



中華民國自來水協會 114 年度研究計畫

自來水事業推動人工智慧之 規劃應用與發展-以北水處為例

委託單位:中華民國自來水協會

研究單位:臺北自來水事業處

計畫主持人:時佳麟

協同計畫主持人:黃裕泰

研究人員:黃欽稜、張瑛興、王耀霖、曾俊華、

翁弘翰、陳品叡、張琮明

執行期間:114 年 2 月 1 日至 114 年 11 月 15 日

中華民國 114 年 10 月

摘要

本研究以北水處過去幾年導入人工智慧與大數據應用的歷程為主，提出智慧供水與行政優化雙主軸為主的策略藍圖，成為短中長期導入 AI 的規劃重點。研究內容先對 AI 族系進行介紹，由經典的機器學習到近年最流行的大語言模型，並蒐羅國內外自來水事業應用的成功經驗，瞭解並非採購相關 AI 軟體或套件就可完成，必須「高層有願景」、「同仁肯行動」外，並經由「教育訓練」將 AI 觀念落實在各基層。在有共同 AI 觀念上進而整理由下而上 (Bottom up) 基層的「需求與目標」，以解決痛點為導向的開發專案，較能切中同仁所需。

北水處透過工具完成系統性業務盤點，利用四象限等「價值工程」手法，找出主要業務單位的痛點、及可落地的 AI 規劃。從智慧水網、供水節能、水質管理、淨水管理、工程管理、業務管理及行政管理七大主題，分別探討推動項目內容。並盤點二十多個項目使用 AI 套件之算法、算力、數據及訓練方式。制定短中長期「推動藍圖」，據以列管開發與導入進度。

在今年底已經導入使用多個專案項目，如水理模型校正 C 值工具、長興場精準加藥、估驗相片比對、自動產生停水範圍、語音轉文字地端版、軟體安裝管理系統、資安法遵 e 化作業等，其餘 AI 項目也納入小組管控進程，將依序完成導入。另外，建置「數據整合」平台，解決過往 OT/IT 難以相互擷取資料的問題，讓未來 AI 可由數據驅動。也考量導入 AI 所必須遵循的資安議題，妥善評估落地應用的 AI 項目，取得管理階層的支持，更是專案成敗的關鍵。

最後，研究整理「導入 AI 技術能夠顯著提升自來水系統的營運效率、服務品質及安全性，而不是為了 AI 而 AI」...等十點結論，也提出四項建議，包括分別說明「以現有系統加上智慧外掛 (AI+)」與「以 AI 技術為主角改變業務流程 (+AI)」發展方式不同、建立並滾動更新 AI 使用指引及依照 AI 功能開發特性設定具體的驗收標準，提供國內體質相仿的公用事業參考。

目錄

摘要	i
圖目錄	v
表目錄	viii
第 1 章緒論	1
1.1 研究動機與目的	1
1.2 研究內容與架構	2
1.3 研究範圍與限制	3
第 2 章人工智慧概述及自來水應用案例介紹	5
2.1 相關 AI 技術概述	5
2.1.1 AI 族系簡介	6
2.1.2 AI 族系之機器學習 (ML) 旁支	9
2.1.3 AI 族系之啟發式 AI 介紹	14
2.2 國內外自來水事業應用案例及相關 AI 工具介紹	22
2.2.1 國內自來水事業應用案例	23
2.2.2 國外自來水事業應用案例	30
2.2.3 國內外自來水事業應用案例相關 AI 工具介紹	44
2.3 小結	48
第 3 章北水處人工智慧推動與盤點	49
3.1 需求盤點與痛點分析	49
3.1.1 業務需求及流程盤點作業	49
3.1.2 人工智慧現況運用、業務資料庫彙整及痛點分析	57
3.2 可發展 AI 之研討	69
3.2.1 資安及關鍵情境元素現況研析	73
3.2.2 AI 應用落地評估指標項目內容	75
3.3 小結	97
第 4 章北水處人工智慧落地應用發展規劃	99
4.1 北水處 AI 推動之路：從人才培訓到行動藍圖	99
4.2 佈建路徑與策略藍圖	101
4.2.1 SCADA/GIS/MIS 資料整合運用規劃	101
4.2.2 水理模型建置與應用	104
4.2.3 北水處 AI 項目推動藍圖	109
4.3 業務分組推動項目內容規劃作業	109
4.3.1 智慧水網	110
4.3.2 供水節能	115
4.3.3 水質管理	121
4.3.4 淨水管理	126

4.3.5 工程管理	128
4.3.6 業務管理	131
4.3.7 行政管理	139
4.4 小結	141
第 5 章結論與建議	144
5.1 結論	144
5.2 建議	146
參考文獻	148

圖目錄

圖 1.2-1 本研究撰寫內容之編排架構.....	3
圖 2.1-1 人工智慧發展簡史[1].....	5
圖 2.1-2 人工智慧的四大族系[2].....	6
圖 2.1-3 機器學習的三大類型與其分支演算法[3].....	10
圖 2.1-4 以長興場 SCADA 數據預測原水錳離子異常.....	11
圖 2.1-5 預測錳離子是否超標的關鍵參數為原水 ORP	12
圖 2.1-6 各種啟發式演算法的分類[4].....	15
圖 2.1-7 遺傳演算法的流程概念圖示[5].....	16
圖 2.1-8 全局最佳解與局部最佳解（左）、演化世代與收斂情況（右）[6].....	17
圖 2.1-9 液態金屬於不同冷卻速度下得到的晶格排列[7].....	18
圖 2.1-10 退火溫度下降太快導致無法逃脫局部解[8].....	20
圖 2.1-11 群體生物各有一套生存智慧[9].....	21
圖 2.1-12 粒子群演算法的基本概念[10].....	21
圖 2.2-1 智慧水網管理資訊系統功能架構圖	25
圖 2.2-2 AI 輔助檢漏技術架構.....	26
圖 2.2-3 WADA 系統運作-運作流程.....	27
圖 2.2-4 台水公司 AI 智能客服使用者操作情境[15]	28
圖 2.2-5 行車軌跡查詢介面[15].....	29
圖 2.2-6 水車運補 APP 介面[15]	30
圖 2.2-7 日本會津若松市上下水道局 AI 診斷管線劣化度可視化.....	31
圖 2.2-8 全連接神經網路預測結果.....	32
圖 2.2-9 長短期記憶模型預測結果	32
圖 2.2-10 PAC 加藥量預測結果.....	32
圖 2.2-11 PAC 城市供水系統.....	33
圖 2.2-12 實際值與推定值比較	33
圖 2.2-13 AI-OCR+RPA 導入後與現行執行程序比較.....	34
圖 2.2-14 東京都水道局 AI 應用於客戶服務[11]	34
圖 2.2-15 管網營運操作監控介面	36
圖 2.2-16 大型建築物漏水 AI 解決方案流程.....	37
圖 2.2-17 AI 水檢測設備發送即時洩漏警報.....	37
圖 2.2-18 瓦倫西亞都會區數位孿生系統[16].....	39
圖 2.2-19 荷蘭愛塞湖數位孿生模型案例資料整合概念[17].....	41
圖 2.2-20 餘氯濃度模擬結果比較[17].....	41
圖 2.2-21 溴酸鹽濃度變化預測[17].....	42
圖 2.2-22 藉由數位孿生模型發現節省能源潛力[17].....	42
圖 2.2-23 水表指針辨識流程[12].....	43

圖 2.2- 24 WEKA 的 UI 介面，相較現今各種流行的 AI 平台，WEKA 具有簡易操作、速度及效能的綜合優勢（右下圖） [13].....	45
圖 2.2- 25 WEKA 被評為單機版最容易使用的 AI 軟體（上圖），WEKA 可擴充 DEEPLARNING4J 套件使用 CNN、RNN 等神經網路進行深度學習[5].....	46
圖 2.2- 26 鳶尾花 IRIS 數據集共有 150 筆，自變數（特徵欄）:X 有 4 欄、應變數（標註欄）:Y 有 1 欄，內含三品種[6].....	47
圖 3.1- 1 盤點作業執行流程[18].....	49
圖 3.1- 2 疑似漏水管段研判智慧化成熟度[18].....	50
圖 3.1- 3 訪談作業流程[18].....	56
圖 3.1- 4 業務自動化程度主觀感受分佈圖[18].....	61
圖 3.1- 5 北水處人工智慧技術導入行動藍圖[18].....	67
圖 3.2- 1 各項 AI 應用之四象限評估成果[18]	80
圖 4.2- 1 北水處三把打開 AI 大門的組合鑰匙	99
圖 4.2- 2 北水處水理模型建置與應用依附於 GIS 升級計畫中已進行 10 年.....	105
圖 4.2- 3 傳統圖幅式 CAD 圖資轉入空間資料庫，將可匯出水理模型檔案.....	106
圖 4.2- 4 四種水理模型應用的類別	107
圖 4.2- 5 水理模型協作成果期末發表	108
圖 4.2- 6 北水處 AI 項目推動藍圖	109
圖 4.3- 1 北水處開發由空間資料庫自動轉出水理模型 INP 檔案的功能.....	110
圖 4.3- 2 北水處水理分析平台架構圖	111
圖 4.3- 3 於 EPANET 投放漏水點 EMITTER 的參數 N1 值所反應的管網體質 ...	113
圖 4.3- 4 漏水震動儀以持續的高強度 LEVEL、低幅度 SPREAD 兩特徵判定漏水	115
圖 4.3- 5 水理模型以 PID 回授控制與 GA 套件，得出耗能減少 3.15%的方案	116
圖 4.3- 6 北水處清水幹線與各場站高程	118
圖 4.3- 7 AFFINITY LAW 對監控數據運轉點雲重建出水泵特性曲線、效率曲線	119
圖 4.3- 8 水泵電流 FFT 異常側頻與古典 MCSA 相符也與拆解故障態樣吻合.	120
圖 4.3- 9 溯源分析功能點選發生污染節點，向上追溯流動軌跡與混合百分比	122
圖 4.3- 10 以士林北投分區為例，68%的管段流速低於可自潔淨門檻 0.3M/s ..	123
圖 4.3- 11 內湖分區的水齡與餘氯分析結果（發表於 ESRI UC 研討會）	124
圖 4.3- 12 高地供水管網水齡隨配水池逐級增加	125
圖 4.3- 13 防救災 AI 助手的建置需求概念圖	129
圖 4.3- 14 工地影像安全監測系統功能架構圖	130
圖 4.3- 15 業務管理主要職責	132
圖 4.3- 16 智慧水網系統一般使用者畫面	133
圖 4.3- 17 案件登錄作業畫面	134
圖 4.3- 18 用水級距成案條件設定畫面	135
圖 4.3- 19 「AMR 用水異常判斷及示警」初步規劃示意圖	136

圖 4.3-20 水妞一般使用者畫面	137
圖 4.3-21 水妞 5 項互動式服務	138
圖 4.3-22 管網知識小幫手系統架構圖	140
圖 4.3-23 會議記錄語音轉文字系統	140

表目錄

表 3.1-1 北水處已盤點 6 個科室業務項目[18].....	51
表 3.1-2 北水處 6 個科室主要業務所使用之軟體與系統[18].....	52
表 3.1-3 收集或詢問之資料項目[18].....	53
表 3.1-4 訪談內容[18].....	55
表 3.1-5 北水處各科室填寫人員回覆業務痛點彙整[18].....	58
表 3.1-6 訪談結果彙整[18].....	60
表 3.1-7 各科室其他業務 RPA/AI 精進建議彙整[18].....	63
表 3.1-8 北水處已導入或執行中之 AI 技術導入情形彙整[18]	68
表 3.2-1 各科室 AI 應用項目分類彙整表[18].....	76
表 3.2-2 各項 AI 應用功能實施難易度與價值[18]	79
表 3.2-3 原水水質異常預警推動目標[18].....	85
表 3.2-4 智慧/精準加藥推動目標[18]	86
表 3.2-5 淨水場資產管理系統推動目標[18].....	87
表 3.2-6 AMR 小區售水率及漏水管段評估推動目標[18]	88
表 3.2-7 管線漏水聽音 AI 辨識推動目標[18]	88
表 3.2-8 數位孿生管網模型（即時分析系統及 C 值預測）推動目標[18].....	89
表 3.2-9 管網水質異常發生時溯源及預警推動目標[18].....	90
表 3.2-10 管網水質模式建立推動目標[18].....	90
表 3.2-11 空間均壓推動目標[18].....	91
表 3.2-12 抽水機健康度評測推動目標[18].....	92
表 3.2-13 防救災監控中心小助手推動目標[18].....	93
表 3.2-14 工地影像安全監測推動目標[18].....	93
表 3.2-15 自動產生停水範圍圖推動目標[18].....	93
表 3.2-16 閘栓埋沒破損巡查推動目標[18].....	94
表 3.2-18 AI 個人助理：管網知識小幫手、水處工作小助手推動目標[18].....	95
表 3.2-19 資訊軟體安裝管理系統、資安法遵文件線上化推動目標[18].....	95
表 3.2-20 AMR 用水異常判斷及示警推動目標[18]	96
表 3.2-21 智能客服、智能質檢推動目標[18].....	97
表 4.4-1 北水處推動項目使用 AI 套件之算法/算力/數據/訓練方式盤點表	142

第 1 章緒論

1.1 研究動機與目的

臺灣自來水事業單位為因應全球數位轉型(Digital Transformation)與人工智慧(Artificial Intelligence, AI)浪潮，智慧水務的推動已然勢在必行，本研究希望透過臺北自來水事業處(北水處)的發展歷程，全面檢視其對內部人工智慧應用需求因應方式，並就遭遇困難及因應檢視分析，規劃人工智慧加值應用及佈建路徑與策略，作為自來水事業未來推動參考。

臺灣的自來水事業單位，包括北水處、臺灣自來水公司(台水公司)、金門縣自來水廠(金門水廠)及連江縣自來水廠(馬祖水廠)，歷經多年的數位轉型，也分別導入了一些 AI 人工智慧應用方案，但在 2023 年底的 ChatGPT 出現帶動了 AI 應用的快速發展，就像 20 多年前視窗軟體的崛起，帶動數位化工作的改變，如今大型語言模型(Large Language Model, LLM)的應用日益普及，勢必會帶來工作型態的變化，而自來水事業在這波變革中，要如何在穩定中推動人工智慧的導入規劃，在提升效率的前提下，結合日常工作及發展應用，將是每一個事業單位重要的課題。

以北水處而言，自 1994 年開始推動管理資訊系統(Management Information System, MIS)數位化工作，在 1999 年建立圖資地理資訊系統(Geographic Information System, GIS)與監控系統(Supervisory control and data acquisition, SCADA)，並於 2006 年至 2019 年完成各系統升級轉型。接著在 2019 年至 2022 年間導入 AI 專案應用，包括：透過網路問答文字諮詢與互動式服務的智能客服系統(水妞)，提供用戶直接線上問答與申辦作業；經由修漏案件訓練人工智慧神經網路(Artificial Neural Network, ANN)，分析找出管線弱點，以 GIS 圖形化顯示方式協助自來水管線汰換規劃；運用遺傳演算法(Genetic Algorithm, GA)求得粗糙係數最佳解，開發水凱莉(WaterCali) 1.0 水理模型校正工具，幫助監工快速完成供水分區管網水理模型參數的

自動化校正，使其能專注於後續模型的應用。

有鑒於導入人工智慧應用已然成為百工百業未來發展趨勢，人工智慧（Artificial Intelligence，AI）是指由人所設計的系統或機器，展現出原本需要人類智慧才能完成的任務能力。這些能力包括：

學習 (Learning)：從經驗中獲取知識並改進自身表現。

推理(Reasoning)：根據已知的規則進行邏輯思考，做出決策。

問題解決(Problem Solving)：找到解決複雜問題的方案。

感知(Perception)：通過感測器理解和解釋周圍的環境。

語言理解(Language Understanding)：理解和處理人類語言。

創造力(Creativity)：產生新的想法、設計或藝術作品。

簡單來說 AI 就是讓機器像人一樣思考、學習和行動的技術。惟國內自來水事業單位目前尚未有全面規劃建置之做法與經驗，故本研究期能透過北水處推動人工智慧之歷程梳理，彙整在業務上遭遇的痛點與需求，加以分析並規劃佈建路徑與策略，作為自來水事業後續推動人工智慧之參考。

1.2 研究內容與架構

本文撰寫的內容與章節編排，詳圖 1.2- 1，架構組成共有 5 章，先透過緒論概略介紹本研究範疇，說明切入的動機緣由，接著介紹相關 AI 技術概述與蒐集國內外文獻案例。第 3、4 章分別說明北水處人工智慧推動、盤點的過程與方法，以及現階段與未來北水處人工智慧落地應用發展規劃。

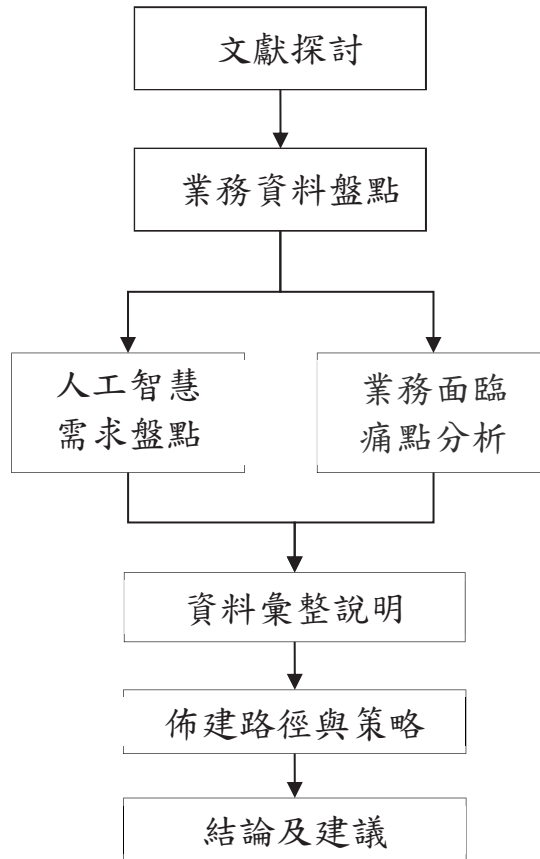


圖 1.2- 1 本研究撰寫內容之編排架構

1.3 研究範圍與限制

本研究案旨在協助北水處盤點現行 AI 應用狀況，釐清已完成項目的實施目的與推動方式，並進一步建構具延展性的整體 AI 推動規劃架構。研究核心聚焦於組織層級的策略佈局，規劃短、中、長期 AI 導入藍圖，協助北水處評估並識別具推動潛力的應用項目，提出落地化推動建議與佈建策略。

本案屬於 AI 應用導入與推動規劃之策略研究，不涉及 AI 演算法本身的開發、原始碼設計或數學原理說明，亦不涵蓋運算平台、雲端算力資源等基礎建設議題。研究評估之 AI 應用，以目前市面上成熟且可取得的技術為主；資料來源部分，本研究完全依據北水處現有之資料庫架構進行應用規劃，並不變動既有欄位或設計新的統一資料格式。因此，模型與應用設計強調「方法論相容性」，意即在維持現行資料環境下套用既有 AI 模型進行應用開發，雖具一定靈活性與適

應性，但在跨場域或高度客製化場景下，其通用性仍有限制。

本研究亦非針對單一業務系統或特定部門深入探討，而是站在整體組織層級，盤點北水處內部各單位所面臨的痛點、業務瓶頸及對 AI 的應用期望，進行綜合性分析。

第 2 章人工智慧概述及自來水應用案例介紹

本章將介紹人工智慧(AI)族系與架構，對其主要分支略作概論，並針對本研究後續分析所採用的機器學習 (Machine Learning, ML) 蒐集國內外自來水的實際應用，再於下一章介紹ML常用的軟體 Weka 以及背後的數據科學原理。

2.1 相關 AI 技術概述

人工智慧AI發展的歷史最早可追溯到1950年代，當時的計算機技術並不發達，但許多演算法已經發展出來，尤其是與統計學相關的演算法，例如迴歸、分群法、貝氏機率等理論，由於計算機科學的興起，數據快速運算得以實踐，數學家與工程師陸續將理論的演算法進行編程，對經典的數據集（如鸚尾花），進行計算，AI遂開始萌芽，為第一波浪潮（圖 2.1-1）。

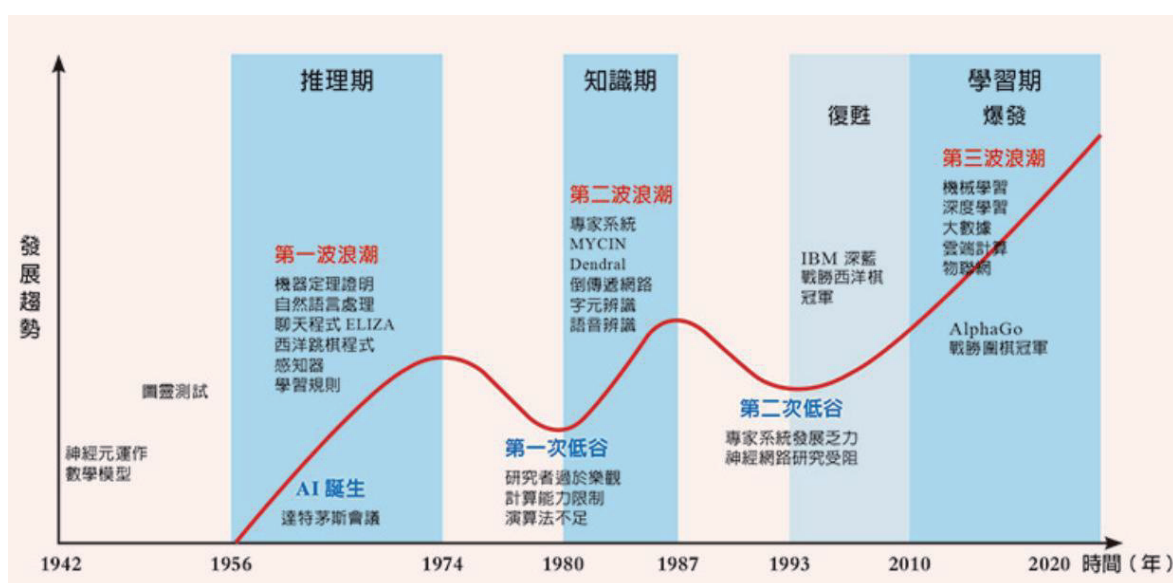


圖 2.1-1 人工智慧發展簡史[1]

但受限於計算機能力低落、演算法理論不足，AI 發展很快陷入第一次低谷。到了 1980 年代，受惠於大型公司建立「專家系統」，將 AI 的演算與蓬勃發展的電腦科技再次結合，迎來第二波發展浪潮，十年間開發了許多商用系統，人工神經網路 (ANN) 的理論進一步深化。然而業界發現專家系統仍無法解決許多問題，神經網路的訓練也陷入瓶頸，又再次跌入低谷。直到 2020 年代，伴隨著電腦運算能力

提升、網際網路、雲端計算、物聯網與感測器的普及，巨量資料的取得、儲存與處理變得相對容易，突破淺層神經網路的限制，提出深層神經網路，大數據、機器學習與深度學習推動了第三波 AI 浪潮，應用上呈現勢不可擋之趨勢。隨著 70 年間的發展，人工智慧種類繁浩，以下介紹主要的 AI 族系與分支。

2.1.1 AI 族系簡介

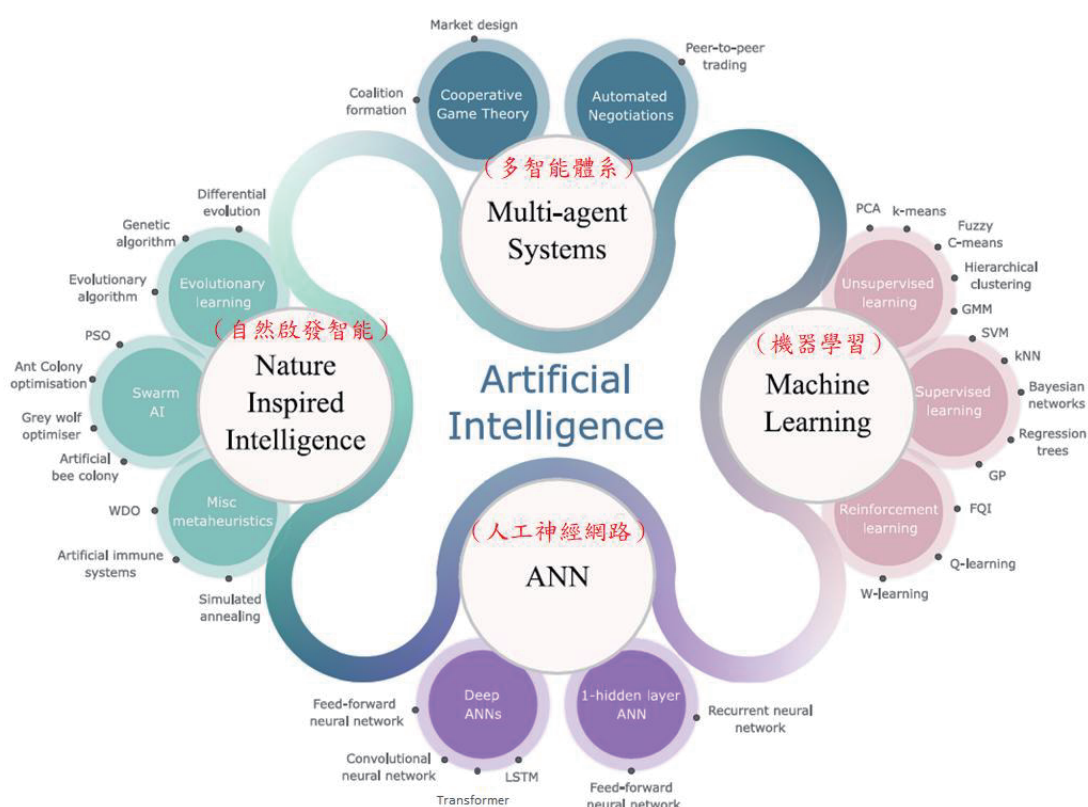


圖 2.1- 2 人工智慧的四大族系[2]

人工智慧是使機器具備模擬人類認知與判斷能力的技術，涵蓋領域包括機器學習、深度學習、電腦視覺以及自然語言處理等。這些技術不僅廣泛應用於工業、交通、醫療等領域，在水處理與自來水事業中的角色也日益顯著。在淨水處理應用方面，機器學習與深度學習技術最具發展潛力，可用於即時水質監測、精準藥劑投加與設備異常狀態辨識，可有效提升操作效率與系統穩定性。此外，AI 系統具備持續學習與模型優化能力，可因應不同場站條件與氣候變化，動態調整作

業策略。

學術界對 AI 的分類並不完全一致，因為 AI 背後皆是以演算法為基礎，透過電腦運算獲得實踐，進而具有智能的表徵，演算法彼此或多或少有所關連，於分門別類上有時候難以明確切割。圖 2.1-2 為其中一種分類，共有四大族系，分別為「機器學習」(ML)、「人工神經網路」(ANN)、「自然啟發智能」(Nature Inspired Intelligence, NII)、「多智能體系」(Multi-agent Systems, MAS)。其中人工神經網路 ANN 為 2020 年第三波 AI 興起後，最為蓬勃發展的一支。

「機器學習」ML 又依照學習的模式，分為非監督式學習 (Unsupervised Learning)、監督式學習 (Supervised Learning)、強化式學習 (Reinforcement Learning)，前兩者的演算法很古典，某些在一兩百年前就已經推導出來，透過現代的計算機進行計算，實現出 AI 的功能，差別在於非監督式學習只靠演算法就可進行分群 (Clustering)，整個過程僅需要微調參數不需要人為監督，人類只能在 2 維平面中，對數據圈選出不同的群體，但這類 AI 對於多維度的分群輕而易舉。相反的，監督式學習則必須搭配已知的數據訓練演算法中的參數，以便後續接觸到新的數據能夠自動分類 (Classification)，訓練過程需要人為挑選合適的資料集，如同在旁監督一樣，故得其名，人類手工分類頂多於 Excel 對兩欄數據繪製 2 維的迴歸線，檢視吻合度，但對於高維度數十欄甚至近百欄數據的分類，人眼無法處理，這類 AI 經過訓練後，預測分類的能力極強。至於強化式學習則是近期才衍生的旁支，該演算法於遊戲、比賽或棋局過程，得分時給予獎勵，反之則給予懲罰，如同強迫 AI 在比賽過程學習，進而累積出自我意識，不需要另外收集資料集對 AI 進行訓練。

「人工神經網路」ANN 早在 1970 年代就已經被提出，係模擬人類大腦的神經元與突觸，以程式建構出節點、連接等元件。當一批已知輸入/輸出關聯的資料集，轉化為數位代碼，就可訓練神經網路，得到節點、連接的傳遞參數值，當訓練夠久，下一批陌生的資料僅有輸入值，導入 ANN 之後，立刻能依照神經網路參數權重，指向正確的

輸出值。過程如同無行為能力的嬰兒大腦，經過學習，就能對外在環境作出正確的反應，成為懂事的兒童。理論上 ANN 能夠學習一切的事物，只要正確的數據夠多，然而過去除了電腦計算能力不足，資料也太少，難以訓練多層、深層的 ANN，僅有少數單層或淺層的 ANN 被訓練成功，應用受限。直到 2020 年之後，IoT 物聯網及網路社群訊息提供大量資料，訓練專用的圖形處理器（Graphics Processing Unit, GPU）也開發出來，因此開展了極深超大的 ANN 應用，稱之為深度神經網路（Deep Neural Networks, DNN）深度學習神經網路，有些學者分類為監督式學習的一種。將特徵擷取也納入神經網路的一部份的卷積神經網路（Convolution Neural Network, CNN），其表現遠勝其他演算法，例如識別人臉照片的國際競賽 ImageNET Challenges，微軟 2015 年使用的 ResNet 神經網路，就是 CNN，錯誤率僅有 3.6%，甚至優於人眼識別。當下最流行的語意 AI 如聊天機器人 ChatGPT、生成式 AI（Generative AI）、對抗式神經網路（Generative Adversarial Network, GAN）如自動生成圖片的 Midjourney 等，都是大型的深層神經網路，經過大量數據集的訓練後，模型的整體表現已經與人類接近，某些反應更是優於人類了。

「自然啟發智能」這個旁支則是一直獨立於前述兩類 AI，自行發展，許多學者的分類名稱為「啟發式演算法」(Heuristic Algorithm)，為優化（Optimization）、搜尋（Searching）演算的學門，例如派遣路徑、最短旅行、最佳調度...等實際問題通常有很多解答，但已經複雜到無法用數學方程式求解的手段算出最佳解答，此時透過啟發演算便可找出「可接受」的近似或次佳解，2022 年的變頻回授點選擇研究案，同樣有很多種選法，利用啟發演算雖然不一定找到最佳解，總是能夠搜尋出令人滿意的答案，如同有智慧一樣的行為，比起單純以隨機分佈為主的演算法如蒙地卡羅法（Monte Carlo），啟發式演算法的收斂時間更短。事實上，這類演算法係師法自然現象（Nature Inspired）所推導出來的，例如遺傳演算法（GA）就是基於物競天擇適者生存的原理，將可能的初始解答以「基因」的型式代入，如果靠近目標，

這些基因就會留下來，如果遠離目標，基因就被淘汰，經過很多世代的突變、交配、演化，最後存活下來的基因就是可接受的答案。另外常見的蟻群演算法(Ant Colony)、退火演算法(Simulated Annealing)...等都是依照生物行為或物理現象撰寫的演算法，各有優缺點，有的搜尋速度快、耗用中央處理器(Central Processing Unit, CPU)資源少，有的更容易找到最佳解答、不易陷入局部解，有的則為泛用型演算、適合各類優化場合使用。

「多智能體系」則是構建於分散式運算(Distributed Computing)的 AI，前述的幾款 AI 若是單機版或分離型的演算法，當透過網路連接起來，並給予彼此溝通的規則與分工的方法，就可形成多智能體系，以解決分離型 AI 以及單層系統難以解決的問題，換句話說，多智能體是分散式運算的進階版，有學者稱為分布式 AI。在 1970 年代萌芽的分散式運算，每個運算節點都是陽春的計算機，當時主要解決運算力不足的問題，所以將問題拆解成小部分，傳送給節點的電腦各自運算，然後彙整起來，一起努力遠勝個人獨算，後來網路興起，曾經有一些運算計畫號召全球閒置的個人電腦偕同運算，例如 Folding@home 計算蛋白質摺疊，了解疾病開發藥品，及 SETI@home 透過 PC 螢幕保護程式計算無線電望遠鏡收到的訊號，搜尋是否有外星生命，Distributed.net 則串聯全球 33.1 萬台閒置電腦，4 年內破解 RSA64 加密法，原本估計最昂貴的超級電腦需要百年才能破解，居然聯合大量廉價的 PC 運用分散式運算就能輕易達成。上述每個節點只是進行簡單的計算，就有驚人的成效，如果每個節點賦予不一樣的 AI 能力，某些具有神經網路 AI，某些具有啟發式 AI，再透過操盤手程式(Agent)統整分派任務，就能形成多智能體系 MAS，集合各家演算法、各節點的計算力，將有能力形成自我意識的 AI，為當前 AI 發展的另一個趨勢。

2.1.2 AI 族系之機器學習 (ML) 旁支

自來水事業常見的數據集包含用戶的用水數據、SCADA、自動

讀表(Automatic Meter Reading, AMR)串流資料，除了時序型、還有靜態的屬性資料等，必須根據數據集的特性，挑選適合的 AI 族系，欲識別時序曲線圖形常常會用到「深度學習」，而數據單純、並非欄位龐雜的高維度數據，最適合採用「機器學習」進行研究分析與數據挖掘。如圖 2.1- 3，機器學習家族中的強化式學習 AI 與比賽、遊戲、棋藝等應用範疇較相關，而數據挖掘與分類分群則較適合監督式與非監督式學習 AI 演算法，發展成熟、套件豐富，其中監督式學習透過標註資料訓練模型，可應用於濁度、pH 與加藥量之間的預測分析，並可結合多變量輸入資料進行交叉學習；非監督式學習則適合於水質異常偵測與資料分群分析，有助於發掘潛在運作模式並辨識非典型變化趨勢。強化學習則具備動態調整與決策能力，可應用於多場站加藥調度、濾池反洗程序優化與供水策略最佳化，在複雜條件下發展長期最適策略，以下介紹這兩種 AI。

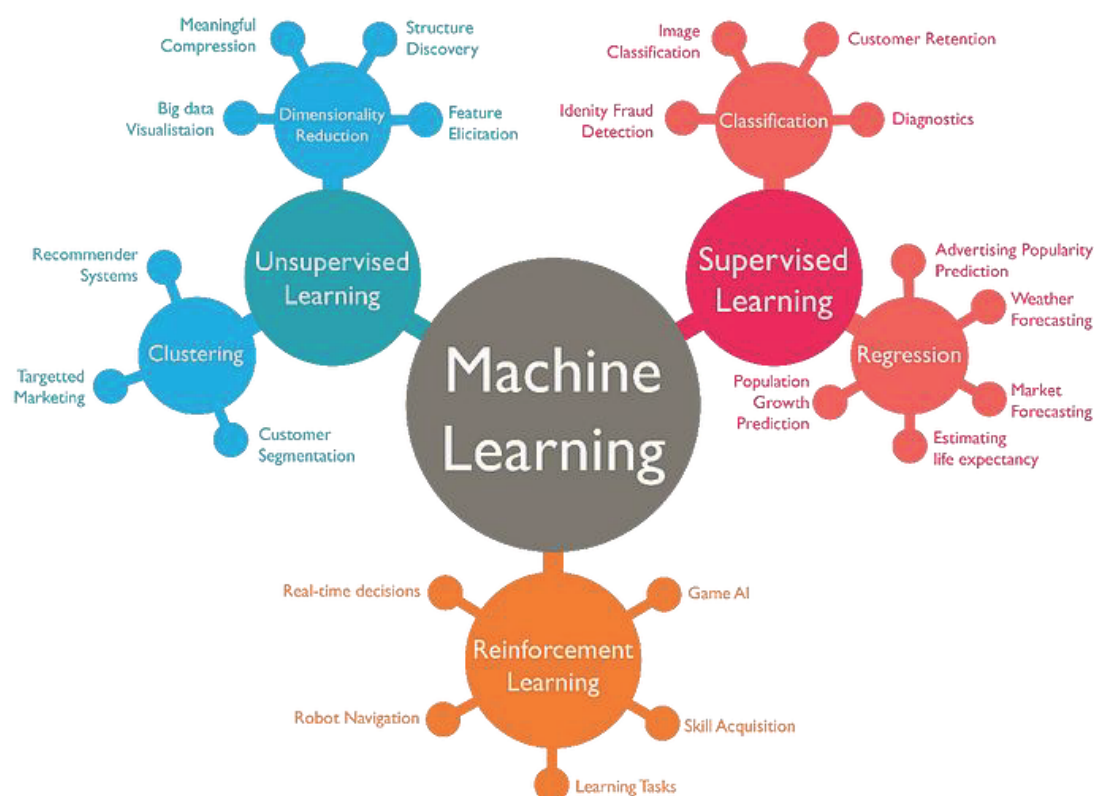


圖 2.1- 3 機器學習的三大類型與其分支演算法[3]

事實上，北水處過去已經有機器學習的使用經驗，因為營運與操作產生許多數據，某些資料集的數據結構很方便套用，例如 2021 年

以長興場水質參數預測錳離子

X=三參數 Y=正常/異常

X 三個線上水質儀器量測的數據 Y 已知發生水黃前後，人工Label

青潭堰原水ORP	長興前加漂水流量l-ppm	安東混凝水餘氯ppm	錳離子
276.4250	0.7187	0.5100	正常
275.9750	0.7573	0.4710	正常
276.0667	0.7141	0.4705	正常
275.3917	0.7098	0.4700	正常
275.7417	0.7096	0.4700	正常
274.7250	0.7137	0.4705	正常
274.8250	0.7114	0.4700	正常
274.8583	0.7145	0.4605	正常
⋮			
264.2334	0.6595	0.4715	異常
262.5750	0.6567	0.4505	異常
263.8500	0.6634	0.4400	異常
263.7333	0.6622	0.4400	異常
264.0917	0.6620	0.4400	異常
263.6250	0.7002	0.4400	異常
263.0250	0.7087	0.4500	異常
262.1000	0.7117	0.4705	異常
260.7583	0.7162	0.4600	異常
⋮			

水黃前的水質參數

2021/1/1~1/4

(共192筆)

水黃時的水質參數

2021/1/10~1/13

辨識正確率100%

X=三參數 Y=正常/異常

Correctly Classified Instances	65	100 %
Incorrectly Classified Instances	0	0 %
Kappa statistic	1	
Mean absolute error	0	
Root mean squared error	0	
Relative absolute error	0 %	
Root relative squared error	0 %	
Total Number of Instances	65	

SMO演算法結果輸出：

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	正常
1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	異常
Weighted Avg.	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	

=== Confusion Matrix ===

```

a b  <-- classified as
34  0 | a = 正常
0 31 | b = 異常

```

ORP權重大，為最顯著參數，為負值，即ORP愈小，愈容易發生水黃

Classifier for classes: 正常, 異常	
BinarySMO	
Machine linear: showing attribute weights, not support vectors.	
-4.3098 *	(normalized) 青潭堰原水ORP
+ 1.3063 *	(normalized) 長興前加漂水流量l-ppm
+ 1.5321 *	(normalized) 安東混凝水餘氯ppm
+ 1.3225	

圖 2.1-4 以長興場 SCADA 數據預測原水錳離子異常

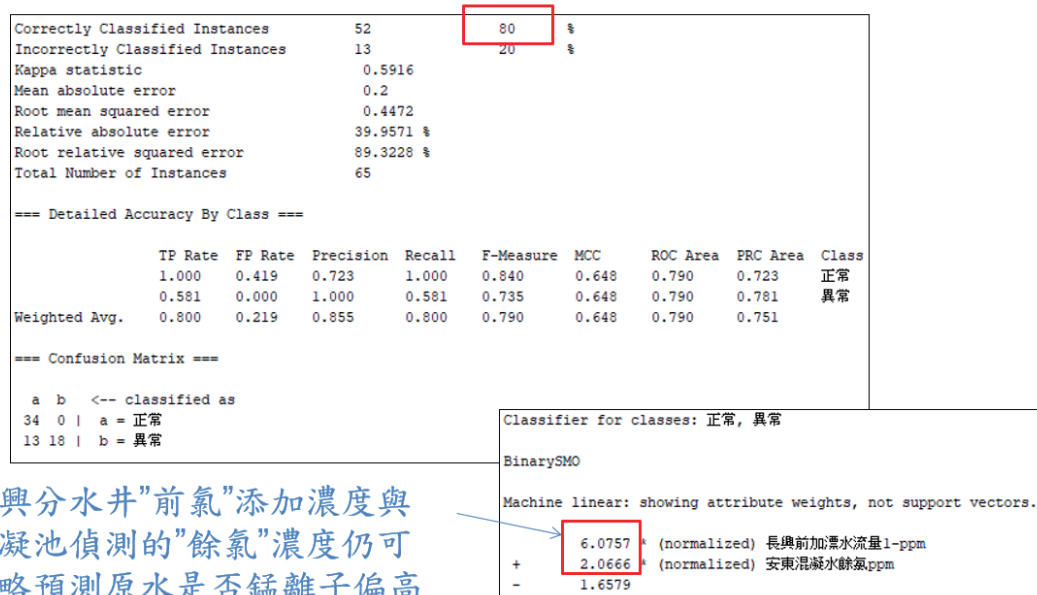
的原水錳離子偏高導致水黃，事件落幕後，同仁觀察長興場 SCADA 的歷史資料，似乎異常事件與三個水質欄位有點關聯，由於人眼判斷的出來，是否可透過機器學習演算法輔助判斷呢？答案是肯定的。詳圖 2.1-4 上方表格，由 SCADA 抓出青潭堰原水氧化還原電位值

(Oxidation Reduction Potential, ORP)、長興前氯添加濃度、混凝池於氯濃度，這三欄稱為特徵欄 X，在將管網發生錳離子異常與否標註在第四欄，稱為標註欄 Y，共 192 筆，同仁以肉眼就似乎看出 Y 欄與 X 欄有點關係。

接著透過機器學習「分類」(Classify) 中的 SMO 演算法，將其中 127 筆用於訓練模型，再以 65 筆數據測試模型是否正確預測，如圖 2.1-4 下圖，為演算法的輸出，發現預測準確度高達 100%，三個參數 (X) 與異常與否 (Y) 有很強的關聯性，證明人的直覺無誤，而且 AI 可以進行正確的預測。而三參數中哪個關聯性最高？此時再以羅吉斯迴歸的 BinarySMO 演算法對數據進行學習，得到圖 2.1-4 最下方紅色框，多維度迴歸結果，以 ORP 的權重最高，為其他兩個參數的 2~4 倍，而且原水 ORP 愈小、水黃的機率愈高。由於 ORP 為水的「氧化還原電位」，其值愈小代表原水氧化能力愈低，因此水中可能存在較多氧化能力低的物質，如二價錳 (Mn^{2+})。

👉 關鍵參數：ORP

去掉 ORP，剩下兩參數，則辨識率僅剩下八成



長興分水井"前氯"添加濃度與混凝池偵測的"餘氯"濃度仍可大略預測原水是否錳離子偏高

圖 2.1-5 預測錳離子是否超標的關鍵參數為原水 ORP

由迴歸結果知道 ORP 是關鍵，如果去掉 ORP，只留下長興的前氯、餘氯兩欄，是否仍可預測錳離子呢？詳圖 2.1-5，以 SMO 演算法學習，發現辨識率只剩下 80%，雖不能正確預測，但仍保有一定的

趨勢。若再透過迴歸，得出這兩欄又以「前氯」濃度較為關鍵，權重為「餘氯」的 3 倍。

上述的數據集十分輕量，僅僅 192 筆，欄位 X 僅 3 欄、標註 Y 僅有 Binary 二元分類（正常、異常），不是很複雜的資料，尚在人眼能夠看出端倪的範圍內。然而當特徵欄位 X 增加到數十、甚至數千欄，Y 的分類更多元化，如 10 種細分，甚至為連續數字欄位，而且筆數變成數百萬筆，此時人眼已經無法判斷，這種資料稱為大數據，僅能透過 AI 演算法協助學習、分類及預測了，以機器學習找出龐大資料中的細微關聯，也就是數據挖掘、輔助決策，將是當今自來水事業已經全面自動化、數位化的必然趨勢，因為數據不斷產生，若分析人員僅會對數據加總、平均、繪製趨勢線、柱狀圖...，讓領導階層看報表，憑經驗法則進行決策，將白白浪費寶貴的數據，甚難優化系統與提升運營效率。未來隨著 AMR 的布建，可預見北水處資料流將會巨幅成長，由過去場站內儀表、管網中遠端終端裝置(Remote Terminal Unit, RTU)，區區數百個的規模，一下子成長到百萬個以上，如果不想讓數據只是用來出帳收費，之後便躺在資料庫中不再運用，正是開始引入機器學習的最好時機。

使用機器學習 AI 的場合大多在於挖掘數據、分析數據、找出規則性，如果各欄之間的規則性很強，就可利用訓練的模型進行預測與推斷，例如異常診斷與預警，也是本研究的目的。另一個重點則是引進適當的數據科學(Data Science)方法論，面對日益增長的數據，過去的統計分析法已經難以勝任，傳統的數據報表整理，是上個世紀的靜態資料呈現法，甚難由海量數據中萃取有用的訊息，即便同仁皆已熟練試算表如 Excel，而且組織的數位化及自動化很深，數據隨手可得，但用錯工具、沒有正確的數據科學知能，資料再多也是枉然。另外，透過本研究試作分析並了解機器學習概括內容，也可導正同仁對 AI 錯誤的遐想，因為 AI 的族系繁浩，不是每個 AI 功能都相同，更非同仁腦海中想像的人工智慧，會創作、能思考，這裡的機器學習 AI 只是演算法，面對新的數據完全不懂，而必須給予足夠的訓練，輸入

的數據集更需要仔細清整、詳細標註，演算法才導出更準確的解答。

2.1.3 AI 族系之啟發式 AI 介紹

啟發式演算法為 AI 的一個獨立分支，與其他 AI 平行發展，受惠於電腦運算能力的提升，近 50 年來不斷有新的演算法開發。圖 2.1-6 為其中一種分類，統稱「元啟發式」(Meta-heuristic) 演算法，為「啟發式」的改良。為避免分類過度複雜，本研究仍以「啟發式」(Heuristic) 稱之。

在啟發式演算法開發之前，欲求取多個變數構成函數的最優解，通常使用古典的線性規劃 (Linear Programming) 得到「精確解」(Exact Solution)，但是當問題的變數、約束條件增加過多時就難以使用線性規劃，甚至問題複雜到根本無法列出足夠的方程式，當方程式少於變數，將發生無窮多組的解答，即便退而求其次只想要「可接受」(Feasible) 的最適解或次佳解，線性規劃也力有未逮。這時候便有人使用窮舉法的蒙地卡羅，不停試誤，用電腦將可能的解答代入方程式組，如果最接近目標、落於約束條件內的解答，就算是「可接受」的答案。然而蒙地卡羅沒有自我選擇的能力，只是隨機亂數挑選，運氣好很快命中，運氣差一直跑不停，永遠得不到解答。便開始有些學者著手改造隨機挑選的演算法，引入一些自然界看似隨機卻又有點智慧的挑選方法，啟發式演算法於是誕生。以下介紹三種最常用、妥善發展、學理完整、演算速度、收斂情況都很不錯的啟發式 AI。

「遺傳演算法」GA，1967 年密西根大學教授 John Holland 的學生 Bagley 在博士論文首先提出，Holland 並於 1975 年出版著作「Adaptation in Natural and Artificial Systems」進一步完善了 GA 的演算法，後續由其學生 Goldberg、De Jong 等人改良與應用，由於發展歷程最久，GA 成為啟發式演算法最為廣泛使用的一個，其衍生程式與應用面都是最多的。

