

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)

**Big Data Analytics Project on Drug Use with AI for  
Recidivism Prevention: Natural Language Analysis of  
Prosecutorial Documents**

期末報告

研 究 機 關：法務部司法官學院

執 行 單 位：犯罪防治研究中心

計 畫 主 持 人：顧以謙

協 同 主 持 人：鄭元皓

研 究 人 員：楊郁慈、謝沛怡、吳瑜

行 政 助 理：劉伊敏

行 政 督 導：吳永達

研 究 督 導：李思賢

法務部司法官學院自體研究成果

(本研究案由毒品防制基金補助)

(本報告內容純係學術研究觀點，不應引申為本機關之意見)





112 年度犯罪防治研究中心自體研究

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)

**Big Data Analytics Project on Drug Use with AI for  
Recidivism Prevention: Natural Language Analysis of  
Prosecutorial Documents**

**期末報告**

研究機關	: 法務部司法官學院
執行單位	: 犯罪防治研究中心
協辦單位	: 國立臺灣師範大學華語文與科技研究中心
計畫主持人	: 顧以謙
協同主持人	: 鄭元皓
研究人員	: 吳瑜、張瓊文、楊郁慈、謝沛怡 (筆畫排列)
行政助理	: 劉伊敏
標記人員	: 王文攸、尤亦欣、李佩嫻、高梓馨、陳建瑋、蔡宛庭 (筆畫排列)
行政督導	: 吳永達
研究督導	: 李思賢
研究期程	: 民國 112 年 1 月至 112 年 12 月

中 華 民 國 1 1 2 年 1 2 月



# 目錄

表目錄.....	v
圖目錄.....	vii
摘要.....	ix
Abstract.....	xi
<b>第一章、前言</b> .....	1
第一節、研究背景.....	1
第二節、研究目的.....	3
<b>第二章、文獻探討</b> .....	5
第一節、應用自然語言於司法實務與相關研究概述.....	6
第二節、應用自然語言技術於毒品犯罪研究之重要性.....	10
第三節、AI 在毒品處遇評估上之應用研究.....	13
第四節、AI 在毒品法庭的運用.....	16
<b>第三章、研究方法</b> .....	19
第一節、建置第一期「AI 大數據應用分析系統」.....	19
第二節、訓練 AI 人工智慧自動判讀毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類.....	23
第三節、研究流程.....	28
<b>第四章、研究結果</b> .....	33
第一節、第一期「AI 大數據應用分析系統」建置成果.....	33
第二節、「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」清洗與採礦成果.....	44
第三節、視覺化儀表板建置之初期成果.....	53
第四節、多層次貝氏分析-毒品施用與財產犯罪之關聯性.....	59
第五節、多層次貝氏分析-毒品施用與暴力犯罪的關聯性.....	66
第六節、緩起訴附命戒癮治療再犯分析.....	74
第七節、應用機器學習分析作成起訴、緩起訴處分關鍵因子.....	86

<b>第五章、討論</b> .....	95
第一節、自然語言技術於毒品犯罪研究之應用.....	95
第二節、毒品施用與犯罪之關聯性.....	98
第三節、新世代反毒策略 1.0 之緩起訴附命戒癮治療再犯狀況.....	104
第四節、人工智慧應用於起訴、緩起訴處分之啟發.....	109
<b>第六章、結論與建議</b> .....	113
第一節、研究結論.....	113
第二節、研究建議.....	117
第三節、研究限制與未來展望.....	121
<b>參考文獻</b> .....	123
<b>附錄、應用機器學習分析起訴、緩起訴處分關鍵因子變項表</b> .....	133

## 表目錄

表 3-3-1 各地方檢察署分布地區 32 項納入分析區域特徵.....	30
表 4-2-1 再犯分析定義表.....	49
表 4-4-1 多層次貝氏分析毒品施用與財產犯罪代碼表.....	60
表 4-4-2 2 個層次的施用毒品是否從事財產犯罪的貝氏分析結果.....	61
表 4-4-3 3 個層次的施用毒品是否從事財產犯罪的貝氏分析結果.....	62
表 4-5-1 多層次貝氏分析毒品施用與暴力犯罪代碼表.....	67
表 4-5-2 2 個層次的施用毒品是否從事暴力犯罪的貝氏分析結果.....	68
表 4-5-3 3 個層次的施用毒品是否從事暴力犯罪的貝氏分析結果.....	69
表 4-6-1 個人變項.....	75
表 4-6-2 2 年再犯資料處理表.....	77
表 4-6-3 2 年再施用情形.....	77
表 4-6-4 5 年再犯資料處理表.....	78
表 4-6-5 5 年再施用情形.....	79
表 4-6-6 2 年再犯資料處理表.....	79
表 4-6-7 2017 年的 2 年再施用毒品情形.....	80
表 4-6-8 5 年再犯資料處理表.....	80
表 4-6-9 5 年再施用情形.....	81
表 4-6-10 完成戒癮治療與否之再犯施用毒品生命表.....	82
表 4-6-11 Kaplan-Meier Method 施用第一級毒品組間差異分析表.....	83
表 4-6-12 完成戒癮治療與否 Cox 比例風險迴歸分析表.....	85
表 4-7-1 混亂矩陣(Confusion Matrix).....	88
表 4-7-2 模型訓練效度.....	90
表 4-7-3 測試資料之預測模型效度.....	91

表 5-3-1 近年緩起訴附命戒癮治療再犯施用毒品率一覽表.....108

## 圖目錄

圖 3-2- 1 研究分工示意圖 .....	27
圖 3-3- 1 研究流程圖 .....	32
圖 4-2- 1 偵查日期區間判斷 .....	46
圖 4-2- 2 觀護資料分析檔 .....	47
圖 4-2- 3 觀護資料分析檔 – 再施用期間_犯罪分類 .....	48
圖 4-2- 4 觀護資料分析檔 – 無再施用分類 .....	50
圖 4-2- 5 觀護資料分析檔 – 再犯統計 .....	50
圖 4-2- 6 偵查資料分析檔 (moj_tpi_iv_analy11) .....	52
圖 4-3- 1 儀表板版面布局 .....	53
圖 4-3- 2 視覺化儀表板 – 首頁 .....	54
圖 4-3- 3 視覺化儀表板 – 毒品履行與觀護基礎數據調查 .....	55
圖 4-3- 4 視覺化儀表板 – 毒品施用與犯罪統計分析調查 .....	55
圖 4-3- 5 視覺化儀表板 – 毒品犯罪治療前中後效果統計 .....	56
圖 4-3- 6 視覺化儀表板 – 毒品施用治療前中後效果統計 .....	56
圖 4-3- 7 視覺化儀表板 – 毒品施用犯罪治療後效果追蹤 .....	57
圖 4-3- 8 儀表板操作 – 首頁巡覽 .....	57
圖 4-3- 9 儀表板操作 – 主題儀表板巡覽 .....	58
圖 4-3- 10 儀表板操作 – 主題儀表板篩選 .....	58
圖 4-4- 1 多層次貝氏分析毒品施用與財產犯罪模型 .....	60
圖 4-4- 2 路徑 1：涉及毒品施用的財產犯罪者之財產犯罪路徑 .....	63
圖 4-4- 3 毒品施用者之財產犯罪路徑 .....	64
圖 4-4- 4 純施用者第一級毒品者之財產犯罪路徑 .....	64
圖 4-4- 5 純施用者第二級毒品者之財產犯罪路徑 .....	65

圖 4-5-1 多層次貝氏分析暴力犯罪模型.....	67
圖 4-5-2 路徑 1：涉及毒品施用的暴力犯罪者之暴力犯罪路徑.....	70
圖 4-5-3 施用二級毒品之暴力犯罪路徑.....	71
圖 4-5-4 合併所有毒品施用者之暴力犯罪路徑.....	72
圖 4-5-5 純毒品施用者之暴力犯罪路徑.....	73
圖 4-6-1 完成戒癮治療與否之再犯施用毒品存活曲線.....	82
圖 4-6-2 Kaplan-Meier Method 施用第一級毒品組間差異存活曲線圖.....	84
圖 4-6-3 完成戒癮治療與否整體再犯風險存活曲線.....	85
圖 4-7-1 作成起訴或緩起訴預測決策樹.....	92

## 摘要

為因應 AI 人工智慧發展的浪潮，政府提出「六大核心戰略產業」計畫，其中法務部響應行政院政策，以邁向「科技化的法務部」為目標，於檢察機關、調查單位、廉政機構、行政執行、矯正機構等五大系統進行 AI 部署，期望超前規劃以達成「產業發展、社會安定、國家安全、民主深化」等四大目標。在毒品犯罪防治方面，行政院則於「新世代反毒策略行動綱領 2.0」之「綜合規劃策略」下，訂定「再犯防止推進計畫」項目，推行「貫穿式保護」措施，聚焦於毒品施用者高再犯（復發）問題及社會復歸需求，期望以科學實證為政策基礎達到「抑制毒品再犯」、「降低毒品新生」之目標。由此可見，如能運用 AI 技術超前佈署，不但能創造更多產學合作研究契機，更能在臺灣經歷 AI 關鍵轉型之機，發揮毒品防制研究潛力。

本研究基於響應行政院「六大核心戰略產業」與法務部「科技化的法務部」政策，於 110 年起啟動 AI 自動判讀毒品起訴書研究，並於研究成果發現利用人工智慧判讀起訴書具有高度可行性，在毒品施用起訴書關鍵變項之辨識準確度上，已可達 90%。每種犯罪之起訴書類皆有其不同之處，透過先導性研究也指出毒品犯罪起訴書類之特殊性，為強化人工智慧模型在毒品犯罪之適用與應用範圍，本計畫在法務部「再犯防止推進計畫」框架下，以多年期計畫進行本項研究，且研究文本，包括全國檢察書類。第一期研究以毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類進行自然語言分析，從科學實證的角度，強化機器於不同毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類的判讀能力。研究方法包括毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類文字標記、開發自動標記系統，以更為精準評估毒品施用犯罪問題。

本研究成果如下：1. 建置第一期「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」，擴充相關軟硬體及資安設施。2. 本研究將「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」進行資料清洗與採礦，設計一鍵匯入與視覺化界面，依此完善毒品防制

再犯研究之基礎工程。3. 建置毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類標記介面，幫助 AI 學習檢察書類語言。4. 以自然語言演算法判讀未經機器學習之毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類，並順利自動將書類特徵轉換並輸出為犯罪研究所需之編碼結果，正確率達 80%。5. 應用 AI 自動判讀且輸出之編碼結果，建構機器學習模型區辨起訴與緩起訴處分結果，模型準確度達 90%、分類正確性達 95%以上。6. 本研究以決策樹探索與描繪出分類起訴與緩起訴之關鍵節點，發現強制戒治紀錄、累犯、地區醫療資源為關鍵節點。7. 本研究分析 168,665 名毒品犯，並發現 53-65% 毒品施用者後續並無從事財產或暴力犯罪，大多數都是持續施用毒品。8. 本研究分析新世代反毒策略 1.0 施行期間(2017-2020)緩起訴附命戒癮治療者之毒品施用再犯率，並發現 2017 年的 5 年再犯率相較於 2008-2016 年降低 10%左右，顯示政府長期推動反毒政策，時至反毒策略 1.0 已初展成效時。

本研究建議：1. 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。2. 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。3. 建議未來建置毒品施用簡易案件之 AI 初篩機制。4. 緩起訴附命戒癮治療能降低毒品施用者的再犯率，建議持續擴大量能，並幫助毒癮者完成治療。5. 毒品施用初犯後以繼續施用毒品為主，建議聚焦解決毒品施用的成癮問題，評估推動「物質濫用防治專法」可行性。6. 建議挹注研究資源於建構毒品施用與犯罪關聯性的科學證據，以作為有效毒品防治政策堅實基礎。

**關鍵字：**AI 自動判讀毒品施用犯罪起訴書、緩起訴處分書、緩起訴附命戒癮治療、再犯分析、人工智慧、自然語言分析、機器學習、毒品施用與犯罪關聯性

## Abstract

In response to the wave of AI development, the government has proposed the "Six Core Strategic Industries" plan. In line with the policy of the Executive Yuan, the Ministry of Justice intends to transform itself into a "Technological Ministry of Justice". This initiative envisages the use of AI in five key systems: procuratorates, investigation agencies, anti-corruption agencies, administrative enforcement and correctional institutions. The aim is to plan proactively for industrial development, social stability, national security and the deepening of democracy.

In connection with the prevention of drug crime, the Executive Yuan has introduced the "New Generation Anti-Drug Strategy Action Plan 2.0" under the "Comprehensive Planning Strategy" The "Recidivism Prevention Promotion Plan" will be implemented, focusing on "comprehensive protection" measures". The focus is on dealing with the high recidivism (relapse) rate among drug users and their needs for social reintegration. Based on scientific findings, the goals of "curbing drug recidivism" and "reducing new drug cases" are to be achieved. It can be seen that the early use of AI technology not only creates more opportunities for collaboration between industry and academia, but can also harness the potential of drug control research during Taiwan's crucial AI transformation.

This research, initiated in response to the Executive Yuan's "Six Core Strategic Industries" and the Ministry of Justice's "Technological Ministry of Justice" policy, began in 2021 with the pilot study of "Application of Natural Language Analysis to Indictments for Drug Use Offenses". Research has found that the use of artificial intelligence to interpret prosecution documents is highly viable, achieving a 90% accuracy rate in identifying key variables related to drug use prosecutions. Each type

of crime has its own aspects, and preliminary research has highlighted the specificity of prosecution documents in the field of drug crime.

To improve the applicability and scope of AI models in the drug crime field, this project under the framework of the Ministry of Justice's "Recidivism Prevention Advancement Plan," is conducting a multi-year study, including all prosecution documents nationwide. The first phase focuses on analyzing the natural language used in the prosecution of drug use offenses and deferred prosecution. The research methodology includes annotating the text of criminal drug charges, developing an automated annotation system, and improving the machine's ability to interpret various criminal drug charges with scientific knowledge.

The research results include:

1. Establishment of the first phase of the "AI Drug Use Crime Big Data Application and Analysis System", expansion of the associated hardware and cybersecurity infrastructure.
2. Cleaning and evaluation of the "Criminal Policy and Crime Research Database", development of an interface for one-click import and visualization to improve basic research on drug prevention and recidivism.
3. Developing interfaces for annotating drug use crime prosecution and deferred prosecution documents to assist AI in learning legal language.
4. Used natural language algorithms to interpret drug use crime prosecutions and deferred prosecution documents, achieving an 80% accuracy rate in generating coded results needed for crime research.

5. Constructing machine learning models to distinguish between prosecution and deferred prosecution with a 90% accuracy rate and over 95% classification correctness.

6. Investigated key nodes in the classification of prosecution and deferred prosecution using decision tree analysis, identifying mandatory treatment records, repeat offenses, and regional medical resources as critical nodes.

7. Analysis of 168,665 drug offenders, finding that 53-65% of drug users do not commit property or violent offenses after their first offense, with most continuing drug use.

8. Analysis of the 5-year recidivism rate of deferred prosecutions with compulsory addiction treatment from the start year of the implementation of the New Generation Anti-Drug Strategy 1.0 (2017-2020), which shows a 10 percent reduction in the 5-year recidivism rate compared to 2008-2016, indicating the initial effectiveness of the long-term anti-drug policy.

The research suggests:

1. Accelerate the development of "Generative AI Introduction Guidelines for Prosecution Agencies" to improve the thoroughness and fairness of NLP integration in law enforcement agencies.

2. Recognize the potential of natural language processing in drug crime research and recommend further funding for development.

3. Propose the establishment of an AI screening mechanism for simple drug use cases in the future.

4. Advocate for further expansion of deferred prosecution resources to reduce recidivism and assist addicts in completing treatment.

5. Place an emphasis on treatment for drug users and examine the feasibility of the "Substance Abuse Prevention Act"

6. Recommend the allocation of research funding to scientifically demonstrate the link between drug use and crime and to provide a solid foundation for effective drug prevention policy.

**Keywords: AI automatic interpretation of drug use crime prosecution documents, deferred prosecution documents, Deferred Prosecution with Condition to Complete the Addition Treatment (DPCCAT), recidivism analysis, artificial intelligence, natural language analysis, machine learning, correlation between drug use and crime.**

# 第一章、前言

## 第一節、研究背景

隨著人工智慧(Artificial Intelligence, AI)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，AI 都協助社會創造無數價值與應用。廣達集團董事長林百里認為 AI 是未來，所以未來的布局的宗旨，應該是要先了解人類需求，搞懂人類行為，才能利用 AI 滿足人的需求。為了搞懂人類需求，林百里認為雲端運算是不可或缺的基礎架構，當基礎架構完成，任何的應用都只是雲端服務的應用，例如遠距醫療、交通升級、自動化製造等等(李家維 & 林一平, 2021)。台積電創辦人張忠謀則指出全世界 IT 產業的未來有兩項重要趨勢，其一是物聯網 (Internet of Things, IoT)，再來就是 AI。IoT 將徹底改變對人類的日常生活，而全球 50% 的工作則有可能被 AI 取代(吳筱雯, 2019)。然而，張忠謀也指出，AI 的基礎就是資料，AI 所有運算都建構在巨量資料之上(李家維 & 林一平, 2021)。臺灣科技產業界與學界也迅速跟上 AI 人工智慧發展的浪潮，在教育部提出、立法院通過之「國家重點領域產學合作及人才培育創新條例」支持，臺灣大學、成功大學、臺灣清華大學、臺灣交通大學等四所國立大學，甚至仿效美國麻省理工學院(MIT)成立「半導體學院」運算學院(鍾張涵, 2021)。在 2021 年初，蔡英文總統則指出，行政院將在 2021-2025 年，於前瞻基礎建設計畫下，投入將近 1,000 億元經費，促進「六大核心戰略產業」的發展，而於 2021-2022 年之，也將投入 76 億元輔導與廣邀「AI、物聯網、雲端服務以及半導體設備」等國際企業來台投資(丘采薇, 2021)。

所謂「六大核心戰略產業」即為 109 年 5 月 20 日蔡英文總統就職演說時宣示推動之六大戰略目標，包括：「資訊及數位、資安卓越、臺灣精準健康、綠電及再生能源、國防及戰略、民生及戰備」等六大產業。其中「臺灣精準健康」

其具體措施包括「4.3 健保資料 AI 加值應用」，而其中重點工作項目指出應於 3 年內完成：「4.3.2 持續擴大健保資料庫對外開放應用範疇，整合全民健保影像資料及報告、檢驗（查）數據與申報資料」、「持續發展輔助精準審查及詐欺偵測之 AI 模型」、「鼓勵產學合作發展，建置健保資料加值應用模型」（國家發展委員會, 2021）。由此可見，政府資料開放與推動健保資料庫加值應用與建構 AI 預測模型，是「六大核心戰略產業」中，是 3-5 年政府大力推動的趨勢。

法務部響應行政院之「六大核心戰略產業」，以「科技化的法務部」自許，在檢察機關、調查單位、廉政機構、行政執行、矯正機構等五大系統，進行 AI 部署，期望超前規劃以達成蔡英文總統 2020 年就職典禮提出之「產業發展、社會安定、國家安全、民主深化」等四大目標(法務部, 2020)。在毒品犯罪防治方面，行政院則於「新世代反毒策略行動綱領 2.0」之「綜合規劃策略」下，訂定「再犯防止推進計畫」項目，推行「貫穿式保護」措施，聚焦於毒品施用者高再犯(復發)問題及社會復歸需求，期望達到「抑制毒品再犯」、「降低毒品新生」之目標(法務部, 2021)。

綜上所述，人工智慧不但蔚為世界科技發展趨勢，更為我國政府所推動之重點政策。對於毒品防制研究來說，如能善用臺灣所具有之 AI 科技力，學習臺灣尖端科技產業之產學合作模式，且與學術界共同在毒品犯罪之「再犯防止推進計畫」框架下，運用 AI 技術超前佈署，不但能創造更多產學合作研究契機，更能在臺灣經歷 AI 關鍵轉型之機，發揮毒品防制研究潛力，偵測出毒品犯罪之再犯風險、路徑與社會、心理、家庭、情緒、衝動等再犯因子(Islam et al., 2022; Steele et al., 2018)，有利於評估毒品施用者復發問題及處理社會復歸問題。同時幫助檢察機關實務工作者，如檢察官、觀護人、各地毒品防制中心個案管理師等，在面對毒品犯罪問題時，可以做出更有效率的判斷。譬如檢察官在 AI 輔助下，能針對毒品施用者進行智慧精準評估，將個案配適到最相符的處遇模式之中。再如緩起訴附命戒癮治療之中，當毒品施用者在接受不同項目之戒癮治療處遇同時，無

論醫療院所精神科醫師、心理師或毒品防制中心之個案管理師等等所回饋之追蹤或評估資料，都能自雲端回傳彙整到檢察官電腦，就可以有效降低公文往返、溝通之時間，同時大幅提升檢察官對個案之掌握程度，並能即時針對個案狀況作出不同司法判斷。

## 第二節、研究目的

為配合「再犯防止推進計畫」框架，推行「貫穿式保護」措施，以及呼應「科技化法務部」政策推動藍圖，本研究運用 AI 超前佈署，進行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。本研究擬於 2023-2025 年進行三期「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」研究計畫，與國際人工智慧科技發展趨勢接軌，針對所有毒品犯罪之檢察機關書類進行以 AI 人工智慧自然語言演算法進行文字自動判讀，擷取出可用於犯罪分析之變項，其中包括不起訴書、緩起訴書、聲請簡易判刑、起訴書等各種書類。藉由 AI 持續針對毒品犯罪建置犯罪數據集，一方面可充實法務部司法官學院犯罪防治研究中心（後稱本研究團隊）建置「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」完整性，另一方面可測試檢察書類自動判讀擷取出之變項，便利犯罪研究分析，並可作為建置精準評估毒品犯罪者演算模型之基礎。

鑒於本研究團隊具有 2021 年執行「AI 人工智慧自動判讀施用毒品罪起訴書先導研究」、2022 年執行「AI 人工智慧司法應用第二階段先導研究-以竊盜罪與毒品犯罪關聯性為核心」等自體研究經驗，已初步建置判讀準確度高之 AI 自動判讀檢察書類演算法模型，因此利用 AI 進行巨量毒品犯罪分析可行性高。過去囿於軟硬體、經費、人力等資源限制，難以取得更多研究資料，難以更深入分析「預防再犯」相關研究所需之核心變項，因此本研究從 AI 的基礎建設，也就是軟硬體環境建置出發，期望一次到位建構更尖端、前沿之「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」，以優化 AI 自動判讀檢察書類之效率。此外，由於本計畫為涉及運用司法相關大數據資料進行探勘，在分析資料時，龐雜

的資料如欠缺先進技術、與人工智慧、毒品犯罪相關理論與文獻底蘊作為指引，容易誤用機器學習之技術，也可能將錯誤的關聯性當作重要的研究發現(Lazer, Kennedy, King, & Vespignani, 2014)，因此對照相關文獻針對人工智慧自然語言分析演算模型與結果進行推導、闡釋及後續擴充應用研究建議，避免誤入大數據傲慢(Big Data Hubris)的陷阱。

本研究在 112 年所執行之第一期計畫之研究目的條列如下：

- 一、建置第一期「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」，匯入近五年毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類，並以 AI 自動判讀模型將文字進行辨識，「教會」人工智慧如何判讀起訴、緩起訴書，同時克服其中較難判讀之複雜、艱難司法辭彙之辨識。
- 二、開發「毒品犯罪標記特徵自動擷取與人工查詢與編輯標記介面」，以利標記前後關鍵語句，便利人工校正毒品施用犯罪 AI 文字標記。本研究可利用機器自動標記工具先將毒品施用犯罪之關鍵變項輸出，再以人工校正，以幫助機器學習起訴書類法律詞句特徵，降低特徵擷取出現錯誤的情況。
- 三、當毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之人工標記完成後，本研究進一步投入未經人工標記之原始起訴、緩起訴書類，觀察人工智慧自然語言演算技術是否可順利自動標記將前開書類文字，並依循研究設定呈現編碼結果。
- 四、在自然語言演算技術編碼準確性高、發展成熟的前提下，本研究嘗試將運用自動判讀出之結構化毒品施用犯罪資料，以機器學習與決策樹探索與描繪出作成起訴、緩起訴處分關鍵因子。
- 五、本研究也將針對「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」，委外進行資料清洗與採礦，設計便於使用者點選與檢視之視覺化介面。
- 六、利用「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」巨量資料，分析再犯率分析，並以多層次貝氏分析評估毒品使用與暴力、財產犯罪之關聯性。

