應用與效益」——從第三章所建立的 AI 碳排放量化框架出發，轉向評估 AI 作為「減碳工具」的正向貢獻。核心評估問題為：AI 在智慧電網、智慧建築、智慧交通、智慧製造四大應用場域的減碳效益，是否為真實且可量化的？其效益能否抵銷 AI 本身的碳排放[1]？

本章採用「八項 KPI 指標框架」作為各案例的共同評估標準，確保跨領域、跨地區比較的方法論一致性。八項指標分別為：**① 碳排放強度變化**（噸 CO_2e 或 kg CO_2e/kWh）；**② 再生能源滲透率變化**（%）；**③ 電網備用火力需求降幅**（MW）；**④ 棄電率降幅**（%）；**⑤ 能源效率提升比率**（%）；**⑥ 尖峰負載削減量**（MW 或 kW）；**⑦ AI 系統自身能耗**（kWh）；**⑧ 淨碳排效果**（減少量－AI 碳排）。透過統一框架，使各案例的減碳效果可被橫向比較，避免個別案例因評估方法不同而無法整合[2]。

本章的案例選取採「台灣本地案例 + 國際比較案例」的雙層次結構，對應計畫書「以台灣為主、跨國比較為輔」的研究設計。台灣案例提供在台灣電網碳強度（0.474 kg CO_2e/kWh）與產業結構下的本地實證依據；國際比較案例則提供在不同電網結構與政策環境下的效益對比，說明 AI 減碳效益的情境依賴性。本章分析結果將作為第五章永續 AI 策略建議的核心實證基礎[3]。

4.2　AI 在智慧電網與再生能源整合的應用

4.2.1　AI 在電力需求預測與動態調度的角色

AI 在電力系統中的應用，是目前學術界與產業界最受重視的能源轉型場域之一。其核心貢獻在於提升電力系統的「可見性」與「可預測性」——讓電網調度人員能以更高的精確度預見未來的供需狀況，從而降低系統因不確定性而額外保留的火力備轉（spinning reserve）需求[4]。

AI 在電力系統的主要應用類型包含三個層面。第一，**短期電力需求預測**：AI 透過整合氣象資料、歷史用電曲線、社會活動資訊（如假日、重大活動），可將 24 小時至一週的需求預測誤差從傳統方法的 3% 至 5% 降低至 1% 至 2%[5]，直接減少系統為因應預測誤差而保留的備轉容量。第二，**再生能源發電量預測**：對風力與太陽能發電的精準預測，是高再生能源滲透率電網穩定運行的關鍵前提。AI 的預測精度提升，可使系統提前安排更有效率的備用資源，降低對燃氣調峰機組的依賴。第三，**動態調度優化**：AI 透過多目標最佳化演算法，在電力交易市場與即時調度中同步考量供給成本、系統穩定性與碳排放因子，使每度電的碳排放達到最小化[4]。

需要注意的是，AI 預測技術的減碳效果，高度依賴所在地的電源結構。在高再生能源滲透率電網（如丹麥、德國）中，預測誤差的降低可直接減少燃氣備轉的啟動頻率，減碳效益顯著；但在以化石燃料為主的電網（如台灣 2024 年再生能源占比僅 11.9%）中，改善預測精度的邊際減碳效益相對有限，必須配合電源結構的根本改變才能發揮完整潛力[3][6]。

4.2.2 台灣智慧電網案例：AMI 與 ADMS

台灣電力公司推動的智慧電網計畫，是台灣最大規模的 AI 輔助電網現代化工程。在智慧電表（Advanced Metering Infrastructure, AMI）的建置方面，台電於 2024 年累計裝設超過 300 萬具智慧電表，可掌握全台約 81% 的用電資訊[7]，使需求側的用電行為從過去的月度帳單數據，升級為 15 分鐘間隔的即時監測。

AMI 數據作為 AI 分析的基礎，支撐了以下幾項具體應用：時間電價（TOU）試行方案的精準設計、用電異常偵測（如非法竊電或設備故障的自動通報）、以及需求反應（DR）方案的用戶篩選與效益驗證。依台電公布資料，參與需求反應方案的工業大用戶，在尖峰時段平均可削減約 5% 至 10% 的用電負載[7]，對緩解台灣夏季用電尖峰壓力具有直接貢獻。

在先進配電管理系統（Advanced Distribution Management System, ADMS）方面，台電積極推動配電自動化（DA），結合 AI 的故障預測與自動隔離復電功能，可將停電事故的恢復時間從傳統的數十分鐘縮短至數分鐘以內，提升供

電可靠度。就減碳貢獻而言，ADMS 透過線損最小化路由（Loss Minimization Routing），降低配電網路的電力傳輸損耗，間接減少發電端的碳排放。台電估計，透過全系統配電自動化，每年可降低線損約 0.3% 至 0.5%，換算全國用電規模（年用電約 2,600 億 kWh），年節電量可達 7.8 至 13 億 kWh，對應碳排減少約 37 至 62 萬噸 CO_2e[7]。

4.2.3 台灣離島微電網案例：澎湖七美

澎湖七美島的離島智慧微電網，是台灣在 AI 輔助電網管理與再生能源整合方面最具代表性的本地案例。七美島因地理位置偏遠，與台灣本島無海底電纜相連，必須完全依賴在地發電自給自足，是 AI 微電網控制技術最能彰顯效益的情境——因為系統容錯空間極小，任何調度失誤都會直接導致停電[8]。

七美微電網的系統架構包含三個電源層次：太陽光電系統（裝置容量約 480 kWp）、鋰電池儲能系統，以及傳統柴油發電機組（作為備援）。AI 控制器根據以下資訊進行即時動態調度：太陽能即時發電量預測（結合本地氣象資料）、電池儲能的荷電狀態（State of Charge, SoC）、島上即時用電負載，以及柴油機組的啟停成本。其目標是在確保供電穩定的前提下，最大化太陽能與儲能的使用比例，最小化柴油機組的運行時數[8]。

以 KPI 框架評估七美案例的主要成果：再生能源（太陽能）的實際滲透率從導入前的不足 10% 提升至超過 30%；柴油發電機組的年運行時數顯著降低，對應柴油燃料消耗量降低約 25% 至 30%；換算年碳排減量（柴油燃燒的排放係數約 2.68 kg CO_2/公升），若每年節省柴油約 50,000 至 80,000 公升，對應減碳約 134 至 214 噸 CO_2e[8]。就離島規模而言，此減碳量相當可觀，且具備在台灣其他外島（馬祖、金門、小琉球、蘭嶼）推廣的直接參考價值。

七美案例的政策意涵在於：它證明了 AI 微電網控制在技術上的可行性，以及在缺乏外部電力支援的孤島環境中，AI 如何成為再生能源高比例滲透的關鍵使能技術。隨著台灣積極推動各外島的能源轉型，AI 微電網控制技術的系統性推廣，是兼顧供電穩定與減碳的最可行路徑[8]。

4.2.4 國際比較案例：丹麥 Bornholm EcoGrid 2.0

丹麥 Bornholm 島的 EcoGrid 2.0 計畫，是全球高再生能源滲透率電網中 AI 輔助需求反應最具代表性的研究案例之一。Bornholm 島的電力系統以風電為主（年均風電滲透率超過 50%），面臨嚴重的供需時間錯配問題——風電在夜間與離峰時段大量發電，但用電需求集中於白天，造成大量棄電[9]。

EcoGrid 2.0 計畫涉及約 1,900 戶家庭，透過智慧電表與家庭能源管理系統（HEMS），以動態電價信號引導用戶的用電行為配合風電供應曲線。AI 在其中扮演兩個關鍵角色：一是預測未來 24 小時的風電發電量，作為動態電價設定的依據；二是在用戶端自動執行需求反應——當預測風電充裕時，自動啟動熱水器、空調蓄冷等可延遲負載，在風電稀缺時則降低這些設備的用電[9]。

KPI 評估結果：系統尖峰需求可降低 25% 至 35%，棄電率顯著下降（風電利用率提升），用戶電費平均降低約 10%[9]。就減碳效益而言，透過吸收原本必須棄置的風電並替代備用燃氣機組的出力，系統年碳排降低估計約 15% 至 20%。Bornholm 案例的核心教訓是：在高再生能源電網中，AI 輔助的需求反應可同時實現系統穩定、降低棄電與減少碳排的三重效益，且不需要大量的額外基礎設施投資。

4.2.5 國際比較案例：美國加州 CAISO 調度優化

美國加州獨立系統運營商（California ISO, CAISO）的 5 分鐘電力市場與 AI 輔助調度系統，是全球規模最大的 AI 電網調度應用案例之一。加州電網面臨著名的「鴨子曲線」[4]問題：隨著太陽能裝置量大幅增加，中午時段發電過剩、傍晚需求急速攀升，系統在短短 3 至 4 小時內需要快速部署數千 MW 的彈性資源[10]。

CAISO 導入機器學習預測模型後，在太陽能發電預測上的平均絕對誤差（MAE）降低約 30%[10]，使系統能更精準地預排彈性資源，減少緊急動用高碳

[4]鴨子曲線（Duck Curve）是指電網的「淨負載」（總用電需求扣除太陽能等再生能源發電量）在一天 24 小時內的變化曲線。當一個地區裝設大量太陽能發電設備後，白天的淨負載會大幅下修，使曲線在中午時段向下凹陷，整體形狀看起來就像一隻鴨子的腹部與脖子，因而得名。

燃氣調峰機組的次數。同時，CAISO 建立了「需求反應聚合商」（Demand Response Aggregator）制度，透過 AI 聚合數千個工商業用戶的可調度負載，在傍晚尖峰時段提供高達 2,000 MW 的虛擬電廠資源，顯著降低尖峰時段的燃氣發電需求。

KPI 評估：年棄電量從 2017 年的 305 GWh 逐年下降（至 2023 年仍有約 2,300 GWh，但在太陽能裝置量翻倍的情況下，若無 AI 調度優化，棄電量估計將超過 6,000 GWh）[10]；尖峰時段的燃氣機組調用頻率降低，對應年碳排貢獻估計約減少 100 至 200 萬噸 CO_2e。CAISO 案例的啟示在於，AI 調度優化在高再生能源電網中的邊際效益遠高於化石燃料為主的電網，為台灣在推進再生能源轉型的同時，同步部署 AI 電網調度系統提供了有力的參照。

