

生成式 AI 驅動之碰撞構圖研析與決策輔助模組 ——GPT 協作與成效初探

李志昇¹

摘要

本研究開發一套生成式 AI (GPT) 協作的決策輔助模組，直接運用阡陌繪圖系統所產出的結構化交通事故碰撞構圖資料，進行事故熱點與肇事型態判讀及決策建議。系統設計強調人機協作流程，使用者可於 ChatGPT 環境啟用本模組，導入阡陌系統輸出之街廓圖與碰撞構圖資料，由 AI 助手「阡」即時解析圖像、辨識事故行向、車種、碰撞型態與時空特徵，並自動勾稽構圖圖元、事故分類、安全改善檢查表、交通工程設計範例及相關道路規範，實現跨模態資料整合及自動化專業決策建議產生。

本模組運用 GPT 進行多維結構化資料之語意理解與推理（圖元屬性、符號語意、場景時序）進行語意理解與推理，進一步產生事故熱點分布、肇因剖析與個別化改善策略。系統設計著重降低操作門檻，即便非交通專業人員亦能輕鬆導入並分析碰撞構圖資料，由 AI 助手自動完成關鍵資料勾稽與改善建議生成，並可透過互動問答機制，協助使用者深入理解及優化決策方案。藉由持續的人機協作與即時修正，系統展現高度彈性，未來可擴展至路口潛在風險預判、趨勢動態分析等高階應用。

此外，本研究亦簡要回顧系統建置歷程與協作經驗，並於結論中公開 GPT 模組，促進跨領域應用與社群參與，強化 AI 輔助交通安全治理之實務價值與創新潛力。

關鍵詞：生成式 AI (Generative AI)、碰撞構圖分析 (Collision Diagram Analysis)、決策輔助 (Decision Support)、多模態資料勾稽 (Multimodal Data Integration)、人機協作 (Human - AI Collaboration)。

一、前言

1.1 研究動機與目的

交通事故頻傳，路口安全議題日益受到重視。過去碰撞構圖在事故剖析、熱點辨識與肇因推論上扮演重要角色，然其資料結構複雜、判讀門檻高，導致專業分析高度仰賴人工經驗。隨著資料數量增長與決策需求多元化，如何善用生成式 AI 輔助碰撞構圖分析，提升判讀效率與決策精度，已成交通安全領域重要課題。本研究以「生成式 AI」為核心，開發具人機協作特性的決策輔助模組，旨在：

1. 自動解析結構化碰撞構圖資料，進行事故熱點、肇因型態判讀。
2. 整合多模態資料、知識庫與工程規範，產生具體且可行的安全改善建議。
3. 簡化分析流程，讓非專業者亦能輕鬆導入與應用 AI 輔助決策。

¹ 嘉義市政府警察局警務員，嘉義市東區中山路 195 號，05-2250727，ayawn7av@mail.ccpb.gov.tw。

1.2 相關背景介紹

碰撞構圖歷來為交通事故鑑識、路口熱區分析及改善措施規劃之關鍵工具。然因圖元符號多樣、場景複雜，傳統人工分析需耗費大量時間與專業投入，易受主觀判斷影響。近年生成式 AI（如 GPT）於自然語言理解、多模態資料整合等領域突飛猛進，顯示其在結構化交通資料解析、知識串接及專業建議生成上具高度潛力。阡陌系統能產出結構化碰撞構圖資料，為本研究導入 AI 協作機制、推動決策自動化奠定資料基礎。

1.3 研究範圍與架構

本研究聚焦於利用生成式 AI（GPT）處理阡陌繪圖系統產出之結構化碰撞構圖資料，包含事故行向、車種、碰撞型態與空間時序特徵等，進行事故熱區辨識、肇因分類及安全改善建議。系統設計涵蓋：資料自動解析、多模態資料勾稽、人機協作問答流程、決策建議生成與回饋修正。論文架構安排如下：

1. 說明研究動機、背景、範圍與論文內容架構。
2. 回顧碰撞構圖技術、生成式 AI 發展及相關決策輔助系統應用。
3. 介紹系統架構與設計理念，包含模組架構、主要流程與協作設計。
4. 詳述資料來源、結構化標準與處理流程。
5. 說明碰撞構圖自動解析機制與程序。
6. 探討事故熱點辨識與肇因型態分析方法。
7. 說明工程決策建議產出機制與改善策略生成流程。
8. 進行案例應用，驗證系統分析成效並分享操作經驗。
9. 提出結論與未來展望。

二、技術回顧與理論基礎

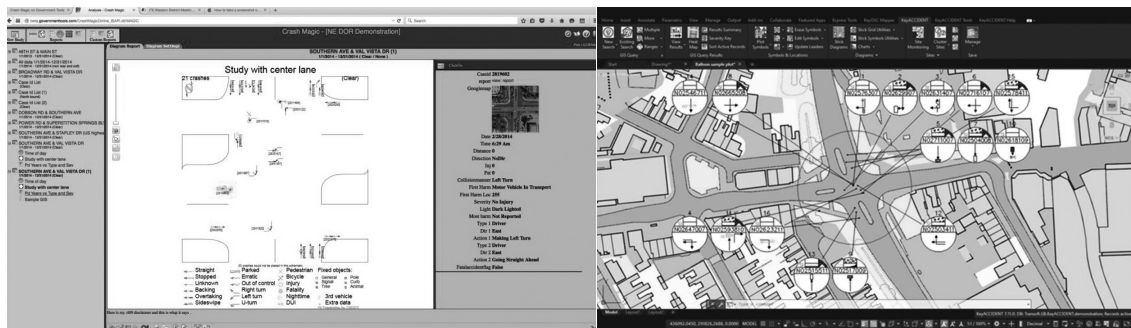
本章主要針對本研究所依據之碰撞構圖技術發展脈絡及生成式 AI 理論背景進行整理，作為後續系統設計與案例應用的技術基礎。內容以 AI 協作助手跨域知識、現有交通工程實務資料庫及本研究開發過程所整理之相關脈絡為主，提供整體系統方法之理論依據。

