



工程施工 自主檢查表 智能生成系統

陳賢明*／萬鼎工程服務股份有限公司 BIM 中心 經理

洪秋金／萬鼎工程服務股份有限公司製造部 經理

王韋翔／萬鼎工程服務股份有限公司 BIM 中心 工程師

蕭兆昇／萬鼎工程服務股份有限公司建造一部 工程師

藉由導入工程施工自主檢查表智能生成系統，以 AI 辨識工程照片手寫字，輔助現場工程師降低重複性作業，有效降低自檢表製作工作量約 75%~90%；並建立各類查驗範本最佳查驗照片長寬比數據，克服工程現場因任務需要，頻繁職務調動時，作業產製訓練時程可有效降低，新手同仁透過系統協助可為即戰力。並透過現場工程師的反饋，激盪出更多面向的工程智能化的發展，規劃以整合工程專用詞資料庫，並以量化低秩調整（QLoRA, Quantized Low-Rank Adaptation）微調大語言模型（LLM, Large Language Model），再透過智能代理（Agent）提供更精準的說明文字，適時加入 MCP（Model Context Protocol）讓智能系統融入施工現場與作業流程，相互緊密結合創造出共贏的局面。

前言

本公司承接石化管架結構梁、柱構件預鑄生產工作，在預鑄廠預先以鋼模生產 RC 梁、柱構件，再載運至工地由大型吊車進行現場吊裝及組立，此預鑄工法具有縮短現場施工時程及解決缺工問題等特性。生產構件尺寸可達：柱斷面 $0.8 \times 0.8 \text{ m}$ 及 $1 \times 1 \text{ m}$ 、大梁深度 0.9 m 、構件最長達 10 m 。

本公司及業主相當重視預鑄構件生產品質，業主在每次灌漿前皆到廠進行查驗，而在查驗前預鑄廠須先完成每支構件鋼模、鋼筋、預埋件等自主檢查工作（如圖 1），再將自主檢查表及照片等文件送交業主後，待業主派員完成查驗及混凝土取樣試驗後，方可進行澆置工作。前述自主檢查及查驗過程需拍攝相當

多照片，而事後照片整理成為品管工程師每天在電腦前面處理之雖極為重要但卻是繁瑣的工作。

預鑄生產作業特別注重尺寸、鋼筋配置、施工精度等，這些構件資訊若在灌漿前無法做到精準，待構件灌漿完成後並運至工地吊裝時才發現錯誤，其嚴重性可能不只是該支構件報廢重作而已，甚至會影響工程進度達 1 個月以上。因此預鑄廠相當重視品管及自主檢查作業，也就是在完成一支構件過程會伴隨產出很多檢查照片（如圖 2）。預鑄廠每批生產構件約 8~10 支，其自

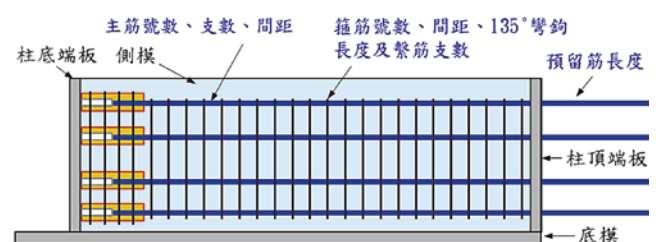


圖 1 柱構件之鋼筋自檢項目

* 通訊作者，kingen@res.com.tw



圖 2 柱構件之鋼筋自檢照片

主檢查過程照片達百張以上，再加上業主到廠查驗過程照片，累積約有 150 張需整理到檢查表中。

以柱構件為例，鋼筋自主檢查項目包括主筋號數、支數、間距、預留筋長度、箍筋號數、間距、135° 彎鉤長度及繫筋支數等。上述自主檢查過程同時配合手寫板紀錄檢查數據及照片，經由品管工程師在電腦上彙整、貼照片及輸入說明資訊等，另有鋼模、預埋件、混凝土等項目自主檢查照片需處理。人員作業所需時間約 8 ~ 9 小時，平均整理 1 支構件照片約 1 小時。每次業主到廠查驗照片約 40 張，後續查驗照片整理增加約 2 小時，每批生產構件會有約 1.5 天電腦作業時間。