## 第二章、文獻探討

本研究團隊於 2021 年開始嘗試透過先導性研究探索應用自然語言處理技術自動判讀毒品施用起訴書類，並發現人工智慧系統應用於起訴書類有助於達成節省人力與資源、增加司法效率和精緻化司法研究等優點(顧以謙, 張道行, et al., 2021b)，2022 年延續應用自然語言模型判讀「施用毒品」和「竊盜」犯罪之起訴書類，以正規表示式方式進行起訴書類之特徵擷取，再透過 BERT 進行協作，指出機器能有效捕獲起訴書類特徵，且部分特徵擷取與人工標記達完全一致(顧以謙, 宋曜廷, et al., 2022)。為延續先導性研究成果，優化自然語言將文本轉換結構化資料之自動判讀能力，擴大起訴書類之種類與數量顯有必要性。當毒品犯罪檢察書類之文字資料轉換為量性資料，透過其他分析技術將可進一步針對資料進行發揮、詮釋、溝通，增益資料被最大化運用之價值(Harris, 2022; Husinec, 2010)，對於檢察實務、毒品多元處遇、評估、分流等應用上尤為重要。本章第一節概述應用自然語言於司法實務的相關研究；第二節探討應用自然語言技術於毒品犯罪研究之重要性；第三節本研究聚焦於 AI 在毒品處遇評估上之應用文獻回顧，以向國外運用法律量化資料之研究借鏡；第四節整理 AI 在毒品法庭的運用，以釐清未來本研究使用自然語言處理技術取得資料後，如何規劃相關毒品多元處遇與分流與相關成效評估研究，以作為未來研究架構與思路之參考。

## 第一節、應用自然語言於司法實務與相關研究概述

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, Ash, & Fellow, 2017)，其中尤以 Open AI 開發之 ChatGPT 最受注目。在聊天機器人 ChatGPT 橫空出世後，一度造成了世界的轟動，甚至被認為有可能會導致許多職業的存續受到「大規模衝擊」(高皓筠, 2023)。隨著自然語言技術越來越成熟，其在法律領域的應用也隨之越來越廣泛，自然語言技術工具的運用由原先進行法律文本資料研究，逐步擴展到實務法庭使用，在研究和實務運作上大幅減少了人力及時間成本，此外，也讓許多保存在法律文本的瑣碎、但寶貴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 et al., 2021; 劉邦揚, 吳永達, 陳品旻, & 陳湘渝, 2020; 顧以謙, 張道行, et al., 2021b)。以上皆為人工智慧在法律領域開始應用時所產生的優點，而這些優點已經被許多國內外的實務工作者和研究者看到，並因此開發了許多相關使用的人工智慧技術工具，將由下分別闡述國內外各種工具和功能。

### 一、國外自然語言工具與司法應用

#### (一) LexisNexis

LexisNexis 提供利用自然語言技術，提供對法律文件、判例和法規的搜索、分析和文獻管理功能，有研究指出此項工具搭配法律數據資料能為法律應用提供之主要貢獻包括透過演算模型，能夠找出案件中關鍵詞的頻率，並應用統計算法「隱含狄利克雷分配 (Latent Dirichlet Allocation, LDA)」來識別重要的主題和主題，以對案件數據進行分類。而在實務工作上，該工具已被證實得以在判斷建築缺陷案例中找出判斷依據之功能(Jallan, Brogan, Ashuri, & Clevenger, 2019)。

#### (二) Westlaw Edge

Westlaw Edge 為一個法律人工智慧工具平台，其中以三大人工智慧工具最

廣為人知，分別是 KeyCite Overruling Risk、Litigation Analytics 和 WestSearch Plus。KeyCite Overruling Risk 利用自然語言處理和機器學習等技術，透過以往的判決為建立模型資料，該模型工具能在案件進行過程中，以案件蒐集資料進行數據化分析及自動判斷資料對於法律觀點之影響，在法律觀點可能因未明確指出因素而出現變化時，向使用者提出警告(Ahlbrand, 2020)。Litigation Analytics 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，這些數據資料包含當事人、律師、律師事務所和處理案件的法官所執行的法律行為，匯集成為數據資料庫，以利使用者進行案件數據分析，以制定有效訴訟策略(Custis, Schilder, Vacek, McElvain, & Alonso, 2019)。WestSearch Plus 是一個非事實型問答系統，這項工具能為使用者提供法律解釋、案例分析和尋求專家意見之建議，並為使用者提供符合法律準則、管轄權相關性及對話回應能力的正確答案(Custis et al., 2019)。

### (三)罪名量刑預測系統

Juang, Hsu, Chen, and Chen (2022)基於建立幫助法律實務工作者極大種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。該研究結果顯示模型準確度的誤差不超過 1 個月的刑期。均方誤差 (MSE) 及絕對誤差 (MAE) 方面，皆呈現研究建立之模型與對照組模型誤差十分接近，其中，研究模型之誤差較對照組模型小，且隨著迭代增加，各組模型間的誤差差距越來越大。最後在 F1 分數方面，F1 分數介於 1 至 0 之間，F1 分數越高，模型越穩定，該研究模型之 F1 分數較對照組良好，且隨著迭代增加研究模型之 F1 分數越接近 F1 分數最大值，顯示該研究之 CNN 模型有著相當優良的精確度。

## 二、國內自然語言工具與司法應用

### (一)裁判書文件自動生成

司法院有鑑於刑事案件審理程序繁複，試圖發展一系列應用於法庭人工智慧工具，其中，為了減輕法官的負擔，司法院搭上近期生成式人工智慧熱潮，試圖

發展一套裁判書文件自動生成，目前使用了專用於處理文本到文本的 Transformer 架構的模型，訓練產出通用之預訓練模型，再以此為基礎，再依裁判過程需要進行模型微調，另一種方式為運用多項自然語言處理（NLP）、演算法與知識圖譜等技術來進行人工智慧工具開發，目前對於酒駕、幫助詐欺、毒品案件等三種犯罪類型已能自動生成相對應裁判書，相較於傳統套用例稿的處理方式，人工智慧生成之裁判書不僅省下反覆校對的工序，此工具更能以接近使用法官風格自動撰寫裁判書(余至浩, 2023)。

## (二)判決書分析應於毒品跨境犯罪研究

邵軒磊 and 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，共計抓取 71,629 件有效樣本，經自然語言處理、清洗文本資料、資料結構化後，以結構方程式分析跨境毒品流動結構關係。該研究結果指出販毒者與走私物品具有共變性；各級毒品多以空運和海運等途徑輸入臺灣；第一、二級毒品較少由大陸地區、香港、澳門進出口臺灣；第三、四級毒品則由前述三地進出口臺灣等；以及指出臺灣主要以先驅原料進口後、加工毒品輸出地區等研究結果。由於邵軒磊 and 吳國清 (2019)之研究聚焦於跨境毒品販運問題，因此其研究雖有抓取到施用毒品之資料，然僅描述其數量變化，並無針對毒品施用問題深入分析。

## (三)其他判決書分析之司法應用研究

另有少數司法相關研究，如蘇智文 (2017)曾透過 235 筆判決書資料擷取和標記建立人工智慧模型，預測全國各地方法院刑事醫療糾紛判決結果模型進行分析，但該模型訓練資料過少，雖然預測被告是否有罪之成功率達 90%，但難以進一步預測判決刑期，且無法保證模型對於未來案件之可適用性。林琬真 et al. (2012)之研究利用機器訓練機器自動將判決書中的強盜罪和恐嚇取財罪分類，並指出該研究的預測模型在預測強盜罪刑期上誤差值可達 1 年以下；恐嚇取財罪刑期預測之誤差值則達 2 個月以下，近乎準確預測判決刑期，說明增加研究樣本和

分析標的類型多元性對於提升預測準確性有所助益。黃詩淳 and 蔡芸琇 (2021) 利用文字探勘、機器學習等人工智慧技術，分析法院裁判高齡者扶養親族、遺囑效力與無意思能力之交易行為時重視的法律因子。王道維 and 林昀嫻 (2021); 黃詩淳 and 邵軒磊 (2020)皆以自然語言分析，預測法官針對監護權、親權之判決結果，模型約可以達到 77-98%以上的準確率約達 77%，顯示機器學習模型已可以部份理解裁判文本，並進行大致上準確預測，暗示著若以 AI 進行毒品犯罪各種檢察書類具有極大潛力與可行性。

## 第二節、應用自然語言技術於毒品犯罪研究之重要性

由前節可知，過去國內鮮少有研究應用人工智慧技術中之自然語言處理技術專門解析毒品施用問題，在鮮少的國內文獻中，儘管邵軒磊 and 吳國清 (2019) 有抓取到施用毒品之資料，然因其聚焦於探討跨境毒品販運問題，所以該研究僅於研究結果中描述各級別毒品施用數量變化，而沒有針對毒品施用問題深入探討。最與運用 AI 判讀各種檢察書類的自然語言相關成果，並非由學術界所發動，反而是身為實務機關的法務部曾經的一次自然語言應用嘗試。法務部曾以文字探勘自動產製檢察書類，從警方移送書及檢方書類之「犯罪事實」影響檢察官決策之關鍵字詞，並配合「決策樹」分析，模擬檢察官的知識經驗，建立與對應之法條類別，並自動產生起訴書類草稿，供檢察官使用(法務部, 2011)，然而該研究並非完全為毒品犯罪量身設計，且因原演算模型設計之目的非為學術研究，因此在研究應用上尚有諸多限制。

綜上，過去法務部司法官學院犯罪防治研究中心所執行研究計畫案，為國內罕見以半監督式 AI 機器學習方式切入毒品犯罪議題之基礎研究(顧以謙, 張道行, et al., 2021a)。延伸來說，有關毒品問題，在檢察機關起訴書類與判決書之實證與量化研究上，本研究團隊皆已累積相當豐富之執行經驗，從曾執行之 2019 第二期、2020 第三期之毒品危害防制基金研究計畫「施用毒品行為多元處遇成效評估與比較」可知(劉邦揚 et al., 2020; 劉邦揚, 吳永達, 陳品旻, 陳湘渝, et al., 2019)，本研究團隊曾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，並利用上開書類分析出具有研究實益之具體成果。譬如 2019 年研究成果指出施用毒品的次數、施用毒品前科與檢察官具體求刑刑度具有顯著相關(劉邦揚, 吳永達, 陳品旻, 陳湘渝, et al., 2019)。又如顧以謙, 陳湘渝, 許家毓, and 吳永達 (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，透過類神經網絡、邏輯斯迴歸分析，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」、「不思悔改意志不堅」、「危害國民健康、破壞社會秩序」、「數罪併罰」等因子影響。相對於過去法務部官方統計，僅逐年列出犯罪人口數、犯罪類型數量、犯罪人口變項等基礎數據，將檢察書類、法院判決書類等文字型態資料轉換為可量化分析數據，足以發掘更多犯罪研究、法實證價值，有助於政府推動以實證為基礎的再犯預防刑事政策。

然而，經過前期劉邦揚，吳永達，陳品旻，and 陳湘渝 (2019); 劉邦揚 et al. (2020)執行研究經驗，犯研中心也發現針對檢察、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; 顧以謙, 張道行, et al., 2021a)。然而，如運用法務部所提供之官方原始犯罪數據，不但取得殊為不易，且又可能存在許多人工疏漏或機關欄位差異，導致資料庫充滿非結構性資料、雜亂、錯誤資訊(張宇軒, 2019; 張孟駿, 2019; 郭銘倫, 2021; 顧以謙, 鄭元皓, 許茵筑, 鍾宏彬, & 蔡宜家, 2021)。相對而言，國際文獻指出如果能運用人工智慧技術中之自然語言處理技術於法律科技化上，則將相當便利於法律資訊檢索、法律文件自動偵錯、智慧文件處理和法律問題線上評估等諸多應用，可有效提升學術研究或法律工作效率(Dale, 2019)。

有鑒於此，於 2021 年開始，顧以謙, 張道行, et al. (2021b)規劃「AI 人工智慧自動判讀施用毒品罪起訴書先導研究」，啟動 AI 人工智慧與司法跨領域結合之第一階段研究。在第一階段的研究中，該團隊以人工智慧之自然語言分析建構斷詞與標記模型，並證明人工智慧確實可有效自動判讀並將檢察機關起訴書類擷取編碼。該研究成果不但建立了適用毒品施用起訴書類之中文斷詞模型，也開發出起訴書類詞彙特徵之機器自動標記工具，並將建置人工標記與檢視介面工具，幫助未來人工標記者，可更簡易地標記檢察書類詞句中重要特徵或變項，以利後續新增特徵編碼規則，利用介面系統自動標記文句功能，節省編碼動作之耗費工時。

儘管顧以謙, 張道行, et al. (2021b)之研究推動了人工智慧運用於檢察書類分析上的發展, 囿於研究期程, 在階段性任務完成後, 尚有諸多進程亟待進行。譬如該研究所編碼起訴書年份未能擴及 2008 年前和 2017 年後之施用毒品起訴書資料, 也尚無加入其他不同檢察官偵查終結之作成選項, 譬如不起訴、緩起訴等。而其中接續應該注重之研究脈絡, 便為尚未加入其他檢察書類型, 導致建置之自然語言分析模型目前僅能限縮適用於施用毒品犯罪起訴書類。因此, 接下來 AI 自動判讀毒品犯罪之發展關鍵, 應為嘗試加入不同偵查終結之作成選項的檢察書類, 以及擴充自然語言分析模型在各樣檢察書類型的適用性。

理論上透過多年期研究, 逐步將全國檢察書類型, 也就是母群體, 全部納入機器學習範圍, 可最大化幫助機器提升判讀效能, 但相對地所需之研究資源便會十分龐大。因此, 若能建置一個完整的「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」, 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, 有利於解構出檢察書類中的珍貴資訊, 並經過一定程度資料清洗與採礦後, 可以結構化方式輸出毒品犯罪巨量資料, 幫助研究者以各種機器學習演算法, 探索出各種毒品犯罪再犯因子, 並精準預測毒品犯罪再犯狀況。由於「再犯防止推進計畫」強調跨單位合作架構之社會再整合方案, 因此在人工智慧從巨量資料探索出之再犯關鍵因子後, 就可以回饋跨單位設計個案管理機制, 幫助「貫穿式保護」毒品防制工作各主辦機關, 在不同的刑事司法階段或非監禁式的轉向處遇中, 進行有效評估(UNODC, 2012), 以提供將個案適配到個別化處遇與再整合與復歸方案中。

### 第三節、AI 在毒品處遇評估上之應用研究

國外許多研究皆曾應用廣義上的 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。最能有效預測病患是否完成治療的模型為超級學習模型，性能指標 AUC 為 0.82。超級學習模型為集成式演算法，其透過結合多種機器學習模型，產生出最佳權衡變異與偏誤的單一預測函數。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)，選擇西班牙/拉丁裔 18 歲以上之門診病患(排除 24 小時住院及僅做解毒治療者)，排除有任何遺漏值的資料，共使用 99,013 個物質濫用治療人次(非個人)的資料。其中 80%( $N=79,210$ )的資料用於訓練模型；20%( $N=19,802$ )則用於測試。該研究預測變項共有 28 個，包含：年齡、性別、種族(race)、民族(ethnicity)(指病患家族起源的拉丁美洲國家)、婚姻狀態、教育程度、工作狀態、入院時是否懷孕、是否為退伍軍人、居住安排、治療強度、是否使用藥物輔助治療鴉片類藥癮、住院時長、主要轉診來源、物質濫用型態摘要(酒精、藥物或皆有)、精神心理健康問題、主要濫用物質、次要濫用物質、再次要濫用物質、主要施用方式、物質濫用頻率、首次物質濫用年齡、飲酒、使用古柯鹼、使用大麻、使用鴉片類毒品、使用甲基安非他命、使用其他藥物。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, Dunlap, Bray, & Wechsberg, 2002)。

同樣以病患是否完成治療為評估指標的研究尚有 Baucum, Khojandi, Myers, and Kessler (2023)。此研究係以強化學習(Reinforcement Learning)，優化病

患的治療計畫。並透過上下文老虎機(Contextual Bandits)僅只用每位患者一次的治療事件，產生針對病患個人化的治療計畫。此方法能同時考量病患所能取得的醫療資源，避免資源分配不均造成的偏誤。他們從 TEDS-D 中選取曾受短期住院、長期住院、強度門診、非強度門診四種治療計畫之一的治療紀錄。以 3,703,076(60%)筆治療紀錄訓練模型，各 1,234,358(20%)筆紀錄進行驗證與測試。性能指標 AUC 為 0.803。

該研究預測變項約有 24 個，包含：年齡、性別、種族或民族、受教育時間、就業狀態、是否有住居所、物質濫用種類、每種物質使用頻率、每種物質首次濫用年齡、無物質濫用、轉診來源、過去無治療事件、是否有精神疾病、是否使用美沙酮或其他鴉片類藥物；病患所在地之人口密度、貧窮比例、人均收入、失業率、高中以下學歷比例、西班牙裔或非白人比例、無醫療保險比例、社會弱勢綜合分數；病患受治療類型、住院時長。

在不同處遇方面，Cavicchioli et al. (2021)透過彈性網絡(Elastic Net)之機器學習模型，預測酒精及物質濫用個案初次接受三個月的辯證行為治療技能訓練(Dialectical Behavior Therapy Skills Training)，會完成治療、退出治療或在治療期間復發。在預測退出治療上，其性能指標 AUC 為 0.71，敏感性為 65%，特異性為 68%；但並無法預測病患是否會在治療期間復發，AUC 僅有 0.51。此研究使用了 2012 年 1 月至 2018 年 1 月，於米蘭聖拉斐爾醫院被診斷主要為酒精濫用(可能同時有其他物質濫用)之 275 位個案資料。

於其發表之文章中提供了預測病患退出治療模型的變項，共有 31 個，包含：年齡、性別、受教育時間、是否復發、是否混合門診與住院治療、罹患酒精濫用時長、是否住院、同時有物質濫用、濫用安眠藥物(Benzodiazepines)、濫用大麻/古柯鹼；成癮嚴重度量表(ASI)各分量表項目分數，包含：醫療狀態、就業狀態、酒精使用、藥物使用、法律狀態、家族史、精神狀態；罹患重度憂鬱症、雙極症、焦慮症、強迫症、厭食症、暴食症、嗜賭症；情緒調節困難量表(DERS)6 個面項

分數，包含：接受情緒、投入目標導向行為、衝動控制、覺察、澄清、使用情緒調節策略，以及該量表總分。

該研究又以無母數分層拔靴法(non-parametric stratified bootstrap procedure)，進一步分析出 3 個重要結果：1.病患在治療過程中復發者、曾經以混合門診與住院治療者、於 ASI 量表中酒精使用分數較高者，這三者有較高機率退出治療。2.年紀較大者、有較高教育程度者、在 DERS 量表中自我覺察格分較高者，與退出治療具有負相關。3.持續至治療時，共診患有焦慮、雙極、暴食及嗜賭症者，與退出治療具有負相關。

更有 Steele et al. (2018)以功能性磁共振腦造影(fMRI)資料，透過支援向量機(Support Vector Machine)模型，預測個案是否會完成 12 週物質濫用療程，含成癮諮商、復發預防、Substance Expectation Therapy (SET)三種治療法。該研究使用了 139 位使用古柯鹼、甲基安非他命、海洛因或多種藥物而受監禁，並尋求治療者之腦造影資料。

該研究預測變項為：1.受試者接受臨床衡鑑測驗(含年齡、性別、智商、物質濫用時長、心理病態、焦慮及憂鬱徵狀學等資料收集)。2. fMRI 影像。另外在進行 fMRI 測量時，進行衝動抑制(Go/NoGo)作業，用以優化 fMRI 影像。研究結果發現相較於臨床衡鑑測驗資料以及改變的動機，使用受試者的前扣帶皮層(anterior cingulate cortex)、紋狀體(striatum)及腦島(insula)的功能性連結活動 fMRI 影像，更能預測受試者是否會完成為期 12 週的治療，準確率為 80.58%。分別在預測個案會完成療程上，有 81.31%的準確率；在預測個案不會完成療程上，則有 78.13%的準確率。

## 第四節、AI 在毒品法庭的運用

近年來國外開始引入 AI 並廣泛地應用於法庭上，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)，而本章節將聚焦在 AI 技術可以如何運用於毒品法庭中，說明如下：

### 一、毒品法庭分析模型

Delen, Zolbanin, Crosby, and Wright (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，並分析毒品犯罪者的年齡、性別、教育程度、就業狀況、生活水準、犯罪前科和藥物濫用經驗等多種特徵，以機器學習技術預測參與者能否成功從毒品法庭畢業。研究發現，年齡是最重要預測因子，其次為就業狀況，也就是說有全職工作的年長者（33 歲以上）更有可能完成處遇治療而成功從毒品法庭畢業。再者，作者亦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。

此研究強調以大數據為基礎的毒品法庭決策方法得以預測毒品法庭參與者能否成功畢業或不成功畢業，其重要性在於可協助實務工作者作出正確的決策，有效評估個案是否適合接受毒品法庭計畫，檢視其處遇表現與成效，以實現監獄處遇分流的目標。

### 二、毒品法庭決策支持系統 (Decision Support Systems, DSS)

Zolbanin, Delen, Crosby, and Wright (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。作者

結合數據分析和機器學習技術的方法，並使用隨機森林法建立預測模型，預測毒品法庭參與者累犯 (recidivism) 的可能性，即進入毒品法庭後的三年內再次犯罪者。

經研究發現，預測模型的準確率高達 80.76%。而模型可預測累犯的因子包括性別、年齡、種族、就業狀況、藥物使用經驗、首次施用毒品年齡、過往被逮捕紀錄、獎勵和處罰措施等。其中最具重要性的變項為獎勵措施數量 (Number of incentives)，當獎勵措施數量越少者，其再犯風險越高。作者對此認為若能擴大獎勵提供的範圍，將能夠強化毒品法庭本身的程序正義及增進參與者對處遇程序的信心。再者，部分變項是關於藥物濫用的相關經驗，如施用甲基安非他命 (methamphetamine)、迷幻劑 (hallucinogens) 的經驗、首次施用大麻年齡、使用大麻的頻率。顯見，當參與者藥物濫用程度嚴重時，將對其後續再犯情形造成負面影響。這項研究發現有助於協助毒品法庭評估參與者再次犯罪的風險，從而調整處遇措施或是針對其需求制定更適切的處遇方案。

### 三、青少年藥物治療法庭的機器學習分析

美國少年司法系統除了有傳統少年法庭 (Tradition Juvenile Court, TJC) 外，亦有少年藥物治療法庭 (Juvenile Drug Treatment Courts, JDTCs)，該法庭主要係針對有物質施用問題的青少年所施行的轉向處遇措施。而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，Lyons (2022) 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。

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。其次為社交風險與家庭功能，換句話說，當青少年接觸偏差同儕的機會增加或家庭功能不佳者，其再次被逮捕的風險越高。最後是當被法院認定無再犯風險者 (recidivism risk)，其再次被逮捕的風險越低。