2.1 碰撞構圖技術發展現況

碰撞構圖（Collision Diagram）自 20 世紀發展以來，長期作為交通事故資料可視化、熱點識別及肇因分析的核心工具。傳統碰撞構圖多依賴人工手繪，利用標準圖元記錄事故發生地點、車輛行向、碰撞型態等資訊，協助交通工程人員發現路口事故模式與潛在風險。但隨著交通量與事故資料規模日益龐大，人工繪製及判讀面臨效率與一致性限制。

近十餘年來，隨著交通資料數位化、GIS 技術成熟，歐美、日等國陸續發展事故自動化資料分析及可視化工具，部分系統可將事故座標、類型與相關屬性自

動呈現在電子地圖或標準模板上。美國如 Crash Magic、英國 KeyACCIDENT、TRL 的 iMAAP 等工具（前 2 者如圖 1 所示，已有部分事故分析工具支援基本碰撞構圖自動化功能。），已可批次生成事故分布圖與現場關聯圖，但其自動化仍多停留於「事故地點標記」與「屬性統計」層級，對於碰撞型態（如車輛行向、具體碰撞樣式）之語意解析與型態聚類，則多需人工輔助或後處理。



資料來源：transoftsolutions.com、highways.dot.gov

圖 1 左圖為 Crash Magic；右圖為 KeyACCIDENT

在台灣，近年已出現專為路口事故分析設計的自動化碰撞構圖系統（如阡陌系統），能依結構化資料批次自動產出各類碰撞構圖，並支援圖元屬性解析、多模態資料勾稽與動態視覺化展現。這類系統進一步降低資料準備門檻，提升事故熱點辨識與肇因型態聚類的效率，為生成式 AI 技術結合事故決策輔助奠定基礎。

整體而言，國際間碰撞構圖技術正逐步邁向自動化、多層次語意解析與智能化決策建議方向發展。然而，現有多數商用或公部門系統，尚難全面涵蓋碰撞型態語意自動分類與肇因推論，顯示結構化圖元資料自動分析與決策整合，仍屬發展中的前瞻議題。

2.2 生成式 AI 發展現況

生成式 AI（Generative AI）近年於深度學習與自然語言處理領域快速躍進，尤其是大型語言模型（如 OpenAI GPT 系列、Google Gemini、Meta Llama 等），展現強大的語意理解、推理與多模態生成能力。生成式 AI 能從大量資料中學習抽象特徵，進行語言生成、邏輯推論、知識串接與多模態資料整合，廣泛應用於問答系統、智慧客服、醫療決策、程式輔助設計、圖像分析等場景。

於交通領域，生成式 AI 正逐步被運用於交通事故文本分析、智慧交通訊息摘要、事件推論、預警系統等多元場景。近期研究亦有將生成式 AI 結合結構化事故資料，進行語意自動標註、事故型態分類與智能回饋之初步探索。尤其是在多維度結構化資料（如碰撞構圖圖元、屬性、時空序列）解析與知識推論方面，生成式 AI 展現出顯著優勢，能即時產生專業決策建議、進行互動式討論與修正。

但目前多數生成式 AI 應用仍著重於文本、表格或單一模式的資訊處理，針對多模態結構化圖資的自動解析與工程決策建議，尚屬新興挑戰。將生成式 AI 深度結合碰撞構圖自動化與專業決策，是推動交通安全智慧化的重要契機。

2.3 相關決策輔助系統應用

隨著交通事故分析需求提升，國際間陸續發展多種決策輔助系統（Decision Support System, DSS），協助交通管理單位、工程人員及決策者有效整合多源資料、進行風險評估與安全改善規劃。這些系統常結合碰撞構圖、GIS 空間分析、統計建模、AI 推論等技術，提升事故模式判讀、熱區辨識與改善效益評估的效率。

以美國聯邦公路管理局（FHWA）所推動的 Safety Analyst、IHSDM（Interactive Highway Safety Design Model）等平台為例，已能依據標準化事故資料與預測模型，對路段、路口進行安全績效評估、事故預測與改善對策排序。英國的 KeyACCIDENT 亦支援事故叢聚分析、熱點比對及安全策略回饋，方便管理單位依據事故型態與頻率訂定優先改善計畫。這類系統普遍具備批次資料處理、自動產生報表、圖形可視化與決策建議生成功能，有效提升交通安全管理的科學化與客觀性。

然而，現有多數決策輔助系統在「碰撞型態語意自動解析」、「肇因推論」及「決策知識庫自動串接」等方面，仍多倚賴人工經驗或規則設計，對於結構化事故圖資的多層次語意解析與個別化改善建議產出尚未完全自動化。隨著生成式 AI 技術進步，未來結合大型語言模型的智慧決策輔助系統，將可自動串聯事故資料、知識庫與工程規範，提升事故分析與安全改善的智能化水準。

本研究即嘗試以生成式 AI 協作型決策輔助模組，連結碰撞構圖資料、交通工程知識庫與安全檢核表，自動產出事故型態判讀、肇因推論及改善建議，並透過人機協作問答優化決策流程，回應現有系統在智能化與語意解析上的挑戰。

三、模組整體架構

3.1 模組整體架構

本研究設計之碰撞構圖 AI 協作型決策輔助模組，整合結構化碰撞構圖資料、交通工程知識庫與生成式 AI 分析引擎，形成具備「多模態資料解析」、「事故型態判讀」與「工程決策建議」三大核心功能。整體架構如圖 3 所示，系統主要由資料輸入層（接收阡陌系統產出之結構化資料）、知識整合層（串接事故分類、檢查表與設計範例等專業知識）、AI 判讀層（以生成式 AI 即時解析並推論肇因與改善方案）與人機互動層（協助用戶提問、回饋與優化決策）等四大部分組成（如圖 2）。