工程需求說明

與工程專案工程師訪談痛點需求後，整理以下可用 AI 手寫辨識並搭配系統資訊技術，舒緩此痛點。

1. 查驗照片貼附至查驗表格中時，螢幕畫面需重複於檔案總管與查驗檔案之間切換，並且須逐一調整查驗照片之長寬比以符合不同查驗表（如圖 3）之最佳展示效果。
2. 自動將查驗照片貼附於查驗表格中，並智能生成照片白板手寫文字，減少重新繕打工作。
3. 基樁製作時程較長，故拍攝基樁製作過程與基樁成品會有時間差異，而導致儲存在記憶卡中的同一基

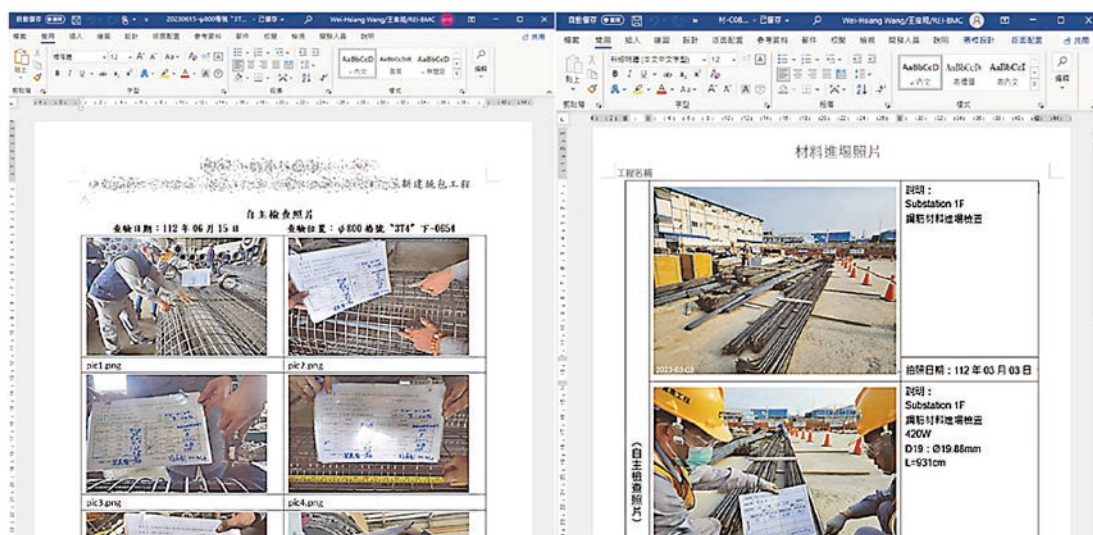


圖 3 不同自檢表格格式範例

樁照片時間區段非連續，且亦可能基樁製作過程的拍攝順序與基樁成品的拍攝順序有差異，增加人工判讀為同一基樁照片難度。

系統目的

1. 提升自主檢查表作業效率：以 AI 辨識自主檢查過程拍攝的手寫文字照片，並自動產製符合自檢表格式之報告，無需人員手動逐一插入圖片及調整大小，提升作業效率。
2. 降低錯誤機率：由系統依讀取的查驗順序及內含之照片自動插入，避免貼圖錯誤，如將 A 基樁的照片貼到 B 基樁的檢查表。
3. 操作容易：依原始工作流程進行，僅將重複繕打及貼照片流程自動化，簡易教育訓練即可使用。
4. 完整歷程記錄：查驗紀錄完整保留於資料庫，遇偶發需求均可再應用。

系統架構與功能

系統架構

本系統分為三個部份，分別為使用者介面模組、表格智能生成模組、AI 手寫字辨識模組（如圖 4），各模組之功能說明如下：

1. 使用者介面：提供使用者選取欲生成之查驗範本，以及查驗照片上傳之網頁介面。
2. 表格智能生成：將查驗照片傳送至 AI 手寫字辨識模組進行圖片文字辨識，並將該模組回傳之成果文字與查驗範本進行整合後，生成自檢表超連結給予使用者進行下載。
3. AI 手寫字辨識：接收查驗圖片並進行文字辨識，並回傳辨識後結果給予表格智能生成模組進行整合。