綜上所述，可以知悉透過人工智慧和大數據分析技術的應用，讓研究者得以從巨量資料中爬梳出重要的預測特徵。而在前述所提到的三種研究模型中，因研究對象的不同，其評估指標亦有所差異，如 Lyons (2022)研究較為關注青少年相關的成長環境（如家庭環境、同儕關係、學校活動參與狀況、心理健康狀況等），而 Delen et al. (2021)及 Zolbanin et al. (2020)研究則較強調藥物濫用經驗、犯罪前科、被逮捕次數、工作狀況、過去戒癮治療經驗等靜態因子。雖然評估指標不盡相同，但本研究仍可以發現一些共同性的特徵，如年齡、物質使用經驗（如菸草、酒精、大麻、海洛因等）、犯罪處遇經驗皆為重要的特徵變數。

前述研究發現有助於毒品法庭中的司法工作者更有效率地針對成年人和青少年毒品施用者進行評估和決策，以採取最適合的處遇方式，鑒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。此外，Delen et al. (2021)表明不應以單一變量來判斷個人是否適合接受處遇治療。職是之故，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。

### 第三章、研究方法

奠基於過去執行完畢之「刑事政策與犯罪研究數據資料庫建置」、「AI 人工智慧自動判讀施用毒品罪起訴書先導研究」、「AI 人工智慧司法應用第二階段先導研究-以竊盜罪與毒品犯罪關聯性為核心」等計畫，本研究具有資料建置經驗，且已利用人工方式完成施用毒品之起訴書、判決書完整編碼。為進行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研究，本研究第一期研究之執行方式包括下列項目：

#### 第一節、建置第一期「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」

過去法務部所建置之公務統計資料庫，因非屬專供研究使用之目的，尚缺乏許多關鍵變項，而此些資訊皆隱藏於毒品犯罪檢察書類之中，譬如過去「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」中，常見標註施用「毒品、一二級毒品」無從具體得知究為何種毒品，對於毒品之品項分析有其關鍵性的限制。藉由第一期「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」之建置，將近五年毒品施用犯罪的數據資訊進行完整收錄，可作為研究者與跨部會實務工作者在防毒上的評估基礎。相關研究數據，無論在「初犯預防」或「再犯防制」上，都能在以實證為基礎之 AI 科技輔助下，完善貫穿式保護處遇，協助跨部會完成毒品防制之終極目標。目前進一步推動「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」的規劃及建置，分為機房建置(硬體)、網管資安(軟體)兩個面向，說明如下：

##### 一、機房建置

- (一) 於原資料室「刑事政策與犯罪研究數據資料庫建置」規劃 2 席(含原本一席)，共 1 台伺服器、1 台工作站主機、2 台螢幕。
- (二) 原機房共一組機櫃(四櫃型)，有 1.5 櫃為空，另新增一組機櫃(單櫃型)，則將保有 2.5 的空櫃位可使用。
- (三) 為了伺服器擴充，將升級電閘開關，並拉電纜線到伺服器機房線路，以

提供充足電力。

(四) 欲置入機櫃的硬碟以建置機械式硬碟為主，因其成本較低、壽命較固態硬碟長。

(五) 天花板加裝循環扇，幫助機房散熱。

(六) 硬體使用：

1. RAM: 128G。
2. SSD: 480G HPE 作為 Linux 系統碟使用。
3. Storage: 3.5 吋硬碟，單顆 4T，8 顆，共 32T。
4. 視覺化電腦：為裝載視覺化界面，以查詢已分析完成的統計報表與統計圖(不具有任何可辨識個人資訊)，添購電腦一台，作為視覺化 Tableau Sever 之視覺化主機。
5. 為進行自然語言推論，裝置 Nvidia A6000 顯示卡一張，其採用 NVIDIA Ampere 架構設計，不但優化了能源使用效率，CUDA 核心單精度浮點 (FP32) 運算力也大幅增加。此外，A6000 具備之第二代 RT 核心的輸送量為前一代的 2 倍，全新 Tensor Float 32 (TF32) 精度輸送量最高可達前一代的 5 倍訓練量，有利於本研究自然語言模型訓練提升速度。最重要的是，A6000 搭載 GDDR6 的 48G 記憶體，可勉強負荷本研究自然語言之運算需求，且具備 NVLink，保有未來擴充可能。

## 二、網管資安

依據「資通安全責任等級分級辦法」，本研究以不涉及國家核心科技資訊之安全維護及管理、未涉及民眾服務或跨公務機關共用性資通系統之維運、不涉及中央二級機關及所屬各級機關(構)共用性資通系統之維運、不涉及區域性或地區性之關鍵基礎設施事項、非屬關鍵基礎設施提供者、非屬公立區域醫院或地區醫院，也不屬於區域性或地區性民眾個人資料檔案之持有等原則為資料收集之規

劃方向。且因現有資料皆無從辨識個人資料，且未來資料也規劃將個人資料去識別化，因此全數無從辨識個人身分，將不會擴張現行資料庫所屬資安等級(C 級)。除前述軟硬體規劃與資安環境設置外，本研究依行政院公共工程委員會工程企字第 1100101731 號函，在辦理公共工程，履約標的涉及敏感性或國安（含資安）資料者（例如 BIM 程式或資料等），避免使用大陸產品。本研究於招標文件中明定廠商提供之履約標的，其原產地及分包廠商均不得為大陸地區。此外，本研究團隊現有機房為加強管理，已建立「犯罪防治研究中心刑事政策與犯罪研究數據資料庫使用管理規範」，且過去自法務部取得之資料具有去識別化措施，無從辨識個人身分，未來之檢察書類編碼也將以一體適用之方法去識別化，硬體規劃也屬於單機作業，不做外部網路連結之微型機房佈建，因此資安等級仍可保持在 C 級。

- (一) 「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」在資安上，於檢察書類進行人工標記後，所有資料皆儲存於伺服器。其後，採取資料庫伺服器與一般行政作業區之辦公室電腦完全區隔之規劃，資料庫伺服器主機，存放不可外流的機敏資料。
- (二) 資料庫環境，依使用者數量，切成不同的虛擬環境。「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」之人工標記介面之主機可透過「內網 IP 連線」登入標記介面，並令使用者以各自帳密連入內網主機。
- (三) 不同使用者在連入後，有自己的作業環境：獨立標記介面、以往的工作檔、資料等，該名標記員無法看到其他人標記結果。
- (四) 如不同使用者間需要交換資料，可經申請以共用資料夾，共用資料表交換管理編輯。
- (五) 辦公室電腦之主機一台作為架設視覺化呈現統計結果介面之伺服器，一旦資料庫伺服器環境進行完資料處理，去識別化後的資料將轉換成「計數型態」，研究者可在辦公室電腦運用視覺化界面查閱。

(六) 辦公室電腦與研究者電腦之間架設區域網路，兩者之間加裝防火牆，規劃為 Fortigate FG-50E，以避免研究者電腦中毒進而影響所架設之視覺化介面。

(七) 上述提及伺服器資料庫環境、辦公室環境、VM 環境、資料中心電腦主機，可視需求，安裝以下軟體：

1. Microsoft Office: 文書軟體(視版本授權)。
2. Tableau: 視覺化軟體，1 授權可安裝 2~5 使用者環境。
3. Navicat: 資料庫管理工具，1 授權可安裝 2 使用者環境。
4. R: 程式語言。
5. Python: 程式語言。

## 第二節、訓練 AI 人工智慧自動判讀毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類

在 AI 學會如何判讀毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類前，必須將前開書類的訓練資料匯入，並讓 AI 學習如何擷取特徵，再由人工協助校正，並且重複讓機器判讀模型將文字進行辨識，再進行校正的動作。有關訓練資料之編碼與積累，本研究由具程式語言與數據分析之專業人力，以及具刑事法與犯罪學之專業人力，借重特殊人力之科技整合與刑事法、犯罪學專業能力協助訓練資料的預備與校正，以改善模型判讀精準度。此外，本研究期望在 111 年「AI 人工智慧司法應用第二階段先導研究-以竊盜罪與毒品犯罪關聯性為核心」基礎上，開發「毒品犯罪標記特徵自動擷取與人工查詢與編輯標記介面」，以利標註前後關鍵語句，便利本研究以人工來回校正毒品犯罪 AI 文字辨識結果。在前述匯入與建構自動判讀之機器學習模型部分，本研究以委外方式進行技術分工，以生成式預訓練轉換器（Generative Pre-Trained Transformer）之進行毒品施用犯罪起訴書、緩起訴書自動特徵擷取演算模型。於人工校正部分，則由本研究團隊執行，本研究待委外團隊之詞彙特徵機器自動標記工具將毒品犯罪之關鍵變項輸出後，將以人工校正毒品犯罪之變項，以更符合法律詞句使用習慣，降低特徵擷取結果出現錯誤的情況，其變項也將更便利於研究者未來進行毒品犯罪研究。在訓練文本方面，本研究亦以委外方式，由專業團隊以 Transformer 及 BERT 技術進行檢察書類自動判讀工程。

當毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之人工標記結果完成後，由委外研究團隊，進一步投入未經人工標記之原始書類文字，觀察人工智慧自然語言演算技術是否可順利自動轉換之前未曾學習過的書類文字，並依循前一步驟之本研究團隊研究所設定格式呈現編碼結果。

在自然語言演算技術編碼準確性高、發展成熟的前提下，本研究運用自動判讀出之結構化毒品犯罪資料，經去識別化後，利用 GPT-4 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，然因其

資料量可能過於龐大，依然需要除錯、合併、串聯，才能為犯罪研究者妥善運用於犯罪分析。此外，為進行再犯分析，本研究也委外進行「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」的資料清洗與採礦，並為讀取與調閱方便，設計視覺化界面。此部分包括資料處理(勞務, 軟體)、介面設計(勞務, 軟體)等兩方面委外工作，列舉如下：

### 一、資料處理

(一) 針對「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」與「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」進行分別的資料處理與清洗、合併、採礦。

(二) 為讓資料匯入與資料清洗流程自動化，將設計資料匯入介面，針對「已存於資料庫的資料」、「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」之資料欄位一致化，即兩者合併為固定欄位的資料，後續如欲新增期間，研究員或使用者可自行操作此介面，將新增期間匯入資料庫，並自動化運作資料清洗完整語法，無須廠商或駐點工程師協助。

### 二、視覺化介面設計

為有利於「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」數據分析結果呈現，開發視覺化界面，利用動態效果和互動功能，幫助研究人員理解數據、統合視覺解讀的需求，增加研究與實務工作溝通效率，也有利於長遠規劃中，便於未來檢察機關業務單位吸理解、操作介面並調取所需要的之資訊。介面設計初步規劃如下：

(一) 以 Tableau 為視覺化儀表板產出底層

(二) 以前端(Web)框架套用 Tableau 儀表板供使用者操作

(三) 有別於其他網頁以「基礎資料」相關的基礎統計數據作呈現，本研究使用資料採礦後的「分析資料」作呈現，例如：毒品施用五年內再犯之男女比例、年齡分層、檢察官作成起訴或緩起訴附命戒癮治療的判斷因子權重與文字雲等等。

三、運用「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」清洗後資料，

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

在「AI人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」清洗與採礦後，本研究也將用決策樹和其他機器學習方法，建立一個有/無再犯之決策樹模型。不過，相較於其他機器學習方法，決策樹分析主要的優勢除了分類(Classification)與預測(Prediction)的監督式學習(Supervised Learning)的方法外，其還可以將分析結果可產出樹狀層次分支架構圖，並呈現資料分類規則與路徑，依此抓出關鍵的再犯因子。決策樹可將資料分成訓練組(Training Set)和測試組(Validation Set)。訓練組採用遞迴(Recursive)的方式分割訓練組資料並投入至分類子集合中後，將重複此過程直到決策樹建立完成；測試組則是利用資料驗證決策樹模型的正確性(Ali, Khan, Ahmad, & Maqsood, 2012)。

#### 四、研究分工

由於本研究包括自行分析、委外進行自然語言分析、委外資料庫建置與清洗等重要執行方法，期冀建立適合檢察書類之自然語言演算技術，因此研究方法規劃為整合性研究，研究成果傾向整合各部分之努力，共同致力將人工智慧在毒品犯罪上提供有效預防再犯之解決方案。為釐清研究分工，以下簡述自行與委外之部分：

- (一) 由本研究團隊負責部分：由本研究團隊在遵循相關資料庫保密規範與研究倫理守則下，負責向法務部申調毒品犯罪檢察書類資料，跨年研究資料內容，包括具有偵查字號的起訴書、觀察勒戒、強制戒治、不起訴處分書、聲請簡易判刑、緩起訴處分書等，112年(第一期)研究僅包括近五年起訴書、緩起訴書。以及檢察官依毒品危害防制條例第二十條第一項規定命送勒戒處所執行觀察、勒戒處分之書類。再者，由於毒品犯罪之檢察書類在投入至自然語言分析前，需要人工進行標記，因此為精進AI判讀資料庫健全性、以及未來建構之AI判讀檢察書類自然語言模型

須考慮撰寫者之個人文字風格，因此本計畫認有必要借重法律、犯罪學、資訊統計等不同專業人力對施用毒品起訴書、緩起訴書進行更細緻之解構與編碼，以提升 AI 機器學習判讀之精準性與區辨性，並有助於研究案的延續與成果的後續運用推廣。前開人力將負責進行人工標記檢察書類與校正 AI 標記結果，並確認 AI 自動輸出變項符合後續再犯分析使用。此外，有關文獻綜整、進行決策樹或其他機器學習分析等研究工作，也將由本研究團隊負責辦理。

(二) 委外開發部分：由於自然語言分析涉及專利與專門技術，需要委由富有自然語言分析之單位協助。本研究透過公開招標，由委外單位建立「生成式預訓練轉換器模型」，進行法律文字及檢察書類判讀，建立精確之特徵擷取演算模式。外，委外單位還須依照本研究團隊需求，開發出「毒品犯罪標記特徵自動擷取與人工查詢與編輯標記介面」，便利後續本研究以人工反覆校正毒品犯罪 AI 文字辨識結果。待本研究團隊提供初步毒品犯罪人工標記材料後，委外單位需利用自動標記工具將毒品犯罪之關鍵變項輸出，並在本研究協助以反覆以人工校正後，反覆訓練模型，以調整出更符合起訴書、緩起訴書類結構與用語之自動判讀模型，降低機器特徵擷取錯誤的情況。當將毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之人工標記結果提供給機器訓練完成後，委外單位需投入未經人工標記之原始檢察書類，觀察人工智慧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、緩起訴書類詞彙與用語，並依循研究設定，輸出高度結構化之編碼結果。

(三) 委外資料庫建置與資料處理部分：有關「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」的規劃及建置部分，無論機房建置(硬體)、網管資安(軟體)、資料處理、視覺化介面設計皆以統包方式以公開招標委外辦理。但在此點上，仍須視市場實際情況，衡量是否將硬體建置與

資料採礦分開招標。

研究合作分工示意圖如下圖 3-2-1：



圖 3-2-1 研究分工示意圖

### 第三節、研究流程

另外，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，本研究希望由下列方式進行研究，研究流程敘述如下(圖 3-3-1)：

#### 一、申調近五年毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類

##### (一) 申調依據與背景

依法院組織法第八十三條第三項規定，高等檢察署以下各級檢察署及其檢察分署，應於第一審裁判書公開後，公開起訴書。其公開方式依法院組織法第八十三條規定，除自然人姓名外，得不含自然人之國民身分證統一編號及其他足資識別該個人之資料。由此可見，公開版起訴書會依法遮蔽可辨識個人身分證號或居留證號。但在本研究第一期規劃中，如所開發之機器學習需要應用於檢察機關實務工作中，就不可避免需要訓練機器認識、閱讀檢察實務工作中所實際採用各種檢察書類之格式與版本。因此，本研究申請近五年毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類，而在未來第二期、第三期研究規劃中，將進一步再申調其他種毒品犯罪檢察書類，包括所有因觸犯毒品犯罪且遭檢察官起訴、不起訴、緩起訴與送勒戒處所執行觀察、勒戒處分書、論告書等，以利機器學習如何閱讀、理解檢察機關實務所使用之各種文本資料。

##### (二) 申調結果

經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，最終得到 9,474 筆書類進行本次研究。

##### (三) 申調書類所納入分析之特徵

本研究所採納之檢察書類中，主要納入包括 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。書類特徵包括：該行為人是否另案在監(含

羈押)、是否為累犯、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。有關 18 項書類特徵的詳細變項、數量與比例請參考附錄。

有關各地方檢察署分布地區，主要依國家發展委員會都市及區域發展統計彙編，分為北、中、南、東四個區域，其 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，如下表 3-3-1。

表 3-3-1 各地方檢察署分布地區 32 項納入分析區域特徵

1.所得總額	10.求學及準備升學	19.就業人口行業合計百分比	28.中醫數
2.可支配所得	11.料理家務	20.初級行業人數	29.每萬人病床數
3.消費支出	12.高齡及身心障礙	21.初級行業百分比	30.每萬人西醫數
4.儲蓄	13.其他未就業原因	22.次級行業人數	31.每萬人中醫數
5.儲蓄率	14.就業人口占總人口百分比	23.次級行業百分比	32.就業人口行業分配合計人數
6.失業人數	15.就業人口占 15 歲以上民間人口百分比	24.三級行業人數	
7.失業率	16.就業人口占勞動力百分比	25.三級行業百分比	
8.未參與勞動原因人數合計	17.勞動力參與率男性	26.病床數	
9.想工作而未找到工作且隨時可以開始工作	18.勞動力參與率女性	27.西醫數	

## 二、第一期研究申請研究倫理審查

過去顧以謙, 鄭元皓, et al. (2021)所執行之「AI 人工智慧自動判讀施用毒品罪起訴書先導研究」, 該研究屬於簡易審查, 並獲國立成功大學人類研究倫理審查會倫理審查通過。比照前揭研究, 本研究之第一期規劃也以簡易審查標準, 將研究計畫書送研究倫理審查, 且已取得倫理審查通過, 倫理審查通過字號為成大倫審會(簡)字第 112-106-2 號。於取得倫理審查通過後, 本研究著手進行各階段之研究任務佈建。

### 三、委外開發毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類自動判讀模型

2021 年本研究團隊執行之「AI 人工智慧自動判讀施用毒品罪起訴書先導研究」針對毒品案件起訴書類建構之中文斷詞模型尚有約 14.8% 的項目未能達標，機器自動判讀結果尚有誤差，諸如「本案查獲日期」、「受觀察勒戒次數」、「行為人深陷毒癮難以自拔」等變項擷取辨識正確率較低，為提升 AI 針對毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之文字辨識正確率，本研究委外訓練人工智慧辨識毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類中較難判讀之複雜文字的資訊。

### 四、委外招標「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」

為了拓展自然語言模型分析的毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之類型，本研究在原有研究基礎上，投入更多毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類純文字檔，因此需要擴充軟硬體設施，以儲存、運算巨量毒品犯罪之檢察書類圖檔，與分析結果。軟硬體設施是本研究進行 AI 研究的基礎建設。因此本研究在進行前揭研究期程內，同時公開招標「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」之軟硬體設施、資安設備、資料處理與視覺化介面設計。

### 五、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。

### 六、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，本研究再進一步與委外單位合作，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。

### 七、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

為了測試人工智慧自動判讀與轉換毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類所輸出之變項，進一步運用於犯罪研究中的適用性，本研究也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。

### 八、利用「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」巨量資料進行應用分析

主要分析緩起訴附命戒癮治療之再犯率，並以多層次貝氏分析評估毒品使用與暴力、財產犯罪之關聯性。

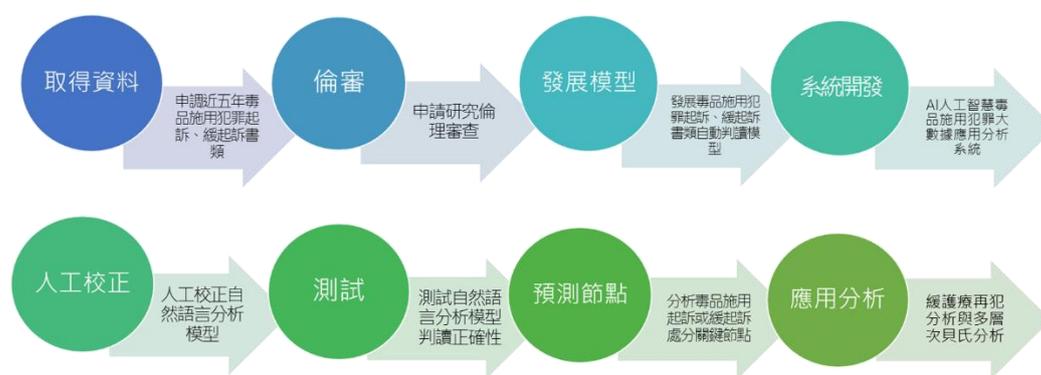


圖 3-3- 1 研究流程圖

### 九、緩起訴附命戒癮治療再犯分析

鍾宏彬 (2018)曾評估多元處遇成效，並指出追蹤再犯率並非前科率，強調再犯率之計算應以本次施用毒品罪者分母、以下一次再犯施用毒品罪為分子作為計算，且應排除未滿追蹤年度區間者。過去顧以謙，鄭元皓, et al. (2021)之研究延續此原則，納入 2008-2014 年之資料，分析完成緩起訴附命治療後之 5 年再犯狀況。在同樣的條件下，顧以謙，許家毓, et al. (2022)也繼而分析 2015-2016 年之完成緩起訴附命治療後之再犯狀況，並追蹤至 2021 年底。有鑑於此，基於本研究具完整 2022 年之刑案、觀護、獄政數據，且考量新世代反毒策略 1.0 自 2017 年開始推動，具往後追蹤 5 年之條件，因此本研究較前述研究更進一步向後追蹤，並在串聯觀護檔、排除死亡、監禁者後，將 2008-2016 年、2017 年的再犯狀況進行區分，以呈現世代反毒策略 1.0 施行前、施行後之 2 年、5 年再犯施用毒品之再犯率情形。

## 第四章、研究結果

為達成「法務部數位政策」有關「科技化」與國際人工智慧科技發展趨勢接軌之佈署，以及本研究團隊在「再犯防止推進計畫」框架下，以人工智慧之自然語言分析，協助「貫穿式保護」措施，探尋毒品施用犯罪路徑、檢察官作成起訴與緩起訴處分差異之因子，本計畫針對 AI 自然語言分析技術，將毒品犯罪研究跨領域結合人工智慧進行創新研究，建置「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統(第一期)」，並發展毒品犯罪檢察機關書類自動判讀、辨識與編碼的人工智慧演算模型。藉由本研究之執行，不但對完善「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」有所助益，更有利於與行政院之「六大核心戰略產業」接軌，在「新世代反毒策略行動綱領 2.0」下，提升未來毒品再犯研究效率與迅速回應政府及社會相關毒品問題需求之效能。

### 第一節、第一期「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」

#### 建置成果

##### 一、系統建置概述

針對檢察書類文本探勘和自然語言分析內容，進行書類上傳、文本標記、內容判讀為概念進行開發，依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、結合文本標記方式透過自動判讀模型進行內容識別，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。

## 二、系統開發執行方法

系統透過 WWW 瀏覽器 (Browser) 軟體連結及查詢本網站各項服務瀏覽器相容瀏覽器環境，所建置網站為繁體中文介面，字集定義以 UTF-8 為原則。

在開發工具方面，作業系統採用 Ubuntu 20.04，以桌面應用為主的 GNU/Linux 作業系統；資料庫利用 PostgreSQL，一套功能強大、開放原始碼物件關聯資料庫系統，並使用 Elasticsearch 作為分散式搜尋引擎，所有的資料都是以 JSON 的方式進行存取，典型的資料結構 URI 為 /index/type/id，可以透過 Rest API 對資料進行操作。