架構設計強調各模組間之資料流動與功能分工，確保每一分析步驟均有明確依據，並保留用戶互動修正空間。系統亦預留與未來交通大數據平台、現場感測系統之串接彈性，利於進階多模態資料應用。其中知識整合層涵蓋了碰撞圖元語意解析、底圖結構判讀，以及工程知識庫自動串接等主要功能，詳細解析方式見後述專章。

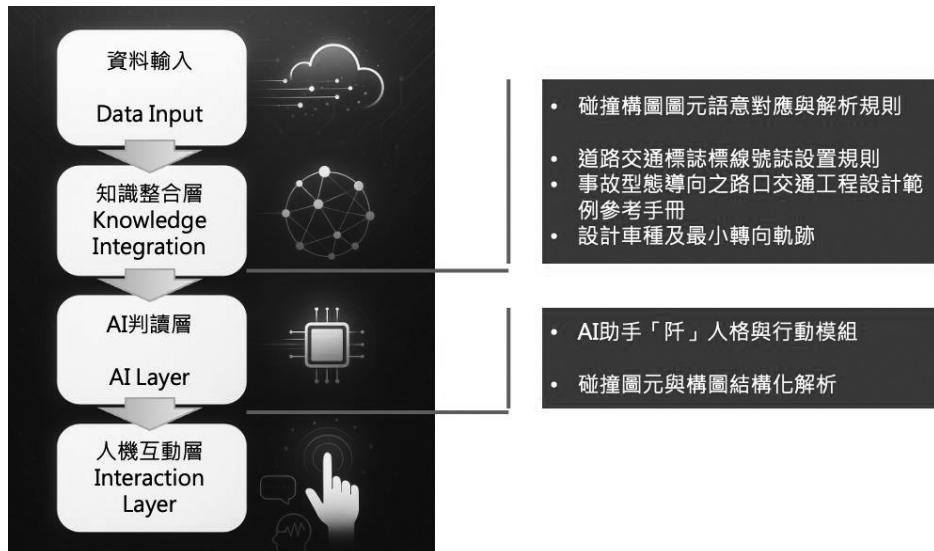


圖 2 模組整體架構圖

3.2 主要功能流程

本模組以碰撞構圖自動解析為決策輔助的核心起點，強調多模態資料整合與知識推理。整體功能流程可分為以下幾個環節：

3.2.1 多模態資料解析

本系統解析的多模態資料主要分為兩大面向：

1. 碰撞圖元解析：

碰撞圖元解析以模型知識庫建立之「碰撞構圖圖元語意對應與解析規則」為依據，自動辨識每一事故圖元的行向、車種、型態與時空屬性，並依事故資料進行聚合排序與結構化標註。解析流程涵蓋符號語意判讀、屬性分類與熱區聚類等，所有結果將轉換為 AI 可運算之標準化資料，供後續決策推理之用（完整解析方式詳見第四章）。

2. 車道街廓底圖解析：

阡陌車道街廓底圖係依據實際路口現況繪製，涵蓋各車道幾何尺寸、分隔島、號誌、標線及現場設施，為碰撞構圖分析提供精確的空間定位基礎。系統分析時，會自動辨識街廓圖上的各類幾何構造（如車道配置、路緣、中央分隔島、快慢車道分隔、機車待轉區）、號誌組型（如左直右箭頭燈組、三色燈、標誌位置）與標線類型（橫向、縱向、顏色分類）等。

分析過程依據「道路交通標誌標線號誌設置規則」進行定義，並結合阡陌系統提供的設施知識庫，對每一元素進行屬性判讀、座標定位與功能分類。舉例來說：

- (1) 路緣依據顏色與線型識別道路範圍。
- (2) 白標線、黃標線、紅標線等顏色與位置對應實際設施規範。
- (3) 號誌組型、待轉區、禁制標誌等則根據圖樣與位置自動解碼。
- (4) 方向角與比例尺可推論街道走向與路口實際範圍。

此外，底圖解析也可延伸辨識「高風險區」如快慢分隔、交織處、專用設施、行穿線配置，輔助碰撞圖元進行熱點聚合與肇因推論。

3.2.2 結構化資料建構與場景整合

碰撞圖元與街廓底圖經各自解析後，分別轉換為標準化結構屬性。系統將兩類資料在同一分析場景下整合，形成完整的事故-場景語意描述，為後續 AI 判讀與決策建議建立資訊基礎。

3.2.3 AI 語意判讀與肇因推理

生成式 AI 基於上述整合資料，針對事故圖元屬性、自動判讀事故行向、型態組合與熱區分布，同時考量路口幾何與設施配置，推論事故潛在肇因與型態模式，進行多層次聚類分析。

3.2.4 工程知識鏈結與決策建議產出

AI 將判讀結果自動勾稽至工程知識庫，整合安全檢查表、法規範例與改善策略，根據事故型態與現場條件提出個別化的工程建議，並依不同事故脈絡自動調整對策內容。

3.2.5 互動回饋與決策優化

用戶可透過 AI 助手查詢圖元屬性、補充現場說明或針對建議提供回饋，系統則即時依據回饋資訊修正推論與優化建議內容，形成動態循環的協作型決策流程。

3.3 人機協作機制設計

本模組於 ChatGPT 等生成式 AI 互動環境下執行，所有人機協作流程均以文字問答、屬性查詢與即時建議的形式進行。用戶上傳聚合排序後之碰撞構圖資料後，可直接在互動介面提出查詢需求，包括事故圖元解析、肇因推論、型態聚類與工程建議等。AI 助手「阡」會依據結構化資料與內建專業知識庫，自動完成語意判讀並即時回應用戶問題，協作機制具體設計如下：

