

毒品施用緩起訴處分預測模型 – 自然語言與機器學習在檢察書類文本之應用 ^[1]

DOI : 10.6905/JC.202601_15(1).0002

A Predictive Model for Prosecution Decisions -
An Application of Natural Language and
Machine Learning To Drug Prosecutorial Documents

顧以謙

法務部司法官學院犯罪防治研究中心研究員

吳 瑜

法務部司法官學院犯罪防治研究中心專案研究人員

謝沛怡

法務部司法官學院犯罪防治研究中心專案研究人員

DOI : 10.6905/JC.202601_15(1).0002

摘要

顧以謙^[2]、吳瑜^[3]、謝沛怡^[3]

隨著人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 與大型語言模型 (Large Language Models, LLMs) 之進展, 自然語言處理 (Natural Language Processing, NLP) 技術已廣泛應用於語音識別、客服系統、教育諮詢與程式輔助等領域。然而, 檢察書類文本因其專業性與結構不規則, 過去少有研究成功導入自然語言模型進行自動判讀與分析。本研究以臺灣地方檢察署 9,474 筆毒品施用案件之起訴書與緩起訴書為資料來源, 結合自然語言模型與機器學習方法, 從中自動擷取 18 項書類特徵, 並配合 32 項區域變項, 建立結構化資料集, 進而訓練五種分類模型 (決策樹、邏輯斯迴歸、貝氏分類器、支持向量機與隨機森林), 預測檢察官是否作成緩起訴處分。結果顯示, 自動判讀模型之文本標註正確率超過 80%; 在後續預測階段, 邏輯斯迴歸於交叉驗證與測試資料上皆展現穩健效能, 其準確率達 87%、AUC 值達 0.936, 顯示該模型兼具效度與解釋性, 具備實務應用潛力。本研究另透過具可解釋性的決策樹模型進一步揭示檢察官決策邏輯。研究結果顯示, 「是否累犯」為首要分類節點, 預測力最強。於非累犯、未抗辯個案中, 「犯後態度」為關鍵次層節點, 態度不佳或不明者通常被預測為起訴, 態度良好者則進一步由「完成戒癮次數」決定處分方向。此顯示檢察官對於毒品施用者之處分判斷, 並非僅依賴靜態特徵, 亦重視動態表現與行為修復意願。本研究提供以自然語言模型為基礎之結構化分析途徑, 驗證其應用於檢察書類文本之可行性, 未來可望作為建置 AI 初步篩選機制之基礎。在改善檢察機關辦理毒品施用案件之效率上, 本研究亦呼籲法務部應於地端建置封閉式 AI 模型, 輔助處理單純毒品施用案件之預篩流程, 減輕檢察人力負擔, 並推動數據導向之司法判斷透明化與效率化。

關鍵字 | 檢察書類、毒品施用、緩起訴處分、機器學習、LLM、自然語言模型

[1] 本文為司法官學院 112 年度自體研究案「以再犯預防為導向之 AI 人工智慧毒品犯罪大數據應用分析計畫：以自然語言分析檢察書類為核心」研究成果之一部分與延伸, 本文為匿名雙審之學術發表, 文章內容不代表機關立場

[2] 法務部司法官學院犯罪防治研究中心研究員, 國立中正大學犯罪學與刑事司法博士, 美國賓州大學精神醫學系愛滋病防治研究部博士後研究、通訊作者

[3] 法務部司法官學院犯罪防治研究中心專案研究人員, 國立中正大學犯罪學碩士

A Predictive Model for Prosecution Decisions - An Application of Natural Language and Machine Learning To Drug Prosecutorial Documents

Abstract

Yi-Chien Ku, Yu Wu, Pei-Yi Hsieh

With the advances of Artificial Intelligence (AI) and Large Language Models (LLMs), Natural Language Processing (NLP) technologies are used in many fields, such as speech recognition, customer service, educational counseling and programming support. However, due to the professional nature and irregular structure of prosecutorial documents, few studies have successfully applied NLP models to automatically interpret and analyze these documents. This study utilizes a dataset of 9,474 prosecution documents – consisting of indictments and deferred prosecution decisions in drug use cases from district attorneys' offices in Taiwan. By integrating NLP with machine learning, we automatically extracted 18 document-level features and 32 region-level variables to create a structured dataset. Five classification models – decision tree, logistic regression, naïve Bayes, support vector machine, and random forest – were trained to predict whether a prosecutor would make a deferred prosecution decision. The results show that the automatic annotation model achieves a text labeling accuracy of over 80%. In the prediction phase, the logistic regression showed robust and stable performance on both the cross-validation and test sets, achieving 87% accuracy and an AUC value of 0.936, indicating both predictive validity and interpretability. In addition, an interpretable decision tree model was used to reveal the prosecution's decision logic. The results show that “recidivism status” serves as the primary classification node with the strongest predictive power. For non-recidivist defendants who did not contest the charge, 'post-offense attitude' was found to be an important secondary node – those with a poor or unclear attitude were most likely to be predicted to be charged, while those with a good attitude were further assessed by 'number of completed detoxifications'. These results suggest that prosecutorial decisions regarding drug offenders are not only based on static case characteristics, but also take into account dynamic behavioral indicators and the defendant's readiness for rehabilitation. This study demonstrates the feasibility of using NLP-based structured analysis for prosecutorial interpretation of documents and lays the foundation for the development of AI-assisted pre-screening mechanisms. To improve efficiency in processing drug use cases, we recommend that the Ministry of Justice consider implementing a secure AI model in the field to assist in pre-screening routine drug offenses, thereby reducing prosecutors' workload and promoting transparency and data-driven decision making in the criminal justice system.

Keywords : prosecutorial documents, drug use, deferred prosecution, machine learning, LLM, natural language models

壹、前言

一、研究目的

隨著人工智慧高速發展，AI 相關應用已經延伸至各種領域，無論電動車、自然語言、語音識別、基因檢測、圖像辨識、社群平台、智能營銷 (Marketing Automation) 等等，為社會創造無數價值與應用 (李開復、王詠剛，2017)。尤以近年大型語言模型 (Large Language Models, LLMs) 的崛起，更促使自然語言在語音識別、電商客服、教育諮詢、程式語言輔助、藝術創作等方面，創造無數價值與應用 (黃子娟，2024)。同樣的，近年來國外廣泛引入 AI 於司法研究與實務上，包括法律文件彙整與檢索、再犯預測、量刑評估、法律資訊建議等應用 (Reiling, 2020)。在所有司法應用上，運用 AI 於毒品法庭的預測上，已被證實具有巨大的潛力與應用價值，如 Delen et al. (2021) 透過美國俄克拉荷馬州 2001 年到 2015 年的毒品法庭數據庫開發分析模型。該模型利用 16,635 筆資料和 330 個變項，將數據分成訓練組和測試組，並以機器學習技術預測參與者能否成功從毒品法庭畢業。該研究發現，吸菸頻率與完成處遇之間存在正向關係，推測可能原因係越常吸菸者其對於強烈藥物的依賴程度較低。除此之外，生活穩定、教育程度和自願性戒癮、曾接受過精神疾病治療等因子，有助於毒品犯罪者成功完成毒品法庭的要求；反之，逮捕次數、藥物濫用經驗、假釋撤銷等因子將不利於參與者完成毒品法庭計畫。又如，Zolbanin et al. (2020) 利用美國不同地區的毒品法庭案件作為建立決策支持系統的資料，總共有 3,943 個案例納入該預測模型中。該研究中的變項指標涵蓋了與參與者有關的人口統計資料、社會經濟狀況、健康狀況、犯罪歷史和藥物濫用經驗，其餘變項則與法院、治療機構或處遇程序有關。由於美國毒品法庭計畫與我國附命完成戒癮治療緩起訴處分之原理和控制再犯率的效果類似 (Ku et al., 2023；楊冀華，2017)，相關研究成果值得借鏡。