GA 的核心係仿照物競天擇、適者生存的邏輯撰寫演算法，詳圖 2.1-7，程式先隨機選擇 (Selection) 一個群體 (Population)，每個群

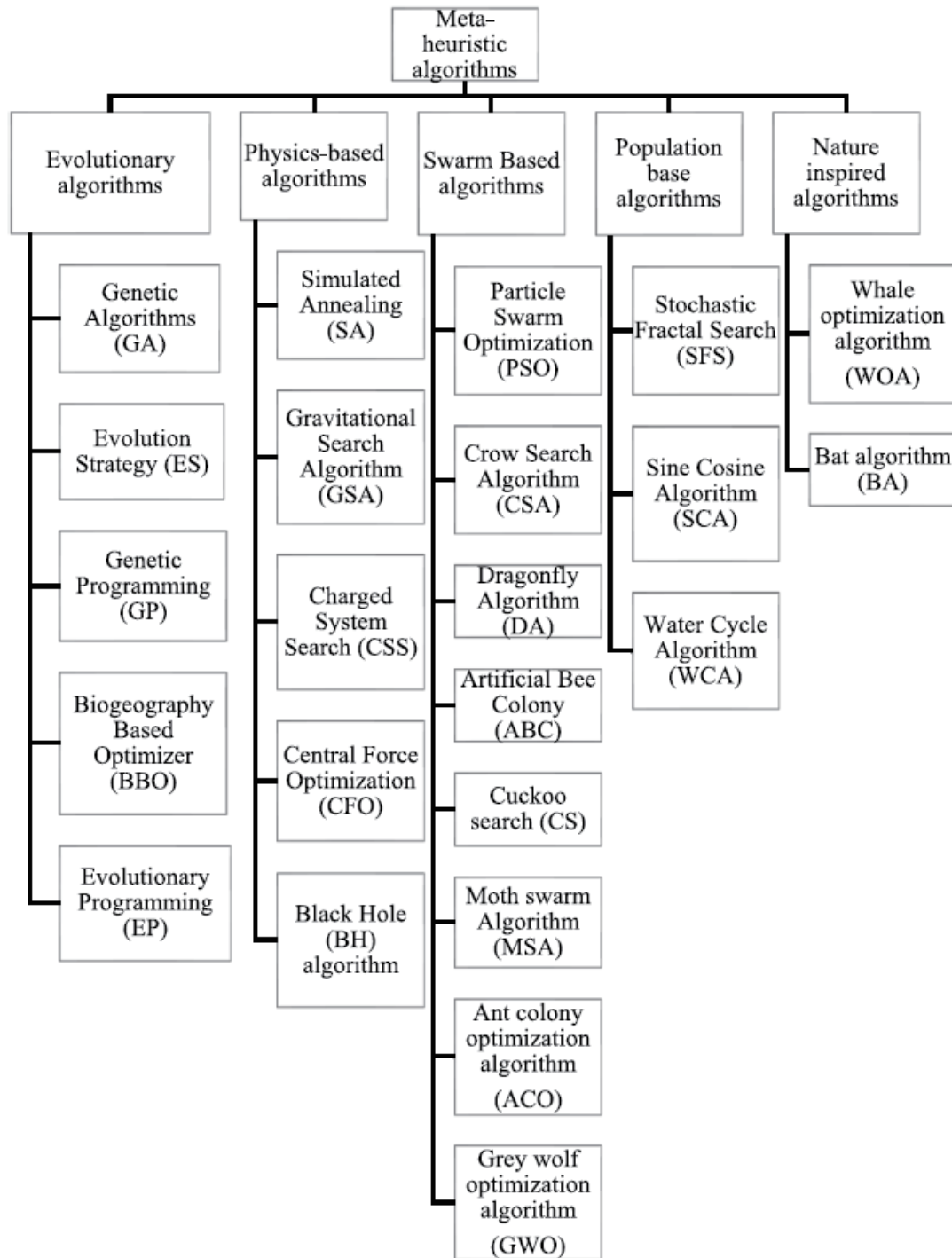


圖 2.1- 6 各種啟發式演算法的分類[4]

體由多條染色體（Chromosome）構成，而單條染色體有許多基因（Gene），圖中每一格代表一個基因，隨後進行交配（Crossover）將不同染色體的基因隨機互換，生成新的染色體，交配後讓少數基因發生突變（Mutation），如圖中紅色的方塊，接著帶入 $f(x)$ 目標函數（Objective）進行評估，如果接近目標，其吻合度（Fitness）較好的

前幾條染色體將生存到下一次世代 (Generation) 重新複製使用，繼續前述的流程，直到迴圈結束，最後 GA 提供的答案就是吻合度最佳的一條染色體。將上述演算法對應到實際問題，例如目標函數為 $f(x,y,z) = 2x + 10y^2 + 7z^3 - 5 = 0$ ，染色體將是很多條 (x,y,z) ，而 x 、 y 、 z 就是基因，為數字，如果問題包含拘限 (Constraints)，可設定 xyz 的挑選上下界，吻合度將是 $f(x,y,z)$ 的最小化，如果愈接近 0， (x,y,z) 吻合度愈佳。

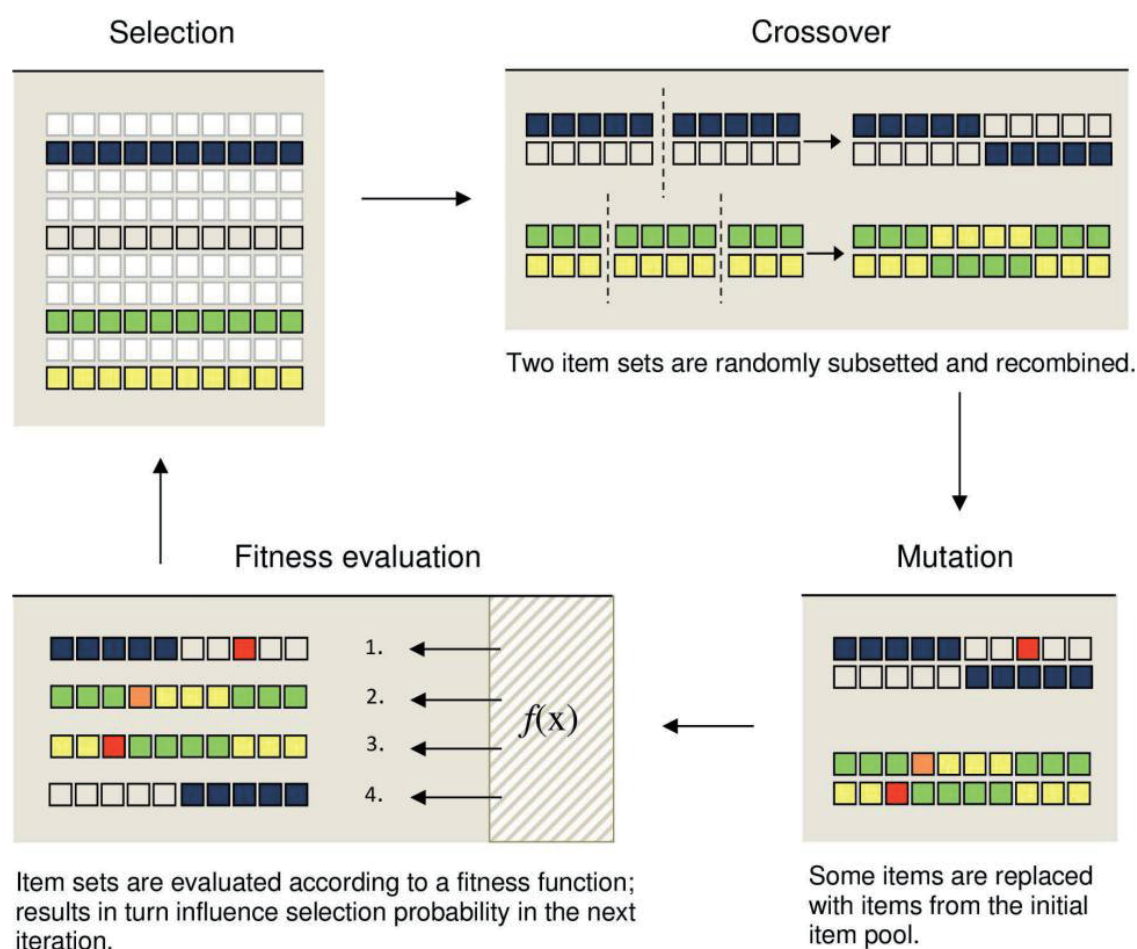


圖 2.1-7 遺傳演算法的流程概念圖示[5]

上述為單目標 (Single Objective) GA，僅一條目標函數 $f(x,y,z)$ ，後來又有衍生版能處理多目標 (Multiple Objectives) 問題，例如 NSGA-II，而且許多衍生版改良了選擇的方法、交配的點位、突變的比例，例如吻合度最好的菁英染色體 (Elitist)，可以一直保留，不會被交配與突變破壞基因；交配也有單點、多點基因交換法、輪盤交換法，但

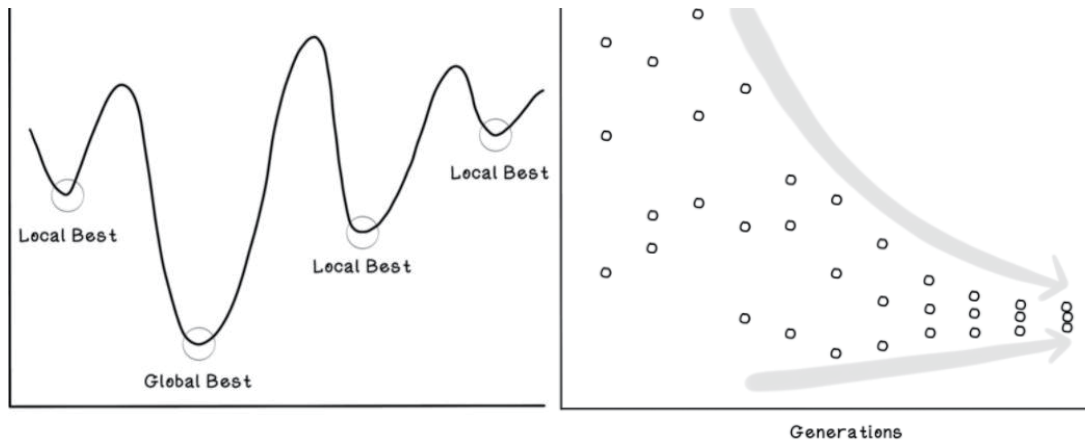


圖 2.1-8 全局最佳解與局部最佳解（左）、演化世代與收斂情況（右）[6]

整體仍維持 Holland 教授於 1975 年提出的架構，算是啟發式演算法中最為老牌的一個。迄今已經有大量的 GA 開源函式庫(Open Source)套件供免費使用，許多商業軟體更是內建 GA 的功能，以進行多變數優化演算、搜尋最佳解。

GA 的優點很多，最令人滿意的是往往能夠搜尋到全局最佳解 (Global Best Solution)，詳圖 2.1-8 左圖，目標函數可能會有多個局部解 (Local Best Solution)，當使用傳統的演算法例如梯度法 (Gradient)，經常受限於初始選點，梯度法係類似牛頓法的切線逼近求解，如果靠近局部解，一旦陷入局部解，就無法跳脫，得到錯誤的結果，而 GA 具有多點搜尋的能力，即便演算過程短暫陷入局部解，也能透過交配與突變，由局部解跳脫出來，對於多重局部解的問題通常只要調高突變率，就能輕易克服，即便目標函數具有高度非線性、不連續性、甚至極度複雜性，也很適合 GA，因為自然界生物面對的環境極端複雜，演化機制總是完美產生適應的後代。

GA 也有缺點，其中一個是難以判斷解答的優劣，某一次 GA 迴圈執行完畢得到一個解答，並不能保證是最好，因為下一次再執行，可能又有更好的吻合度，雖然每次迴圈執行都會呈現吻合度的收斂情況(圖 2.1-8)，但這僅是一個定性的走勢圖，GA 並無有效定量指標，判斷解答的精準度，而且也無法知道單一迴圈執行的世代必須增加到多少，才算收斂完成，這也是自然界生物演化的走勢，適者生存表現

出來的只是得到飛更快、跑更遠的後代，並不會有定量的結果，某些生物演化需要幾百萬年的世代，這也反映到 GA 演算效率，往往比不上傳統的梯度法、切線法迅速。

「模擬退火演算法」(Simulated Annealing, SA)，為 1983 年 Kirkpatrick 等人所提出，主要模擬液態金屬冷卻的自然行為，讓傳統隨機搜尋解答的過程能夠跳出局部解。學者觀察到爐水如果快速冷卻，最後固態的晶格並不是最穩定排列、結構內能也不是最小的，詳圖 2.1- 9，上方圖片的降溫速度很陡，原本運動迅速的原子被很快被固結住，結果即便形成固體金屬，也只是亞穩態 (Metastable)，材料中的原子只會停留在內能局部小的位置，如果以緩慢方式降溫，如下方圖片，這時候原子將會找到全局內能最小的位置停下來，並排列成規則的結晶 (Crystal) 晶格，這個物理現象稱為退火 (Annealing)。

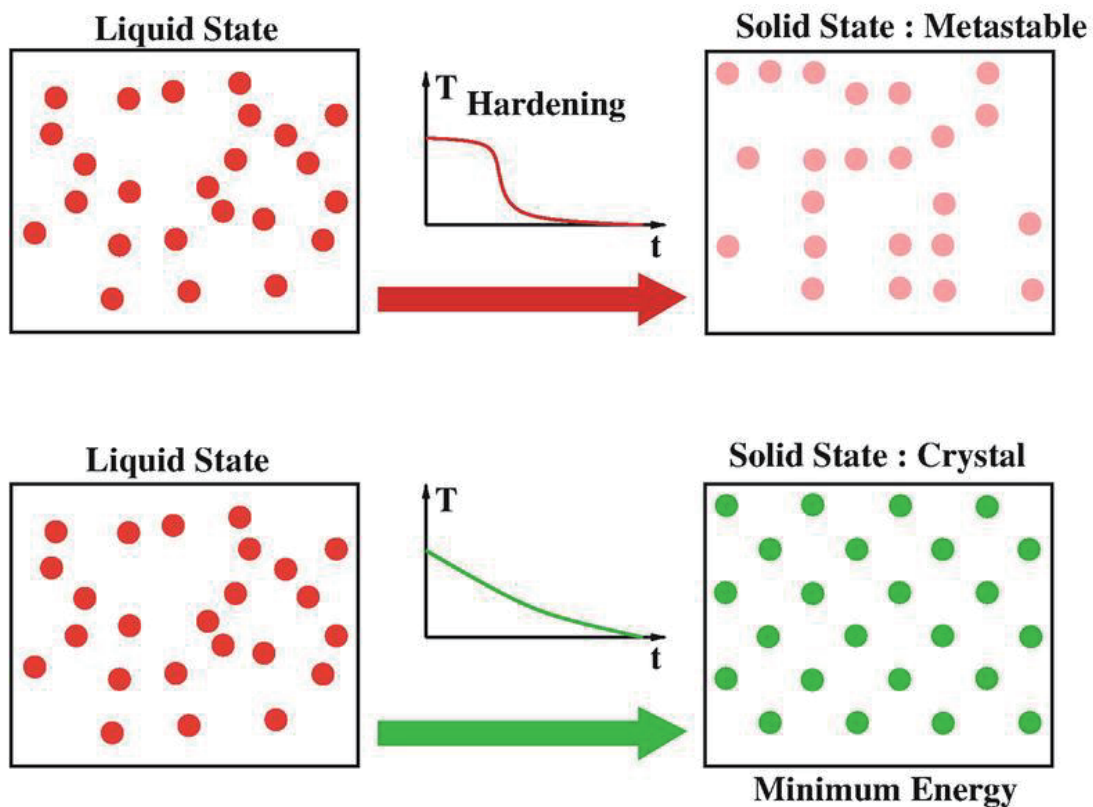


圖 2.1- 9 液態金屬於不同冷卻速度下得到的晶格排列[7]

如何將這樣的退火現象寫入啟發式演算法內？Kirkpatrick 運用了熱力學中能量 E 的機率密度 $P(E) = \text{Exp}(-E/kT)$ ， T 為溫度、 k 為波茲曼常數。演算法初始隨機給定一個解答之後，接著漸漸調降 T

值，下一步隨機產生解答時就會以當下的能量 E 做為判斷值，如果比前一步的能量低就接受新的解答，代表這一步符合降溫降能的原則，反之當隨機產生解答的能量 E 增加，可能偏離全局最優值了，但演算法不會立刻拋棄，而是再拿來比較熱力學機率密度 $P(E) = \text{Exp}(-E/kT)$ ，如果仍符合此機率，還是接受這個新解答，否則拋棄，這個符合機率密度則接受、不符則拋棄的過程以 Metropolis 抽樣法撰寫程式，是讓降溫過程有機會跳出局部解的最重要關鍵。上述的能量 E 就是求解過程中解答與目標的差距，即吻合度 (Fitness)，而溫度 T 就是控制前後期能量機率密度 $P(E)$ 的參數，將會決定隨機漫步解答被拋棄的比例，通常 T 必須人為給定一條溫度緩降的曲線，讓 E 值較大即吻合度差的解答在前期容易被接受 (跳脫機率高)、後期容易被拋棄 (跳脫機率低)，以符合退火溫度漸漸下降的趨勢。SA 的核心程式極為簡潔，通常不超過 20 行，遠比 GA 動輒數百行甚至近千行，SA 更容易理解並撰寫，並且 SA 十分完美模仿了退火的自然現象，求取解答隨機漫步的趨勢就像有智慧一般，會自己跳出局部解，往全局最佳解逐步移動。

SA 演算法也有多目標 (Multiple Objectives) 的衍生版推出，效果與 GA 的多目標算法 NSGA-II 一樣好，某些問題上 SA 的收斂速度很快，而且廣泛應用於非線性多變數問題上。但 SA 最大的缺點在於 T 的控制沒有定量的方法，雖然 SA 演算法有其自我意識，但不良的「溫度管理」還是會陷入局部解，往往必須人為介入，有時候要不斷調整 T 的曲線，反覆嘗試才能得到最優解，如圖 2.1- 10，當選定的 T 曲線過於陡峭，溫降幅度太大，即退火太快，則演算法欠缺前期高溫跳脫的動能，就容易在後期陷入局部解，即便迴圈不停執行，仍是徒勞無功，浪費運算時間，最後冷卻時卡在局部解動彈不得。如果想要避免前期無力跳脫的窘境，選擇了初期溫度緩降的 T 曲線，雖然讓搜尋到全局最佳解的機率大增，卻又會花費大量的計算時間，而且對每個不同的問題，「溫度管理」的方式也不盡相同。事實上，這是 SA 演算法完美仿真的結果，因為退火的本質乃是如此，冶金工業想讓生

產的鑄造品得到不同金屬行為，本來就有不同的熱處理程序，其「溫度管理」是完全不一樣的，溫控的細微差異有時候會讓金相生長迥異，例如爐中退火改成氣冷退火，延性鑄鐵將變成脆性鑄鐵。

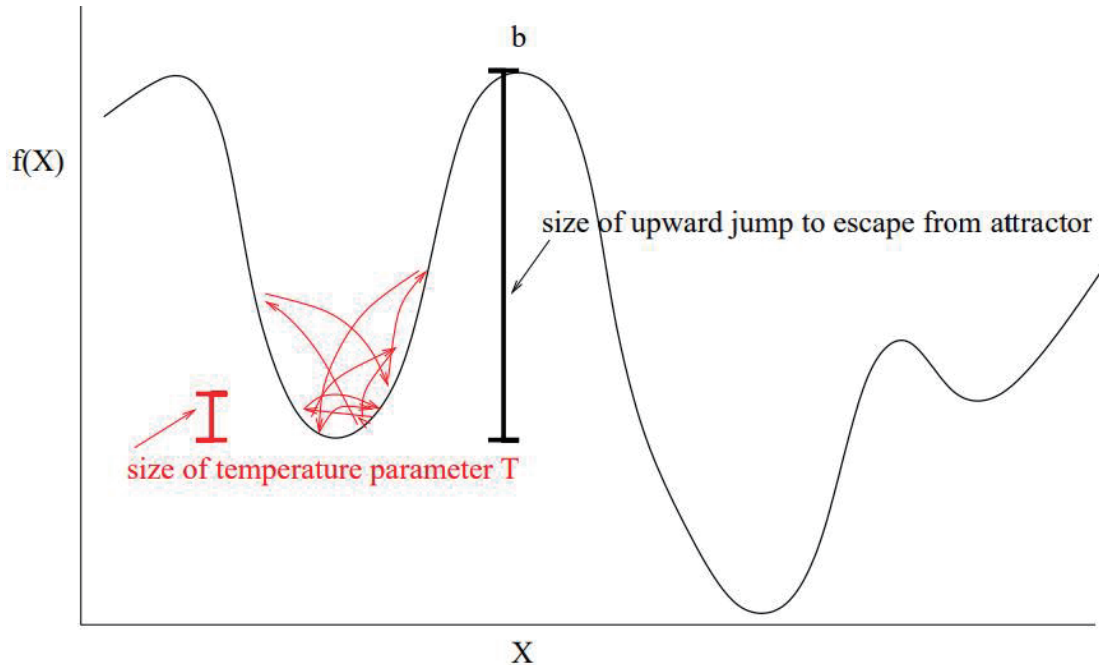


圖 2.1- 10 退火溫度下降太快導致無法逃脫局部解[8]

「粒子群演算法」(Particle Swarm Optimization, PSO)，於 1995 年由 J. Kennedy 和 R. C. Eberhart 等人開發的一種啟發式演算法，這是基於群體的行為影響個體行為的一種仿生技術。學者發現天空中飛行的鳥群，每隻鳥有自己的意識，但又會受到整群鳥的影響而改變飛行方向，而整群鳥的集體行為卻又受到每一隻個體的影響，也就是群體 (Swarm) 的交互作用，具有自我認知 (Cognition)、社會資訊共享 (Social)，兩個參數權重主導一隻鳥及整群鳥的移動方向。同樣的行為也發生在大海的魚群，沙丁魚集體覓食或逃避掠食者就是依循了群體的交互作用；地表的蟻群也是透過群體的指引讓每一隻螞蟻都有所依循，而且每隻螞蟻透過分享自己經驗壯大群體，讓沒有視力的螞蟻不斷找到食物。既然生物群都各自發展出這樣的求生策略 (圖 2.1-11)，而且十分有效，是否能夠應用到演算法，模仿生物的群體智慧，J. Kennedy 提出的粒子群演算法便是這一系列「基於群體」(Swarm Based) 演算法中概念較為簡單、演算效果不錯的一種，將生物簡化

為粒子，詳圖 2.1- 12 所示，演算法初始條件會隨機灑下一大群粒子，每顆粒子會累積自己的經驗，導引自己移動，卻又受到群體累積的最佳經驗左右，經過一陣子遞迴運算，整群將逐漸往最佳位置移動，並停留在全局最佳解。

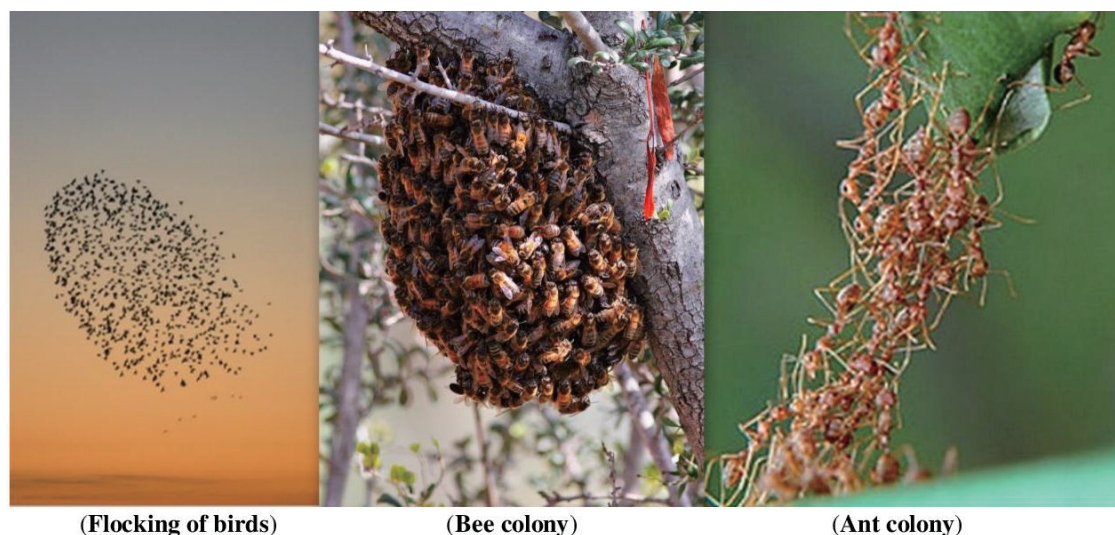


圖 2.1- 11 群體生物各有一套生存智慧[9]

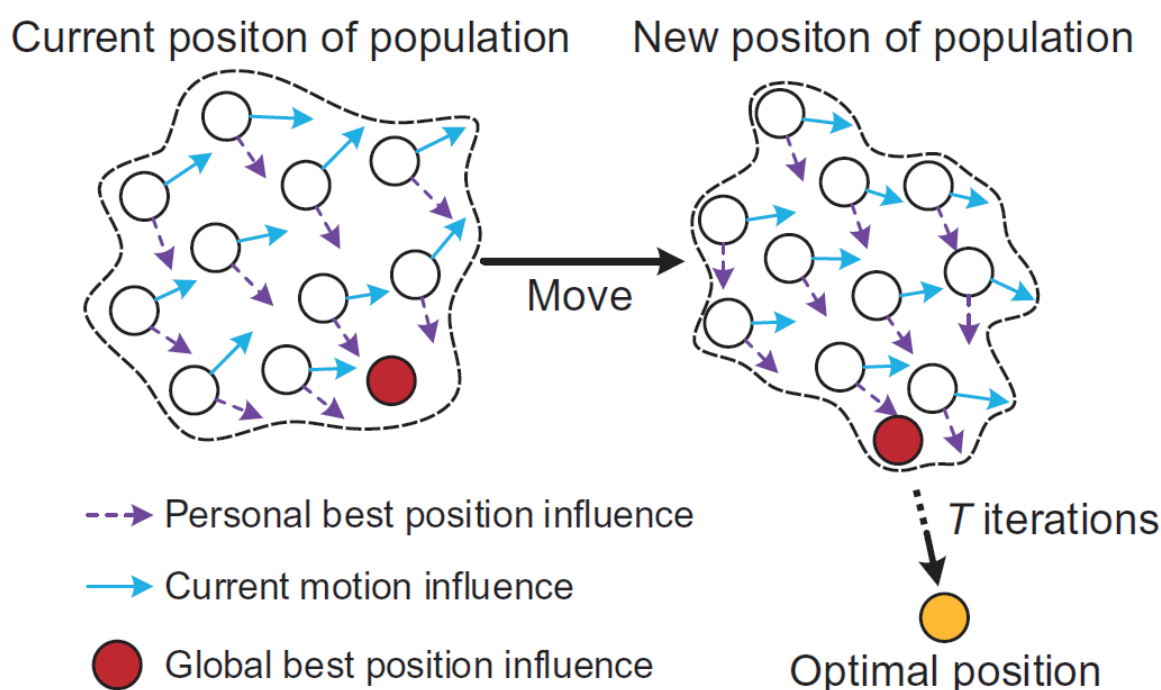


圖 2.1- 12 粒子群演算法的基本概念[10]

PSO 利用生物 Swarm 的特性改良傳統的隨機試誤法，演算法的主要編程如下列步驟：首先初始化群體規模為 m 顆的粒子，每個粒子都是一個解答，隨機亂數給定數值，並計算每個解答與目標的差距

(即吻合度 Fitness)，接著開始執行迴圈，下一步找到具有最好的吻合度的粒子(解答)，並將這個解答去刷新群體目前最優解，產製 1 個群體權重 a ，同時也記錄每個粒子的吻合度，刷新 m 顆個體目前最優解，產製 m 個個體權重 b_j ，接著迴圈往下一步，以原有粒子的解答 w_j ，分別加上群體權重 a 、個體權重 b_j 兩項各自乘以亂數擾動，得到新的一批解答，再重複上述吻合度與權重的計算步驟，如此就可逐漸讓群體靠近全局最優解。

PSO 的 w_j 為慣性權重 (Inertia)，為粒子前一步行進方向，群體權重 a 就是社會資訊共享 (Social)，個體權重 b_j 為粒子的自我認知 (Cognition)， a 及 b_j 這兩個參數最為重要，將可改變粒子下一步的方向，若設定群體權重 $a=0$ ，則每個粒子各自為政，失去群體的資訊共享能力，演算法幾乎不會得到解；若將 m 個 b_j 都設定為 0，則形成無個體意識的中央集權群體，雖然收斂變快，但是對於複雜問題更容易陷入局部解。慣性權重 w_j 也會影響結果，若 $w_j = 0$ ，每次新生的解答並不考慮前一步的狀態，喪失當下記憶，只盲目跟隨群體與個體過去最佳解，反而不易跳脫局部解。

相較於 GA 及 SA，PSO 的優點在於概念簡單、更容易理解，程式碼如同 SA 一樣簡潔，適用於非線性、非連續函數等的問題，相較於其他的啟發式演算法，PSO 初始化群體不需要太多，運算速度快，而且需要人為調整的參數不多，參數穩定性高，不會微調參數就跑不出來。然而 PSO 模仿生物的群體行為正是其缺點，因為生物群體的「智商」並不高，例如人類單獨一人判斷智慧高，但多人聚集的群眾卻是盲目的、智商倒退的，因此 PSO 缺乏更精密的搜尋原理，對於多區域極複雜的問題，很容易陷入局部解，得不到正確結果，而且對於收斂結果並無法定量描述其精度。

2.2 國內外自來水事業應用案例及相關 AI 工具介紹

本章將介紹國內外自來水的實際應用，以及相關 AI 工具介紹，說明 ML 常用的軟體 Weka 以及背後的數據科學原理。

2.2.1 國內自來水事業應用案例

1. 精準加藥控制系統

國內自來水事業逐步導入 AI 於淨水處理流程中。例如，北水處推動的「精準加藥控制系統」整合五年超過 3 億筆之歷史加藥資料與水質感測數據，建立預測模型以實現自動藥劑投入最佳化，並藉此降低化學品使用與成本負擔。該系統亦可結合 SCADA 平台，進行即時監測與建議加藥量修正，有效減輕操作人員負擔，提升反應速度與操作穩定性。

台水公司八區處清洲淨水場自 112 年起導入 AI 精準加藥系統，為全台首座正式應用場域。該系統透過 SCADA 蒐集原水濁度、pH、流量等監測數據，並搭配 AI 演算法計算建議加藥量，再回饋至現場控制設備。經一年的實證結果顯示，混凝劑加藥量平均下降約 25.7%，藥劑使用量減少 27.9%，清水鋁殘留濃度降低 6.1%。同時，在達 100 NTU 的高濁度原水測試下，系統仍能即時調整藥量，使沉澱水濁度維持於 2–4 NTU 間，展現高度操作韌性。此案例不僅降低了藥劑成本與人力負擔，亦有效減少污泥量，並為後續推廣至其他淨水場提供具體經驗與參考依據。

2. 精準混凝加藥技術

由於以人工經驗驅動的自動化加藥受限於人工操作及相關問題，仍無法達到最佳效益，因此黃智遠與陳逸耘（2023）以混凝反應驅動精準混凝加藥技術，以機器學習模型學習水質、混凝劑劑量、及膠羽池攪拌轉速之間的關係，推估在符合飲用水水質標準下所需之最低成本混凝劑量及轉速。該技術於台灣自來水公司板新給水場進行實證，測試時間約 5 個月，每次測試時長為 4-6 小時。由實場驗證結果顯示，此一技術除可使沉澱水濁度與現有程序相當並符合台水公司內控標準外，亦可節省 32% 的藥劑成本，以及 80% 電力消耗，以每日 20 萬噸處理水量估算，一年約可節省 537 萬操作成本及 1,723 噸碳排放量。

3. 漏水潛勢預測

管網漏水管理一直是自來水事業單位的管理重點及重要績效指標之一，然而檢漏作業長期仰賴具經驗的人員執行，因此經常面臨檢漏人員經驗傳承或人力不足等情形。李安（2019）利用管線歷年破漏數據，解析管線破漏特徵，以類神經網路作為模型基礎，預測現有管線破漏潛勢。經測試最佳參數組合為管長、管材、埋設日期與水壓等參數，得到 82% 之準確率。前述結果經與地理資訊系統套疊，可觀察地理位置為交通負荷嚴重之區域之管線破漏潛勢大多為高風險。此外，梁博瑞（2019）亦使用類神經網路建構 PVCP 模型與通用模型，並進行訓練及驗證，所獲得之趨勢與實際破漏情形大致相符。

4. 澎湖地區智慧水網管理資訊系統

澎湖地區天然水資源匱乏，海淡廠供水佔 7 成以上，每單位供水成本高。為達有效管理用水，台水公司於 2021 至 2023 年以澎湖馬公系統作為推動示範區域，計畫於已確認封閉之六個小區安裝 5,000 只以上自動讀表，並同步規劃建置八大功能模組之澎湖地區智慧水管網。透過自動讀表掌握用戶用水情形，如有內線漏水，即時通知用戶查修，以減少用戶端漏水量；透過智慧水網系統進行數據分析，提供異常警示通知及案件管理，輔助決策以降低澎湖地區漏水率，進而提升供水管理效率。

智慧水網平台功能模組包含產銷差績效管理、管網供水管理、用戶用水服務、水質管理、管網漏水管理、水場（廠）監控管理，以及事件管理模組與派工管理模組，用以提供總處、區處、營運所及水場（廠）決策輔助、營運管理、客戶服務與即時通知。

- 管網供水管理可用於掌握全區整體供水情形（包含原水、清水、小區供配水等數據查詢），即時監控各小區水壓與水量，進行異常通知。
- 用戶用水服務，提升用戶用水服務品質，服務員可於民眾進線時立即查詢用戶資訊、周邊事件、掌握各類型用戶用水情形，用戶

則可進行水費試算、用水量即時查詢、接收異常通知與上期、去年同期用水量比較。

- 管網漏水管理，縮小檢漏範圍、輔助決策，提供圖台分析、高風險管段提醒、小區封閉分析與管段汰換輔助資訊等。
- 熱區分析，掌握異常/漏水事件發生區域，以 GIS 圖台顯示事件熱區，掌握漏水及水質異常熱區，縮小檢漏範圍及排除水質異常。

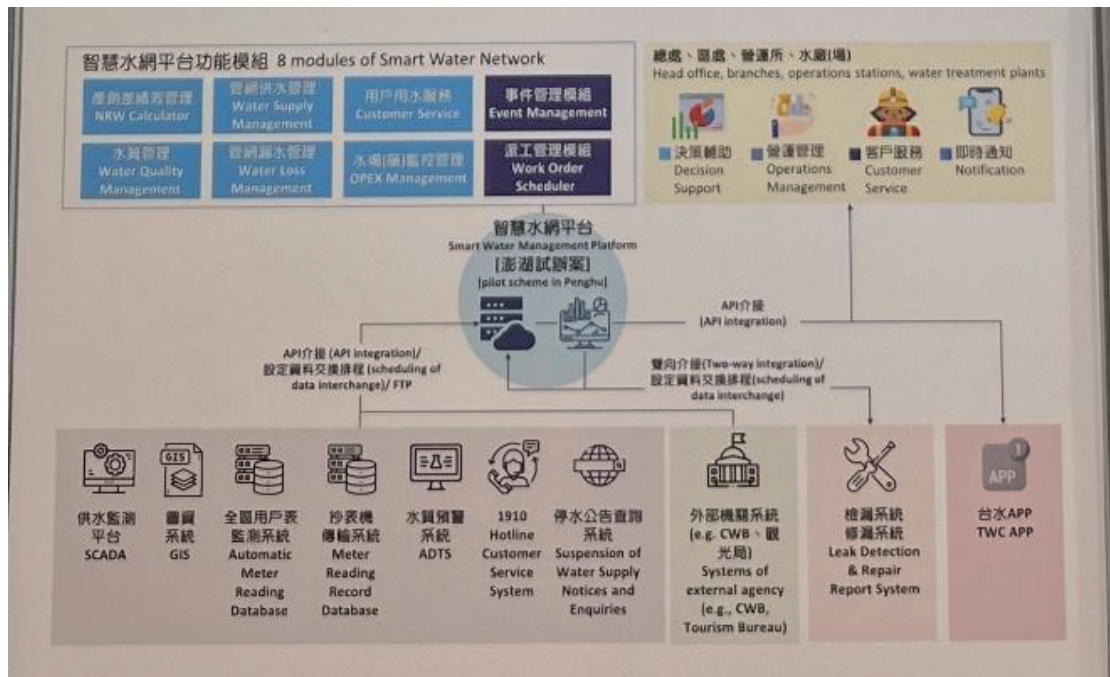


圖 2.2-1 智慧水網管理資訊系統功能架構圖

5. AI 輔助檢漏技術

台水公司在經濟部的輔導下，與工業技術研究院攜手開發「AI-聲學地下漏水檢測系統」，該系統係用聲學演算法、深度學習技術及物聯網與雲端計算科技，在 2020 至 2024 年間，於 84.5 公里的地下管線上收集 30 萬個漏水特徵信號，並可針對漏水事件進行識別和定位，實現自動化漏水檢測，提高檢測效率。智慧管網行動洩漏快篩預警系統優點在於，協助台水公司檢漏人員與廠所人員，透過 AI 智慧水型漏水音輔助辨識系統，即時捕捉現場動態音頻，結合物聯網技術，同步進行洩漏事件診斷辨識和漏點定位標示，其辨識準確率高達 82.35%且漏點定位誤差小於 3m X 3m。非專業人員（新人）巡檢穿戴

AI 輔助漏水音數據收集裝置先於定位範圍作業，經由系統通報工研院專家系統同步解析、雲端系統監控與同步診斷，通過快篩系統即時標示異音點定位、快篩洩漏範圍（9m²），最後將巡檢資料庫建立語音檔分析追蹤，經由台水公司專業檢漏人員複判後，開挖進行洩漏點修復，透過 AI 快速解析異常小區狀態，並整合資訊結果即時呈現於互動圖上，有效支援各區處的智慧檢漏與決策優化。



圖 2.2- 2 AI 輔助檢漏技術架構

6. WADA (Water Advanced Data Analysis)

台水公司應用 WADA 以歷史用水資料作為訓練基準，預測最近（3 天）的用水情形是否有異常，並結合夜間最小流發送流量、水壓及夜間流量異常通知，系統每日排程自動產出異常事件與最小流報表，並可線上觀看小區內的供水情況，包含流量與壓力計。也可通過介接供水圖台，流量及壓力點以 GIS 點位視覺化呈現，顯示小區範圍、管線、設備點位以及漏水點位，使用者可迅速得知小區概況，不用去其他系統如:供水監測平台及圖資系統查詢。

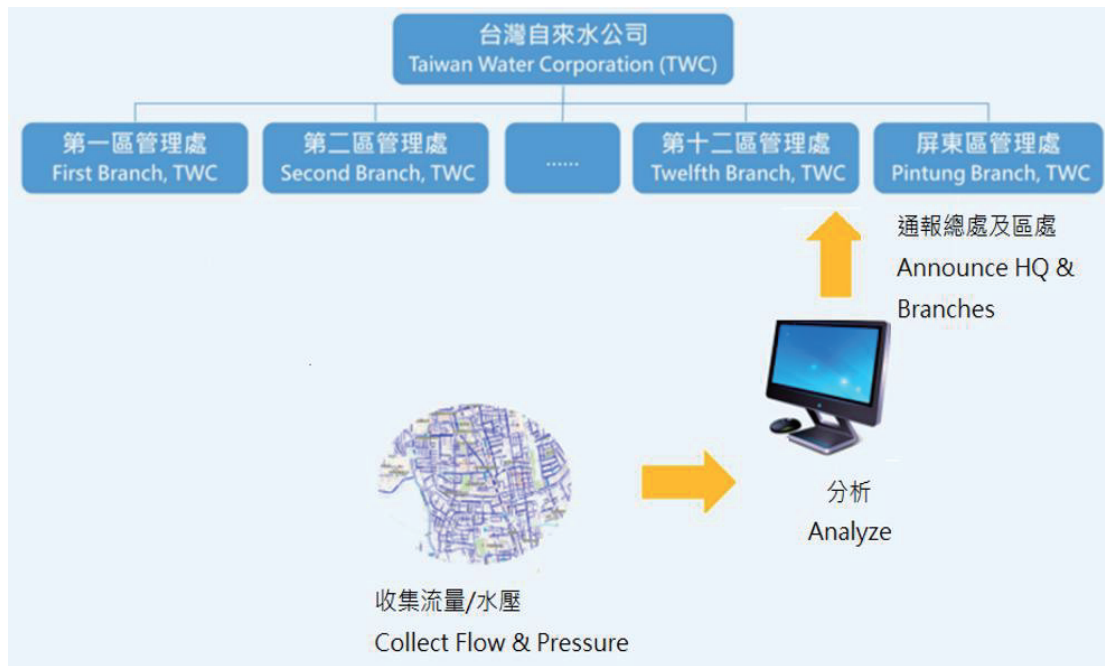


圖 2.2- 3 WADA 系統運作-運作流程

7. 台水公司智能客服

台水公司客服中心客服專線 1910 每月平均進線量逐年攀升，2010 年成立初期逾 5 萬 4 千通、2024 年逾 8 萬 9 千通，以 2024 年度為例，6 月高雄仁武區 $\phi 2,000\text{mm}$ 破管搶修停水事件進線量 10 萬 4 千通、10 月山陀兒颱風供水設備受損無法供水進線量 10 萬 8 千通，由此來電數量可預期若遇大規模單一突發事件話務量集中突量進線，衝擊服務量能。

因此藉由經濟部推動深化公務部門 AI 運用，台水公司於 2023 年 12 月開始配合工研院研發生成式 AI 運用於客服技術，導入生成式 AI 智能客服，歷經 4 次試煉於 2025 年 5 月公開標，智能客服短期需求與規劃為 AI 智能文字客服，第 1 階段開發重點項目為停水查詢，第 2 階段開發為繳費狀況與漏水通報，中長期則是 AI 智能語音客服、AI 智能錄音分析，透過語音轉文字大數據分析，進行語音對話調閱檢索及語音對話分析，以提高服務及營運品質。

推動歷程中遭遇的瓶頸及挑戰：

- 正確率偏低自然語言理解不足，固定問答（如 FAQ），制式答案應有 90% 準確率，若是檢索相關資訊生成的問答，答案至少 85%

準確率。

- 專業人力訓練調教，需要 AI 客服訓練師（具 LLM、程式語言與 Chatbot 語意處理等技能）、真人文字客服員不斷調校及反覆大量訓練。
- 初期開發與維護成本高，智能客服系統開發、部署與維護需投入大量經費、技術資源及人力。
- 複雜問題無法處理，智能客服適合處理簡單問題（如停水、帳單等查詢），較複雜的問題，仍需轉接由真人或真人文字客服處理。

由 2021 年 6 月資訊處台水公司 APP 智能客服啟動，直至 2025 年 3 月歷經 4 次改版正確率已達到 77%，預期未來能透過 AI 智能客服達成以下目標：

- 提升服務量能，集中突量進線時有效分散話務量。
- 提供多元服務，滿足各世代用戶需求、享受不同的服務體驗。
- 確保客服品質一致性，AI 智能高效率與精準的客戶互動。
- 減輕真人客服負擔，AI 客服解決用戶簡單重複問題，真人客服處理用戶複雜性問題。
- 輔助新進同仁快速熟悉業務，透過 AI 輔助新進員工學習快速熟悉業務。

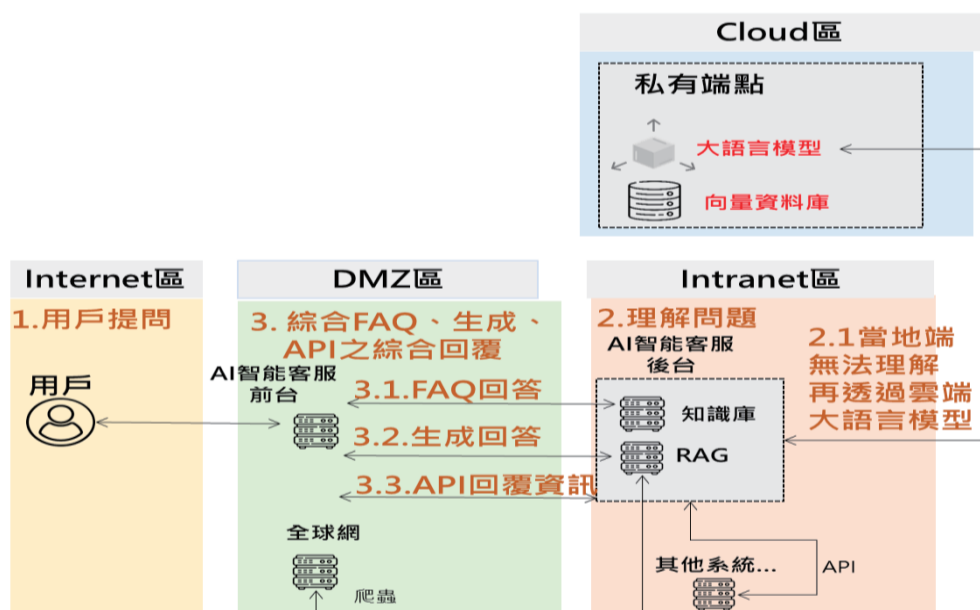


圖 2.2- 4 台水公司 AI 智能客服使用者操作情境[15]

8. 水車運補智慧派遣

台水公司與逢甲大學合作研發水車運補智慧派遣系統，協助內部同仁進行調度及水車運補駕駛及時收取任務指派工作，該智慧系統主要功能如下：

(1) 電子地圖

進行行車軌跡查詢，以地圖形式呈現水車行駛路線與狀態，提供查詢指定車輛、指定區間的行駛紀錄，並透過方向標記清楚顯示行駛路徑，掌握車輛動向與歷史行駛狀況，如圖 2.2-5 所示。



圖 2.2-5 行車軌跡查詢介面[15]

(2) 指派水車任務

該功能提供快速查詢供水站「待補水」清單、展開供水站資訊，尋找「待補水」供水站的鄰近水車後檢視指定水車的任務資訊，即可指派水車進行加水、送水任務，完成任務指派並以 APP 推播任務訊息。

(3) 水車運補 APP

進行水車運補駕駛可透過水車運補 APP 掃描 QRCode 配對 GPS 設備，完成設備領用，當有新任務或調度變更時，駕駛立即接收通知，到達目的地後可透過 APP 掃描 QRCode 或手動輸入回報加水地點、加水噸數，即可完成回報本次送水地點、剩餘水量，如圖 2.2-6 所示。



圖 2.2-6 水車運補 APP 介面[15]

2.2.2 國外自來水事業應用案例

1. 日本

日本會津若松市上下水道局於 2020 至 2021 年進行水道管材更新計畫，利用水道台帳為基礎、管線設置年度及管材種類、漏水修理履歷、配管狀況、土壤地質資訊、地下水情報、交通狀況、送電線的位置、人口分布等資料進行 AI 診斷，使管線劣化度可視化，訂定管汰優先順序更新計畫，早期發現管線可能漏水地點及處理，防止漏水事故發生。

AI を活用した管路の劣化度調査

水道管の劣化診断にAIを活用

水道管の更新計画は、水道台帳を基に、管の布設年度や管の種類、管の継手構造、漏水修理記録などにより、管路更新の優先度を決定してきました。その中でも特に、布設年度が古い管の更新が優先されています。しかし、古い管でも機能を維持しているものが多く、必ずしも漏水や破損の危険性があるとは限りません。効果的な更新を考えていくため、AIを活用した劣化度調査を実施しています。

さまざまなデータを基にAI診断

AIに組み込むデータは、市の水道台帳の記録(管種や漏水修理の履歴などの配管状況)のほか、土壌や地質情報、地下水情報、交通状況、送電線の位置など、水道管に影響するデータです。これらのデータを基にAIによる分析・診