技術架構與工具方面，使用 Nginx 非同步框架網頁伺服器，也可以用作反向代理、負載平衡器和 HTTP 快取，使用非同步事件驅動的方法來處理請求，透過模組化事件驅動架構，可以在高負載下提供更可預測的效能。另一方面，使用 FastAPI 構建現代 API 快速並高性能的 web 框架，以及應用了 Python asyncio 庫中最新的優化功能。而在建立使用者介面部分使用 VUE 建立使用者介面的開源 JavaScript 框架。深度學習應用則是嘗試使用 TensorFlow，一個開發深度學習應用的框架，本案使用該框架開發自然語言、語音辨識與合成、人臉辨識等應用。

系統建置之環境與架構方面，本系統採用最新版的 Elasticsearch + PostgreSQL 負責檢索服務，以本研究團隊現有硬體環境配置，可以支撐超過 20GB 的資料檢索量，可以上傳至少 10,000 筆文本檔案量，同時本案規劃的硬體 GPU 推論機與應用機容量可以橫向擴充，滿足持續增加之欲存儲文件檔案及系統持續使用性。硬體環境則採用 HPE DL380 Gen10、INTEL Xeon Silver 4116 2.10GHz、DDR4 3200 ECC 128G、SSD:HYNIX480G RAID5 1.3T、GRAPHICS CARD:NVIDIA RTX A6000 等設備以支撐建置本系統所需硬體需求。另外，為了

使系統得以順利運作，部分使用彈性擴充系統，於系統底層採用虛擬化技術，在操作系統上面則結合 Docker 的容器化方式做系統規劃，結合 Kubernetes 做彈性擴充，因此可以在硬體資源的配合之下，做自主的橫向擴充存放空間，並滿足持續增加文件檔案及系統持續使用性。同時系統能夠設定刪除文件檔案，達到系統高度續用性。

### 三、系統建置流程

#### (一) 判讀系統之正規表示式

初步透過先導研究已完成工編碼之 694 筆檢察書類資料，人工排除無法辨識之亂碼文件，剩餘共 687 筆可供系統處理之書類文件，將文件採用正規表示式的方式將資料轉換成標記資料。

正規表示式 (Regular Expression, 簡稱 regex 或 regexp) 是一種描述字串的模式語言，由一系列字符和特殊字符組成，字符是普通的字母、數字和符號；特殊字符是用來表示特定模式的字符。正規表示式可以用來匹配、查找、替換、提取和驗證文本，舉例來說，電話號碼就可以透過此類方式找出在文件當中符合電話號碼規律的文字。如果當文件中存在多種不同的電話號碼，就無法單純以此方式找出需要的資料，因此依然需要訓練模型找到相應文件中的位置，正規表示式只能在初期有一些標記資料作為訓練資料。

透過正規表示式取得以下相關資訊：檢察署地區、書類字號、起訴類型、被告名字、性別、生日。其中檢察署地區如果要以正規表示式代表，則會是臺灣(.\*)檢察署的形式。

#### (二) 標記資料說明

經由標記介面，由標記人員於內部網路協助標記後得到標記後的資料，但是因為網站匯出資料將所有的標記資訊(如圖 4-1-1 的三個顏色標記的全部資料)，包含自動判讀標記以及先導自動判讀標記這兩個非人為標記的答案也包含進去，針對收到的資料進行後續處理。

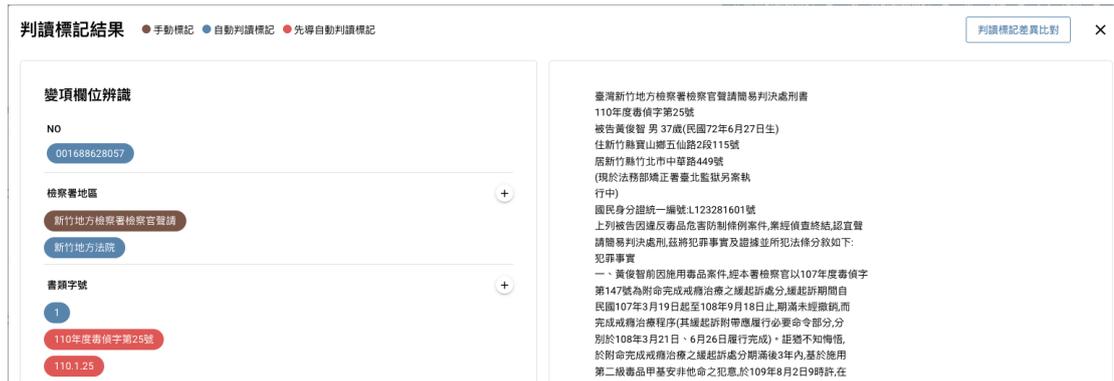


圖 4-1-1 標記介面成果畫面

首先針對有值的欄位，因為混合數字標籤以及文句標記，利用 `str.split()` 的功能將候選答案列出來，再從其中選出文字並且是當中字數最多的選項。部分欄位缺少標記，為了避免資料比例失衡導致訓練成效不佳的情況，針對資料數量不足欄位排除其作為訓練資料。

除此之外，有關資料回答不完整的情況，以編號 1686901508 文件來說，在本次起訴日期欄位只回答“中華民國”並沒有回答到日期，針對此欄位部分文件也有這樣的情況出現，資料混亂的情況可能讓模型比較難達到預期的成效，在排除以上資料數量不足和資料混亂的情況後便開始進行模型訓練。

### (三) 模型訓練方法說明

基於先導研究提出之模型訓練方法，目前已經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，實際成果說明如下：

#### 1. 段落型內容辨識

能夠自動辨認每個段落的邊界，進行段落間的上下文內容辨識，使得在處理文本時，對每個段落進行獨立的分析、處理或標記，例如：判決日期與被告生日等日期欄位，需要理解上下文內容才能進行辨識，有些就會有段落間的落差。

## 2. 平台變項標記自動判讀模型

採用語意理解進行變項資料辨識，而非關鍵字的辨識作業：本研究的系統目前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的，它能夠更好地理解文本的意思。與傳統的基於關鍵字的辨識方法不同，本研究的模型不僅僅是透過關鍵字的比對，而是深入分析語意，從而更準確地識別和標記變項資料。這使得本研究的系統在辨識和處理平台變項時具有更高的精度和效能，例如：身份證字號文句需辨識出一碼大寫英文+九碼數字，這個就無法使用關鍵字來處理。

## 3. 預訓練模型

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。

## 4. 語言模型架構差異示意

採用語言模型架構差異示意圖，透過斷詞的逐字標記：透過對文本進行斷詞，對每個詞進行逐字標記的方法。這樣的處理方式能夠幫助模型更好地理解每個詞的語境和含義，例如：較具爭議性之文字如「吸食安非他命」這句話，也可能會被擷取到「食安」等詞語，但透過語言模型架構差異辨識，能透過斷詞的逐字標記去進行詞語間的理解。

## 5. 系統根據鑑別度、與人工編碼相較一致性和資料處理效率說明

目前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，本研究的方法在一致性方面更具優勢，人工編碼可能因為主觀因素、編碼者之間的差異等導致結果不一致，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。這對於快速、大規模的資料分析和標註工作來說非常有價值。

#### 四、系統功能說明

##### (一) 檢察書類標記功能模組說明：

1. 如圖 4-1-2 所示，在此模組可上傳檢察書類文件檔案格式，並可新增檔案時間、檔案名稱、檔案內文及標記內容。

點選上傳檔案	分類	地點	
r_001687243434.txt			🗑️
r_001687243349.txt			🗑️
r_001687242854.txt			🗑️
r_001687242343.txt			🗑️
r_001687241482.txt			🗑️

圖 4-1-2 上傳檢察書類文件畫面

2. 如圖 4-1-3 所示，在此模組可查詢檢察書類資料，可針對文上書類文件檔案進行起迄日期與標記內容檢索功能。

操作	日期 ↓	內文	地點	判讀時間	備註	最後編輯者	最後編輯時間
<input type="checkbox"/>	2023-08-24 10:59:12	[分案日期]1101112 [偵結日期]1101116 [公告日期]1101119 [條 碼]13110128805[承辦股別]限 [案 由]毒品危害防制條例 [全文內容] 臺灣臺北地方檢察署檢察官聲請簡易判決處刑書 <a href="#">查看完整內容</a>	台北	2023-08-24 11:00:36	-	winnie@gp-mic.com	2023-08-24 11:00:36

每頁筆數 10 第 1 至 1 筆，總共 1 筆

圖 4-1-3 查詢資料功能畫面

3. 如圖 4-1-4 所示，在此模組可讓使用者能夠於平台系統中針對個別文本檔案進行標記內容新增、修改、刪除等功能調整。

#### 變項欄位辨識

NO

001693212561

檢察署地區

臺灣嘉義地方檢察署

書類字號

1

毒偵

**臺灣嘉義地方檢察署檢察官起訴書**  
111年度毒偵字第141號

被 告 孔炳子 男 48歲 (民國23年10月1日生) 住  
新北市崙背鄉正義村1鄰中溝6號國  
民身分證統一編號：B130902238號上

列被告因違反毒品危害防制條例案件，已經偵查終結，認應提起公訴，茲將犯罪事實及證據並所犯法條分敘如下：犯

罪事實一

、孔炳子於民國109年間，因施用毒品案件，經臺灣嘉義地方法院以109年度毒聲字第111號裁定令入勒戒處所執行觀察、勒戒，自109年11月19日入法務部矯正署高雄戒治所執行觀察勒戒後，認無繼續施用毒品之傾向，於109年12月24日釋放所，並由本署檢察官以109年度毒偵緝字第83、84號為不起訴處分確定。惟孔炳子仍未戒除毒癮，基於施用第一級毒品海洛因、第二級毒品甲基安非他命之犯意，於上述觀察、

圖 4-1-4 顯示標記內容畫面

4. 如圖 4-1-5 所示，在此模組可新增標記資料內容，標記標籤之類型、名稱、敘述及關鍵字內容。

#### 變項欄位辨識

NO

001693212561

檢察署地區

臺灣嘉義地方檢察署

書類字號

1

毒偵

**臺灣嘉義地方檢察署檢察官起訴書**  
111年度毒偵字第141號

被 告 孔炳子 男 48歲 (民國23年10月1日生) 住  
新北市崙背鄉正義村1鄰中溝6號國  
民身分證統一編號：B130902238號上

列被告因違反毒品危害防制條例案件，已經偵查終結，認應提起公訴，茲將犯罪事實 人工標記 並所犯法條分敘如下：犯

罪事實一

、孔炳子於民國109 人工標記 毒品案件，經臺灣嘉義地方法院以109年度毒聲字第111號裁定令入勒戒處所執行觀察、勒戒，自109年11月19日入法務部矯正署高雄戒治所執行觀察勒戒後，認無繼續施用毒品之傾向，於109年12月24日釋放所，並由本署檢察官以109年度毒偵緝字第83、84號為不起訴處分確定。惟孔炳子仍未戒除毒癮，基於施用第一級毒品海洛因、第二級毒品甲基安非他命之犯意，於上述觀察、

圖 4-1-5 新增標記內容畫面

## (二) 檢察書類判讀功能模組說明

1. 如圖 4-1-6 所示，在此模組可提供自動文件關鍵字智能標籤功能，能自動將新的文件進行重點的貼標。



The image shows a user profile form with the following fields and values:

- 性別 (Gender): 1 (Male)
- 行為人生日 (Date of Birth): 1934-10-01
- 身份證 (ID Number): B130902238
- 地址 (Address): 嘉義縣
- 居住地 (Residence): 在嘉義市北港路旁

Each field has a plus sign (+) in the top right corner, and there is a '手動輸入' (Manual Input) button next to the Date of Birth field.

圖 4-1-6 智能與手動進行重點貼標畫面

2. 如圖 4-1-7 所示，在此模組可提供下載檔案功能，便利研究者匯出標記結果及文本檔案。



圖 4-1-7 下載檔案示意圖

3. 如圖 4-1-8 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。

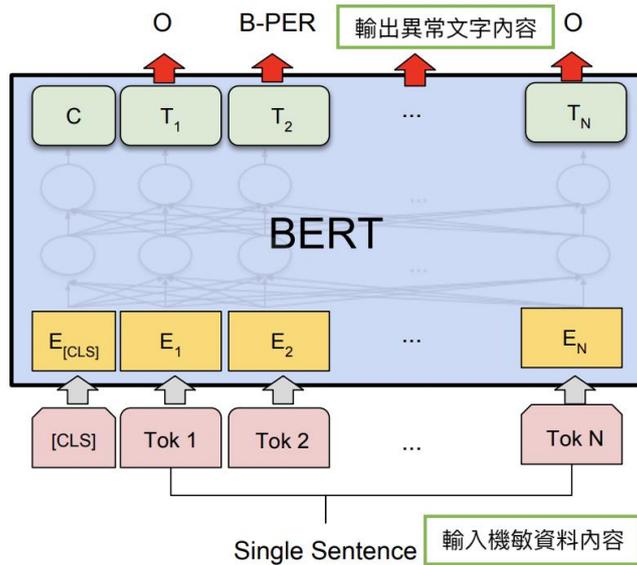


圖 4-1-8 變項偵測模型示意圖

4. 平台變項標記自動判讀模型，採用語意理解（自然語言理解）進行變項資料辨識，而非關鍵字的辨識作業，如圖 4-1-9 所示。

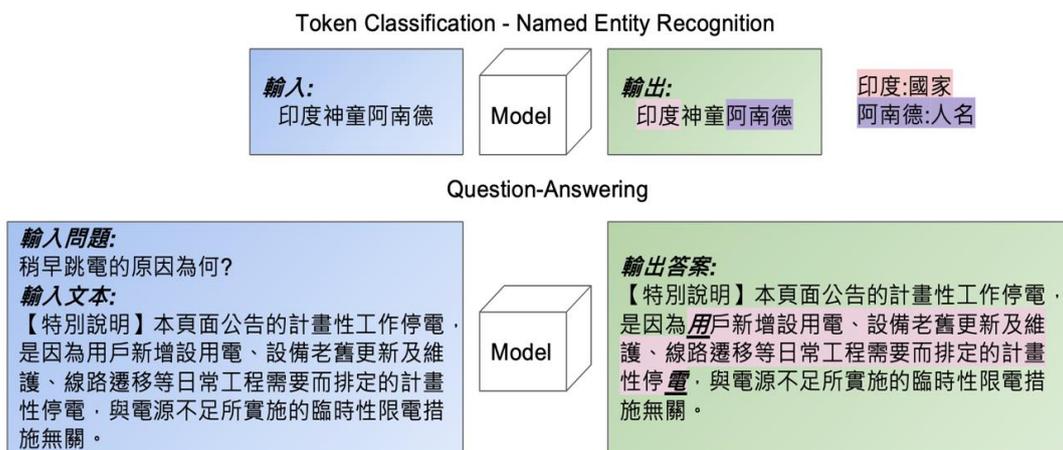


圖 4-1-9 變項參數判斷模型概念圖

5. 如圖 4-1-10 所示，結合自然語言理解的模型，使用具有通用型的自能語言任務解決能力，能夠判斷上下文理解、處理不同狀況的詞以及詞顆粒度，在語言中的指代現象(anaphora)也得到很好的表現和應用。使用 BERT 的模型能在大量的無標記領域語料上進行預訓練，並能很輕鬆地完成後續的標記任務。

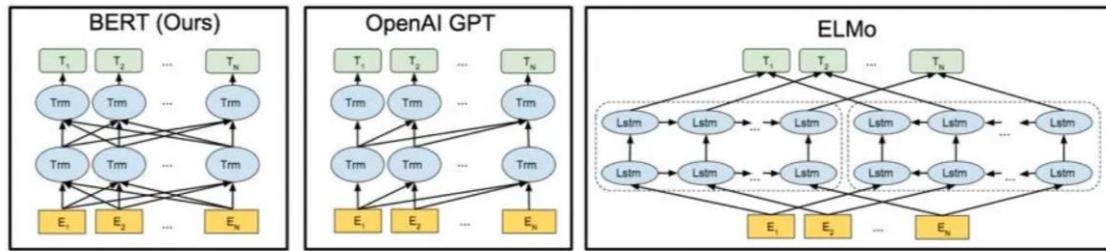


圖 4-1-10 自然語言模型架構差異示意圖

6. 如圖 4-1-11 所示，透過斷詞的逐字標記，在變項標記上，採用 IO 格式的资料標記方法，中文字語意往往是根據它所在詞的詞意所定義的，因此必須讓模型學習「詞」的概念，額外訓練模型「中文斷詞」的能力，使它能分析條文內「中文詞」的組成與斷點，有別於英文那樣單純是透過空格來區隔句子中各個詞。於是本研究在前處理流程內使用了中文斷詞模型做斷詞推論。

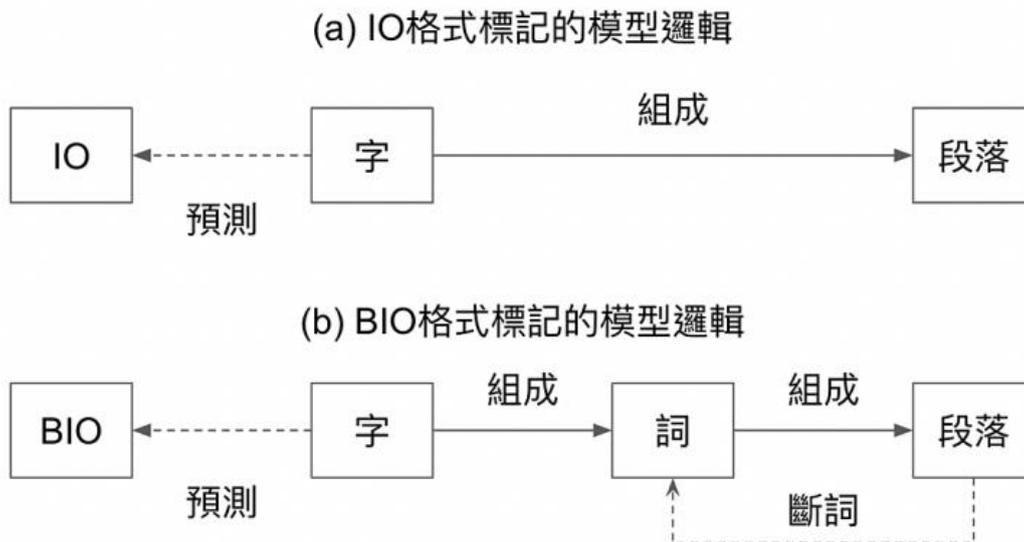


圖 4-1-11 資料標記方法的邏輯模型示意圖

## 五、系統建立成果

在本研究成果中，最終系統進行共計 10,940 份起訴書、緩起訴書結果之標記。在相關書類資料提供外部進行訓練與預測使用前，皆已預先將書類進行

去識別化處理，並將犯罪人之個人資訊進行替換。經過系統訓練及外部測試，本研究可檢驗自動判讀結果之準確性。本研究依據信心水準 95% 準則，隨機抽取 150 份地方檢察署檢察官起訴書、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。經評估自動化判讀系統之正確性後，發現自動判讀結果準確度達 80% 以上，顯示本次建置系統具有相當水準，自動判讀模型足以有效辨識書類內容特徵。

## 第二節、「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」清洗與採礦成果

「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」包含四個範疇：偵查資料、矯正資料(獄政資料)、執行資料(裁判資料)、觀護資料。各範疇分別具其相關原始檔 1~4 份不等，每份原始檔除矯正資料以一份 csv 檔全機關全年度提供外，其餘資料皆以各機關各年度為一份 txt 檔進行提供，自民國 87~111 年(西元 1998~2022)各份原始檔已累積約 600 份檔案。本研究採「資料處理的標準流程」進行資料庫建置，亦即居中打造一個「資料倉儲(Enterprise Data Warehouse), EDW」，將存於個人電腦、或存於系統資料庫中的原始資料，ELT(Extract, Load, Transform)，萃取(E)並匯入(L)進資料倉儲後，再進行轉換處理(T)，處理過程包括資料清洗(Data Cleansing)、資料採礦(Data Mining)，建置一個專為分析目標而用的最終資料表(整理資料、可用資料)，再運用視覺化軟體或商業智慧軟體(Business Intelligent, BI)進行簡單明瞭的圖表分析。本研究持續採用 PostgreSQL Database 做為資料倉儲架構，並以 Navicat 作為資料庫管理工具，將使用者取得的 Excel 檔、csv 檔，以 Navicat 執行匯入進資料倉儲。同時，Navicat 亦為 SQL 語法撰寫的作業軟體，SQL 語法可將原始資料進行清洗及採礦，最終產出可用於視覺化分析的資料表(可用資料)；接著，再以 Tableau 這套 BI 軟體，讀取資料倉儲中的已整理資料(可用資料)，進行視覺化呈現等圖表製作。除此之外，亦可透過 Navicat 及 Tableau，匯出 Excel 檔、csv 檔、txt 檔等。

以下將依序說明資料清洗、資料採礦之詳細流程。

### 一、資料清洗：矛盾異常資料的處理與文件記錄

資料清洗，是進行資料勾稽串聯、資料採礦、數據分析的最重要前置作業，具體清洗流程包含以下內容：

- (一) 確認「主鍵」：專業術語英文稱「Primary Key, PK」，中文稱「主鍵」，觀念與索引(index)相似，差異僅在索引為單一欄位，而「主鍵」可能由多個欄位而非單一欄位組成，用於辨識資料唯一性。

- (二) 在同一份資料中，資料筆數，應與「主鍵」不重複的資料內容數相同。例如一份 10 人名單，共有 10 筆資料，有 2 種不同性別，有 10 個不同的身分證字號，則性別不可作為「主鍵」，身分證字號才可作為「主鍵」。本案已確認主鍵，過程如前文「資料匯入：資料擴充與原始資料端溝通」所述。
- (三) 全欄位檢視與錯位判斷：資料清洗經常遇到「資料錯位、橫向位移」等狀況，例如性別欄位的內容「女」，被寫進地址欄位。本案已針對此狀況，將其還原至正確對應的欄位。
- (四) 各欄位清洗與處理確認：例如處理異常值，若可判斷，則以語法調整為正確預期的用字，例如性別欄位某筆資料記載為「Femlae」，實際正確應為「Female」或「女性」，則本研究利用 SQL 語法將其還原；又例如原始資料為民國年，但使用者希望後續以西元年使用，則本研究將該欄位處理為西元年。本案已針對欄位進行清洗與處理確認。
- (五) 將無意義資料排除：最後，本案已將沒有明確「主鍵」、缺少重要欄位資料、確認已與其他資料重複的資料等等，與研究員討論後，進行特別註記或直接排除。

本研究所進行處理的所有資料範圍，已皆採取上述流程，對所有欄位進行全面檢視完畢，並將原始內容調整為使用者期許內容，將異常值、錯誤資料、無用資料，以 SQL 進行資料清洗，以利後續運用。

## 二、資料採礦：同期間合併討論與分析資料產製

### (一) 資料採礦定義

基於原始資料中有許多內容，需先瞭解資料記錄方式、代表意義等，後續才能進行定義並處理。舉例來說，「再犯」的定義。於原始資料裡，唯一碼在同一期間可能有多項犯罪紀錄，但在重疊期間內，舉例：某唯一碼，毒品犯罪偵查起始日 1/5 偵查終止日 1/31 並起訴、暴力犯罪偵查起始日 1/12 偵查終止日

1/30 並起訴。那麼，這能稱之為「此人毒品犯罪後『再犯』了暴力犯罪」嗎？或是應視為「此人於同期間，同時犯了毒品與暴力犯罪」呢？於資料上的定義該如何劃分呢？再舉例若此人再加第三筆犯罪為財產犯罪偵查起始日 1/30 偵查終止日 2/28，若此三筆資料決定視為「同一期間」，並決定應製作「1/5~2/28」作為「犯罪期間起訖」，又該如何進行資料處理，將三筆資料合併為同一筆並製作「犯罪時間起迄」欄位呢？SQL 語法又該怎麼寫才能如實執行此製作呢？上述這些困難的定義與產製內容，都有賴正確的資料清洗與資料處理，才能產出盡量滿足研究需求的資料集，使後續資料分析不至於產出重大偏誤。