4.2.6 AI 資料中心作為電網彈性負載的潛力

隨著 AI 資料中心用電量快速增長，一個值得深入探討的新議題是：AI 資料中心是否能從純粹的剛性電力消費者，轉型為可吸收再生能源波動的「可調節負載」（flexible load），從而從能源問題的一部分轉變為解決方案的一部分[11]。

從技術可行性的角度，AI 訓練任務具有三個使其成為理想彈性負載的特性：**可延遲性**（大型訓練任務通常可在數小時到數天的時間窗口內靈活安排）、**可分割性**（分散式訓練可在多個節點間調整算力分配）、**大規模性**（單一大型資料中心的用電量可達數十至數百 MW，與電網尺度的彈性資源相當）[11]。這三個特性，使 AI 資料中心在理論上成為比傳統工業負載更易於實施碳感知排程（carbon-aware scheduling）的對象。

碳感知排程的實際應用方式包含：時間維度的轉移（將訓練任務排程至電網碳強度較低的時段，如太陽能充裕的中午）、以及地理維度的轉移（將算力調度至當時使用低碳電力的資料中心節點）。研究顯示，結合兩種策略的多雲端碳感知排程，可在不影響服務品質的前提下，減少約 40% 的資料中心碳排[11]。

就台灣的政策意涵而言，若未來台灣 AI 資料中心的建設規模達到政策目標，其總用電量可能佔台灣電力系統的相當比例。在此情況下，若這些資料中心能透過需求反應機制，在離峰或再生能源充裕時段集中執行計算密集型訓練任務，不僅可降低自身碳排，更可協助台灣電網吸收日益增加的太陽能與風電的波動性，形成「AI 產業 × 能源轉型」的正向循環[7][11]。

4.2.7 台灣電網 AI 應用的挑戰與限制

儘管 AI 在智慧電網中具有顯著的技術潛力，台灣電網在實際導入 AI 輔助調度的過程中，面臨幾項結構性的挑戰，值得在效益評估中誠實呈現。

第一，**電網資料開放程度不足。**AI 電網應用的效益高度依賴高品質、即時的電網數據（包含各節點電壓、電流、線路負載率、儲能荷電狀態等），但台灣目前的電網數據開放政策相對保守，學術研究者與第三方開發者難以取得足夠的電網數據進行驗證研究，限制了 AI 電網技術的生態系發展[7]。

第二，**再生能源裝置容量仍相對不足。**AI 電網調度的最大邊際效益，出現在再生能源滲透率高、供需時間錯配嚴重的情境。台灣 2024 年再生能源占比約 11.9%[6]，尚未進入「鴨子曲線」現象顯著的臨界點，AI 調度對棄電率降低的效益目前尚不如丹麥或加州顯著，但隨再生能源持續擴張，此效益將快速提升。

第三，**儲能基礎設施有待建置。**AI 調度的靈活性受到系統儲能容量的硬性限制。若無足夠的儲能系統吸收再生能源的波動，AI 再精準的預測也無法解決物理上的電力供需失衡問題。台灣的電網級儲能建置仍在快速推進中，AI 電網調度的完整效益，有賴儲能基礎設施的同步到位[7]。

4.3 AI 在智慧建築的節能與減碳

4.3.1 BEMS 與 AI 建築節能的機制

建築部門是全球能源消耗的重要來源，約佔全球終端能源使用量的 30% 至 40%，其中供暖、通風、空調系統（HVAC）的能耗通常佔建築總用電量的 40% 至 60%[12]。台灣的建築部門亦不例外，商業建築的空調用電在夏季尖峰時

段的貢獻尤為顯著。AI 在智慧建築領域的核心價值，在於將傳統的「固定排程控制」升級為「動態預測最佳化控制」，使建築的能源使用從被動回應轉變為主動管理。

AI 在建築能源管理系統（BEMS）中的主要應用機制包含三個層次：**第一，設備層優化**：對個別設備（冷氣機、鍋爐、照明、電梯）的運行參數進行即時調整，在維持室內舒適度的前提下找到最低能耗的操作點。AI 可透過強化學習（Reinforcement Learning）或模型預測控制（Model Predictive Control, MPC），不斷從設備反饋數據中學習最佳控制策略，效果優於固定的 PID 控制器[13]；**第二，系統層統籌**：對建築內所有設備的用電進行統籌排程，考量電力時間電價、室外溫度預測與建築熱慣量，預先蓄冷或蓄熱以降低尖峰時段用電；**第三，需求反應整合**：將建築 BEMS 與電網的需求反應系統整合，在電網發出削峰信號時，自動調整設備運行參數，使建築成為電網的彈性負載資源[13]。

4.3.2 台灣案例：台電大樓 iBEMS 節能改造

台電大樓導入智慧建築能源管理系統（iBEMS）的案例，是台灣商業建築 AI 節能成效最具公信力的本地實證之一。台電大樓為一棟超過 30 年樓齡的大型辦公建築，因建設年代較早，原有空調與照明系統的能源效率相對低落，具有較大的節能改善空間[14]。

iBEMS 系統的建置內容包含：全棟感測節點的安裝（涵蓋溫度、濕度、CO_2 濃度、照度、電力品質等多維參數）、既有空調設備的智慧控制器升級、照明系統的自動調光改造，以及能源數據分析平台的建立。系統導入後，AI 分析引擎依據室內感測數據、建築人員進出狀況與室外氣象資料，動態調整冷卻水塔轉速、空調出風溫度與照明亮度，使設備在滿足舒適度需求的前提下運行於最低能耗點[14]。

節能成果方面，台電大樓導入 iBEMS 後每年節電超過 160 萬度（kWh），節電率約 15%，換算為年減碳約 758 噸 CO_2e（依台灣電網碳強度 0.474 kg CO_2e/kWh 計算）[14]。此外，系統同時提升了建築設備的維護效率——透過設

備異常即時告警，故障響應時間縮短約 40%，間接降低了設備故障停機所導致的額外能耗。就政策推廣意義而言，若台灣全國 5,000 棟大型辦公建築均實現相似的 15% 節電效果（假設每棟年均用電 200 萬 kWh），整體年節電量可達 15 億 kWh，對應減碳約 71.1 萬噸 CO_2e，規模約相當於台灣全國年碳排的 0.27%。

4.3.3 國際比較：商業建築 AI 節能成效

在國際文獻中，AI 輔助 BEMS 的節能效果研究已相當豐富。Pérez-Lombard 等人的系統性綜述指出，在不同建築類型與氣候條件下，AI 介入的節能幅度約在 8% 至 30% 之間[12]，主要影響因素包含：建築原有效率水準（老舊建築改善空間較大）、氣候條件（極端氣候地區的空調節能效益更顯著）、AI 系統的整合深度（僅監控 vs. 主動控制），以及建築使用模式的規律性（使用時間越規律，AI 預測精度越高）。

以辦公建築為代表性場景，美國能源部（DOE）的研究顯示，若在現有商業建築存量中廣泛導入先進的 AI 控制系統，每年可節省約 1.74×10^{15} BTU（約 510 TWh）的能源[15]，相當於美國商業建築年均用電量的約 29%。就碳排換算，以美國平均電網碳強度（約 0.386 kg CO_2e/kWh）估算，對應年減碳約 2 億噸 CO_2e，是 AI 在能源領域最具規模的單一減碳來源之一。

從 KPI 比較的角度，台灣台電大樓案例（節電率 15%、年減碳 758 噸）與文獻中大型商業建築的平均表現一致。考量台灣電網碳強度高於美國（0.474 vs. 0.386 kg CO_2e/kWh），相同的節電量在台灣可產生更高的減碳效益，進一步強化了台灣積極推動商業建築 AI 節能的政策依據。

4.3.4 AI 在建築節能的推廣障礙與台灣政策建議

儘管 AI 建築節能的技術效益已有充分文獻支持，台灣商業建築全面導入 AI-BEMS 的進程仍相對緩慢，主要面臨以下推廣障礙：

資本回收期認知障礙：AI-BEMS 的建置成本（含感測器、控制器、軟體授權、系統整合）通常需要 200 至 500 萬元以上的初期投資，中小型商業建築業

主往往因資本回收期（通常為 3 至 7 年）而卻步，即便長期回收率可觀。政府可透過節能設備投資抵稅或綠色建築改造貸款，降低初期資本門檻[13]。

數據整合技術挑戰：老舊建築的設備通訊協議不統一（BACnet、Modbus、KNX 等多種標準並存），AI-BEMS 的整合工程複雜度高。建議政府在新建建築法規中強制納入智慧建築通訊協議標準，減少未來的整合成本。

能效標示制度的推動：若台灣能仿效歐盟的建築能源效能認證（EPC）制度，對建築物強制揭露能源效率等級，可形成市場誘因促使業主主動改善建築能效，AI-BEMS 的市場需求將因而擴大[15]。

就台灣政策建議而言，短期最可行的推廣路徑是從政府機關建築開始強制導入 iBEMS（如公立學校、醫院、政府辦公大樓），以身作則累積在地案例數據，再推廣至私部門。以台灣現有約 500 棟政府大型辦公建築為估算基礎，若全面導入 AI-BEMS 實現 15% 節電，年節電量約 1.5 億 kWh，對應年減碳約 7.1 萬噸 CO_2e，可作為政策推廣的前期示範成果[14]。

4.4 AI 在智慧交通的碳排效益

4.4.1 AI 交通管理的減碳機制

交通部門是全球重要的碳排放來源，約佔全球 CO_2 排放量的 24%[16]，其中道路運輸的壅塞與怠速是主要的非必要排放來源。AI 在智慧交通中的減碳機制，並非直接創造低碳能源，而是透過「降低壅塞與怠速 → 減少燃料消耗 → 降低 CO_2 排放」的三階段轉換鏈條實現。

AI 在智慧交通的主要應用類型包含：**自適應號誌控制（ATSC）**——根據即時車流資料動態調整號誌秒數，取代固定時制號誌，可降低路口平均延誤 10% 至 20%[17]；**路徑優化導航**——透過即時路況數據引導車輛選擇最短時間路徑，分散交通流量，降低系統整體壅塞程度；**電動公車智慧調度**——依據即時客流與充電狀態優化公車排班，提高大眾運輸吸引力，替代私人乘用車出行；**壅塞需求管理**——透過動態路費（壅塞費）抑制不必要的高峰時段駕車行為，並將收費收入投入公共運輸改善。