断を行うことで、劣化度が高い水道管(=漏水する危険が高い水道管)が「見える化」されます。劣化度が高い水道管は優先して取り替える水道管に位置付けされ、更新計画に反映され、また漏水調査を行うことで配管事故の未然の防止と漏水の早期発見が可能となります。



圖 2.2-7 日本會津若松市上下水道局 AI 診斷管線劣化度可視化

日本於 2020 年（令和 2 年）針對淨水場次氯酸鈉投藥量的管理問題，因應往後淨水場技術人員技術繼承不足問題，利用人工智能學習過去資深操作人員 2 年間的經驗資料，預測最適合的投藥量功能進行研究。利用全連接神經網路及長短期記憶模型透過分析包含水量、水溫、雨量等多項變數來學習並進行預測（圖 2.2-8、圖 2.2-9），並透過實測值與預測值間之差異來評價模型精度。未來除了可以進行最適加藥量的預測，進一步可達成全自動加藥的可能性。而同樣的概念亦可用於多元氯化鋁（Poly Aluminum Chloride, PAC）加藥量的預測評估，如圖 2.2-10 所示。

日本運用 AI 評估管末端壓力推動技術，維持最低限度的配水壓力可以節省配水能源、漏水削減、動力費及藥品費都可節省。在管末壓力適切值得控制部分，常因為地理環境條件的限制使得電源供應不易，不易設置壓力監視點，因此嘗試利用可設置監測設備之配水設施的出水壓力和配水流量來推定末端壓力，PAC 城市供水系統如圖 2.2-11 所示。運用 AI 機械學習手法，考量特徵函數之變數包含時刻、配水池出水壓力、配水流量、配水小區閥開度、流量、壓力等數據來進

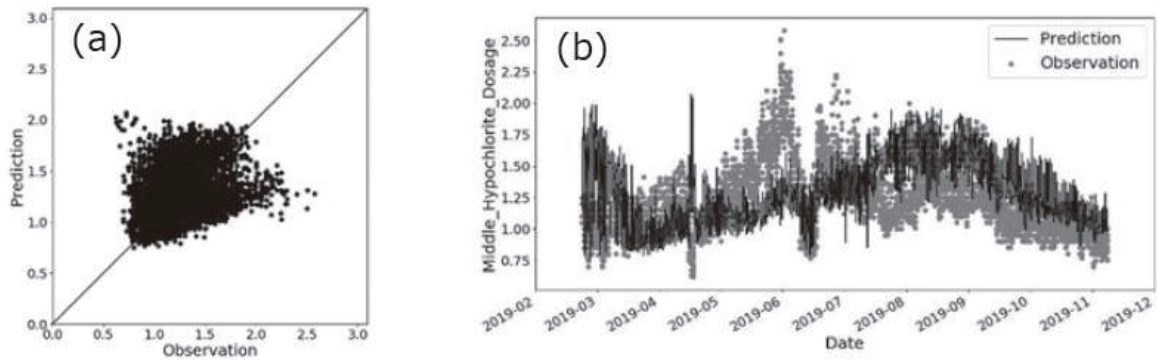


圖 2.2- 8 全連接神經網路預測結果

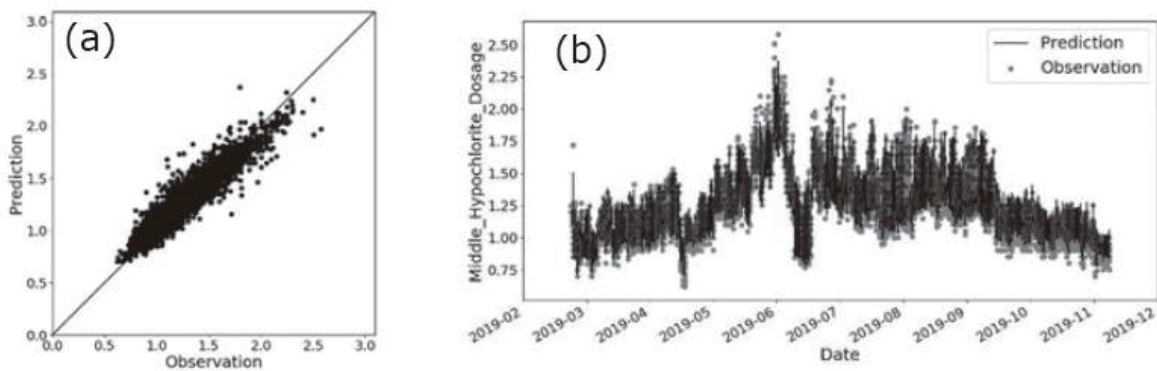


圖 2.2- 9 長短期記憶模型預測結果

		原水濁度				
		最小值	第一四分位点	中央值	第三四分位点	IQR の 最大值
PAC 注入率 (mg/L)	決定値	30	28	28	35	40
	AI 予測	30	28	31	35	36

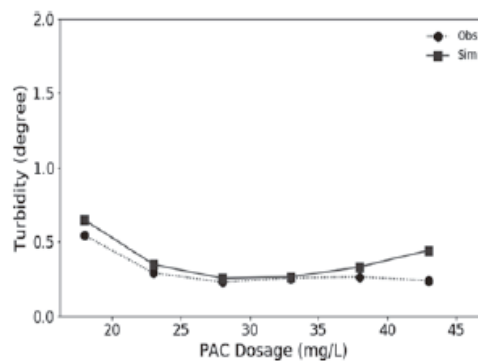


圖 2.2- 10 PAC 加藥量預測結果

行推定，利用 30 天以內的資料來進行訓練模型，預測值與實際值平均誤差可以在 0.01MPa 以下（圖 2.2- 12）。

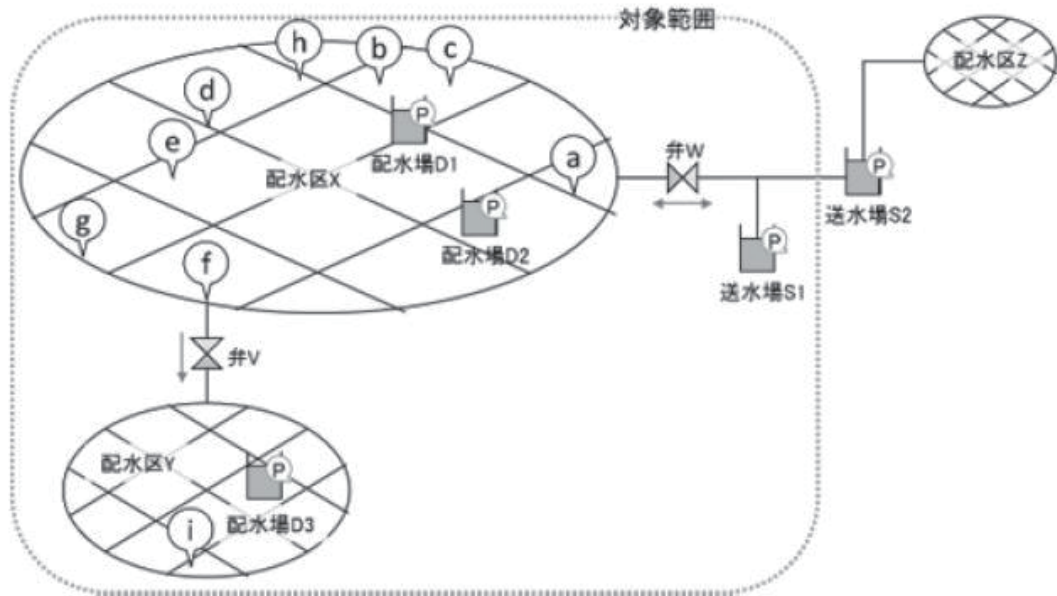


圖 2.2- 11 PAC 城市供水系統

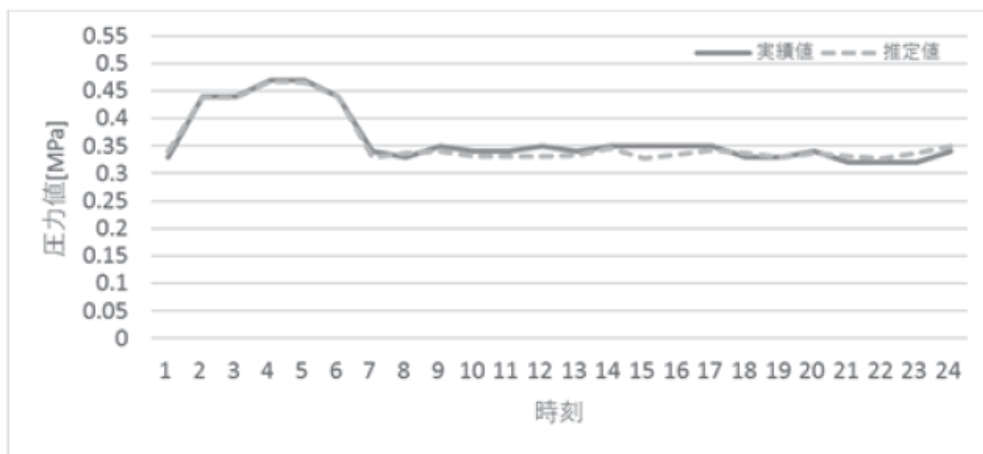


圖 2.2- 12 實際值與推定值比較

日本熊本市上下水道局利用 AI-OCR(人工智慧影像辨識)及 RPA (機器人流程自動化, Robotic Process Automation), 期望能提升過去以紙本為載體之定型業務能提升辦理效率試辦。試辦對象為手寫帳單及轉帳申請書的效率提升, 利用 AI-OCR 辨識將手寫文字進行自動識別資料化, 之後再以 RPA 自動登錄內容, 可有效替代重複的人力投入。自動辨識正確率可達到約 89.0%, 執执行程序可以從原人工約 6 分鐘/每件縮短為 AI-OCR+RPA 約 1 分 20 秒/每件, 工作效率可提升近 8 成。若以每年處理 7,700 件的文件, 約可節省 600 小時工作時間。

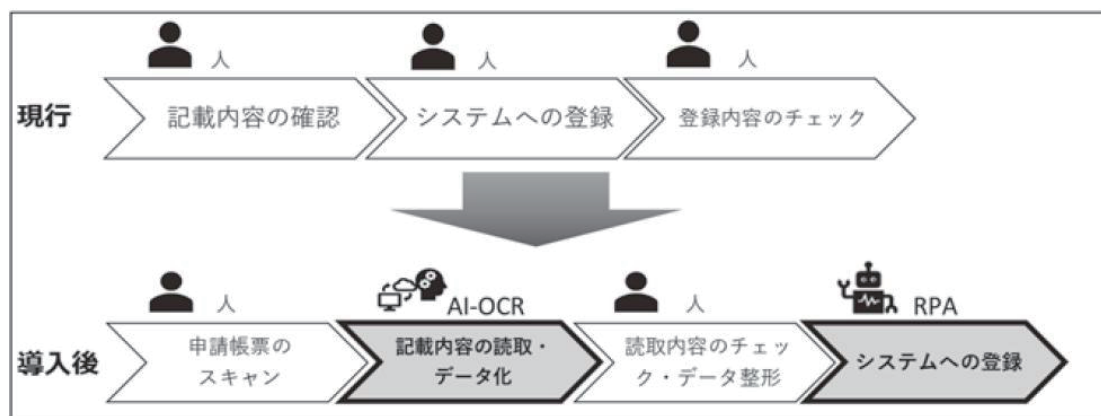


圖 2.2- 13 AI-OCR+RPA 導入後與現行執执行程序比較

東京都水道局於 2020 年開始提供利用 AI 協助客服中心快速篩選合適的回答內容。過去客服人員需從巨大的電子或紙本資料中尋找客戶所詢問的問題解答，相當耗費時間讓客戶久等，確定內容正確後才能回答，客服人員的經驗變得相當重要。導入 AI 協助客服人員查找客戶問題後，AI 可以馬上尋找出最適答案，客服人員省去查找時間，確認內容適切後即可回復，提升服務品質及效率。

AI がオペレータとお客さまとの会話や回答候補を画面上に表示し、オペレータの対応をサポート ⇒ **お客さまサービス等の向上**

【現状】(問合せ対応)

問合せの内容に応じて、膨大なマニュアル等の情報（電子や紙）から必要事項を探し出し、内容を確認して回答



習熟に経験が必要。保留時間の発生や折り返しとなるケースも・・・

【AI 導入後】

AI が問合せの内容に応じて、**回答候補等をタイムリーに表示**。オペレータは、表示内容を適宜確認して回答



AI の支援で、迅速かつ的確な対応を実現

よりスマートなお客さま対応

圖 2.2- 14 東京都水道局 AI 應用於客戶服務[11]

2. 澳洲

墨爾本水務部門應用 AI 減少水處理過程用電量。Winneke 為墨爾本飲用水主要水廠之一，每天平均約 350,000 m³水流入此廠，通過水處理工序，分配給城市周圍數百萬家庭及企業，該水廠每天設定目

標流量，確保墨爾本有足夠飲用水，根據不同流量目標，需不同泵以不同速度運行，為確保泵在高效率下運行，並能達到所需流量，墨爾本水務公司採用開發人工智慧（AI）程序，透過水泵歷史運行數據，計算任何給定泵最有效配置時間。以 Python 平台內部開發 AI 系統，利用歷史數據確定最節能泵操作組合及相關運行速度，滿足必要流量。系統透過歷史數據分析，確定最佳泵組合設置參數，並直接發送到水泵系統，無需任何人為干預。考慮網路安全因素，AI 數據存儲未連接到墨爾本供水網路或網際網路計算機，另墨爾本水務部門在 AI 系統代碼內置規則，系統只能在設定參數範圍內優化水泵操作，確保 AI 系統出現故障時繼續生產，該 AI 系統使 Winneke 水廠泵站能源成本每年減少約 20%，且持續在其他水廠進行推廣調試。

澳洲其他城市水務機構也積極推展 AI 技術研究及應用，諸如雪梨水務公司開發「下水道偵察兵」AI 系統，減少下水道穿越檢查涉及風險，此 AI 系統能達到 98% 準確定位率，可識別下水道故障。昆士蘭州 Unity Water 自來水公司與 GHD 公司合作，開發濕天氣溢流預測模型，結合天氣雷達圖像，預測水管失效可能性模型，可預測未來 15 年供排水網路中，每個水管出現故障可能性。

供水管網優化與需水量預測資訊系統，南澳水務公司（SA Water）是一服務範圍遍佈南澳大利亞之大型水務公司，其向 150 萬客戶提供用水，該公司推動「預測與營運分析（Predictive and Operational Analytics）」專案，以解決阿德萊德市供水不穩定的情形，及因應氣候變遷對供水造成的影響。綜合分析最適供水情境、最小操作成本及最大供水安全及穩定供水給客戶的前提下，開發需水量預測、最適分區計量管網、管網操作情形顯示等決策支援工具。南澳水務公司原先使用 Microsoft Azure 雲端運算服務，以機器學習方式開發需求預測工具，並利用管網狀態顯示系統（Network Status Display）修改既有分析，開發新預測工具，以利輸出結果，使營運單位可以預測非典型的大都會區用水之南方區域用水需求。改造數據管理及數據處理分析，將數據管理及處理功能集中於企業資料倉儲（Enterprise data ware-

house, EDW)，使數據更容易在不同業務應用程序中使用，且確保所有提供資料均為一致；對於 SCADA 資料的處理，則利用 PiAF 系統（Pi AF system）進行計算，具體且有效的掌握產供水量，並作為決策支援系統的修正基準。

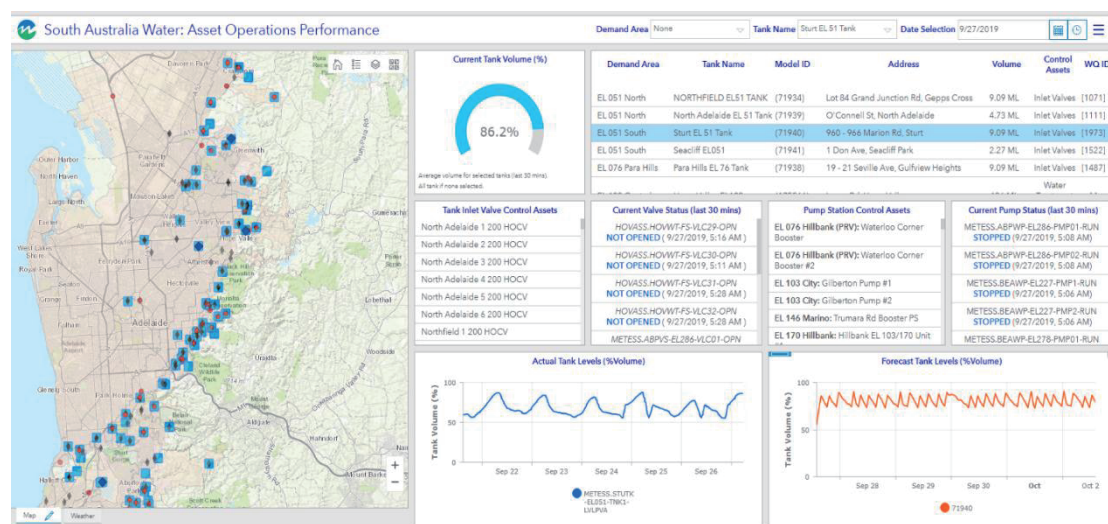


圖 2.2- 15 管網營運操作監控介面

3. 美國

美國使用 AI 機器人檢查下水道系統洩漏和使用年限老化等問題。另外，針對大型或高層建築物水管漏水，不僅浪費水資源且會造成較大經濟損失問題，於美國內華達州里諾市的亞特蘭蒂斯賭場度假村，使用 WINT 公司開發 AI 解決方案，應用人工智慧檢測並阻止洩漏源。當漏水時，系統會發出警報，並自動關閉。智能即時監控系統可以識別漏水和浪費來源，減少用水量，防止損壞。圖 2.2- 16 為流程示意圖。

該度假村每月約使用 24,600 m³水，透過 AI 解決方案，半年來度假村已節省 36,000 美元漏水，其負責人表示，此 AI 系統非常準確，可檢測到工作人員無法找到隱藏洩漏，同時，此 AI 自動檢測系統還可用於異地監控，圖 2.2- 17 為人工智慧水檢測設備向智慧型手機發送即時洩漏警報。

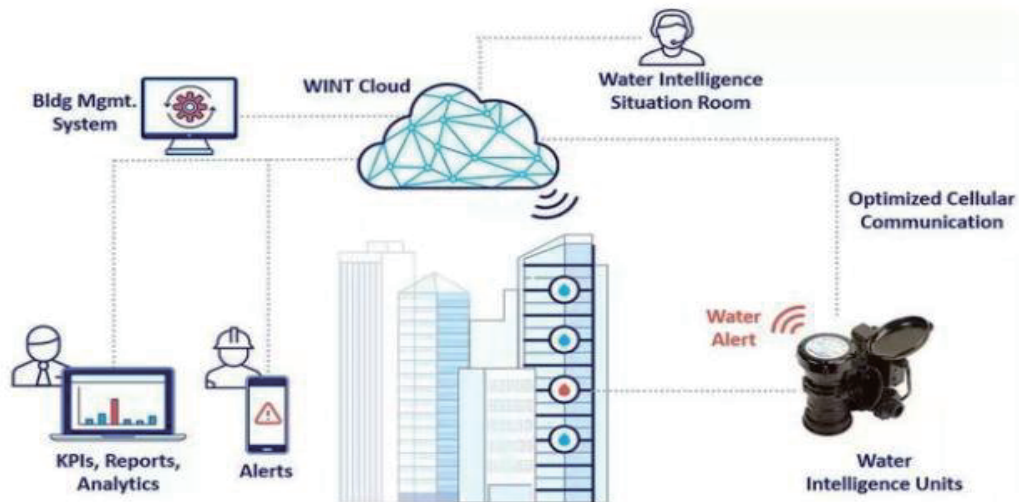


圖 2.2- 16 大型建築物漏水 AI 解決方案流程



圖 2.2- 17 AI 水檢測設備發送即時洩漏警報

4. 加拿大

水管滲漏、爆裂是城市供排水管道常見問題，壓力變化或體積波動可能導致管道爆裂，尤其小的洩漏往往多年不被發現。加拿大市政供水系統由於水管滲漏爆裂，每年平均損失 13% 水量，基礎設施較老舊國家在這方面損失率更高。加拿大滑鐵盧大學研究人員與企業夥伴合作開發，透過使用新型聽水聲傳感器和 AI 技術，顯著降低城市供水管道中嚴重水損失。該傳感器利用先進信號處理技術，對聲學數據進行預處理，記錄水聲信號，通過將漏水信號與供水系統中其他噪聲源區分，識別漏水信號，可檢測管道中很小洩漏，並突顯洩漏相關管件，由此確定位置，排定優先次序進行維修。及早發現小洩漏可防止

日後發生代價高昂破壞性水管爆裂。此裝置可安裝於既有消防栓內，相對方便又便宜，無需開挖或停用管道。這項技術可更加主動有效對資源設施進行維護和管理。

另外，Adamowski 等提出基於耦合離散小波變換（Coupled Discrete Wavelet Transform, CDWT）和人工神經網路（ANNs）方法預測城市需水量，並以加拿大蒙特婁為例進行驗證，結果顯示，小波-神經網路耦合模型是一種有潛力的城市需水量預測方法。

5. 西班牙

西班牙巴塞隆納使用大數據，透過機器學習和 AI 幫助預防供水危機。負責城市供水的水務機構與巴塞隆納超級計算中心（Barcelona Supercomputing Center, BSC）合作，共同改善飲用水供應，並幫助水廠更好地發揮作用。2018 年，BSC 利用大數據改善了巴塞隆納附近水廠運作。以往水廠使用逆滲透法去除原水中鹽分，在處理過程，泵將水推過膜以過濾鹽；當膜變髒時，需要更多動力；膜需要經常清潔，費用昂貴且會減少可處理水量。該項目透過查看該水廠數十個傳感器的 9 年數據來尋找臨界值，預測膜狀態，以便提前計劃清潔。有助於確保水廠更加平穩運行，同時降低了成本。BSC 還與巴塞隆納水務機構合作，建立供水系統模型，研究如何處理水網中突發事件，從而使水務控制中心管理人員更正確、更輕鬆地做出決策。

西班牙瓦倫西亞市及其大都會供水系統服務 170 萬居民，供水管網涵蓋 2 個淨水場、28 個水池、47 個加壓站及 219 控制閥栓。有關瓦倫西亞市的數位孿生管網模型（圖 2.2-18）自 1993 年陸續發展至今，其以水力模型為基礎，並與 SCADA 系統進行連結，成為一個即時（Real-time）的管網模擬器（Simulator），目前該模擬器已涵蓋瓦倫西亞市及主要的大都會區供水系統。該模擬器奠定瓦倫西亞發展數位孿生的基礎，自 2016 年開始，瓦倫西亞開始建立完整的數位孿生系統，其結合智慧水表、水壓、流量感測器、SCADA 資料、GIS、CMMS（Computerized Maintenance Management System）及其他系統與數據，

使系統可即時顯示管網數據，並利用 AI 進行數據篩選及異常檢測，並可使數位孿生系統每 30 至 60 秒與實際監測系統進行資料同步。該系統提供多種視覺環境，如儀表板、地圖、水平衡等，供使用者按各自需求使用。該數位孿生系統為供水單位來以下應用以作決策支援支持工具，包括：

- 提供不同操作模式下的過去、現在及未來場景之模擬。
- 預測未來 24 小時的管網狀況（如水池水位、壓力），操作人員可預為參考。
- 除了輔助操作人員作短期決策外，也可為長期的規劃進行分析比較，如比較不同操作模式的成本支出以及長期投資風險。
- 制定緊急應變方案。
- 新進員工培訓。

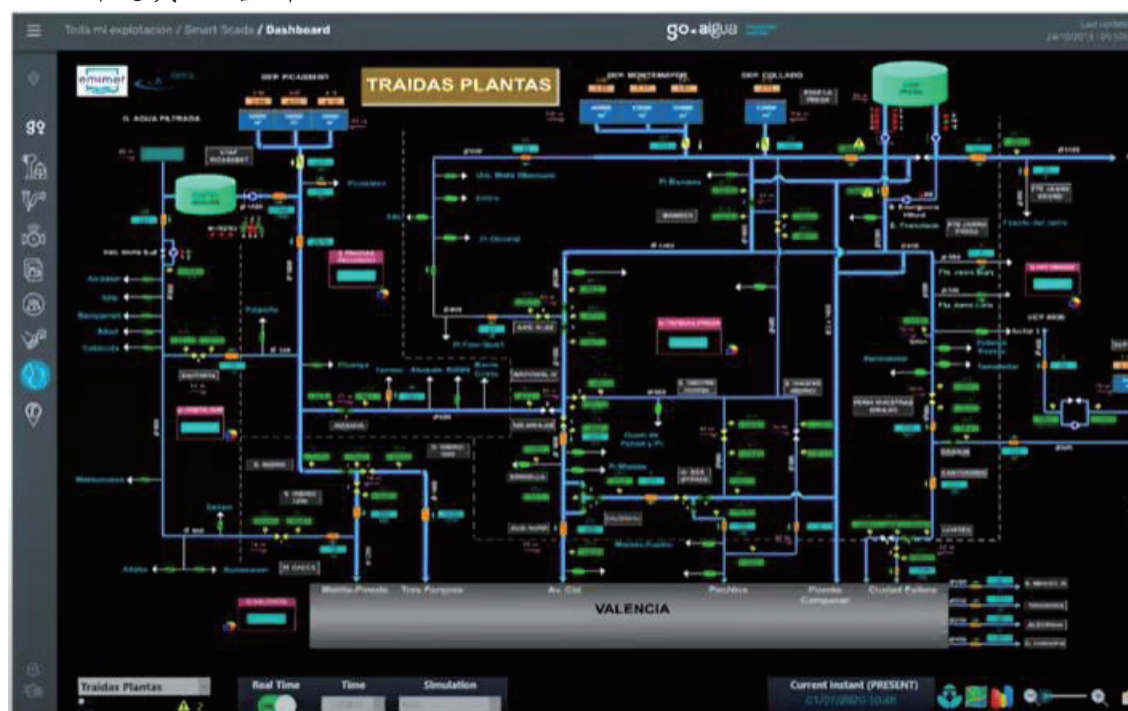


圖 2.2- 18 瓦倫西亞都會區數位孿生系統[16]

6. 英國

聯合公用事業公司（United Utilities）是英國最大自來水公司，也是英國第一家將 AI 技術大規模引入其運營系統自來水公司。2018 年 10 月，它與加拿大技術公司 EMAGIN 簽署一項框架協議，將 AI 推

廣到英格蘭西北部整個供水網路。United Utilities 在供水網路中應用 AI，主要透過 EMAGIN 的即時虛擬智慧水力人工智慧平台 (Hydraulic Artificial Intelligence for Real-time Virtual Intelligence, HARVI) 實現，此平台結合天氣、需水量、泵能、電價等，透過大量數據評估幫助 United Utilities 以最具成本效益和最有效方式設定水泵運行參數，同時監測管道爆裂，並盡量地降低水污染風險。在大曼徹斯特奧爾德姆舉行為期 12 周試驗中，HARVI 節能 22%。United Utilities 於 2019 年底在整個西北地區分階段部署 AI 平台，使水泵運行和資源控制在整個供水網路中完全自動化。

7. 芬蘭

Sunela 等為供水系統建立一個即時監測供水水量和水質線上模擬框架，並以芬蘭坦佩雷市自來水公司為例進行研究。該模型是一個全尺寸模型，包括除用戶連接外的每個管道，以及系統中每個用水用戶，原水提取、輸送和水處理過程也在模型中。模型模擬參數包括水溫、pH、硬度和餘氯等。使用 EPANET 構建校準水力模型時，允許水池和復水管路中的氣塞狀態。模擬器根據公用事業公司監控和數據採集 (SCADA) 系統前一小時更新液壓和水質狀態數據進行模擬，每小時一次，模擬結果以 GIS 中的 GeoJSON 格式存儲於關聯資料庫中，供以後使用；部分結果通過 Web 用戶界面以地理位置上聚合的形式呈現給公眾。

8. 荷蘭

原水取水流域及淨水場數位孿生模型，因應氣候變遷帶來的影響，夏季時期愛賽湖的水量降低，水中氯化物濃度增加，為評估氣候變化對於取水及後端處理的影響，利用 3D 水力模型模擬湖區的取水口的水質濃度變化，並開發即時的水力模型 (資料整合概念如圖 2.2-19) 預測氯化物的濃度變化，相比只用模式模擬的結果，數位孿生模型對於氯化物濃度變化提供更準確的預測 (圖 2.2-20)。此模型除了用於模擬氯離子濃度變化外，也可用於決策支援，例如模擬關閉取水的時

機或是如果將某些水流進行回收會產生的影響等。此模型目前尚在持續開發中，下一步將與場內進行即時資料耦合。

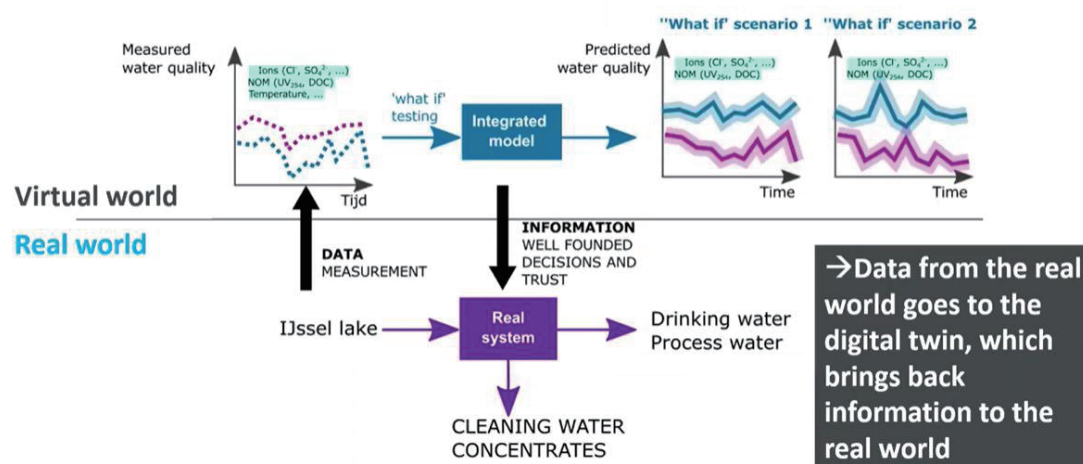


圖 2.2- 19 荷蘭愛塞湖數位孿生模型案例資料整合概念[17]

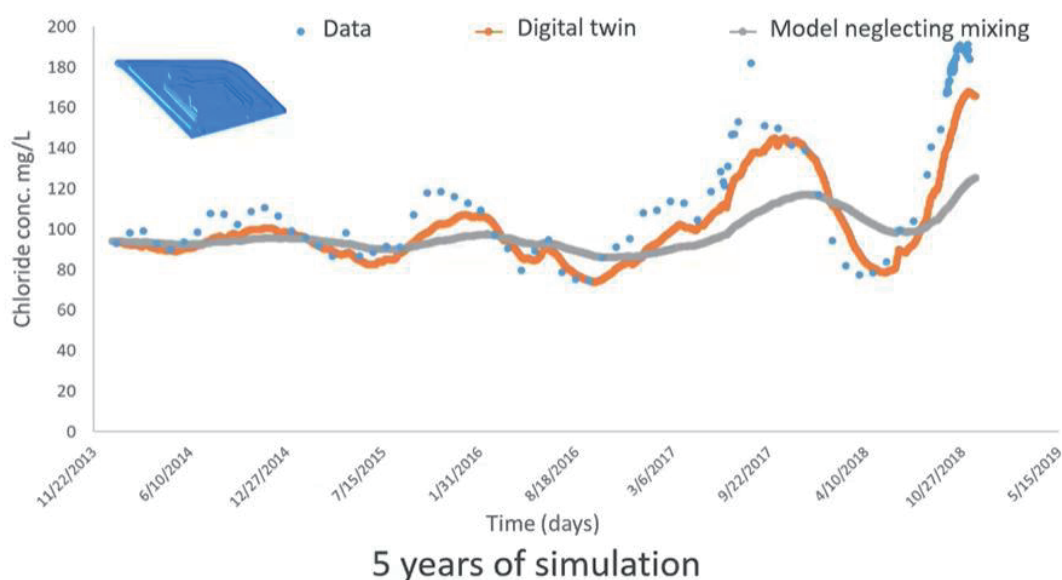


圖 2.2- 20 餘氯濃度模擬結果比較[17]

精進淨水處理程序，Dunea 是一間位於荷蘭的水務公司，該公司使用高級淨水處理流程（臭氧處理及 UV 過氧化氫）處理地面水並去除新興關注化學物質。為能最大化的節省能源以及藥劑量與提升出水水質，使用 Amazone 化學模型和 Sumo 軟體建置數位孿生模型，並進行大量場景模擬，預測 5 年的溴酸鹽變化（臭氧處理副產品）如圖 2.2-21 及微生物污染濃度，並透過不同的情境模擬，找出顯著的節省能源潛力（圖 2.2- 22）。

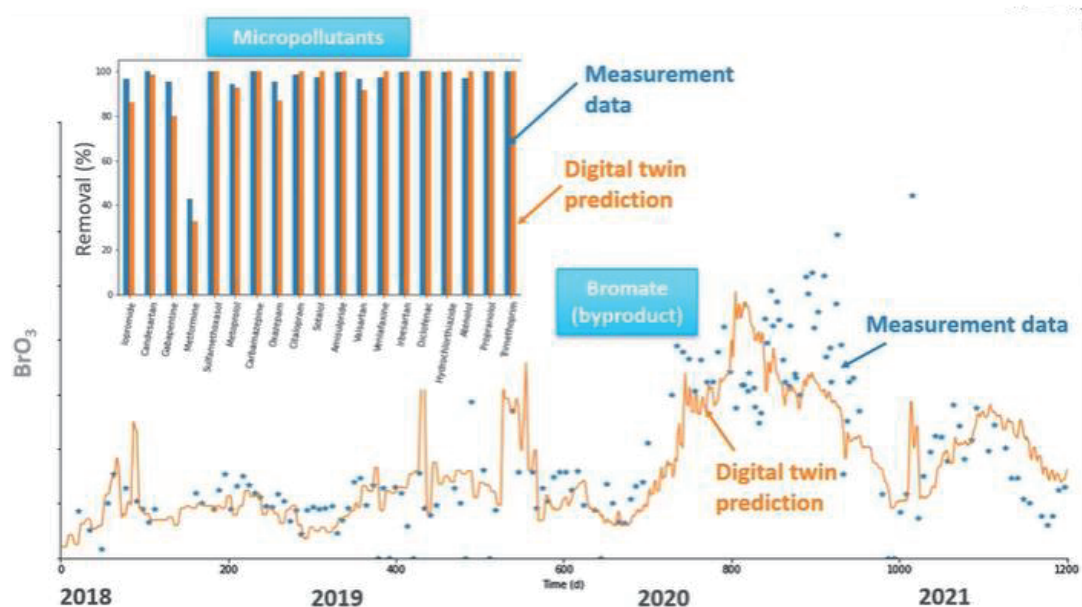


圖 2.2-21 溴酸鹽濃度變化預測[17]

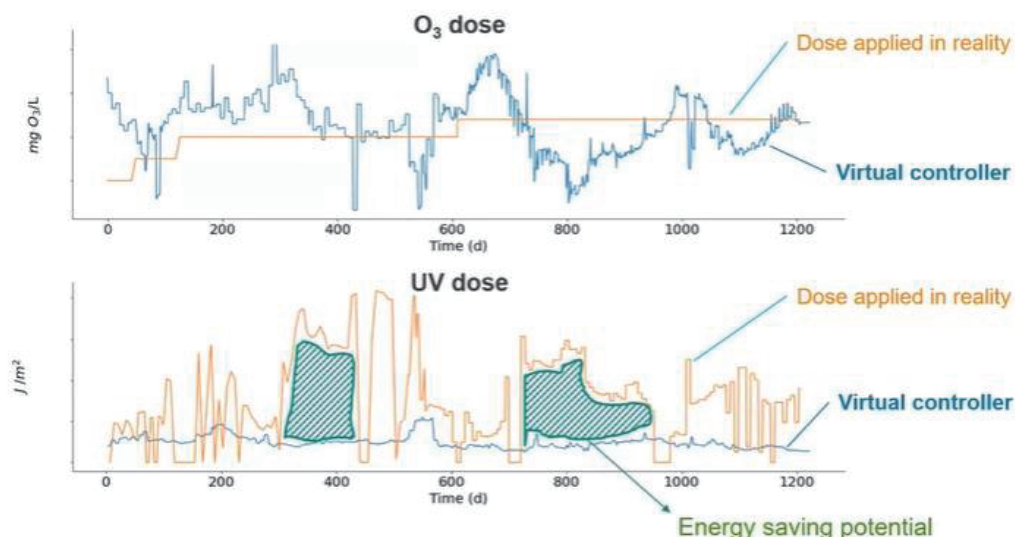


圖 2.2-22 藉由數位孿生模型發現節省能源潛力[17]

9. 摩洛哥

摩洛哥國家電力和飲用水辦公室（Office National de l'Électricité et de l'Eau Potable, ONEE）負責水表數據收集及提供水務服務，因人工每月抄表一次，這種方式耗時、成本高，且經常因以過去平均用水量估算帳單而引起用戶爭議。

為了克服這些問題，開發商 Chouaib Doukkali 大學的能源系統優化與智慧網路研究實驗室（Laboratoire de Recherche en Optimisation des Systèmes Énergétiques et Réseaux Intelligents, LAROSERI）實驗室設計了一個包含辨識系統（Recognition System, RS）和網路服務平台

的框架，這個系統為用戶和水務服務提供商(ONEE) 提供多項服務，如用水監控、漏水偵測、用水量可視化和地理地圖上的供水覆蓋範圍，並提供報告工具以協助精確決策，辨識系統的核心是一個卷積神經網路(CNN)模型，模型在開發商提出的 MR-AMR(Moroccan Automatic Meter Reading) 數據集上進行了訓練。實驗結果顯示，系統在模型測試階段達到了 98.70%的準確度。

系統的硬體部分包含 Raspberry Pi 3b+、相機、廣角鏡頭、LED 燈和電池。軟體部分則包含用於辨識的 CNN 模型和多服務網路平台。系統無需更換現有水表，且易於安裝。開發商在研究中比較了集中式和分散式兩種資料處理方法，最終選擇了分散式的辨識系統。為了訓練 CNN 模型，開發商創建了包含約 14 萬張高質量水表數字圖像的 MR-AMR 數據集。辨識系統的工作流程包含圖像讀取、區域裁剪、圖像處理、數字分割和 CNN 模型辨識等。(圖 2.2-23)

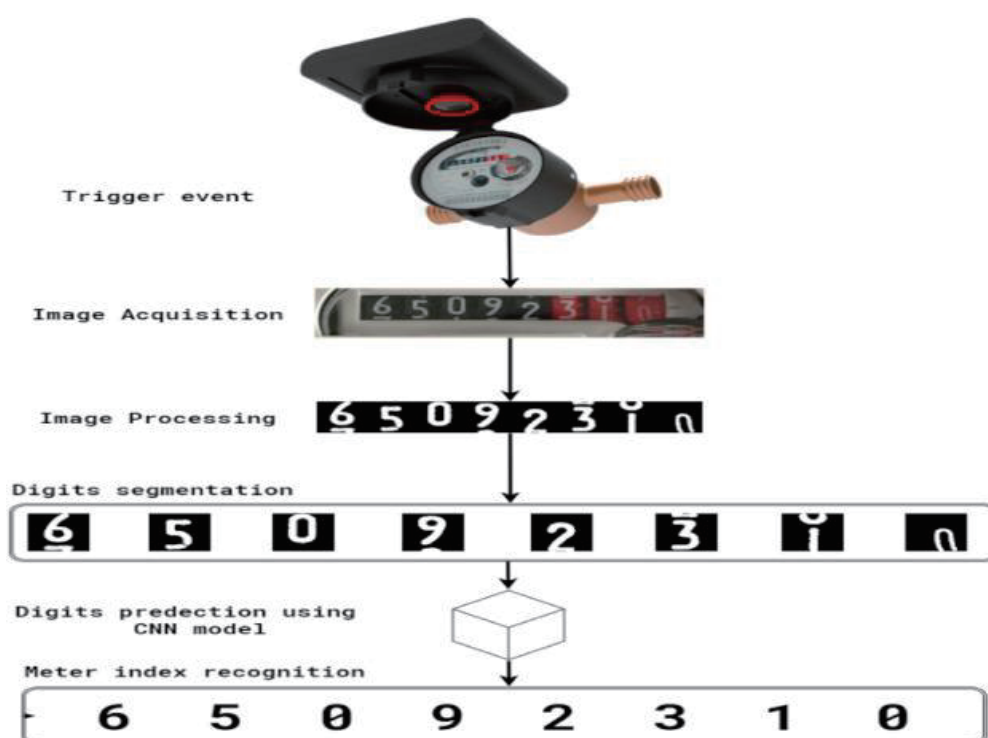


圖 2.2- 23 水表指針辨識流程[12]

實驗結果表明，系統在不同光線亮度、相機解析度和觸發事件下均能有效運作。即使辨識失敗，系統也能透過驗證機制防止錯誤更新，可以提高水錶數據收集的效率和準確性，並促進水資源的永續利用。

2.2.3 國內外自來水事業應用案例相關 AI 工具介紹

常用的 AI 工具包含 Python 語言下的 Scikit-learn、TensorFlow 與 Keras 等框架，可用於模型訓練與驗證，並支援自訂特徵選擇與模型微調。時間序列預測常採用長短期記憶網路(Long Short-Term Memory, LSTM)，可模擬水質數據的變化趨勢，進行濃度預測與變化警示。此外，AI 系統多搭配 SCADA、GIS 系統與雲端平台(如 Microsoft Azure、Google Cloud) 進行即時資料串流、異常警報推播與模型部署，進一步提升整體系統彈性、可擴展性與操作便利性。

以下介紹一套無須撰寫程式即可達成以機器學習 (ML) 與深度學習 (Deep Learning, DL) 進行分析的 AI 工具。Weka 是 Waikato Environment for Knowledge Analysis 的縮寫，由紐西蘭懷卡托大學 (The University of Waikato) 所開發，以 Java 語言撰寫，維護擴充迄今已經超過 20 年，是一套提供數據挖掘、機器學習的軟體，為完全免費的 Open Source，除了提供人機介面 UI 操作點選，以下拉方式便可完成數據的匯入、整理、資料探勘、ML 套件的訓練及預測，能夠在各種作業平台上運行，包含 Windows、Mac、Linux，最大的優點為完整的圖像化界面操作，讓不會程式語言的 AI 初學者能夠執行資料前處理、選用機器學習模型、挑選訓練方式、評估模型成效、輸出視覺化報表，對於已經熟悉 Coding 的工程師或科學家，也可利用程式語言呼叫 Weka 的函式庫，利用編程方式執行 AI 演算。多年的功能擴充下，Weka 也支援 DL 套件、CPU 及 GPU 演算加速等功能。

過去執行 AI 總是需要具有基本的編程能力，而且各種開源的函式庫對於 AI 套件的呼叫、參數使用、數據回拋...都須先詳閱說明文件，方能正確執行，形成入門的障礙，因此近年來愈來愈多的 AI 軟體標榜 Low Code 或者 No Code 的便利性，而 Weka 便是其中 No Code 軟體的佼佼者，安裝完成後，詳圖 2.2- 24 所示，左上圖為 Weka 的入口畫面，點選 Explorer 就可匯入 Data Set，查看數據的欄位、屬性、並以數據可視性功能檢視資料的分布 (左下圖)，而 Weka 更內建近

百個 AI 套件，包含分類器、分群器、迴歸演算法、神經網路等，更隨時可透過套件管理器（右上圖）進行最新版本的更新。因此在當今眾多 AI 軟體平台的評比中，Weka 雖然不是最熱門的一款，但仗著不須寫程式且兼容著簡易性、執行速度、效能等綜合優勢，Weka 在 AI 界仍佔有一席之地，普遍受到初學者的青睞。

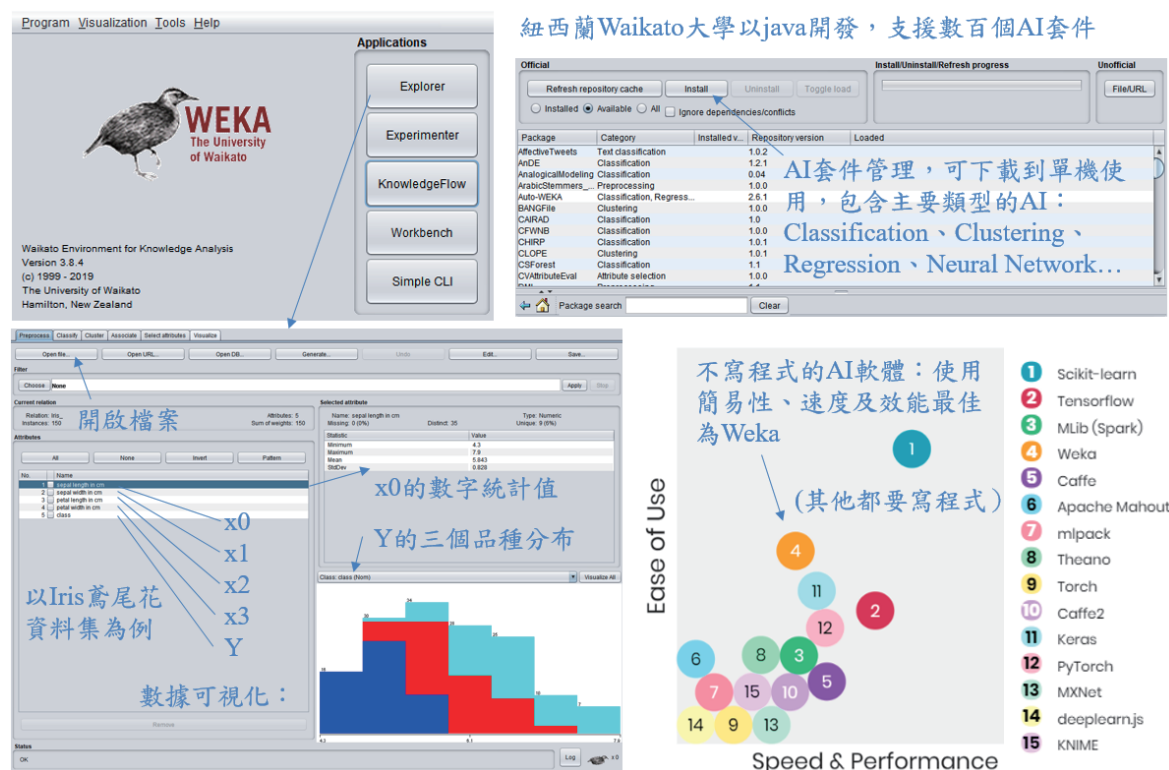


圖 2.2- 24 Weka 的 UI 介面，相較現今各種流行的 AI 平台，Weka 具有簡易操作、速度及效能的綜合優勢（右下圖）[13]

由於 Weka 不是單一的 AI 插件或函式，而是一個單機版「平台」（Workbench 或 Platform），其內部彙集了近百個來自全球穩定發展的 AI 套件，雖然不是最新的，但能被 Weka 收納進來就代表幾經挑選與測試。為了方便套件的使用，除了 Weka 軟體有簡易的參數說明與提示，UI 下拉表單亦有預設值，不清楚套件參數內涵也可直接套用執行，官網還有每個套件的使用文件，說明運用情境與對應的 AI 分類，並註明版本演進，此外 Waikato 大學另有出版專書「Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques」針對 Weka 內部 AI 套件背後的演算法原理進一步闡述，最新版為第 4 版。Weka 構成一個入門學習的體系，讓使用者快速上手程式又能深入理解 AI 的學