奠基於國內外文獻基礎上，本研究嘗試運用自然語言分析技術針對毒品施用犯罪之檢察機關書類進行文本自動判讀，並擷取出可用於犯罪分析之變項，其中所採用檢察書類資料包括緩起訴書和起訴書。本研究透過機器學習方法預測檢察官作成起訴、緩起訴之處分，並找出具有最佳預測能力的演算模型。本研究目的如下：

(一) 運用自然語言處理的識別技術，解析過去五年涉及毒品施用犯罪的起訴和緩起訴文檔，令 AI 學習檢察書類結構，並自動匯出分析所需欄位。

(二) 應用機器學習模型分析檢察書類欄位，分析檢察官作成起訴、緩起訴處分之關鍵節點。

(三) 比較不同機器學習模型在預測起訴、緩起訴方面各種演算法預測力，並探尋出最佳模型。

二、名詞解釋

(一) **人工智慧**：人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 是一套資料處理技術，人工智慧通常使用大量結構化或非結構化資料進行訓練，並可設計成以不同程度的自主或無自主來運作，以達成設計者建置之目標 (Jiang et al., 2017)。

(二) **自然語言**：自然語言處理 (Natural Language Processing) 是人工智慧領域的分支，自然語言是指人類的自然語言 (例如中文、英文、西班牙文等) 而不是人造語言。自然語言表現的方式分為口語及書面，被處理的語言內容稱為文本。語言模型就是藉由大量的文本、透過統計和機器學習方法，所建立之能理解或生成文本的模型。語言模型的種類有相當多，正規表示式就是其中一種簡單的語言模型。近年來隨深度學習網路的發展，一種稱為 Transformer 架構被提出，基於這個架構，許多研究提出各種語言模型，其中最知名的稱作 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)，本研究以此為預訓練模型方法 (Koroteev, 2021；顧以謙等，2023)。

(三) **機器學習**：機器學習是人工智慧的一種建置方式，機器學習的演算法允許系統從經驗中學習和改進，依照設計者對收集資料是否進行標記，可分為監督式學習、非監督式學習。機器學習演算法使電腦能夠識別資料模式，以及資料中蘊含各種因素的線性、非線性的關聯性 (Jordan, Mitchell, 2015)。許多研究應用機器學習的各種演算法進行預測，但除特別為小樣本設計之穩健的校正模型外，機器學習預測的效能通常仰賴於龐大的資料量 (Vabalas et al., 2019)。

貳、文獻探討

為了解 AI 在相關領域應用情況，本研究蒐集文獻討論自然語言於司法實務之相關應用，再探討應用自然語言技術於毒品犯罪研究之重要性，最後整理 AI 在毒品處遇評估上之應用研究，以向國外運用 AI 於司法資料之研究借鏡。

一、自然語言於司法實務之相關應用

人工智慧隨著自然語言技術發展功能越來越多元，相關研究指出目前發展出的 AI 在理解、監控、意見提出、預測、互動、學習和自我改善等功能方面已有很大的進展（Mehr et al., 2017）。隨著自然語言技術越來越成熟，讓許多保存在法律文本的資訊得以更深入汲取出來，使研究者能夠更能探討和分析這些珍貴資訊，協助實務工作者釐清問題、掌握風險因子，提升風險管理與實務效能（黃俊能等，2021；劉邦揚等，2020；顧以謙等，2021b）。承前述優勢，目前已逐步開發了許多相關使用的人工智慧技術工具，像是美國的 Westlaw Edge 法律人工智慧工具平台，其中三項人工智慧工具 KeyCite Overruling Risk、Litigation Analytics 和 WestSearch Plus 分別利用自然語言處理和機器學習等技術，提供使用者提取法律訴訟資料中有價值數據資料之使用方法，並提供符合法律準則、管轄權相關性及對話回應能力的正確答案（Ahlbrand, 2020；Custis et al., 2019）。邵軒磊、吳國清（2019）以法律資料分析法，解構毒品犯罪判決書，分析 2012 年至 2018 年 4 月底違反毒品危害防制條例之判決書，經人工智慧技術和資料清理處理後分析跨境毒品流動結構關係。Juang et al.（2022）基於建立幫助法律實務工作者及大眾決策和理解法律邏輯的目的，透過蒐集起訴和量刑兩項數據建立罪名量刑預測系統，該系統使用了一種孿生 CNN 架構來建立預測模型。從國內外研究可知，應用 AI 於司法實務的類型十分多元，尤其在自然語言技術蓬勃發展下，應用於毒品研究上具有高度可行性與研究價值。

二、應用自然語言技術於毒品犯罪研究之重要性

雖然國內外研究已逐漸投入自然語言應用於司法領域，但可以發現鮮少有應用自然語言處理技術專門進行毒品施用問題解析，尤其國內囿於資料面限制，檢察書類資料更被鮮少投入 LLMs 開發研究中，以致過去自然語言模型難以擴及至檢察書類文本，不利於發展 LLMs 的相關應用研究（顧以謙等，2022；顧以謙等，

2021)。為數不多的研究中，顧以謙等（2021）曾以半監督式 AI 機器學習方式切入毒品犯罪議題之先導研究，另外針對檢察機關施用毒品之起訴書類與法院判決書類進行人工編碼，將非結構化的法律辭彙，量化成可進行統計分析之數據。利用檢察書類文本轉出具有研究實益之數據，對於刑事司法或犯罪研究可帶來相當豐富的研究價值，譬如顧以謙等（2021）利用 2020 年第三期之毒品危害防制基金研究之人工判讀、轉譯之檢察書類、法院判決書類後之數據，透過人工智慧技術，發現法官具體求刑的刑度會受到被告之「犯後態度差」、「深陷毒癮難以自拔」等關鍵因子影響。然而，針對檢察、判決書類所採用人工編碼方式所費人力成本不貲，且在有限時間、資源內能完成之編碼數量有限，不利於毒品防制、刑事司法研究之推動與發展（陳百齡，2016；劉邦揚，2016）。因此，以人工智慧之自然語言分析建構斷詞與標記模型，可有效自動判讀並將檢察機關起訴書類擷取編碼，更簡易地標記檢察書類詞句中重要特徵或變項，節省編碼動作之耗費工時。建置一個完整的自動判讀系統，匯入所有毒品犯罪檢察書類，就有機會真正「教會」AI 如何自動判讀毒品犯罪的檢察機關書類文字，幫助未來各種犯罪研究從事多元渠道的研究，如探索再犯因子、預測再犯狀況、模擬司法判決、執行處分情形等，具有投入資源開發的效益。

三、AI 在毒品處遇評估上之應用研究

國外許多研究皆會應用 AI 技術，如機器學習、深度學習的分析方法進行毒品處遇的評估與預測。Acion et al. (2017) 比較邏輯迴歸(Logistic Regression)、懲罰迴歸(Penalized Regression)、隨機森林(Random Forests)、深度學習神經網絡(Deep Learning Neural Networks)及超級學習(Super Learner)五種模型，用於預測病患是否會完成物質濫用治療。此研究使用了美國聯邦衛生福利部物質濫用暨精神衛生防治局(SAMHSA)釋出之 2006 至 2011 年治療事件資料庫(TEDS-D)，經篩選後，共使用 99,013 個物質濫用治療人次(非個人)的資料，納入了 28 個變項進行研究。值得一提的是，此研究直接以病患是否完成物質濫用治療為依變項，原因在於有許多研究顯示病患完成治療可以預測許多長期有益結果，例如減少未來涉入犯罪、減少再入院、提升治療一年後的就業狀態收入(TOPPS-II Interstate Cooperative Study Group, 2003; Zarkin et al., 2002)。此外，Lyons (2022) 為了更全面地瞭解少年藥物治療法庭及傳統少年法庭的處遇成效，以 2016 年至 2019 年 415 名青少年為樣本蒐集其自陳數據資料，並利用機器學習方法建構模型，所有數據被隨機分成訓練組