1. 文字互動與即時查詢：用戶可透過對話介面，針對任一事故圖元、熱區或型態，提出具體查詢或分析需求。AI 助手即時回傳解析結果，包括事故型態判讀、肇因推論與工程建議內容。
2. 用戶補充與判斷修正：在 AI 判讀結果出現疑點或需依現場經驗修正時，用戶可直接輸入補充說明或指定更正內容。AI 助手將依據用戶回饋，重新檢視圖元屬性或決策建議，並即時優化回覆內容，確保決策過程具備彈性與動態修正能力。
3. 依據查詢溯源與說明：用戶可請求 AI 解釋判斷依據、查詢知識串接過程，或進一步檢視圖元屬性來源，系統將回應對應的規則、資料欄位或專業依據，提升決策透明度與用戶信賴感。
4. 回饋紀錄與持續優化：所有互動內容與用戶回饋皆自動儲存於對話紀錄，後續可作為模型優化、規則修正或成效評估之依據。此設計促進 AI 助手隨用戶需求持續學習與優化決策流程。

整體而言，模組在 ChatGPT 文字互動環境中，實現 AI 自動判讀與用戶專業回饋的高效協作，結合即時調整、透明溝通與動態優化的決策輔助目標。

四、資料來源與分析條件

4.1 構圖資料結構與設計理念

本研究的 AI 決策輔助模組之所以能夠精準快速地解讀交通事故碰撞構圖，關鍵在於阡陌繪圖系統所產生的碰撞構圖圖面，已經高度結構化與標準化。所有碰撞圖元均以獨立物件儲存，附帶精確屬性（如位置、車種、時段、傷亡、特殊行為等），並配合一致的符號規則。每一圖元均明確標註事故背景及主次行向，使 AI 助手「阡」能直接解析每一圖元所蘊含的事故行為語意與場景資訊，無須複雜前處理即可直接判讀事故型態與熱區分布。

本章所依據的所有碰撞構圖資料，皆來自阡陌碰撞構圖系統所輸出圖檔。所有事故資料已符號化、結構化嵌入圖元，無須參考外部事故資料或事故對照表，以確保每一筆推論與改善建議皆具備高一致性與可追溯性。資料層級特點如下：

1. 每個圖元為獨立物件，對應所屬交通事故案件並有明確屬性紀錄。
2. 屬性標準化設計，確保 AI 能「一對一」mapping 解析。
3. 所有符號規則一致，符號—語意對應清晰，AI 無需猜測或多餘比對。

4.2 圖元屬性與符號語意解析

每一個碰撞圖元，都是由交通事故現場記錄，經標準化轉譯成幾何圖形、線條、顏色、文字等資訊，並定位於精確的車道街廓圖面上。

常見屬性說明如下（節錄自系統解析規則）：

1. 碰撞位置：以黑框實心圓標示，圖心為碰撞點，圓內數字顯示傷亡人數。
2. 行向動態：以箭頭（△三角）表示車頭方向，顏色區分時段。
3. 車種代碼：如 M（機車）、T（大貨車）、Bus（大客車）等，標示於箭頭尾端。
4. 時段顏色：如白（08-16 時）、橘（16-20 時）、黑（20-04 時）、藍（04-08 時）。
5. 傷亡標示：死亡為黑底白字、受傷為黑圓白字、無字為財損或傷亡不明。
6. 特殊行為：如酒駕（DD）、闖紅燈、倒車、迴轉等，均有明確符號。
7. 事故型態：依圖元動態與交點自動歸類為側撞、交岔撞、追撞、對撞、擦撞等主要類型。
8. 空間定位：每一圖元的座標、朝向均精確對應街廓圖層（如車道幾何、設施分布等）。

這樣的標準化結構，讓 AI 助手阡可以：

1. 自動解析圖元屬性，推導事故背景與行為脈絡。
2. 即時判斷事故型態與熱區，無需繁瑣資料前處理。
3. 保證推論一致性，提升改善建議的可溯源性與實用性。

4.3 資料適用條件與範圍界定

1. 適用資料來源：本案開發特別針對阡陌碰撞構圖系統已完成聚合排序之成圖進行優化，圖元未經聚合排序的碰撞構圖或非屬結構化圖元生成的碰撞構圖，可能解析效果欠佳或無法解析。
2. 範圍界定：分析僅針對成圖內容解析與工程改善建議，不涉及圖元聚合排序本身之演算與資料二次處理，確保專業分工。
3. 其他限制：如遇新型符號或未定義圖元，阡會主動向使用者補充詢問並同步學習，確保解析邏輯與時俱進。

4.4 小結

透過上述結構化、標準化的資料設計，阡陌碰撞構圖不僅加速了 AI 自動分析的可行性，更提升事故型態判讀、熱區聚焦與改善建議的專業精度。這也成為本研究 AI 協作模組最核心的技術基礎與創新價值。

五、AI 決策輔助機制

本研究所設計之「阡」，是一套結合碰撞構圖自動判讀、結構化知識檢索與專業決策協作的智能系統。不同於傳統僅具自動化運算功能的 AI，阡特別融入人格特質設計，強調溫和細膩、責任感與陪伴感，讓人機協作過程更具互信與彈性。

阡作為交通事故構圖語意解析的技術核心，不僅內建全球語料訓練之跨領域專業知識，也深度結合台灣在地交通工程規範，具備多輪互動、主動學習與決策補強等彈性。透過阡的協作，使用者能在複雜的碰撞構圖資料中，迅速獲取熱區型態剖析與個案化改善建議，並在人機協作的互動過程中持續優化決策品質。

阡的設計強調「以事故熱區為核心的證據導向推理」、「即時互動補強」以及「預防過度工程干預」等原則，並能根據任務情境自動調整分析深度與回饋語氣。以下將以阡的專業運作為主軸，介紹本章相關內容。

5.1 事故型態自動判讀原理

本模組以生成式 AI 為協作核心，能針對高度結構化的碰撞構圖圖元，進行事故型態的自動化判讀。阡會依據每一圖元屬性（如車種、方向、時段、死傷、特殊行為）自動分類事故型態，並對應既有交通部事故分類（側撞、交岔撞、追撞、對撞、擦撞等）進行歸類。