理，Weka 內建的套件幾乎能夠解決所有的 ML 問題，如果仍有不足之處，仍可透過編程的方式運用第三方套件，或者由其他 AI 平台使用 Weka 的函式庫，也支援以 Jupyter 的環境進行雲端運算。Waikato 大學因為開發 Weka 的卓越成就，於 2015 年榮獲數據挖掘委員會（SIGKDD）的年度首獎，以表彰 Weka 的易用性、擴充性、以及對 AI 教育的貢獻。時至今日，在多種 AI 平台崛起的環繞下，Weka 仍被廣泛評為最易使用的 AI 軟體（詳圖 2.2- 25），並持續發展中。

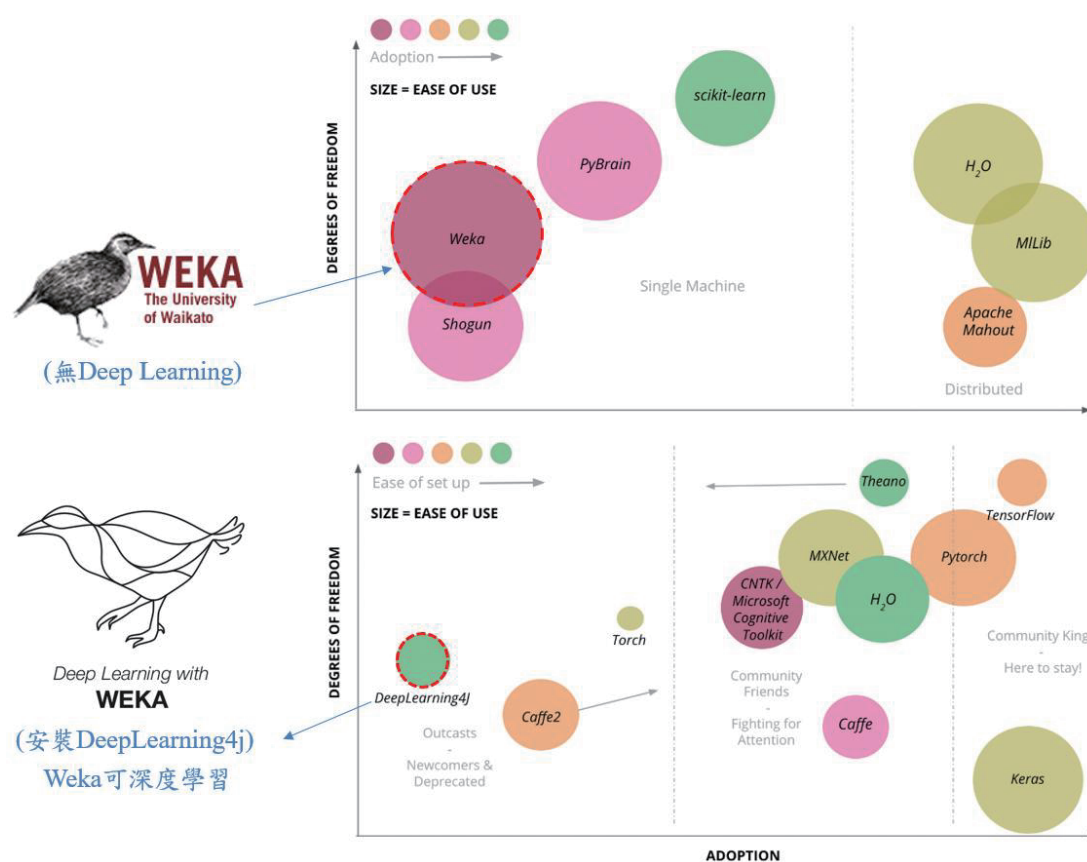


圖 2.2- 25 Weka 被評為單機版最容易使用的 AI 軟體（上圖），Weka 可擴充 DeepLearning4j 套件使用 CNN、RNN 等神經網路進行深度學習[5]

Weka 可進行數據挖掘與 AI 分析預測，由數據中找出不同欄位間的關聯性，並透過已知數據集訓練 AI 模型，當模型訓練驗證成功後，便可由一筆新的數據預測斷訊機率或者回傳率。以下介紹一個經典數據集 Iris，透過 Weka 演繹數據的挖掘及軟體的操作，因為大多數的數據與 Iris 資料集有著極為相似的多維度特徵資料結構，可套用相同的數據科學的學理與類似的 AI 套件。

如圖 2.2- 26 所示，Iris 為 1930 年代統計學家 Fisher 所收集的數據，共有 150 筆，每筆代表一個鳶尾花樣本，共有五欄，紀錄著花萼長、花萼寬、花瓣長、花瓣寬等長度特徵（單位：cm），以及品種：Setosa、Versicolor、Virginica 三類。若以欄位區分，前四欄稱為自變數 X，或稱特徵欄位（Features），為連續數值 Numeric 變數，最後一欄則是應變數 Y，或稱為標註欄位（Labels）也稱為分類欄（Class），為名目 Nominal 變數。

▶ 鳶尾花 Iris 資料集

1930年代收集的數據集，統計學家Fisher由此數據集發展出“多變量線性判別”演算法



Iris Setosa (山鳶尾)

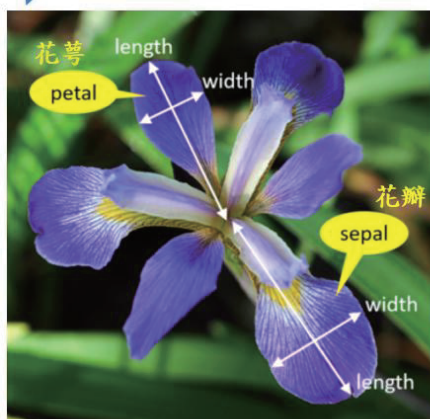


Iris Versicolour (變色鳶尾)



Iris Virginica (青龍鳶尾)

X:(花萼長, 花萼寬, 花瓣長, 花瓣寬)
四特徵(cm)



Y:(setosa, versicolor, virginica)
三品種

不看圖片，僅用特徵數據做分類，80多年來，每個新的演算法都會拿Iris資料集比較分類效果

	X				Y
1	5.1	3.5	1.4	0.2	iris-setosa
2	4.9	3	1.4	0.2	iris-setosa
3	4.7	3.2	1.3	0.2	iris-setosa
4	4.6	3.1	1.5	0.2	iris-setosa
5	5	3.6	1.4	0.2	iris-setosa
6	5.4	3.9	1.7	0.4	iris-setosa
7	4.6	3.4	1.4	0.2	iris-setosa
8	5	3.4	1.5	0.2	iris-setosa
9	4.4	2.9	1.4	0.2	iris-setosa
10	4.9	3.1	1.5	0.1	iris-setosa
11	5.4	3.7	1.5	0.2	iris-setosa
12	4.8	3.4	1.6	0.2	iris-setosa
51	7	3.2	4.7	1.4	iris-versicolor
52	6.4	3.2	4.5	1.5	iris-versicolor
53	6.9	3.1	4.9	1.5	iris-versicolor
54	5.5	2.3	4	1.3	iris-versicolor
55	6.5	2.8	4.6	1.5	iris-versicolor
56	5.7	2.8	4.5	1.3	iris-versicolor
57	6.3	3.3	4.7	1.6	iris-versicolor
58	4.9	2.4	3.3	1	iris-versicolor
59	6.6	2.9	4.6	1.3	iris-versicolor
60	5.2	2.7	3.9	1.4	iris-versicolor
101	6.3	3.3	6	2.5	iris-virginica
102	5.8	2.7	5.1	1.9	iris-virginica
103	7.1	3	5.9	2.1	iris-virginica
104	6.3	2.9	5.6	1.8	iris-virginica
105	6.5	3	5.8	2.2	iris-virginica
106	7.6	3	6.6	2.1	iris-virginica
107	4.9	2.5	4.5	1.7	iris-virginica
108	7.3	2.9	6.3	1.8	iris-virginica
109	6.7	2.5	5.8	1.8	iris-virginica
110	7.2	3.6	6.1	2.5	iris-virginica
111	6.5	3.2	5.1	2	iris-virginica

圖 2.2- 26 鳶尾花 Iris 數據集共有 150 筆，自變數（特徵欄）：X 有 4 欄、應變數（標註欄）：Y 有 1 欄，內含三品種[6]

雖然欄位少，但自變數 X 維度超過 3，稱為張量（Tensor），已經無法利用 EXCEL 透過傳統的簡單迴歸，由 X 預測出 Y 了。對於高維度的分類（Classify）或分群（Cluster）等預測推論，正是機器學習擅長的領域，每當有新的演算法提出，都會先套用經典的 Iris 驗證比較演算法的效能。

2.3 小結

本研究以北水處為例，探討自來水事業推動人工智慧（AI）應用的發展藍圖，透過國內外案例分析與實務驗證，證實 AI 已成為提升水務營運效率與決策品質的重要工具。隨著感測器、物聯網與數位化系統的普及，自來水事業每日產生龐大的數據，若僅以傳統報表統計進行管理，將難以有效掌握風險與優化操作。本研究蒐集 9 個國外自來水 AI 案例，其中有兩項技術高度交集，可供國內參考，包含「自動加藥」優化淨水程序、減少加藥量、提升水質(日本、西班牙、荷蘭)，以及結合演算法的「管網水理模型」預測需水、計算壓力、模擬水質、偵測漏水、節約電力(澳洲、西班牙、英國、芬蘭)。

AI 在自來水領域的應用涵蓋廣泛，包括淨水處理的精準加藥、水質異常診斷、管網漏水預測、智慧水網管理及智能客服等。以北水處的「精準加藥控制系統」為例，透過三億筆歷史數據建模，不僅降低藥劑使用與成本，更能在高濁度情況下維持穩定水質，展現 AI 提升韌性與效率的價值。國外案例亦顯示，AI 已廣泛用於漏水偵測、能源最佳化與管網更新規劃，顯示國內自來水事業具備借鏡與推廣的空間。

然而，AI 導入仍面臨挑戰。首先，資料品質與完整性是模型訓練的基礎，若缺乏正確標註與清整，將影響預測準確性。其次，組織內部對 AI 的誤解與抗拒，需透過教育訓練與跨領域合作予以克服。此外，AI 專案初期投入成本與人力需求較高，需長期規劃與政策支持，方能發揮持續效益。

綜合而言，本研究建議未來應以「數據驅動、決策輔助、效能提升」為核心，持續推動資料倉儲、數位孿生與異常預警系統，並逐步拓展至管網調度與客戶服務。唯有建立完善的數據基盤、培養專業人才並導入標準化流程，方能確保 AI 應用落地並兼顧技術可行性與營運需求。此研究不僅為北水處提供 AI 發展路徑，也為自來水事業的智慧化與永續經營奠定基礎。

第 3 章北水處人工智慧推動與盤點

3.1 需求盤點與痛點分析

為因應全球數位轉型（Digital Transformation）與人工智慧 AI 的發展趨勢，北水處針對內部 AI 應用的需求進行了全盤檢視，進而擬定「AI 加值應用佈建路徑與策略」。主要內容涵蓋針對北水處資料庫中 AI 應用的關鍵需求進行盤點，並透過訪談或其他方式，全面掌握現有業務流程與資料庫作業現況。藉由分析作業痛點，深入了解可導入的加值應用方向，將盤點出的 AI 應用需求與北水處現行重要業務及未來需求進行比對，並透過合理的評估指標，綜合提出具體可行的 AI 加值應用佈建路徑與策略建議。

3.1.1 業務需求及流程盤點作業

如圖 3.1-1 所示，盤點作業的流程需依序推動。為順利展開後續的盤點工作及工作坊活動，須先針對北水處所屬 6 個管理營運資料的主要科室（技術科、供水科、資訊室、業務科、水質科、淨水科）進行資料收集作業，並透過訪談方式，深入了解各科室的現行業務流程及資料庫作業現況。同時，亦需彙整相關單位意見並確認聯絡窗口，以利後續作業溝通與協調。在此基礎上，全面盤點目前已導入的 AI 應用及其實際使用情況，初步構思可進一步導入的 AI 加值應用項目。並藉由舉辦 AI 技術與應用的教育訓練及共創工作坊（Workshop），促進使用者需求整合與共識凝聚，最終研擬出具體可行的 AI 應用佈建路徑與策略建議，以作為未來推動的依據。

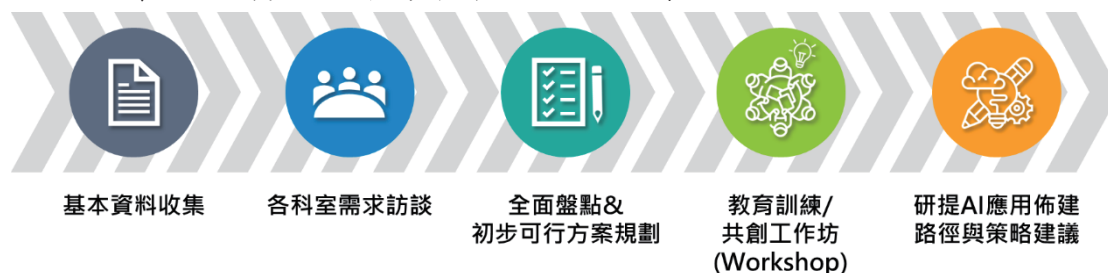


圖 3.1-1 盤點作業執行流程[18]

3.1.1.1 資料收集與盤點方式

針對北水處對 6 個業務重要科室依其相關基礎資料並進行訪談，透過訪談確認北水處目前已執行之內部盤點成果，以深入釐清各項業務流程中的痛點，並整理已導入之 AI 應用項目及其實際應用情形。在此基礎上導入智慧化成熟度架構，以圖 3.1-2 疑似漏水管段研判智慧化成熟度為例，是智慧水網痛點的主題之一進行成熟度分析。

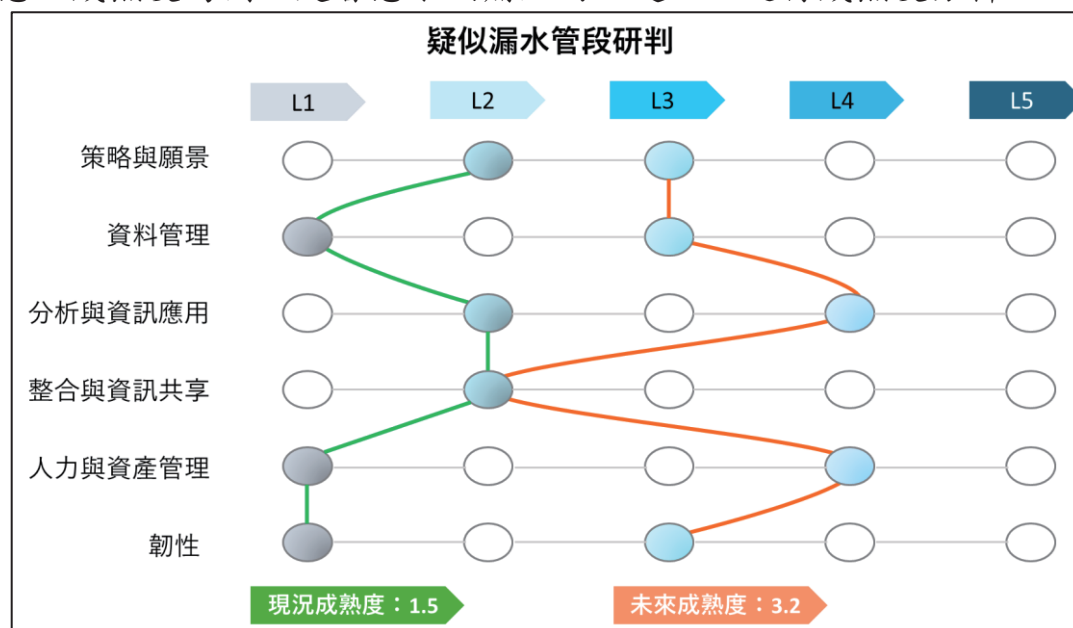


圖 3.1-2 疑似漏水管段研判智慧化成熟度[18]

「疑似漏水管段研判」之智慧化成熟度分析，整體現況成熟度為 1.5 分，未來預計達成之成熟度為 3.2 分。

- 策略與願景於 Level 2，目前尚在科室內部規劃推動，未來目標提升至 Level 3，配合其他漏水降低工作持續推動相關功能發展。
- 資料管理部分現況處於 Level 1，並未有針對所有管段的普查性疑似漏水資料，未來目標提升至 Level 3，透過分析歷史紀錄產出滾動更新的疑似漏水管段資料。
- 分析與資訊應用目前處於 Level 2，有針對修漏紀錄進行風險分析，未來目標提升至 Level 4，整合水理模型與管網即時監測資訊開發機器學習功能，讓疑似漏水管段研判更能動態更新。

- 整合與資訊共享方面目前於 Level 2，主要還是於科室內共享，由於相關業務仍以科室內部工作為主，未來將維持 Level 2。
- 人力與資產管理目前於 Level 1，仰賴委外廠商進行漏水管段研判，未來目標是提升至 Level 3，讓測漏廠商或科室人員更為高效的執行漏水檢測業務。
- 韌性目前為 Level 1，提供基本的警報與異常通知，未來目標是提升至 Level 3，自動通報系統異常。

經由全面的檢視作業，彙整自 6 個科室初步提供之業務盤點結果如表 3.1-1 所示；而各科室在其核心業務中所使用的軟體與系統則彙整於表 3.1-2，藉此呈現 6 個科室於不同業務項目中所使用的工具與系統配置。

表 3.1-1 北水處已盤點 6 個科室業務項目[18]

項次	業務名稱	項次	業務名稱
1	竣工圖繪製及連結	13	噪音紀錄器音檔判讀
2	水質檢驗	14	水單列印寄送作業
3	管線汰換施工	15	無（缺）水處理作業
4	智慧水表安裝及管理	16	監控中心及轄區加壓推播管理
5	報修漏水作業	17	淨水場各標案監工業務
6	內線審驗	18	自主維護紀錄
7	欠費催收作業	19	水質電腦監測系統
8	水理模型即時系統（內湖分區） 水理分析應用平臺	20	水質派工處理作業
9	零售水購買及發放作業	21	檢驗結果
10	加壓站及監視點運轉監控	22	淨水場水質監控及淨水處理藥品加注作業
11	稽查作業	23	淨水場各標案設計業務
12	送水案件統計管理		

資料收集部分係依據北水處淨水科、供水科、技術科、水質科、業務科及資訊室等 6 大科室之職掌業務進行分類，並依此架構進行相關資料彙整，具體收集項目詳列於表 3.1-3。

表 3.1-2 北水處 6 個科室主要業務所使用之軟體與系統[18]

項次	業務內容	系統名稱
1	送水案件統計管理、無（缺）水處理作業、報修漏水作業、水質派工處理作業	客服系統
2	智慧水表安裝及管理	AMR 系統
3	水質檢驗	檢驗室資訊管理系統
4	欠費催收作業、送水案件統計管理、零售水購買及發放作業	水費系統
5	竣工圖連結、管線汰換施工、噪音紀錄器音檔判讀（規劃中）	WebGIS
6	水質檢驗、淨水場各標案設計業務、淨水場各標案監工業務	無系統
7	給水工程業務	給水工程管理系統
8	竣工圖繪製及連結	設備管理系統
9	系統人員管理、儀表板檢視	工程維運管理雲平台
10	內線審驗	內線審驗管理系統
11	欠費催收作業、稽查作業	公文系統
12	自主維護紀錄、檢驗結果	台北好水服務
13	加壓站及監視點運轉監控	Citect trend Server / Cimplicity Historian -On Windows
14	水理模型即時系統（內湖分區）水理分析應用平臺	Windows Server
15	淨水場水質監控及淨水處理藥品加注作業	圖控系統
16	竣工圖、閘栓圖卡等圖資資料儲存	EDM
17	水單列印寄送作業	SFTP
18	竣工圖繪製作業各階段流程及案件管控	EDMFLOW
19	零售水購買及發放作業	零售水電子票券系統
20	水理模型即時系統（內湖分區）水理分析應用平臺	EPANET 2.2
21	稽查作業	稽查系統
22	監控中心及轄區加壓推播管理	MQTT Server & OPCUA Server 管理平台 -On ubuntu operating system
23	管線汰換施工	施工資訊
24	加壓站及監視點運轉監控	PLC- Real-time operating system
25	竣工圖繪製作業	VisioCad
26	加壓站及監視點運轉監控	Citect SCADA/ Cimplicity SCADA -On Windows
27	欠費催收作業	催收複查系統
28	水單列印寄送作業	每日批次各項單據列印作業的處理作業（BTSAC09R）

項次	業務內容	系統名稱
29	報修漏水作業	電子贈票資訊系統
30	水質檢驗	依不同檢驗儀器，使用各自的軟體
31	管線汰換施工	標案管理系統
32	水理模型即時系統（內湖分區）水理分析應用平臺	ArcGIS Server
33	噪音紀錄器音檔判讀	噪音紀錄器
34	管線汰換施工	施工 APP
35	管線汰換施工	施工現場管理系統、
36	水質電腦監測系統	水質電腦監測

表 3.1- 3 收集或詢問之資料項目[18]

科 室	收集項目
淨 水 科	財產設備相關 • 淨水場機電儀控、淨水及加藥設備設施清單 • 水源出水設備操作維護管理作業要點/流程 • 用電量、加藥量資料統計方式 出水操作調配相關 • 淨水各單元實際最大日處理水量 • 淨水場設計出水量、實際出水量 • 清水池、配水池數量、尺寸、水位資訊 • 各淨水場之間調配水模式（含各廠供水範圍、支援/受支援情形）
供 水 科	供水管網資訊 • SCADA 系統：監測/監控項目（水量水壓等）、站點清單/圖資、資料收集頻率、既有統計分析功能、異常警示設定條件 • 加壓站、電動閥栓清單/圖資及操作管理方式 漏水控制相關 • 售水率、NRW 計算數據來源、計算方式 • 區域供水調配操作模式（SOP） • 小區 DSM 維護管理要點/方式 • 漏水檢測&漏水案件通報機制、登錄系統、案件資訊欄位
技 術 科	Web GIS 應用管理系統 • 已開發之分析應用功能/操作手冊 臺北自來水智慧化資訊管理系統（WISE）： • 與各系統介接方式（API/排程交換等方式、介接欄位） • 已開發之功能模組/操作手冊（如管線弱點、漏水潛能計算等）

科室	收集項目
水質科	水質監測/檢驗數據 • 點位清單/圖資、監/檢測項目、資料收集頻率等 • 水質數據收集之系統（除 SCADA 外）、功能項目 • 預警條件（警戒值）設定方式、警示通知方式 • 水質異常案件通報方式、登錄系統、案件資訊欄位
業務科	抄表、換表及水費相關數據 • 稽查作業、欠費催收作業、水單列印寄送作業、水費更正作業、換表作業、便捷水服務系統 智慧水表相關 • AMR 系統（業務版）功能介紹/操作手冊 • 智慧水管家（用戶版）功能介紹/操作手冊 • AMR 系統及智慧水管家警示通知設定 客服相關 • 智能客服（水妞）運作模式、功能 • 報修漏水作業、無（缺）水處理作業、零售水購買及發放作業、送水案件統計管理
資訊室	• 系統架構：系統功能、資料庫欄位&格式、軟硬體清單、傳訊方式 • 系統硬體資訊：建置廠商、AP 程式主機規格、DB 資料庫主機規格、介接方式（是否開放 API）、外網/內網使用權限等 • 系統運作方式（使用單位、系統間整合關係）

3.1.1.2 需求訪談

在取得前述基礎資料後，已完成對 6 個科室的需求訪談，整體作業流程如圖 3.1-3 所示。除針對前述資料項目進行完整彙整外，亦需透過北水處同仁的回饋與建議，進一步掌握 AI 應用的現況。為提升訪談效率並聚焦關鍵議題，在正式訪談前，依各科室業務職掌設計並發送問卷調查，以利預先統整擬討論主題並快速掌握實際需求。

訪談內容詳列於表 3.1-4，主要針對所取得的資料內容進行確認，同時結合問卷調查結果，針對管理需求與系統運作需求進行深入探討。管理需求部分涵蓋現有系統中常用與較少使用之功能、期望優化或強

化的功能項目等；系統運作需求則包括系統穩定性、安全性、是否曾遭遇入侵事件，以及與外部系統之串聯方式等面向，藉此明確釐清北水處對於 AI 應用發展的方向與潛在需求。

表 3.1-4 訪談內容[18]

單位	討論事項
淨水科	• 場站管理、設備操作經驗、設備維護管理細節 • 既有用電量、加藥量、成本統計相關表單填寫說明 • 淨水場間供水調配經驗 • 對於系統導入智慧化之功能需求 • 平台行動化需求
供水科	• 既有系統功能確認、感知層設備是否充足 • 小區供售水管理、供水事件標準（管網水壓、水量合理區間）、小區維護 • 現行停水影響範圍匡列方式 • 對於系統導入智慧化之功能需求 • 平台行動化需求
技術科	• 水理分析及其應用發展規劃 • WebGIS、WISE 系統功能確認 • 對於系統導入智慧化之功能需求 • 平台行動化需求
水質科	• 水質管理需求、既有報表及流程改善意見 • 既有系統功能確認 • 對於系統導入智慧化之功能需求 • 平台行動化需求
業務科	• 水表&抄表管理細節 • 既有系統功能確認 • 既有報表及流程改善意見 • 對於系統導入智慧化之功能需求 • 平台行動化需求
資訊室	• 協助各系統資料介接、資安確認

除完成對 6 個科室的需求訪談外，為更全面掌握北水處其他單位對 AI 技術的使用情況與潛在需求，另針對其他科室同仁進行線上問卷調查。此次調查涵蓋單位包括：人事室、工程總隊、水質科、企劃科、供應科、東區營業分處、西區營業分處、南區營業分處、北區營

業分處、陽明營業分處、政風室、展業科、財務科、教育中心、處本部、勞工安全衛生室、總務科、政風室及會計室。

線上調查的主要目的如下：

掌握基本資料

- 取得基本資料
- 了解各系統功能及運作情形

訪談行前準備

- 訪談內容規劃、問卷調查
- 安排各科室訪談順序
- 人員、工具調度分配

訪談執行流程

- 盤點調查重點、議題討論
- 彙整各單位相關需求

訪談後續作業

- 檢討是否需補充調查作業
- 回饋資訊予各單位

圖 3.1-3 訪談作業流程[18]

- 1.了解北水處 AI 技術應用現況：透過調查各科室 AI 技術的使用情形，全面掌握北水處內部 AI 應用的實際狀況，包括常用的 AI 工具、使用頻率及其主要應用場景。此舉不僅有助於勾勒出 AI 應用的整體現況，也能協助辨識各業務領域中 AI 技術的應用優勢與目前仍存的不足之處。
- 2.挖掘隱藏需求與潛在問題：除了已被明確提出的需求外，各科室可能尚存在未被充分表達或察覺的潛在需求與問題。透過擴大調查範圍，有助於發掘這些隱藏需求，進而為 AI 技術在業務流程中的深化應用創造更多切入點與發展空間。
- 3.建立跨單位協作與最佳實踐分享的基礎：由於各科室在 AI 應用經驗與做法上可能存在差異，透過此次補充調查，能夠收集更多科室面臨的挑戰，為未來在北水處推廣 AI 應用奠定扎實基礎，並促進跨單位協作及最佳實踐的交流分享。
- 4.確立 AI 應用發展策略：透過線上調查所得數據，有助於北水處

制定更精準的 AI 應用發展策略，涵蓋管理需求與系統運作需求，進一步提升整體業務運作效率，並確保系統的穩定性與安全性。

3.1.2 人工智慧現況運用、業務資料庫彙整及痛點分析

北水處針對各科室進行資料庫盤點與需求訪談，並同步完成相關前置準備工作，包括訪談會議的籌備與執行、建立線上問卷調查表，以及問卷架構的設計。此問卷主要目的是於訪談前，先行掌握各科室人員從主觀角度對現有業務流程、痛點及需求的看法，藉此在訪談前對各科室作業現況及痛點有初步了解。

根據問卷調查結果顯示，資訊室的回覆份數最多，約占總回覆數的 45%。以下為各問題之調查結果說明：

1. 填寫問卷的同仁中，有約兩成曾參加過由北水處派訓的付費訓練，包含 AI 經理人及技術領袖專業訓練課程。此外，近半數受訪者認為該訓練講師值得推薦，建議未來邀請至北水處授課。
2. 依據填寫者主觀觀點，北水處日常業務中最常使用的系統包括公文系統、水費系統及客服系統。
3. 根據使用者主觀觀點，約 35% 的填寫者認為所經辦的業務已達到 100% 數位化或自動化，另有 45% 的填寫者認為業務僅部分數位化或自動化。在表單數位化程度方面，約 24% 的填寫者認為仍有部分表單尚未完成數位化。此外，多數填寫者反映，在公文撰寫與簽辦、議員質詢案件答覆及監控中心災害事件情資蒐集等文件生成與輔助方面存在需求。
4. 關於業務痛點部分，各科室回覆彙整如表 3.1-5 所示。整體而言，各科室的業務痛點大致可分為內部行政業務（針對內部作業）與涉外業務（與北水處對外營運相關）兩大類。在接受問卷調查的 6 個科室中，皆反映內部行政流程及設備尚有提升空間。淨水科、技術科、業務科及資訊室則分別指出，主管業務中部分流程及表單具備適度自動化或數位化的潛力。針對涉外業務，供水科提出在事件情資蒐集及文件生成方面存在需求。非生成式 AI 部分，供水

科亦反映噪音紀錄器機器學習推廣仍需進一步指導與支援；技術科則提及不同系統資料撈取目前仍需依賴廠商協助，期待能進一步實現自動化；業務科亦有類似需求，特別是在客服值機時，需要能在短時間內快速搜尋多系統資料以取得所需資訊。此外，水質科及淨水科在排解水質問題時，均反映目前仍需仰賴經驗逐一判斷可能污染原因，顯示在此領域自動化與智慧化需求明顯。

5. 對於生成式 AI 的使用期待，多數填寫者提到希望能應用於公文製作、文書校對、投影片及影片製作等方面。少部分則期望生成式 AI 能協助智能客服系統中的知識庫優化，例如提供更適切的問法及示範範例，並應用於數據統計分析。對於北水處整體 AI 發展，填寫者普遍期望能減少資訊錯誤、協助工作處理，並提升作業效率。

表 3.1- 5 北水處各科室填寫人員回覆業務痛點彙整[18]

科室	業務痛點
供水科	<u>內部行政作業：</u> • 流程可再精進 <u>涉外業務部分：</u> • 監控中心災害事件情資蒐集（如新聞或網路平台）及驗證，與文件生成 • 噪音紀錄器的機器學習如何推展尚無明確想法
技術科	<u>內部行政作業：</u> • 作業流程可再精進 • 測繪圖資、竣工圖等圖資尚須人工審核 <u>涉外業務部分：</u> • MIS、GIS、AMR 及 SCADA 數據無法自動化撈取，僅能藉由廠商協助
業務科	<u>內部行政作業：</u> • 須由人員另行抽聽值機人員回答問題是否符合作業標準 • 值機人員流動性高，需重複辦理教育訓練，影響回覆品質 • 報表件數須由人工核對 • 流程及設備 • AMR 警示經常性誤判，需要人工排除 • 抄表、換表等契約方案精進 <u>涉外業務部分：</u> • 客服值機時，所需的資訊分散在不同系統，需耗費大量時間查詢
水質科	<u>涉外業務部分：</u> 影響水質因素眾多，僅能仰賴人員經驗花費大量時間逐一排解

科 室	業務痛點
淨 水 科	<u>內部行政作業：</u> • 監造資料的填寫及整理仍需花費大量人力及時間 • 仍有大量手抄表單及紙本紀錄留存（如藥品收料登記簿、水場工作日誌、養魚觀測紀錄表、進出藥記錄本及檢驗報告單、監工日報、照片、估驗詳細表計價單分攤表結算書等） • 辦理新一年度採購及估驗結算文件業務時，經常因為契約或招標文件範本更新，而需要重複檢查，耗費人力且若有突發狀況時亦有分身乏術之感 • 監控報表下載方式不直覺 • 流程及設備 <u>涉外業務部分：</u> • 在目前淨水處理中，對於 TOC、氨氮、錳等物質的監測仍不足 • 加藥量及污染來源判別高度仰賴人員經驗才能判斷
資 訊 室	<u>內部行政作業：</u> • 資安稽核常發現填寫資安表單「電腦機房門禁管制登記表」時，進出時間填寫不正確或漏填資料等狀況，造成資安缺失 • 現有 OA 系統僅具備電腦軟體安裝申請功能，並無移除安裝之申請功能，造成資料維護管理困難 • 現行「資訊安全防護基準檢核表」法遵文件採紙本方式填寫及陳核，造成檢核不易及紙張浪費

基於前述問卷調查結果，進一步展開訪談，並彙整 6 個科室提出的數位轉型及 AI 發展相關需求，詳見表 3.1- 6。訪談結果顯示，整體意見原則上與問卷回覆內容大致一致，且部分科室對填報內容提供了更詳盡的補充說明。

後續章節將說明北水處透過前述問卷與訪談調查所蒐集的各科室數位轉型及 AI 發展需求，並結合同仁間的發想與討論，作為各科室未來 AI 應用場景規劃的基礎，進一步進行優先排序與歸納，作為北水處短期、中期及長期推動策略的成果依據。此外，針對各科室提出的業務痛點，也將同步進行更細部的訪談，以釐清具體需求與相關表單，配合優先導入項目及推動策略，擬訂相關作業規範與標準。

表 3.1-6 訪談結果彙整[18]

科室	數位轉型及 AI 發展需求
技術科	• 現地施工管理、人員現場檢視、巡查維護自動化 • 竣工圖資審圖輔助 • 管線資料彙整與比對（如管齡自動更新） • 漏水潛能特徵抓取、樣態蒐集 • 水理模型跨系統資料自動抓取
供水科	• 噪音紀錄器機器學習研發規劃 • AMR 自動計算小區售水率 • 經常性表單數化 • 跨科室監控資料及訊息共享
資訊室	• 將資安表單「電腦機房門禁管制登記表」電子化，進出時間直接抓取電腦現在時間，可避免發生填寫不正確狀況；遺漏填寫相關資料，將由系統主動提醒相關人員 • OA 系統新增電腦軟體申請移除之表單及相關功能 • 「資訊安全防護基準檢核表」法遵文件改採線上填列及簽核方式
淨水科	• 跨場域系統不同且訊息無法及時共享 • 採購、驗收結算文書作業繁瑣 • 經常性表單數位化需求
水質科	• AI 技術輔助找出水質異常原因及提出建議解決對策 • 結合 SCADA 系統及水理模型以預測水質 • 直飲台自主維護管理
業務科	• AMR 警示經常性誤判，需要人工排除 • 零售水販賣作業需要繕打至 excel 表單再上傳，並以人工發送票券 • 用戶申辦電子帳單贈票作業及水單委外印製計價作業等，部分仍需人工檢核 • 抄表作業方案精進 • 公文內容、議員質詢資料庫生成

3.1.2.1 業務自動化程度調查

在各科室針對業務自動化的調查結果（如圖 3.1-4 所示）中，約有 25% 的北水處同仁認為所經手的業務已達到完全自動化或數位化，另有 44% 的同仁認為業務尚有進一步優化的空間。資訊室同仁對目前

業務自動化程度的感受最為明顯，而供水科同仁則對自動化程度的感受較低。這並非因為自動化技術應用不足，而是因供水科的業務多涉及廠站及技術操作，其特殊性使得現階段難以完全依賴自動化來推動業務。

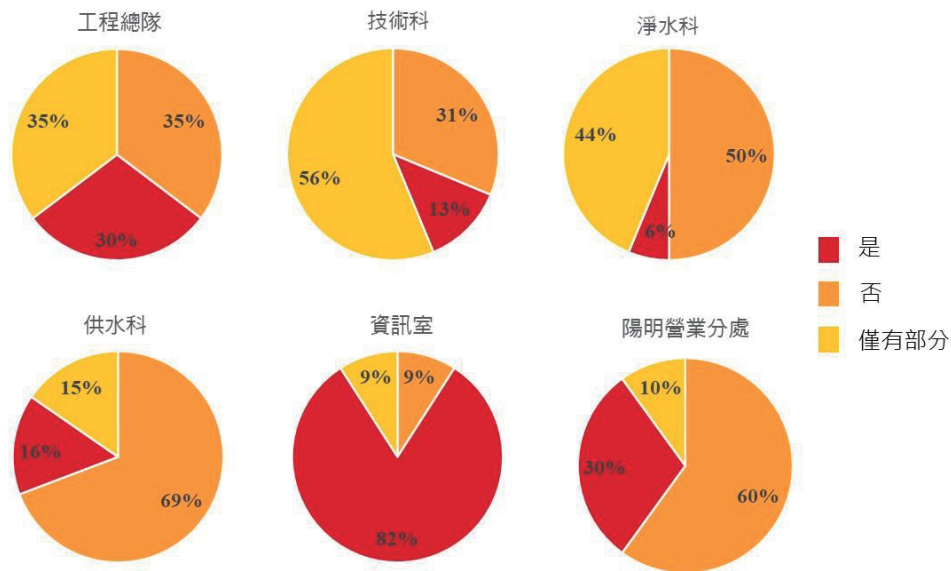


圖 3.1-4 業務自動化程度主觀感受分佈圖[18]

3.1.2.2 北水處同仁使用生成式 AI 情形

根據調查結果顯示，多數北水處同仁對 AI 工具的使用頻率偏低，反映目前 AI 工具在日常工作中的滲透率仍有限。然而，部分同仁因特定業務需求而經常使用 AI 工具，顯示生成式 AI 在解決重複性及技術性問題方面具有明顯效益。高頻使用者主要集中於技術支援、數據處理及文件生成等領域，突顯 AI 工具在這些業務層面的應用潛力。

北水處同仁在日常工作中，AI 工具的應用主要集中於幾個關鍵場景。首先，使用 AI 進行翻譯工作是最常見的用途。許多同仁運用 AI 來處理文案草稿、文件翻譯、文字生成，以及翻譯簡報和報告，不僅提升北水處處理效率，也確保多語言工作環境的準確性。其次，技術支持與故障排解也是 AI 工具的重要應用範圍。同仁常依賴 AI 協助解決系統或軟體故障、設備維護等問題，藉此縮短問題解決時間並提升運營穩定性。此外，資料查詢與整理也是 AI 應用的常見領域。同仁利用 AI 協助進行資料查詢和資訊整理，包括查詢系統相關問題

資訊及其他數據處理工作，有效提升資料管理效率，讓資訊獲取與處理更加便捷。

綜合而言，AI 工具已廣泛應用於北水處的翻譯、技術支持及資料處理等多個領域，並在提升工作效率與準確性方面發揮了重要作用。隨著 AI 技術持續進步，其在北水處的應用潛力將持續擴大，為未來業務流程的優化提供堅實的支撐。

3.1.2.3 業務精進建議彙整

根據擴大發放的問卷調查結果，針對各科室的業務痛點及改善建議進行彙整。本節將除前述 6 個科室訪談調查外，進一步整理北水處現有業務中所面臨的痛點，探討可透過流程化、數位化及系統化加以優化的業務領域，並提出相應的 AI 技術應用建議，為未來數位轉型與 AI 發展策略奠定基礎。表 3.1-7 詳列各科室於其他現有業務中可推動的優化措施，並針對業務流程中所遇到的具體挑戰，提出利用 AI 技術改善的可行方案。

綜合來看，多數北水處同仁對 AI 技術在北水處的應用表達積極支持，並期望未來能進一步擴展 AI 的應用範圍，特別是在業務自動化、決策支持以及數據安全與隱私保護等方面。同仁希望透過提升業務自動化水平，有效減少重複性操作，提升工作效率，進而降低人力成本。此外，亦期望運用 AI 技術進行更精確的預測分析，強化決策支持能力，促進更科學的決策流程。對於數據安全與隱私保護，同仁亦表達高度關注，期盼在推動 AI 應用的同時，確保敏感資料安全與隱私不受侵犯。

調查結果顯示，多數業務項目在短期內可透過導入 RPA 工具快速提升作業效率，特別是針對重複性高且手動操作頻繁的業務，如資訊室的「電腦機房門禁管制登記表」及淨水科的「公務車行車記錄」。此類業務能藉由低成本技術實現自動化流程，達成快速見效。針對具備 AI 發展潛力的項目，建議採取分階段導入策略。第一階段應聚焦建立基礎數據支持，利用現有數據實現簡易模型應用。例如供水科的

「分區管線切換與壓力趨勢分析」可先部署基礎壓力監測功能，逐步擴展至模型預測能力。第二階段則結合歷史與即時數據，提供更精準的決策支持，如業務科的「AI 派工流程」，可透過 AI 演算法優化派工方案，減少人為錯誤並提升運作效率。

表 3.1-7 各科室其他業務 RPA/AI 精進建議彙整[18]

科室	可朝流程化／數位化／系統化精進業務	可藉由 AI 改善的工作
資訊室*	- 軟體安裝盤點（每年定期盤點）：能藉由自動化工具協助做軟體安裝盤點 - 電腦機房門禁管制登記表 - 資安法遵文件	透過 GitHub Copilot 提升工作效率，減少開發人員語法和邏輯錯誤
業務科*	戶籍地址與用水地址比對	- 文字或語音除錯幫手 - AI 派工流程/用水趨勢圖判斷 - 智能客服系統，協助擴增知識庫問答
淨水科*	- 公務車行車記錄里程表 - 公務車檢點表	- 加藥系統、水質監測儀器異常判斷回饋 - 增加水質監控及加藥之準確性
供水科*	- 標案設計業務：引導標案行政流程下一步、指示自動化流程管理與提醒功能 - 分處管網切換後，進行加壓站供水流量與壓力變化趨勢之比較分析	抽水機耗能分析及加壓站用電分析：自動化數據收集與分析、提供能耗優化建議標案設計業務（標案契約成案前）
技術科*	管線工程測量：RTK 測量資料轉成 GML 報告、協助測量派案管控及資料收納	- 重建水泵特性曲線與效率曲線：撈取資料與重建程序，並使用 RPA 於 SCADA 及水理平台 - 水理模型節點分配 AMR 水量 Pattern：撈取資料與分配程序，並使用 RPA 於 AMR 及水理平台 - AMR 設備斷訊號預警 - 竣工圖管件圖計算與檢核 - 環控系統與溫溼度監控 - 比對估驗照片是否重複

科室	可朝流程化／數位化／系統化精進業務	可藉由 AI 改善的工作
水質科*	歷史監測數據資料分析 (Exploratory Data Analysis, EDA): 系統性分析累積多年的歷史監測數據，針對各水質指標間的相關性進行全面探索	- 水質變化特性的掌握：找出靈敏度最高的水質指標（如濁度、餘氯之外的其他參數） - 建立水質異常及預測模組：建立預測模式、開發異常判定模組、識別突發偏差或異常模式
財務科	資金評估、短期財測(收集各科室收入及費用資料)	- 自動產出數據及圖表亦可藉由假設或模型條件化，推估用水量及售水收入，有助於財務報表分析 - 財務預測：投入相關歷史數據，透過模型和關係或假設條件進行模擬/進而提供見解、建議，用以協助機關推估未來財務趨勢（如未來五年中長期財務（損益）預測，提供決策支援
展業科	附業管理營收系統：可以與財產管理系統串聯，優化目前管理情形	-
工程總隊	停復水計畫涉及水質敏感區、加壓站加載卸載、洗管流速計算、用水調配、閘栓開度等操作流程	- 契約版本差異標示：自動化工具標示不同契約版本之差異 - 廠商估驗照片檢核：利用 AI 檢核估驗照片是否重複使用 - 圖資系統結合 EPNET：提供管網流速、流量、流向及壓力變化或提醒易水質污染區域及可能壓力影響供水區域（如有水無壓） - 工程估驗計價(工程執行過程): 自動化工具比對數量、圖片、報表、金額、檢核並標示內容
總務科	- 公務車輛管控管表報：以利統計運用情形與過往年度比較 - 各式停車證審核與繳費程序	-
東區營業分	- 估驗資料及文件審查 - 技術科、供水科每月例行報表填報 - 案件自動分文：依照五區地址自動分文。 - 工程契約資料自動化：五個分處的工程契約資料自動化產生。	- 委外抄表作業：AI 自動引導表位、分析抄表錯誤、資料補登自動化、推播提醒功能 - 系統報表分析：串接多方資料，產出視覺化分析報表 - 稽查系統：地理資訊比對與建檔設定排程、自動抓取外部資料，避免大量人工比對與無目的巡查。

科室 處	可朝流程化／數位化／系統 化精進業務	可藉由 AI 改善的工作

*為本案資料盤點之 6 個科室

在推動 AI 應用的過程中，加強資料收集與基礎建設是關鍵任務。以技術科為例，需提升 RTK 測量數據的準確度，並建立統一的數據管理平台，供水科等相關部門共享使用。供水科則應增加傳感設備的部署，蒐集水壓與流量數據，支持壓力趨勢分析。這些數據不僅是 AI 模型訓練的重要基礎，也能提升業務運作的透明度與準確性。同時，各科室間需加強協同合作，打造整體規劃。建議由資訊室提供統一的數據管理支援，確保各科室在數據標準上的一致性，避免產生數據孤島問題。

為確保資源投入的有效運用，建議在推動 RPA 及 AI 專案過程中，定期進行資源與效益的動態評估。針對 RPA 專案，可持續追蹤流程自動化後的效率提升效果，確保專案帶來高回報；而對於 AI 應用，則建議先從小規模試辦案開始，根據試辦結果逐步擴大應用範圍，以降低導入風險並提升成功率。北水處應優先推動短期內能產生即時效益的 RPA 專案，並同步分階段導入具備 AI 發展潛力的應用。基於此基礎，透過加強資料收集及跨部門協作，結合資源效益評估，將有助於達成數位轉型的短期成果與長期價值。

調查結果顯示，北水處各單位在 AI 技術應用方面已具備一定基礎，但各單位的應用成熟度與需求仍存在差異。未來可考慮從以下幾個方向推動 AI 技術的發展：

1. 根據各單位的需求提供專項培訓：鑑於各科室在 AI 技術應用上的差異，應依據不同科室的具體需求，推動有針對性的 AI 技術培訓，以提升全體人員的 AI 應用能力。
2. 進行 POC（Proof of Concept）測試以評估技術與應用成效：在全面推動 AI 技術前，建議選取具代表性的業務場景進行 AI 概念驗證 POC 測試，以評估技術的可行性、效果及對業務的實際影響，並依據測試結果調整後續推動策略。

3. 促進跨單位 AI 應用經驗交流：建立內部 AI 應用經驗分享平台，鼓勵各科室交流成功案例與實務經驗，提升整體 AI 應用的水平與效能。

3.1.2.4 已導入 AI 加值應用項目盤點

參考北水處 AI 大數據推動現況及規劃報告資料，北水處人工智慧技術導入行動藍圖初步規劃如圖 3.1-5 所示，並依據業務範疇進行分類，分別列舉如下。



圖 3.1-5 北水處人工智慧技術導入行動藍圖[18]

1. 淨水業務

- 短期推動項目：加藥 AI 輔助（長興場）、原水水質監測預測，計 2 項。

2. 配水業務

- 已完成推動項目：管網漏水潛能預測、水理 C 值校正 WaterCali，計 2 項。
- 短期推動項目：防救災監控中心小助手、優化水泵變頻控制－內湖區，計 2 項。
- 中期推動項目：管線漏水聽音辨識、管線漏水監測功能，計 2 項。
- 長期推動項目：管網水質監測功能、關鍵設施健康度評測，計 2 項。

3. 工程維運

- 短期推動項目：管網知識小幫手、數位孿生管網模型－內湖區、工地影像安全監測、閘栓埋沒破損巡查，計 4 項。
- 中期推動項目：自動產生停水範圍圖，計 1 項。

4. 資訊管理

- 已完成推動項目：資訊安全管理、GitHub Copilot，計 2 項。

5. 智慧水表管理

- 中期推動項目：AMR 異常態樣辨識，計 1 項。

6. 客戶服務

- 已完成推動項目：水妞—文字客服機器人，計 1 項。
- 中期推動項目：智能客服／語音客服，計 1 項。

7. 業務個人助理

- 中期推動項目：水處工作小助手，計 1 項。

根據北水處初步探討結果，除防救災監控中心小助手、管網知識小幫手、智能客服／語音客服及水處工作小助手屬於生成式 AI 應用外，其餘皆為機器學習或深度學習的 AI 應用。北水處已導入或執行中的 AI 技術情況彙整如表 3.1-8 所示。