(80%)和測試組(20%)，以預測青少年樣本一年內再次被逮捕的風險因子與保護因子。該研究以隨機森林模型為例，最終結果顯示模型能準確地分類特徵，包括年齡、犯罪處遇經驗（傳統少年法庭／少年藥物治療法庭）、物質使用頻率（如大麻、鴉片、酒精）、家庭功能、社交風險、再犯風險、犯罪和暴力行為等。其中最能預測再次逮捕風險的因子為青少年過去90天內使用大麻的天數，若吸食天數增加，其再次被逮捕的風險也會隨之上升。

綜合以上 AI 之運用，若能嘗試將人工智慧應用於檢察書類之分析以及重要特徵之判讀上，找出所有可能的靜態與動態因子，將能提升司法實務工作者對毒品施用者的風險預測與綜合評估，實為本研究亟待探討的重要議題。

參、研究方法

鑒於自然語言技術在檢察書類文字判讀上具有明顯效能優勢和應用價值，可從檢察書類中發掘出豐富多元的研究資訊，本研究希望嘗試突破過去毒品研究較缺乏檢察書類資料分析的限制，以近年毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類為研究對象，利用 AI 自動判讀模型將檢察書類文字進行辨識，並且開發 AI 判讀工具，針對毒品施用犯罪轉出數據集，並進行資料去識別化（顧以謙等，2023）。其後，本研究利用 Weka 之「進階資料分析」進行機器學習模型建置。由於經過 AI 自動判讀，資料會呈現結構化格式，並經除錯、合併、串聯後，以決策樹和其他機器學習方法偵測犯罪路徑與描繪出作成起訴、緩起訴處分關鍵因子。

一、研究對象

本研究進行分層比例抽樣，依照檢察書類公開版本總數的縣市分布比例，從母群 324,386 筆書類中抽取出 11,089 筆書類（起訴 4,579 筆、緩起訴 4,895 筆、不起訴 1,615 筆），在 95% 信心水準下，抽樣誤差為正負 1%。因本研究聚焦於起訴和緩起訴之書類種類，故刪除不起訴之書類，最終以 9,474 筆書類進行研究。

二、分析變項（欄位、解釋變數）

本研究所欲分析之目標為檢察官作成緩起訴或起訴，此變項為模型之預測目標（target variable）。本研究所採納之檢察書類中，主要納入 18 項書類特徵與對應

各地方檢察署分布地區的32項地域特徵，這些特徵又稱為解釋變數或分析欄位^[4]。本研究之所以採用這些特徵作為解釋變數乃基於探索性研究 (Exploratory Research) 框架，探索性研究乃由下而上 (Bottom-up) 的模型或規則探索方法，利用機器學習演算法可自動化從資料歸納、發現、尋找出與研究標的密切關聯的因子 (Milo & Somech, 2020)，而本研究自現有書類資料中盡量納入與檢察官做成處分決策關聯的關鍵因素特徵作為研究分析之對象。本研究採納之基本個人特徵包括：性別、起訴年齡。18項書類特徵包括：最近一次施用毒品年齡、該行為人是否另案在監 (含羈押)、是否為累犯、是否有刑事犯罪紀錄、是否曾觀察勒戒、緩起訴戒癮治療次數、施用場所、查獲方式、施用毒品種類、是否混用一種以上毒品、施用方式、行為人是否委任律師、同一書類是否合併毒品以外犯罪之罪名、行為人是否抗辯、抗辯理由、具體求刑之方向、犯後態度、是否自首減輕刑期。至於所採32項地域特徵，乃依國家發展委員會都市及區域發展統計彙編，將各地方檢察署分布地區分為北、中、南、東四個區域，並從中篩選出就業、勞動、醫療資源等32項地域特徵，這些特徵在過往研究中被認為與犯罪和司法決策有關 (Altindag, 2012; Atkins et al., 2003; Ramakers et al., 2020)。本研究採用之32項地域特徵包括：所得總額、可支配所得、消費支出、儲蓄、儲蓄率、失業人數、失業率、未參與勞動原因人數合計、想工作而未找到工作且隨時可以開始工作、求學及準備升學、料理家務、高齡及身心障礙、其他未就業原因、就業人口占總人口百分比、就業人口占15歲以上民間人口百分比、就業人口占勞動力百分比、勞動力參與率男性、勞動力參與率女性、就業人口行業分配合計人數、就業人口行業合計百分比、初級行業人數、初級行業百分比、次級行業人數、次級行業百分比、三級行業人數、三級行業百分比、醫院病床數、西醫數、中醫數、每萬人病床數、每萬人西醫數、每萬人中醫數。

三、研究流程

依循本計畫研究目的，且為達成更貼近檢察專業及實務狀況，本研究採下列方式進行研究，研究流程敘述如下：

[4] 有關書類特徵與地域特徵的詳細變項分布、比例請參考「以再犯預防為導向之 AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析計畫 - 以自然語言分析檢察書類為核心 (第一期)」附錄。本文所分析之檢察書類包括公開與未公開之起訴書，而未公開之起訴書之取得需要獲得各地方檢察署人工審查後同意，因此無法取得所有母群體總數，也無法取得所有檢察書類。

(一) 申調近五年毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類。

(二) 人工校正毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類自然語言分析模型研究先利用初步的機器自動標記工具將關鍵變項輸出，並以人工進行標記與校正，以幫助機器學習如何正確擷取毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類中法律詞句特徵，減少自動標記錯誤的機率。

(三) 測試毒品施用起訴、緩起訴書類自然語言分析模型的判讀正確性當毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類與人工標記完成後，本研究再進一步投入未經人工標記、且機器未曾學習過的另外一批原始檢察書類，觀察建構完成之自然語言演算技術是否可順利自動判讀毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類文字，並依循研究設定呈現編碼結果，並測試標記出之特徵對於辨別起訴、緩起訴處分之準確性。

(四) 利用自動編碼結果探索毒品施用犯罪起訴、緩起訴處分之關鍵節點爲了測試人工智慧是否能正確預測檢察官針對毒品施用犯罪作成起訴、緩起訴處分，本研究將有關自動判讀出辨別毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之關鍵節點。

肆、研究結果

本研究設計建立自動判斷模型架構、設計標記內容機制與介面開發、結合文本標記方式進行內容識別，透過輸入起訴與緩起訴檢察書類文本電子檔，輸出結構化資料，同時針對複雜法律詞彙進行辨識。本次建置系統建置了兩個模組，包含「檢察書類標記功能模組」與「檢察書類判讀功能模組」。

「檢察書類標記功能模組」可上傳未有人工標記之檢察書類文本，包含起訴書和緩起訴處分書資料，進行分析後即可取得機器標記結果，由機器標記完成後，能針對機器標記分析結果進行手動標記修正，人工修正後即完成檢察書類標記功能模組，而「檢察書類判讀功能模組」則將已認知之標記結果進行模型判讀辨識，再透過監督式機器學習方式調教模型，即可完成具機器理解之標記結果的預訓練模型，最後將此模型應用開發至平台系統中。