需要特別強調的是：AI 是放大器，而非單獨的減碳工具。智慧交通的減碳效益通常需要政策配套才能完整實現——包括大眾運輸整合、停車管理收緊、路權重分配與都市設計調整。缺乏政策配套的 AI 交通應用，往往只能將壅塞從一個路口移至另一個路口，而無法實現系統層次的碳排降低[16]。

4.4.2 國際案例：倫敦壅塞費計畫

倫敦中心區壅塞費計畫（Congestion Charge Zone, CCZ）自 2003 年實施以來，已成為全球都市交通需求管理最廣泛引用的政策案例。計畫要求在工作日特定時段（原為 7:00–18:00，後延伸至 22:00）進入中心區收費區域的車輛繳納日費（2023 年已調升至 18 英鎊/日）[18]。

就量化效益而言，Transport for London 的官方監測報告顯示：壅塞費實施後，進入收費區的車輛數量下降約 27%[18]，市中心壅塞程度（以延誤時間衡量）降低約 30%；公共運輸使用率顯著提升（巴士搭乘量增加約 13%）；同時伴隨碳排放降低效益——實施初期的研究估算市中心 CO_2 排放降低約 19%，氮氧化物（NOx）排放降低約 12%，懸浮微粒（PM10）降低約 12%[18]。

倫敦案例的成功關鍵在於三項政策配套：收費收入 100% 再投入公共運輸改善；豁免電動車（早期優惠，後調整）以推動車隊電動化；以及完善的替代路線提示系統，使被價格管制的駕駛能找到可行的替代選擇。就台灣的可行性分析，台灣主要都市（台北、台中、高雄）的機車占比高（約 62%），壅塞費若僅針對汽車而不含機車，減碳效益將受限；此外，大眾運輸網絡的完善程度仍是實施壅塞費的重要前提條件。

4.4.3 國際案例：斯德哥爾摩壅塞稅

瑞典斯德哥爾摩壅塞稅（Stockholm Congestion Tax）是全球少數提供「準自然實驗」數據的交通需求管理案例：2006 年進行 7 個月的試行期，試行結束後短暫停徵，2007 年經公投後正式復徵至今，提供了停徵期間與復徵後的完整對照數據，使政策效益得以被嚴謹地識別[19]。

量化成果方面，斯德哥爾摩壅塞稅的官方評估報告顯示：市中心交通量下降約 20% 至 22%，壅塞時間（以車輛排隊等待時間衡量）降低約 30%，CO_2 排放降低約 14%，公共運輸使用率提升約 5%[19]。在試行期間停徵的短暫時段，交通量迅速回升至接近試行前水準，復徵後再次下降，清楚驗證了壅塞稅的因果效果，而非僅是行為習慣的自然改變。

以 KPI 框架比較倫敦與斯德哥爾摩兩案例：兩者均實現了壅塞降低 20% 至 30%、CO_2 排放降低 14% 至 19% 的相近效果，但斯德哥爾摩因其嚴謹的自然實驗設計，提供了更高可信度的因果推斷。兩案例的共同成功條件為：收費前已有相對完善的公共運輸替代選項、收費收入明確用於公共運輸改善，以及政治意願足夠強大以承受初期的輿論阻力。

4.4.4 台灣脈絡下的智慧交通減碳潛力

台灣智慧交通的減碳潛力評估，必須考量台灣特有的交通結構：機車占全國登記車輛約 62%，私人乘用車出行比例高，主要都市的大眾運輸分擔率（除台北捷運外）相對偏低[20]。這一結構使台灣的智慧交通減碳策略，在工具選擇與政策優先順序上，與倫敦、斯德哥爾摩等以汽車為主的城市有所不同。

就近期可行性較高的應用而言，台北市已逐步推動自適應號誌控制（ATSC）的建置，以 AI 即時調整號誌秒數替代固定時制，可降低路口延誤時間約 10% 至 16%[17]，換算為台北市全路網每日節省的車輛怠速時間，對應燃料消耗降低估計約 3% 至 5%，具有可量化的碳排效益。對於機車族，AI 智慧停車系統與電動機車充電樁的最佳化配置，可降低繞行尋找停車位的里程（研究顯示都市停車繞行約佔市區交通量的 30%），是台灣情境下最直接的 AI 交通減碳路徑之一。

另一個值得一提的觀點，是智慧交通管理除了可以有效降低碳排，在空氣污染的減少上面，也可以提供很大的改善，畢竟交通工具的廢氣排放，是目前台灣空污的主要來源之一。

就中長期策略而言，若台灣主要都市能參照倫敦與斯德哥爾摩的經驗，在大眾運輸網絡完善後推動路費需求管理（如台北市中心區壅塞費），配合 AI 即時路況引導與公共運輸整合，估計可在 10 至 15 年時間尺度內實現市中心交通碳排降低 15% 至 20%，效益量級與國際案例相當[16]。

4.4.5 電動車與 AI 充電管理的協同效益

除了交通流量管理的直接減碳效益，AI 在電動車（EV）充電管理方面的應用，為智慧交通的能源轉型貢獻提供了另一個重要維度。台灣政府設定 2040 年機車全面電動化、2035 年新售汽車全面電動化的目標[20]，意味著未來十年內，台灣路上的電動車充電需求將從目前的零星規模，快速增長至具有電網影響力的數百萬輛規模。

在大量電動車接入電網的情況下，若充電行為不加以智慧管理（例如所有車主在下班後同時充電），將在傍晚尖峰時段造成電網的額外壓力，推高燃氣調峰機組的出力需求，反而增加電動車的實際碳排[16]。AI 充電管理系統（Smart EV Charging Management）可透過以下機制解決此問題：根據電網碳強度的即時預測，自動將充電需求移至低碳時段（如夜間或中午太陽能充裕時）；依據車主的行程需求，提供個人化的最低碳排充電排程建議；以及作為電網的虛擬儲能資源，在電力過剩時加速充電（Vehicle-to-Grid 方向的調度準備）。

研究估計，若台灣未來 200 萬輛電動車均導入 AI 智慧充電管理，從非管理充電模式切換至低碳時段集中充電，可將電動車的實際使用碳排降低約 20% 至 30%（相較於隨機充電模式）[16]，同時降低電網尖峰需求約 500 至 1,000 MW，相當於避免一至兩座中型燃氣電廠的備轉需求。這一效益在台灣電動車普及後將日益顯著，是智慧交通 AI 應用的重要中長期減碳路徑。

4.5 AI 在智慧製造的減碳潛力

4.5.1 AI 智慧製造的節能機制

製造業是台灣最大的電力消費部門，工業用電長期佔台灣全國總用電量的 55% 至 58%，其中半導體與電子業合計約佔工業用電的 30% 以上[21]。在此背景下，智慧製造的 AI 節能應用，在台灣 AI 減碳政策的優先順序上，具有最大的槓桿效果。

AI 在製造業的節能減碳主要透過三條路徑實現：**路徑一，製程參數即時優化**：AI 透過大量感測器數據，對生產設備的運行參數進行即時監控與最佳化，在維持產品品質的前提下找到最低能耗的操作點。相較於人工設定的固定參數，AI 動態優化可減少 5% 至 20% 的製程能耗，在高溫製程（半導體、鋼鐵、化工）的節能效益尤為顯著[22]；**路徑二，設備預測維護（Predictive Maintenance）**：AI 透過設備運行數據的異常偵測，在設備故障前提前預警，避免非計畫性停機。研究顯示，預測維護可降低非計畫停機時間 30% 至 50%，每次停機避免的能源浪費（製程中斷後的再加熱、重啟）估計約相當於該設備正常運行 2 至 4 小時的能耗[22]；**路徑三，工廠能源管理系統（EMS）的 AI 化**：傳統 EMS 依照固定排程控制設備用電，AI-EMS 則依照即時生產計畫、電力時間電價與電網狀態，動態調整各設備的啟停與負載，實現尖離峰用電管理與需求反應整合，同時具備降低能源成本與碳排放的雙重效益[21]。

4.5.2 台灣案例：半導體製造的 AI 節能應用

台灣半導體製造業是全球最重要的 AI 晶片生產基地，同時也是台灣工業部門最大的用電戶。半導體製造的能源消耗特性為：製程設備（曝光機、蝕刻機、薄膜沉積機）24 小時連續高負荷運行，潔淨室空調系統佔廠務用電約 30% 至 40%，且因製程精密度要求極高，能源管理必須在不影響製程穩定性的前提下進行[23]。

AI 在半導體廠的節能應用主要集中於三個場景。**第一，晶圓良率預測與製程異常偵測**：每片晶圓可產生數十萬筆製程參數數據，AI 透過即時異常偵測，在良率下滑的早期徵兆出現時即時介入，避免大量不良品的後續加工與報廢。不良品生產不僅造成直接的材料損失，其已投入的能源（加熱、蝕刻、清洗等製程步驟）亦全部浪費，相當於額外的能源無效消耗[23]。**第二，潔淨室空調與**

廠務能源 AI 優化：潔淨室需維持嚴格的溫濕度控制（如 22°C ±0.1°C），傳統做法是保守地維持最高標準的空調輸出；AI-MPC 系統則根據廠內實際熱負荷與製程需求，動態調整空調出風量與溫度設定值，在維持製程環境的前提下降低空調能耗 10% 至 20%[13]。**第三，廠務設備的動態負載調度**：對超純水系統、廢氣處理設備（含 PFC 處理）、工業用水冷卻等高耗能廠務設備，AI 根據生產排程動態調整啟停時序，避免設備長時間空轉。

以台積電為代表性參考對象，其永續報告揭露的節能目標為：2030 年每片晶圓的能耗強度較 2020 年降低 10%[23]。在 2024 年用電規模下（台積電全台廠區年用電量估計超過 200 億 kWh），若節能強度改善 10%，對應年節電量超過 20 億 kWh，換算減碳約 94.8 萬噸 CO_2e（依台灣電網碳強度 0.474 計算）。這一單一企業的節能目標，已相當於約 21 萬戶台灣家庭的年用電碳排。

4.5.3 台灣案例：傳統製造業的 AI-EMS 導入

除了半導體業，台灣的傳統高耗能製造業（鋼鐵、石化、紡織、水泥等）同樣具有相當大的 AI 節能潛力。以中國鋼鐵公司（中鋼）為代表性案例，其生產製程高度能源密集——鋼鐵製造每噸粗鋼的能耗約為 450 至 650 kgce（公斤標準煤），是全球工業能耗最高的製程之一[24]。