表 3.1-8 北水處已導入或執行中之 AI 技術導入情形彙整[18]

項次	項目	內容	辦理情形
1	加藥 AI 輔助	以長興場為對象，委託廠商進行中	已完成
2	管網漏水潛能預測	以近 5 年漏水案件資料，透過 Google Tensor Flow 訓練得出管網漏水機率模型。現已佈署於水處 WebGIS 圖台，輔助評估管網漏水潛勢。	已完成
3	水理 C 值校正 WaterCali	利用遺傳演算法 GA，以分組分群運算得出管網模型最適粗糙摩擦係數 C 值	已完成
4	資訊安全管理	使用深度學習找出特徵點，對於未知的惡意行為，比對站台來源 IP、存取行為，阻擋惡意連線。已封鎖 900 萬筆惡意 DNS 連線、700 萬筆間諜軟體網域連線。	已完成
5	優化水泵變頻控制	在滿足用戶水壓及最不利點位壓力條件下，結合遠端回授控制，以遺傳演算法（GA）得出最佳回授點位及遠端壓力控制。	執行中
6	數位孿生管網模型	以遺傳演算法（GA）得出各供水分區的 C 值、K 值等參數、建構北水處供水管網數位孿生模型。	執行中

項次	項目	內容	辦理情形
7	管網知識小幫手	規劃 3 階段導入，第一階段施作項目為管網知識小幫手；第二階段施作項目為水處工作小助手；第三階段為客服語音機器人。目前正在研擬 POC 辦理方案及文件資料。	規劃中
8	水處工作小助手		
9	客服語音機器人		
10	水妞－文字客服機器人	為北水處線上版之智能客服，以互動式對話的方式提供自來水各項業務諮詢，並規劃 5 項互動式服務，包含補發水費單、自然人過戶、水費結清試算、自報度數及用水量異常自我檢查，透過對話模組與系統介接，完成全流程 E 化作業。	已完成
11	GitHub Copilot	北水處同仁已自主開發兩個小型專案進行實測。首先是抄表機照片上傳系統，該系統讓使用者不受限於特定電腦即可查看上傳的照片，大幅提升查閱的靈活性。其次是請假小助手，此功能透過自動化簡化請假流程，減少手動處理時間，顯著提高行政作業的效率。	已完成

3.2 可發展 AI 之研討

本章節彙整北水處各科室的 AI 需求與同仁認為最適合導入的 AI 工具，並說明發展該工具的優勢及導入過程中可能面臨的挑戰。藉此激發創新思維，引導同仁探索 AI 技術在供水行業的更多應用可能，並分享對 AI 技術應用的想法與見解。以下為針對 6 個科室初步分析出最適合導入的 AI 工具，以及其面臨的挑戰與優勢。各科室 AI 應用項目的分類彙整情況如下：

1. 業務科 - 智能客服/語音客服

導入智能客服/語音客服將顯著地在面對問題發生時降低人工成本。一般傳統客服需要大量的值機人員來處理各種客戶查詢及投訴，而所投入之工作往往是重複性高且耗時。智能客服系統則可將此流程自動化，減少人力需求，從而節省於人工方面的開銷。其次，藉由智能客服的引入能夠大幅度提升工作效率及服務品質。然而，導入此項 AI 工具並非無挑戰。首先，必須解決關鍵字辨識的精確性問題。AI 系統必須能夠準確地辨識用戶的詢問關鍵字，否則可能會提供不相關或錯誤的回應，從而導致影響用戶上的體驗。此外，如何讓 AI 客服

更人性化是挑戰之一。由於 AI 缺乏情感與靈活性，導致用戶與 AI 客服互動不自然或缺乏溫度。因此，提升 AI 的自然語言處理能力，讓其回應更加親切及人性化，是需要持續努力的方向。導入智能客服/語音客服需準確理解並滿足使用者的需求是成功導入智能客服的關鍵。AI 客服需要能夠精準判斷使用者的需求，提供更有針對性的服務。同時，AI 還需要能夠識別與處理無法自動解決的問題，並及時轉接真人客服。

2. 供水科 - 管網漏水聽音辨識

漏水聽音辨識技術可以大幅度提高檢漏效率，從而減少水資源浪費與人工成本。傳統管網檢漏方式依賴人工聆聽和判讀，不僅費時費力，易受到人員經驗及外部環境的限制。而聽音辨識技術通過 AI 自動化分析，可以快速、準確地檢測漏水點，從而提前發現並解決問題，避免水資源的浪費。然而，導入其技術也面臨一系列挑戰。首先，AI 系統之準確性需進一步提升。漏水聲音的辨識涉及多種複雜因素，例如管道材質、漏水量、環境噪音等，都可能影響 AI 的判讀結果。為了確保檢測的精確度，AI 系統需要大量的訓練數據來進行模型優化。其次，聽音辨識技術仰賴於大量高質量的噪音數據，而這些噪音數據需進行標準化處理及精確量化，以便於 AI 系統的分析與學習。由於環境噪音與其他外部干擾因素也可能影響數據的質量，因此需有效地數據清洗及預處理之方法，另外，技術訓練及系統維護也是不可忽視的挑戰。AI 系統需持續不斷的更新及優化，以適應不同環境與情況下的漏水檢測需求，因此在前期的人力成本投入會較龐大。

3. 技術科

(1) 工地影像安全偵測

工地影像安全偵測通過 AI 自動監控及分析施工現場之影像資料，可以及時發現並預警潛在的安全隱患，從而避免事故發生，提高施工安全。然而，影像傳送的即時性問題仍然是個關鍵挑戰。錄影設備之限制，尤其需特定之設備，導致增加成本與部署難度，因為即時傳送影像需要穩定的網路連接，而在某些工地環境中，難以保證是否有網

路的連接。其次，天氣對影像判斷之影響也需納入考量，氣候不佳會降低影像品質，影響 AI 工具的判讀準確性。因此在設計 AI 系統時，必須較有強大的抗干擾能力，能夠於不同天氣條件下仍然保持穩定性。此外，設備的採購和維護成本也是一大挑戰。高品質的錄影設備需要較高的初始投資，且日常維護和故障排除也會增加運營成本。

(2) 數位孿生管網模型

數位孿生管網模型能夠強化管網的水量、水壓管理效能，並掌握污染物流向，有效提升水處應變能力。此外，數位孿生管網模型可以提供供水調配策略，確保供水系統之穩定性與效率。由於管網完整度高，模型在未來的拓展方面也具備很大的優勢，並且已經有成熟的套件支持，如 Yolo 和照片重複比對技術，但仍需部署之系統內，並進行額外的開發。其次，背景資料中的異常值需要被剔除，以確保模型之準確性與可靠性。異常值的處理對於數據質量至關重要，因此增加了數據前置處理的複雜度。除此之外各科室的資訊整合模式及其正確性是一個關鍵挑戰。不同科室之間的資訊可能存在差異，差異性需被校正以符合現場的實際狀況，以確保模型的預測結果是可靠的。

(3) 圖資系統 AI 化

圖資系統的 AI 化則可以自動生成和更新管線圖資，提升工作效率與準確性，縮短了資料查詢與處理的時間，也可避免因人工操作而導致的錯誤。然而，資料蒐集的完整性成為須關注的問題之一。AI 系統之效能依賴於高質量的數據，如果資料不完整或存在偏差，將直接影響 AI 系統的準確性與可靠性。因此，在導入 AI 工具之前，需要確保資料蒐集的完整性與準確性。其次，整合不同來源之格式資料，包括運營技術（Operational Technology, OT）與資訊技術（Information Technology, IT）資料庫中的數據。資料的正確性與一致性必需經由驗證及校正，以確保最終整合後的資料能被 AI 系統正確理解及處理。

4. 淨水科 - 自動精準加藥

導入自動精準加藥系統，可顯著減少人員在加藥過程中的錯誤，從而提高水質的穩定性和可靠性。通過精確控制加藥量，系統能夠節

省加藥材料，降低運營成本，同時減少人力投入，提升工作效率。對於新進人員，自動化系統可以使他們更快進入狀況，減少培訓時間和成本。自動精準加藥系統之穩定性與準確性，得益於場內充足的偵測器（sensor）以及完善的數據庫，此數據可為系統提供可靠的基礎。此外，廠內人員經驗豐富，且有大量文獻和學術協助支持，加之已有商用軟體及廠商實績，共同確保了系統的有效性與可靠性。

其挑戰為是否會產生加藥盲點，以及是否要完全依賴 AI 判斷的結果進行加藥。雖然 AI 系統可以提高準確性，但完全依賴 AI 可能會帶來風險，特別是在無法取得技術或後續更新依靠廠商的情況下。此外，每隔幾年需要重新投入資金開發，以保持系統的先進性和有效性。在水質穩定性方面，雖然自動加藥系統理論上穩定水質，但實際操作中是否及時穩定仍需檢驗。特殊情形如水質突變可能會使系統無法正常運作，此時就要求有完整的檢核安全機制，以避免水質異常。過量或過少加藥都會影響水質，因此系統需要能夠靈活應對突發狀況，如濁度飆升等。

另外數據取得也是挑戰之一。各水廠之水源與水質情況不同，物理與化學特性極端，氣候變化迅速，以上因素都會影響系統的準確性與可靠性。要使系統在各種情況下都能正常運作，必須有大量的資料訓練，並針對特殊情況進行訓練。此外，判斷因子的完整性也需要確保，以便系統能夠做出準確的決策。

5. 水質科 - 水質異常預測與警示系統

水質異常預測與警示系統能夠利用充分之數據進行訓練，從而提前提供應變策略，提升污染預警及應變效能。通過對水質監測數據的加值應用，系統能提早發現問題並加以改善，從而避免影響供水品質。不僅有助於減少水質異常事件的發生，亦能降低民眾的抱怨，提高用戶滿意度。在綜合討論環節中，參與者提出水理模型的推導與相關人才及知識的支持，為系統的準確性及可靠性提供了保障。而且，北水處的水質監測器密度高，管網之間的連續偵測儀遍布，加上已有的水理模型標案，這些條件都為水質異常預測與警示系統的實施打下了堅

實的基礎。此外異常數據處理標準的設立至關重要。若水理模型不準確，或者水質監測資料不夠充足、即時，將影響系統之有效性。資料的敏感性與保密問題也是需要納入考慮之因素。由於檢測資料可能並非即時，必須找到案件發生之規律，對系統的預測能力提出了更高的要求。

此外，警示標準的判斷、水質異常原因及解決建議的完整蒐集也是挑戰之一。多系統的整合需求，使得系統的實施變得更加複雜。而且，目前水質儀器主要檢測濁度、PH、導電度等基本參數，現場的化學變化參數易改變，增加了數據分析的難度。針對北水處自身狀況進行客製化的工作，必須在借鑒其他成功經驗的基礎上進行微調。

6. 資訊室 - 資訊軟體安裝管理系統

該系統可節省管理人員工作時間，也大量縮短申請人（工作人員）等待時間，從而提高整體運作效率。自動化系統應加強資安管理，確保資產與數據的安全性。有參與者提出，北水處可以將多年來的盤點資料數位化並作為參考，建立統一的管理架構，有助於更高效地管理資產。此外，組織內部的資訊人才齊備，人員資深，且了解各科室的需求，系統的成功實施提供了有力保障。通過該系統，可以清晰了解資產的購買、賣出和安裝情況，提高資產管理的透明度與精確性。

現有基本資料庫中的電腦安裝軟體情況不清楚，導致需投入大量人力進行盤點，以確保數據的準確性。資料蒐集的完整度也直接影響系統的效果。整合現有系統和硬體設備需要投入資金，且北水處有些資料久遠可能導致資料庫難以建置。設備的不相容性和業務需求的多樣性也是需要解決的問題。如何有效傳遞各科室人員的需求給設計廠商，確保系統符合實際需求，也是實施過程中的一大挑戰。

3.2.1 資安及關鍵情境元素現況研析

隨著 ChatGPT 的迅速崛起，人工智慧（AI）的影響力已逐漸進

入每個行業，如醫療、金融、司法……等重要領域。北水處亦積極探索導入 AI 技術之可能性，以期提升行政效率或用戶服務品質。但凡事皆有雙面性，AI 之潛在資安風險也不能忽視。[14]

歐盟人工智慧高級專家組（HLEG）於 2019 年提出了《可信賴的人工智慧倫理準則》，重點如下：

- 人類自主性和監控：AI 應是輔助決策的工具，而非完全取代，並需要人工干預錯誤決策之機制。
- 技術穩健性及安全性：AI 需具有準確性、可靠性……等品質要求。另外也需完善的備案計畫，以防止若發生危害時，損害能控制於最小範圍內。
- 隱私和資料治理：充分確保資料之合法性，不侵犯個人隱私。同時亦要保護資料之完整性。
- 透明性：AI 系統之設計、資料來源及決策過程應清晰透明，避免成為「黑箱作業」。
- 公平性：AI 之決策不可因特定種族、性別、年齡等因素而有所偏袒，須保持公平。
- 問責制：妥當處理 AI 導致之後果的責任歸屬。
- 社會福利：AI 應兼顧永續發展、環境友善，且能提供正向的社會影響。

臺灣亦跟隨國際法規，於 2023 年提出《行政院及所屬機關（構）使用生成式 AI 參考指引》。臺北自來水事業處基於行政院發布之指引，於 2024 年初訂定《臺北自來水事業處使用生成式 AI 管理措施》供處內人員參考使用。也會再依據臺北市政府於 2024 年底公布的《臺北市政府使用人工智慧作業指引》進行滾動式修正。臺北自來水事業處之指引之重點歸納如下：

- 業務承辦人不可完全信任生成式 AI 之產出內容，且需針對 AI 產出之資訊進行最終判斷。
- 機密文件不得使用生成式 AI 撰寫。
- 機密文件不得上傳至雲端模型；地端則須經資安單位評估核可後

才可使用。

- 應適當揭露使用生成式 AI 進行協助。
- 使用時應遵守法律相關規定。

臺北自來水事業處在 AI 應用與資安管理方面仍面臨諸多挑戰，如何確保資安與隱私保護，建立完善的 AI 治理體系，是導入 AI 技術時也須重視的議題。未來應持續關注國際趨勢，不斷完善相關指引，與加強處內人員之 AI 素養與資安意識，建立完善的 AI 治理框架。方能在確保公共利益的前提下，有效利用 AI 技術，實現更智慧的民眾服務。

在 AI 系統的效能與可行性上，以淨水處理為例，在淨水應用場景中高度依賴資料的完整性、即時性與安全性。淨水場作為重要民生設施，其系統若遭受駭客入侵或資料外洩，將可能對供水安全與公共衛生構成重大威脅。目前北水處多數系統具備基本防火牆與帳號控管，但對於資料傳輸過程中之加密、資料異常偵測、自動存取紀錄與可追溯性仍有進步空間。建議後續 AI 導入應搭配強化資安防護，導入如 TLS/SSL 資料傳輸加密協定、多因子認證系統、資安弱點掃描工具與入侵偵測機制 (IDS/IPS) 等技術。同時，在異常水質事件、設備異狀、系統干擾等情境下應具備容錯機制與即時回報路徑，確保即便在資料異常情況下，AI 模型亦能判斷資料可靠性並提供備援策略。此外，建議建立水質異常情境資料集作為模型訓練素材，涵蓋如濁度飆升、pH 急遽變化、加藥設備異常等實際案例，進行模擬訓練與精度驗證，使模型能具備良好的異常事件應變能力。

3.2.2 AI 應用落地評估指標項目內容

經過多次訪談，並透過同仁對 AI 技術在供水行業應用可能性的探索與想法分享，結合北水處對重要業務流程的自我盤點，整理出共計 24 項 AI 應用功能評估。這些 AI 應用依據其功能特性，分為四大類別：智慧水網、工程管理、行政管理及水製程管理，詳細分類如表 3.2-1 所示。

表 3.2-1 各科室 AI 應用項目分類彙整表[18]

類別	項目	權責單位	說明
智慧水網 10 項	疑似漏水管段研判	供水科	參考中油公司經驗，利用壓力監測數據及機器學習模型，監控大管線及測漏定位
	管線漏水聽音 AI 辨識	供水科	利用 AI 模型自動辨識管線漏水的聲音特徵，提升漏水檢測效率，降低人工判斷誤差
	抽水機健康度評測	供水科	找出管網供水關鍵設備並量測如振動、電源啟閉暫態漣波等數據，以統計分析及機器學習模型訓練模型，評測設備健康度
	管網水質異常事件預警	水質科	管網重要節點水質預測
	管網水質模式建立	水質科 供水科 技術科	管網重要節點水質預測
	C 值預測	技術科	利用混合集成方法比對不同 AI 模型，考慮管網中管線表面粗糙度之影響因素及條件，並分析其敏感度及權重 s，以訓練 AI 模型
	AMR 用水異常判斷及示警	業務科	利用 AMR 數據，解析用戶用水模式與樣態，判斷是否有用戶用水異常樣態並示警
	AMR 小區管理	供水科 業務科	針對已完成改善的小區安裝自動抄表系統（AMR），並利用智慧水表對小區進行精準管理，逐步實現小區管理的數位化與智能化。透過結合售水率數據分析、用水模式檢測以及水理模型應用，對小區內的用水情況進行全面監測，準確評估售水率，快速定位漏水問題並採取相應改善措施
	空間均壓	供水科	透過結合高可靠性的管網水力模型與加壓站水泵特性曲線，利用遺傳演算法（GA）優化水泵變頻控制策略，模擬不同壓力控制方案並以能耗最小化為目標，實現節能減排和供水效率提升。
	數位孿生管網模型（即時分析系統）	技術科 供水科	建置 2D/3D 管網數位模型，搭配/結合水力模型分析結果、資產管理項目及營運數據等多維度數據，提供更進階的管網視覺化模型版本

類別	項目	權責單位	說明
工程 管理 6 項	防救災監控中心小助手	供水科	透過結合語言模型與網路爬蟲技術，自動化收集並驗證來自不同平台的災情資訊，幫助防救災中心快速掌握災害動態，並進行即時應對
	工程估驗照片比對	技術科	以 PHash 等演算法，將北水處施工估驗歷史照片資料預處理為向量資料庫，並於施工資訊現場管理系統估驗作業階段進行照片比對。
	工地影像安全監測	技術科	透過自來水處之工地攝影機的線上串流影像使用 YOLO 進行監控，標記工人、頭盔、未佩戴頭盔、背心、未穿戴背心等 5 類物體並進行訓練
	自動產生停水範圍圖	技術科	利用數據、管網分布、閘栓位置及狀態、管線工程施工位置及所需時間、用戶連接點數據、GIS 圖台等，訓練深度學習模型來生成停水範圍
	閘栓埋沒破損巡查	技術科	配合搭載鏡頭與光達的道路巡檢車、或是道路監視影像，自動識別道路鋪面及閘栓孔蓋，比對人手孔設置資訊，判斷閘栓是否有破損
	大型蝶閥開度聽音辨識	工程總隊	搭配現地蝶閥開度操作紀錄音檔，以聲音特徵來推估現地蝶閥開度情形。
行政 管理 7 項	資訊軟體安裝管理系統	資訊室	自動化管理與監控軟體安裝
	資安法遵文件線上化(線上填列及簽核)	資訊室	透過線上系統，自動化文件填列與簽核流程，提升資安法遵的效率，降低手動操作風險
	智能客服第1階段工作-管網知識小幫手	資訊室	利用 AI 協助內部員工處理用戶疑問，提升服務效能
	智能客服第2階段工作-水處工作小助手	資訊室	透過 AI 及 RPA 技術將自動化處理日常事務，如新聞資料收集、OA 請假和會議記錄生成等，並支援業務自動化，包括拆建照資料整理、用戶水單發送與異常用水分析，協

類別	項目	權責單位	說明
			助快速決策。
	智能客服第3階段工作-客服語音機器人	業務科	透過自然語言處理（NLP）及機器學習，系統可以自動解答客戶的常見問題、支援多語言並提供 24/7 服務，減少人力成本。
	業務估驗照片比對	資訊室	建置清潔勞務標案估驗作業照片比對功能，降低業務作業風險。
	智能客服質檢	業務科	可分為離線辨識與即時辨識，將通話過程轉成文字，再加以利用。即時質檢的主要功能有以下幾種，輔助專員回答問題的知識推薦、確認按照 SOP 服務客戶的流程導航、彈跳出警示及輔助話術，協助主管同步看見所有專員與客戶之間的對話內容等。
水製程管理 5 項	原水水質異常預警	淨水科	基於歷史水質數據與即時監測，使用 AI 模型進行水質異常預測及預警，提前發現水質變化趨勢
	智慧/精準加藥 長興場、直潭場	淨水科	依據即時水質監控數據，通過機器學習優化加藥量，提升加藥精準度，降低藥品浪費及水質異常風險
	淨水場數位孿生	淨水科	建置淨水場數位模型（BIM），搭配/結合淨水場監控資訊、即時設備狀況監測、水質資料等，可於多元場景中進行應用，提升營運及維護管理效率，如維護管理排程及追蹤、情境模擬及人員培訓、及其他多項場景等
	關鍵設備健康度評測	淨水科	找出關鍵設備並量測如振動、電源啟閉暫態漣波等數據，以統計分析及機器學習模型訓練模型，評測設備健康度

上述 24 項 AI 應用功能的實施難易度與價值彙整於表 3.2-2，對 AI 需求進行具體評估與優先排序。透過四象限工具，將這些項目依據價值與實施難度進行分類，並進一步利用矩陣工具對項目進行細化歸類，最終確定 AI 加值應用的導入優先順序。四象限分析方法及結果如圖 3.2-1 所示。

表 3.2- 2 各項 AI 應用功能實施難易度與價值[18]

實施難易度/ 價值	類別	項目
高價值、低實施難度	水製程管理	◇ 智慧/精準加藥 ◇ 原水水質異常預警
	智慧水網	◇ 數位孿生管網模型（即時分析系統） ◇ 管線漏水聽音 AI 辨識 ◇ AMR 用水異常判斷及示警 ◇ 疑似漏水管段研判 ◇ 抽水機健康度評測
	行政管理	◇ 智能客服第 3 階段工作-客服語音機器人
	工程管理	◇ 工地影像安全監測 ◇ 自動產生停水範圍
高價值、中實施難度	水製程管理	淨水場數位孿生
	工程管理	閘栓埋沒破損巡查
	智慧水網	C 值預測
	行政管理	◇ 資訊軟體安裝管理系統 ◇ 智能客服第 1 階段工作-管網知識小幫手 ◇ 資安法遵文件線上化（線上填列及簽核）
高價值、高實施難度	工程管理	防救災監控中心小助手
	行政管理	◇ 智能客服第 2 階段工作-水處工作小助手 ◇ 客服智能質檢
	智慧水網	◇ 管網水質模式建立 ◇ AMR 小區管理 ◇ 空間均壓 ◇ 管網水質異常事件預警
	水製程管理	關鍵設備健康度評測

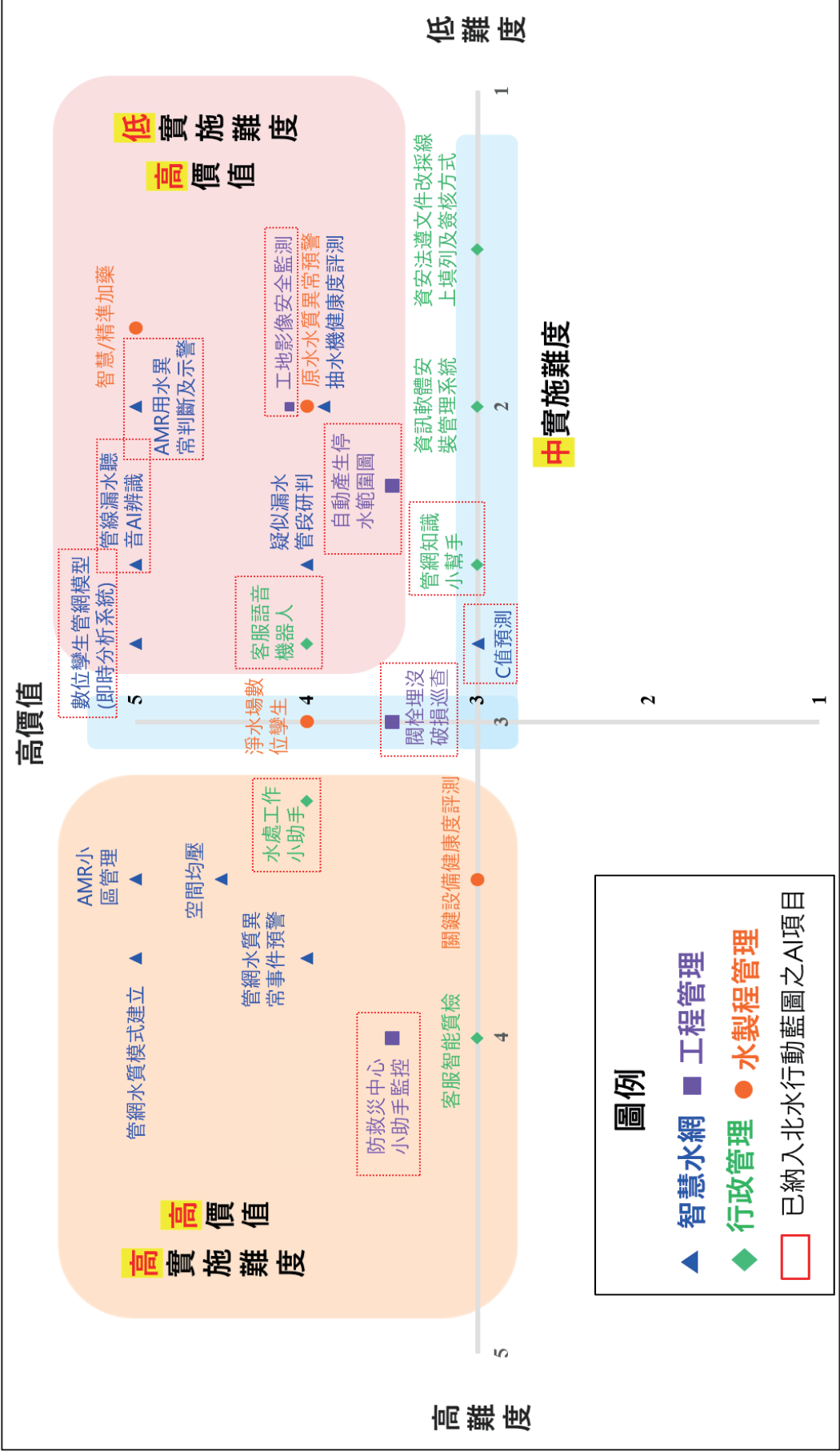


圖 3.2-1 各項 AI 應用之四象限評估成果[18]

3.2.2.1 優先導入之加值應用項目

經四象限的分析及北水處 AI 小組討論後，優先導入之加值應用項目如下：

1. 淨水科：原水水質異常預警
2. 供水科：防救災監控中心小助手
3. 供水科：管線漏水聽音 AI 辨識
4. 技術科：工地影像安全監測

後續將詳細說明上述 4 個項目的智慧化成熟度提升策略建議，包含以下內容：

- 軟硬體配置：應用所需之高效的軟硬體支持，以確保 AI 技術的穩定運行及數據處理能力。
- 架構整合：為了確保導入順利，系統將與現有架構整合，避免數據孤島，提升資訊流轉效率。
- OT/IT 整合：將操作技術（OT）與資訊技術（IT）有效結合，實現從設備運營到資訊管理的數字化與智能化。

3.2.2.2 北水處 AI 應用導入規劃

透過前述的四象限分析，依據各項目在實施難易度與對北水處價值的高低進行分類，這種分析方法有助於根據項目對業務影響的大小及實施複雜性，合理分配有限資源。透過此方式，能更明確辨識出哪些項目能帶來最大效益，並評估其是否符合當前技術條件與資源狀況。儘管四象限分析提供了一個優化決策的有效框架，但在實務操作中，仍須結合北水處的政策導向及各科室的具體需求，進一步細緻規劃。在確保項目契合北水處整體政策目標的同時，各部門的實際需求、技術成熟度與資源分配仍是決策過程中的重要考量因素。

經過盤點後，北水處可優先推動的 AI 加值應用包括工地影像安全監測、原水水質異常預警、防救災監控中心小助手以及管線漏水聽音 AI 辨識。以下將依據智慧化成熟度分析結果，提出提升軟硬體效能的規劃方向，並考量資料的機敏性與雲端與本地端的部署配置，同

時涵蓋相關佈署作業，以及 OT/IT 系統與 SCADA、GIS、MIS 等資料的整合與運用建議。

1. 原水水質異常預警

原水水質異常預警為蒐集各淨水場原水取水口自動水質監測資料，由 AI 搭配其他環境因素如天氣資訊，依據水質關鍵參數預判是否有水質異常之可能，進行水質變化預警通報。考量各淨水場與原水取水口位置之相關性，建議相關配置如下：

● 軟硬體配置

需要高效的 CPU 和大量記憶體來處理來自水質感測器和天氣數據的資料，且需要足夠的儲存空間保存歷史數據與即時數據，水質預估計算分析可考慮一般算力處理，但因需實時計算水質，則需要有更高算力的 GPU 以滿足需求。

● 架構整合

因各原水取水口位置多為偏遠地區，水質監測設備之傳輸網路速度為資料是否能即時進入運算主機運算之重要因子，考量即時性之問題，建議將各原水取水口資料送至最接近設備之淨水場，本地運算處理後，再行將結果拋轉彙集至水處主機彙整存放。

● IT 應用

以淨水場為蒐集資訊主體，於各淨水場內自行運算並將結果優先資訊通報，以確保最新資訊可於第一時間通報，再行轉發至北水處淨水科整合系統中統一留存。

2. 防救災監控中心助手建置

防救災監控中心 AI 助手為透過各種新聞資訊與其他單位通報資訊整理，經由 AI 協助彙整資訊，判斷內容生成災情通報，並透過地圖點位展示相關地點，建議：

● 軟硬體配置

針對新聞與通報等資訊處理，需要大量 CPU 與記憶體進行資料預先處理與抓取，使用生成式 AI 訓練判讀處理資料，則需要較多算力以

支持生成 AI 運作，再次配置高性能 GPU 與大量儲存空間以滿足 AI 運算與保存模型資料。

● 架構整合

為免資料處理與 AI 生成訓練與運算同時在一台設備上運作產生之衝突，可採分散式架構，即拆分為一台主機專門收取並預處理各式訊息資訊，再行轉送至生成式 AI 主機進行資料判讀與發送通報訊息。

● OT/IT 整合

可利用 GIS 圖台整合災點定位資訊，顯示系統中既有之設施，並可進一步透過範圍圈選比對，進行即時示警。

3. 管線漏水聽音 AI 辨識

管線漏水聽音 AI 辨識系為利用錄製管線附近聲響，利用 AI 聲紋辨識排除背景雜音，以不挖開路面的情況下判斷管線是否發生漏水事件，藉以節省現地施工資源與人力成本，完成管線修補作業。建議相關資源配置如下：

● 軟硬體配置

考慮需針對既有錄音進行數據標記、音頻處理與特徵標記後，再進行模型訓練，預估算力為中等，可使用一般 CPU 進行實時運算，惟考量訓練與資料可能會隨著時間增加，建議配置含有初階等級 GPU 之專用機架伺服器，以滿足資料增加時之計算需求。

● 架構整合

考慮管線部署位置有部份為訊號不佳地點，建議配置線上線下兩種傳輸方式，市區網路暢通之區域若有固定錄音點位可，以考慮使用即時傳輸方案，免去相關轉置作業。另因可能會有人員執行非定點錄音作業，建議可以另外提供線下資料同步之方案，供操作人員選擇資料更新之方式。

● OT/IT 整合

建議可將聽音資料連結管線資料，整合至 GIS 系統中，藉由推估運算結果通知巡檢派工至現場檢核，進而核實現場巡檢作業與漏水判斷結果是否相符。

4. 工地影像安全監測

工地影像安全監測系為透過工地現場 CCTV 影像進行畫面辨識，透過 AI 判讀畫面中人物是否配戴安全帽或反光背心等安全措施，再發出安全性警告予相關人員。考量其資料使用串流影像傳輸之特殊性，將受限既有之傳輸介面是否可提供穩定輸出並符合格式，並考慮同時上線之鏡頭數量，主機是否可供同時運轉之上限等問題。建議相關預先作業與資源配置如下：

● 軟硬體配置

需要高效的 CPU 和大量記憶體來收取 CCTV 串流資訊，且需要足夠儲存空間保存影像紀錄，建議可使用需要多核 CPU、大容量 RAM 和高性能 GPU 伺服器用於數據處理和 AI 模型訓練，並另外使用大容量高速存設備保存資訊。

● 架構整合

依據現行鏡頭串流數量與既有網路流量等資源計算，購置可擴展資源之運作主機，若因串流鏡頭數量過多導致同時段上傳量過高，可依機房設備現況選擇硬體或軟體之網路負載平衡器以降低網路流量衝擊問題。

● IT 應用

預先確認未來 AI 判讀使用機制與收取資料規格，統計符合輸出規格需求之鏡頭數量及不符合數量，進行設備汰換。另需考量現場施工地點網路訊號穩定性，以避免穩定串流畫面可判讀之問題。為有效管理和分配計算資源，確保系統的高效運行，可依區域逐步納入 AI 判讀，使用分佈式計算架構將計算任務分佈到多個節點上進行處理，同時可利用其靈活性搭配專案進程，逐區納入或分批次處理，以避免資源成本浪費。

3.2.2.3 智慧化成熟度提升策略

經過北水處 AI 小組及六個科室多次討論，相關項目最終劃分為短期（2024-2026 年）、中期（2027-2028 年）及長期（2029-2030 年）三個推動期程。本 AI 應用導入規劃以業務需求為核心，涵蓋七大推

動方向，包括淨水管理、智慧水網（含漏水預測分析）、水質管理、供水節能、工程管理、業務管理及行政助理。各 AI 項目採取階段性推動策略，避免集中於計畫後期才開始執行。此策略使各項 AI 應用能根據實施難度與業務需求，逐步達成短期目標（如基礎功能建置與初步應用）、中期目標（如功能優化與應用擴展）、以及長期目標（如全面整合與效益最大化）。透過階段式推動，確保每個 AI 項目能在不同時期展現成效，靈活調整以符合業務需求及資源配置變化，並加速北水處整體 AI 技術應用的進展與價值落實。後續將依據七大業務導向，進一步說明各項目的整體改善目標、階段性措施及預期成果。

1. 淨水管理

在淨水管理導向的業務範疇中，共包含四項主要 AI 應用，分別為原水水質異常預警、智慧／精準加藥、淨水場數位孿生，以及關鍵設備健康度評測。其中，淨水場數位孿生與關鍵設備健康度評測將進一步整合，納入淨水場資產管理系統，以提升淨水場整體運作效率及資產管理能力。各 AI 項目將依年度分階段推動，具體執行方案如下：

(1) 原水水質異常預警

改善現行淨水場人員無法明確得知新店溪上游之降雨量與新店溪原水濁度數值之間之關聯性

表 3.2-3 原水水質異常預警推動目標[18]

短期目標	- 結合各種水文資料推估上游原水水質變化，以提前預知原水水質異常 - 依據推估結果提供下游各淨水場各項操作參考，降低操作風險		
	2024 年	2025 年	2026 年
	資料準備期，收集包括新店溪水系上游雨量站之雨量資訊及下游淨水場原水濁度等資料	利用前期收集之新店溪水系上游雨量站之雨量資訊及下游淨水場原水濁度等資料，採用類神經網路之演算法完成原水水質預警模型建立	視之前執行成果及 AI 等技術發展，檢討後續工作項目

(2) 智慧／精準加藥

智慧／精準加藥的核心目標在於改善現有淨水場加藥過程中因

人為判斷導致的誤差，進一步提升加藥的精確度與作業效率。此外，面對水質快速變化的情況，智慧加藥系統能夠彌補人工反應速度的不足，確保加藥決策能即時調整，維護供水品質的穩定與安全。未來 AI 系統在淨水業務中的導入，不僅強調技術的實際應用，更需關注其對營運績效及用戶接受度的真實影響。因此，建立一套兼具技術性與實務性的評估指標架構，將有助於推動系統持續優化與改進。

建議評估面向涵蓋幾項指標：

- 技術成效指標：如加藥建議值、水質達標率（濁度、pH 值等）、系統穩定運行率等
- 營運效率指標：如藥劑使用量變化、原物料成本下降幅度、人力工時節省情形等
- 使用者回饋與接受度：可透過現場操作人員使用頻率統計、系統回報率等資料進行分析

藉由上述指標，能夠定期評估 AI 應用項目的執行情況與改進空間，同時也可作為跨年度預算分配與推動策略調整的重要依據。

表 3.2-4 智慧/精準加藥推動目標[18]

短期目標	• 提供客觀的參考加藥量，避免人為判斷錯誤 • 針對水質變化可較快速的反應		
	2024 年	2025 年	2026 年
	長興場委外辦理中，履約期間為 2024/4/9~2024/11/20	利用長興場精準加藥 POC 案之推動結果與經驗，從中檢討執行過程及標案內容，並於現行市場上多方了解新技術，於 2025 年另行成立新標案成立時彙整至新標案中擴展至直潭場	• 完成直潭場 AI 加藥模型建立 • 新系統持續優化，檢討後若效益良好則辦理逐步全面推動
中期目標	建立全處水處理之智慧加藥系統		
	2027 年	2028 年	
	• 直潭場 AI 加藥模型持續優化，視結果擴展至各場 • 其他各場模型建立	• 原有系統持續優化 • 視之前執行成果及 AI 等技術發展，檢討後續工作項目	

(3) 淨水場資產管理系統

淨水場資產管理系統整合了兩項 AI 應用——淨水場數位孿生與關鍵設備健康度評測，針對淨水場設備種類繁多且場域環境複雜的現況，有效突破單純依賴人工管理的限制。此系統能協助提前掌握水處理異常狀況，並基於客觀數據與維護記錄進行分析，優化設備維護與汰換時程，從而提升管理效率，並制定更為精確的維護與汰換計畫。

表 3.2-5 淨水場資產管理系統推動目標[18]

短期目標	- 淨水場場域 3D 建模，並結合 GIS，提高異常處理效率及可迅速增加人員對場域熟悉度。完成現有淨水場設備管理數位轉型加速管理效能 - 透過數位孿生模擬水處理流程，以預先得知可能之處理異常，提前因應處理		
	2024 年	2024 年	2026 年
	準備淨水場內相關文件及蒐集相關數據資料以利後續開發	辦理資產管理系統第一階段(淨水場數位孿生等)發包、執行建置	完成資產管理系統第一階段數位孿生系統建置(含 3D 模型、巡檢及管理系統建置等)及第二階段(關鍵設備健康度評測)資料收集、標案準備等
中期目標	透過健康度評測可預先警示設備可能存在之風險，提供維護、更新工程之參考依據		
	2027 年		2028 年
	- 接續數位孿生系統完成關鍵設備健康度評測系統 - 關鍵設備健康度評測系統發包及執行		完成關鍵設備健康度評測系統

2. 智慧水網（含漏水預測分析）

智慧水網（含漏水預測分析）作為業務導向，涵蓋多項可實踐的 AI 應用項目，包括 AMR 小區管理、疑似漏水管段研判、管線漏水聽音 AI 辨識，以及數位孿生管網模型（含 C 值預測）。透過即時分析系統與 C 值預測，實現精準的漏水定位與管網運行狀態監測，進一步提升供水系統的效率與穩定性，為智慧水網的全面應用奠定基礎。

(1)AMR 小區售水率及漏水管段評估

快速評估小區售水率並找出漏水點

表 3.2- 6 AMR 小區售水率及漏水管段評估推動目標[18]

短期目標	驗證水理模型投放漏水點的正確性		
	2024 年	2025 年	2026 年
	選取已完成改善且已安裝 AMR 的 N05001 小區，進行售水率評估，確認相關作業流程。	• 持續辦理 AMR 小區售水率評估作業 • 數據視覺化導入及應用標案完成發包、開工作業	選取售水率低的小區，導入 AMR 用水 pattern，驗證水理模型投放漏水點的正確性。
中期目標	水理模型投放漏水點功能運用於小區		
	2027 年		2028 年
	利用已開發水理模型運，對 AMR 小區進行售水率評估及找出漏水管段		-

(2)管線漏水聽音 AI 辨識

噪音紀錄器漏水音採 AI 判讀

表 3.2- 7 管線漏水聽音 AI 辨識推動目標[18]

短期目標	完成 AI 初期辨識系統		
	2024 年	2025 年	2026 年
	研擬採購文件及辦理發包	蒐集音檔	• 蒐集音檔 • AI 辨識系統建置及開發、訓練 • 納入多維度平台及 AI 輔助決策標案系統
中期目標	完成 AI 進階辨識系統		
	2027 年		2028 年
	• 蒐集音檔 • AI 辨識系統開發		完成 AI 辨識系統

(3)數位孿生管網模型（即時分析系統及 C 值預測）

目前面臨供水分處模型尚未全面建置，以及視覺化輔助決策應用尚不完善的挑戰。為解決這些問題，目標是建立北水處完整的管網評估與管理機制，透過數據整合與分析，提高管網狀態監測與預測的準確度。同時，建置視覺化圖台展示相關數據，提供直觀的決策輔助工具，進一步提升供水系統的管理效率與應變能力。

表 3.2- 8 數位孿生管網模型（即時分析系統及 C 值預測）推動目標[18]

短期目標	- 完成北水處 7 個供水分區模型及相關系統功能優化開發作業 - 完成續期規劃報告內容		
	2024 年	2025 年	2026 年
	- 完成新店、安康供水分區模型建置 - 辦理水理組期中成果報告	- 接續完成南港供水分區模型建置，完成北水處 7 個供水分區模型建置 - 水理分析應用系統及即時系統（內湖區）及圖資更新自動化功能上線	- 賡續前期成果，執行多維度空間平台及 AI 輔助決策案。 - 辦理中央四區水理模型建置及校正
中期目標	- 完成北水處 11 個供水分區水理模型建置及校正 - 因應多維度圖台建置，完成資料調整及轉置		
	2027 年	2028 年	
	- 辦理多維度空間資訊平台軟硬體購置及管線資料轉置 - 中央四區水理模型模擬及優化	- 多維度空間資訊平台開發 - 完成泛用型管網參數預測功能	
長期目標	- GeoAI 功能佈署及優化 - 建構北水處管網評估及 AI 輔助決策應用		
	2029 年	2030 年	
	- 多維度空間資訊服務平台、AI 輔助即時決策上線 - GeoAI 功能開發，如透過語意找出空間資料，如里長資訊、調閱竣工圖資等	GeoAI 優化導入數位孿生模型功能	

3. 水質管理

水質管理包含多項 AI 應用，主要包括管網水質異常發生時的溯源與預警，以及管網水質異常的預測（即管網水質模式的建立）。這些 AI 應用項目將分年度逐步推動，具體措施如下：

(1) 管網水質異常發生時溯源及預警（管網水質異常事件預警）

目前管網水質異常發生時，現有系統在溯源與預警能力尚有待加強。為此，目標是建立一套快速反應機制，能自動界定異常影響範圍。當水質異常事件發生時，系統能迅速啟動預警程序，準確定位受影響區域，並提供即時的應對建議，縮短處理時間，減少民眾用水受到影響的範圍與時長，從而提升用戶對供水服務的滿意度與信賴感。

表 3.2- 9 管網水質異常發生時溯源及預警推動目標[18]

短期目標	建立水質異常事件預警模組		
	2024 年	2025 年	2026 年
	-	研擬水質異常與客服系統（水質申訴案件數與地域分布）、WEB GIS 應用管理系統工程模組（施工狀況）、水質監測系統（水質偵測資訊及測站上下游水質資訊）與淨水處理資訊系統（淨水場出水水質）資訊查詢相關性	即時水理分析平台下建立預警模型及測試修改
中期目標	提升工具可用性		
	2027 年		2028 年
	上線後持續測試及修改並自動產生管網水質異常影響範圍	-	

(2) 管網水質模式建立

預測供水管網水質狀況

表 3.2- 10 管網水質模式建立推動目標[18]

短期目標	建立 POC 管網水質模型			
	2024 年		2025 年	2026 年
	-	• 建立管網水質模型建立方法，及水質模型相關參數決定與校正方式 • 評估納入技術科數位孿生管網模型 • 標案執行試辦代表性管網分區（內湖分區）之可行性		決定管網水質模型設定參數餘氯衰減水體反應常數 Kb 及三鹵甲烷生成反應常數 kf，及校正決定壁反應常數 kw，提供廠商上述常數撰寫程式，建立試辦水質模型
中期目標	建立其他供水分區水質模型			
	2027 年		2028 年	
	進行其他已完成水理模型分區水質模型參數決定及模式建立（2 分區）		進行其他已完成水理模型分區水質模型參數決定及模式建立（2 分區）	
長期目標	建立其他供水分區水質模型			
	2029 年		2030 年	
	進行其他已完成水理模型分區水質模型參數決定及模式建立（2 分區）		-	

4. 供水節能

供水節能業務導向聚焦於空間均壓與抽水機健康度評測兩大項目。

(1) 空間均壓

空間均壓的目標是針對供水分區，利用泛用型 GA 演算法提出有效的控制策略，以解決現有管網壓力分布不均的問題。透過系統模擬擬真不同控制策略，依據不同時段調整管網運行參數，達到提升管線末端水壓、降低區域前端壓力的效果，從而減少管線漏水風險。此 AI 項目致力於實現區域內壓力均衡，進一步強化供水系統的穩定性與效能。

表 3.2- 11 空間均壓推動目標[18]

短期目標	開發泛用型 GA 演算法，試辦內湖供水分區		
	2024 年	2025 年	2026 年
	先行於內湖區試作優化水泵變頻控制技術，後續視成果擴大辦理	上線後持續測試及修改	評估納入數位孿生管網模型
中期目標	完成外圍其他 6 個供水分區		
	2027 年		2028 年
	完成外圍其他 6 個供水分區		

(2) 抽水機健康度評測

目前抽水機面臨的主要問題包括故障維修時間成本過高，且缺乏有效的故障原因判斷機制，導致無法及時安排維修作業。一旦加壓站抽水機發生故障，將直接影響供水穩定性，對整體供水系統運行造成重大挑戰。為解決此問題，本項目計劃導入健康度評測技術，透過數據分析與狀態監測，精確掌握抽水機運行狀況，並提前預測可能的故障風險，實現預防性維修排程。抽水機健康度評測預計於 2028 年完成，以下為各階段工作目標：

表 3.2- 12 抽水機健康度評測推動目標[18]

短期目標	參考相關文件，規劃軟硬體購置及蒐集加壓站抽水機相關資料數據並進行數位化，並委託辦理 POC 進行馬達異常特徵值分析		
	2024 年	2025 年	2026 年
	-	參考相關文件，規劃軟硬體購置及蒐集加壓站抽水機相關資料數據並進行數位化	委託辦理 POC 進行馬達異常特徵值分析： • 馬達電流特徵分析方法 • 振動特徵分析方法 • 馬達頻率特徵分析方法 • 馬達效率特徵分析方法等
中期目標	建置馬達健康度診斷系統，全面導入各加壓站應用，檢測抽水機健康度		
	2027 年		2028 年
	依 POC 成果建置馬達健康度診斷系統		全面導入各加壓站應用，檢測抽水機健康度

5. 工程管理

工程管理涵蓋多項 AI 應用項目，包括**防救災監控中心小助手**、**工地影像安全監測**、自動產生停水範圍圖、閘栓埋沒破損巡查以及點雲辨識。各 AI 項目將以分年推動，具體作為如下：

(1) 防救災監控中心小助手

防救災監控中心 AI 助手的建置，旨在解決目前災情通報內容產出及災點地圖資訊展示效率不足的問題。現行方法難以及時整合災情資訊，對即時通報與供水調配應變帶來挑戰。透過結合語言模型與爬蟲技術，AI 助手能自動收集相關網站、新聞及平台上的災情資訊，並對訊息的真實性與準確性進行驗證，進一步彙整事件情資，生成災情通報文本，並展示包含影響範圍及相關場站供水範圍等重要數據的災點地圖。此功能將協助監控中心同仁快速掌握災情，提升通報效率及供水調配的應對能力，確保在火災、地震等緊急狀況下，系統能即時且準確地提供資訊支持。