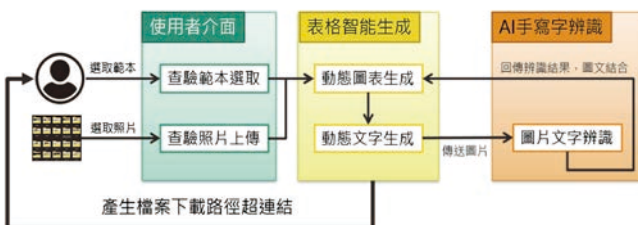


圖 4 系統架構圖

系統功能

操作人員使用系統功能之邏輯流程如圖 5：

1. 查驗範本選取：提供使用者以下拉式選單選取包含歷史專案之自檢表範本。

2. 查驗照片上傳：提供使用者以資料夾方式上傳已分組之查驗照片。
3. 動態圖表生成：將使用者所上傳之查驗照片以及照片之文字辨識內容，與所選取之自檢表範本整合並生成結果檔案。
4. 動態文字生成：配合查驗照片及自檢表範本生成文字。
5. 圖片文字辨識：辨識傳入之查驗照片，並提取文字內容後回傳。



圖 5 操作人員使用系統功能邏輯流程

實際作業步驟分解

操作人員使用系統功能之實際流程如圖 6：

1. (手動) 查驗照片分組：現場工程師從數位相機將查驗照片傳送至電腦，並依查驗基樁樁號分組進行分組（如圖 7）。系統則依資料夾分組結構自動判讀並對照片進行查驗基樁樁號分組，作為後續查驗基樁樁號判讀之依據。
2. 選擇查驗範本：現場工程師依本次查驗種類選取欲套用之查驗範本，若無歷史範本可供套用，則由系統管理員協助建置新範本。
3. 上傳查驗照片分組資料夾至系統：使用系統介面選取欲上傳的資料夾，系統會對資料夾結構進行判別是否為多組查驗地點。
4. AI 手寫文字辨識：對資料夾內照片進行手寫文字辨識，並將辨識結果填入對應的查驗表格中。
5. 智能生成自主檢查表壓縮檔：將生成的單筆或多筆