中鋼導入 AI 製程優化的主要應用場景包含：**高爐噴煤比優化**，AI 根據鐵水品質目標與爐況即時數據，動態調整噴煤量與焦炭比例，在維持鐵水品質的前提下減少焦炭使用量（焦炭既是燃料也是直接碳排放源）[24]；**軋延加熱爐的 AI 溫度控制**，加熱爐的爐溫設定直接影響燃料消耗，AI-MPC 系統可根據鋼胚尺寸、鋼種規格與後續軋延排程，精確設定爐溫曲線，降低加熱爐能耗估計 8% 至 12%；**廠務 AI-EMS 的尖峰管理**，中鋼作為台電的大型工業用電戶，積極參與需求反應方案，透過 AI-EMS 在尖峰時段自動降低部分可中斷製程的用電負載，可削減約 5% 的最高需求契約容量，在降低碳排之外同時獲得需求反應的電費優惠[24]。

傳統製造業 AI-EMS 導入的主要挑戰，在於既有工廠的數位化基礎相對薄弱（OT/IT 整合困難）、製程數據品質不穩定（感測器老化、數據缺失），以

及生產部門對 AI 自動調整製程參數的信任建立需要時間。因此，推廣策略應採取漸進式導入——從「能源監控可視化」開始，逐步升級至「異常偵測告警」，最終達到「AI 自動優化」的完整部署，降低工廠端的導入阻力[21]。

4.5.4 AI 智慧製造的國際比較案例

在國際文獻中，德國西門子安貝格（Amberg）智慧工廠是工業 4.0 與 AI 節能最廣為引用的標竿案例。安貝格工廠自 1989 年建廠以來，生產量提升超過 8 倍，廠房面積與員工人數幾乎維持不變，但單位產品的能耗大幅降低[25]。其核心節能邏輯在於：良率提升本身就是最有效的節能手段，因為廢品意味著所有已投入的能源全部浪費。安貝格工廠的產品良率超過 99.9988%，AI 驅動的即時品質檢測是實現此良率水準的關鍵技術之一。

日本豐田的精實製造（TPS）與 AI 技術的結合，提供了汽車製造業的節能參照。豐田以「消除七大浪費（含能源浪費）」為核心理念，透過 AI 輔助的製程分析持續優化設備利用率與能源使用效率。豐田在 2023 年的永續報告揭露，其全球工廠的 CO_2 排放強度（噸 CO_2e/輛）較 2013 年降低約 30%[26]， AI 輔助的製程優化是推動此成果的重要技術路徑之一。

以統一 KPI 框架比較台灣與國際案例：台積電（半導體）的能耗強度降低目標（10%/10 年）與安貝格工廠的長期節能趨勢相當；中鋼（鋼鐵）的加熱爐節能效果（8% 至 12%）與文獻中鋼鐵製造業 AI 製程優化的平均水準一致（7% 至 15%）[22]。跨案例比較歸納出 AI 智慧製造節能效益的三項關鍵成功因素：高品質且完整的製程數據基礎；跨 OT/IT 部門的數位整合能力；以及明確的能源 KPI 設定與管理層的長期承諾。

4.5.5 台灣智慧製造減碳的整體潛力估算

在個別案例分析的基礎上，本節從總體層次估算台灣智慧製造的整體減碳潛力。依據能源署資料，台灣工業部門年均用電量約為 1,100 億 kWh（2024 年）[21]。以下設定三種情境進行估算：

表 4.1　台灣智慧製造 AI 節能減碳潛力情境估算

情境	AI 節能滲透率	平均節能率	年節電量 (億 kWh)	年減碳量 (萬噸 CO_2e)
保守情境	20%	8%	17.6	~835
基準情境	30%	10%	33.0	~1,564
積極情境	50%	15%	82.5	~3,911

表 4.1 呈現了智慧製造減碳潛力的量級範圍。即便在最保守的情境下（僅 20% 工業用電受惠，平均節能 8%），年減碳量已達 835 萬噸 CO_2e，約為台灣全國年碳排（約 2.6 億噸 CO_2e）的 3.2%；在基準情境（30% 滲透率、10% 節能率）下，年減碳量達 1,564 萬噸，約佔全國年碳排的 6%；在積極情境下更可達 3,911 萬噸，約佔 15%[21]。相較之下，智慧建築估算的最大潛力約 71 萬噸（大型辦公建築全面導入），智慧交通的城市尺度減碳量通常在數十萬噸的量級，均遠低於製造業的潛力。這一比較清楚說明：智慧製造是台灣 AI 減碳政策中最具槓桿效果的優先領域。

4.5.6　AI 製造節能的推廣策略與台灣政策框架

儘管智慧製造的 AI 節能潛力最大，台灣製造業在實際導入 AI-EMS 與製程優化的進程中，面臨兩大類型的推廣障礙：技術障礙（OT/IT 整合複雜、製程數據品質不穩定）與組織障礙（生產部門對 AI 自動調參的信任建立、節能效益的量化與歸因困難）[21]。

就推廣策略而言，參考文獻中已驗證的成功模式，建議採取「五階段漸進式導入路徑」：

第一階段，能源數據基礎建設：在工廠關鍵耗能設備安裝智慧電表與感測器，建立完整的即時能源數據收集基礎，為後續 AI 分析提供可靠的數據輸入。此階段本身即可提升能源使用的可視化程度，平均節能效果約 3% 至 5%（僅靠可視化效果誘發行為改變）[22]。

第二階段，能源使用基準建立與異常偵測：利用收集的歷史數據，以 AI 建立各設備的正常能耗基準模型，並自動偵測偏離基準的異常用電事件（如設備

漏電、老化、排程失誤）。此階段可讓工廠快速找到「低垂的果實」，以最小的投入實現可量化的節能效果。

第三階段，排程最佳化與尖峰管理：導入 AI-EMS，依照電力時間電價與台電需求反應方案，自動安排可中斷負載的啟停排程，降低尖峰需求契約容量。此階段可直接降低電費支出，形成財務回收的正向誘因[21]。

第四階段，製程參數即時優化：在前三階段建立的數據與信任基礎上，逐步導入 AI 製程參數優化，從「建議模式」（AI 提出參數調整建議，由操作員執行）到「自動模式」（AI 直接控制參數），分階段建立對 AI 自主決策的信任。

第五階段，工廠碳排放整合管理：將能源數據與 GHG Protocol 的碳盤查框架整合，自動計算各產品線的碳足跡，並對接企業的 ESG 報告系統，實現從工廠節能到企業永續報告的完整數據鏈[21]。

在政府政策工具方面，台灣可參考以下國際最佳實踐：日本透過「能源管理系統（EMS）導入補助計畫」，對導入 AI-EMS 的工廠提供設備費用的 1/3 補助，顯著加速了製造業的節能數位化轉型[22]；德國透過「能源效率網絡（Energieeffizienz-Netzwerke）」計畫，組織同產業的企業組成學習網絡，互相分享節能最佳實踐，降低了單一企業的資訊取得成本與導入風險。台灣可參考此模式，在半導體、鋼鐵、石化等高耗能產業，分別建立產業別的 AI 節能交流平台。

4.6 跨領域效益比較與淨碳排評估

4.6.1 四大應用領域的 KPI 彙整比較

綜合本章 4.2 至 4.5 節的各領域案例分析，以統一的八項 KPI 框架進行橫向比較。表 4.2 彙整了各主要案例的量化效益，並就減碳量級、效益可驗證性、政策依賴程度，以及台灣本地案例完整度等維度進行評比。

表 4.2　四大應用領域主要案例 KPI 橫向比較彙整

領域/案例	碳排減量量級	能源效率提升	效益 可驗證性	政策依賴度	台灣案例完整度
智慧電網 (台電 AMI)	37–62 萬噸 CO_2e/年	線損降低 0.3–0.5%	中	低	★★★
智慧電網 (七美微電網)	134–214 噸 CO_2e/年	再生能源↑柴油↓25–30%	高	低	★★★★
智慧電網 (丹麥 EcoGrid)	年碳排降低 15–20%	尖峰需求↓25–35%	高	中	（國際案例）
智慧建築 (台電大樓)	~758 噸 CO_2e/年	節電率~15%	高	低	★★★★★
智慧交通 (倫敦 CCZ)	市中心 CO_2↓19%	壅塞↓30% 車流↓27%	高	高	（國際案例）
智慧交通 (斯德哥爾摩)	市中心 CO_2↓14%	交通量↓20–22%	極高	高	（國際案例）
智慧製造 (半導體/台積電)	~94.8 萬噸 CO_2e/年	能耗強度↓10%/10 年	中	低	★★★
智慧製造 (鋼鐵/中鋼)	待完整量化	加熱爐節能 8–12%	中	低	★★

表 4.2 的比較呈現出四個領域的清晰差異定位：**智慧製造**的碳排減量量級最大（台積電一家企業的節能目標即可達近 95 萬噸/年，全行業基準情境可達 1,564 萬噸/年），是台灣 AI 減碳政策中無可爭議的首要優先領域；**智慧電網**（含離島微電網）的效益最具系統性影響，能同時影響再生能源整合、備轉容量管理與供電可靠度；**智慧建築**的效益最易驗證，台電大樓案例提供了清晰的「投入→產出」因果鏈；**智慧交通**的減碳效益最依賴政策配套，且在台灣機車比例高的特殊交通結構下，直接移植倫敦或斯德哥爾摩模式的可行性有限，需要因地制宜的政策設計[16]。

4.6.2　AI 減碳效益與 AI 自身碳排的淨效果評估

本節直接回應研究的核心問題：「AI 技術的減碳效益，是否足以抵銷 AI 本身的碳排放？」以台灣情境為基礎，對各應用領域的年減碳量與對應的 AI 系統運行碳排進行淨效果計算[1]。

以智慧建築（台電大樓 iBEMS）為例：年減碳效益約 758 噸 CO_2e，而 iBEMS 系統本身的伺服器與邊緣運算設備，年用電估計約 50,000 至 100,000

kWh，對應碳排約 23.7 至 47.4 噸 CO_2e。淨碳排效果（減碳效益 − AI 碳排）約為 710 至 734 噸 CO_2e/年[14]， AI 介入的淨效果為顯著正值，效益/成本比超過 15:1。

以智慧電網（台電 AMI 系統）為例：年減碳效益估計 37 至 62 萬噸 CO_2e（全系統線損降低效益），而 AMI 後台數據處理系統與 AI 分析平台的年用電估計約 500 至 1,000 萬 kWh，對應碳排約 2,370 至 4,740 噸 CO_2e。淨碳排效果約為 365,260 至 615,260 噸 CO_2e/年[7]，效益/成本比超過 100:1。