表 3.2- 13 防救災監控中心小助手推動目標[18]

短期目標	防救災監控中心 AI 助手建置		
	2024 年	2025 年	2026 年
	研擬採購文件及辦理發包	上半年： • 訊息監控中心小助手建置 • 訊息派送小助手建置 • 地圖資訊整合小助手建置 • 基礎共用功能開發 • 教育訓練 下半年：保固期，滾動修正	上半年：保固期，並滾動修正

(2) 工地影像安全監測

工地影像安全監測項目針對目前依賴人員人工檢視施工影像，導致監測效果有限且人力資源浪費的問題，同時解決缺乏檢視效果統計與分析的不足。透過導入 AI 影像辨識技術，本項目旨在提升管線維護現場施工安全監測的效率與準確度，並有效減輕人工作業負擔。

表 3.2- 14 工地影像安全監測推動目標[18]

短期目標	完成臺北市道路施工工地影像安全監測功能上線		
	2024 年	2025 年	2026 年
	進行施工影像資料串接及安全帽、反光背心模型辨識測試作業	• 整合北處工地攝影機，針對安全帽、反光背心進行未依規定，依辨識結果進行推播告警 • 依違規紀錄製作違規統計與分析	後續視實際需求辦理模型擴充監測進行功能訓練，滾動式檢討

(3) 自動產生停水範圍圖

自動產生停水範圍圖項目旨在解決目前施工停水範圍標註品質不佳的問題，提出優化方案。透過導入 AI 影像生成技術，本項目將實現停水範圍圖的自動化精確生成，提升標註的準確度與作業效率，進一步優化施工停水的管理品質。

表 3.2- 15 自動產生停水範圍圖推動目標[18]

短期目標	參加市府 POC 案，依成果進行後續 AI 功能佈署上線		
	2024 年	2025 年	2026 年
	規劃參加市府 AI POC 案作業	• 提供北水處 2024 年停水施工案例參加市府 POC • 視 POC 成果規劃 AI 功能佈署上線招標作業	執行 POC 成果北水處 AI 功能上線案

(4) 閘栓埋沒破損巡查

閘栓埋沒破損巡查項目針對現有設備巡查流程及技術尚未達到最佳化的問題，提出改進方案。透過導入 AI 影像辨識與 GIS 定位技術，該項目將能快速識別埋藏或破損的閘栓，並精確定位，從而優化巡查流程，提升巡查的效率與準確度。

表 3.2- 16 閘栓埋沒破損巡查推動目標[18]

短期目標	收集北水處閘栓破損照片資料進行辨識標註、破損判斷訓練		
	2024 年	2025 年	2026 年
	-	收集北水處閘栓破損照片資料進行辨識標註、破損判斷訓練	優化北水處閘栓破損照片資料進行辨識標註、破損判斷訓練
中期目標	- 透過北水處多維度圖台，整合介接工務局道路建模成果及北水處管線設備圖資作業 - 優化北水處設備巡查作業		
	2027 年		2028 年
	- 辦理介接工務局本市道路建模 3D 成果作業 - 進行設備巡檢作業 POC 案試辦		視實際作業需要及 POC 案成果，調整優化北水處閘栓巡查業務

6. 行政助理

行政助理領域涵蓋多項 AI 應用，包括 AI 個人助理（如管網知識小幫手與水處工作小助手）、資安管理（包含資訊軟體安裝管理系統及資安法遵文件線上化），以及公文系統擬稿範本的開發。北水處將配合市府的整體規劃，推動公文系統擬稿範本的建置，預計於 2028 年完成。各項 AI 應用將採分年推進策略，具體措施如下：

(1) AI 個人助理：管網知識小幫手、水處工作小助手

AI 個人助理項目涵蓋管網知識小幫手與水處工作小助手，主要解決監工及客服值機人員在現場需快速查詢管網知識與業務規定，以即時處理問題的需求，同時提升同仁在日常業務及庶務作業中的工作效率。該項目目標為導入具高度擴充性的地端 AI 架構，打造完整的 AI 個人助理功能。管網知識小幫手將即時提供管網相關知識與業務規範，支持現場問題處理及用戶回應；水處工作小助手則聚焦提升同

仁工作效能，優化資源配置，實現業務流程的全面改善。

表 3.2- 17 AI 個人助理：管網知識小幫手、水處工作小助手推動目標[18]

短期目標	- 導入可擴充之地端 AI 架構 - 協助監工及客服值機人員日常通識問題 - 完成管網知識小幫手上線		
	2024 年	2025 年	2026 年
	規劃管網知識小幫手，進行規格書撰寫	- 蒐集監工及客服值機員通識文本資料，辦理管網知識小幫手招標作業 - 完成管網知識小幫手建置上線	- 辦理水處工作小助手招標作業 - 與 OA 系統介接，建置請假/加班/派車/預約會議室等各類表單申請
中期目標	- 協助全水處同仁工作自動化，提高執行效率及服務品質 - 完成水處工作小助手上線		
	2027 年		2028 年
	- 建立各類事件/待辦/待簽/重要資訊推播提醒及公告佈達 - 完成水處工作小助手建置上線	-	

(2) 資安管理：資訊軟體安裝管理系統、資安法遵文件線上化

資安管理項目包含資訊軟體安裝管理系統與資安法遵文件線上化，旨在解決設備安裝軟體及法遵事項操作過程中使用者反應不便利或適用問題，以及填寫及檢核過程不易的挑戰。目標是即時更新資訊資產異動情形，強化資產管理效能；同時透過資安法遵文件填報及陳核的電子化，簡化作業流程，提升工作效率並確保合規性。

表 3.2- 18 資訊軟體安裝管理系統、資安法遵文件線上化推動目標[18]

短期目標	- 導入可擴充之地端 AI 架構 - 資安法遵文件填報及陳核 e 化		
	2024 年	2025 年	2026 年
	- 規劃新增電腦軟體申請移除表單 - 規劃資安法遵文件 e 化及簽核	完成新增電腦軟體申請移除表單及資安法遵文件 e 化及簽核	建立總務/電腦報修自動填單
中期目標	法規建立，快速搜尋關鍵數據		
	2027 年		2028 年
	建立法規及人資問答快速搜尋關鍵數據		

7. 業務管理

業務管理涵蓋多項 AI 應用項目，包括 AMR 用水異常判斷及示警，以及智能客服。各 AI 項目將以分年推動進行，具體作為如下：

(1) AMR 用水異常判斷及示警

AMR 用水異常判斷及示警項目旨在解決用戶用水趨勢態樣複雜且異常示警不易歸類的問題，目前主要依賴人工排除與判斷，效率較低。該項目的目標是透過智慧化分析能力，利用用水趨勢圖快速發現異常用水態樣，並進一步分析漏水情況及可能的漏水原因，實現自動化判斷與示警。

表 3.2- 19 AMR 用水異常判斷及示警推動目標[18]

短期目標	持續蒐集異常用水案例並完成採購案發包作業		
	2024 年	2025 年	2026 年
	持續蒐集異常用水案例（於 AMR 系統蒐集分處提報用水突增及連續用水之異常案件，目前約累計 7,000 餘件）	異常用水案例整理（整理蒐集之異常用水案例、用水種別及過戶資料等，並分析異常期間用水趨勢圖、異常原因分類等合理性）	研擬採購文件及發包
中期目標	開發機器學習模型，辨識流量不良樣態圖		
	2027 年	2028 年	
	開發機器學習模型，辨識流量不良樣態圖，並訓練模型，提高準確度	上線後持續測試及修改	

(2) 智能客服、智能質檢

智能客服項目包括人機協作（配合二階段 AI 助理導入計畫）及語音機器人，旨在解決因少子化導致值機人員短缺，且服務內容日益多樣且快速變動的問題。目標是從內部開始發展智能客服語音機器人，首先建立智能客服知識庫，應用於內部人機協作，以提升值機作業效率；隨著技術成熟，逐步擴展至外部服務，為來電用戶提供高效且精準的智能客服支援，全面提升服務質量與效率。

表 3.2- 20 智能客服、智能質檢推動目標[18]

短期目標	• 導入生成式 AI 智慧問答 • 人機協作提升效能 • 資料數化智能質檢		
	2024 年	2025 年	2026 年
	• 蒐集業界最新技術發展及智能客服發展方向 • 邀集多家廠商進行 POC 測試	• 配合北水處管網識小幫手採購案 • 完成智能客服知識庫並測試上線	導入語音辨識及智慧檢索等技術，整合客服系統及智能客服輔助值機，並運用數位化資料進行智能質檢
中期目標	推動智能語音機器人，降低成本專注核心		
	2027 年	2028 年	
	評估智能客服系統精準度，如達標，可規劃推動智能語音機器人	透過語音導航及 RPA 等運用，建置北水處智能語音機器人，用戶來電先經由語音機器人服務，無法回答再轉由專人服務	

3.3 小結

北水處透過對北水處同仁發放線上問卷、收集國內外 AI 應用案例，並針對淨水科、供水科、技術科、水質科、業務科及資訊室進行需求訪談(包含訪談前的問卷調查)，完成六大科室的需求盤點工作。經過逐步整合與篩選，歸納出未來各科室可推動的 AI 應用功能共計 28 項，其中已有 16 項為北水處人工智慧技術導入行動藍圖中已實施或開發中的功能，其餘 12 項則為此次盤點後待開發的 AI 應用功能。

根據各科室可導入的 28 項 AI 應用功能，運用四象限工具從業務面、資料面、應用面及科技面評估其實施難易度，並對比各功能的開發價值高低。結合北水處建議的資料資源、算力及算法分析，綜合各科室回饋與北水處整體發展規劃，將 AI 應用功能依短期(2024-2025 年)、中期(2026-2027 年)及長期(2028 年以後)三階段排序推動。藉由導入國際通用的智慧化成熟度分析架構，逐步掌握 AI 應用功能與現有智慧化成熟度間的差距，並針對優先推動的功能——包括工地影像安全監測、原水水質異常預警、防救災監控中心 AI 助手建置與

管線漏水聽音 AI 辨識——提出具體的智慧化成熟度提升策略。

未來將根據不同單位的需求，進行專項的 AI 技術培訓，考量各科室在 AI 應用上的差異，並依據其具體需求開展針對性培訓，以提升全體人員的 AI 應用能力。在功能開發前，建議先於具代表性的業務場景中進行 POC 測試，評估技術可行性與應用效果，並根據結果調整推動策略。此外，建立內部 AI 應用經驗分享機制，促使各科室交流成功案例與心得，進一步推動整體 AI 應用水平的提升。

北水處於推動智慧轉型的進程中，已初步建立系統基礎並累積一定量的數據資源。然而，為進一步發揮其潛力，仍需加強資料整合的完整性、系統架構的彈性調整能力、資安防護機制的健全性，以及操作流程的標準化與一致性。整體策略上，建議採取「數據治理優化」與「AI 模組落地」雙軌並進的方式作為核心推動方向。透過強化數據品質與管理機制，確保 AI 模組能在高可信度資料基礎上發揮效益；同時推動 AI 技術於業務場景的實質應用，逐步提升自動化決策能力與系統在各種情境下的即時應變能力，為智慧化營運奠定穩固基礎。

北水處透過辦理系統性「業務盤點」，使用價值工程的分析工具，找出現有業務的痛點、及可落地的 AI 規劃，同時以功能業務律定主辦科室據以列管開發與導入進度；已經開發完成多個「早收項目」，如水理模型校正 C 值工具、長興場精準加藥、估驗相片比對、自動產生停水範圍、語音轉文字地端版、軟體安裝管理系統、資安法遵 e 化作業等，其餘 AI 項目也納入北水處 AI 小組管控進程，將依序完成導入。

第 4 章北水處人工智慧落地應用發展規劃

4.1 北水處 AI 推動之路：從人才培訓到行動藍圖

北水處探討歷次的轉型成功，重點是轉換思維，經由使用者有需求、願意改變、同時簡化工作流程，而使用科技只是輔助解決需求的工具。面對此次的 AI 浪潮也是一樣，導入 AI 技術能夠顯著提升自來水系統的營運效率、服務品質及安全性，「不是為了 AI 而 AI」。然而，要成功實現 AI 技術的應用，需掌握如圖 4.2- 1 所示的三把成功的鑰匙，而且是一把接著一把的組合而成的鑰匙，第一把是與意願知識有關的 AI 基本功，包括主管有願景、同仁肯行動及教育訓練；第二把是與需求目標有關的 AI 推動方式，包括目標、需求與工具；最後才是數據、算法與算力的 AI 使用資源。



圖 4.2- 1 北水處三把打開 AI 大門的組合鑰匙

其中 AI 基本功是實現 AI 應用的基石。主管有願景至關重要，因為高層領導的支持和戰略眼光能夠為 AI 項目的推動提供方向和資源保障。同仁肯行動則確保了員工積極參與和實施變革，通過激勵和參與機制，員工能夠在 AI 技術應用中發揮主動性。AI 素養教育訓練是提升整體技能水準的關鍵，透過系統性的培訓，員工可以掌握 AI 技術的基本原理和應用方法，從而更有效地支持和推動 AI 項目的落地。

因為主管有願景，對於發展 AI 支持是第一重要的事，主管也應具備長遠視野和明確目標，能夠認識到 AI 技術對企業未來發展的重要性，並制定相應的戰略規劃。只有在高層領導的堅定支持下，AI 項目才能順利推進。在同仁肯行動方面，員工的積極參與是 AI 技術成功導入的關鍵。需要通過激勵機制和項目參與，讓員工願意學習和使用 AI 技術，並在日常工作中不斷實踐和優化 AI 應用。

前二者是激勵員工有心進步改變，而在有心之後必須加強 AI 素養教育訓練，補足人員的 AI 智能。對員工進行 AI 素養教育和專業培訓，提升他們對 AI 技術的理解和應用能力。可以通過內部培訓課程、外部研討會和實際項目操作等多種方式，讓員工具備必要的 AI 知識和技能。

北水處自 2017 年開始，即致力於了解並研究人工智慧（AI）相關議題，積極培訓人員以掌握 AI 技術。截至 2025 年 8 月，北水處共派遣 98 人次參加 AI 外部專業機構相關訓練，包括 R 語言程式設計、Python 語言程式設計、台灣人工智慧學校經理人班及技術領袖班等課程；另針對一般同仁安排由北水處同仁擔任講師分享業務 AI 工具應用教育訓練 3 班期、中階幹部安排中原大學林志麟副教授擔任講座，以「自來水供水 AI 管理技術發展與應用」為主題進行分享。也安排資策會產業情報研究所（MIC）洪春暉所長擔任講座，以「生成式 AI 現況與產業發展趨勢」主題，對北水處高階主管進行分享，讓北水處從高階主管到一般同仁，對於 AI 技術應用發展有一定的了解，凝聚北水處業務 AI 轉型的共識。

為了更有效推動 AI 技術的應用，北水處於 2023 年 7 月 28 日正式成立了北水處「大數據及 AI 技術運用小組」（AI 小組）。該小組成員包括各主要技術及業務幕僚科室，包括技術科、供水科、業務科、資訊室、淨水科及水質科等單位。主要工作包括：邀請產官學各領域的專家學者進行技術研討及交流，辦理各單位的資料庫盤點作業，以確保資料完整性和準確性，為 AI 應用提供可靠的數據基礎。根據成員及科室需求，定期檢討參加的科室及成員，以確保小組運作效率性

和專業性。

透過小組成員定期開會了解各管理單位現況與需求，了解內部各管理單位的現況和具體需求，確保所有單位在數位轉型過程中能夠獲得針對性的支持和資源。並確認各管理單位數位轉型目標及效益，明確各單位的數位轉型目標及其預期效益，制定具體的實施流程和評估標準，以便更好地衡量轉型進程和結果，相關的成果定期約半年透過週間會議方式，除向高階長官報告說明並聚焦重點外，並能與北水處發展方向相符；小組成員依上述作業於 2024 年底擬定「北水處 AI 推動行動藍圖」，並透過小組成員因應業務需求及 AI 技術演進定期討論滾動檢討行動藍圖，並選定可行性高且具效益的方案進行技術驗證（POC），通過驗證確保新技術的實用性和有效性。對技術驗證成效高的方案進行正式推動，確保新技術能夠在實際業務中得到應用並發揮作用。截至 2025 年 8 月，業已完成導入上線使用 5 項功能，開發中 10 項功能，並針對業務需求及 AI 技術持續優化精進。

4.2 佈建路徑與策略藍圖

在打開 AI 大門的第二把鑰匙：目標、需求及工具方面，北水處透過委外廠商盤點北水處同仁需求與痛點，並考量技術成熟度、北水處擁有數據量、開發可行性，得出了潛在與適合發展的 AI 項目，稱為 AI 項目推動藍圖，共分為 7 大主題。包含智慧水網、供水節能、水質異常、淨水管理、工程管理、業務管理、行政助理，下轄 20 個項目，目的是達成智慧供水、行政優化。

4.2.1 SCADA/GIS/MIS 資料整合運用規劃

北水處負責大臺北地區取水、淨水、輸水及配水等全流程供水服務，作為城市穩定與韌性供水的「核心樞紐」，不中斷的服務係為確保民眾日常飲用水的安全與持續供應，為降低氣候災害對供水的影響，並順應全球永續發展趨勢，北水處從根本著手，建立全面供水備援備載系統，擘劃出穩定供水的長程藍圖，並結合數位孿生（Digital Twin）及數據驅動，期打造大台北地區智慧供水的韌性城市。

北水處將歷年管線圖資全面轉為空間資料庫，使得北水處供水轄區自來水管線圖資能往智慧供水核心主軸發展，以提昇營運效率、優化服務品質，強化永續韌性，然而面對新技術導入同時，許多事業單位面臨既有環境不足及業務資料分散的困境，北水處在挑戰一流的水事業管理路途上，期間透過業務資料整合及技術資源投入，克服相關導入應用問題，簡述說明如下：

1. 資訊資料分散，整合應用不易

北水處業務繁多，皆與空間資訊及地圖關聯，例如：水質採樣點、監測站分布圖、工程案件分布圖、停水範圍分布、直飲點、加壓站及淨水廠範圍、修漏案件分布、加壓站供水範圍圖、地籍圖、門牌、高程、地形圖、影像、管線及閥栓圖資、水質敏感區及竣工圖等，缺少整合平臺彙整空間資訊，透過新建置的管線空間資料庫介接內外部基礎圖資、以 API 方式接入 SCADA、AMR 水表資訊，整合於智慧水網平台應用。

2. 圖資無法即時查閱

過去現場人員為處理管線設備突發狀況，都必須先將紙圖印好帶至現場，如有缺漏時，施工人員需往返駐所調閱圖資或請辦公室同仁協助調出平面及竣工圖後，再將圖 LINE 給現場監工，使用上極度不方便，相當費時耗工且不利於現場災情之控制；於智慧水網平台，以響應式程式開發手機 APP 及桌機 Web 版本，透過帳密權限管理，以手機網路完整查詢施工現場自來水管線資料，提升作業效率。

3. 停水作業耗時費工

停水作業需要多年經驗判斷及熟悉現地管線埋設走向，當同仁趕往現場時，常遇圖資描述不足或對現地不熟悉時，往往無法即時確認應關閉哪些設備，才可完成停水作業，於最短時間完成作業，常造成水資源浪費及民眾等待時間過久，整個停水作業耗時費工；透過智慧水網平台斷水功能，使同仁能在現地以手機點選停水管段由系統自動進行停水追蹤至最近的開關位置，提升停水作業效率。

4. 無法支援水理應用

水力分析人員取得管線圖資檔案後，無法直接轉製成 INP 資料進行水力分析，必須經過多個步驟後（包括在水力分析軟體 EPANET 上重新繪製、查地形圖取得節點高程、調閱用戶用水取得需水量、分配需水量至水力模型各節點、配置水源或場站基礎資訊），才可進行水力分析，在此時完成一個小區至少要 1 個月時間。結果是要進行一個供水分區的水力模擬，則可視為不可能的任務；北水處於智慧水網平台建置 EPANET 分析核心功能並加以客製化，使同仁能夠匯入 INP 檔案進行水力分析並展現分析動態成果並與管線設備圖資疊合檢視，讓使用者充分了解其結果是否正確。

5. 缺乏漏水潛能計算

北水處歷年來已累積大量的漏水點資料，過去僅利用評估小區內售水率、和 100 公尺 x 100 公尺網格圖對漏水點分佈進行分析，未針對此數據再進一步利用其它分析方法找出可能造成漏水的原因及因子探討；北水處智慧水網平台針對漏水案件資料，透過機器學習將漏水案件屬性（如分處、管材、管齡等），以 TensorFlow 工具進行整體管網弱點分析，提供管線漏水潛能風險預測，使同仁可針對漏水風險高之老舊管線優先汰換，進一步提升管網韌性及經費概估。

另外，在 SCADA/GIS/MIS 資料整合運用規劃，納入上述的 5 個導入應用問題，並可分為以下幾個領域：

1. 智慧水網

建置智慧監測系統與即時資料分析平台，掌握現場管網壓力、流量、水質與漏水情形，強化供水系統韌性。

2. 供水節能

透過 AI 技術演算出水泵加壓設備最佳化操作方案，降低能耗，實現綠色低碳目標。

3. 工程管理

運用管線連接關係及屬性對應資料，優化管線施工管理，其中包含以下等項目：

- (1) 施工斷水方案：自動產生停水範圍，提昇工程效率與品質控管能力，

降低施工對民眾影響。

- (2) 小區管理模組：結合機器學習計算成果，可實際與業務管理相互搭配，作為評估小區漏控管理及管線汰換的參考，小區將建立輪動建評管理機制及管線汰換的依據。
- (3) 儀表板統計分析模組：儀表板圖表化統計呈現更符合日常管理需求，配合設備管理系統的數化流程簡化，以及強化圖資品質檢核，符合水理分析及斷水方案需求，奠定水理發展的基礎。

4. 提供 AI 智能斷水及停水影響用戶範圍

提供斷水追蹤智慧化功能，可自動追蹤所須關閉之閥類及受影響用戶，並主動通知停水訊息，讓里長及民眾即時取得停水資訊，使同仁預先了解影響範圍及先行研判停復水操作閥之順序，並選定栓設備進行排水作業，避免因水壓及水流方向改變造成原管路內部沉積物和施工造成的異物流入民眾家中。

4.2.2 水理模型建置與應用

北水處在 2015 年有感於傳統圖幅式 GIS 功能受限，無法支援水理模型的元件匯出，故開始進行 GIS 的大改版的整體規劃，詳圖 4.2-2。當時的 GIS 屬於傳統 CAD 圖檔，將手繪紙本的管網圖資數位化為 Bentley 的 DGN 檔案，雖然可以數位化呈現、調閱、查詢與列印，但並不具備空間資料庫的特性，雖然曾經試圖以程式擷取 CAD 元件轉化為水理模型 INP 格式，但各圖幅之間的斷點過多，而且圖幅內的拓撲連結也不完整，轉出的 INP 檔案無法執行水理平衡運算。

經過跨科室小組盤點未來水理應用的需求，考量圖幅式 GIS 的瓶頸之後，提出了整體規劃，決定放棄使用了 15 年的 Bentley 圖資系統，將 CAD 圖幅轉換為空間資料庫為首要工作，並於 2017 年以「GIS 躍昇計畫」開始招標，本案自 2018 年開工、2020 年完竣，這段期間的主要工作便是對管網圖資進行重構、轉換 Data，建立最底層的 GIS 數據庫。這項打底的工作最為關鍵，因為徹底將圖資轉換為 Data，就

讓北水處建立了另一個新的 GIS 資料庫，與既有的 SCADA 資料庫、MIS 資料庫，以及自 2015 年開始導入智慧水表所產生的 AMR 時序資料庫，構建出 4 大數據底層，彼此可進行介接，為後續大數據應用與 AI 智能分析打下良好基礎，開啟了 Smart Water 的應用契機。



圖 4.2-2 北水處水理模型建置與應用依附於 GIS 升級計畫中已進行 10 年

「GIS 躍昇計畫」順利達到水理模型自動匯出的目標，詳圖 4.2-3，讓過去建模耗費人力繪製管網拓樸、收集並設定節點水表用水、高程、逐根管段輸入口徑、C 值糙度等數週到數月的工作，變成幾分鐘內自動匯出的事情，同仁只要在 GIS 系統內框選範圍，便可由 GIS 資料庫、MIS 資料庫內撈取必要的資料，轉出 INP 檔案。讓更多的精力放在校正模型、分析管網行為。

有了匯出 INP 的工具，北水處希望能徹底開發水理模型的應用潛力，於是在 2021 年接續「GIS 躍昇精進計畫」。前期雖然已經大大縮短產製 INP 的時間，但水理模型的執行需要正確的初始條件、邊界條件，例如執行分析當下的水泵出水、出壓、邊界閘門啟閉狀態等，當時仍未自動化擷取 SCADA 數據，而是同仁到 SCADA 系統查詢資料後，再手動輸入，上述的反饋項目成為本期擴充水理模型的重要功能，也就是介接 SCADA 數據庫。由於 SCADA 是閉環系統，不易直接查詢，暫時使用代理中介層，由 SCADA 送出一份數據到中介層，

模型與系統的應用，北水處特別簽准成立「水理分析智慧應用小組」（水理小組）。集合了工程總隊、供水科、技術科、營業分處同仁，負責擬訂規劃北水處中、長期水理分析業務，規劃探討在供水管理、加壓耗能調配、水質監測...等範疇，討論可將水理分析落實應用的專案。

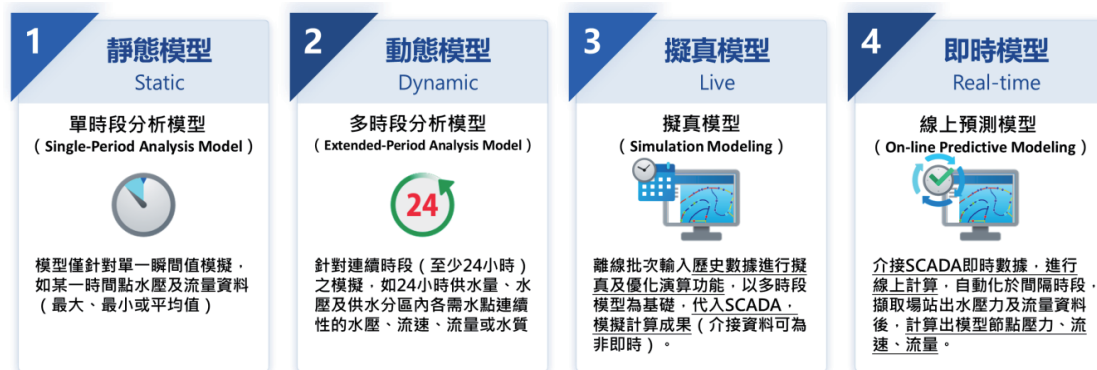


圖 4.2-4 四種水理模型應用的類別

並配合北水處標案執行「水理應用協作」模式，由標案顧問公司協助同仁解決手邊所遇到的水理問題，並定期開會報告各組進度，協作模式的優點可將實際使用模型所遭遇的需求，反饋給顧問公司進行客製化開發，例如原本在「GIS 躍昇計畫」已經開發的 WaterCali，是一種校正 C 值糙度的 AI，為遺傳演算（GA）的工具，只能滿足單一目標：校正 C 值，而同仁在協作過程打算使用 GA 進行水泵 PID 變頻回授控制，另一組同仁想要以 GA 投放漏水（Emitter）模擬出實測水壓，進而抓出管網漏水點，這卻是泛用型、多目標的 GA。

透過協作能更精準找出北水處同仁想要使用的套件與工具，不至於購買昂貴水理商用軟體，而只使用到其中少部份功能，而造成大部分的套件卻不曾用過。也讓水理模型的運用遍地開花，讓北水處的工程人員都能將水理分析應用在實際工作之中，不是僅由少數同仁負責的事務。各組的協作成果分別在標案的期中、期末進行分享，採用研討會模式，由處長率一級主管參加，給予指導與表揚，詳圖 4.2- 5。

2025 年結案的「GIS 模型系統擴充」標案中確立了水理模型的應用與功能開發必須雙軌並進，讓模型分析於日常業務中落地，功能套件也是依據日常業務需求主導開發。北水處依循這樣的精神，往後規

劃了「管網視覺化」、「大數據應用」標案，分別於 2025 年、2027 年開工，這兩個標案把過去執行中，同仁對於模型應用的需求列入標規，並賡續協作的精神，更名為「實作」開發，針對已經開發的套件，如管網設計滿足自潔淨流速、小區進水點選擇對週邊管網壓降與流速改變影響、管網水質異常時上游污染物溯源...等，套用到同仁工作上，據以提出改良建議，並修訂內部工作流程，讓套件成為日常業務中的必須檢核工具。在教育訓練部分，每年由北水處內資深同仁開授入門班、進階班，已經持續 8 年，每年調訓同仁 40 名，由基礎 EPANET 的元件設定、建模到分析，上機操作。



圖 4.2- 5 水理模型協作成果期末發表

管網隨著每年管線汰換會有拓樸與材質的更動，若模型沒有隨之更新，不出幾年就會逐漸發生誤差，有鑑於此，2025 年的「GIS 模型系統擴充」已經納入了自動更新機制，只要管線工程竣工圖數化完成，水理模型資料庫也會同步，並依照管材、管齡自動帶入預設的 C 值。模型中輸出水壓的水泵，也會有特性曲線衰退導致行為更動的問題，即便出廠的水泵皆進行運轉測試，取得了特性曲線，但現場的實際運轉總是有著一定程度的偏移，因此在 2025 年完成開發了「水泵特性曲線重建」的功能，擷取 SCADA 的水泵運轉數據，透過水泵理論重建特性曲線，以利輸入模型運用，並在後續標案開發「水泵效率曲線重建」的功能。上述的開發都是基於同仁實作後的反饋，可讓模型的管段、水泵特性都有更新機制，確保模擬不失真。

4.2.3 北水處 AI 項目推動藍圖

搭配北水處發展中的水理模型，上述智慧水網、供水節能、水質管理 3 個主題，有多個項目依附在校正後的水理模型上，導入適合的演算法、AI 套件，屬於北水處水理模型應用下特有的衍伸開發項目。而工程管理、行政助理、業務管理 3 個主題，則有多個所轄項目涉及大語言模型的應用，屬於新興的 AI 技術導入初探。其他項目則屬於傳統機器學習領域，因北水處長年數位化之後，可取得足夠數據，透過數據標註後導入 AI 訓練，以優化管理或取代人工經驗判斷、輔助決策的工具，屬於大數據分析應用的領域。(推動藍圖詳圖 4.2-6)



圖 4.2-6 北水處 AI 項目推動藍圖

4.3 業務分組推動項目內容規劃作業

北水處引進 AI 的實務做法並不由單一科室主導，而是回歸各科室依照其需求，以專標方式或者內嵌於既有標案中，主要是各科室的痛點與需求自己最清楚、想要甚麼經由 AI 小組討論後科室人員自己決定。若仿照業界許多 AI 導入都由 IT 部門負責，雖然資源可集中、權責分明，但是不符合自來水事業的組織與高度分工的專業，因此北水處 IT 部門（資訊室）僅負責與資訊系統相關的 AI 計畫，其餘的專業工作，如淨水、配水、工程、水質等 AI 導入，在 AI 小組則設置各

別的小組長，梳理自身需求寫入招標文件，由自己的標案協助建置 AI。

為了避免相關 AI 知能不足，對 AI 有過分的期待與遐想，落入「為了 AI 而 AI」的迷思，北水處透過 AI 小組運作，提供教育訓練、技術交流，將各科室既有專業技術對接到相關 AI，進行盤點，某些是同仁已經稍有運用，甚至是完成離線開發使用，如水理模型相關的分析與應用，則在標規中請廠商將同仁成功的經驗予以系統化、自動化，並會延續多年，由既定標案逐步建置。某些是同仁僅有需求與初步概念，如大語言模型套件的整合使用，在模型無法訓練微調、僅使用過介面的程度，則在標規中以概念性描述、提出需求為主、精確規範為輔，因為這類技術仍在發展中，不確定性高，通常先以數位孿生（Digital Twin）作為前導，再據以提出正式標案導入 AI。

以下介紹北水處各大類 AI 的開發原由、背景及發展構想、導入規劃，希望能提供予有類似需求之自來水事業參考。

4.3.1 智慧水網

INP 自動轉檔

EPANET 的 INP 檔案由 WebGIS 迅速轉出，具拓撲及屬性

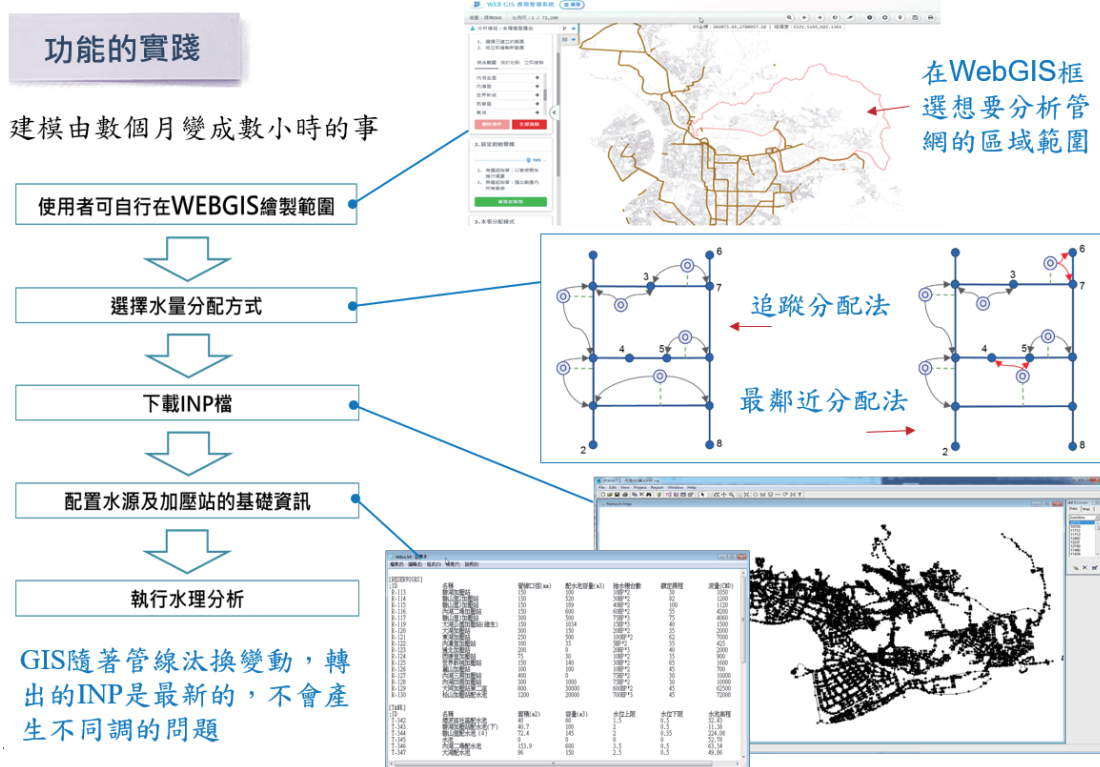


圖 4.3-1 北水處開發由空間資料庫自動轉出水理模型 INP 檔案的功能

北水處於 2020 年完成 GIS 升級作業，將傳統 CAD 圖資依照 OGC 的規範轉入空間資料庫（Spatial DB），GIS 管線由原本一張張分離的電子圖檔，建立了管段彼此的相位關聯性、拓樸連結性，並具有管材屬性，亦即由 Files 轉成 Data，便可結合 DTM 高程、抄表資料，自動轉出水理模型 INP 檔案，大大省下過去手工建模的時間（詳圖 4.3-1）。以一個中區的規模為例，人工建模約耗時約 3 個月，自動匯出僅需 3 秒，同仁可聚焦於後續校正、分析與應用，更在水理模型的基礎上引進 AI 相關套件，將數位模型升級為智慧模型。

其中「AMR 小區管理及疑似漏水管段研判」、「數位孿生管網模型」，便是水理模型的應用，這兩個子項目延續 2020 年轉置空間資料庫的標案，由廠商建置平台，內嵌於 WebGIS 之中，讓水理分析跳脫離線型的 EPANET，於雲端平台中呼叫 EPANET2.DLL 函式庫完成水理運算（詳圖 4.3-2），並額外開發遺傳演算法（GA）套件，稱為「水凱莉」（WaterCali），能夠完成 C 值的校正，不須購買昂貴的套裝軟體（如 WaterGEMS）進行模型校正。

以模型為基礎，EPANET.DLL 為計算核心，介接 SCADA(監控資料)及用水資訊

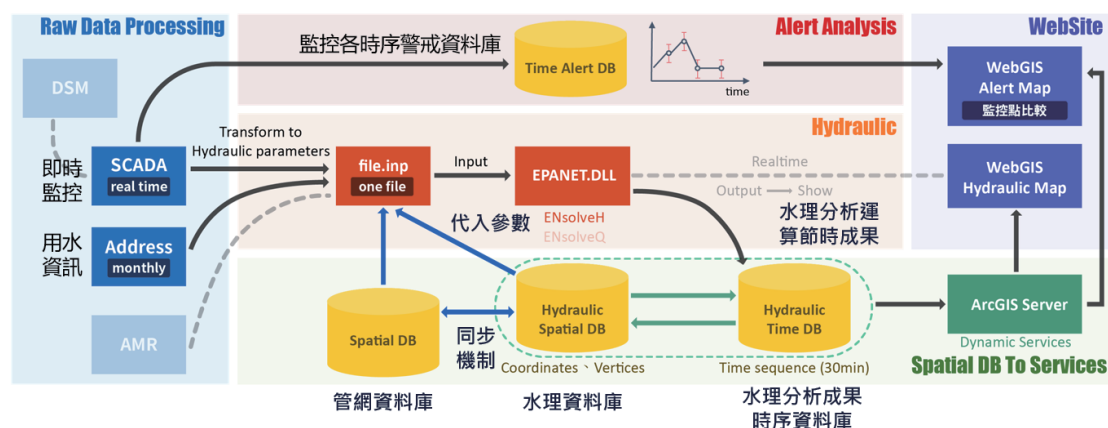


圖 4.3-2 北水處水理分析平台架構圖

在成功的二次開發與水理應用開花結果的激勵下，北水處於 2025 年賡續導入標案，規劃將遺傳演算法進一步升級為「泛用型」的套件，不再僅限於 C 值校正，更希望具有多目標（Multi-Objectives）求解的功能。尤其是水理模型在校正 C 值後，如果日後模型演算的水壓高於現場實測水壓，就可能管網發生了漏水，才使得現場水壓下降。究竟

對應的漏水在模型哪個節點上，是一個雙目標求解的數學問題，這時利用 GA 投放漏水點 (Emitter)，讓這個 AI 演算出一組最佳的解，使模型水壓趨近實測水壓、且模型用水+漏水趨近實測總進水量，即 2 個目標函數 (Objectives) 差值最小化，此時所得到的 Emitter 漏水係數較大的節點就會趨近於真實漏水點。

欲使用 GA 於模型抓漏，除了現場安裝壓力計，另一個提高抓漏精度的工具為 AMR。北水處 AMR 的用水紀錄為每小時 1 筆，可完美搭配水理模型多時段分析最常採用每小時水力平衡 1 次的設定，若整個小區或中區每一個直接表與總表全部安裝 AMR，就有最正確的節點用水量，此時進水點流量計也記錄了入流量，兩者不一定相等，在模型運算就產生「不平衡水量」(Unbalanced Flow)，也就是實際管網中的漏水量，成為上述第 2 條目標函數。

此外，AMR 在小區管理上還有快速封閉計量的功能，過去小區封閉留下單一進水點，然後對所有用戶表進行人工抄表，接著需要等待 7~14 天，再進行第二次人工抄表，主要是透過累積夠多的進水量，以稀釋人工抄表產生的誤差，因為一個小區的抄表大約 3 小時，抄表過程水表或多或少都會進水，而只有 AMR 是整點瞬間完成讀表，不會有誤差，因此可以利用此特性，短暫封閉 2 小時，取得頭尾兩次 AMR 讀表紀錄就能計算小區漏水了。如果封閉一整天，更可得到 24 次漏水率、NRW 水量等資訊，搭配水壓計歷時，以漏水與壓力的指數關係式，即固定與可變面積流量方程式 (Fixed and Variable Area Discharge equation, FAVAD) 求取壓力-漏水指數 (N1 值)，此值可反應管網破洞的型態與管網材質 (詳圖 4.3-3)，如果 N1 接近 1 則代表小區內幾乎沒有塑膠管，以金屬管為主，若 N1 太大，如 1.5，則顯示小區內仍有殘存的塑膠管並未汰換乾淨。運用 AMR 數據於模型抓漏與小區管理、分析的需求主要是系統開發，其實作與原理皆已經由同仁驗證過，未來標案開發的系統將實踐自動化，並導入機器學習套件，將系統累積的數據用以訓練 AI，希望能藉此輔助診斷 820 個小區的體質。

η值與模型漏水元件

EPANET以Emitter元件模擬漏水，有兩個參數

$$L = [Cd] \sqrt{P}$$

Emitter Coeff.