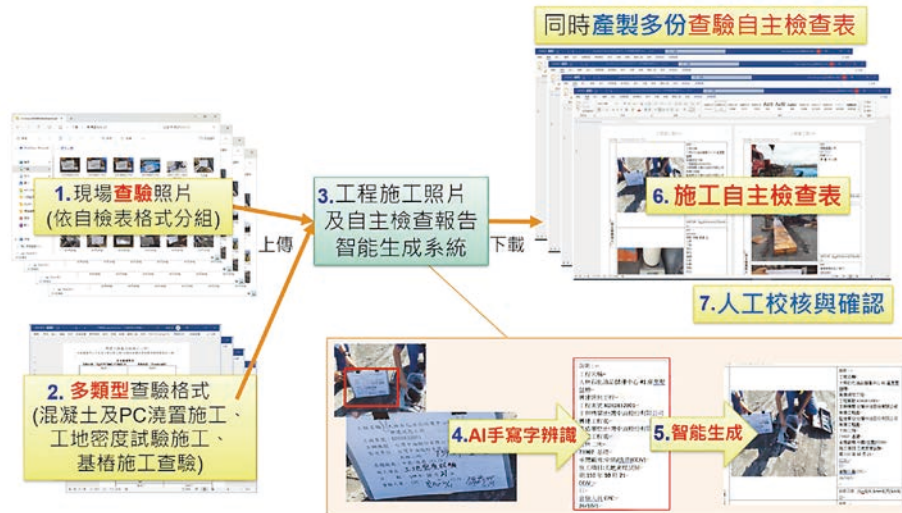


圖 6 操作人員使用系統功能之實際流程

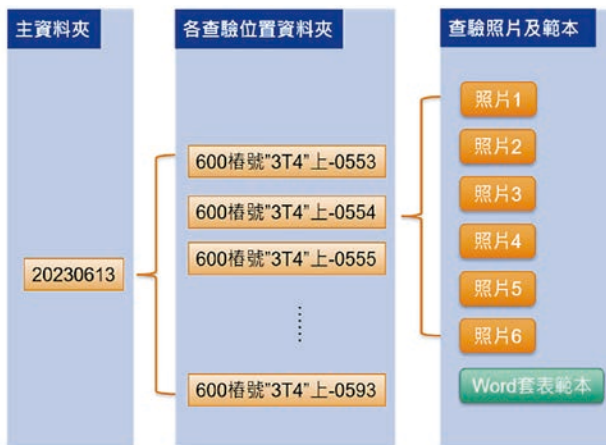


圖 7 查驗分組示意圖

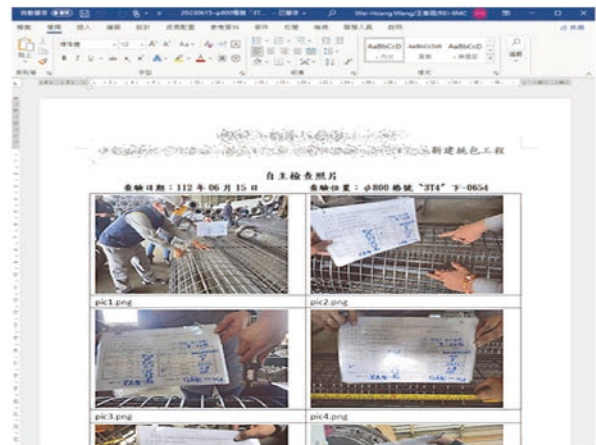


圖 8 自動生成自檢表文件

查驗自主檢查表（如圖 8）檔案打包成單一壓縮檔案並生成壓縮檔超連結回傳給工程師。

- 6.（手動）人工校核與確認：工程師下載壓縮檔後，再透過人工校核辨識內容是否與預期產製的資料相符。

應用現況及預期效益

應用現況

本系統已建置多種不同類型之專案操作模式，含：預鑄廠驗、高科廠房、一般建築施工等類型；查驗範本約 5～7 種，從開始的基樁廠驗報告、施工現場材料進場報告、施工現場施工成果報告等（如圖 9）；目前處理現場拍攝超過 5,600 張（2.5 GB）的查驗照片。

預期效益

1. 大幅降低傳統作業時調整照片格式之所需人時。

2. 建築類施工案皆有類似需求，僅需修改套表範本，即可應用至其他專案，如：工程施工自檢表、材料進場自檢表等。
3. 一般現場施工作業，含施工現場鋼筋自檢表製作、膨脹混凝土及 PC 澆置自檢表製作及基樁施工查驗自檢表製作等類型，約可節省 75% 人時。
4. 預鑄廠廠驗自檢表製作，因工作連續性約可節省 90% 人時。

後續展望

擴大系統適用性：工程施工專案皆有查驗表黏貼照片及繕打說明之類似需求，唯查驗表格各工程單位格式各不同，因此將查驗表範本格式歸類，同時程式模組化亦配合分類，將能更有效率讓本系統能適用於各單位查驗表。本公司執行中的社宅專案，亦將引進本系統。