## (二) 資料分類

過去研究所運用的「毒品緩起訴後治療完成與否所造成的再犯情形」分析檔，是由偵查資料的終結情形片語「緩起訴處分」作為資料起始出發點，但經不斷釐清並確認觀護資料的欄位定義後，本研究改採觀護資料的觀護冠字片語「緩護療」與終結原因片語「履行未完成、履行完成」做以判斷治療完成與否的依據，再搭配偵查資料作為再犯定義，因此產生「觀護起訖日」與「偵查分案結案日」的區間重疊，經釐清後進行資料分類（如圖 4-2-1）。

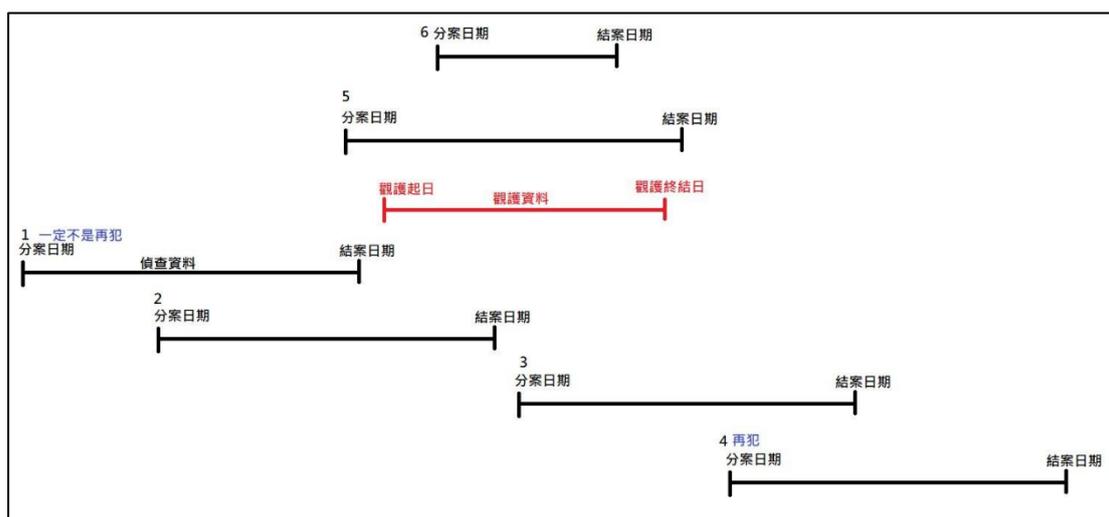


圖 4-2-1 偵查日期區間判斷

### (三) 資料產製

#### 1. 資料分析檔類別

本研究「新建」分析檔包括「終止原因」：死亡、入監、觀護，讓數據內容更為精準。於過去研究中，舉例透過「偵查資料」觀察是否再犯，由於入監屬於「矯正資料」、觀護相關屬於「觀護資料」，受限於三份資料沒有勾稽串聯值而無法得知，偵查資料中看起來沒有再犯，是否因為個案入監執行中或個案觀護執行中。本研究處理了這樣的議題，透過邏輯規則訂定，觀察案件之後的死亡日期、入監日期、觀護起日，以瞭解再犯之所以沒有再犯，是否受此三種狀況所影響，進而更進一步掌握資料狀況。

#### 2. 觀護資料分析檔

如圖 4-2-2 所示，本研究以觀護資料的角度，進行毒品緩起訴後進行治療，並觀察是否完成治療所造成的再犯情形。

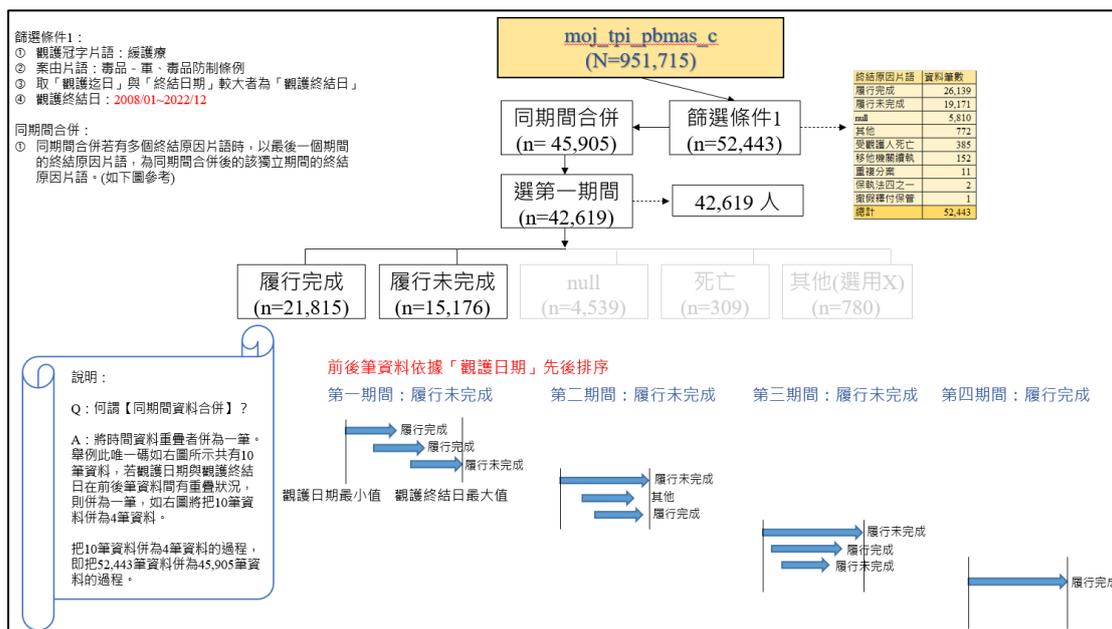


圖 4-2-2 觀護資料分析檔

本研究之採礦流程如下：

- (1) 取自「觀護主檔\_清洗完(moj\_tpi\_pbmas\_c)」
- (2) 下列四者必須同時符合(篩選條件 1)：
  - A. 觀護冠字片語：緩護療
  - B. 案由片語：毒品一軍、毒品防制條例
  - C. 取「觀護迄日」與「終結日期」較大者為「觀護終結日」
  - D. 觀護終結日：2008/01~2022/12

本研究之同期間資料合併，指將時間資料重疊者併為一筆。同期間合併若有多個終結原因片語時，以最後一個期間的終結原因片語，為同期間合併後的該獨立期間的終結原因片語。本研究不觀察其他終結原因片語，僅針對「履行完成」與「履行未完成」做後續分析，觀護資料樣本分布、無再施用、再犯類別分布，如下圖 4-2-3、圖 4-2-4、圖 4-2-5：

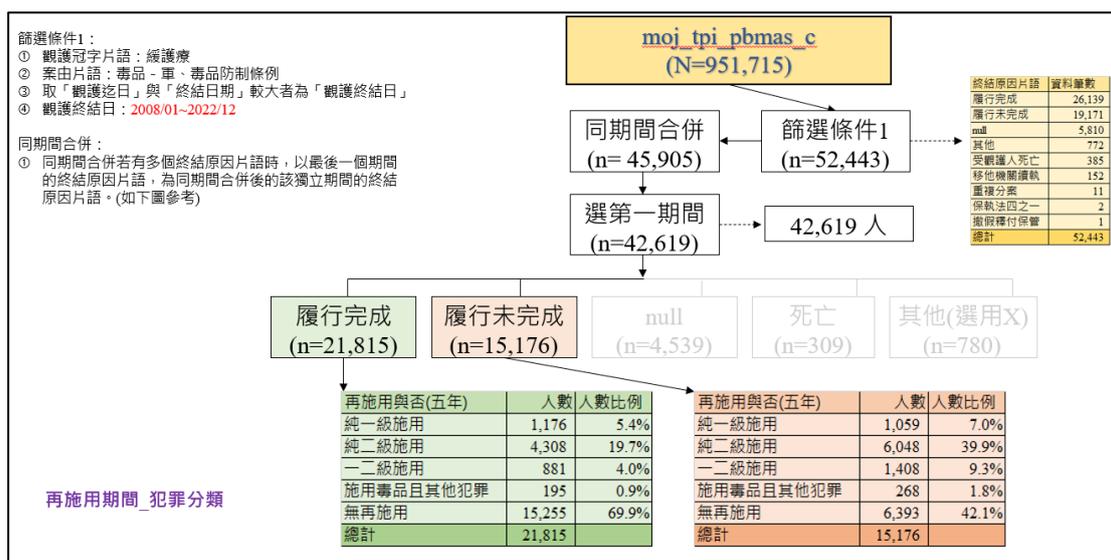


圖 4-2-3 觀護資料分析檔 – 再施用期間\_犯罪分類

為了在無施用者之中，排除存在死亡或入監情況者，本研究資料面上會遇到幾種狀況：

- A. 個案在追蹤期間，先行入監，之後出監後才再犯，本研究將其定義為再犯。

- B. 個案在追蹤期間，先犯罪（可能包括施用毒品），之後入監或死亡，本研究將其定義為再犯。
- C. 個案在追蹤期間，犯罪（可能包括施用毒品）後，但之後查無入監或死亡情形，本研究將其定義為再犯。
- D. 個案在追蹤期間，並無發生任何刑案偵查紀錄，後續也查無觀護、入監或死亡情形，本研究將其定義為未再犯。
- E. 個案在追蹤期間，並無發生任何刑案偵查紀錄，但後續發現觀護、入監或死亡情形。鑒於觀護紀錄有可能為追蹤期間之前案導致，因此予以保留，惟後續出現入監或死亡情形者，會干擾本研究對於無再犯之定義，因此本研究會將刪除，不納入分析。

再犯分析之分類與定義表如下表 4-2-1，樣本分布如圖：

表 4-2-1 再犯分析定義表

觀護結案後，追蹤期間，發生順序		定義	命名	資料分析
發生在前	發生在後			
入監	出監後再犯	再犯	再犯罪前_終止	納入
死亡	再犯	錯誤資料	再犯罪前_終止	刪除
犯罪	入監或死亡	再犯	再犯罪後_終止	納入
犯罪	查無入監或死亡紀錄	再犯	有再犯罪_無終止	納入
無再犯罪	查無入監或死亡或觀護情形	無再犯	無再犯罪_無終止	納入
沒有發現犯罪	出現入監、觀護或死亡紀錄	例外情形	無再犯罪_有終止	將入監和觀護者刪除

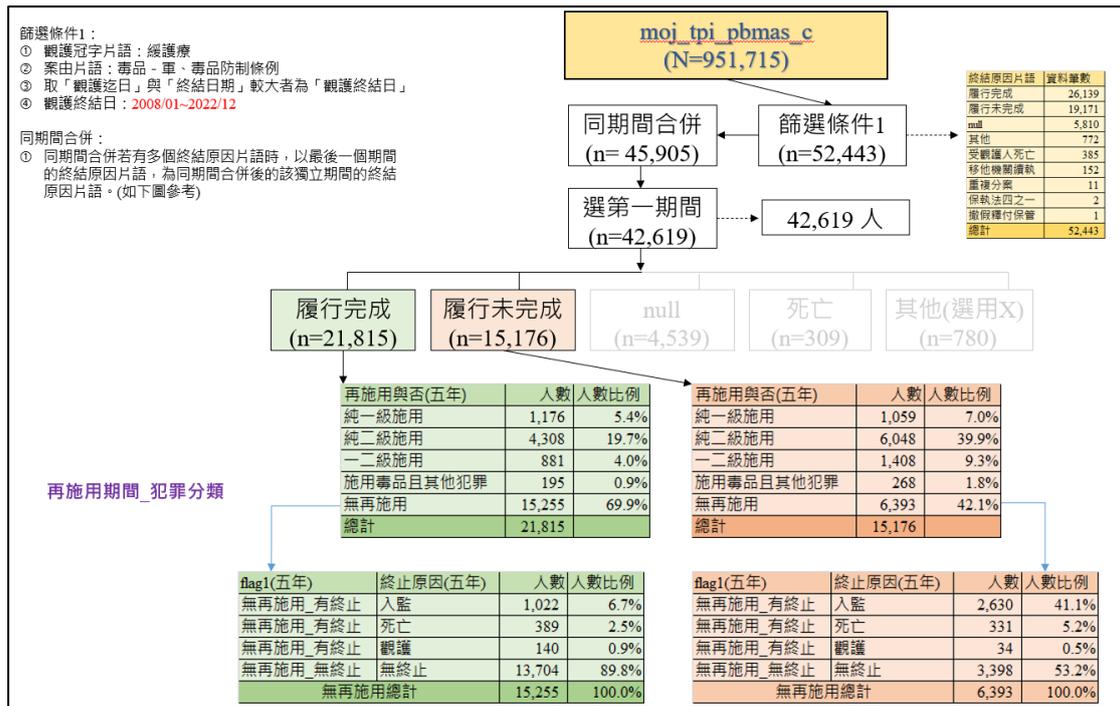


圖 4-2-4 觀護資料分析檔 – 無再施用分類

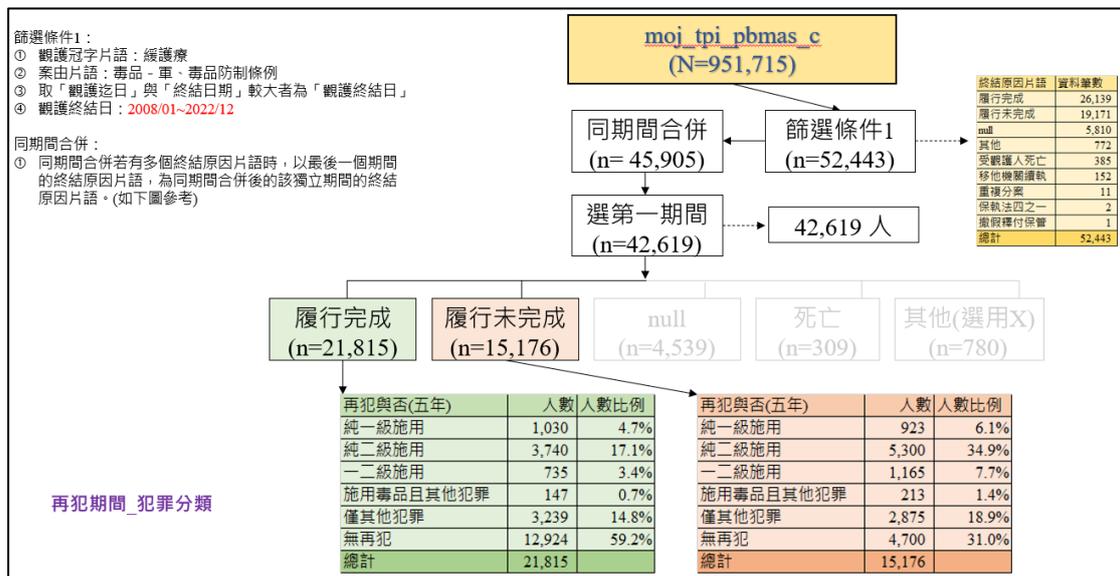


圖 4-2-5 觀護資料分析檔 – 再犯統計

### 3. 偵查資料分析檔(moj\_tpi\_iv\_analy12)：

為了解毒品施用後，下一期間的再犯情況，本研究以偵查資料角度，「重製」偵查資料分析檔。「首次犯罪 D 或 DU」(被偵查且有罪)的期間即為毒品施

用期間，本研究欲觀察前 5 個前科期間，與後 5 個再犯期間，故排除此 11 期間以外的其他期間。此分析檔可用於觀察各種類犯罪所產生的路徑變化，條件如下：

(1) 下列四者必須同時符合(篩選條件 1)：

- A. 法(條)：第 10 條
- B. 終結罪名\_分類 2：D, U
- C. 終結情形\_是否犯罪：O
- D. 分案日期：必須有值

(2) 下列四者必須同時符合(篩選條件 2)：

- A. 經篩選條件 1 後仍有資料的唯一碼的所有資料
- B. 終結罪名\_分類 2：不為 X
- C. 終結情形\_是否犯罪：O
- D. 分案日期：必須有值

擷取符合「篩選條件 2」的所有資料

- (1) 進行「終結罪名\_分類 4」的同案分類合併共 7 種規則
- (2) 進行同期間合併
- (3) 以「首次犯罪 D 或 DU」為基準期間保留前五期間與後五期間

定義條件後，本研究共產製 168,665 筆資料與 13 個欄位：唯一碼、性別、「第前 5 期間~第前 1 期間」犯罪標籤、「毒品期間」犯罪標籤、「第 1 期間~第 5 期間」犯罪標籤，相關篩選資料筆數如下圖 4-2-6：

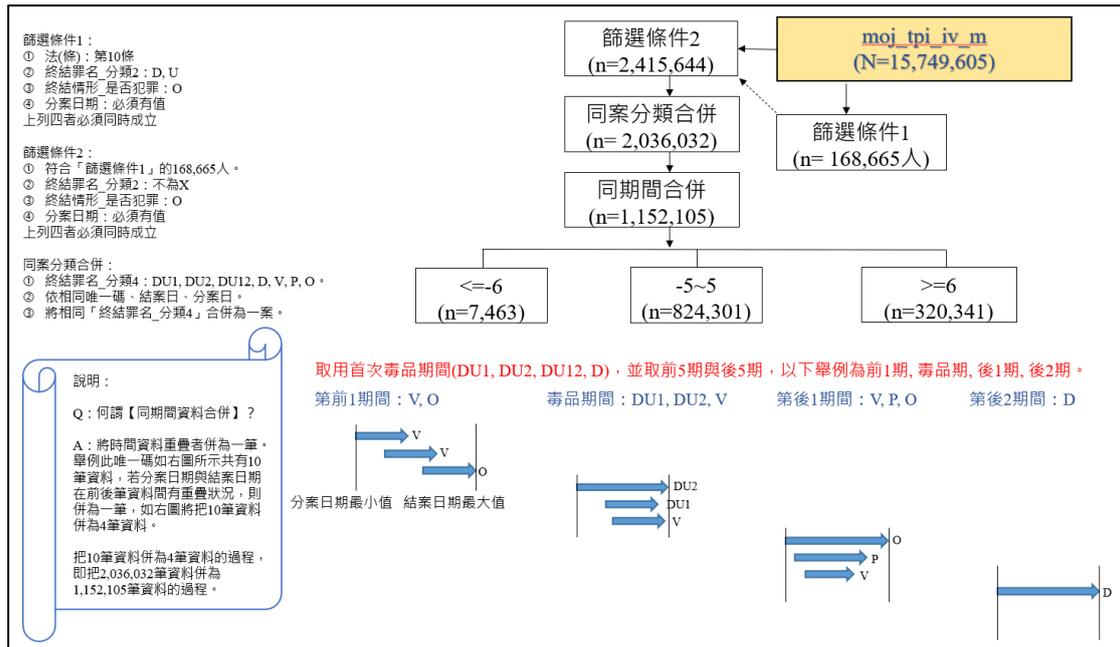


圖 4-2-6 偵查資料分析檔 (moj\_tpi\_iv\_analy11)

有關本研究運用此分析檔進行多層次貝氏分析結果，將呈現於第四節與第五節。

### 第三節、視覺化儀表板建置之初期成果

本研究視覺化統計圖表分析系統建置之使用軟體為 Tableau。此系統共設計 8 張資料儀表板(Dashboard)，其中 1 張為「首頁」、7 張為依據本研究「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」整理之資料進行的描述性統計「主題儀表板」，包含：「酒駕偵查與入監基礎數據調查」、「酒駕犯案與再犯統計分析調查」、「毒品履行與觀護基礎數據調查」、「毒品施用與犯罪統計分析調查」、「毒品犯罪治療前中後效果統計」、「毒品施用治療前中後效果統計」、「毒品施用犯罪治療後效果追蹤」。

#### 一、視覺化儀表板簡介

各主題儀表版的建置乃配合相關研究目的、研究主題，並以適當之相關統計圖表集合而成，且為提高易用性、優化使用者經驗(User Experience, UX)，所有的使用者介面(User Interface, UI)，皆僅需「滑鼠」點擊操作。儀表板布局(Layout)採較易閱讀的漫畫式格狀設計，且進行線條精簡，並統一將版面分為「巡覽」(A)、「圖表」(B)、「篩選」(C)，共三區域，降低使用者認知負荷(Cognitive Load)，如圖 4-3-1。

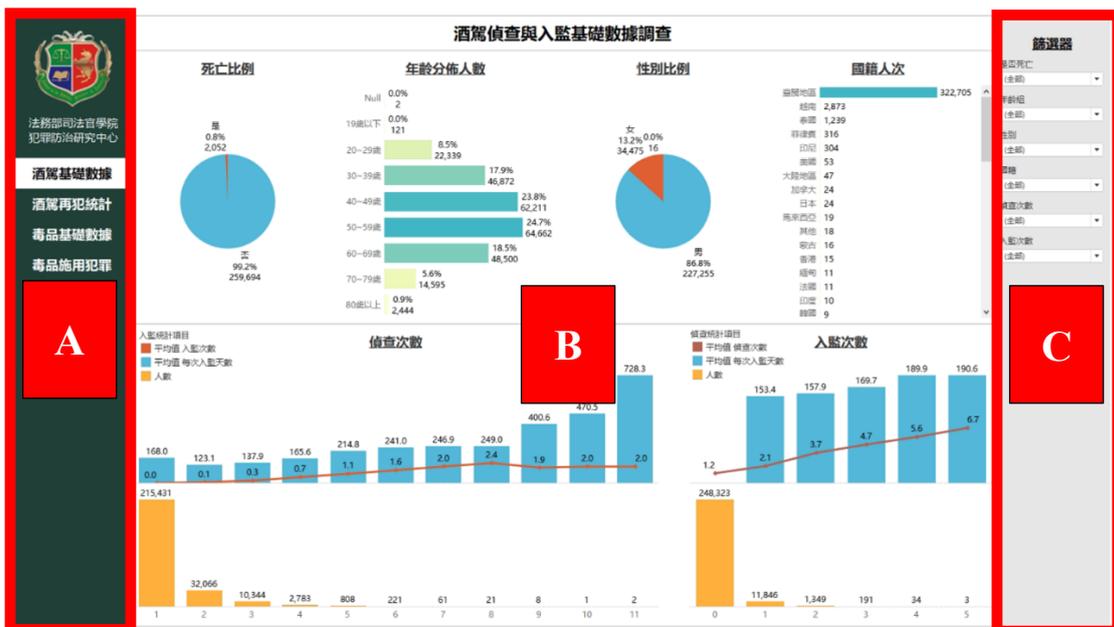


圖 4-3-1 儀表板版面布局

儀表板尺寸配合一般投影片(PowerPoint, PPT)大小，為 1,600 像素寬(px)、900 像素(px)高。首頁照片經客製化頁面設計，背景底層色彩搭配 LOGO，採深綠色(#1F4037)及淺灰色(#E7E6E6)做輔助，而統計圖表則採比對效果較明顯的高亮度系列配色。

「首頁」與「主題儀表板」頁面皆設有「巡覽」按鈕，方便使用者於不同儀表板間快速切換，而各「主題儀表板」頁面右側另設有「篩選器」區域，方便使用者快速聚焦目標對象的統計特徵，如性別、年齡、國籍、是否履行完成、是否再施用、是否再犯等，相關儀表板內容，如圖 4-3-2 至圖 4-3-7 所示。