EPANET預設的漏水量是壓力P的0.5次方，這個“次方”稱為Emitter Exponent，就是FAVAD方程的“漏水指數η”（N1值）

Property	Value
*Junction ID	13
X-Coordinate	10.80
Y-Coordinate	1.60
Description	
Tag	
*Elevation	36.60
Base Demand	1081.728
Demand Pattern	1
Demand Categories	...
Emitter Coeff.	2
Initial Quality	
Source Quality	

每個節點都輸入相同的數值（均勻漏水）。可視需求增減數值，某個模型全部輸入2，是為了湊滿1成的NRW

Emitter Coeff.如同漏水點的破洞面積，其值愈高，漏水點愈多，無關水壓的敏感性

$$\frac{L_1}{L_0} = \left(\frac{P_1}{P_0}\right)^\eta$$

L : Leak volume
 P : Pressure
 η : Power term

以前參考國外設定1.2，但不是實測值



實驗結果得知：

η愈大，管網愈敏感，水壓增加一點，漏水增加很多，可模擬塑膠管受壓裂縫張開，漏水大增。純金屬管則破洞固定，破洞面積不受壓力張開

Option	Default Value
Relative Viscosity	1
Maximum Trials	40
Accuracy	1.e-5
If Unbalanced	Continue
Default Pattern	1
Demand Multiplier	1.0
Emitter Exponent	1.2
Status Report	No

國外水公司
Japan : η=1.15
UK : η=1.26

北水過去η=1.85

以臺北2000年的數據分析所得(近20年汰換近6成SSP，η會下降)

圖 4.3- 3 於 EPANET 投放漏水點 Emitter 的參數 N1 值所反應的管網體質

由於近年來北水處每年汰換超過 120 公里的管線，GIS 雖有完整的 SOP 與系統跟著管汰進行數化更新圖資，但是 2020 年將空間資料庫轉匯為水理模型，經過校正後，模型便停留在當下的狀態，經過 5 年的管汰更迭、閥栓調整、新設用戶，開始有部分的區域的模型演算值，逐漸偏離現場實測值。因此也規劃由廠商建置「水理資料庫」，定期自動撈取空間資料庫最新的圖資，匯出到水理資料庫中，可更新拓樸；新埋設的管段以理論 C 值預設給模型粗糙度，既有的維持原本校正過的 C 值，可更新屬性；閥栓操作的開度紀錄值，也由系統介接至水理資料庫內，可更新狀態。上述水理資料庫與自動更新系統將於 2025 年完成建置，確保未來使用的模型永遠是最符合現況的。

北水處將於 2025 年的續期標案進一步建置「數位孿生」的水理模型，目標在於擴充原有 WebGIS 上的平台功能，將 SCADA 監控即時數據、AMR 回傳用水量、小區流量計、進水點壓力等資料介接到平台內，每小時演算一次水力平衡，得到之即時演算數據將可完整反

映當下管網行為，比起零星的管網 RTU 監視點，模型涵蓋面更廣、可知悉任一個節點的水壓、各管段的流量，如同管網的雙胞胎，故稱為「數位孿生」。上述即時系統在於了解當下的管網的「理論」運行狀態，若與監控的「實際」狀態逐漸偏離，就能據此發出告警，很可能管網發生漏水、或設備遭逢故障情事。此外，將搭配擬真分析系統，給定不同操作情境 (Scenario) 與邊界條件，運算所對應的管網水壓、水量、流速等基本行為，由其中挑選最優操作方案，試圖讓漏水最少、耗能最小、卻又能滿足管網臨界點 (Critical Point) 的最低水壓。如此運用水理數位孿生的做法，已經跳脫過往水理模型僅限於規劃設計、只須「數量級」差不多的精度，數位孿生不只精度高、擬真、更需配合多種演算法，並以多時段動態分析為主，可計算耗能。

管網的數位孿生一旦建立起來，就可據此找出管網可能的問題，例如漏水，但仍需搭配測漏工具進一步縮小範圍，定位出漏水點，以便後續開挖修理。傳統的方法使用聽音設備，如測漏儀、聽音棒、相關儀、或佈設漏水震動儀 (Noise Logger)、水中聽音儀 (Hydrophone) 等工具，然而這些工具仍需人工經驗的輔助，才能判斷最可能的漏水點位。北水處將於 2025 年開始導入測漏 AI，輔助漏水辨識的工作，以提高定位的精準度。由於這類預訓練的 AI 通常取得北水處以外管網的漏水音進行訓練，不一定適用於臺北都會區高背景噪音、低漏水音頻的情況，例如國際大廠牌常用的 Noise Logger，通常只挑選 2 個特徵為 Level (音強程度)、Spread (音頻幅度)，詳圖 4.3-4。通常可滿足國外高水壓管網漏水音的辨識，但在臺北卻不一定抓的到漏水。因此，北水處首先必須收集臺北都會區的漏水音，搭配實際開挖後的標註 (Labelling)，建立自己的數據集 (Data Sets) 再進行訓練，以獲得臺北自己的漏水聽音 AI 模型。

另一個與聲音辨識有關的 AI，則是希望透過取得制水閥開度，據此推論通過閥門的流量，過去只能利用聽音棒貼著制水閥，由過水音以人耳粗略判斷制水閥是否完整關閉或留有一個小縫隙，為簡易「定性」判斷開/關的程度，如果想要「定量」判斷流量的數值，則更

需開始收集實測數據，包含制水閥的種類（蝶閥或球閥、閘閥等流量係數 Kv 皆不相同），以及安裝流量計測定不同開度下的流量，也要取得當下屬於滿管關閉、或空管開水的條件（聲音差異頗大，必須分開給定不同屬性，不能混為一談），據以進行數據標註，如此建立的資料集方能送入 AI 套件訓練。本案對於小型管線或許可安裝夾式流量計，以取得開閥的流量，然而任何流量計均無法正確計量不滿管的流量，必須擷取滿管後的聲音紀錄進行 AI 訓練，若實際操作上仍不易取得正確流量標註的數據，甚至對於大型幹管更難以安裝流量計，無從取得流量，則本案最後只能退而求其次，訓練 AI 辨識「是否完全啟閉」這類 Yes/No 的二元分類了。

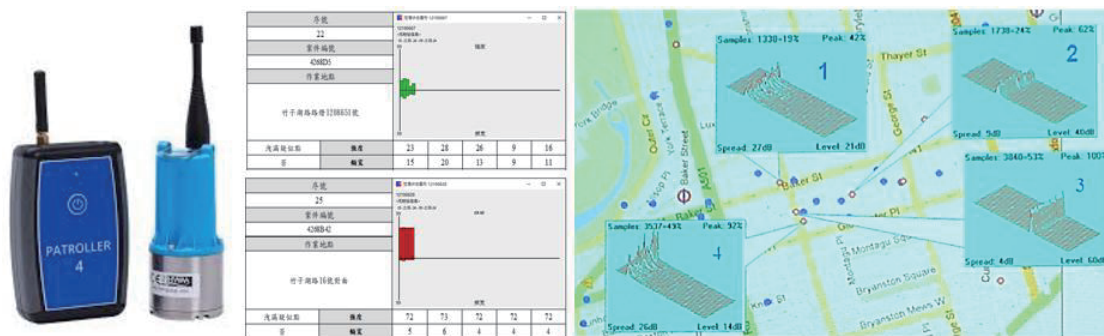


圖 4.3-4 漏水震動儀以持續的高強度 Level、低幅度 Spread 兩特徵判定漏水

4.3.2 供水節能

北水處 2024 年的用電大約 0.94 億度，排碳 4.7 萬噸 CO₂e，其中接近 9 成的耗能用於管網加壓，也就是水泵運轉的用電，為了 ESG 的減碳目標，有必要優化供水節能，其中的關鍵就在於管網端的「空間均壓」，以及水泵端的「健康評測」。

北水處供水系統的特色，除了少數高地用戶採用高位水池供水，絕大部分盆地用戶均採水泵直接增壓方式，由於水泵直送欠缺配水池的緩衝，稍有不慎便容易發生停水招致用戶抱怨，動輒得咎，因此在實際管網中嘗試錯誤找到最優的供水操作模式，風險極高。管網調配與操作，多建立於過去良好的操作模式下，再以經驗法則，局部調整後定案，水壓的分布並未達到最均勻方案、操作模式也未必是耗能最

少的，仍有很大的優化空間。

北水處於是規劃打造水理模型的數位孿生系統，讓調度操作人員不用冒著風險直接對管網做調整，而是盡情在數位孿生中進行方案試誤。由於北水處的 GIS 空間資料庫匯出的管網 INP 檔經過現場量測水壓校正，模型精度極高，甚至某些管網不用額外校正管壁粗糙度 C 值，就與實測水壓極為接近，足以稱為數位孿生了。因此 2020 年自動匯出 INP 模型檔案的功能開發之後，已經有許多成功的案例，透過模型試誤找出最優方案，再套用到實際管網。然而管網具有高度複雜性，自由度很高、不確定性更高，達成同樣供水壓力的方案很多，耗能最低的那一個方案未必能被人工透過模型試誤找出來，有必要以 AI 輔助試誤作業。

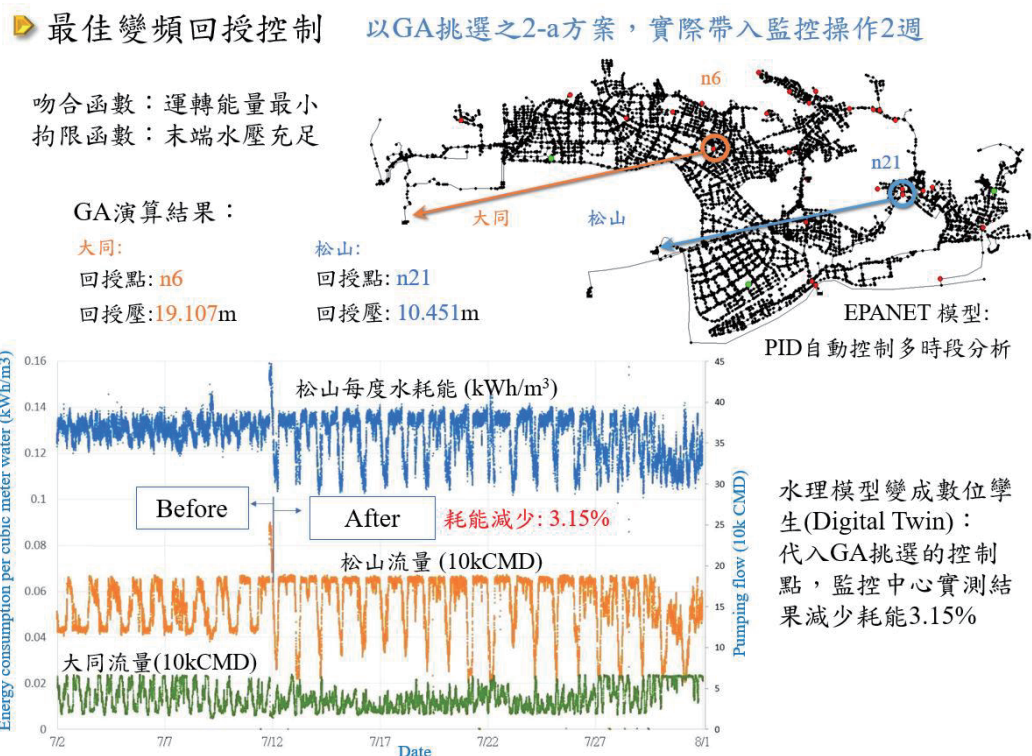


圖 4.3-5 水理模型以 PID 回授控制與 GA 套件，得出耗能減少 3.15%的方案

2021 年北水處同仁便開始使用遺傳演算法 GA，於內湖分區以兩個加壓站同步供水的複雜情境下，透過 AI 演化、挑選兩個加壓站的最佳回授點、回授壓，並給定目標函數（Objective）為耗能最小化、拘限函數（Constraint）為最不利點水壓維持恆定，經過 GA 的演算得

到一組變頻操作設定參數，然後套用到實際加壓站，經過比對，相較優化前的操作，GA 有效減少 3.15% 的耗能（詳圖 4.3-5）。此一試作證明「空間均壓」能在數位孿生模型中實踐，因此北水處規劃後續水理模型標案中開發相關套件，包含水泵 PID 回授控制模組、泛用型 GA、進階型 PRV 控制模組等，讓同仁不用在離線版的 EPANET 中撰寫控制程式、自行整理 SCADA 數據，而是使用 WebGIS 上的水理分析模組，在模型操作、方案試誤、圖資查詢與 SCADA 數據取得上將更為方便。

另一個節能的重點便是利用直潭位能，讓位於高程 35m 的直潭淨水場透過清水幹線輸送到平地配水池加壓站，然後開啟旁通閥直接注入管網，以重力方式供水。由於臺北盆地的大型加壓站高程介於 4~10m（詳圖 4.3-6），直潭的水頭可在盆地形成免費的管網壓力，不跌入水池，就不用開啟水泵加壓，省下許多電費。

然而開啟旁通閥注入的管網範圍也有限制，雖然在凌晨用水離峰、地勢平坦區域，重力供水可以滿足，但到了用水尖峰期間、管網延伸到丘陵區域，就必須切換到抽水機加壓模式，才能滿足用戶對水壓的需求。重力供水與水泵加壓也可同時並存，組合的方案非常多，究竟哪個方案最省電、壓力最均勻、末端臨界水壓也能滿足，可能需將 11 個供水分區的模型接上清水幹線模型，一起分析才有最優解，如果廣域全體最佳解不易計算，或許透過泛用型 GA 設定局部目標函數進行局部最佳演算，但對接前仍須針對場站高程、旁通閥係數 K_v 、水池容量、液位控制、水泵曲線等屬性進行調查，才能校正並完善整個模型，因此 2025 年的續期標案將要求廠商先對既有清水幹線模型進行調校，並於水理分析平台之中與分區模型完成對接。

加壓供水的心臟為抽水機，為馬達與泵葉輪的組合，如果要達成節能的目標，就必須了解兩者的運轉情況。對泵葉輪而言，「匹配」的妥適性扮演重要的角色，也就是挑選水泵流量與揚程額定點能夠匹配管網的運轉需求量，如果匹配不良導致大馬拉小車，則高揚程、大流量的水泵葉輪，於低揚程、小流量的運轉區間輸出，其運轉效率將

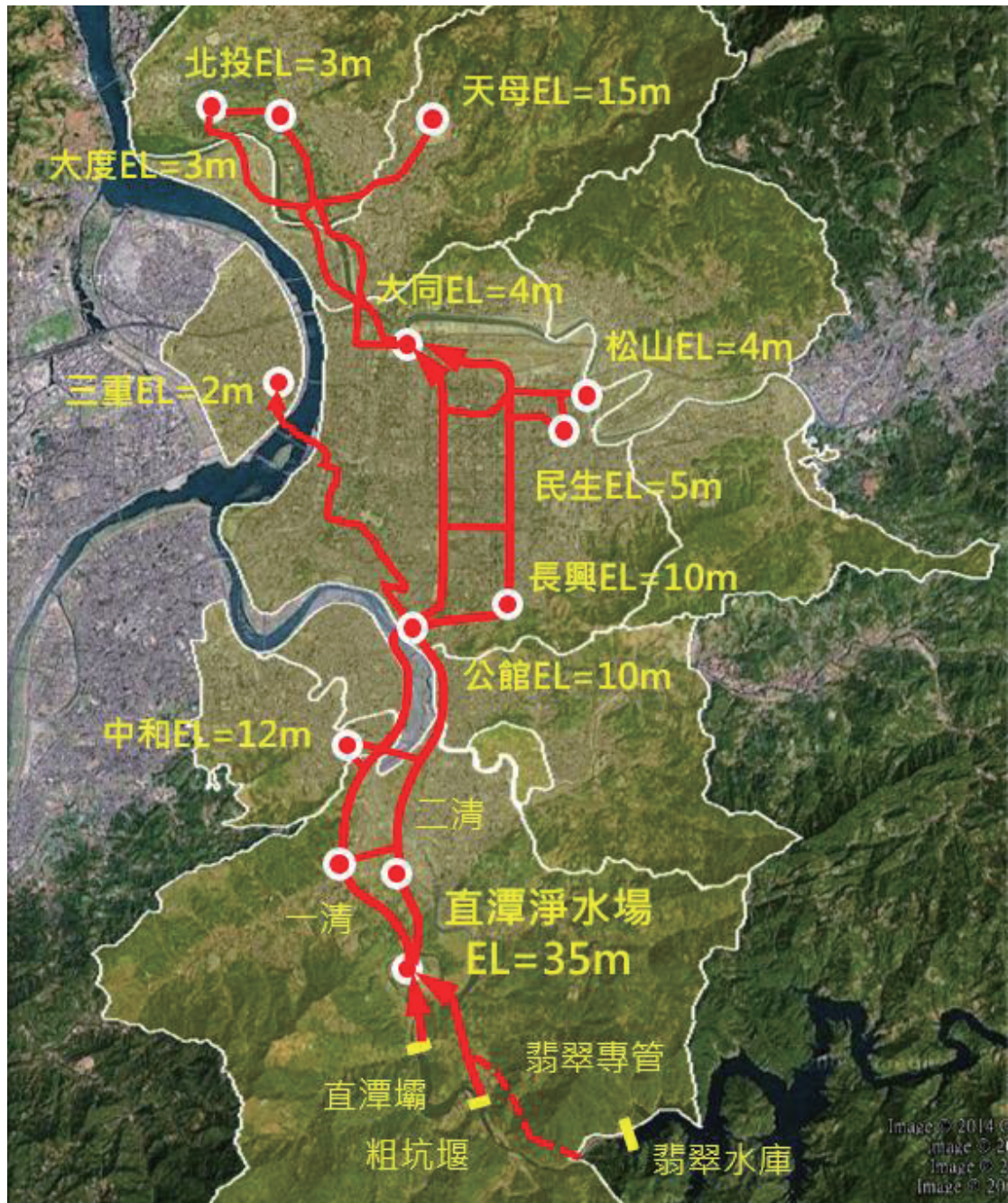


圖 4.3-6 北水處清水幹線與各場站高程

偏低，能量轉換率低落，例如在額定點附近運轉的效率 60%，若匹配不良，效率下降到 30%，用電將變成 2 倍，反之若將原本運轉效率為 30%的水泵提升到 60%，則可節電一半。究竟運轉中的水泵如何察覺其匹配妥適與否，北水處也規劃由水理模型標案開發「重建特性曲線與效率曲線」的模組，由 SCADA 的水泵出壓、流量、功率等數據，依照 Affinity Law 重建水泵曲線、效率曲線（詳圖 4.3-7），比對運轉分布點雲圖，就能視覺化了解運轉點落於哪個效率帶了。

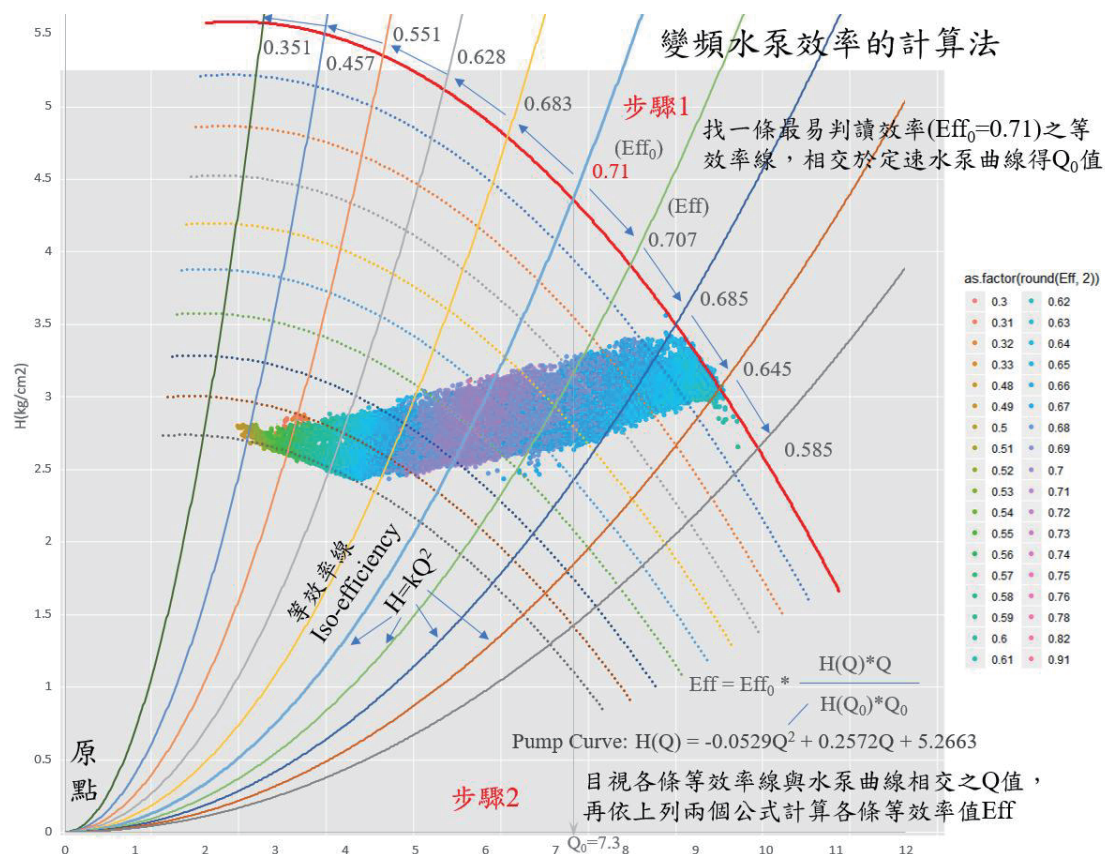


圖 4.3-7 Affinity Law 對監控數據運轉點雲重建出水泵特性曲線、效率曲線

重建後的水泵特性曲線、效率曲線更是水理數位孿生可以計算耗能的關鍵，雖然水泵出廠時皆由製造商於實驗室率定了上述 2 條曲線，然而抽水機投入使用後難免老化，曲線將不可避免地逐漸偏移，如果仍以出廠的曲線代入模型，所計算出的耗能將與實際不符。此外，供水管網需水量會因人口減少、漏水改善而逐漸降低，運轉點會逐漸偏移；有時甚至是供水範圍改變、水壓調整，一夕間出壓偏移，這都會導致匹配不良，不是採購當時選泵的問題，而是投入使用之後的運轉點偏移所致。

有時即便匹配良好，運轉點總是落於最高效率區域，但是重建的效率最高點卻明顯低於出廠效率，例如抽水機出廠測試效率為 75%，實際重建最高點效率僅 50%，這就是抽水機發生了「衰退」所致，可能是馬達線圈老化、定子斷裂、軸承偏心，也可能是水泵葉輪發生孔蝕（Cavitation），由於衰退是逐漸發生的，如果能夠在劣化到一定程度就察覺，提前進行保養維修，不但可避免故障導致停機，更可減少

衰退過程逐漸增加的耗能。

目前業界探知抽水機的健康度，通常有三個工具：震動規、超音波、電流。由於北水處抽水機幾乎全部採用沉水式，無法安裝震動規與超音波設備，因此使用高頻比流器 CT，以非破壞性方式取得進入馬達的三相電流，將可一窺劣化程度，如果取得之高頻電流透過頻率域擷取特徵，套用古典 MCSA (Motor Current Signature Analysis) 側頻公式 (如圖 4.3-8)，送入 AI 套件進行訓練，以後就無需以人工方式檢視電流頻譜，改由 AI 提前預警抽水機的健康狀況了，讓北水處由過去的「故障報修」(Breakdown Repair) 升級為「預知維護」(Predictive Maintenance)。

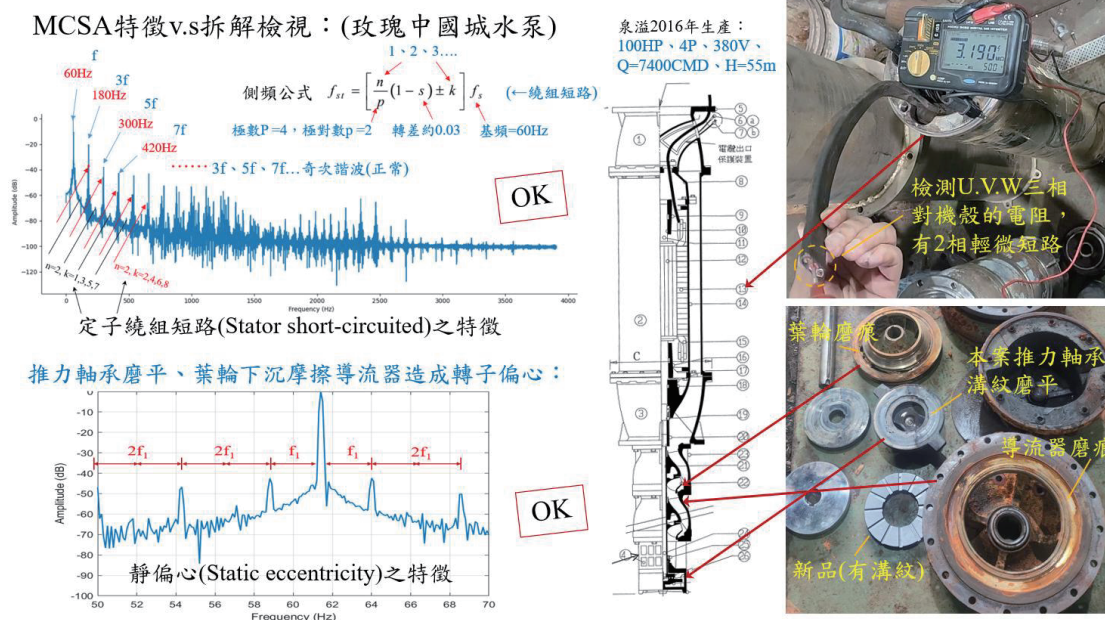


圖 4.3-8 水泵電流 FFT 異常側頻與古典 MCSA 相符也與拆解故障態樣吻合

抽水機健康度評測的子項目將先以一個內部研究案作先導，讓同仁對抽水機檢測的工具、方法學、使用的 AI 套件等，有了初步的理解，2026 年之後再配合相關標案，以資產管理的需求，引進整套健康度評測的系統，建構在既有的 SCADA、CMMS、GIS 系統之上，成為 ESG 能源管理的重要套件，其重要度將高於其他用電設備，畢竟啟動 1 台大型水泵 (750kW) 耗電可以點亮 10 萬根 7W 的 2 呎 LED 燈管，而北水處水泵用電佔了將近 9 成，監測水泵健康狀態據以提升

能源效率將是重點。

4.3.3 水質管理

本小節的水質管理指的是「管網內」的水質，包含「管網水質異常發生時溯源及預警」及「管網水質異常預測」，由於並非水源、淨水端的水質管理，而是涉及供水管網輸送過程，因此需與水理模型結合應用並加上其他演算法、及平台擴充功能等，部份的分析與平台展示功能已於 2025 年完成，其餘的需求將賡續於後期標案開發。

管網的水質向來都是難以掌握，而且水質儀器昂貴且不易裝設於管網，相較於便宜且易安裝的水壓 RTU，管網水質偵測站的密度極為稀疏，當管網發生施工或調整制水閥擾動所引起的水污染，通常是由民衆先發現問題，究竟污染發生的源頭在哪裏？會怎樣流動擴散？影響範圍及戶數又是如何？這些問題無法透過管網稀疏的水質儀器解答，只能仰賴水理模型進行溯源分析了。

當模型的水力（Hydraulic）校正完善之後，才能正確分析水質（Quality），而北水處一直稱呼為「水理」模型的理由，便是模型具有模擬水力及水質的能力。北水處於 2020 年首個標案結束之前，就著手水質分析的應用，例如施工或啟閉制水閥揚起管垢的情形屬於「不降解」的點污染（Point Source），很適合利用 EPANET 的 TRACE 功能，投放污染物於水源起始點、往下追蹤流動路徑，但此功能僅能秀出全局解算的擴散濃度、流動方向，卻無法展示受污染用戶的水是來自上游哪些管路，也就是欠缺往上溯源的功能。於是北水處於續期水理標案中，基於 TRACE 的解算結果，取出各節點的濃度值，以及節點之間的流動方向，結合「圖論」（Graph Theory）演算法處理節點之間的關連，成功開發向上溯源的流線路徑重建，續期標案於 2025 年完成「污染溯源」的視覺化展示功能（圖 4.3-9），使用者若得知某地址發生水濁，就可在 WebGIS 介面上點選該址附近節點，水理模型取出 TRACE 解算結果，透過路徑演算法將流入此節點的流動軌跡，一路向上溯源到加壓站。如此視覺化呈現將大大縮短水污染事件的現

場查找時間，只要沿著流動路線往回找，不用大海撈針遍歷整個管網。

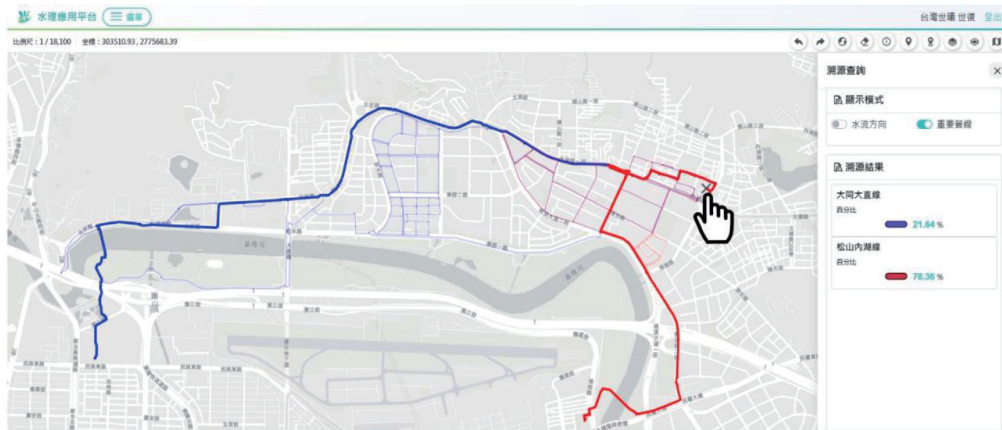
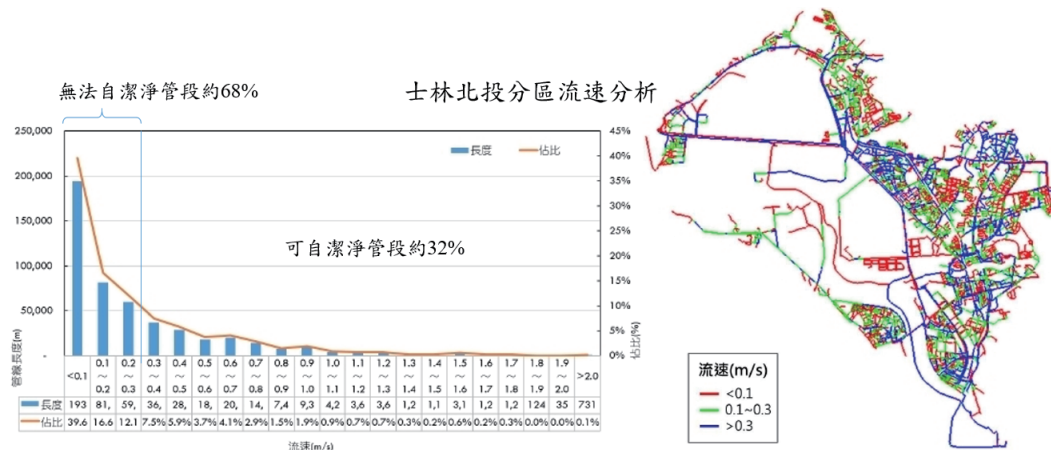


圖 4.3-9 溯源分析功能點選發生污染節點，向上追溯流動軌跡與混合百分比

2025 年接續的水理標案將延續溯源分析的開發，由於北水處於臺北市中心有 4 個供水分區（中央 4 區），水源來自 4 個加壓站多線供水，而且分區管網融為一體難以切割，使用 EPANET 的 TRACE 功能僅能分析 2 個水源供水的流動路徑，尚無法分析中央 4 區的污染物質溯源，因此本標案將採用 EPANET 的插件 MSX（Multiple Species eXtension），透過撰寫多個水源物質（Species）的腳本定義文件，再呼叫 EPANET2.DLL 進行解算，就可解算多個源頭物質之輸送、流動、混合的問題了。解算後的 RPT 檔案解析與視覺化呈現，將仿照前一期作法，以圖論演算法由通報污染節點往源頭提取路徑，完成溯源流線的重建。為了加快視覺化溯源重建過程，於介面點選污染節點，不會重新執行水理演算，而是每小時都先執行一次當下的演算，將所得 RPT 解算檔案存入記憶體內，當系統接到溯源指令時候，再以圖論演算法由記憶體內快取 RPT 的解算結果，迅速重建流線，由於無磁碟或資料庫的 I/O，視覺呈現將無任何遲滯情況。多年的水理分析結果得知，北水處管網流速並不快，即便尖峰時段，大約 7~8 成的管線流速低於 0.3m/s（如圖 4.3-10），污染物移動是緩慢的，若善加利用此一特性於污染大規模擴散之前，先由系統重建流線並以演算法判斷可能的點污染發生位置，提前發出預警，及早處置，未來若上述案件處理留下足夠數據集，並有態樣標註（Label），將可導入機器學習等 AI 套件，數據集訓練之後，能觀察類似的案件於模型初期態樣，提前自

動發布預警，爭取更多處置時間。



另一個水質議題，也是困擾全球供水單位許久的疑問，就是管網中的水齡有多老？餘氯剩多少？三鹵甲烷有多濃？出廠水質合格，但是輸送過程過是否劣化？過去沒有水理模型的年代，只能得知淨水場出口端的水質，而對廣大管網端的水質狀況了解較少，僅能透過人工取樣，現場以攜帶型儀器測得餘氯、濁度或送回實驗室求取三鹵甲烷濃度或其他水質參數，如果安裝了線上水質儀器也只能取得部分的數據，如餘氯、濁度、pH、導電度等，仍無法全盤了解。

由於管網的輸送情況取決於管網拓樸、用戶需水變化，這都會影響水質，所以零星的採樣數據並不能進行內插、推斷管網中間的水質，有時因為管網拓樸配置不良，或閘栓控制等因素，形成局部滯留而導致水質劣化，臨近加壓站的地方反而餘氯偏低。北水處 2020 年的標案於是搭配校正後的水理模型，首度分析管網水齡、餘氯的分布，過程中利用線上水質儀器的實測餘氯，調整水體餘氯衰退係數(kb, Bulk Coeff.)，讓模型演算值十分趨近實測值，透過多時段動態模擬，更發現配水池是一個劣化水質的設備，不但讓池中的水齡增加、餘氯衰退，更會因週期性吞吐而讓放下來的「老水」劣化了周邊管網水質。上述水質模擬成果亦曾發表於國際研討會，詳圖 4.3-11 所示。

Water Quality on Map

residual chlorine & water age analysis of Taipei

(Running the simulation in WebGIS with epanet2.dll and rendering by ESRI ArcGIS Server)

Residual chlorine: Using jar test to acquire k_b (bulk reaction coefficient), combining wall coefficient k_w into total $k = -0.1$ for simulation.

Model shows all networks keep the residual chlorine above 0.2 mg/L, except some dead ends

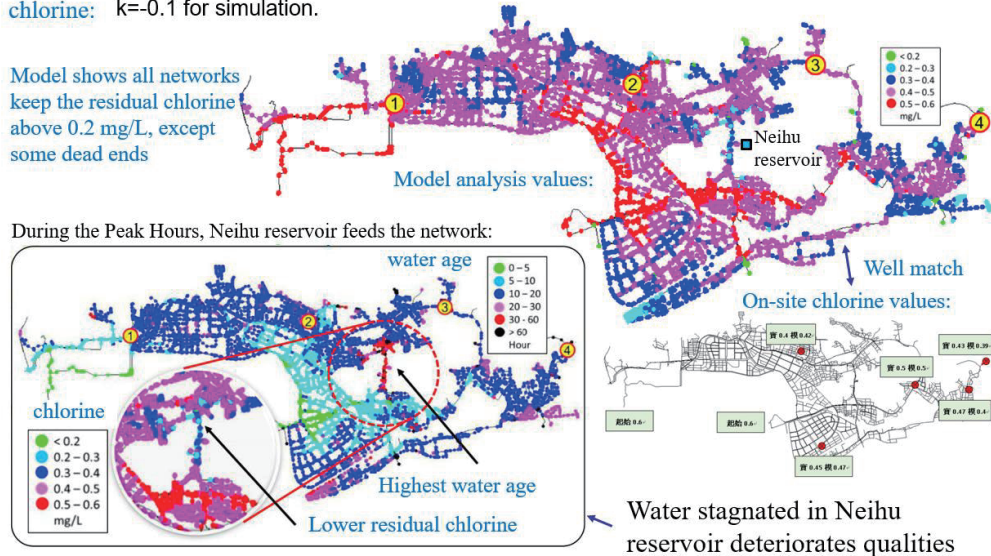


圖 4.3- 11 內湖分區的水齡與餘氯分析結果（發表於 ESRI UC 研討會）

管網中水齡是一個衡量自來水「新不新鮮」的指標，由於演算邏輯單純，假設少，也是國際間水務進行水理分析一定會採用的指標。北水處由過往的分析得到一個結論，就是直接供水型態的分區，即便範圍很大，其末端水齡大多小於 48 小時內，但間接供水型態的高地系統，採用多段加壓、有多個配水池的小型管網，其水齡就隨著配水池數量，逐級攀升，最末端的配水池甚至讓水齡達到 6 日，也就是配水池雖然是穩定供水的重要設施，但卻會增加水齡、劣化水質（詳圖 4.3- 12）。

由於過去的分析僅以供水分區為單位，水齡的 0 點設於加壓站出口，但事實上，真正的 0 點應設於直潭淨水場，其自來水透過清水幹線流入各分區之前，早已開始累積水齡，如果分區又屬跌入配水池再加壓供水的模式，水齡更會在配水池中攀升，因此，真正的管網水齡必須整體考量，將清水幹線模型對接到所有分區模型，再設定水齡的 0 點於直潭場，如此執行的多時段水齡分析方能得到真正的數值。北水處 2025 年的續期標案已納入清水幹線校正與對接分區模型的需求，未來將可基於此全局模型，計算出各分處真正的水齡。

木柵二期水齡分析

水池是導致高地區水齡居高不下的原因

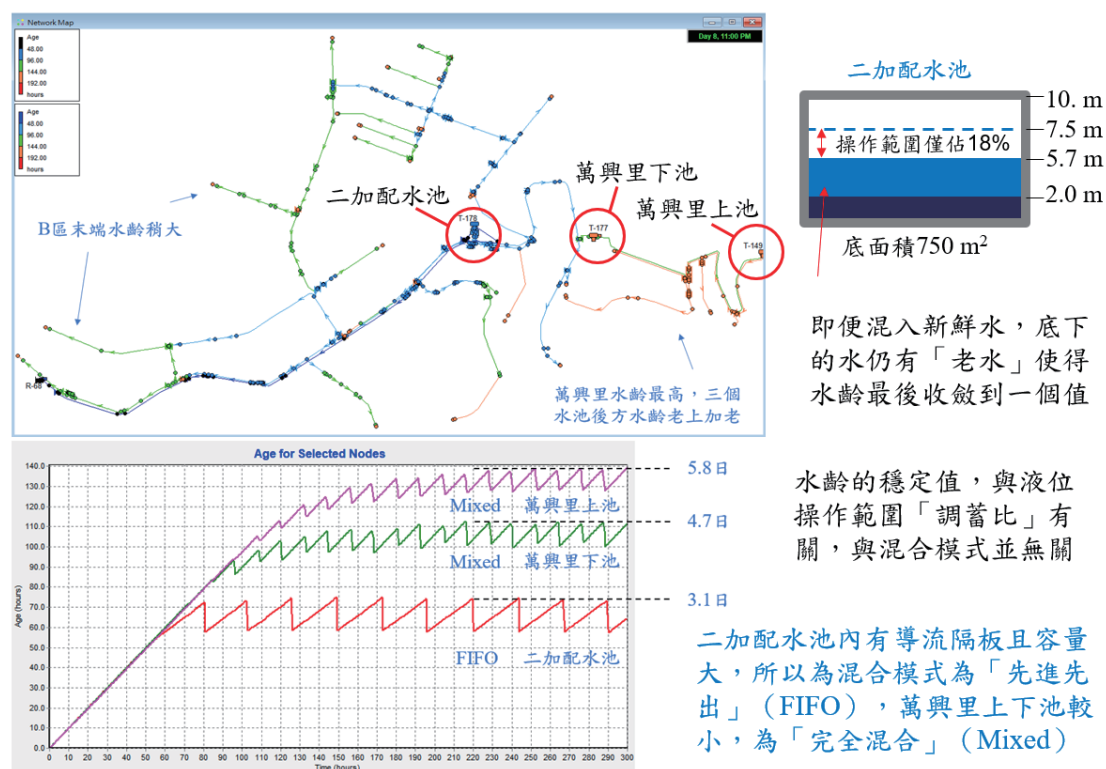


圖 4.3-12 高地供水管網水齡隨配水池逐級增加

北水處基於上述水理模型的基礎上，將專注於水齡、餘氯、三鹵甲烷水質模式與系統的開發，因為這 3 項分析為 EPANET 內建解算函式，無須另行開發。至於其他水質指標仍可透過前述 MSX 插件，將水體中的化學物質於輸送過程的反應方程式，撰寫為腳本文件再送入水理平衡演算，讓未來北水處的水理平台具有分析的可擴充性。

對於新的水處理方式或投藥改變，甚至是新的管材內襯所產生「管網化學穩定性」之變化，例如改變藥劑使管網內部結垢溶出，爆發紅水或鉛水的分析。又或者水源微生物、淨水方式及管材內襯對「管網生物穩定性」之改變，例如降低消毒劑濃度，模擬管網微生物孳生與抑制繁衍的最低濃度研究，上述的化學、物理、生物反應方程皆可利用 MSX 插件結合水理模型進行評估及模擬。

然而即使只先發展前 3 項，欲達成每小時算出一次水質狀況並即時動態發布，也須動態取得參數，例如餘氯的分析中，反應係數 k_b 就必須以人工做「杯瓶試驗」(Bottle Test) 方能得知，而且不同的溫度、

不同的水源都有不同的 kb，因此續期標案將另外開發後台，提供實驗室人員隨時上傳杯瓶試驗結果，再傳送到模型內。若杯瓶試驗所得數據足夠多，涵蓋各水源、不同溫度的 kb，系統則可依模擬當下水溫，直接到後台資料庫撈取，不需重做試驗，尤其北水處的水源種類少、水的化學及生物特性較為穩定，可能決定 kb 值的主要因素為水溫。

4.3.4 淨水管理

淨水業務的 AI 應用落地，首重於資料整合與流程數據標準化。目前北水處淨水場雖已建置 SCADA 監控系統與局部水質管理平台，但各場站間的系統架構與資料格式尚未完全統一，導致橫向比對與長期歷程追蹤困難。建議優先整合以下資料模組：

- SCADA 系統之原水與出水水質數據（如濁度、pH、溫度等）
- 加藥紀錄與投加設備運轉狀況
- 清水池水位與出水操作時序資料
- 設備維護紀錄（如加藥泵、混凝攪拌設備、反洗泵浦等）
- 能源使用資料（電力消耗與操作模式關聯）

整合後可建立統一資料平台，並設置資料同步、轉換與視覺化介面，提供 AI 模型訓練與策略分析的數據基礎。若能與其他系統中場站地理與供水範圍資訊串接，將有助於分析外部環境因素對淨水運作之影響。

AI 項目應根據業務急迫性、技術成熟度與資料可用性，擬定階段性導入路徑，並考量與現場作業人員實務融合的可能性，提出下列推動藍圖：

1. 第一階段：精準加藥系統

建立可自動預測與建議加藥量之機器學習模型，輸入變數包括：原水濁度、pH 值、流量、加藥量等。此模型可針對不同原水條件給予加藥建議。系統應具備人機交互介面，讓操作人員在接收建議後，保有微調空間並記錄其調整行為，回饋至模型進行再訓練。

2. 第二階段：原水水質異常預警系統

本階段重點為建置以「新店溪流域上游降雨變化與下游淨水場原水濁度關係」為核心之異常預警系統。根據過往經驗，當上游集水區出現強降雨事件，常伴隨泥沙沖刷，導致短時間內原水濁度大幅上升，對於加藥操作與濾池負荷造成顯著衝擊。因此，導入人工智慧技術預測此類「濁度突升」事件，有助於提前調整加藥策略與處理流程。

3. 第三階段：設備異常預測與健康評估系統

蒐集關鍵設備（如加藥泵浦、混凝機、反洗設備等）之運轉時數、電流、啟停次數、保養紀錄等資訊，建立分類或回歸模型判斷設備劣化趨勢與異常風險，進而推估剩餘壽命與建議保養時點。此平台應整合於維運管理系統之中，結合人員排程，提升預防性維護效率。

因後續淨水管理 AI 平台將委由廠商開發，有別於之前導入封閉式系統，有無法自行修改及調配的困難，故建議採開放式架構設計，以利模組擴充、版本管理與多場站部署。AI 系統應支援 API 串接與多來源資料整合，並具備權限控管、資料稽核與回訓機制等基本功能。此外，也應保留模型替換或升級彈性，讓未來可因應新演算法或環境變數進行調整，確保系統長期可用與持續精進。

為使 AI 專案順利進行並符合實務需求，淨水科將成立跨單位（場站）協作小組，以「需求釐清－資料支援－使用驗收－教育推廣」為主軸，配合廠商團隊完成開發與實測工作。建議如下三個功能性協作小組：

- 資料整合小組：負責協助廠商取得與解析來自各淨水場之 SCADA、水質監測、維修系統等資料，並協助定義資料欄位、清洗規則與標註方式，特別針對異常事件（如濁度劇升、設備故障）進行案例標記。資料整合將採 ETL 流程導入中央資料平台，北水處亦將提供介接規格與資料版本控管規範，確保後續模型訓練資料品質與可擴充性。
- 模型開發小組：負責與廠商進行模型選型討論、訓練樣本確認與預測結果驗證。北水處操作端人員將定期參與模型測試會議，提供系

統輸出之操作意義詮釋與回饋，並共同確認模型參數是否可解釋、是否與操作習慣一致。北水處亦將協助定義再訓練觸發條件與輸出介面樣式，確保模型實用性。

- 實務導入與教育推廣小組：負責 AI 系統落地測試與使用者教育推廣工作，包含協助廠商設計人機介面 (HMI)、操作引導流程、回饋問卷與錯誤回報機制。北水處將負責辦理內部教育訓練與操作手冊審查，並協助推廣至其他場站。為配合未來可能跨場站部署，建議廠商於開發初期即參酌模組化介面設計，北水處將協助提供各場站系統差異資訊。

綜上，北水處在推動淨水業務 AI 化的過程中，需同時兼顧資料整合、技術導入與人員應用。透過分階段的系統建置與跨部門協作，並採用開放式架構設計，可逐步提升水質穩定、設備管理效率與操作韌性，為未來智慧淨水發展奠定基礎。

4.3.5 工程管理

北水處自 2006 年推動 20 年管網改善計畫。並於 2025 年接續 10 年管網改善精進計畫，同時整備計畫 1、2 期也平行的執行之中。如此高強度的固定資產投資，許多工程標案執行過程，就會衍生在建工程管理的需求，而工程完竣後，也有管理維護與優化操作的工作等待接管單位處理。因此本小節的子項目多為輔助性質的 AI 助手，目標在於節省管理人力、提升工作效率，而且部分的 AI 工具已經是業界發展成熟的套件，在其他領域有成功的經驗，甚至包裝成為商品，很適合北水處引進使用。

1. 防救災監控中心小助手

「防救災監控中心小助手」是基於大語言模型與網路爬蟲的系統，北水處預定於 2025 年採專標的方式引進。過去北水處監控中心是資訊匯集的樞紐，接收來自管網 RTU、場站儀控資訊、客服中心用戶資訊、北水處委外廠商施工即時資訊等，在市府 EOC 開設時，也會介接其災害訊息，以利進駐指揮官掌控案情與調度，然而對於某些零星

的突發事件，監控中心通常欠缺第一手的情報，例如火災、水污染，這類無法透過水處 RTU 取得資訊的事件，只能被動等待客服中心接到用戶來電，或者值班人員主動觀看新聞台、搜尋網路新聞，才能取得相關訊息，但獲得資訊較為落後、不夠即時。爰此，如果能透過爬蟲程式不間斷地在網路上抓取社群、新聞，只要是與自來水相關的事件，全部囊括進來，然後再以大語言模型將抓到大量的文字整理歸納，成為事件摘要描述，就可透過 LINE 等通訊軟體推播或送出提醒，讓監控中心的值班人員第一時間判斷事態嚴重程度，據以向上通報、即時處理（詳圖 4.3- 13），將可省下大量時間進行人工搜索網路事件，畢竟機器人又快又準。目前這類的爬蟲與語言模型組合而成的系統，已經商品化，大多為雲端產品。所幸運用範疇內並不用將北水處地端機敏資料送入雲端，無洩漏的問題，因此規劃採用雲端的商品，不需購置地端硬體設備，更無需添購地端驅動 LLM 推論的 GPU，而且雲端的方案可確保語言模型總是有最大最新的版本，不用擔心使用地端語言模型只有幾個 10b 以下開源模型的窘境。若本案成功引進並適用良好，將是北水處第一個可執行的雲端大語言模型 AI 助手，對後續其他科室引進試辦或者落地運用，具有重要參考價值。



圖 4.3- 13 防救災 AI 助手的建置需求概念圖

2. 工地影像安全監測系統功能

為提升水資源有效應用，北水處推動「供水管網改善及管理精進計畫」，其中輔助施工安全管理為管線汰換重要一環，推動工地影像

安全監測，以智慧化工程施工安全管理提升施工品質及人員安全，透過介接臺北市工務局道路挖掘管理中心即時施工影像資料，以 AI 影像技術辨識施工人員是否確實配戴安全帽及穿著顏色鮮明有反光帶之施工背心；如辨識有違規情形，則以北水處施工資訊現場管理 (APP) 即時推播告警現地廠商領班，提醒改善違規情況；如通知達 3 次仍未改善則改以通知監工同仁處理違規情況，藉由 AI 技術提升現地工安，降低職災發生的風險；未來視施工現地需求、影像資料品質及 AI 技術演進，將可配合訓練提升相關影像辨識模型，系統功能架構如圖 4.3- 14 所示。主要功能內容包含以下項目

(1) 工程施工安全模型辨識訓練：

- 安全衛生設施：針對有否配戴安全帽及穿著顏色鮮明有反光帶之施工背心進行影像辨識。
- 鏡頭阻擋檢測：判斷攝影器材的鏡頭是否存在污漬物或被施工人員阻擋。

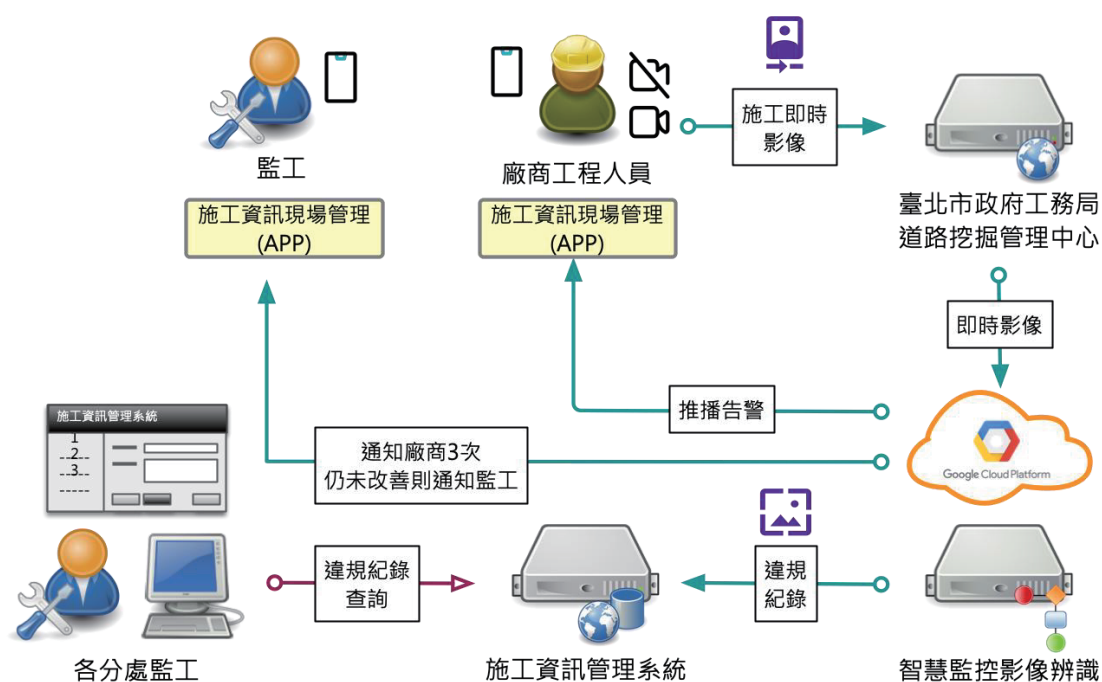


圖 4.3- 14 工地影像安全監測系統功能架構圖

- 模型準確率：根據訓練結果模型架設後，針對北水處工程試運轉三天，紀錄辨識成果，人工將各擷取圖片依照違規判讀設定（任一串流影像連續違規達違規判讀設定次數即認定為違反職安規範，預設

值為 3 次) 計算事件數量，其辨識正確率應達到 90%以上，以符合本案需求。

- 影像串流管理：可同時介接道路挖掘管理中心多台攝影機的串流影像來源，進行批次處理並執行影像辨識。

(2) 推播機制：

- 違規記點次數：任一串流影像連續違規達違規判讀設定次數後，即認定為違反職安規範，違規判讀設定（預設值為 3 次）可經由系統設定調整。
- 冷卻階段：為避免短時間連續發送類似場景的違規事件，系統應設定冷卻階段的機制，避免告警資訊產生訊息疲乏，冷卻階段（預設值為 1 分鐘）可經由系統設定調整。
- 偵測區間：系統可設定時間區間（預設值為 5 秒），以避免因前後不同的違規項所累積點數，造成違規誤觸之情形，並確保違規記點之可執行性。
- 攝影機設備斷訊：介接道路挖掘管理中心的 Web API 取得攝影機連線，錄影時間資訊，藉以判斷攝影機設備是否處於離線狀態。

(3) 時間序列資料庫：建立以時間序列資料為導向的資料庫，以因應違規紀錄可能在短時間內快速寫入，以及以時間區段進行違規資料的查詢。

4.3.6 業務管理

北水處業務管理的主要職責包括抄表、稽複查、AMR、換表、收費、櫃台及客服等相關業務。因應各項業務的專業性、複雜性及即時資訊查詢等需求，1987 年建置「水表營收資訊系統」整合相關資訊，並歷經 2 次改版。為提升各項業務數位化與執行及管理效率，北水處於 2015 年開發「智慧水網系統」提供智慧水表營運管理、於 2019 年開發「水妞」（文字客服機器人）提供智能問答服務輔助客服話務等作業及 2023 年開發「水費催收複查及換表管理系統」專門處理複查、換表及水費催收等作業，並歷經多次改版，提供北水處業務管理