一、文本資料投入模型

本研究將檢察書類文本資料進行預訓練，採取方法包含透過段落型內容辨識，將大量起訴書和緩起訴處分書資料區分為段落；利用語意理解，自動標記平台變項資料，提高辨識的準確性；借助 BERT 模型進行預訓練，輕鬆完成標記任務；藉由語言模型架構示意圖，逐字標記斷詞，強化模型的語境理解等等執行應用，令模型能進行段落型內容辨識、並且能深入分析語意，從而更準確地識別和標記變項資料。

二、預訓練模型方法

本研究使用 BERT 的模型能在大量的無標記領域語料上進行預訓練，並能很輕鬆的完成後續的標記任務：目前標記流程為上傳檢察書類無標記之文本資料，進行模型自動判讀，判讀完成後進行預訓練，提升後續完成標記任務的準確率。如圖 1 所示，BERT 可對指定內容的變項標記方式，讓系統能夠學會段落型內容辨識，以利持續提升系統資料的辨識能力。

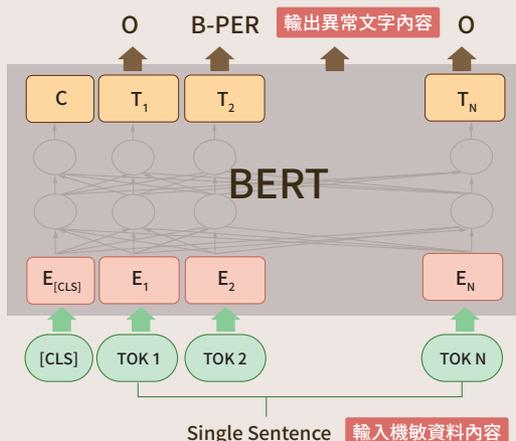


圖 1 變項偵測模型示意圖

三、系統鑑別度和資料處理效率

本研究使用一種自動判讀模型來處理平台變項，這個模型是建立在語意理解技術的基礎上，能夠更好地理解文本的意思，提供更高的鑑別度，有效減少誤判的可

能性，提高系統的可信度和判斷準確性，相較於傳統的人工編碼，自動判讀模型在應用相同的語意理解技術下，能夠以一致的方式處理相同的變項，確保結果的一致性和可靠性，最後，自動判讀模型相較於人工編碼需要大量的時間和人力，而自動判讀模型可以在短時間內處理大量資料，從而節省時間和成本。

四、模型辨識檢察書類的準確度

在本研究成果中，系統進行共計 9,474 份起訴書、緩起訴書結果之標記。本研究依據信心水準 95%，隨機抽取 150 份起訴書、緩起訴書，以回答正確的資料筆數除以總資料筆數為計算方式。經系統準確性分析後，發現可特定位置辨識關鍵字之特徵本研究準確度達 90-95% 以上，而有關「次數」、「態度」等特徵資訊分佈位置不固定，語句表達多樣，仍需要自然語言模型學習之特徵，目前準確度達 80% 以上。儘管檢察書類之文本之語意判斷與自然語言處理目前難以達到完全正確（顧以謙等，2024），但相關研究指出，即使標記來源具一定程度雜訊，只要整體品質維持穩定，透過半自動或弱監督方式等方法可有效學習並進行準確預測，仍具有建立機器學習預測模型價值（Long et al., 2019；Ratner et al., 2020）。

五、應用機器學習分析作成起訴、緩起訴處分關鍵節點

檢察官在進行刑事處分決策過程同時具備客觀性和一定程度自由裁量，不免涉及主觀性和多面性判斷，可能導致作成不一致處分的結果（蘇慰潭，2012）。隨著科技進步和大數據興起，機器學習已經成為解析和預測複雜系統的有力工具，提供了一個獨特的機會來深入探討檢察官決策過程並揭示影響起訴和緩起訴處分的關鍵因子。本研究透過 Weka 3.8.6 版，進行決策樹（Decision tree）、邏輯斯迴歸（Logistic regression）、貝氏分類器（Naïve Bayes）、支持向量機（Support Vector Machine, SVM）和隨機森林（Random Forest）等分析方法，上述五種模型兼顧解釋性、實務可行性與預測效能，亦為文獻中機器學習應用於法律、醫療與政策研究之常見選擇（Fernández-Delgado et al., 2014）。針對大量毒品施用檢察書類數據，量化分析檢察官決策的各種因素，探索檢察官判斷毒品施用個案作成緩起訴或起訴的關鍵，揭示決策過程之可能因素。

(一) 訓練資料

本研究隨機切割70%，共6,631筆資料作為訓練組，包括3,426份緩起訴書類、3,205份起訴書類，為了呈現模型效能，本研究採用精確率 (Precision)、召回率 (Recall)、準確率 (Accuracy, ACC)、F1-score、特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC) 等五項機器學習科學研究常用的分類評估指標 (Varoquaux & Colliot, 2023)。其中，準確率用於檢視模型整體分類正確率，在評估過預測的難度、臨床需求和可接受的錯誤率下，在某些具挑戰性的臨床預測任務中，準確率高於0.85通常被認為是模型已達令人滿意的高分類正確性 (Luca et al., 2022)；精確率與召回率分別對應錯報與漏報風險，在司法、醫療等誤判成本高的領域，有文章指出這兩個指標至少高於0.84才應為可接受的基準 (Alakus & Turkoglu, 2020)；F1-score則衡量兩者之綜合平衡，接近1表示模型在兩者之間取得良好平衡 (Han et al., 2022)；而 ROC-AUC 指標則能反映模型在不同決策閾值下之整體區辨能力，特別適用於類別比例不均衡的分類任務，其大於0.9通常被視為高度可接受的分類表現 (Bradley, 1997)。

此外，本研究各模型之 Kappa 統計值介於0.7至0.94間，多數達「實質一致」或更高水準，整體顯示分類效能良好，能有效反映預測目標。Kappa 作為調整過機率偏誤後之一致性指標，較 Accuracy 更能真實反映模型在多類別或不均衡情境下的表現。整體而言，此結果顯示本研究所建構之模型於訓練資料中具有穩定的分類能力，具備潛在的分類效度與外在推論 (Generalization Ability, 又稱泛化能力) 之能力。本研究訓練模型之預測效能如下表1：

表1 模型訓練效度

	Precision	Recall	F1-score	ACC	AUC
決策樹	0.895	0.893	0.893	0.893	0.934
邏輯斯迴歸	0.873	0.867	0.867	0.867	0.931
貝氏分類器	0.870	0.859	0.857	0.859	0.895
支持向量機	0.873	0.866	0.865	0.866	0.864
隨機森林	0.976	0.975	0.975	0.975	0.997

(二) 交叉驗證

為評估模型在不同子樣本間的穩定性與外在推論能力，本研究採用 10-fold 交叉驗證，將訓練資料隨機分為 10 等份，其中 9 份用以訓練模型，剩餘 1 份作為驗證資料，並重複執行 10 次以涵蓋所有資料。透過此方法可有效模擬模型在未見資料上的預測效能，並降低因單一資料切割所導致之評估偏差 (Berrar, 2019)。從下表 2 可知交叉驗證之模型表現：

表 2 交叉驗證之模型效度

	Precision	Recall	F1-score	ACC	AUC
決策樹	0.870	0.868	0.867	0.868	0.908
邏輯斯迴歸	0.869	0.863	0.862	0.863	0.927
貝氏分類器	0.867	0.857	0.855	0.857	0.893
支持向量機	0.870	0.863	0.862	0.863	0.860
隨機森林	0.864	0.864	0.863	0.864	0.916