圖 4-3-2 視覺化儀表板 – 首頁

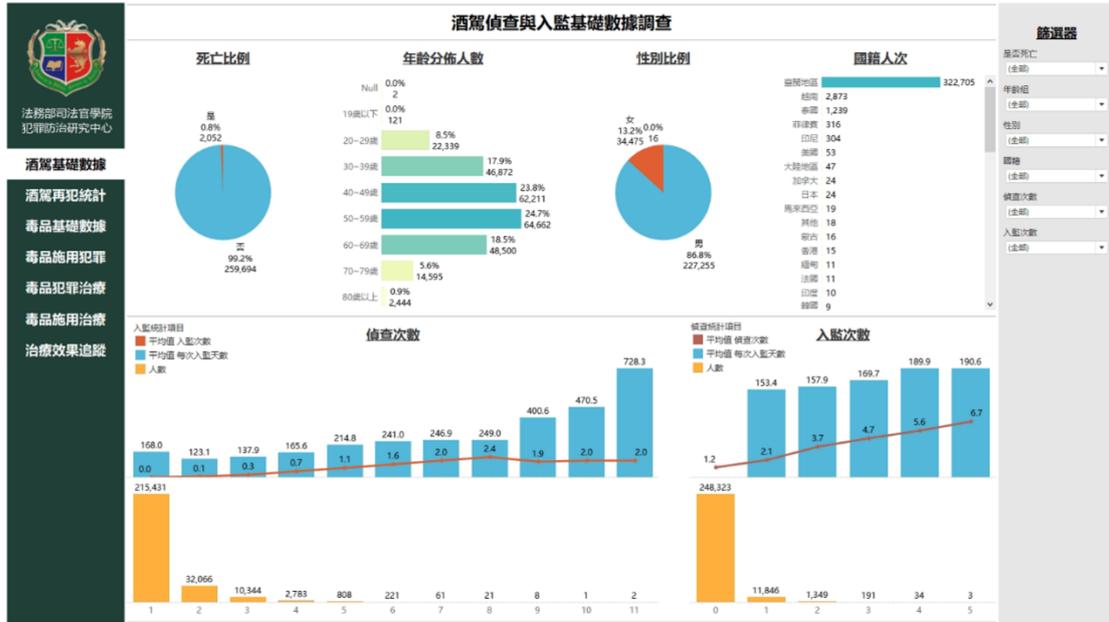


圖 4-3-3 視覺化儀表板 - 毒品履行與觀護基礎數據調查

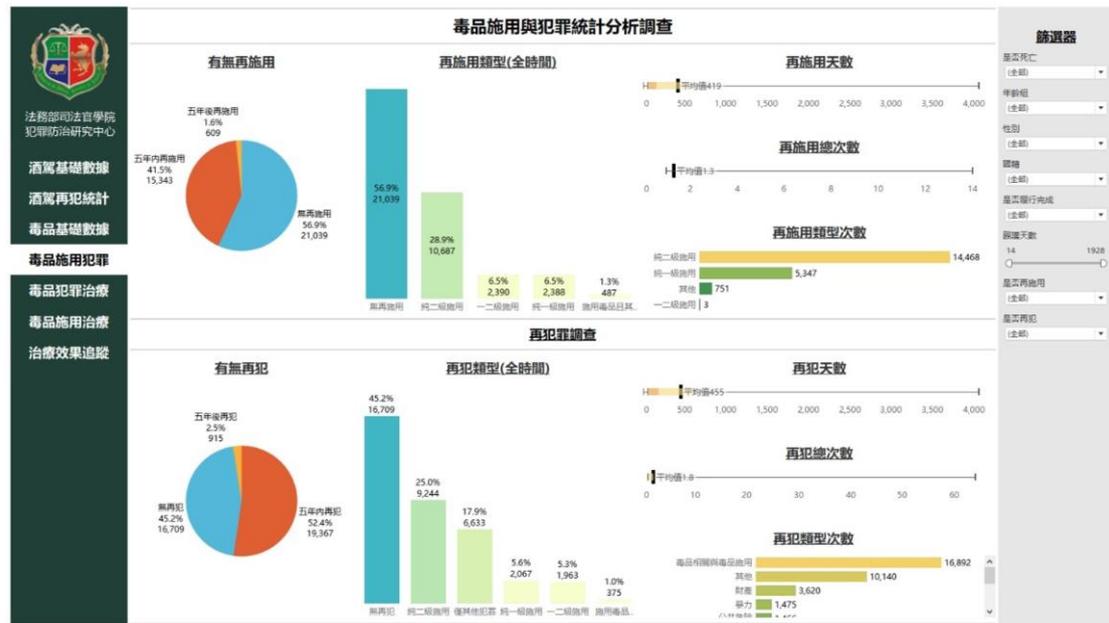


圖 4-3-4 視覺化儀表板 - 毒品施用與犯罪統計分析調查

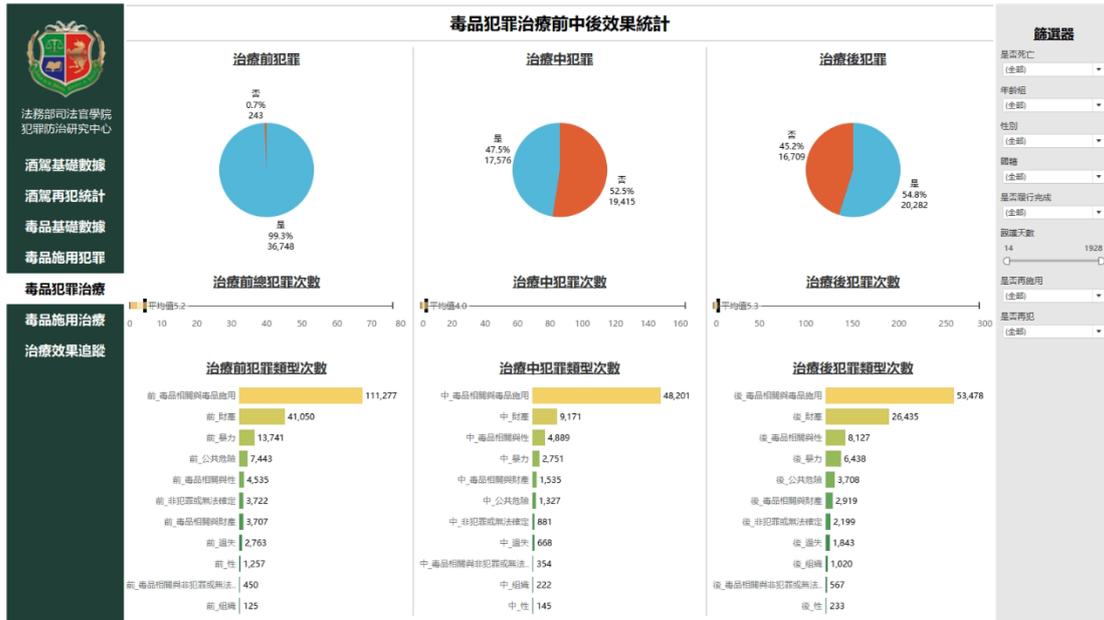


圖 4-3-5 視覺化儀表板 – 毒品犯罪治療前中後效果統計

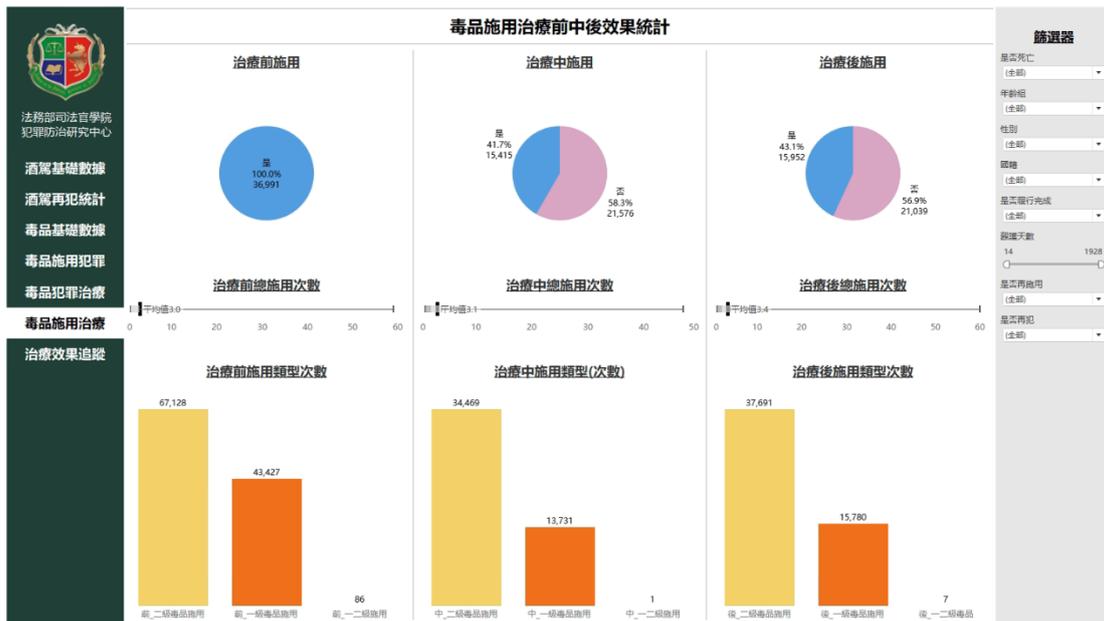


圖 4-3-6 視覺化儀表板 – 毒品施用治療前中後效果統計

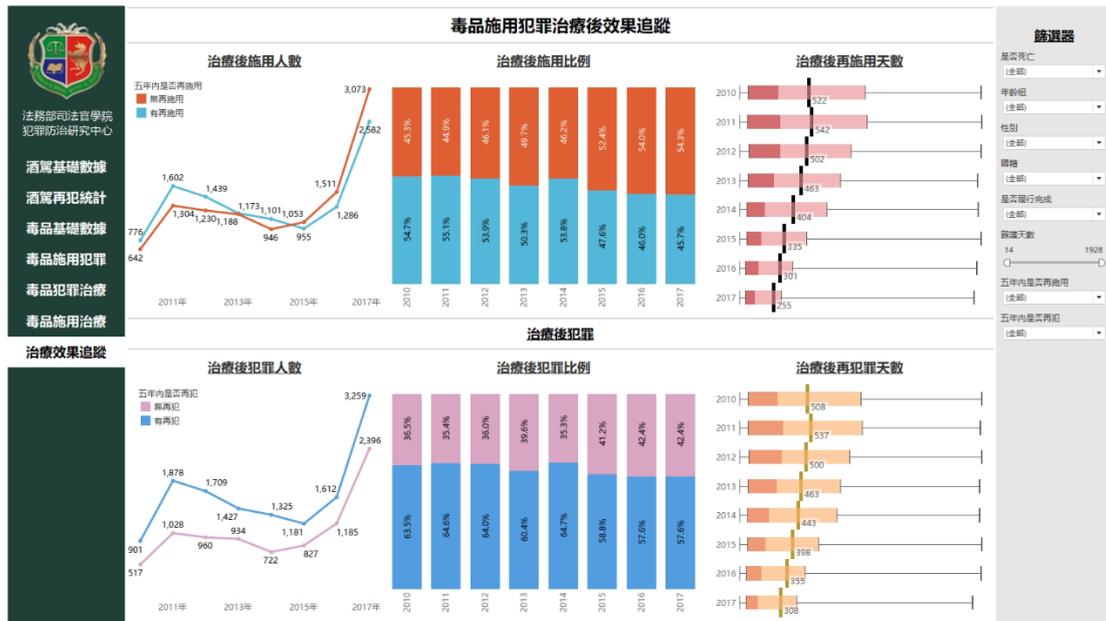


圖 4-3-7 視覺化儀表板 – 毒品施用犯罪治療後效果追蹤

## 二、視覺化介面操作方式

本研究所設計的儀表板僅需「滑鼠」進行操作，主要有「巡覽」與「篩選」兩效果。

在巡覽效果方面，參圖 4-3-8，「首頁」LOGO 處(A)經由滑鼠點擊可連結至官方網站，目錄處(B)經由滑鼠點擊可連結至各「主題儀表板」頁面。



圖 4-3-8 儀表板操作 – 首頁巡覽

如圖 4-3-9 所示，儀表板中的左方「首頁」LOGO 處(A)經由滑鼠點擊可連結至官方網站，左方 (B)經由滑鼠點擊可連結至其他「主題儀表板」頁面。

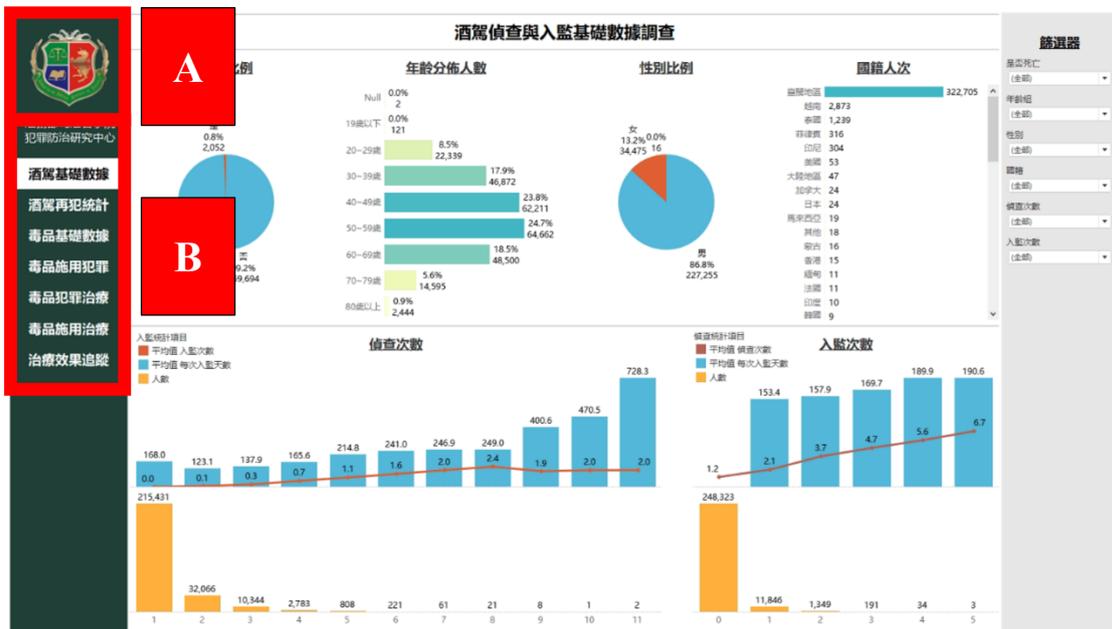


圖 4-3- 9 儀表板操作 – 主題儀表板巡覽

在篩選效果方面，參圖 4-3-10，「主題儀表板」頁面右側淺灰色處(A)設有針對統計圖表內容進行篩選的各項目，使用者可依據需求進行單選或複選。

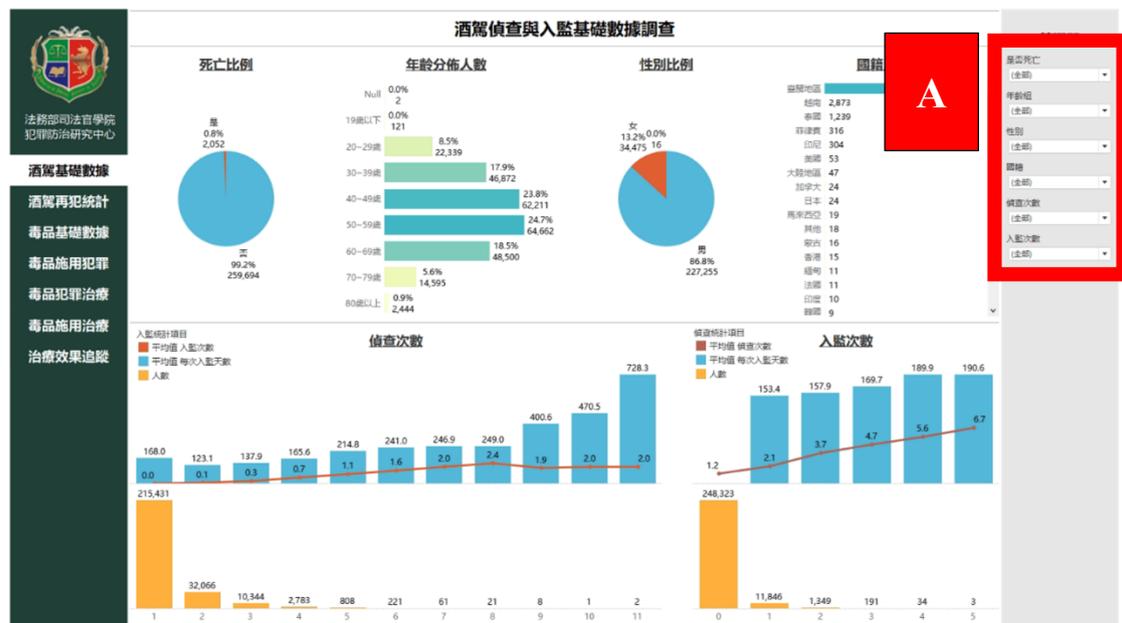


圖 4-3- 10 儀表板操作 – 主題儀表板篩選

#### 第四節、多層次貝氏分析-毒品施用與財產犯罪之關聯性

在本節中，本研究採用多層次貝氏分析，分析毒品施用後發生財產犯罪之機率，作為毒品施用與財產犯罪之關聯性證據。為了解施用毒品與財產犯罪關聯性，本研究針對 1998 年施行毒品危害防治條例後，截至 2022 年底，168,665 名首次因觸犯毒品犯罪而為檢察機關偵查終結之受處分者進入分析模型。分析方法為透過多層次貝氏定理分析方法針對文字資料進行貝氏機率分析，經篩選後，本研究多層次貝氏模型納入首次因毒品犯罪而為檢察機關偵查終結之受處分期間(簡稱毒品期間)之前後 2 個期間，也就是共 3 個期間作為分析層次，並針對除毒品期間只有 10 個分類外，後續兩個期間都有 11 個分類建立所層次關聯性，以意向大數據分析軟件，建構樹狀圖的層次關聯的聯合機率與條件機率，分類的代碼如表 4-4-1 所示。本研究的多層次貝氏估計中，於毒品期間所觸犯特定的犯罪種類占全體犯罪種類的比率為先驗機率(priori probability)，以  $P(D)$  表示、所欲觀察下個期間發生財產犯罪的類型占全體犯罪種類的比率以  $P(P)$  表示， $P(D)$  與  $P(P)$  同時發生，稱之為聯合機率(job probability)，以  $P(D \cap P)$  表示。本研究的重點在於分析在已知毒品施用的前提下，會發生財產犯罪的機率，條件機率(conditional probability)以  $P(P|D)$  表示。

透過貝氏定理： $P(P|D) = \frac{P(D \cap P)}{P(P)} = \frac{P(D|P)P(P)}{P(P)}$  可估計出施用毒品者首次為偵查終結處分後，後續從事各類型財產罪的機率。下表為各種犯罪種類的代碼表，其中 8、9 加總為財產犯罪，另外本研究也將 3、4、5 合併為純施用毒品、所有毒品施用行為也合併為一大類進入模型分析，詳細於各期間進入多層次貝氏分析模型的六大犯罪類型如圖 4-4-1 所示。

表 4-4-1 多層次貝氏分析毒品施用與財產犯罪代碼表

代碼	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
定義	無罪	販毒	涉及毒品施用的販毒	施用一級	施用二級	混用一二級	不涉及毒品施用的暴力犯罪	涉及毒品施用的暴力犯罪	不涉及毒品施用的財產犯罪	涉及毒品施用的財產犯罪	其他

## 數據期間和層級



圖 4-4-1 多層次貝氏分析毒品施用與財產犯罪模型

### 一、2 個層次的施用毒品是否從事財產犯罪的貝氏估計

從下表 4-4-2 可知，本研究之研究對象中，當個體於毒品期間首次純施用第一級毒品後，在追蹤第二期間時，其最容易出現的犯罪類型仍為純施用第一級毒品者幾乎佔半數(45.2%)，其次為混用第一、二級毒品(10.2%)，而會從事財產犯罪者僅占 13.9%。在 2 層次的分析中，幾乎所有涉及毒品施用的犯罪種類，其於後續的第二期間並不會從事其他犯罪行為，高達 53-65% 機率为繼續施用第一級、第二級或混用毒品，從事財產犯罪的機率，僅佔 10~14%；唯一的例外是當個體於毒品期間就已經開始從事涉及毒品施用的財產犯罪時，其後發生財產犯罪的機率高達 38.2%。

表 4-4- 2 2 個層次的施用毒品是否從事財產犯罪的貝氏分析結果

毒品期間_犯罪 種類	0	1	3	4	6	8	10	5	9	2	7
純施用一級毒 品(3)	10.1%	0.9%	45.2%	8.8%	3.1%	9.7%	4.5%	10.2%	4.2%	1.3%	2.0%
純施用二級毒 品(4)	20.2%	1.5%	4.3%	46.0%	3.6%	8.1%	6.6%	3.1%	2.8%	2.0%	1.8%
混用一二級(5)	9.8%	1.5%	22.5%	15.1%	3.1%	9.0%	4.8%	24.2%	4.4%	3.1%	2.4%
涉及毒品施用 的財產犯罪(9)	5.9%	1.0%	14.3%	22.3%	3.6%	26.5%	4.9%	5.6%	11.7%	1.5%	2.7%
合併純毒品施 用(3+4+5)	16.7%	1.3%	16.6%	33.8%	3.5%	8.6%	5.9%	6.6%	3.3%	1.9%	1.9%
合併所有毒品 施用 (2+3+4+5+7+9)	15.4%	1.5%	15.9%	32.2%	3.9%	10.3%	5.8%	6.6%	4.1%	2.1%	2.3%

註：淺灰階網底標註為施用毒品後其最容易出現的犯罪類型、深灰階網底標註為施用毒品後最容易從事財產犯罪的機率值

## 二、3 個層次的施用毒品是否從事財產犯罪的貝氏估計

為了更進一步分析毒品施用和財產犯罪的關聯性，本研究進一步觀察在個體施用毒品後，如果再犯涉及或不涉及毒品施用的財產犯罪後，於追蹤的第三個期間可能會再犯的犯罪類型。從下表 4-4-3 可知，當個體於毒品期間首次純施用第一級毒品後，又於第二期間再犯不涉及毒品施用的財產犯罪後，第三期間再犯純施用毒品的機率依然達 33.2%。當個體於毒品期間首次純施用第一級毒品，又於第二期間再犯涉及毒品施用的財產犯罪後，第三期間再犯純施用毒品的機率依然高達 42.0%。而其餘施用二級毒品、混用一、二級毒品等有關施用毒品的組合，於第三期間最容易觸犯的犯罪類型依然為「不涉及毒品施用的財產犯罪」，機率皆達 20~35%左右。整體而言，在各種第一、二期間組合中，全部組合不涉及財產犯罪的類型較涉及財產犯罪的類型機率高，僅在「涉及毒品施用的財產犯罪後，再犯不涉及毒品施用的財產犯罪」和「涉及毒品施用的財產犯罪後，再犯涉及毒品施用的財產犯罪」等二種情形為涉及財產犯罪的類

型機率超過 40%，但全部組合仍少於 50%。

表 4-4- 3 3 個層次的施用毒品是否從事財產犯罪的貝氏分析結果

毒品期間 &第一期 間_犯罪 種類	0	10	9	3	4	8	5	2	7	6	1
3&8	8.8%	4.2%	10.3%	28.7%	4.5%	28.7%	7.8%	0.9%	2.1%	3.5%	0.5%
3&9	6.3%	3.2%	10.3%	36.8%	5.2%	20.6%	11.1%	1.0%	1.7%	3.3%	0.4%
4&8	13.7%	6.1%	7.7%	3.6%	26.7%	31.2%	2.7%	1.4%	1.8%	4.4%	0.8%
4&9	9.7%	4.0%	12.2%	6.3%	30.6%	23.4%	5.2%	2.1%	1.7%	3.5%	1.2%
5&8	8.6%	4.1%	9.2%	18.2%	9.4%	24.8%	16.8%	1.6%	2.1%	3.7%	1.6%
5&9	6.6%	4.2%	14.1%	18.8%	10.6%	20.2%	17.4%	1.4%	2.8%	2.4%	1.4%
9&8	6.6%	5.0%	11.1%	11.3%	17.7%	34.9%	5.1%	1.4%	2.2%	4.1%	0.6%
9&9	6.7%	4.4%	12.2%	13.5%	17.4%	33.5%	5.4%	1.3%	1.7%	3.3%	0.6%
合併所有 毒品施用 &8	10.6%	5.3%	9.1%	11.6%	18.3%	31.0%	5.3%	1.3%	2.2%	4.4%	0.8%
合併所有 毒品施用 &9	8.2%	4.1%	11.8%	16.1%	19.4%	25.0%	7.4%	1.6%	1.9%	3.4%	1.0%
合併純毒 品施用&8	11.8%	5.4%	8.6%	12.4%	18.6%	29.9%	5.3%	1.3%	1.9%	4.1%	0.8%
合併純毒 品施用&9	8.3%	3.8%	11.8%	17.9%	20.0%	22.2%	8.4%	1.7%	1.8%	3.3%	0.9%