以智慧製造（全台灣基準情境）為例：年減碳效益估計約 1,564 萬噸 CO_2e，而驅動這一效益所需的 AI 算力（工廠端 EMS、製程優化模型的推論服務），在台灣情境下年用電估計約 5 至 10 億 kWh（參考第三章推論服務碳排情境模擬），對應碳排約 23.7 至 47.4 萬噸 CO_2e。淨碳排效果約為 1,516 至 1,540 萬噸 CO_2e/年[21]，效益/成本比超過 30:1。

上述計算結果表明，在目前的技術成熟度與規模下，AI 在各主要應用場域的淨碳排效果均為顯著正值，效益/成本比在 15:1 至 100:1 之間。然而，這一正面結論有一個重要的動態前提：若 AI 推論服務的規模快速擴張（如第三章所模擬的快速成長情境，五年累積推論碳排可達 16 萬噸以上），而對應的減碳效益未能同步放大，AI 的淨效果仍可能在特定應用情境下縮小[2]。因此，確保 AI 系統的能源效率持續提升（如採用模型壓縮、批次推論優化），是維持正向淨效果的關鍵技術條件。

4.6.3 不同電網結構下的效益差異

AI 節能應用的減碳效益，在不同電網碳強度的環境下呈現顯著差異。以同一個 AI 智慧建築系統（年節電 160 萬 kWh）為例，在不同電網下的減碳效益比較如表 4.3 所示[3]。

表 4.3　同一 AI 節能應用（年節電 160 萬 kWh）在不同電網下的減碳效益比較

地區	電網碳強度 (kg CO_2e/kWh)	年減碳量 (噸 CO_2e)	相對台灣的效益比
挪威（水力主導）	0.02	~32	0.04×（台灣的 4%）
法國（核能主導）	0.05	~80	0.11×（台灣的 11%）
丹麥（高風電）	0.15	~240	0.32×（台灣的 32%）
美國（全國平均）	0.386	~618	0.82×（台灣的 82%）
台灣（現況基準）	**0.474**	**~758**	1.00×（基準）
印尼（高煤電）	0.72	~1,152	1.52×（台灣的 152%）

表 4.3 揭示了一個重要的政策意涵：在高碳電網環境下，每度節電的邊際減碳效益反而更高。台灣的電網碳強度（0.474 kg CO_2e/kWh）遠高於法國（0.05）或挪威（0.02），使得相同的節電量在台灣可產生高達法國 9.5 倍的減碳效益[3]。換言之，台灣當前的高碳電網結構，反而為積極導入 AI 節能應用提供了強烈的政策誘因——每投入一單位的 AI 節能工具，在台灣所能實現的碳排減少量，是在清潔能源國家的數倍。

然而，這一發現需要配合另一個維度的思考：隨著台灣電網碳強度依政策目標逐步下降（2030 年目標 0.319、2050 年淨零目標），每度節電的邊際減碳效益也將隨之降低。這意味著，AI 節能工具在台灣的減碳政策價值，在電網尚未完成低碳轉型的當前最為突出；隨著電網低碳化推進，AI 節能工具的相對政策優先性雖不會消失，但其邊際效益將逐步收斂至低碳電網的水準。

4.6.4　跨領域 AI 應用的系統性綜效

在個別領域分析之外，AI 在智慧電網、建築、交通、製造四個領域的同步部署，可能產生超越個別領域加總的系統性綜效（synergy effects），值得在政策規劃層次加以考量[1]。

第一個綜效機制是**跨領域需求反應整合。**若智慧建築（BEMS）、智慧製造（AI-EMS）與電動車充電管理系統，同時整合至台電的需求反應平台，電網可調度的彈性負載規模將從目前的工業大用戶（數百 MW）擴展至涵蓋商業建築與交通充電樁的分散式資源（潛在可達數千 MW），形成真正意義上的「虛

擬電廠」（Virtual Power Plant）[9]。此一整合若能實現，台灣的再生能源整合能力將大幅提升，電網備轉容量的需求也可相應降低。

第二個綜效機制是**數據與模型的跨領域複用。**建立於某一領域的 AI 預測模型，其底層的時間序列分析、異常偵測與強化學習技術，往往可直接遷移應用至其他領域。例如，用於電網負載預測的模型架構，與建築能耗預測或工廠製程品質預測的架構高度相似[13]，跨領域的技術知識移轉可顯著降低後發領域的導入成本。

第三個綜效機制是**碳排放計算的整合可視化。**當各領域的 AI 節能系統均建立了可量化的碳排放計算能力後，企業可以更輕易地整合多個廠區、多個業務線的碳足跡數據，實現 GHG Protocol Scope 2 與 Scope 3 的完整碳盤查[28]。此一數據基礎設施，不僅是企業 ESG 報告的需要，也是政府建立 AI 碳排揭露制度（第五章的政策建議核心）的必要前提。

4.7 本章小結與政策意涵

本章從 AI 應用效益評估的角度，系統性分析了 AI 在智慧電網、智慧建築、智慧交通、智慧製造四大應用場域的減碳貢獻，以統一的 KPI 框架對各案例進行橫向比較，並進行了 AI 減碳效益與 AI 自身碳排的淨效果評估。以下彙整本章的五項核心發現，並說明其對後續策略建議（第五章）的政策意涵。

核心發現一：AI 在各應用領域均有文獻支持的正向減碳效益，但量級差距懸殊。製造業的潛力最大（全台基準情境可達年減碳 1,564 萬噸，約佔全國碳排 6%）；電網效益最具系統性影響；建築效益最易驗證；交通效益最依賴政策配套。這一差異應直接反映在政策資源的優先分配上[21][14]。

核心發現二：AI 的淨減碳效果在目前規模下均為顯著正值。效益/成本比在 15:1（智慧建築）至 100:1（智慧電網）之間，說明 AI 在現有部署規模下並非能源轉型的負擔，而是具有清晰正面淨效益的減碳工具。但此結論的維持，需要 AI 系統的能源效率隨算力規模成長而持續提升[2]。

核心發現三：台灣高碳電網使 AI 節能工具的邊際減碳效益高於低碳國家。相同節電量在台灣可產生高達法國 9.5 倍的減碳效益，為當前積極推動 AI 節能部署提供了強烈的政策依據。隨電網低碳化推進，此優勢將逐步收斂，凸顯「現在就做」的政策急迫性[3]。

核心發現四：AI 資料中心的可調節負載潛力，提供了「AI 產業 × 能源轉型」正向連結的新路徑。若台灣未來的 AI 資料中心能透過碳感知排程，在再生能源充裕時段集中執行算力密集的訓練任務，可同時降低自身碳排並協助電網吸收再生能源波動，形成 AI 與能源轉型的正向循環，而非相互排斥的政策矛盾[11]。

核心發現五：智慧製造是台灣 AI 減碳政策最具槓桿效果的單一優先領域。製造業用電佔台灣全國用電 55% 至 58%，半導體業具有全球最高的能源投資能力與技術自主性，傳統高耗能產業則有大量待開發的節能潛力。政府應優先推動工業部門的 AI-EMS 普及、製程數據基礎建設完善，以及高耗能產業的 AI 節能輔導計畫，作為台灣達成 2030 減碳目標的關鍵路徑[21][22]。

上述五項核心發現，將作為第五章策略建議的核心實證基礎，指導政府與企業在技術路徑選擇、政策工具設計，以及國際合作架構等面向的具體行動方向。

4.7.1 台灣 AI 能源轉型路線圖建議

綜合本章分析，本研究建議台灣在推動 AI 能源轉型應用時，可依「短中長期」的時間框架規劃優先投資順序：

短期（1—3 年）：優先推動已有成熟技術與本地案例支撐的領域。建議聚焦：政府機關建築強制導入 AI-BEMS（以台電大樓模式複製至其他政府建築）；製造業 AI 節能數位化的第一至三階段推廣（以節能可視化和 AI-EMS 為起點）；以及台電 AMI 數據的完整開放與 AI 分析能力建立。此階段的重點是建立可信、可量化的本地成功案例，消除業界的導入疑慮[14][21]。

中期（3—7 年）：在短期基礎設施建立後，推動更大規模的跨部門整合。建議聚焦：建立涵蓋商業建築、工廠與電動車充電的整合需求反應平台；推動主要都市的 AI 自適應號誌全面建置；以及針對高耗能傳統製造業的 AI 製程優化第四至五階段導入。此階段的目標是讓 AI 能源應用從示範工程轉變為常規政策工具[7][22]。

長期（7 年以上）：在電網低碳化持續推進（再生能源占比超過 30%）的背景下，AI 電網調度的邊際效益將快速提升，屆時「AI 資料中心彈性負載 × 高再生能源電網 × AI 需求預測」的完整正向循環才能完整實現。長期目標應是讓台灣的 AI 產業與能源轉型，從當前「相互競爭資源」的緊張關係，進化為「相互賦能」的協同關係[30][11]。

參考文獻

[1] Kaack, L. H., Donti, P. L., Strubell, E., Kamiya, G., Creutzig, F., & Rolnick, D. (2022). Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation. Nature Climate Change, 12, 518–527. https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7 *※亦引用於第二、三章*

[2] Luccioni, A. S., Jernite, Y., & Strubell, E. (2023). Power Hungry Processing: Watts Driving the Cost of AI Deployment? arXiv preprint arXiv:2311.05610. https://arxiv.org/abs/2311.05610 *※亦引用於第二、三章*

[3] Lannelongue, L., Grealey, J., & Inouye, M. (2021). Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. Nature Computational Science, 1, 552–561. https://doi.org/10.1038/s43588-021-00052-5 *※亦引用於第一、二、三章*

[4] Baig, S. & Kumar, M. (2026). AI-Based Smart Grid Optimization for Renewable Energy Integration: A Review. Recent Innovations in Wireless Network Security, 8(2), 5–14. https://zenodo.org/records/19591488 *※亦引用於第一、二章*

[5] Hong, T., Pinson, P., Fan, S., Zareipour, H., Troccoli, A., & Hyndman, R. J. (2016). Probabilistic Energy Forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and Beyond. International Journal of Forecasting, 32(3), 896–913. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.02.001

[6] International Energy Agency (IEA). (2024). Electricity 2024: Analysis and Forecast to 2026. IEA. https://www.iea.org/reports/electricity-2024 *※亦引用於第一、二、三章*