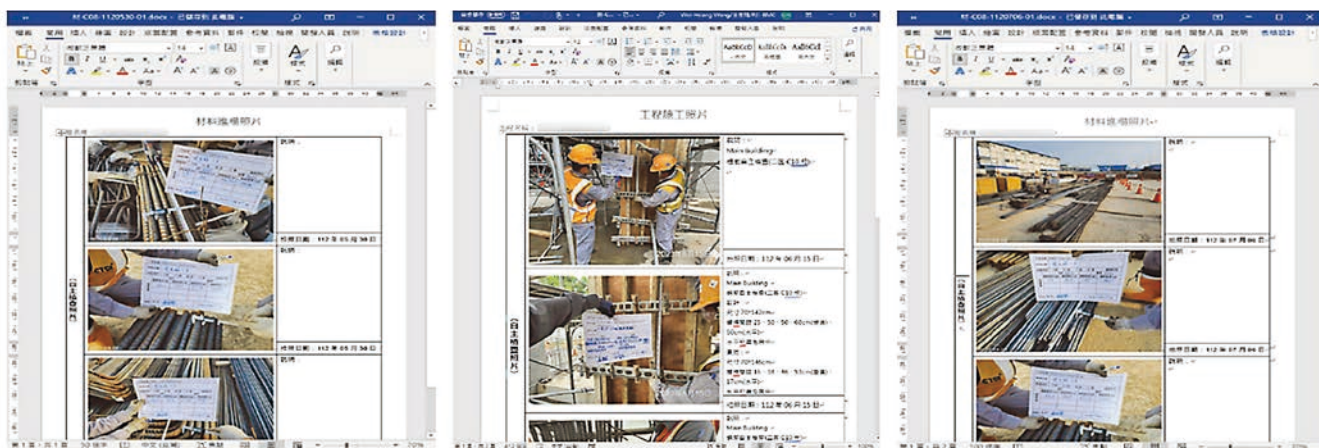


圖 9 專案查驗照片成果

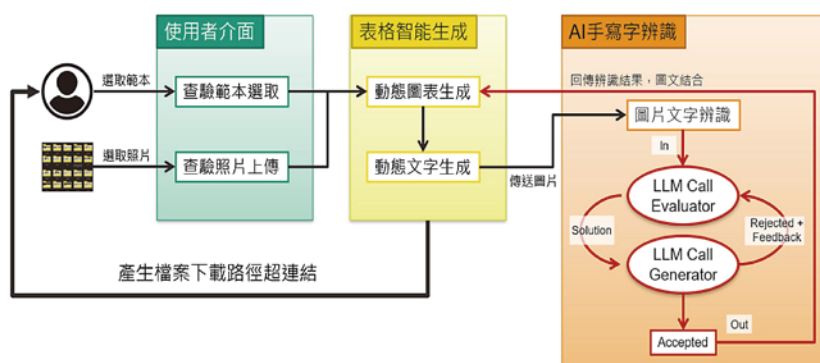


圖 10 結合 LLM 精進規劃系統架構圖

提升辨識正確率：施工檢查現場為白板搭配手寫文字，手寫文字的工整或潦草勢必影響辨識正確率，若手寫字能稍加工整，辨識正確率皆達 90% 以上，也因此執行過程中，工程師們為節省更多工時，都逐漸調整手寫字的工整度。

智能發展：手寫文字的辨識度雖能透過工整度提高，但有些辨識出來的用詞並非工程用詞，針對此現象，加上近期 AI 往大語言模型（LLM, Large Language Model）及智能代理（Agent）發展的成熟度，系統精進方向將朝此發展，精進規劃如圖 10。

1. 工程專用詞資料庫建置：收集並整理常用工程字詞，系統可以過濾比對方式，提供常用工程字詞，供工程師選項使用。
2. 智能發展：以工程專用詞資料庫微調 LLM，然後以已辨識的說明文字輸入，透過 Agent 提供更精準的說明文字。

(1) 工程專用詞資料庫 LLM 微調：選擇合適的 LLM，以量化低秩調整（QLoRA, Quantized Low-Rank Adaptation）微調技巧^[1]，可透過凍

結模型權重，並以先前已建置的工程專用詞資料庫，且此資料庫包含錯誤及正確的工程專用詞，在模型中插入新權重。融合量化和低秩適應的好處，同時保持過程高效和模型對所需任務的有效性。經過微調的 LLM 已累積大量的工程專用詞知識，此時新的 LLM 只是個工程專用詞知識智慧者，但它仍不知道如何發揮知識的力量。

- (2) 智能代理（Agent）：智能代理^[2]能接收使用者的工程用詞需求，連結 LLM 收集工程用詞任務足夠的訊息，獨立規劃和執行。並重中獲得反饋，繼續規劃與執行，直至工程用詞任務辨識完成。後續可再加入 MCP（Model Context Protocol）讓整個作業流程更加智能自動化^[3]。

參考文獻

1. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models, <https://github.com/microsoft/LoRA>
2. Building effective agents, <https://www.anthropic.com/research/building-effective-agents>
3. Introducing the Model Context Protocol, <https://www.anthropic.com/news/model-context-protocol>