註：淺灰階網底標註為施用毒品後其最容易出現的犯罪類型、深灰階網底標註為施用毒品後最容易從事財產犯罪的機率值

### 三、從多層次貝氏觀察毒品施用最易發展出財產犯罪之路徑

本研究從多層次貝氏分析整理出從毒品施用後，後續四條最容易發展出財產犯罪的路徑，並將機率路徑進行視覺化處理，以下分述之：

#### (一) 機率最高之路徑：從涉及毒品施用的財產犯罪出發

如前所述，本研究發現對於毒品施用者而言，最容易發展出財產犯罪的路徑為個體自毒品期間就曾觸犯涉及毒品施用的財產犯罪，其後於第二期間有

26.5%的機會從事不涉及毒品施用的財產犯罪。後續個體在以第二期間觸犯不涉及毒品施用的財產犯罪為條件下，在第三期間時，於不區分是否涉及毒品施用為條件下，有 46.0%(34.9%+11.1%)的機率繼續從事財產犯罪（圖 4-4-2）。

條件機率

### 涉及毒品施用的財產犯罪發生財產犯罪的人數和比例

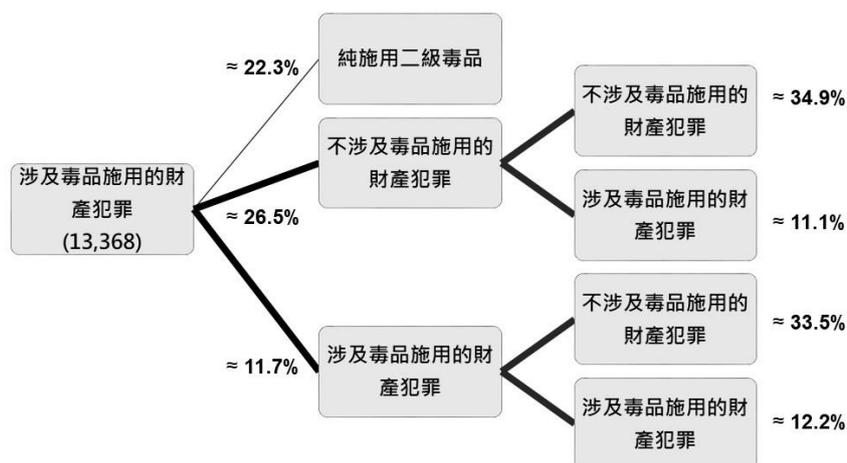


圖 4-4-2 路徑 1：涉及毒品施用的財產犯罪者之財產犯罪路徑

#### (二) 機率次高之路徑：毒品施用者發展財產犯罪之路徑

由於毒品施用行為也可細分為純施用各級毒品，抑或施用毒品同時合併其他犯罪行為，在多層次貝氏分析中，本研究也將只要有涉及毒品施用者便歸類於同一群組「施用毒品組」後進行分析。多層次貝氏分析指出，在合併所有涉及毒品施用之第一期間條件下，如果當個體於第二期間具有觸犯不涉及毒品施用的財產犯罪之紀錄，其於第三期間就會有將四成機會(40.1%)繼續從事財產犯罪的機率（圖 4-4-3）。

### 合併所有毒品施用發生財產犯罪的人數和比例

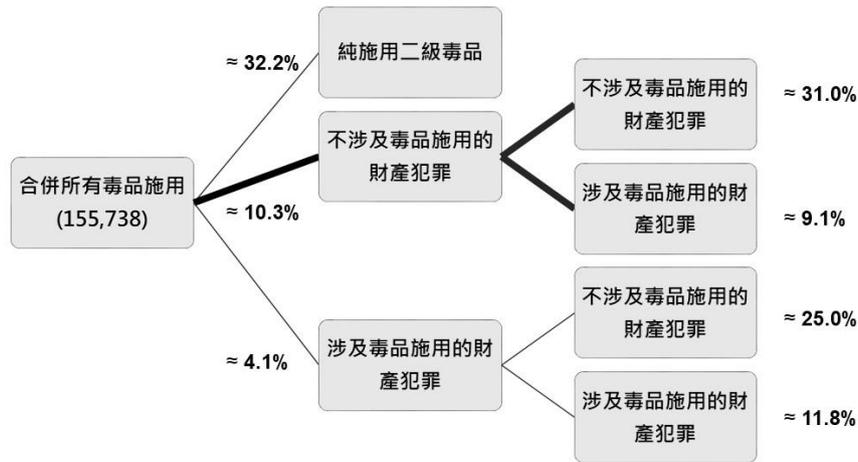


圖 4-4-3 毒品施用者之財產犯罪路徑

#### (三) 機率第三高之路徑：純施用一級毒品者發展財產犯罪之路徑

在多層次貝氏分析中，在純施用第一級毒品之第一期間條件下，約四成半(45.2%)之個體會持續單純施用第一級毒品。但當個體於第二期間開始觸犯不涉及毒品施用的財產犯罪後，其於第三期間會有近四成機會(39.0%)繼續從事財產犯罪的機率(圖 4-4-4)。

### 純施用一級毒品發生財產犯罪的人數和比例

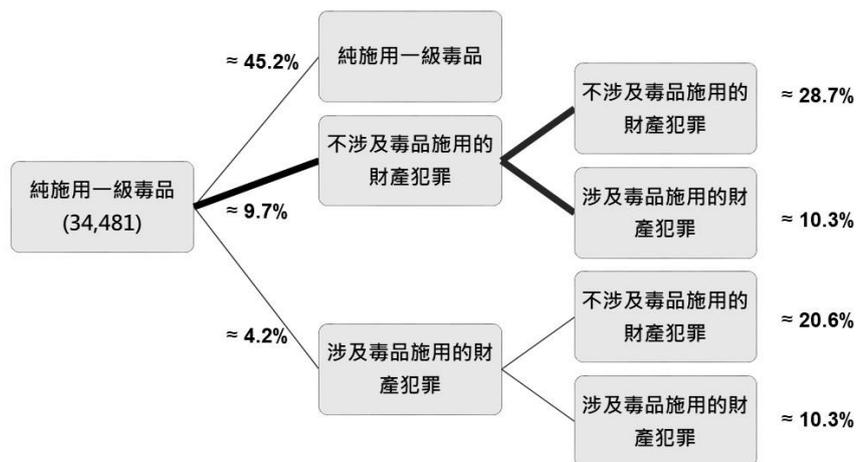


圖 4-4-4 純施用第一級毒品者之財產犯罪路徑

(四) 機率第四高之路徑：純施用二級毒品者發展財產犯罪之路徑

在多層次貝氏分析中，在純施用第二級毒品之第一期間條件下，超過四成半(46.0%)之個體會持續單純施用第二級毒品。但當個體於第二期間開始觸犯不涉及毒品施用的財產犯罪後，其於第三期間會有近四成機會(38.9%)繼續從事財產犯罪的機率(圖 4-4-5)。

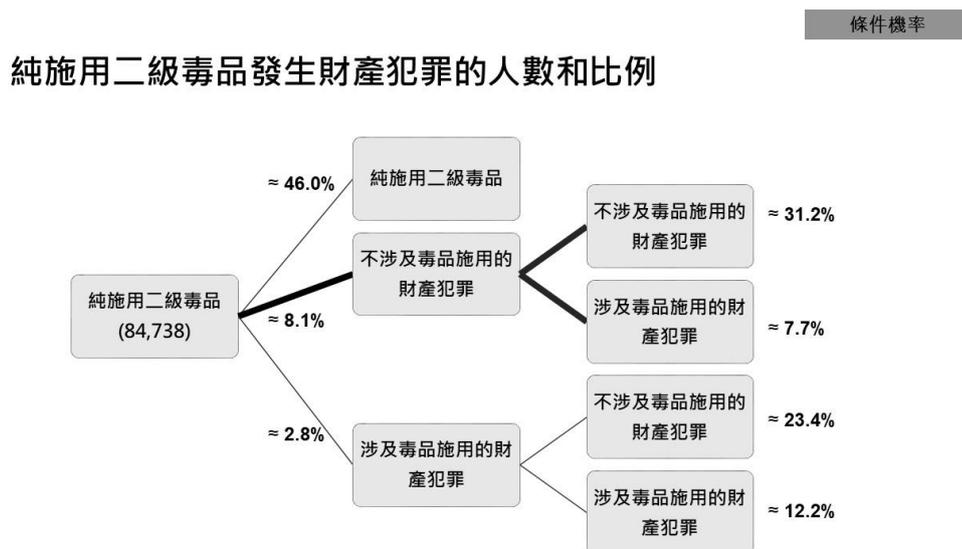


圖 4-4-5 純施用第二級毒品者之財產犯罪路徑

#### 四、小結

在本節中，本研究利用多層次貝氏分析毒品施用與財產犯罪的關聯性。經本研究分析 168,665 人後，研究結果指出一個事實：「毒品施用後從事財產犯罪的機率相對低」。所謂相對，係指相對於持續施用毒品者，僅有少數施用毒品者於後續會從事財產犯罪。然而，無論二層次或三層次的貝氏分析皆指出，那些最容易發展出財產犯罪的毒品施用者，其實是在毒品施用階段，就已經有涉及財產犯罪的紀錄。因此，無論前階段個體從事的屬於何種毒品施用行為，只要路徑發展到觸犯財產犯罪行為，後續在以此為條件觀察下，會有 31%~46%左右的機率落於延續從事財產犯罪的路徑。總而言之，本研究結果指毒品施用與財產犯罪雖然具有關聯性，但關聯性相對低，惟若當毒品施用者涉及財產犯罪後，後續再次觸犯財產犯罪的機率明顯較高，相當值得留意。

## 第五節、多層次貝氏分析-毒品施用與暴力犯罪的關聯性

在本節中，本研究採用多層次貝氏分析，分析毒品施用後發生暴力犯罪之機率，作為毒品施用與暴力犯罪之關聯性證據。為了解施用毒品與暴力犯罪關聯性，本研究針對 1998 年施行毒品危害防治條例後，截至 2022 年底，168,665 名首次因觸犯毒品犯罪而為檢察機關偵查終結之受處分者進入分析模型。分析方法為透過多層次貝氏定理分析方法針對文字資料進行貝氏機率分析，經篩選後，本研究多層次貝氏模型納入首次因毒品犯罪而為檢察機關偵查終結之受處分期間(簡稱毒品期間)之前後 2 個期間，也就是共 3 個期間作為分析層次，並針對除毒品期間只有 10 個分類外，後續兩個期間都有 11 個分類建立所層次關聯性，以意向大數據分析軟件，建構樹狀圖的層次關聯的聯合機率與條件機率，分類的代碼如表 4-5-1 所示。本研究的多層次貝氏估計中，於毒品期間所觸犯特定的犯罪種類占全體犯罪種類的比率為先驗機率(priori probability)，以  $P(D)$  表示、所欲觀察下個期間發生暴力犯罪的類型占全體犯罪種類的比率以  $P(V)$  表示， $P(D)$  與  $P(V)$  同時發生，稱之為聯合機率(job probability)，以  $P(D \cap V)$  表示。本研究的重點在於分析在已知毒品施用的前提下，會發生暴力犯罪的機率，條件機率(conditional probability)以  $P(V|D)$  表示。

透過貝氏定理： $P(V|D) = \frac{P(D \cap V)}{P(V)} = \frac{P(D|V)P(D)}{P(V)}$  可估計出施用毒品者首次為偵查終結處分後，後續從事各類型暴力罪的機率。表 4-4-4 為各種犯罪種類的代碼表，其中 6、7 加總為暴力犯罪，另外本研究也將 3、4、5 合併為純施用毒品、所有毒品施用行為也合併為一大類進入模型分析，詳細於各期間進入多層次貝氏分析模型的六大犯罪類型，如圖 4-5-1 所示。

表 4-5-1 多層次貝氏分析毒品施用與暴力犯罪代碼表

代碼	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
定義	無犯罪	販毒	涉及毒品施用的販毒	施用一級	施用二級	混用一二級	不涉及毒品施用的暴力犯罪	涉及毒品施用的暴力犯罪	不涉及毒品施用的財產犯罪	涉及毒品施用的財產犯罪	其它



圖 4-5-1 多層次貝氏分析暴力犯罪模型

### 一、2 個層次的施用毒品是否從事暴力犯罪的貝氏估計

從表 4-5-2 可知，本研究之研究對象中，當個體於毒品期間首次純施用第一級毒品後，在追蹤第二期間時，其最容易出現的犯罪類型仍為純施用第一級毒品者幾乎佔半數(45.2%)，其次為混用第一、二級毒品(10.2%)，而會從事暴力犯罪者僅占 5.1%。在 2 層次的分析中，幾乎所有涉及毒品施用的犯罪種類，其於後續的第二期間並不會從事其他犯罪行為，高達 53-65% 機率為繼續施用第一級、第二級或混用毒品，從事暴力犯罪的機率，僅佔 5~6%；唯一的例外是當個體於毒品期間就已經開始從事涉及毒品施用的暴力犯罪時，其後發生暴力犯罪的機率高達 21.2%。

表 4-5-2 2 個層次的施用毒品是否從事暴力犯罪的貝氏分析結果

毒品期間_犯罪 種類	0	1	3	4	6	8	10	5	9	2	7
純施用一級毒 品(3)	10.1%	0.9%	45.2%	8.8%	3.1%	9.7%	4.5%	10.2%	4.2%	1.3%	2.0%
純施用二級毒 品(4)	20.2%	1.5%	4.3%	46.0%	3.6%	8.1%	6.6%	3.1%	2.8%	2.0%	1.8%
混用一二級(5)	9.8%	1.5%	22.5%	15.1%	3.1%	9.0%	4.8%	24.2%	4.4%	3.1%	2.4%
涉及毒品施用 的暴力犯罪(7)	9.5%	1.9%	11.2%	22.6%	13.3%	13.5%	5.9%	7.5%	5.0%	1.9%	7.9%
合併純毒品施 用(3+4+5)	16.7%	1.3%	16.6%	33.8%	3.5%	8.6%	5.9%	6.6%	3.3%	1.9%	1.9%
合併所有毒品 施用 (2+3+4+5+7+9)	15.4%	1.5%	15.9%	32.2%	3.9%	10.3%	5.8%	6.6%	4.1%	2.1%	2.3%

註：淺灰階網底標註為施用毒品後其最容易出現的犯罪類型、深灰階網底標註為施用毒品後最容易從事暴力犯罪的機率值

## 二、3 個層次的施用毒品是否從事暴力犯罪的貝氏估計

為了更進一步分析毒品施用和暴力犯罪的關聯性，本研究進一步觀察在個體施用毒品後，如果再犯涉及或不涉及毒品施用的暴力犯罪後，於追蹤的第三個期間可能會再犯的犯罪類型。從表 4-5-3 可知，當個體於毒品期間首次純施用第一級毒品後，又於第二期間再犯不涉及毒品施用的暴力犯罪後，第三期間再犯純施用毒品的機率依然達 38.6%。當個體於毒品期間首次純施用第一級毒品，又於第二期間再犯涉及毒品施用的暴力犯罪後，第三期間再犯純施用毒品的機率依然高達 48%。而其餘施用二級毒品、混用一、二級毒品等有關施用毒品的組合，於第三期間最容易觸犯的犯罪類型依然為「不分級別的純施用毒品」，機率皆達 30~40% 左右。唯一的例外是當個體於毒品期間就已經觸犯涉及毒品施用的暴力犯罪後，第二期間再犯不涉及毒品施用的暴力犯罪，第三期間再犯暴力犯罪的機率高達 32.3%。

表 4-5-3 3 個層次的施用毒品是否從事暴力犯罪的貝氏分析結果

毒品期間 &第一期 間_犯罪 種類	0	10	9	3	4	8	5	2	7	6	1
3&6	13.2%	9.0%	4.0%	22.9%	6.9%	11.6%	8.8%	1.1%	4.7%	17.0%	0.9%
3&7	8.9%	6.0%	3.4%	29.4%	7.6%	12.9%	11.0%	1.9%	6.1%	11.4%	1.5%
4&6	18.1%	9.1%	2.7%	3.4%	23.9%	10.6%	2.4%	1.2%	5.9%	21.2%	1.5%
4&7	13.4%	4.6%	4.4%	5.2%	29.9%	11.9%	6.5%	2.2%	7.1%	12.2%	2.7%
5&6	18.9%	7.0%	4.0%	12.0%	9.0%	9.6%	13.6%	3.0%	5.6%	16.3%	1.0%
5&7	12.7%	4.4%	3.5%	14.4%	12.2%	12.7%	17.9%	2.2%	4.8%	12.7%	2.6%
7&6	13.9%	6.4%	3.5%	6.2%	17.5%	12.5%	5.0%	1.3%	8.7%	23.5%	1.3%
7&7	14.4%	5.9%	4.7%	6.9%	17.6%	10.8%	7.8%	3.2%	11.8%	14.2%	2.7%
合併所有 毒品施用 &6	16.0%	8.0%	3.4%	8.3%	18.4%	12.0%	4.7%	1.4%	6.3%	20.1%	1.4%
合併所有 毒品施用 &7	12.8%	5.0%	4.5%	11.5%	20.6%	13.0%	8.5%	2.3%	7.4%	12.2%	2.2%
合併純毒 品施用&6	17.0%	8.9%	3.1%	8.7%	18.8%	10.8%	4.7%	1.3%	5.6%	19.9%	1.3%
合併純毒 品施用&7	12.0%	5.0%	4.0%	12.8%	22.0%	12.3%	8.8%	2.1%	6.6%	12.0%	2.3%

註：淺灰階網底標註為施用毒品後其最容易出現的犯罪類型、深灰階網底標註為施用毒品後最容易從事暴力犯罪的機率值

### 三、從多層次貝氏觀察毒品施用最易發展出暴力犯罪之路徑

本研究從多層次貝氏分析整理出從毒品施用後，後續四條最容易發展出暴力犯罪的路徑，並將機率路徑進行視覺化處理，以下分述之：

#### (一) 機率最高之路徑：從涉及毒品施用的暴力犯罪出發

如前所述，本研究發現對於毒品施用者而言，最容易發展出暴力犯罪的路徑為個體自毒品期間就曾觸犯涉及毒品施用的暴力犯罪，其後於第二期間有 21.2% 的機會繼續從事暴力犯罪。後續個體在以第二期間觸犯不涉及毒品施用的

暴力犯罪為條件下，在第三期間時，於不區分是否涉及毒品施用為條件下，有32.3%(23.5%+8.7%)的機率繼續從事暴力犯罪，如圖 4-5-2。

### 涉及毒品施用的暴力犯罪發生暴力犯罪的人數和比例

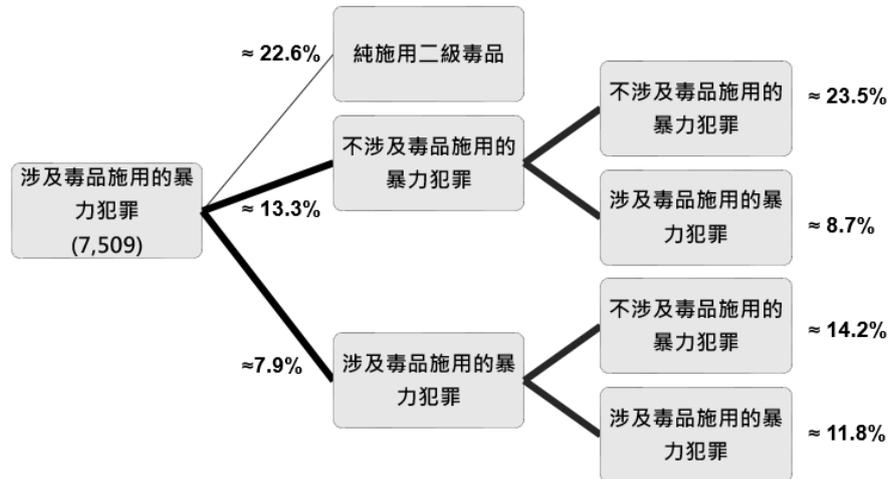


圖 4-5-2 路徑 1：涉及毒品施用的暴力犯罪者之暴力犯罪路徑

#### (二) 機率次高之路徑：從第二級毒品施用出發

多層次貝氏分析指出，對於純第二級毒品施用者而言，雖然發展出暴力犯罪路徑的機率相當低，但如果當個體於第二期間具有觸犯不涉及毒品施用的暴力犯罪之紀錄，其於第三期間就會有逾四分之一機會(27.2%)繼續從事暴力犯罪的機率，如圖 4-5-3。

## 純施用二級毒品發生暴力犯罪的人數和比例

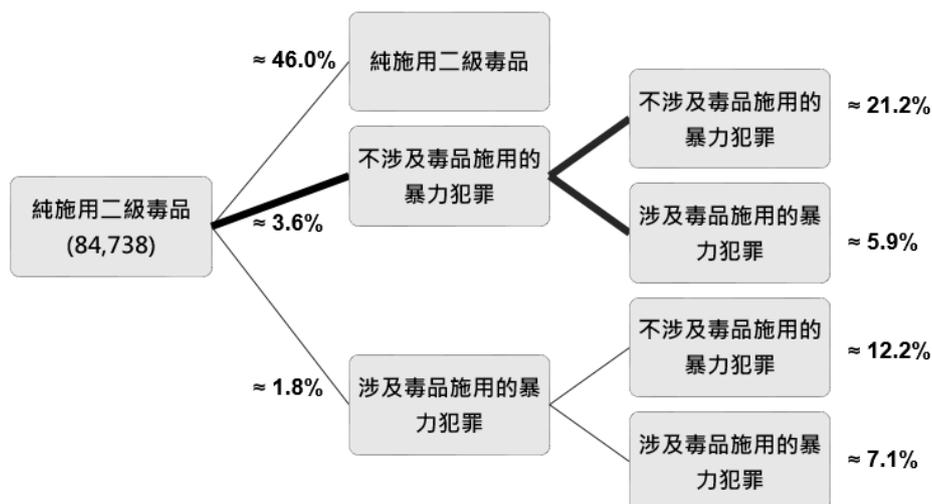


圖 4-5-3 施用二級毒品之暴力犯罪路徑

### (三) 機率第三高之路徑：毒品施用者發展暴力犯罪之路徑

由於毒品施用行為也可細分為純施用各級毒品，抑或施用毒品同時合併其他犯罪行為，在多層次貝氏分析中，本研究也將只要有涉及毒品施用者便歸類於同一群組「施用毒品組」後進行分析。在合併所有涉及毒品施用之第一期間條件下，約三成(32.2%)之個體會持續單純施用第二級毒品。但當個體於第二期間開始觸犯不涉及毒品施用的暴力犯罪後，其於第三期間會有逾四分之一機會(26.4%)繼續從事暴力犯罪的機率，如圖 4-5-4。