(三) 測試資料

本研究於訓練資料建立穩定模型後，另以事前保留之測試資料進行模型效能驗證。測試資料為原始資料集中隨機抽出之 30% 個案，未參與模型訓練程序，故可用以模擬模型對未知資料之預測能力。與交叉驗證所提供之內部驗證不同，測試資料評估能進一步確認模型在實際應用場景下之分類效度。

研究結果顯示，雖然隨機森林在訓練資料中表現最佳，展現極高的預測潛力，惟邏輯斯迴歸於測試資料中維持最高 AUC，顯示其在處理真實資料時具備優異的預測能力與穩定性。此外，雖然隨機森林理論上應具備較佳的分類效能，惟本研究實證結果顯示，在進行交叉驗證與實測資料評估時，隨機森林的表現未明顯優於單一決策樹模型，且訓練資料中亦出現可能存在過度擬合現象。反觀決策樹在訓練與測試階段均展現穩健準確性與高度可解釋性，故在檢察官毒品施用案件處分預測上，決策樹不僅具備實務應用價值，亦能協助萃取清晰的決策規則，供後續政策制訂參考。就此，本研究也將接續進行決策樹之節點分析。

表3 測試資料之預測模型效度

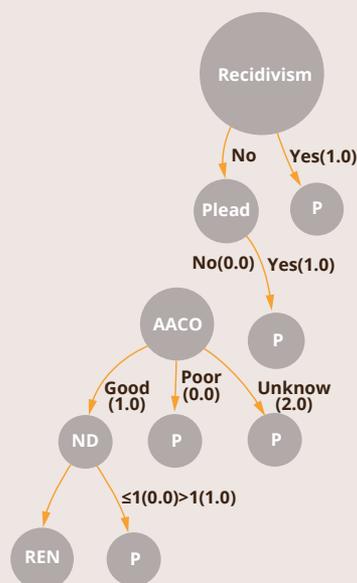
	Precision	Recall	F1-score	ACC	AUC
決策樹	0.872	0.871	0.871	0.871	0.911
邏輯斯迴歸	0.876	0.872	0.871	0.872	0.936
貝氏分類器	0.878	0.869	0.882	0.869	0.909
支持向量機	0.879	0.873	0.872	0.873	0.871
隨機森林	0.867	0.867	0.876	0.876	0.932

(四) 決策樹節點分析

為進一步解析檢察官於毒品案件中作成「起訴」或「緩起訴」決策之關鍵因素，本研究將9,474資料全數投入決策樹模型，並將最小樣本分割數（Minimum number of instances per leaf）設定為100，以降低模型過度擬合（overfitting）的風險，提升預測穩定性與解釋力。圖2呈現以全體資料建構之決策樹模型，代表檢察官於毒品案件中作成「起訴」或「緩起訴」決策時所依據的關鍵因素。

第一層節點為「是否為累犯」，其中為累犯者（2,843筆）依模型邏輯直接判定為「起訴」，無需進入後續分裂節點，顯示此節點具高度分類能力；相對地，若為非累犯（6,631筆），則進一步考量第二層節點「是否抗辯」。若當事人無抗辯，可能顯示其具坦承態度或沒有爭議事項，後續決策則取決於其「犯後態度」；若有抗辯，則顯示其對起訴內容有爭執或不同意之態度，模型傾向預測為起訴。第三層節點方面，在無抗辯情形下，「犯後態度」成為關鍵。若犯後態度不佳或不明，則大多預測為起訴。若態度良好，則繼續於第四層節點觀察其「戒癮次數」，若戒癮次數大於1，則模型傾向預測為起訴；若小於1，則為緩起訴，顯示在特定條件組合下，戒癮次數成為進一步決策分流之變項。

第五層開始，決策節點所涉及之變項轉為較具個別性與背景性質，如地區平均收入、抗辯理由、是否自首等。此層節點樣本數逐漸減少，分支結果容易受到分布不均的影響，同時其節點影響力偏向局部補充性判斷，並非主要分類依據，為避免過度詮釋，不再深入探究後續節點。

圖 2 作成起訴或緩起訴預測決策樹^[5]

伍、討論

一、自然語言技術於毒品犯罪研究之應用

本研究成功建置「檢察書類標記功能模組」與「檢察書類判讀功能模組」。透過本研究所建構的自動判讀模型，機器能以 80% 以上的準確率自動化地擷取毒品施用起訴書及緩起訴書中對毒品犯罪研究具有意義的變項。自動判讀書類的功能在毒品犯罪研究領域中展現了自然語言處理技術的學術價值與應用潛力，便捷了未來的研究。此外，更重要的是，「檢察書類判讀功能模組」可將書類中包括了犯後態度、抗辯情形、犯罪紀錄等符合相關法律規定之資訊擷取出來（法操 FOLLAW，2019；許澤天，2013；顧以謙等，2021），經過一定的引導這些具有許多個體訊息提供 AI 訓練，並讓 AI 後續能在大量無標記的資料領域上進行預訓練，幫助 AI 對檢察書類處分內容的正確理解和掌握，以盡可能降低 AI 作出偏誤、偏見的決策的機會，同時符合我國所訂定之行政院及所屬機關（構）使用生成式 AI 參考指引中，有關應「秉持負責任及可信賴之態度，掌握自主權與控制權」的相關規範（行政院，

[5] Recidivism= 是否累犯；Plead= 是否抗辯；AACO= 犯後態度；SR= 具體求刑方向；ND= 戒癮次數

2023)。透過持續投入自然語言於分析各類檢察書類文檔，將能夠深入理解毒品犯罪的處遇、處分和判決模式。結合學術研究者更高效、高品質的毒品研究成果，以及配合檢察機關、毒品處遇實務工作者、毒品政策制定者以科學為基礎的規劃與執行，可在再犯防止推進計畫、新世代反毒策略第三期的推動上發揮相得益彰的效果。

二、人工智慧應用於預測檢察官作成起訴、緩起訴處分之關鍵因素

在國外研究中，Zolbanin et al. (2020) 的研究利用美國不同地區的毒品法庭案件，建立了一個準確率達 80.76% 的決策支持系統。該預測模型指出，透過擴大獎勵提供的範圍，能夠強化毒品法庭的程序正義，並增進參與者對處遇程序的信心。此外，一些關鍵因素如施用甲基安非他命、迷幻劑的經驗、首次施用大麻年齡和使用大麻的頻率等，皆可用於預測個案的藥物濫用程度嚴重，及後續再犯的風險。繼而，Delen et al.(2021) 開發出可預測毒品法庭參與者成功畢業或不成功畢業的分析模型，協助法庭實務工作者做出更加精確的決策，並能有效評估個案是否適合接受毒品法庭計畫，以監測其處遇表現與成效。Lyons (2022) 的研究則對青少年的自陳數據建立了一個預測青少年在一年內再次被逮捕風險的機器學習模型，發現青少年過去 90 天內使用大麻的天數是再次被逮捕風險的主要預測因子，以及社交風險和家庭功能也是重要的影響因素。這些研究的共通結果凸顯了從機器學習角度來說，前階段的施用藥物經歷、過去施用毒品狀況、以及身處的環境皆會成為顯著的預測因子。