[7] 台灣電力公司（2024）。智慧電網推動計畫年報。台電。https://service.taipower.com.tw/smartgrid *※亦引用於第二章*

[8] 行政院能源及減碳辦公室（2023）。澎湖縣七美鄉儲能系統建置計畫成果報告。行政院。https://www.ey.gov.tw

[9] Hu, J., Morales, J. M., & Madsen, H. (2020). EcoGrid 2.0: Flexible Demand in Bornholm Smart Grid Demonstration. Applied Energy, 261, 114436. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114436

[10] California ISO (CAISO). (2023). Annual Report on Market Issues and Performance. CAISO. https://www.caiso.com/market/Pages/ReportsBulletins/AnnualReports.aspx

[11] Radovanović, M., Hamann, H. F., & Koch, P. (2022). Carbon-Aware Computing for Datacenters. IEEE Transactions on Power Systems, 38(2), 1270–1280. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3143540 *※亦引用於第二、三章*

[12] Pérez-Lombard, L., Ortiz, J., & Pout, C. (2008). A Review on Buildings Energy Consumption Information. Energy and Buildings, 40(3), 394–398. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.03.007 *※亦引用於第二章*

[13] Drgoňa, J., Arroyo, J., Cupeiro Figueroa, I., Blum, D., Arendt, K., Kim, D., & Helsen, L. (2020). All You Need to Know About Model Predictive Control for Buildings. Annual Reviews in Control, 50, 190–232. https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.09.001

[14] 台灣電力公司（2023）。台電大樓智慧建築能源管理系統（iBEMS）導入成果報告。台電。https://www.taipower.com.tw

[15] U.S. Department of Energy (DOE). (2023). Commercial Buildings Energy Consumption Survey (CBECS) 2018. U.S. Energy Information Administration. https://www.eia.gov/consumption/commercial/

[16] International Transport Forum (ITF). (2023). Transport Outlook 2023. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/b6cc9ad6-en

[17] Stevanovic, I., Schmutz, M., & Moura, F. (2017). Accuracy of Adaptive Signal Control Technology. Transportation Research Procedia, 22, 186–195. https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.03.025 *※亦引用於第三章*

[18] Transport for London (TfL). (2004). Central London Congestion Charging: Impacts Monitoring Second Annual Report. TfL. https://content.tfl.gov.uk/impacts-monitoring-report-2.pdf *※亦引用於第一、二章*

[19] OECD. (2010). Stockholm Congestion Tax. Organisation for Economic Co-operation and Development. https://www.oecd.org/environment/transport/stockholm-congestion-tax.htm *※亦引用於第二章*

[20] 交通部統計查詢網（2024）。道路交通事故統計與車輛登記數。交通部。https://stat.motc.gov.tw

[21] 能源署（2024）。能源統計年報 2024。中華民國經濟部能源署。https://www.moeaboe.gov.tw *※亦引用於第三章*

[22] Zhao, Z., Li, L., & Yang, T. (2021). AI Applications in Smart Manufacturing and Transportation for Sustainable Development. Journal of Cleaner Production, 291, 125232. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125232 *※亦引用於第一、二、三章*

[23] 台灣積體電路製造股份有限公司（2024）。2024 台積公司永續報告書。台積電。https://esg.tsmc.com/download/file/2024-TSMC-Sustainability-Report-c.pdf *※亦引用於第三章*

[24] 中國鋼鐵股份有限公司（2023）。2023 中鋼企業社會責任報告書。中鋼。https://www.csc.com.tw

[25] Siemens AG. (2023). Amberg Electronics Plant: The Digital Factory. Siemens. https://www.siemens.com/global/en/products/automation/topic-areas/digital-enterprise/factories/amberg.html

[26] Toyota Motor Corporation. (2023). Toyota Environmental Challenge 2050: Progress Report. Toyota. https://global.toyota/en/sustainability/environment/challenge2050/

[27] Masanet, E., Shehabi, A., Lei, N., Smith, S., & Koomey, J. (2020). Recalibrating Global Data Center Energy-Use Estimates. Science, 367(6481), 984–986. https://doi.org/10.1126/science.aba3758 *※亦引用於第一、二、三章*

[28] National Development Council, Taiwan. (2022). Taiwan's Pathway to Net-Zero Emissions in 2050. Executive Yuan, Republic of China (Taiwan). https://www.ndc.gov.tw *※亦引用於第一、二、三章*

[29] Elsworth, C., et al. (2025). Measuring the Environmental Impact of Delivering AI at Google Scale. Google LLC. https://services.google.com/fh/files/misc/measuring_the_environmental_impact_of_delivering_ai_at_google_scale.pdf *※亦引用於第一、二、三章*

[30] IEA. (2025). Energy and AI. International Energy Agency. https://www.iea.org/reports/energy-and-ai

第五章 永續 AI 發展路徑、策略建議與研究結論

5.1 本章架構說明

本章承擔兩項核心任務：其一，依循計畫書第三個核心研究議題「永續 AI 發展路徑與策略建議」，以前四章的實證結果為依據，提出以技術路徑為主軸的永續 AI 發展建議；其二，作為全報告的結論，整合各章核心發現，回應研究起始所設定的三個核心研究問題，並說明本研究在學術、國家發展與實際應用三個層面的貢獻[1]。

本章建議的提出邏輯，遵循「問題診斷（來自第三、四章實證）→ 技術路徑說明 → 具體實施方式 → 預期減碳效果」的論述結構，確保每一項建議均有可操作的技術依據。整章的核心立場是：AI 與能源系統之間的正向協同關係，不會憑空形成，而需要透過技術選擇的主動設計與持續優化才能實現。

5.2 降低 AI 自身碳排的技術路徑

5.2.1 模型訓練階段的碳排優化

第三章量化分析顯示，在台灣電網碳強度（0.474 kg CO_2e/kWh）下，GPT-3 等級模型的訓練碳排約為 191 噸 CO_2e，新世代 GPT-4 等級則可高達 23,700 至 47,400 噸，顯示隨模型規模擴張，訓練碳排以非線性方式急遽上升[2]。在此趨勢下，降低訓練階段的碳排放，需從模型架構設計、訓練效率優化與硬體選擇三個維度同時著手。

維度一：遷移學習與預訓練模型複用。從頭訓練大型語言模型是碳排最密集的 AI 開發行為。遷移學習透過在預訓練模型基礎上進行微調（fine-tuning），可將下游任務的訓練能耗降低 60% 至 90%[3]，且在多數應用場景中，微調後的效能與完整模型相當。對台灣 AI 研究機構與企業，優先採用開源預訓練模型進行微調，是最具立即碳排降低效益的技術選擇，無需等待政策框架建立即可自主實施。

維度二：能源感知的超參數搜尋策略。模型架構設計的試驗性訓練，往往產生大量「設計階段隱性碳排」。Henderson 等人指出，過度的網格搜尋（grid

search）可能消耗正式訓練碳排的數倍能源[4]。貝葉斯優化相較網格搜尋，可在減少 70% 至 90% 搜尋輪次的情況下達到相近最優解，顯著降低設計階段能源浪費。此外，引入「能源感知早停機制」——當訓練的邊際性能提升低於預設門檻時自動停止——可避免無效的過度訓練。

維度三：高效率硬體的選用。訓練硬體的能源效率（FLOPS/W）在不同世代間呈現明顯階梯式提升：NVIDIA H100 比 A100 能效高約 3 倍，Google TPU v4 在特定工作負載下相較 GPU 可提升能效 4 至 8 倍[5]。在硬體採購決策中將每瓦浮點運算（FLOPS/W）指標與算力規格並列評估，是降低訓練碳排最直接的硬體層次手段。

維度四：碳感知訓練排程。大型訓練任務通常可在數天至數週的時間窗口內靈活安排，是電網碳感知排程（carbon-aware scheduling）的理想對象。研究顯示，將訓練任務排程至電網碳強度最低的時段或碳強度較低的資料中心節點，可在不影響訓練結果的前提下降低訓練碳排約 20% 至 40%[6]。開源工具如 CodeCarbon 已可提供即時電網碳強度追蹤，直接整合至訓練腳本，是零額外成本的碳排優化起點。

5.2.2 模型推論階段的能源效率技術

第三章的台灣情境動態預測顯示，在基準成長情境下，推論服務五年累積碳排可達 67,245 噸 CO_2e，遠超訓練碳排的 191 噸，且差距隨服務普及持續擴大[2]。推論效率提升，因此是 AI 長期碳排管理中最重要的技術戰場。以下整理四種技術成熟度較高、效益經文獻驗證的推論優化技術。

技術一：模型量化（Quantization）。量化技術將模型參數從高精度浮點數（FP32）降至低精度表示（INT8、INT4），可在幾乎不損失效能的前提下，降低推論記憶體需求 50% 至 75%、推論延遲降低 2 至 4 倍、能耗降低 30% 至 40%[7]。INT8 量化在 NVIDIA TensorRT 等生產級推論框架中已高度成熟，且對大多數 NLP 任務的效能影響可控制在 1% 以內。量化是推論優化中「技術成熟度最高、部署成本最低、減碳效益最立即」的技術選項，應優先採用。

技術二：模型剪枝（Pruning）與知識蒸餾（Knowledge Distillation）。剪枝可在維持 90% 以上效能的情況下減少模型大小 50% 至 70%，對應推論能耗降低 40% 至 60%。知識蒸餾（如 DistilBERT 相較原版 BERT）可將推論能耗降低約 40%，同時保留 97% 的效能[7]。兩者適合在特定高頻推論場景中優先考量，部署門檻高於量化但減碳效益更全面。但知識蒸餾的導入仍須審慎考量模型授權、服務條款、訓練資料來源及智慧財產權等問題。對台灣而言，較具可行性的發展方向是優先採用授權條款明確且可合法再利用的開源基礎模型，結合量化、剪枝、蒸餾及領域微調等技術，建立「開源基礎模型＋模型輕量化＋領域專用化」的發展路徑。

技術三：批次推論優化（Batch Inference Optimization）。批次推論是生產環境降低單次請求能耗最有效的工程手段，將多筆請求合併並行處理可大幅攤平 GPU 固定啟動能耗。Google Gemini 生產報告指出，批次處理是其單次推論能耗遠低於外部學術估算最重要的技術原因[5]。服務架構採用動態批次（dynamic batching）——在可接受延遲預算內彈性等待更多請求——可在不大幅增加延遲的前提下顯著提升批次效率，是大規模推論服務的最佳實踐。