所需，業務管理主要職責如圖 4.3- 15 所示。

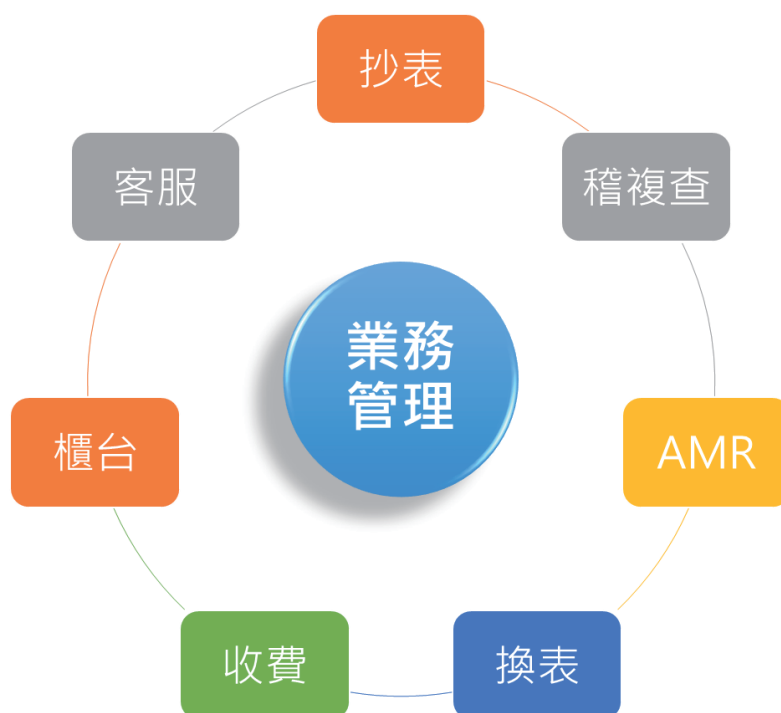


圖 4.3- 15 業務管理主要職責

1. 智慧水表 AMR

智慧水表營運管理部分因應數量日俱增加，同時考量系統效能、擴充性及滿足北水處營運及管理上實用需求，共分 3 個階段進行系統建置及功能增修。

(1) 第 1 階段-2015 年建置智慧水網系統

透過智慧水表連續性、不間斷的回傳方式，提供回傳指針度數及用戶用水趨勢圖查詢功能，呈現包括用水量比較、時間區間之曲線統計圖、水量歷史明細資料、社區總表及所有公共水栓的水質及水量狀況等資料，進而用於察覺內線漏水、分析用戶用水模式及了解水表靈敏度的衰退現象，一般使用者畫面如圖 4.3- 16。



圖 4.3- 16 智慧水網系統一般使用者畫面

(2) 第 2 階段-2017 年建置自動讀表業務管理系統

隨著智慧水表安裝數增加，業務管理功能需求也隨之增加，但因第 1 階段的自動讀表智慧水網僅能透過逐栓查看回傳指針度數及用戶用水趨勢圖方式發現用戶用水異常，欠缺異常主動警示、進水譜分析、產製統計報表及列管追蹤等功能，因此於 2017 年起，結合業務需求規劃建置新系統，並新增自動成案通知及每日報表檢視等功能，以用水突增減為例，主要可透過用戶用水情形，以群組或單表方式進行用水量突增減百分比數值與突增減度數等參數設定，並於警示成案後，由管理者進行案件查處及回報等作業，並綜整分處同仁累積之異常案件處理經驗，陸續精進增修異常成案判斷邏輯，更利於準確地判

斷異常，提升同仁異常處理效益。(案件登錄作業畫面如圖 4.3- 17)

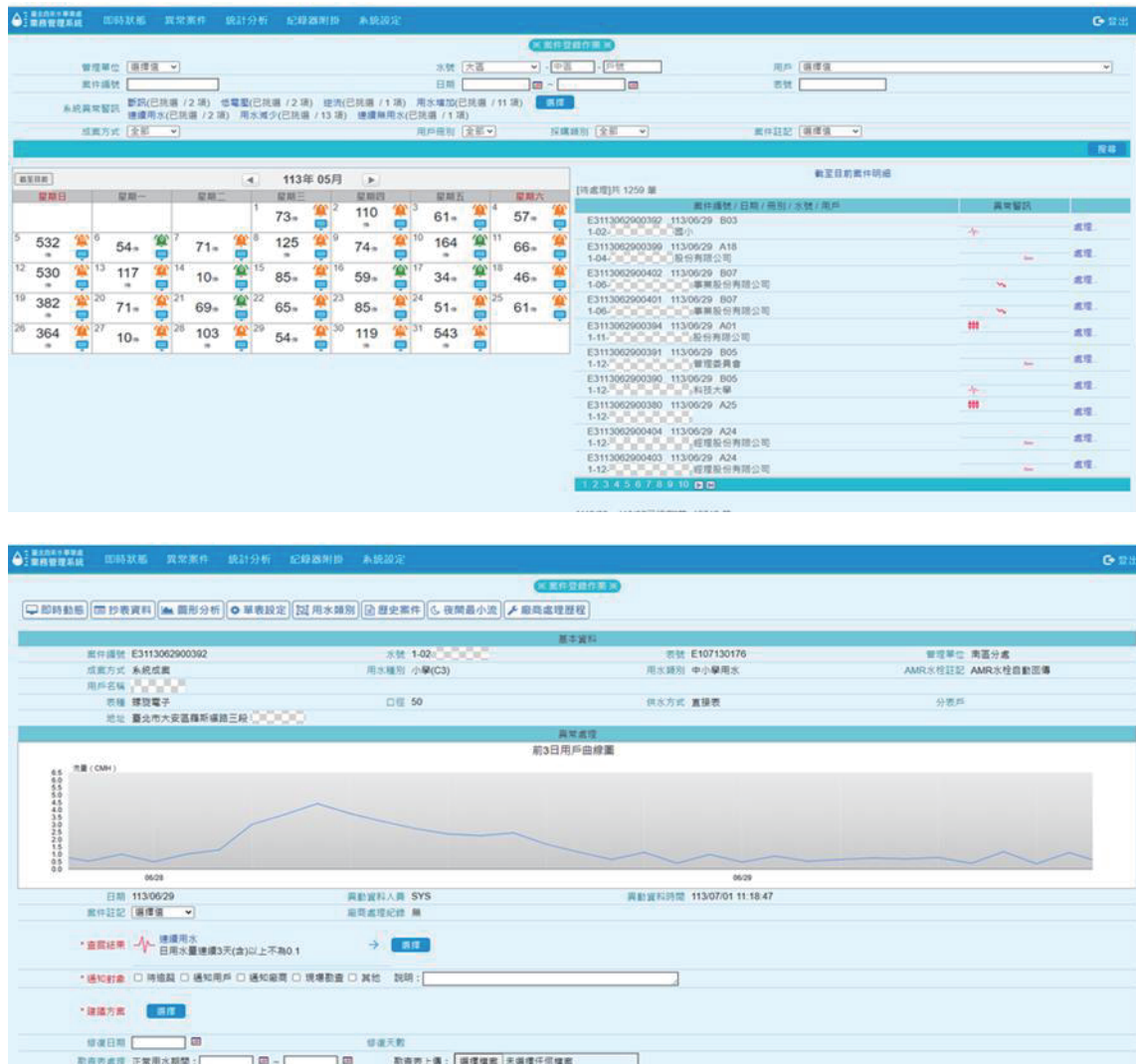


圖 4.3- 17 案件登錄作業畫面

(3)第 3 階段-2023 年起開發新 AMR 平台系統

為因應新建案及既有建物等持續推動換裝智慧水表，經評估系統負荷漸漸加重，並已發現部分作業已產生延遲現象，為滿足效能需求，於 2023 年起開發新平台系統，並針對系統架構、程式設計、資料庫等重新規劃建置，而業務管理需求功能方面，除確保支撐轄區內換裝智慧水表每日 24 筆數據收集與完成日用水量結算外，並針對異常主動警示歸類、契約管理、罰則管理、派工管理、施工管理、績效管理及統計分析等作業進行全系統化開發，其中異常主動警示歸類部分以用水突增減為例，因各水栓用水量均有不同，若統一預設值設定突增 30% 警示，則導致週用水約 10 度用戶，突增至 13 度以上則警示，週

用水約 250 度用戶，需突增至 325 度以上警示，經評估統一預設標準無法通用，為優化此功能，於 AMR 系統開發透過用水級距自動歸類用水突增減異常警示功能，透過拆分用水級距（共 8 個級距），以用戶平均用水量進行自動歸類，有效減少人工逐栓警示設定工作量，並定期重新歸類。（用水級距成案條件設定畫面如圖 4.3- 18）

用水級距成案條件設定									設定
月用水量	月用水量增加條件		月用水量減少條件		月用水量增加條件		月用水量減少條件		
	增加大於度數	增加大於百分比	減少大於度數	減少大於百分比	增加大於度數	增加大於百分比	減少大於度數	減少大於百分比	
0 - 20	30		30		10		10		設定
21 - 60	30		30		10		10		設定
61 - 200		50		50		50		50	設定
201 - 400		40		40		40		40	設定
401 - 600		40		40		40		40	設定
601 - 800		30		30		30		30	設定
801 - 1000		30		30		30		30	設定
1001 - 100000		30		30		30		30	設定

圖 4.3- 18 用水級距成案條件設定畫面

而異常主動警示部分，雖歷經上述 3 個階段調整及功能增修，已減少大量誤成案情形發生，以用水突增案件為例，統計 2025 年 6 月智慧水表安裝栓數約 9 萬餘栓，2024 年 7 月至 2025 年 6 月於第 3 階段開發新 AMR 平台系統用水突增案件共計 9,055 案（新 AMR 平台系統 2024 年 7 月上線），與 2024 年 6 月智慧水表安裝栓數約 4 萬 8 千餘栓，2023 年 7 月至 2024 年 6 月第 2 階段自動讀表業務管理系統用水突增案件共計 17,566 案，相比已明顯減少，但與 2024 年 7 月至 2025 年 6 月提報預防性減少水資源浪費 1,086 案相比，仍有因連續假日或用水需求改變等短時間用水增加無效誤成案情形發生。

為解決上述問題，北水處於 2024 年起初步評估開發透過 AI 進行「AMR 用水異常判斷及示警」功能（圖 4.3- 19），希望經過蒐集與整理提報預防性減少水資源浪費案件（2016 年起累計至今約 9 千餘件），提供 AI 模型進行學習，並預計於模型開發完成後分為 2 個階段進行準確及穩定性測試，第 1 階段為由 AI 模型針對新 AMR 平台系統主動警示用水突增及連續用水案件進行正常類或異常類建議、區分案件處理優先順序及可能漏水範圍，並持續精進模型準確度，第 2 階

段為待模型準確度到一定程度後，針對模型判斷正常類案件進行自動結案，僅留下判斷異常類案件由承辦人員進行處理，期能透過 AI 模型協助，有效減少目前須人工判斷及處理無效誤成案情形。



圖 4.3- 19 「AMR 用水異常判斷及示警」初步規劃示意圖

2. 客服系統

客服話務等作業部分因應人力逐漸短缺等因素，傳統客服作業已難以有效應對日益增長且重複性高的基礎諮詢，為有效提升營運效率、優化顧客體驗，共分 2 階段開發智能客服系統，以提供更快速、便捷、一致且個人化的服務。

(1) 第 1 階段-2019 年建置智能客服系統「水妞」

導入文字客服系統，進行客服中心的創新與轉型，開發初期北水處投入大量人力進行知識庫資料盤點與建立，但經盤點後發現問答之內容文字及專業用語過多，恐造成用戶不耐煩閱讀及不同的用戶可能會以不同的方式進行詢問，導致無法獲得標準答案等問題，為解決上述問題，精進作為如下（水妞一般使用者畫面，如圖 4.3- 20 所示）：

- 採用階層式引導問答：將複雜的問題拆解分層，引導用戶依需求點選，以精準提供所需資訊，有效縮減答覆內容，節省查詢時間。如補發水費帳單分為 email、簡訊及紙本帳單。
- 運用圖片影片輔助說明：減少條列式文字，例如用水設備、水費單據等以實際圖片參照代替冗長文字說明，提升問答效率及使用意願。
- 開發例句學習功能：讓系統能夠理解更多樣化的用戶提問方式，即

使這些提問方式並未完全包含在預先建立的標準問答中，使用戶無需擔心必須使用特定的關鍵字或句式，也能獲得所需的資訊。



圖 4.3- 20 水妞一般使用者畫面

(2) 第 2 階段-2020 年導入互動式對話服務

因初期導入文字客服系統，並未介接北水處水費系統資料庫，無法查詢用戶即時動態資料，且用戶部分申請作業，仍需臨櫃辦理，為提高使用意願，以統計用戶來電分類及評估用戶最有感作業做為優先改善目標，包含補發水費單、自然人過戶、水費結清試算、自報度數及用水量異常自我檢查等 5 項功能，有效減少臨櫃洽辦時間，提升服務品質，說明如下（水妞 5 項互動式服務如圖 4.3- 21 所示）：

- 補發水費單：補發水費單功能依帳單種類分為三類，包含紙本、簡訊及電子郵件帳單，用戶進入水妞服務頁面後，透過輸入地址或水號先查詢是否有欠費或為代繳戶，如符合無欠費、無代繳及補單期限內條件，即可自行申請立即補單並寄至用戶通訊地址或用水地址。
- 自然人過戶：用戶本人可依提示步驟輸入水號、水費單原用戶姓名、新過戶個人資料等，並完成手機簡訊驗證即可成功過戶，申請條件為該水號需無逾期未繳之欠費、非管制用戶或該水號半年內未曾過戶用戶即可申請。
- 水費結清試算：用戶如需於計費期中間結算水費，可於水妞上以地址查詢表號，現場抄錄水表指針後，直接試算水費，水妞會提供試

算金額表做為雙方結算水費依據。目前本功能已合併至北水處官網申辦水費結清並繳費功能。

- 自報度數：用戶透過水號或表號查詢，於水妞自報度數，並會自動列出同總表下各分表供點選申報。如填報度數異常，水妞會主動警示，用戶可立即確認指針是否正確或查看住家是否漏水，有效降低自抄錯誤及漏水處理時間。
- 用水量異常自我檢查：用戶可透過水號查詢最近 1 期用水量較前期用水量是否異常，若達成成立用水突增客訴案件條件，如直接表本期實用度數較上期高出 30%且相差 10 度以上時，水妞將先告知用戶自行檢查漏水步驟及方法，並依用戶需求透過水妞於客服系統直接立案。



圖 4.3- 21 水妞 5 項互動式服務

雖智能客服系統「水妞」提供人性化且友善的查詢介面、確保服務品質的一致性、加快及方便用戶查詢速度及運用多媒體輔助說明等，有效減少了臨櫃洽辦時間及初步展現了分擔客服中心來電量的潛力。而隨著科技快速發展現行系統自動化程度已不足，難以應對快速變化的客戶需求，並於處理複雜、口語化、突發性、判斷用戶情緒及提供個人化服務等方面仍存在不足，且知識庫的維護仍高度依賴人工調校，缺乏有效的滿意度與服務品質監控及自動化學習機制。

(3) 第 3 階段-2024 年評估智能客服的升級改版

為解決上述問題，北水處於 2024 年起評估進行智能客服的升級改版，

探討導入新興技術，如自然語言處理 (NLP)、大型語言模型 (LLM) 和檢索增強生成 (Retrieval-Augmented Generation, RAG) 的可行方案，並以優化現有知識庫、建立北水處 AI 知識庫及打造水妞 2.0 架構為短中長期目標，建立人機協作的智能客服系統以提升服務能力滿足用戶多元化需求，解決現有「水妞」功能、效率、準確性、安全性以及管理等服務流程問題。

4.3.7 行政管理

1. 管網知識小幫手

在古代，技術多透過師徒之間口耳相傳的方式進行傳承。隨著科技進步，專業知識逐漸以規格化與標準化的形式進行管理，不僅提升了知識保存的效率，也促進了專業的延續與擴散。然而，面對龐大且複雜的資料內容，欲迅速尋找所需資訊仍需耗費大量時間與精力。生成式人工智慧的興起，或可成為解決此一痛點的有效途徑。特別是在結合檢索增強生成 (RAG) 技術後，更能提升回應的專業性與準確度，進而有效且迅速地協助同仁解決問題。

北水處 2025 年開始導入人工智慧助理技術以協助同仁日常作業，第一階段將建置「管網知識小幫手」，作為北水處首個地端部署的 AI 系統。北水處已建立知識管理 (Knowledge Management, KM) 系統，歷年來累積大量豐富且具體的專業知識，其中管網知識更為北水處最關鍵之知識資產。鑑於資料外洩風險之顧慮，建置專屬於北水處且於地端運行的 AI 系統實屬必要。

透過「管網知識小幫手」，可將管網知識進行向量化處理，並結合生成式 AI 在自然語言理解上的優勢，使同仁能以對話式介面即時取得所需資訊。若本案得以順利推動並取得實績，未來可據此成功經驗，將其他專業領域的知識進行 AI 系統化管理，進一步提升整體作業效率與知識應用之即時性，系統架構圖如圖 4.3-22 所示。

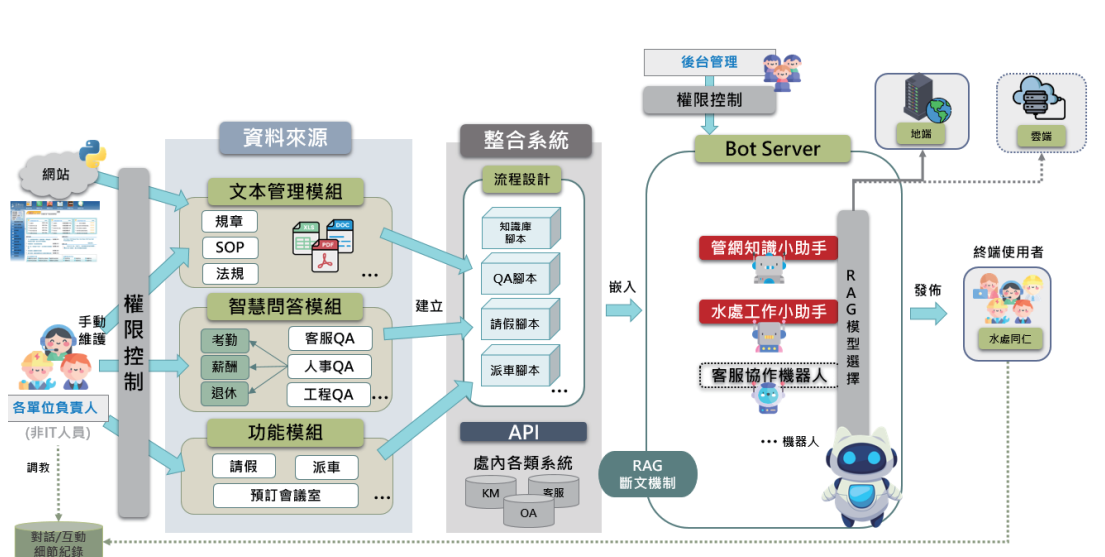


圖 4.3-22 管網知識小幫手系統架構圖

2. 會議記錄語音轉文字

會議與專案討論中，文字紀錄是追蹤決策、分工與知識傳承的關鍵。然而目前多依賴人工筆記，不僅耗時、易漏記，也難以即時反映完整內容。尤其在跨部門或多方討論中，語速快、發言重疊等因素，更讓紀錄變得困難且容易產生溝通落差與責任爭議。

隨著語音辨識技術的成熟，會議錄音轉文字的應用日益普及，已成為提升行政效率與知識管理的重要工具。然而，因水處屬公家機關，所處理之資料多屬機密性質，任何經由雲端傳輸的作業皆存在外洩風險。因此，水處規劃建置一套可於內部運行的地端語音轉文字系統，在不依賴第三方雲端平台的前提下，即可完成語音轉錄，兼顧效率與資安，確保敏感資訊不離開本地網路環境。使用者界面如圖 4.3-23。

會議記錄語音轉文字系統

上傳會議記錄音訊檔，系統將自動轉換為文字檔供您下載。

音訊檔案上傳與轉換

選擇音訊檔案:

選擇檔案

未選擇任何檔案

轉換

處理完成！執行時間：16.1 秒

下載轉換結果

使用說明

1. 點擊【選擇檔案】按鈕選擇會議記錄的音訊檔案。
2. 支援的檔案格式：MP3、WAV、FLAC
3. 檔案大小限制：100MB
4. 上傳完成後，點擊【轉換】按鈕進行語音辨識。
5. 辨識完成後，點擊【下載】按鈕下載轉換後的文字檔。
6. 針對轉換產出內容，承辦人員應自行檢視及修改，並確認文字正確性。

圖 4.3-23 會議記錄語音轉文字系統

本系統以「前端操作介面+後端 Whisper 轉換」為核心架構，整體流程簡明、直覺，使用者僅需上傳音檔，即可快速取得可編輯的會

議文字紀錄。以下為畫面與整體技術流程說明：

- (1)音檔上傳：使用者於前端平台上傳錄製之會議音檔（支援 MP3、WAV、FLAC 等格式）。
- (2)語音辨識處理（Whisper）：系統自動將音訊檔餵入 Whisper 模型進行轉錄，並產出逐字稿。
- (3)文字結果匯出：將轉錄文字輸出成文字檔，並提供給使用者下載。

本研究所建置之地端語音轉文字系統，除針對會議紀錄之效率與準確性進行優化外，亦可視為人工智慧技術導入組織流程的起點。由於語音轉錄屬於應用門檻相對較低之任務，使用者可於不須顯著改變工作習慣的情境下體驗 AI 工具，進而提升技術接受度，為日後更深層次之智慧化流程鋪路。另一方面，考量近年來語音辨識與自然語言處理領域技術演進迅速，本系統採用模組化架構設計，具備良好之擴充性與替換性。未來若有新興模型或更高效之演算法問世，皆可在本系統架構下進行快速部署與實證評估，作為模型效能比較、適用性驗證與技術導入決策之依據。

4.4 小結

導入 AI 第三把鑰匙，就是要了解資料數據、算法及算力的情形，在進行分組推動項目使用到的 AI 套件，整理所使用套件之算法、算力、數據來源、自行訓練/微調模型能力等，盤點如表 4.4- 1。

北水處於智慧淨水規劃推動過程中，應將 AI 視為提升營運品質與資源效率的核心工具。透過資料基礎建設的強化、階段式落地藍圖的設計與跨部門團隊協作架構的建立，不僅能促進 AI 技術的實際應用，更可在長期逐步構築北水處專屬之智慧營運架構。此一規劃可望成為未來全國自來水事業智慧轉型之標竿。

於業務管理 AI 項目推動中，AMR 用水異常判斷及示警部分，經查國內外較少相關運用案例，模型訓練上較高機率由零開始，且用戶用水設備較為複雜，建議先行以 POC 案等方式辦理，逐步開發，而智能客服，國內外銀行、航空、電信等行業均有導入 AI 實際運用案

例，建議可多方參考，並從中選擇北水處最合適模式。

表 4.4- 1 北水處推動項目使用 AI 套件之算法/算力/數據/訓練方式盤點表

項目	AI 套件	算法	算力	數據	訓練
智慧水網					
數位孿生管網模型	EPANET (非 AI)	水理模型	CPU 運算為主	SCADA、GIS	無須訓練
疑似漏水管段研判	GA	遺傳演算法	CPU 運算，將開發泛用型.平行運算	SCADA、MIS、AMR	引用套件，無法訓練及調校模型
供水節能					
空間均壓(閥控模組)	EPANET (非 AI)	水理模型	CPU 運算為主	SCADA、GIS	無須訓練
空間均壓(平行運算)	GA	遺傳演算法	CPU 運算，將開發泛用型.平行運算	SCADA、MIS、AMR	引用套件，無法訓練及調校模型
抽水機健康度評測	Yolo	影像識別	CPU 可運行，亦可 GPU 加速	SCADA	可自行標註 MCSA 頻譜後訓練 Yolo
水質管理					
溯源預警.水質模式	EPANET (非 AI)	水理模型	CPU 運算為主	SCADA、GIS	無須訓練
淨水管理					
智慧/精準加藥	ML	機器學習	CPU 運算為主	SCADA	需標註水質異常案件
工程管理					
防救災監控小助手	LLM	大語言模型	雲端 LLM 算力	網路爬蟲	除 ML 可自行訓練，LLM 與 Yolo 均引用套件
工地影像安全監測	Yolo	影像識別	地端 GPU	道管影像	
自動產生停水範圍	ML	機器學習	CPU 可運行	MIS (水費)	

項目	AI 套件	算法	算力	數據	訓練
業務管理					
智能客服	LLM	大語言模型	地端 GPU	北水處自建 RAG 向量數據庫	無法訓練及微調模型，但可透過 RAG 減少幻覺
行政管理					
管網知識小幫手	LLM	大語言模型	地端 GPU	北水處自建 RAG 向量數據庫	無法訓練及微調模型，但可透過 RAG 減少幻覺
語音轉文字服務	LLM	大語言模型	地端 GPU	北水處自建 RAG 向量數據庫	

第 5 章結論與建議

5.1 結論

1. 由國內外案例分析與實務探討，證實 AI 已成為提升水務營運效率與決策品質的重要工具。自來水事業必須思考如何導入大數據及 AI 系統運用在日常工作之上，導入 AI 技術能夠顯著提升自來水系統的營運效率、服務品質及安全性，而不是為了 AI 而 AI。
2. 北水處探討歷次的數位轉型，要成功實現 AI 技術的應用，需掌握三把組合而成的鑰匙，包括與意願知識有關的 AI 基本功，與需求目標有關的 AI 推動方式及 AI 使用資源。
3. AI 基本功是實現 AI 應用的基石。北水處在處長及高階主管有願景及支持下，成立大數據及人工智慧推動小組，除每月分享討論推動事務外，AI 素養教育訓練是提升整體技能水準的關鍵，透過系統性的培訓，及參與外部研討會了解業界發展最新趨勢，讓成員可以掌握 AI 技術的基本原理和應用方法，從而更有效地支持和推動 AI 項目的落地。
4. 在需求、目標方面，以北水處是透過由下而上（Bottom up）的基層需求匯集，雖然過程較緩慢，但解決痛點為導向的開發專案，較能切中同仁所需，更能讓 AI 落地於日常業務中。再透過基層業務盤點、痛點分析，利用四象限工具等「價值工程」手法，並考量導入 AI 所必須遵循的資安議題，妥善評估落地應用的 AI 項目，取得管理階層的支持，更是專案成敗的關鍵。並在功能開發前，先於業務場景中進行 POC 測試，評估技術可行性與應用效果，並根據結果調整推動策略。
5. 在數據準備方面，隨著感測器、物聯網與數位化系統的普及，自來水事業每日產生龐大的數據，資料品質與完整性是模型訓練的基礎，若缺乏正確標註與清整，將影響預測準確性。AI 需建立在高品質的數據之上，因此 SCADA、GIS、MIS 等資料庫整合也提前部署，讓某些長程發展計畫，如智慧水務的 GIS 躍昇結合水理模型應用；

諸多短期專案，如工程管理的相片比對、行政助理的語音轉文字等功能，能在優質的數據中妥善導入。

6. 在算法與算力方面，北水處盤點推動項目使用 AI 套件之算法、算力、數據與訓練方式可知，北水處目前在業務管理及行政管理上以生成式 AI 為主，所需算力較高；其他項目則偏向機器學習、水理模型及遺傳演算法...等項目。在今（2025）年 AI 發展的趨勢是 AI 助理（AI Agent），未來由 AI Agent 直接與操作者以自然語言溝通，了解使用者要執行的任務須目標，由 AI Agent 依任務複雜度拆解後，指揮後端不同的任務助理執行 AI 程式，再將結果傳回判斷並以使用者要求表格格式或文字結構產生結果。AI Agent 未來的發展，建議自來水產業後續要再了解發展趨勢。
7. 北水處將 AI 視為提升營運品質與資源效率的核心工具，透過資料基礎建設的強化、階段式落地藍圖的設計與跨部門 AI 小組協作架構的建立，逐步構築北水處專屬之智慧營運架構。
8. 使用大語言模型建置智能客服、業務助理等功能，採用全地端架構固然可避免機敏資料外洩，更無流量計費問題，但雲端架構卻可省去硬體購置，且雲端模型永遠保持在最新版本，兩者孰優孰劣，或採雲地混和架構，有待機關權衡資安法令與成本利弊再做決定。
9. 北水處於智慧淨水規劃推動過程中，應將 AI 視為提升營運品質與資源效率的核心工具。透過資料基礎建設的強化、階段式落地藍圖的設計與跨部門團隊協作架構的建立，不僅能促進 AI 技術的實際應用，更可在長期逐步構築北水處專屬之智慧營運架構。
10. 於業務管理 AI 項目推動中，AMR 用水異常判斷及示警部分，經查國內外較少相關運用案例，模型訓練上較高機率由零開始，且用戶用水設備較為複雜，建議先行以 POC 案等方式辦理，逐步開發，而智能客服，國內外銀行、航空、電信等行業均有導入 AI 實際運用案例，建議可多方參考，並從中選擇北水處最合適模式。

5.2 建議

1. 自來水事業單位 AI 業務發展，若採用在為現有系統加上智慧「外掛」，（也就是常見的「+AI」方式）以提升作業效率與流程智慧化程度的 AI 加值應用。這類型應用功能的發展重點為是否有足夠的高品質資料進行學習或訓練：
 - (1) 若有資料不足應優先增設 IT 設備收集必要之資料並進行分類標記，如關鍵設備健康度評測功能，根據成熟度分析目前資料較不足，因此可分批採購設備健康度感測器（如震動或位移器）安裝於大型抽水機等關鍵設備，再透過試辦方式發展。
 - (2) 若已有資料則可挑選已有成熟產品的功能嘗試導入，如工地影像安全監測已經有串接道管中心影像資訊，且市面上已有需多成熟的辨識軟體或服務供應商，可直接採購辦理。
2. 自來水事業單位 AI 業務發展，若採用以 AI 技術為主角，探索 AI 模型如何改變業務流程，甚至是消滅部分業務流程，這是「AI+」方式。這類型應用功能的主流核心技術為大型語言模型 LLM，後續發展策略重點為根據資料的機敏性，配置雲端、地端或先雲後地的混合配置，並採用具彈性擴充架構之軟硬體設備，逐步提升設備效能。例如防救災監控中心小助手使用的資料多為爬取外部公開資訊，資料機敏性不高，可短期部署於雲端環境，而管網知識小幫手因屬於內部 KM 系統，則透過初步地端部署逐步訓練成形，再進行混用。
3. 建立並滾動更新 AI 使用指引：
 - (1) 相較於民間機構導入或發展 AI，政府機關於導入 AI 時，除考慮技術可行外，更需要由國家安全、政策推廣、應用風險來考慮。
 - (2) 應避免各級政府機關人員對於 AI 認識不足，而造成的錯誤認知，或是過度仰賴 AI，將機敏資料帶入或直接以生成式 AI 內容直接取代承辦人員客觀及專業判斷。
 - (3) 因此公部門在發展或應用 AI 時，需要有完整的策略及配套措施，

通過成立專責之 AI 小組推動 AI 相關業務。

- (4)在服務評估及服務導入部分，可藉由盤點、訪談、工作坊找出自來從業人員業務執行痛點，並就優先導入之 AI 工具做導入規劃及所需前置作業。

4. 依照 AI 功能開發特性設定具體的驗收標準

- (1)AI 相關專案的發包、專案管理外，AI 專案（尤其是生成式 AI）的驗收是最為困難的部分，建議可採用數位發展部目前研擬的 AI 應用指引，將提出 4 個面向的驗收指標，包括模型性能標準、系統穩定性、使用者體驗標準、公平性指標，相關指標亦將隨 AI 發展而變動。

- (2)除前述指標外，亦可在專案需求即明確訂定具體、可衡量的目標及驗收標準，包括：

- 系統性能指標：如準確率、回應時間
- 使用者體驗要求：回應時間、錯誤處理回應、無障礙設計、使用者滿意度、學習曲線與容錯性等。
- 建立測試資料集和測試流程：準備具代表性的測試資料集，以評估 AI 系統的性能，並制定詳細的測試流程，如單元測試、整合測試、及系統測試。
- 建立實際場景測試：在真實或近似真實的環境中測試 AI 系統，評估在實際應用的表現。
- 邀請專家評審：包含 AI 專家及最終使用者，以對系統進行全面評估。
- 要求完整文件：包括技術文件、使用手冊、維護指南。
- 制定後續支援及更新計畫：考慮 AI 系統的長期維護和更新需求，確保系統能夠持續優化和適應新的需求。

參考文獻

1. 洪文彬，人工智慧發展簡史，中台山月刊246期。
2. Ioannis Antonopoulos, Valentin Robu, etc., “Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review”, Renewable and Sustainable Energy Reviews 130 (2020) 109899。
3. <https://towardsdatascience.com/machine-learning-types-2-c1291d4f04b1>
4. Abdus Samad Azad, Md Shokor A. Rahaman, etc., “Optimization of the hydropower energy generation using Meta-Heuristic approaches: A review”, Energy Reports 6 (2020) 2230–2248
5. <https://www.thoughtworks.com/insights/blog/machine-learning-showdown-best-tool>
6. <https://slidesplayer.com/slide/11305258/>
7. <https://medium.com/@b10405022/wekadeeplearning4j-%E5%A5%97%E4%BB%B6%E5%AE%89%E8%A3%9D-37632bc867fc>
8. 陳士杰，人工智慧概論講義 Weka 深度學習工具：WekaDeeplearning4j，國立聯合大學 資訊管理學系
9. 范叶亮，啟發式算法（Heuristic Algorithms）：
<https://leovan.me/cn/2019/04/heuristic-algorithms/>
10. Ulrich Schroeders, Oliver Wilhelm, Gabriel Olaru, “Meta-Heuristics in Short Scale Construction: Ant Colony Optimization and Genetic Algorithm”. PLOS ONE | DOI:10.1371/journal.pone.0167110 November 28, 2016.
11. <https://japan.zdnet.com/article/35150218/>
12. Ayman Naim & Abdessadek Aaroud & Khalid Akodadi & Chouaib El Hachimi. (2021) . A fully AI-based system to automate water meter

- data collection in Morocco country,from
<https://www.sciencedirect.com/journal/array/publish/open-access-options>
13. <https://isg.beel.org/blog/2018/01/28/what-machine-learning-students-think-like-know-are-experience-with-and-preference-for-machine-learning-libraries-scikit-learn-vs-tensorflow-vs-weka/>
 14. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>
 15. 逢甲大學GIS中心，「空間資訊系統與人工智慧整合運用簡報」
 16. International Water Association. (2024, Feb 28) . Past, present and future of digital twins technology for water supply [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=RZDuNlopCIg>
 17. International Water Association. (2024, Feb 28) . Past, present and future of digital twins technology for water supply [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=RZDuNlopCIg>
 18. 臺北自來水事業處，「資料庫智慧化業務工程應用及盤點」案期末報告書

編號	期末報告委員審查意見	回復情形
王根樹主任委員		
1	本研究針對國外 AI 應用於自來水事業及國內 AI 應用現況提供豐富之資訊，具參考價值。	感謝委員的肯定。
2	摘要部份請補充本研究完成之成果，可供自來水事業單位參考之重要結論及建議事項，以供讀者迅速掌握本研究之重要成果。	感謝委員所提出的意見，已依委員意見補充本研究成果，修正摘要內容。
3	第二章彙整國內外 AI 應用於自來水事業之現況，請針對 2.3 小節有關國外應用可供國內參考部份加強說明，以供自來水事業單位及主管機關參考。	感謝委員所提出的意見，已依委員建議，針對 2.3 小節有關國外應用可供國內參考部份，於章節加強說明。
4	3.2.2.1 節說明優先導入之加值應用項目，雖於 3.2.2.2 節有所說明，但 3.2.2.3 之智慧化成熟度提升策略涵蓋更大之範圍，可考慮於 3.3 節予以收斂，以利了解北水處在 AI 發展之重點，並與第四章有所連結。	感謝委員所提出的意見，遵照辦理。
張順莉副主任委員		
1	本研究計畫內容與方法具可行性，完成項目成果堪稱完整，肯定研究團隊之努力，並同意結案。另期許對於部份囿於研究時間或限制，未能納入之期中審查關鍵意見，能再接再厲進行後續研討。	感謝委員的肯定，未來如有機會將會持續研討相關議題。
林孟珠委員		
1	整體結論： 「數據治理雙軌並進」與「四象限與優先項目一致性」已具體回應，方向可肯定。	感謝委員的肯定。
2	建議再補充/修訂之重點與交付物： 2.1 KPI：建議將四項優先導入計畫逐一對應到事業 KPI（至少涵蓋 NRW、kWh/m ³ 、服務時效或滿意度），並以「輸入－處置－輸出－KPI」列表呈現，同步給出 baseline 基準線與達標門檻；驗收以每項至少 1 個業務 KPI 與 2 個技術 KPI（如 F1、MAE、延遲）為準。 2.2 人機協作 SOP 與回饋閉環（僅部分回應）：請將訓練與試辦上升為正式 SOP，包含現場操作步驟、輸入輸出、權責與例外處理，並提供「使用者回饋→需求→版本釋出	感謝委員所提出的意見，所提的觀念十分重要，但囿於本研究主要在建立自來水事業導入 AI 運用的方法論，並找出短中長期可執行方案。對於實際執行經費及執行 KPI 的建立，已超過本研究範圍。 將納入未來藍圖規劃 AI 開發案時，釐清引進此 AI 是否連結到本處 KPI，如減少 NRW、降低耗能。並於開發階段考慮 UI、UX 等人機介面，讓使用者運用 AI 時能充分融入既有作業流程(SOP)，尤其是導入尚在發展中的新式 AI 框架或系統，如基於 LLM 的智能客服，更須整合原有系統 API，並增強教育訓練，以

編號	期末報告委員審查意見	回復情形
	→成效追蹤」的閉環流程與時程節點；驗收以提交 1 份實際表單/系統欄位樣稿（含欄位定義）為準。 2.3 智能客服（語音/多模態/營運整合）藍圖（僅部分回應）：在既定 LLM+RAG 基礎上，請補足多模態（文/語音/影像）、情緒辨識、Speaker ID、IVR 分流與 RPA 介接的功能清單與時程，列出與客服/水費/停水公告/GIS/工單等系統之 API 與必填欄位，如果可以請設計 KPI 儀表板（FCR、回應時效、滿意度、移轉人工率、熱門意圖）；驗收附系統架構圖與 KPI 儀表板。 2.4「優先導入項目應具備之特性」準則（未回應）：建議至少涵蓋資料成熟度與可得性、即時性需求、對核心 KPI 貢獻、效益可量測性、維運可持續性、資安法遵、現場流程耦合度、試辦可行性與估算成本/算力門檻；建議驗收以量化或等級量表（1-5 分）呈現為準。	確保新舊系統不發生衝突。 導入 AI 專案將指定業務主管單位，依據業務目標分年設定經費及執行 KPI，讓導入專案發揮最大效益。
董書炎委員		
1	為更瞭解人工智慧 (AI) 的定義，建議在文獻回顧或第一章加以詳細說明。	感謝委員所提出的意見，遵照辦理。
2	北水處推動人工智慧，係針對六個管理營運的主要科室業務項目，盤點目前已導入 AI 應用及其實際使用情況，經整理分析後規劃推動。但是人力資源、會計財務亦是企業營運的重要領域，對 AI 的導入應加以說明。	感謝委員所提出的意見，本研究主要在建立自來水事業導入 AI 運用的方法論，並找出短中長期可執行方案，本研究以六個科室進行 AI 導入作業研討，後續在北水處內部將滾動檢討，如在人力資源、會計財務甚至物料供應…等面向的 AI 運用及導入需求探討。
3	現有已完成或執行中 AI 技術導入的實際案例中有成果效益應可在文中說明，以做為未來各期之比較值。	感謝委員所提出的意見，本研究主要在建立自來水事業導入 AI 運用的方法論，並找出短中長期可執行方案，未來 AI 導入各項功能將評估可量化功能建置。
4	經四象限的分析，優先導入之加值應用項目有四項，其中防救災監控中心小助手，經四象限分析屬於高價值、高實施難度。其他三項目均屬高價值、低實施難度，該項目列為優先導入項宜請說明。 防救災監控中心助手建置，係針對新聞與通	感謝委員所提出的意見，防救災監控中心小助手納入推動主要是與國震中心合作，透過討論規劃優先進行火災通報情資確認、災情地點週邊設備及整合文本生成作業，輔助救災決策功能。

編號	期末報告委員審查意見	回復情形
	報資訊的處理，因此需配置高性能 CPU 及大量儲存空間，進行資料預先處理與抓取，並利用 GPS 圖台整合災點定位資訊，查明系統設施，以進行即時的示警。 事實上如災情已上新聞或通報系統，監控中心應都已經知曉，是否有必要建置大量儲存空間去抓取資料。只要運用 GIS 圖台依災點定位資訊，查明其系統既有設施，即可及時的示警或回報。	
5	企業導入人工智慧應用已成為未來各產業發展的趨勢，本案北水處推動人工智慧規劃與發展，確實可作為未來台水導入 AI 技術參考，因此建議台水、北水應定期加強各項技術交流，相互學習成長，以提升工作品質與增進營運效率。p69 第 7、8、9 項次內容及辦理情形，建議分別說明避免產生空格情形。p49 第二章結束第三章開始，建議另起一頁。	感謝委員所提出的意見，未來如有機會，北水處研究團隊很樂意與台水夥伴進行交流分享；另報告編排空格部分已修正完妥。
許敏能委員		
1	數據基礎建設：為了成功訓練 AI 模型，北水處如何有效整合分散在不同系統（如 SCADA、GIS、MIS）中的數據資料庫，確保 AI 應用所需的訓練數據是高品質且準確的？	感謝委員所提出的意見，北水處在 SCADA 資料庫近年來以 Historian 時序資料庫存儲 OT 設備回傳資料，此資料格式方便以 API 方式進行資料介接；同時透過管理機制，落實個點為 Tag 調整管理機制，來確保 AI 應用所需的訓練數據是高品質且準確的。
2	人才培育策略：為了讓 AI 技術能順利在基層落地，北水處應如何建立一套普及且持續的內部訓練體系，讓各科室同仁都能了解並應用基礎的 AI 工具，而不僅是依賴少數經過外部訓練的「種子人員」？	感謝委員所提出的意見，北水處除分別依一級主管、中階主管辦理 AI 講座外；並安排同仁參加內外部 AI 通識課程，來普及同仁的 AI 素養及 AI 工具應用基礎訓練能力。
3	行政文書自動化：報告中提到許多同仁希望 AI 能應用於公文製作、會議紀錄語音轉文字等行政工作。北水處應優先推動哪些簡單的 AI 或 RPA（機器人流程自動化）應用，以快速減少員工重複性的文書作業負擔？	感謝委員所提出的意見，在今年 7 月完成語音轉文字上線服務，有效減輕同仁文書作業負擔。
4	工程現場安全監控：北水處將導入「工地影像安全監測」系統，這個 AI 系統如何利用影像辨識技術，自動且即時地確認施工人員是否符合工安規定（例如佩戴安全帽或反光	感謝委員所提出的意見，「工地影像安全監測」系統，透過已訓練好的影像辨識模型，針對未依規定配戴安全帽及反光背心的施工人員，以本處先前開發的施工 APP 推播給現地

編號	期末報告委員審查意見	回復情形
	背心)，並在違規時發出警告？	領班及監工同仁，達到及時改善的效果。
5	數位孿生模型的應用價值：北水處投入資源建置「數位孿生管網模型」(Digital Twin)，除了用來校正管網參數外，此模型還能應用於哪些重要的供水管理決策中，例如預測管網水質變化或優化水泵運轉達到節能目的？	感謝委員所提出的意見，除委員所提的預測管網水質變化及優化水泵運轉達到節能外，針對管網運營及決策輔助，將有極大的助益，提升北水處供水防災韌性能力。
6	建議 P. 66 「表 3.1-8 北水處已導入或執行中之 AI 技術導入情形彙整」與前面 P. 65 內容再檢視應該有一致性，另加入推動各項目所需經費。	感謝委員所提出的意見，本研究主要在建立自來水事業導入 AI 運用的方法論，並找出短中長期可執行方案，大部分項目屬於規劃階段。在經費部份，考量人工智慧(AI)技術發展快速費用變動大，故主要內容多在本處長期管汰計劃下經費勻支，實際標案經費則依於規劃時間半年前評估最新技術及廠商報價進行。
謝素娟委員		
1	對研究團隊本次報告的內容整體規劃方向明確、資料完整, 報告結合實際工作痛點提出 AI 導入策略，顯示具備前瞻思維與推動能量，值得肯定	感謝委員的鼓勵。
2	關於第 101 頁「施工斷水方案自動產生停水範圍」：請教目前實際操作中，系統如何在劃定停水範圍時區分「降低水壓」與「實際停水」的區域？此外，對於高地區域（如末端或高程落差明顯區），是否已有導入 AI 模型進行壓力變化或停水範圍的預測應用？	感謝委員所提出的意見，北水處「施工斷水方案自動產生停水範圍」是以管線施工停水的區域來進行，整合高地社區圖資，以決策樹模式進行停水範圍圖繪製。未來可搭配管網數位孿生及時運算制水閥關閉後降低水壓影響供水用戶區域。
3	關於第 110 頁「AMR 封閉型漏水與壓力指數關係 (N_1)」及管材汰換現況：目前壓力與漏水量之間的關係模型 (N_1 值) 在不同管材間是否已進行實測校正？現行管線是否仍以 DIP 為主體？除用戶外線以外是否已有全面汰換為 SSP？在沿海地區若改採新型 HDPE 管材，是否已有導入 AI 自動診斷漏水或腐蝕之系統？另外，台北市是否曾發現管線腐蝕案例？相關處理或防蝕措施為何？	感謝委員的意見，北水處經過 20 餘年的管汰工程，漏水案件從早期每年 1 萬餘件到目前 2 千餘件，成果顯著；管材從過去 PVC、PE 等老舊管線汰換為 SSP 不銹鋼管，故北水處供水轄區的漏水壓力係數也從過去張裂型漏水(PVC 等)，轉變為腐蝕型漏水(SSP 管)；現以 PE 套膜包覆來減少/降低管線電位腐蝕情形的發生。
4	關於第 119 頁「施工或啟閉管線引發管垢揚起之路徑追蹤」一節，此功能在實際操作上的應用案例，例如是否曾於特定工程或啟閉操作中成功追蹤濁度上升路徑？該系統是否	感謝委員的意見，北水處現已完成內湖供水分區進行水源溯源功能，未來將搭配「數位孿生管網模型」(Digital Twin) 預測管網水質變化及民眾通報案件進行驗證及修正回饋

編號	期末報告委員審查意見	回復情形
	能與客服中心的民眾通報資料整合，作為濁度異常預警或回饋修正模型之依據？	資料的參考。
5	目前有很多的標案都已經開始執行，惟報告中沒有提到投入的經費，倘未來可將此策略方向也推動到其他的自來水事業，效益評估也很重要，是否再補充說明。	感謝委員所提出的意見，本研究主要在建立自來水事業導入 AI 運用的方法論，並找出短中長期可執行方案，大部分項目屬於規劃階段。在經費部份，考量人工智慧(AI)技術發展快速費用變動大，故主要內容多在本處長期管汰計劃下經費勻支，實際標案經費則依於規劃時間半年前評估最新技術及廠商報價進行。
6	AI 導入的最終目的應是「輔助人員、提升效率」，而非完全取代人工。是否會因為太仰賴 AI 而讓員工本身應有的技術本位流失, 研究單位的看法及建議是什麼？	感謝委員所提出的意見，本研究主要在建立自來水事業導入 AI 運用的方法論，對於自來水事業單位可透過 AI 技術來提升供水/客戶服務的品質及供水防災韌性的提升；對於員工本身，加強 AI 資安知能及 AI 工具使用的認知，使 AI 達到如委員所提輔助人員、提升效率為目標。