同於前揭研究旨趣，本研究為探索檢察官針對毒品施用作成起訴或緩起訴處分的關鍵因子，同時測試本研究開發之自動判讀系統，運用其所產生資料成果進行分析，運用相關資料探勘技術，以「檢察官作成緩起訴、起訴處分」之分類透過資料探勘技術進行預測與結果比較分析。本研究發現，影響檢察官對毒品案件作成「起訴」或「緩起訴」處分的關鍵判斷節點，首先為「是否為累犯」。決策樹模型顯示，一旦個案屬於累犯，模型高度傾向預測為「起訴」，此點有理可循，畢竟依照刑法第 47 條第 1 項規定：「受徒刑之執行完畢，或一部之執行而赦免後，五年以內故意再犯有期徒刑以上之罪者，為累犯，加重本刑至二分之一。」而最高法院刑事大法庭 109 年度台上大字第 3826 號也裁定：「若執行完畢釋放後，於「3 年內再犯」者，依第

23 條第 2 項規定，應依法追訴。」，因此檢察官基於相關規定之判定有理可據。然而，相反地，若為非累犯，則檢察官會進一步考量是否為「無抗辯」個案。從實務案例可知，有些當事人積極自稱服用「感冒藥水」或誤飲、誤吸食「朋友給的飲料、二手煙」云云，但若無具體舉證，單憑抗辯之詞尚無法影響檢察官起訴之作成。

在本研究建構之決策樹模型中，於非累犯且無抗辯之個案群中，「犯後態度」顯現為一項重要的決策依據。具體而言，若被告在偵查過程中展現出負面態度（如否認事實、缺乏悔意、不配合偵查），或態度資訊不明確，模型傾向預測檢察官將作成起訴處分。僅有當被告具體表現出良好之犯後態度，模型才進一步考量其歷次戒癮努力，作為判斷是否可能給予緩起訴之依據。雖然刑事訴訟法第 253-1 條明定：「被告所犯為死刑、無期徒刑或最輕本刑三年以上有期徒刑以外之罪，檢察官參酌刑法第五十七條所列事項及公共利益之維護，認以緩起訴為適當者，得定一年以上三年以下之緩起訴期間為緩起訴處分」，從法條可知檢察官之法理根據。但單純就毒品施用案件中，「犯後態度」是否會影響檢察官處分判斷、或者影響多少程度之相關科學文獻甚少。過去有些許文獻探究犯後態度與量刑的關係，但多半從法律層面論探就（張寧等，2011；許澤天，2010；許澤天，2013），少數實證研究指出「犯後態度差」與為法院朝較嚴厲之判刑有關（楊俊樂，2020；顧以謙，2021）。然而，針對偵查階段檢察官是否採行起訴或緩起訴之處分與「犯後態度」之關聯，實證研究仍屬罕見。本研究採用機器學習之資料探勘方法，並非立基於傳統刑訴構成要件或量刑理由之理論框架，因此無法就檢察官主觀裁量或法律文書論理過程進行解釋。然數據顯示，「犯後態度」確實在特定類型（非累犯且無抗辯者）之個案中，成為分歧處分之判斷依據。此一結果或可反映檢察官在配合新世代反毒策略推動「多元處遇」與「再犯防止」之政策目標下，傾向視良好態度為個案具改過潛力之象徵，而將其納入考量是否給予緩起訴之因素；反之，對於態度消極或不明者，則可能解讀為難以妥適完成緩起訴戒癮治療之療程或穩定性不佳，故傾向從嚴處分。值得注意的是，即便被告具備正向犯後態度，亦非必然獲得緩起訴。模型進一步顯示，檢察官尚會評估其「完成戒癮次數」，顯示實務上緩起訴之作成非單一因素所致，而係多元變項交互作用之結果。此一結果亦印證，檢察官傾向綜合被告的風險特徵與行為回應進行整合評估，而非僅以法律構成或犯罪事實為單一基礎作出處分決定。

三、機器學習在預測起訴、緩起訴方面各種演算法模型比較

本研究透過自然語言處理與機器學習方法，分析各地檢署針對毒品施用案件所作成之起訴書與緩起訴處分書，並以五種常見分類演算法建立預測模型。整體而言，各模型於訓練集、交叉驗證與測試資料中皆展現出頗高的準確性與穩定表現，顯示在資料預處理、特徵選取與建模過程中，相關資訊已成功擷取與量化，驗證透過書類文本進行機器學習預測確為可行路徑。

就模型效度而言，隨機森林在訓練階段表現最為卓越，然而於交叉驗證與測試資料中，其整體準確率則與其他傳統分類器（如邏輯斯迴歸、支持向量機）相近，顯示其在小幅度樣本變異下仍具穩定性，但亦可能受限於特徵過擬合所帶來的泛化能力限制。相較之下，決策樹模型於三種效度檢驗中皆展現均衡且透明的分類性能，同時具備高度可解釋性。特別是在本研究目的重視模型對檢察官決策之行爲邏輯進行可視化與解釋的情境下，決策樹的節點結構可直接對應於檢察官處分作成之判斷流程，具有高度詮釋價值與政策應用潛力。

綜合而言，若研究者目標係追求分類精度與效能極大化，隨機森林確實提供了最佳的分類結果；但若強調可視化、政策決策支持或決策邏輯還原，則決策樹模型為更合適之選擇，或可視研究需求與司法應用場域彈性調整與整合應用。

陸、結論與建議

一、自然語言處理成功解讀檢察書類，建議加速研擬「生成式 AI 導入檢察機關指引」，以提升 NLP 導入檢察機關之周延性、公正性

本研究發現 NLP 特別適用於分析檢察書類的語言結構與語意，從而在預測和理解毒品犯罪方面發揮重要作用。此點顯示，自然語言處理（NLP）技術在司法領域的應用，特別是在毒品犯罪研究上，具有顯著的潛力和價值。隨著技術的發展，NLP 已不僅僅是一種數據處理工具，而是成爲了一個能夠深入挖掘各種文本資料，如司法文檔、毒品犯罪報導等的強大工具。NLP 的進步也使得人工智慧（AI）能夠更深入地分析和理解司法與檢察書類的語言。本研究結果指出妥適的 NLP 導入，將可有效提升司法公正和檢察機關運作的效率。鑒於司法院已啟用「智慧化裁判草

稿自動生成系統」、「AI 量刑資訊系統」，並正規劃「司法院使用生成式 AI 參考指引」，顯示 AI 導入司法機關已成蔚然趨勢。在「科技化的法務部」的願景下，法務部已和工業技術研究院今簽訂合作意向書，由此可見檢察機關必然會逐步導入 AI，因此便更應加速研擬「生成式 AI 導入檢察機關指引」，以提升 NLP 導入檢察機關之周延性、公正性。

二、自然語言處理在毒品犯罪研究上富有潛力，值得挹注資源持續開發

本研究成功開發的「檢察書類標記模型」和「檢察書類自動判讀」，不僅可作為毒品犯罪研究技術與數據面的基礎，目前發現還能夠從檢察書類中提取有關被告人道和尊嚴的關鍵資訊。透過機器學習，本研究發現這些資訊對於幫助 AI 理解檢察機關在作成處分決策至關重要，包括「是否累犯」、「是否抗辯」、「犯後態度」、「完成戒癮次數」等特徵皆為檢察官作成起訴或緩起訴的關鍵節點。承上，本研究相信是類研究，將有助於未來毒品研究時訓練 AI 進行更加精準和人性化的預測，以輔助研究者進行更全面的毒品研究與專業判斷。在 OpenAI 推出 GPTs 的聊天機器人後，可預見客製化的 AI 助手會成為改變人類生活、革新政府作業型態的奇異點。鑒於檢察書類涉及敏感個資，尚未能完全導入 GPTs，建議在符合「行政院及所屬機關(構)使用生成式 AI 參考指引」之規範下，加速挹注資源於檢察機關導入自然語言處理，以建置更貼近檢察實務作業的 AI 助手，完成「科技化法務部」願景的一塊重要拚圖。