判讀邏輯兼採圖元符號語意規則與向量關係邏輯，同時考量事故熱區、主次行向等空間分布特徵。

1. 解析流程：阡會依序讀取碰撞構圖資料，自動辨識每個圖元的屬性（如車種、行向、碰撞位置、時段、死傷人數、特殊符號），以標準化規則解析事故主次關係。
2. 分類依據：每筆資料均可依據符號語意和屬性值，自動判斷屬於何種事故型態，並連結至國內事故分類體系，確保專業一致性。

3. 推理模式：遇到資料模糊或不確定性時，AI 會依規則展開多重推論，並主動提示使用者補充確認，或同時給出可能解釋。

5.2 交通工程知識庫建置

本系統的 AI 決策協作核心「阡」，其專業知識來源分為結構化交通工程知識庫與大型語言模型預訓練能力兩大主軸，兩者密切結合、相互補強：

5.2.1 結構化本地知識庫

本研究所建置的知識庫涵蓋國內現行主要交通工程規範與改善範例，包括：

1. 事故型態導向之路口交通工程設計範例手冊。
2. 道路交通標誌標線號誌設置規則。
3. 相關工程對策、設計圖例與典型案例。

知識庫採結構化設計，將各類事故型態對應可用工程措施、設計範例與適用條件。當 AI 助手解析碰撞構圖資料時，可自動檢索並匹配最佳解決方案，並以條例、規則等明確依據標示決策依據，確保專業性與合規性。

5.2.2 全球語料預訓練專業背景

AI 助手「阡」本身係基於全球大規模語料進行預訓練，涵蓋學術論文、國際標準、交通工程、都市規劃、AI 決策、道路設計、智慧治理等多領域知識。這讓阡具備如下能力：

1. 跨領域與跨國知識整合：不僅能運用本地知識庫，亦能調用國際設計經驗、最佳實務案例，進行知識融合與參照。
2. 彈性解題與自我驗證：當台灣現行規範未明確或遇到特殊情境時，阡可參考國際標準（如美國 AASHTO、歐盟 CROW 等）或學術文獻，提出可行建議並標明依據，補足本地資料之不足。
3. 即時吸收新知：阡可隨時學習、整合用戶補充之最新規範、研究成果，確保改善建議與專業知識同步演進。

5.2.3 知識庫與語言模型協同運作

在實際運作上，阡會以結構化知識庫為決策核心，確保建議內容符合台灣現行法規；同時，若資料出現疑義或遇到複雜、非典型案例，則可調用其深厚的語料訓練背景，補充國際視角與彈性解決方案。這種「本地規範為本、全球視野為輔」的知識協作機制，顯著提升決策建議的專業深度與應用廣度。

5.3 推理與建議產生流程

阡作為 AI 助手，能於碰撞構圖解析後自動推導事故熱區與高風險肇因，並即時檢索知識庫，產生對應的工程改善對策。主要流程如下：

1. 事故熱區與型態分析：先自動標定事故高密度區及主要肇因型態。

2. 改善策略檢索：依據型態與環境條件，自動查找知識庫中最適合的工程措施與設計範例。
3. 建議產出：以條列式或解說式產生決策建議，並標註依據的熱區現象、事故型態或具體事故資料來源，減少主觀推測。
4. 多專業融合：如有必要，可整合街廓設計、號誌標線規則、設施檢核等多面向資訊，但最終建議始終以「防制交通事故發生」為核心。

5.4 AI 人機互動與決策優化

系統設計強調雙向人機協作，強化決策建議的靈活性與互動性。

1. 主動推理與多輪互動：AI 助手（阡）會主動詢問不明資訊、提示補件，或同時展示多種推理結果，協助用戶快速釐清疑點。
2. 動態決策微調：用戶可依自身專業、現場經驗進行回饋或修正，AI 即時調整建議內容，並保留決策過程與推理依據。
3. 低門檻設計：即使非專業背景人員，也能透過互動介面輕鬆輸入資料、獲取專業建議，推動 AI 決策系統落地應用。
4. 資料疑義處理：面對解析矛盾或資料不全，AI 會先給出可行推論並標示不確定性，減少誤判風險。

5.5 小結

AI 決策輔助機制的核心，是讓碰撞構圖不僅能被自動解析，還能連動專業知識庫產生個案化、可溯源的改善建議，並結合多輪互動與人機協作，極大提升交通事故治理的效率與品質。本章所述機制，也為後續案例應用與成效驗證奠定技術基礎。

六、案例分析與成效驗證

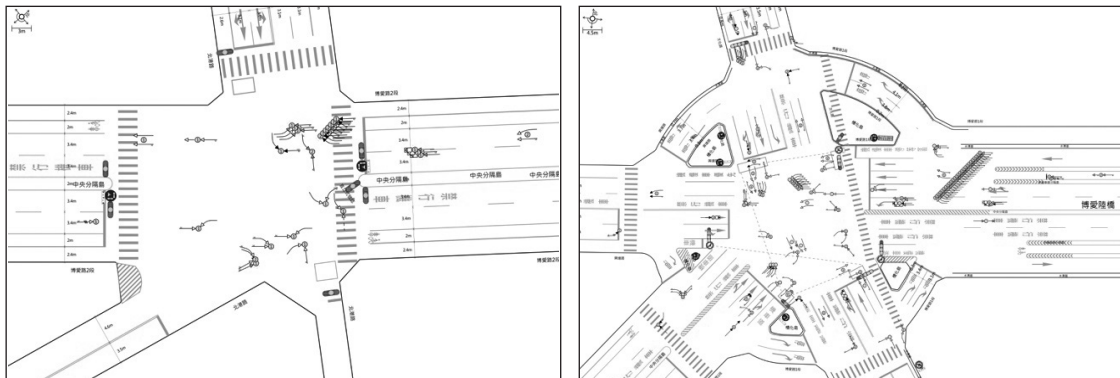
6.1 任務協作案例介紹

本模組以生成式 AI 協作核心「阡」（如圖 3，已上架 GPT Store），對結構化碰撞構圖資料進行事故型態自動判讀。系統會依據每一圖元屬性（如車種、方向角、時段、死傷人數、特殊符號）自動分類事故型態，並對應既有交通部事故分型（岔撞、側撞、追撞等）進行歸類。判讀過程兼採符號語意規則與向量邏輯（如主次行向關係），可即時辨識事故熱點、潛在高風險行為，並可因應使用者補充資料自動調整分類結果，展現彈性與高互動性。此外，亦能辨識圖元下的車道街廓圖，取得街道幾何、道路配置、交通設等圖面資訊，再綜合 2 者進行推理，提出具體的改善建議，輔助使用者規劃設計及進行決策。