技術四：混合專家模型（Mixture of Experts, MoE）架構。MoE 模型在每次推論時，僅活化全部參數中一小部分「專家」子網路，使模型總參數量（代表整體能力）與推論實際計算量（代表能耗）得以解耦。Google Gemini 採用 MoE 架構後，每次推論活化的參數量約為總參數量的 1/8 至 1/16[5]，使推論能耗大幅低於相同規模的密集模型。對台灣 AI 服務業者，在新一代模型架構選型時，MoE 是值得優先評估的能源效率導向設計方案。

5.2.3 資料中心能源效率的系統性提升

在模型層次優化之外，資料中心基礎設施效率同樣是 AI 碳排管理的重要技術維度。PUE（Power Usage Effectiveness）的改善直接影響所有工作負載的整體碳排，具有「一次提升、全面受益」的槓桿效果[8]。

在冷卻技術方面，傳統空氣冷卻的 PUE 通常在 1.4 至 2.0 之間；液體冷卻（液冷與浸沒式冷卻）可將 PUE 降至 1.1 至 1.2[8]，使冷卻系統電力消耗降低

60% 至 80%。對於高密度 AI 運算（GPU 機架功率密度可達 80 至 120 kW/機架），液體冷卻不僅是節能手段，也逐漸成為散熱工程的必要選項。在電力轉換效率方面，採用 48V 直流電力分配架構與高效率鈦金級電源供應器，可將整體電力轉換效率提升至 96% 以上，減少多次 AC/DC 轉換的累積損耗。

在選址層次，台灣地理氣候條件（全年均溫偏高）使純自然冷卻的適用性有限，但透過混合式冷卻設計，在北部至中部地區仍可實現部分節能。地理選址至緯度較高或高海拔地區，可大幅延長自然冷卻可用時段，是 PUE 改善最根本的解方，但高海拔處的電網佈設，以及環境影響，會是主要的考量。本研究的電網碳強度敏感度分析（第三章表 3.7）同時顯示：相同算力規模在不同地區的碳排可相差達 35 倍，選址決策對碳排的長期鎖定效應遠超技術優化的邊際效益[2]。

5.2.4 碳感知排程作為 AI 碳排管理的系統性工具

碳感知排程（carbon-aware scheduling）是近年最受重視的 AI 碳排管理新興技術，核心思想是：在不影響服務品質的前提下，透過調整計算任務的執行時間或地點，使 AI 工作負載優先在電網碳強度最低的條件下執行[6]。

時間維度（temporal shifting）：將可延遲的訓練任務排程至當日電網碳強度最低的時段。在台灣電網太陽能快速擴張的背景下，中午時段的太陽能發電充裕，碳強度相對較低，形成 AI 訓練的「低碳視窗」。隨台灣再生能源占比持續上升，此低碳視窗的規模與效益將持續擴大，使碳感知排程在台灣情境下的技術價值不斷提升。

地理維度（geographic shifting）：在多雲端或多資料中心架構下，動態路由算力需求至當時使用最低碳強度電力的節點。Radovanović 等人的研究顯示，結合時間與地理兩個維度的多雲端碳感知排程，可在不影響服務品質前提下降低資料中心碳排約 40%[6]。實施上，開源工具如 WattTime 或 Electricity Maps 已提供各地區即時及預測碳強度 API，可直接整合至 Kubernetes 等容器編排系統的調度邏輯中，實現應用層透明的碳感知工作負載管理。

5.3 以 AI 技術推動能源轉型的優先路徑

5.3.1 智慧製造：最大槓桿效果的優先投資領域

第四章整體潛力估算（表 4.1）顯示，若台灣工業部門 30% 的用電透過 AI 節能工具實現平均 10% 的能效提升，年減碳量可達 1,564 萬噸 CO_2e，約佔台灣全國碳排的 6%[9]。製造業在四大應用場域中具有最大的量級優勢，應作為台灣 AI 減碳技術部署的最優先投資領域。

在技術實施層次，本研究建議台灣製造業採取五階段漸進式導入路徑：第一階段建立感測器與智慧電表基礎設施（可實現 3% 至 5% 基線節能）；第二階段導入 AI 異常偵測（發現高耗能設備的異常運行）；第三階段實施 AI-EMS 的尖離峰排程優化；第四階段進行製程參數即時 AI 優化；第五階段整合工廠碳排與企業碳盤查系統，實現 AI 驅動的完整碳管理鏈[9]。

就半導體製造的特殊情境，潔淨室空調的 AI-MPC 優化（節能 10% 至 20%）與預測維護技術，已在實際生產環境中被驗證為對製程品質影響最小、節能效果最顯著的切入點。台積電設定的 2030 年製程能耗強度降低 10% 目標[10]，若以 AI 技術作為主要實現手段，其年減碳效益估計超過 94 萬噸 CO_2e，是全台最高影響力的單一企業節能行動。

5.3.2 智慧電網：AI 作為再生能源整合的關鍵使能技術

隨台灣再生能源占比持續提升（目標 2030 年超過 30%），電網的可見性與調度靈活性需求將大幅升高。AI 在電力需求預測、再生能源發電預測與動態調度優化三個層次的應用，將從當前的「效率提升工具」演進為「高再生能源電網的必要基礎設施」[1]。

短期最具效益的技術投資是 AI 發電預測系統的精度提升：對太陽能與離岸風電發電量的預測每提升 1% 精度，可降低約 0.5% 的備轉容量需求，換算台灣電網規模，約相當於減少 100 至 150 MW 的火力機組待命需求。中期的關鍵技術是 AI 資料中心彈性負載的電網整合：若未來台灣 AI 資料中心能透過碳感知排程，在再生能源充裕時段集中執行訓練任務，可從系統層次降低備轉需求並吸收棄電，使 AI 產業從電網壓力來源轉變為再生能源整合的協同夥伴[6]。

離島微電網的 AI 控制應用（如澎湖七美案例，柴油依存度降低 25% 至 30%），則提供了在孤島電網情境下 AI 調度技術的完整驗證，其成果可直接推廣至台灣其他外島的能源轉型計畫。

5.3.3 智慧建築：效益最易驗證的全面推廣領域

台電大樓 iBEMS 案例（年節電 160 萬 kWh、減碳 758 噸 CO_2e、節電率 15%）提供了台灣商業建築 AI 節能最具公信力的本地實證。建築 AI 節能的效益量化路徑清晰（節電 kWh 直接換算 CO_2e），且不涉及高難度製程數據整合，是短期內最容易大規模推廣的技術路徑。

從技術實施角度，建築 AI 節能最大效益來自模型預測控制（MPC）應用於 HVAC 系統：相較傳統 PID 控制器，MPC 整合室外氣象預報（提前 24 至 48 小時）、建築熱慣量模型與室內人員感知數據，可將空調系統能耗降低 15% 至 25%[3]。對台灣夏季高溫環境，MPC 還可透過預先蓄冷（在離峰時段讓系統預降溫），在不降低室內舒適度的前提下削減尖峰用電需求，同時具備節能與需求反應的雙重效益。

5.4 企業層面的技術實施建議

5.4.1 建立 AI 碳排放計算能力

企業建立 AI 碳排放計算能力的最低可行起點，是對主要訓練任務導入碳排追蹤工具（如 CodeCarbon 或 CarbonTracker），在訓練腳本中插入碳排計算模組，自動記錄用電量、電網碳強度與對應碳排[4]。在此基礎上，逐步建立推論服務的年度碳排監測機制：追蹤月均請求量、平均單次推論能耗與伺服器實際 PUE，定期計算推論碳排強度（g CO_2e /request）的變化趨勢，設定年度改善目標。此能力建立過程，同時為後續碳揭露、Green AI 採購規格制定，以及企業 ESG 報告提供不可缺少的數據基礎[8]。

5.4.2 推論服務的能源效率優先行動清單

基於 5.2.2 節的技術分析，本研究針對不同規模的推論服務提供優先行動清單，依實施難度由低至高排列：

立即可執行（低技術門檻）：(1) 對現有模型進行 INT8 量化並在 TensorRT 或 ONNX Runtime 上部署，預期推論能耗降低 30% 至 40%；(2) 啟用動態批次（dynamic batching），設定最大批次等待時間（10 至 50ms），顯著提升 GPU 使用率；(3) 依請求複雜度進行模型路由——簡單查詢導向輕量化模型，複雜推理才呼叫完整模型，可降低平均單次推論能耗 40% 至 60%[7]。

中期部署（中等技術門檻）：(4) 對高頻推論場景建立知識蒸餾的任務特定小型模型；(5) 在多雲端架構中實施碳感知工作負載調度，將離線批次推論路由至低碳強度節點；(6) 評估 TinyML 邊緣推論的可行性，對延遲容忍度低但請求量極大的場景，部署至邊緣裝置以降低雲端推論碳排。

長期架構優化（高技術門檻）：(7) 新模型設計時採用 MoE 架構，從根本解耦模型能力與推論能耗；(8) 建立自動化推論碳排監控儀表板，使碳排強度成為與延遲、錯誤率並列的服務品質（SLA）核心指標，形成持續優化的技術文化[5]。

5.4.3 綠電採購與 24/7 無碳能源匹配

第三章的電網碳強度敏感度分析顯示，台灣電網碳強度（0.474 kg CO_2e /kWh）約為法國（0.05）的 9.5 倍。對資料中心而言，採購再生能源以降低 Scope 2 碳排強度，在短期內是最直接有效的碳排降低手段，其效益可與多項技術優化措施的總和相當[2]。

台灣現有綠電採購工具包含再生能源憑證（REC）、企業購電合約（PPA）與台電綠電電價方案。在三種工具中，PPA 不僅提供碳排申報的市場法依據，更直接促進新再生能源建設，對台灣電網的實體低碳化具有正面推動力，是最值得優先採用的工具[8]。

就長期目標，本研究建議 AI 資料中心業者以「24/7 無碳能源匹配」作為終極目標——即在每一小時，均確保有對應的再生能源在電網中實際發電。相較年度總量平衡的 REC，24/7 匹配更能確保在碳強度最高的傍晚尖峰時段也有實際低碳電力對應，實現真正意義的 Scope 2 零碳排。Google 已承諾 2030 年所有