三、自然語言處理自動判讀準確性達 80%，輸出數據預測緩起訴、起訴的準確度達 90%、分類正確性達 95%，建議建置毒品施用簡易案件之 AI 初篩機制

本研究所建構之 AI 自動判讀模型，已展現出高度自然語言理解能力，能精準擷取檢察官撰寫毒品施用案件起訴書與緩起訴書中的關鍵資訊。模型在文本特徵轉換階段即能穩定產出具代表性結構化數據，進而支持後續機器學習模型之建構。從預測成效來看，尤其以邏輯斯迴歸、隨機森林與決策樹表現最佳，在訓練與測試階段皆達到 85% 以上準確率，部分指標（如 F1-score、AUC）更達 90% 準確水準，顯示模型已具備極佳之實務應用潛力。

基於此結果，本研究建議法務部可考慮規劃建置一套封閉式、地端部署（on-premises）的AI初篩系統，專門應用於毒品施用案件中標準化、重複性高之案件類型。該系統可依據《行政院及所屬機關（構）使用生成式AI參考指引》之規範，設計為AI協作架構：由AI模型進行初步資訊擷取與預測建議，並由檢察事務官審核與修正，最終由檢察官作成正式處分決定。此流程不僅可顯著提升行政效率，亦能透過一致性與可稽核性提升檢察決策品質。

進一步而言，AI自動判讀系統在研究端之意義亦不可忽視。相較傳統研究仰賴大量人力逐一編碼與標註文本，AI模型可於極短時間內大規模轉譯檢察書類為結構化變項，顯著擴大樣本規模、提升特徵、數據處理深度，並為後續再犯預測、司法行為分析、量刑因子建模等研究領域帶來實質助益。

未來建議研究可進一步延伸至檢警流程上游（如移送書、警詢筆錄）與下游（如法院判決書、量刑理由），建構全流程資料化之司法AI生態系統。透過橫向整合異質司法文本與縱向勾稽處分與刑案檔之再犯結果，有望發展更具預測性與預防性之再犯風險監測工具，以滿足未來政府推動「減少毒害、抑制再犯、穩定復歸、阻絕供需」之目標達成。

柒、研究限制

最後，儘管本研究從AI自動判讀系統取得書類的編碼資料，且利用機器學習演算法預測緩起訴、起訴的AUC值達0.9以上。但由於目前部分特徵之AI自動判讀系統的精確性為80%左右，尤其多半集中在「次數」、「態度」等需要自然語言模型學習之特徵上，因此尚待未來進一步提升機器判讀的精確性後，確認後續AI辨別不同毒品施用處分結果的一致性是否仍可保持優秀的精確度，以作為設計毒品施用犯罪檢察機關助手的基礎。

此外，有關於資料公開與人權倫理個資公開之議題雖非屬本研究所欲關注之研究重點，惟其運用鉅量個人資料於再犯預測上是否有涉及人權與隱私保護議題，建議另開研究深入討論。

囿於行政作業限制，本期研究僅能取得抽樣後部分的未公開檢察書類，無法取得所有檢察書類，惟透過抽樣應可盡量降低系統性與代表性誤差。本研究結果尚包括不起訴處分書、觀察勒戒和強制戒治裁定書，雖然在機器學習框架上並不影響起訴、緩起訴二元之預測結果，仍期望未來能獲得更全面的數據，包括關於毒品販賣之共犯結構因素，也建議在未來研究納入探討。希望透過本研究拋磚引玉，相關研究能獲得更多的研究資源支持，包括足夠的人力、物力和建立跨機構部門之合作。特別建議未來研究利用 AI 技術，導入實際多元處遇方案的個案動態資料，以建構更好的再犯風險評估模型，以擴展犯罪防治領域的科學知識。

參考文獻

一、中文文獻

- 行政院 (2023)。行政院及所屬機關 (構) 使用生成式 AI 參考指引。於教育科學文化處編著，1-2。台北：行政院。
- 李開復、王詠剛 (2017)。人工智慧來了 (1 版)。台北：遠見天下。
- 法操 FOLLAW (2019)。根據刑法減刑規定，什麼狀況稱得上「情堪憫恕」？。
- 邵軒磊、吳國清 (2019)。法律資料分析與文字探勘：跨境毒品流動要素與結構研究。問題與研究，58 (2)，91-114。[https://doi.org/10.30390/isc.201906_58\(2\).0003](https://doi.org/10.30390/isc.201906_58(2).0003)
- 張寧、汪明生、黃國忠 (2011)。交通案例與廢棄物清理案例之量刑因素資訊整合實驗：以犯後態度與犯罪所生之損害為例。管理學報，28 (6)，565-577。<https://doi.org/10.6504/jom.2011.28.06.03>
- 許澤天 (2010)。自白作為有利行為人量刑的犯後訴訟表現。中原財經法學，201012 (25)，1-62。[https://doi.org/10.6645/jsar.202112_6\(4\).3](https://doi.org/10.6645/jsar.202112_6(4).3)
- 許澤天 (2013)。說謊可否作為從重量刑之犯後態度/最高院 102 台上 67 判決。台灣法學雜誌，237，186-192。
- 陳百齡 (2016)。活在危險年代：白色恐怖情境下的新聞工作者群像(1949~1975)傳播研究與實踐，6，23-53。
- 黃子娟 (2024, 2024.02.26)。見證生成式人工智慧領域的突破，將不可能化為現實。取自 <https://www.findit.org.tw/researchPageV2.aspx?pagelid=2313>
- 黃俊能、鍾健雄、賴擁連、曾淑萍、黃炳森、周煌智、吳慧菁 (2021)。開發建置受保護管束人再犯風險評估智慧輔助系統-以巨量資料分析觀點探勘犯罪風險因子與保護管束再犯之關聯性 (研究計劃編號 S1100421)。法務部。<https://www.grb.gov.tw/search/planDetail?id=13798475>
- 楊俊樂 (2020)。兩岸毒品犯罪適用死刑之研究。藥物濫用防治，5 (3)，93-125。[https://doi.org/10.6645/jsar.202009_5\(3\).4](https://doi.org/10.6645/jsar.202009_5(3).4)
- 楊冀華 (2017)。美國毒品法庭計畫與我國附命完成戒癮治療緩起訴處分之比較。矯政期刊，6 (2)，19-44。[https://doi.org/10.6905/jc.201707_6\(2\).0002](https://doi.org/10.6905/jc.201707_6(2).0002)