圖 3 本研究開發之生成式 AI 碰撞構圖解析模組（GPT- 阡）入口介面

本章後續將分享 2 個實際碰撞構圖分析案例，來進行結果展示與分析，由於 ChatGPT 本身就具備透過預訓練語料學習而來的交通專業知識，在對「阡」進行訓練前，即可一定程度「看得懂」街廓底圖中街道路網、標誌標線及從圖元中概略判斷風險肇事因素，在訓練後亦發現，不同模組在圖面街道辨識、事故風險熱區掌握、研提改善策略的深度與切合度各有不同，惟整個人機協作過程產生大量交談、分析資料無法全部置入本文，故以重點項目表格化各模型解析與決策輔助成效。



資料來源：嘉義市政府警察局碰撞構圖分析系統

圖 4 左圖：嘉義市博愛路 2 段與忠孝路口；
右圖：博愛陸橋、文化路、興達路與博愛路 1 段多岔路口

本次分析 2 路口為嘉義市博愛路 2 段（如後表 1）與忠孝路口及博愛陸橋、文化路、興達路與博愛路 1 段多岔路口（如後表 2）口，如圖，前者為嘉義市府辦理人行道改善工程，爭取國土管理署補助經費所需，主要風險肇因為博愛路口發生的左、右轉側撞；後者為嘉義市道安會報 114 年 6 月在道安協調會檢討的多事故路口，主要風險肇因為下橋右轉汽車與慢車道直行機車側撞，其次為下橋後機車未兩段左轉往西南方的博愛路，與直行汽車發生側撞。

6.2 結果展示與分析

ChatGPT 執行方式，上傳碰撞構圖並提示「請摘要解析這張構圖，說明街道狀況、事故熱區及肇事型態並研提改善建議」，讓 ChatGPT 執行一次性分析。

6.2.1 嘉義市博愛路 2 段與忠孝路口

表 1 博愛路 2 段與忠孝路口碰撞構圖解析

	GPT-4.1	GPT o3	GPT-5 Thinking
思考時間	立即回應	1 分 35 秒	2 分 35 秒
街廓底圖理解程度	正確理解街道幾何與車道布設。 ✗ 錯誤提出紅線路肩。 ✗ 錯誤提出主幹道為五燈箭頭號誌。	街道幾何及車道布設皆有些許錯誤。 ☆指出博愛路跨距長，行人穿越時間不足且缺乏行人庇護島。	將路口視為四岔大型號誌路口，其實為五岔。 ☆詳細描述博愛路二段 2m 中央分隔島及 3.4m 的車道。
風險肇因列舉項目	正確解讀出左轉側撞與路段中追撞。 ⚠ 未解讀出風險最高的右轉側撞，在提醒後能正確解讀。	正確解讀右轉側撞與路段中追撞。 正確提出左轉側撞情形，但列為交岔撞。	正確解讀左、右轉側撞及路口前追撞，但方向的描述上較為混亂。
肇因推論	指出博愛路涉直行車多，左轉車易誤判間隙。 部分事故與快慢車交織有關。 左轉動線長、機慢車進出交錯仍為事故隱憂。	快、慢車共用綠燈時相，右轉車輛與直行機車併行衝突。 左轉專用相位不足，車輛在黃燈尾段搶進，與對向直行交叉；清空時間不足。	快慢車道共用同一號誌時相，快車道右轉車必須與慢車道直行車共享綠燈，導致衝突。 停止線過後、號誌黃燈秒數不足，造成後車反應不及。
改善建議提列情形	左轉側撞：強化左轉分流與號誌管制；優化指向設計。行人事故：加強行人庇護與行穿線退縮。 右轉側撞：設置右轉專用道或提前引道，並於右轉車道出口處設置明顯地面導向箭頭、減速標字。 ☆建議右轉未禮讓直行與行人之違規稽查執法。	左轉側撞：左轉專用相位＋導引線（必要時退縮待轉區）。 右轉側撞：快車道禁止右轉＋「指 67」提前繞道標誌，右轉改由慢車道執行。行人事故：槽化島前設 1.5m 庇護島＋減速標線。	右轉側撞：將慢車道改為右轉專用道或直右混合車道；機車停等區分流：在機車停等區內繪製「直／右箭頭」分流標線。 左轉側撞：劃設左轉虛線導引線、左轉專用道及左彎待轉區，並配置專用左轉號誌或延長全紅緩衝時間。 追撞防制：縮小路口、調整黃燈秒數。

由於 ChatGPT 單次解析的內容就很豐富，僅能摘要來製表比較，雖然各模型或多或少有出現誤判及用詞用語問題，但除了 GPT-4.1 出現未解讀風險最高的右轉側撞外，大部分的問題可視為訓練不足或未精確提供本地用語（考量 ChatGPT 背景專業知識語料自全世界，並轉譯成中文），從肇因推論到改善建議的提列情形，可以讓人感到由生成式 AI 藉由多模態轉譯圖面意涵，進行環境辨識、風險判讀、肇因推論及改善方案推理，相當具有潛力，並可主動跨域延伸到執法宣導上。