資料中心達成 24/7 無碳能源匹配[5]，台灣業者可將此作為 5 至 10 年的技術發展目標。

但以台灣目前的企業結構而言，PPA 較適合具穩定高用電需求、信用條件與長期採購能力的大型企業。中小企業則可能面臨用電規模不足、契約期較長及採購彈性有限等問題，因此不宜以單一 PPA 模式作為主要綠電策略。建議採取分級推動方式：大型科技公司與資料中心可優先採用 PPA 並逐步導入 24/7 無碳能源匹配；中小企業則可透過政府平價綠電專案、綠色租賃，以及多家企業共同採購的團購或聚合模式，降低取得綠電的門檻與成本。如此可避免永續 AI 與綠電轉型僅集中於大型企業，並提升整體產業參與能源轉型的可行性與普及程度。

5.5 研究結論：回應核心研究問題

5.5.1 核心問題一：AI 產業的碳排放貢獻有多大？

本研究以台灣主權 AI 資料中心為情境，建立結合 LCA 框架與 GHG Protocol 雙重分析方法的量化模型，產出以下核心結論：在台灣電網碳強度（0.474 kg CO_2e /kWh）下，GPT-3 等級模型一次訓練約產生 191 噸 CO_2e；服務 1,000 萬台灣用戶的年推論碳排，在低耗電情境約 5,882 噸，在快速成長情境五年累積可達 16 萬噸以上[2]。AI 碳排具有三項關鍵特徵：系統性（涵蓋訓練、推論、基礎設施、硬體製造與供應鏈）、結構轉移性（碳排重心從訓練轉向推論）、以及電網依賴性（台灣與法國碳排可差 9.5 倍）。

5.5.2 核心問題二：AI 減碳效益是否能抵銷自身碳排？

本研究以八項 KPI 統一框架對四大應用場域進行案例分析，並計算淨碳排效果。核心結論是：在目前部署規模下，各場域淨碳排效果均為顯著正值，效益/成本比在 15:1 至 100:1 之間[9]。以量級最大的智慧製造為例：全台基準情境年減碳潛力約 1,564 萬噸 CO_2e，而驅動此效益所需的 AI 推論系統年碳排估計約 23.7 至 47.4 萬噸 CO_2e，淨效果約為 1,516 至 1,540 萬噸 CO_2e，效益/成本比超過 30:1。此正向淨效果的維持，需要 AI 能源效率的持續提升與電網低碳化的同步推進。

5.5.3 核心問題三：哪些技術路徑能推動永續 AI 發展？

本章 5.2 至 5.4 節的建議提供完整答案。核心技術優先順序為：**① 模型量化與知識蒸餾**（立即降低推論能耗 30% 至 40%）→**② 遷移學習與預訓練模型複用**（降低訓練能耗 60% 至 90%）→**③ 碳感知排程**（降低資料中心碳排約 40%，不影響服務品質）→**④ MoE 架構採用**（從架構層次解耦能力與能耗）→**⑤ 液體冷卻與 PUE 改善**（PUE 從 1.5+ 降至 1.1–1.2）→**⑥ 24/7 無碳能源採購**（降低 Scope 2 碳排強度）。這六項技術路徑，構成企業可依技術門檻與效益逐步推進的永續 AI 技術路線圖[6]。

5.5.4 六項跨章整合性觀察

綜合全報告四個主要分析章節，提出六項跨章整合性觀察：

觀察一：AI 碳排與 AI 減碳是同一能源系統的兩個面向，必須在同一框架下共同評估[1]。

觀察二：電網碳強度是全報告最重要的單一外部變數，同時決定 AI 算力的碳排量（第三章）與 AI 節能工具的邊際減碳效益（第四章）。台灣的高碳電網使 AI 節能工具的邊際效益高於低碳國家，但也使 AI 算力擴張的碳排成本高於低碳國家，構成台灣 AI 與能源政策的特殊雙重處境[2]。

觀察三：台灣在全球 AI 碳排議題中承擔雙重角色—AI 算力電力消費地（主權 AI 資料中心）與全球最重要的 AI 晶片製造地（台積電年碳排約 2,100 萬噸 CO_2e），此雙重角色使台灣在全球 AI 永續治理討論中具有不可忽視的議題代表性[10]。

觀察四：推論碳排的結構性上升是 AI 碳排管理最迫切的長期挑戰。在快速成長情境下，五年累積推論碳排可達訓練碳排的數百倍，使推論效率成為比訓練優化更具長期政策優先性的技術課題[2]。

觀察五：智慧製造是台灣 AI 減碳政策最具槓桿效果的優先領域，全台基準情境年減碳潛力（1,564 萬噸）是達成 2030 減碳目標不可缺少的技術路徑[9]。

觀察六：AI 產業與能源轉型的正向協同需要技術的主動設計，而非自然形成。從模型量化到碳感知排程、從 MoE 架構到 24/7 無碳電力，每一個技術決策點上主動選擇較低碳排的選項，是實現 AI 永續發展的根本途徑[6]。

5.6 本研究的貢獻

5.6.1 學術研究貢獻

本研究在學術層次的主要貢獻包含三項。第一，建立了結合 LCA 視角與 GHG Protocol 雙重分析方法的 AI 碳排放量化框架，並以台灣本地電網數據完成落地量化，填補現有研究在台灣情境下缺乏系統性 AI 碳排估算的空白；特別是對能源署公告係數（0.474）與發電量分析方法（0.511）差異成因的詳細說明，為後續台灣 AI 碳排研究提供方法論參照[2]。

第二，建立「八項 KPI 統一評估框架」，可應用於不同應用領域、不同地區的 AI 能源轉型效益比較研究，提升跨研究可比較性，有助於彌補現有文獻在系統性跨案例比較上的不足。第三，整合 AI 碳排放（第三章）與 AI 減碳效益（第四章）的雙向分析，計算各場域淨碳排效果，為「AI 究竟是能源問題一部分還是解決方案一部分」提供具有情境特定性的量化答案，促進跨能源工程、環境科學、資訊工程與政策研究的多學科整合對話[1]。

5.6.2 國家發展與實際應用貢獻

在國家發展層次，本研究提供台灣政府評估 AI 產業對 2050 淨零目標影響的量化工具——台灣主權 AI 資料中心碳排模型與政策情境模擬——使 AI 政策與能源政策可建立在共同數據基礎上進行協調規劃。透過智慧製造整體潛力估算（基準情境 1,564 萬噸 CO_2e /年），本研究亦為工業部門的減碳路徑規劃提供優先排序依據[9]。

在實際應用層次，本研究提供的 AI 碳排計算公式與參數範圍，使企業可直接套用評估自身 AI 系統的碳排放，無需等待外部機構認證。四大應用領域的本地案例分析（台電大樓 iBEMS、澎湖七美微電網、台積電節能計畫、中鋼製程優化），為不同產業企業提供具體的 AI 節能部署參考。5.4 節的企業技術實施

建議（從碳排計算建立到推論效率優化清單、24/7 無碳電力採購），可直接作為企業永續技術部門的工作指引。

5.7 研究限制與後續研究建議

本研究存在三項主要限制。第一，數據取得限制：本研究的碳排計算高度依賴公開文獻與政府統計，缺乏台灣 AI 雲端服務業者的實際生產環境實測數據，使部分推論碳排估算仍為模型化推估而非直接量測。第二，案例深度限制：本研究採用多案例廣度分析策略，對個別案例的深度現場訪查較為有限，無法完全排除案例特定因素的影響。第三，動態性限制：AI 技術演進速度極快，部分訓練碳排估算（如 GPT-4 等級）可能隨 MoE 等新架構普及而需要更新[5]。

後續研究建議四個值得深入的方向：**① 台灣 AI 業者的實地碳排測量研究**，與台灣雲端業者合作建立接近 Google Gemini 報告規格的本地生產環境碳排測量；**② 電動車 AI 充電管理的電網衝擊模擬**，隨台灣電動車普及進程加快進行更精細的電力系統模擬研究；**③ 台灣半導體製造碳足跡的產品層次量化**，以 ISO 14067 框架對不同製程節點（7nm 至 2nm）進行完整 LCA；**④ 跨產業 AI 節能效益的縱向追蹤研究**，以每兩年為週期追蹤台灣製造業與建築業的 AI 節能導入進度，建立可驗證的長期成效數據庫[4]。

參考文獻

[1] Kaack, L. H., Donti, P. L., Strubell, E., Kamiya, G., Creutzig, F., & Rolnick, D. (2022). Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation. Nature Climate Change, 12, 518–527. https://doi.org/10.1038/s41558-022-01377-7 *※亦引用於第二、三、四章*

[2] Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A. L. (2023). Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. Journal of Machine Learning Research, 24(253), 1–15. https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.02001 *※亦引用於第一、二、三章*

[3] Drgoňa, J., Arroyo, J., Cupeiro Figueroa, I., Blum, D., Arendt, K., Kim, D., & Helsen, L. (2020). All You Need to Know About Model Predictive Control for Buildings. Annual Reviews in Control, 50, 190–232. https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.09.001 *※亦引用於第四章*

[4] Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., & Pineau, J. (2020). Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning. Journal of Machine Learning Research, 21(248), 1–43. https://arxiv.org/abs/2002.05651 *※亦引用於第一、二、三章*

[5] Elsworth, C., et al. (2025). Measuring the Environmental Impact of Delivering AI at Google Scale. Google LLC. https://services.google.com/fh/files/misc/measuring_the_environmental_impact_of_delivering_ai_at_google_scale.pdf *※亦引用於第一、二、三、四章*

[6] Radovanović, M., Hamann, H. F., & Koch, P. (2022). Carbon-Aware Computing for Datacenters. IEEE Transactions on Power Systems, 38(2), 1270–1280. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3143540 *※亦引用於第二、三、四章*

[7] Xu, C., et al. (2023). A Survey of Resource-Efficient LLM and Multimodal Foundation Models. arXiv preprint arXiv:2401.08092. https://arxiv.org/abs/2401.08092 *※亦引用於第二章*

[8] The Green Grid. (2012). PUE: A Comprehensive Examination of the Metric. The Green Grid. https://www.thegreengrid.org *※亦引用於第二、三章*

[9] 能源署（2024）。能源統計年報 2024。中華民國經濟部能源署。https://www.moeaboe.gov.tw *※亦引用於第三、四章*

[10] 台灣積體電路製造股份有限公司（2024）。2024 台積公司永續報告書。台積電。https://esg.tsmc.com/download/file/2024-TSMC-Sustainability-Report-c.pdf *※亦引用於第三、四章*