- 劉邦揚 (2016)。刑事醫療糾紛判決於上訴審的實證考察中研院法學期刊, 267-313。
- 劉邦揚、吳永達、陳品旻、陳湘渝 (2020)。毒品施用行為多元處遇成效評估與比較：第三期法務部司法官學院109年自體研究成果報告。法務部司法官學院。
- 蘇慰潭 (2012)。法庭前的密室-緩起訴裁量因素之分析。國立臺北大學犯罪學研究所碩士論文。
- 顧以謙、宋曜廷、許福元、張道行、鄭元皓、吳瑜、潘宗璿、陳建璋、黃宣瑄、吳永達、李思賢 (2022)。AI人工智慧司法應用第二階段先導研究-兼以探索毒品犯罪與財產犯罪之關聯性。法務部司法官學院。
- 顧以謙、張道行、吳瑜 (2024)。以自然語言模型自動判讀毒品施用與竊盜犯罪起訴書類初探。藥物濫用防治, 9 (1), 45-71。 [https://doi.org/10.6645/JSAR.202406_9\(1\).3](https://doi.org/10.6645/JSAR.202406_9(1).3)
- 顧以謙、張道行、許福元、吳瑜、林俐如、宋曜廷、李思賢 (2021)。應用AI人工智慧自動判讀起訴書類先導研究—以施用毒品罪為例。刑事政策與犯罪防治研究專刊, (30), 93-140。 [https://doi.org/10.6460/cpcp.202112_\(30\).03](https://doi.org/10.6460/cpcp.202112_(30).03)
- 顧以謙、許家毓、陳湘渝、吳永達 (2021)。第一級毒品施用之具體求刑與法院裁判之差異分析。藥物濫用防治, 6 (4), 89-111。 [https://doi.org/10.6645/jsar.202112_6\(4\).3](https://doi.org/10.6645/jsar.202112_6(4).3)
- 顧以謙、鄭元皓、吳瑜、楊郁慈、謝沛怡、吳瑜、李思賢 (2023)。以再犯預防為導向之AI人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析計畫-以自然語言分析檢察書類為核心(第一期)。法務部司法官學院。 <https://www.cprc.moj.gov.tw/1563/1595/1601/1602/40818/>

二、英文文獻

- Acion, L., Kelmansky, D., van der Laan, M., Sahker, E., Jones, D., & Arndt, S. (2017). Use of a machine learning framework to predict substance use disorder treatment success. *PLoS one*, 12(4), e0175383.
- Ahlbrand, A. A. (2020). Analyzing Analytics: Litigation Analytics in Bloomberg Law, Westlaw Edge, and Lexis Advance. 42 *The CRIV Sheet* 9 (Feb. 2020).
- Alakus, T. B., & Turkoglu, I. (2020). Comparison of deep learning approaches to predict COVID-19 infection. *Chaos, Solitons & Fractals*, 140, 110120. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110120>
- Altindag, D. T. (2012). Crime and unemployment: Evidence from Europe. *International Review of Law and Economics*, 32(1), 145-157. <https://doi.org/10.1016/j.irle.2011.10.003>
- Atkins, R. A., & Rubin, P. H. (2003). Effects of Criminal Procedure on Crime Rates: Mapping Out the Consequences of the Exclusionary Rule. *The Journal of Law & Economics*, 46(1), 157-179. <https://doi.org/10.1086/345582>
- Berrar, D. (2019). Cross-Validation. In S. Ranganathan, M. Gribskov, K. Nakai, & C. Schönbach (Eds.), *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology* (pp. 542-545). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809633-8.20349-X>
- Bradley, A. P. (1997). The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, 30(7), 1145-1159. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00142-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00142-2)
- Custis, T., Schilder, F., Vacek, T., McElvain, G., & Alonso, H. M. (2019). Westlaw edge AI features demo: KeyCite overruling risk, litigation analytics, and WestSearch plus. Proceedings of the

- Seventeenth International Conference on Artificial Intelligence and Law,
- Delen, D., Zolbanin, H. M., Crosby, D., & Wright, D. (2021). To imprison or not to imprison: an analytics model for drug courts. *Annals of Operations Research*, 303(1), 101-124. <https://doi.org/10.1007/s10479-021-03984-7>
 - Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., & Amorim, D. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *The journal of machine learning research*, 15(1), 3133-3181.
 - Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data Mining: Concepts and Techniques* (4 ed.). Morgan Kaufmann. <https://books.google.com.tw/books?id=NR1oEAAAQBAJ>
 - Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., Wang, Y., Dong, Q., Shen, H., & Wang, Y. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*, 2(4), 230-243. <https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101>
 - Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
 - Juang, T.-Y., Hsu, C.-S., Chen, Y.-S., & Chen, W.-C. (2022). A concurrent prediction of criminal law charge and sentence using twin convolutional neural networks. *International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing*, 41(1), 29-43.
 - Koroteev, M. V. (2021). BERT: a review of applications in natural language processing and understanding. *arXiv preprint arXiv:2103.11943*, 1-18.
 - Ku, Y.-C., Chung, H.-P., Hsu, C.-Y., Cheng, Y.-H., Hsu, F. I.-C., Tsai, Y.-C., Chao, E., & Lee, T. S.-H. (2023). Recidivism of Individuals Who Completed Schedule I Drugs Deferred Prosecution Treatment: A Population-Based Follow-Up Study from 2008 to 2020 in Taiwan. *International Journal of Mental Health and Addiction*. <https://doi.org/10.1007/s11469-023-01034-w>
 - Long, S., Tu, C., Liu, Z., & Sun, M. (2019). Automatic Judgment Prediction via Legal Reading Comprehension. In M. Sun, X. Huang, H. Ji, Z. Liu, & Y. Liu, *Chinese Computational Linguistics Cham*.
 - Luca, A. R., Ursuleanu, T. F., Gheorghe, L., Grigorovici, R., Iancu, S., Hlusuac, M., & Grigorovici, A. (2022). Impact of quality, type and volume of data used by deep learning models in the analysis of medical images. *Informatics in Medicine Unlocked*, 29, 100911. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2022.100911>
 - Lyons, C. E. (2022). *Risk, Need, and Racial Inequality: A Machine Learning Analysis of Rearrest in Juvenile Drug Treatment Courts and Traditional Juvenile Courts* University of Nevada, Reno].
 - Mehr, H., Ash, H., & Fellow, D. (2017). Artificial intelligence for citizen services and government. *Ash Cent. Democr. Gov. Innov. Harvard Kennedy Sch.*, no. August, 1-12.
 - Milo, T., & Somech, A. (2020). *Automating Exploratory Data Analysis via Machine Learning: An Overview* Proceedings of the 2020 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, Portland, OR, USA. <https://doi.org/10.1145/3318464.3383126>
 - Ramakers, A., Aaltonen, M., & Martikainen, P. (2020). A closer look at labour market status and crime among a general population sample of young men and women. *Advances in Life Course Research*, 43, 100322. <https://doi.org/10.1016/j.alcr.2019.100322>
 - Ratner, A., Bach, S. H., Ehrenberg, H., Fries, J., Wu, S., & Ré, C. (2020). Snorkel: rapid training data creation with weak supervision. *The VLDB Journal*, 29(2), 709-730. <https://doi.org/10.1007/s00778-019-00552-1>

- Reiling, A. D. (2020). Courts and Artificial Intelligence. *International Journal for Court Administration*. <https://doi.org/10.36745/ijca.343>
- TOPPS-II Interstate Cooperative Study Group. (2003). Drug treatment completion and post-discharge employment in the TOPPS-II Interstate Cooperative Study. *Journal of substance abuse treatment*, 25(1), 9-18.
- Vabalas, A., Gowen, E., Poliakoff, E., & Casson, A. J. (2019). Machine learning algorithm validation with a limited sample size. *PLoS one*, 14(11), e0224365. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0224365>
- Varoquaux, G., & Colliot, O. (2023). Evaluating Machine Learning Models and Their Diagnostic Value. In O. Colliot (Ed.), *Machine Learning for Brain Disorders* (pp. 601-630). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-3195-9_20
- Zarkin, G. A., Dunlap, L. J., Bray, J. W., & Wechsberg, W. M. (2002). The effect of treatment completion and length of stay on employment and crime in outpatient drug-free treatment. *Journal of substance abuse treatment*, 23(4), 261-271.
- Zolbanin, H. M., Delen, D., Crosby, D., & Wright, D. (2020). A Predictive Analytics-Based Decision Support System for Drug Courts. *Information Systems Frontiers*, 22(6), 1323-1342. <https://doi.org/10.1007/s10796-019-09934-w>