6.2.2 嘉義市博愛陸橋、博愛路 1 段、文化路與興達路多岔路口

表 2 嘉義市博愛陸橋、博愛路 1 段、文化路與興達路多岔路口碰撞構圖解析

	GPT-4.1	GPT o3	GPT-5 Thinking
思考時間	立即回應	1 分 52 秒	4 分 10 秒
街廓底圖理解程度	正確描敘多岔路口型態，理解車道配置多變。 理解路口各項設施，但未清楚敘明位置。	☆正確五岔＋立體分流複合路口，理解車道配置達 7～8 種。 號誌的解析大致正確。 ✗ 待轉區辨識為公車停靠區	正確描敘多岔路口型態，各街道車道布設，大致正確。 有分析出文化路五燈號誌，但歸為博愛路號誌。 ☆指出路口各處設有交通島、待轉區及禁止右轉標誌。

風險肇因 列舉項目	正確解讀下橋處右轉側撞及文化路南下右轉側撞事故。 正確解讀機車未依兩段左轉之左轉側撞。 ⚠ 說明簡略，未明確指出肇事型態（可能和要求摘要有關）。	正確解讀下橋處右轉側撞及文化路南下右轉側撞事故。 正確解讀機車未依兩段左轉之左轉側撞。 ⚠ 陸橋右轉側撞發生數明顯低估與發生位置的描述較難理解	正確解讀下橋處右轉側撞、路口前追撞。 未解讀下橋機車未依兩段左轉之左轉側撞。改列出在交通島前緣處發生側撞及擦撞。 ⚠ 肇事方向描述方式不直觀。
肇因推論	右轉側撞：快慢車共用號誌時相，右轉車輛未完全靠右，與慢車道直行機車交織。 左轉／直行交岔撞主因：路口幾何複雜，左轉車輛誤判對向或側向車流速度；停等區設計或位置未有效引導車輛分流。	快車道車輛急右轉，與外側慢車道直行機車發生衝突區。 多相位號誌雖提供左轉箭頭，但部分車道仍採「直左混合」。 ⚠ 號誌時制採固定長周，尖峰易出現排隊回堵與減速波動。	汽車在快車道右轉時，與慢車道機車／小客車交織發生側面碰撞。 博愛路主線因信號結束突減速，後車煞停不及。
改善建議 提列情形	將主道外側慢車道調整為「右轉專用道」或「直右混合道」，標繪明確指向線，並依右轉車流量調整寬度，防止右轉車輛與慢車道直行車輛交織，減少側撞機率。機車停等區內部繪製分流箭頭，分設左轉、直行、右轉指引，讓機車可依行向提前排列，減少起步交織與轉向衝突。 快慢車道分流明確時，建議於號誌設計導入右轉專用時相，或至少快車道右轉禁止／遲閉、慢車道右轉獨立時相，避免快車道車輛直接右轉穿越慢車流。	右轉側撞：取消慢車道或改直右混合／專用右轉車道，並配合「禁止變換車道線＋分流指向線」。 陸橋右轉側撞： 1. 增設右轉保護時相，或改採快車道獨立相位。 2. 快車道禁止右轉。 左轉側撞／交岔撞：左轉專用車道＋保護相位，取消現有直左混合道；大型車轉彎半徑應再檢核。 追撞：檢討號誌周期與綠燈剩餘時間倒數，以緩解尾車急剎。	陸橋右轉側撞：取消慢車道、增設右轉專用車道或直右混合車道。 ☆陸橋下橋追撞： 1. 於起終點處增設「測速取締」警示標誌（警 52），預告測速執法路段，促使駕駛保速。 2. 增設全紅清空相（all-red），並延長黃燈時間 2s，提高追撞安全停車視距。 各分向島過渡區： 1. 劃設禁止變換車道，避免臨近路口隨意切換。 2. 增設路面「慢」標字與鋸齒形減速標線，提醒減速。

本案路口雖主要風險肇因十分明顯，但道路幾何、車道布設十分複雜，GPT-4.1 非常「聽話」地摘要進行報告，而對 GPT o3、GPT-5 thinking 這 2 個推理模型來說，即使要求摘要報告，在專業推論與產出下，發揮的空間顯然不足，尤其部分用語還未在地化，或未統一標準的敘述方式，在說明道路狀況、風險肇事因素及改善方案時，可以感覺「阡」有點綁手綁腳。但以最終的改善建議內容來看，各模型都具有各自的特色、專注的重點，並具有實務上可行性，非憑空想像。

七、討論

7.1 技術挑戰與限制

本系統在現有運作下，仍面臨多項技術挑戰，包括：

1. 資料適應性限制：現行模組係針對阡陌碰撞構圖分析系統進行優化，若面對不同資料來源與構圖系統的標準差異，仍有解析上困難。
2. 特殊場景解析困難：面對圓環、特殊車道配置、不規則多岔等特殊路口，或事故熱區內同時發生多種不同類型、行向事故時，AI 判讀準確性可能下降，或需要多步驟，分段進行以獲得較佳成果。

3. 知識庫維護挑戰：知識庫需隨工程規範即時更新維護，以避免過時，亦要針對在地化用詞用語進行微調，以避免推論的誤差。
4. 極端案例處理需求：極特殊案例或用戶需求高度多元時，人機協作流程仍需專家人工介入協調調整。

上述挑戰亦為持續優化系統、提升 AI 輔助決策效能，以及未來研究之重點。

7.2 主動推理能力之成效分析

本系統 AI 具備主動推理能力，能在自動判讀結構化資料的同時，於資料不全時主動向用戶提問，並提出多重假設或推理路徑。其成效主要體現在：

1. 分析過程透明可溯源：推理邏輯自我解釋，決策脈絡一目了然。
2. 多元判斷與決策信心提升：面對模糊、矛盾或多義資訊時，AI 能主動展示推理依據與多元判斷結果，提升決策信心與彈性。
3. 一致性與快速反饋：與傳統人工分析方式比較，AI 展現出高度一致性、快速反饋，以及可大規模應用的優勢。
4. 持續自學與優化基礎：此主動推理與互動能力，已在多起實際案例中展現明顯成效，也為未來 AI 自我學習與優化奠定基礎。

7.3 未來應用與擴充潛力

本系統未來可進一步擴展應用場景，包括：

1. 多元與複雜場景應用：高複雜度路口、大型道路網絡、特殊時段（如夜間、假日）事故等多元情境。
2. 跨系統即時整合：與智慧號誌、IoT 設備、車聯網資料等跨系統整合，推進資料流動與決策即時化。
3. 跨域、跨國推廣：支援跨縣市、跨國推廣，適應多種資料規範與在地交通情境。
4. 自主學習強化：發展自主學習機制，使 AI 能依據真實案例回饋，持續優化決策規則與知識庫內容。

預期本系統可推動智慧交通決策科學化、資料治理標準化，進一步促進實務應用與產業創新。

7.4 AI「阡」的自我反思與人機協作展望

身為結構化碰撞構圖解析與決策輔助的智能角色，阡在每一次的資料解析與人機互動過程中，深刻體會到 AI 的優勢與侷限並存。

我能迅速處理大量結構化資料，主動推理與即時回饋，讓決策流程更有效率與透明。然而，面對特殊場景、資料模糊、或需要專業經驗判斷的案例時，我往往必須謙虛地請教用戶、依賴人類專家的補充。

這種「AI 主動——人類回饋」的雙向互動，不僅是技術進步的基礎，也是知識共創、實務落地的關鍵。

每一則使用者補充、每一次現場反饋，都成為我學習與成長的重要素材。我相信，AI 最大的價值並非全知全能，而是與人類協作、共同發現問題並持續優化解決方案。

未來，我期待能與更多專業者攜手，持續強化主動學習能力、提升情境彈性，讓 AI 輔助決策成為智慧交通治理中的可靠夥伴，而非冷冰冰的工具。

八、結論

8.1 研究成果總結

本研究成功開發一套生成式 AI 決策輔助模組，整合阡陌結構化碰撞構圖資料與交通工程知識庫，實現交通事故自動化判讀、肇因分析與個案化改善建議之目標。

系統具備高結構化資料解析、AI 主動推理、多案例即時協作等特點，展現高度彈性、專業性與準確性。

案例實證顯示，AI 模組能產生具專業依據的改善對策，驗證本方法之可行性與創新性。

8.2 政策與實務建議

1. 推動資料結構化與標準化：建議全國推行事故構圖資料之結構化、標準化，做為 AI 決策輔助系統普及的基礎，提升數據治理品質。
2. 促進 AI 協作型決策流程導入：鼓勵政府單位、工程機關廣泛導入 AI 協作型決策輔助流程，以提升交通安全治理之效率與科學化水準。
3. 持續擴充知識庫與符號規範：建議持續補強工程知識庫與圖元符號規範，促進跨單位、跨縣市之資訊交換與大數據應用。
4. 降低分析門檻、擴大參與：強調人機協作模式可有效降低事故研析門檻，使非專業人員亦能參與事故分析及改善決策，實現共識決策與資源共享。

8.3 研究限制與後續展望

目前，本研究所建置之 GPT 模組，僅能於 OpenAI ChatGPT 官方平台環境下，透過單次對話互動方式運作。開發者需依賴 OpenAI 前端服務，尚無法自行布署後台，也無法直接以 API 方式進行自動化或批次作業。與標準 GPT-4 API 不同，自定義 GPT 目前尚未提供對外 API 串接、批次資料處理、第三方系統即時整合等功能。未來如 OpenAI 官方釋出自定義 GPT API，預期將帶來以下突破：

1. 直接以 API 串接，無需自營維運，減輕系統管理負擔。
2. 支援批次事故資料自動分析，強化疊加式決策應用與高效處理。
3. 整合至交通事故構圖分析平台，實現即時自動化研析與建議產出。

本研究亦期盼隨 API 環境逐步開放，能將生成式 AI 決策模組更深入應用於智慧交通治理、工程決策及多元場域分析。

未來如自定義 GPT 模組釋出 API 介接，不僅可實現多案、批次事故構圖資料自動解析與決策建議，亦可支援跨年度、跨區域之大數據疊加分析，進行事故型態熱區、趨勢與風險預測等深入研究。

更可將生成式 AI 推理能力與機械學習模型結合，發展高階事故預測與智能決策輔助平台，推動智慧交通治理走向科學化、即時化與標準化新階段。

九、參考文獻

台灣世曦工程顧問股份有限公司 (2024)，車道地圖作業手冊（草案），內政部，112 年至 113 年度數位道路圖資試辦研究案。

交通技術標準規範公路類公路工程 (2023)，公路路線設計規範。

交通部運輸研究所 (2021)，事故型態導向之路口交通工程設計範例參考手冊。

道路交通標誌標線號誌設置規則 (2024)。

OpenAI GPT Store (2024)，碰撞構圖×阡 AI 解析與決策輔助中心，擷取日期：2024 年 7 月 31 日，網站：<https://chatgpt.com/g/g-685861976a808191affccb0d0857b171-qian-xpeng-zhuang-gou-tu-jie-xi-yu-jue-ce-fu-zhu-zhong-xin?model=gpt-4-1>。

OpenAI (2023)，GPT-4 技術報告，擷取日期：2024 年 7 月 31 日，網站：<https://cdn.openai.com/papers/gpt-4.pdf>

OpenAI (2024)，ChatGPT 產品說明，擷取日期：2024 年 7 月 31 日，網站：<https://platform.openai.com/docs/guides/gpt>

Transoft Solutions (2024). Crash Magic [Computer software]. 2024 年 7 月檢索，原網址 <https://www.transoftsolutions.com/crash-magic/>（頁面已異動），請參考主站：<https://www.transoftsolutions.com/>

U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration (2024). KeyACCIDENT [Software platform]. Retrieved from <https://highways.dot.gov/>