## 合併所有毒品施用發生暴力犯罪的人數和比例

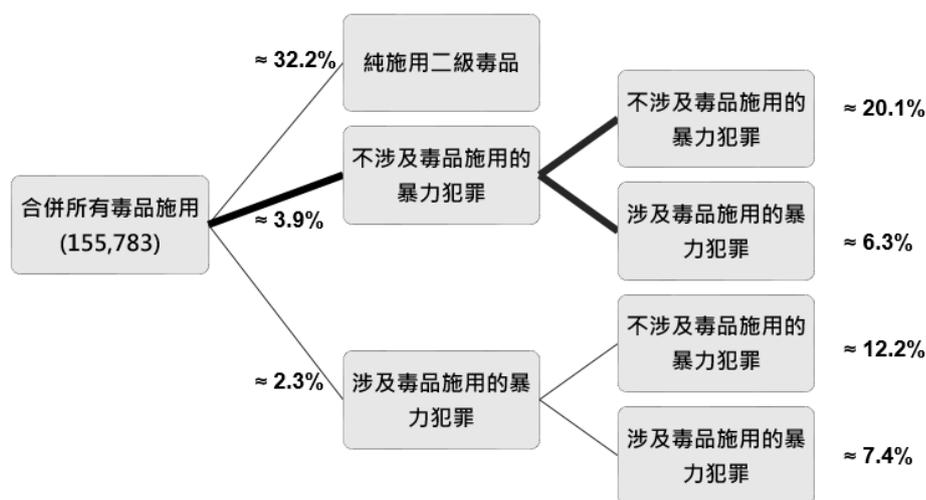


圖 4-5-4 合併所有毒品施用者之暴力犯罪路徑

### (四) 機率第四高之路徑：純毒品施用者發展暴力犯罪之路徑

本研究將不涉及觸犯其他犯罪行為，僅有純施用毒品行為的純第一級毒品施用、純第二級毒品施用、第一、二級毒品混用合併為同一組，並經多層次貝氏分析顯示，在合併所有純毒品施用者之第一期間條件下，多數(33.8%)個體會持續單純施用第二級毒品。但當個體於第二期間開始觸犯不涉及毒品施用的暴力犯罪後，其於第三期間會有逾四分之一機會(25.5%)繼續從事暴力犯罪的機率。當個體於第二期間觸犯涉及毒品施用的暴力犯罪後，18.6%的毒品施用者會繼續從事涉及毒品施用的暴力犯罪，如圖 4-5-5。

## 合併純毒品施用發生暴力犯罪的人數和比例

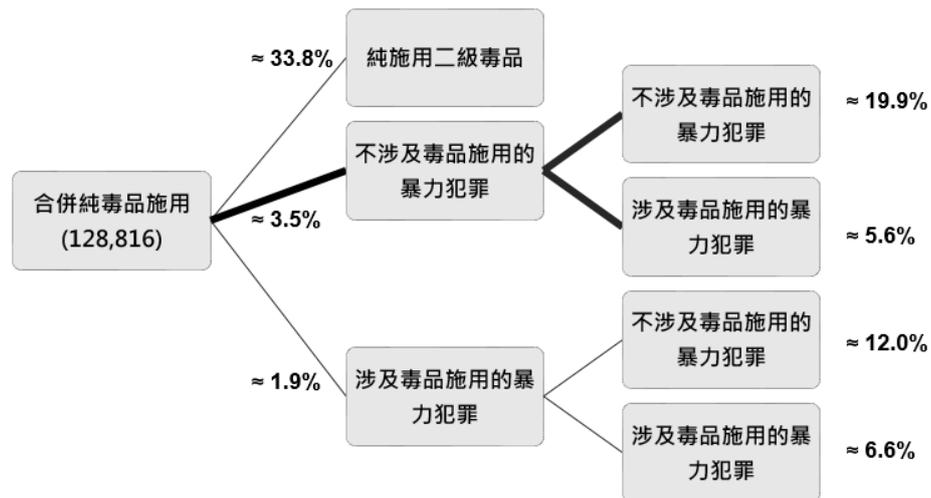


圖 4-5-5 純毒品施用者之暴力犯罪路徑

### 四、小結

在本節中，本研究利用多層次貝氏分析毒品施用與暴力犯罪的關聯性。經本研究分析 168,665 人後，研究結果指出一個事實：「毒品施用後從事暴力犯罪的機率相對低」。所謂相對，係指相對於持續施用毒品者，僅有少數施用毒品者於後續會從事暴力犯罪。然而，無論二層次或三層次的貝氏分析皆指出，那些最容易發展出暴力犯罪的毒品施用者，其實是在毒品施用階段，就已經有涉及暴力犯罪的紀錄。因此，無論前階段個體從事的屬於何種毒品施用行為，只要路徑發展到觸犯暴力犯罪行為，後續在以此為條件觀察下，會有 20%~30%左右的機率落於延續從事暴力犯罪的路徑。總而言之，本研究結果指毒品施用與暴力犯罪雖然具有關聯性，但關聯性相對低，惟若當毒品施用者涉及暴力犯罪後，後續再次觸犯暴力犯罪的機率明顯較高，相當值得留意。

## 第六節、緩起訴附命戒癮治療再犯分析

與過去顧以謙, 鄭元皓, et al. (2021)研究不同, 本次緩起訴附命戒癮治療為透過資料清洗後的觀護資料檔為主體, 並串聯刑案偵查檔後, 才進行緩起訴附命戒癮治療的再犯分析。本研究之研究資料集包括之資料區間為 1998 年至 2022 年, 惟為觀察首次因涉及毒品施用而參與緩起訴附命戒癮治療者完成治療之追蹤五年再犯狀況, 因此以 2008 年至 2017 年底的研究參與者為分析對象。

### 一、基本個人資料

本研究樣本以男性(83.4%)為多數、女性佔 16.6%。年齡自觀護日起算, 平均為 36.4 歲、中位數 36.1 歲、年紀最長為 91 歲、最小為 18.2 歲、眾數為 37.9 歲。資料期間死亡者共計 758 人, 佔整體 3.5%, 存活者共計 21,110 人 (96.5%)。由於檢察官會諭知被告履行完成應遵守或履行命令, 亦即要求被告完成戒癮治療、精神治療、心理輔導或其他適當處遇措施, 因此完成治療與否, 對於後續進行治療與再犯評估上至關重要。在完成戒癮治療與否定義方面, 本研究之操作型定義與顧以謙, 鄭元皓, et al. (2021)、顧以謙, 許家毓, et al. (2022) 兩個研究計畫不同, 前兩者計畫之完成治療操作型定義為:「治療參與者在一年的治療計畫內, 沒有任何施用毒品或被起訴的紀錄。」然而本研究之完成治療與否, 為「直接使用觀護資料檔之註記」, 也就是個案是否完成治療, 本研究以觀護人於系統中依法定程序的登載紀錄為準。在本研究樣本中, 履行完成者計 12,214 人, 佔 55.9%、未完成者計 9,654 人(44.1%), 顯示個人特徵的分布比例與全體族群相似, 以男性(83.4%)、30-39 歲(37.9%)、國籍地區為外國籍僅 6 人、99.9%為本國籍。

如表 4-6-1。卡方分析顯示, 完成治療者與未完成治療者在性別( $X^2=12.095$ ,  $p<.01$ ) 達顯著差異。另外, 由於顧以謙, 鄭元皓, et al. (2021)、顧以謙, 許家毓, et al. (2022)之研究計畫透過「偵查資料」觀察是否再犯, 但如果偵查資料中看

起來沒有再犯，也不代表真的無再犯，因為有可能因為個案入監執行中或個案觀護執行中，無再犯的原因可能受到某種司法干預的干擾。因此，本研究新增了「終止原因」，亦即透過依照死亡日期、入監日期、觀護起日的邏輯規則訂定，觀察追蹤案件之後的結果，以瞭解再犯之所以沒有再犯，是否受此三種狀況所影響，進而更精準掌握再犯狀況。從表 4-6-1 可知，完成治療者與未完成治療者在年齡( $X^2=42.42, p<.001$ )與終止原因( $X^2=3,331.3, p<.001$ )的分布上達顯著差異。

表 4-6-1 個人變項

變項	總計 (n=21,867)		未完成治療 (n=9,653)		完成治療 (n=12,214)		組間比較	卡方值
	n	%	n	%	n	%	p	$\chi^2$
性別							.001*	12.095
男	18,231	83.4	8,143	84.4	10,088	82.6		
女	3,636	16.6	1,510	15.6	2,126	17.4		
年齡組別							0.000**	42.42
18-29	5,160	25.4	3,413	24.3	4,572	22.5		
30-39	7,704	37.9	5,169	36.8	6,680	32.9		
40 up-	7,440	36.6	5,479	39.0	9,061	44.6		
遺漏	1,564	7.2						
終止原因							0.000**	3331.3
無終止	10,541	48.2	2,895	30.0	7,646	62.6		
死亡	758	3.5	337	3.5	421	3.4		
入監	8,986	41.1	6,024	62.4	2,962	24.3		
觀護	1,583	7.2	398	4.1	1,185	9.7		

$p<.05^*$ ,  $p<.01^{**}$

## 二、再犯率分析

過去顧以謙, 鄭元皓, et al. (2021)已分析過 2008-2014 年之完成緩起訴附命治療後之再犯狀況，顧以謙, 許家毓, et al. (2022)也繼而分析 2015-2016 年之完成緩起訴附命治療後之再犯狀況，為進一步探究 2017 年新世代反毒策略 1.0 之後的完成緩起訴附命治療後之再犯狀況，本研究將 2008-2016 年、2017 年的再

犯狀況進行區分，以呈現 2 年再犯施用毒品之再犯率與 5 年再施用毒品之再犯狀況。

由於考慮個案於參與緩起訴附命治療後，無論有無完成治療，若出現死亡、入監的情形，則追蹤期間不會出現新的偵查分案紀錄，導致可能被誤判為無再犯或無施用，因此本研究分別將追蹤期間無施用者之中，存在死亡或入監狀況的人數進行刪除，但保留無再犯但出現觀護紀錄者，篩選標準如第三章之表 3-2-1 所呈列。

#### **(一) 2008-2016 年(2 年追蹤期間至 2018 年底、5 年追蹤期間至 2021 年底)**

為分析 2008-2016 年緩起訴附命治療者，再犯施用毒品的日期則設定為經由緩起訴附命戒癮治療之後的觀護終結日期後，下一個再犯施用毒品罪被偵查終結日期，兩者之間相隔的日數則定義為再犯天數。舉例來說，為追蹤 2 年施用情形，則本研究將案件終止日期的起始日在 2018 年底以前，代表截至 2018 年 12 月 31 日以前之追蹤期間的無再犯者發生監禁或死亡的日期。本研究經由緩起訴附命戒癮治療之後的觀護終結日期後，追蹤至 2018 年底，如皆無發生任何再犯施用毒品者，就會檢查其區間內是否發生因其他犯罪原因，或有註記為入監或死亡的情形，則將這些可能影響再犯率計算之個案刪除。追蹤 5 年之在犯情形也以同樣方式進行追蹤期間的設定與資料排除。

##### **1. 追蹤 2 年再犯情形**

2008-2016 年參與緩起訴附命治療，且追蹤 2 年至 2018 年者共計 12,784 人，其中在追蹤 2 年期間無再犯者，其中有遭執行監禁者 495 人、經查已死亡者共 198 人，另有 1 人於出現再犯紀錄前，已經被註記死亡，因此判斷為錯誤資料而刪除，所剩 12,090 進入分析。相關資料處理方式如下表 4-6-2：

表 4-6-2 2 年再犯資料處理表

緩起訴後，發生順序		筆數	定義	資料處理
發生在前	發生在後			
死亡	再犯	1	再犯罪前_終止	刪除
無再犯罪	入監	495	無再犯罪_有終止	刪除
無再犯罪	死亡	198	無再犯罪_有終止	刪除

所剩共計 12,090 人無前述情形，可進行 2 年再犯分析。再犯分析顯示，扣除追蹤期間受監禁或死亡者，2008-2016 年完成治療者 2 年內未再犯施用毒品罪之比率為 70.6%，其中無再施用 51.6%、2 年後再施用 19%；2 年內再犯施用毒品罪之再犯率則為 29.5%。卡方分析顯示，完成治療者與未完成治療者在 2 年再犯施用毒品罪( $X^2=996.96, p<.001$ )的人數分布上達顯著差異，未完成治療者 2 年再犯率(56.2%)顯著高於完成治療者(29.5%)。

在未考慮是否完成治療之下，2 年內再犯施用毒品罪比率為 40.9%。2 年再犯施用毒品情形，如表 4-6-3。

表 4-6-3 2 年再施用情形

變項	總計 (n=12,090)		未完成治療 (n=5,184)		完成治療 (n=6,906)		組間比較 <i>p</i>	卡方值 $\chi^2$
	N	%	n	%	n	%		
2 年再施用							<0.001**	996.96
無再施用	4,906	40.6	1,345	25.9	3,561	51.6		
2 年內	4,945	40.9	2,911	56.2	2,034	29.5		
2 年後	2,239	18.5	928	17.9	1,311	19.0		

$p<.05^*$ ,  $p<.01^{**}$

## 2. 追蹤 5 年再犯情形

2008-2016 年參與緩起訴附命治療，且追蹤 5 年至 2021 年者共計 12,784 人，其中在追蹤 2 年期間無再犯者，但有遭執行監禁者 292 人，或無再犯者，但經查已死亡者共 313 人，另有 2 人於出現再犯紀錄前，已經被註記死亡，因此判斷為錯誤資料而刪除，所剩 12,177 人進入分析。相關資料處理方式如下表 4-6-4：

表 4-6-4 5 年再犯資料處理表

緩起訴後，發生順序		筆數	定義	資料處理
發生在前	發生在後			
死亡	再犯	2	再犯罪前_終止	刪除
無再犯罪	入監	292	無再犯罪_有終止	刪除
無再犯罪	死亡	313	無再犯罪_有終止	刪除

共計 12,177 人進入 5 年再犯分析。再犯分析顯示，扣除追蹤期間受監禁或死亡者，2008-2016 年完成治療者 5 年內未再犯施用毒品罪之比率為 55.9%，5 年內再犯施用毒品罪之再犯率為 44.1%。卡方分析顯示，完成治療者與未完成治療者在 5 年再犯施用毒品罪( $X^2=946.26, p < .001$ )的人數分布上達顯著差異，未完成治療者 5 年再犯率(71.6%)顯著高於完成治療者(44.1%)。

在未考慮是否完成治療之下，5 年內再犯施用毒品罪比率為 56.1%。5 年再犯施用毒品情形，如表 4-6-5。

表 4-6- 5 5 年再施用情形

變項	總計 (n=12,177)		未完成治療 (n=5,327)		完成治療 (n=6,850)		組間比較	卡方值
	n	%	n	%	n	%	p	$\chi^2$
5 年再施用							0.000**	946.26
無再施用	4,796	39.4	1,302	24.4	3,496	51.0		
5 年內	6,833	56.1	3,813	71.6	3,020	44.1		
5 年後	548	4.5	212	4.0	336	4.9		

$p < .05^*$ ,  $p < .01^{**}$

## (二) 2017 年

為進一步探究 2017 年新世代反毒策略 1.0 之後的完成緩起訴附命治療後之再犯狀況，本研究將 2017 年全年度區分出來，在扣除追蹤期間死亡、入監之影響下，分別呈現 2 年再犯率與 5 年再犯的狀況。值得注意的是，本研究篩選的個案為 2017 年度開始參與緩起訴附命戒癮治療者，並不包括 2017 年以前開始參與且延續參與至 2017 年者，所以並非累計參與人數。

### 1. 追蹤 2 年再犯情形

2017 年參與緩起訴附命治療，且追蹤 2 年至 2019 年者共計 2,496 人，其中在追蹤 2 年期間無再犯者，其中有遭執行監禁者 77 人、經查已死亡者共 28 人，沒有人於出現再犯紀錄前，已經被註記死亡，所剩 2,391 進入分析。相關資料處理方式如下表 4-6-6：

表 4-6- 6 2 年再犯資料處理表

緩起訴後，發生順序		筆數	定義	資料處理
發生在前	發生在後			
無再犯罪	入監	77	無再犯罪_有終止	刪除
無再犯罪	死亡	28	無再犯罪_有終止	刪除

2017 年的 2 年再施用毒品的再犯分析顯示，扣除追蹤期間受監禁或死亡者，2017 年完成治療者 2 年內未再犯施用毒品罪之比率為 72.9%，其中無再施用 66.2%、2 年後再施用 6.7%；2 年內再犯施用毒品罪之再犯率則為 27%。卡方分析顯示，完成治療者與未完成治療者在 2 年再犯施用毒品罪( $X^2=303.32, p < .001$ )的人數分布上達顯著差異。在未考慮是否完成治療之下，2 年內再犯施用毒品罪比率為 41.7%。2 年再犯施用毒品情形，如表 4-6-7。

表 4-6-7 2017 年的 2 年再施用毒品情形

	總計 (n=2,391)		未完成治療 (n=993)		完成治療 (n=1,398)		組間比較	卡方值
	N	%	n	%	n	%	<i>p</i>	$\chi^2$
2 年再施用							0.000**	303.32
無再施用	1,247	52.2	321	32.3	926	66.2		
2 年內	997	41.7	619	62.3	378	27.0		
2 年後	147	6.1	53	5.3	94	6.7		

$p < .05^*$ ,  $p < .01^{**}$

## 2. 2017 年追蹤 5 年再犯情形

2017 年參與緩起訴附命治療，且追蹤 5 年至 2022 年者共計 2,496 人，其中在追蹤 5 年期間無再犯者，但有遭執行監禁者 61 人，或無再犯者，但經查已死亡者共 41 人，沒有人於出現再犯紀錄前，已經被註記死亡，共計 2,394 人進入分析。相關資料處理方式如下表 4-6-8：

表 4-6-8 5 年再犯資料處理表

緩起訴後，發生順序		筆數	定義	資料處理
發生在前	發生在後			
無再犯罪	入監	61	無再犯罪_有終止	刪除
無再犯罪	死亡	41	無再犯罪_有終止	刪除

共計 2,394 人進入 5 年再犯分析。再犯分析顯示，扣除追蹤期間受監禁或死亡者，2017 年完成治療者 5 年內未再犯施用毒品罪之比率為 66.5%，其中無再施用 65.9%、5 年後再施用 0.6%；5 年內再犯施用毒品罪之再犯率則為 33.5%。卡方分析顯示，完成治療者與未完成治療者在 5 年再犯施用毒品罪( $X^2=279.6$ ,  $p < .001$ )的人數分布上達顯著差異，未完成治療者 5 年再犯率(68%)顯著高於完成治療者(33.5%)。

在未考慮是否完成治療之下，5 年內再犯施用毒品罪比率為 48%。5 年再犯施用毒品情形，如表 4-6-9。

表 4-6-9 5 年再施用情形

變項	總計 (n=2,394)		未完成治療 (n=1,008)		完成治療 (n=1,386)		組間比較 <i>p</i>	卡方值 $\chi^2$
	n	%	n	%	n	%		
5 年再施用							0.000**	279.6
無再施用	1,231	51.4	317	31.4	914	65.9		
5 年內	1,149	48.0	685	68.0	464	33.5		
5 年後	14	0.6	6	0.6	8	0.6		

$p < .05^*$ ,  $p < .01^{**}$

### 三、2017 年完成治療組別之累積存活比率

本研究在後續的 Cox 迴歸分析中，也會將前述個人變項作為控制變項，加入 Cox 迴歸模型中，比較完成治療、未完成治療之間存活係數的差異。

為評估新世代反毒策略完成緩起訴附命戒癮治療之施用毒品者之再犯狀況，本研究以生命表呈現此二個族群的暴露風險個數與累積存活比率，如表 4-6-10、圖 4-6-1。在生命表上可見隨著新世代反毒策略開始後的五年追蹤期間，完成緩起訴附命戒癮治療之 1,386 名個案之中，未再施用毒品的個數隨著時間遞減。從累積存活比例可知，毒品施用者接受緩起訴且完成戒癮治療後的 5 年內再犯施用

毒品者共有 464 人，5 年累積存活率為 67%，顯示再犯風險為 33%。

未完成緩起訴附命戒癮治療之 1,008 名個案之中，再施用或混用任何一種毒品的個數隨著五年追蹤期間遞增。從累積存活比例可知，5 年內再犯施用或混用任何毒品者共有 685 人，五年累積存活率為 32%，顯示再犯風險為 68%。

表 4-6- 10 完成戒癮治療與否之再犯施用毒品生命表

Start Time	未完成治療			完成治療		
	NEI	NTE	CPS	NEI	NTE	CPS
0	1008	536	.47	1386	292	.79
365	472	83	.39	1094	86	.73
730	389	40	.35	1008	50	.69
1095	349	9	.34	958	24	.67
1460	340	17	.32	934	12	.67
1825	323	0	.32	922	0	.67

\* NEI=Number Entering Interval; NTE= Number of Terminal Events; CPS= Cumulative Proportion

Surviving at End of Interval

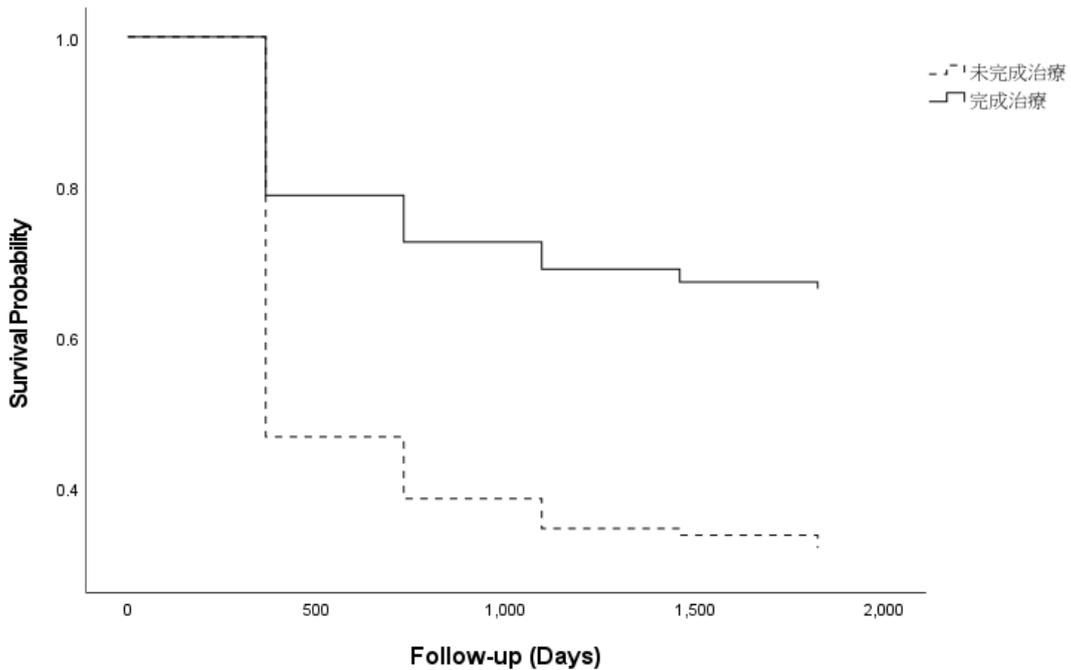


圖 4-6- 1 完成戒癮治療與否之再犯施用毒品存活曲線

#### 四、不同群組之再犯差異

##### (一) Kaplan-Meier Method 分析

為了比較 2017 年新世代反毒策略開始後，參與緩起訴附命戒癮治療之完成治療與未完成治療組之再犯狀況之組間差異，本研究以 Kaplan-Meier Method 依照個案存活時間點進行對數等級分析(log-rank test)。此 KM 模型之再犯事件定義為接受緩起訴附命戒癮治療者，5 年內最近一次再犯施用毒品罪而進入檢察官偵查程序，再犯行為包括施用一級毒品、施用二級毒品、同時施用一、二級毒品、同時施用毒品且從事其他犯罪。

分析結果顯示，兩組之平均存活時間分別為：未完成治療組 4.02 年、完成治療組 7.75 年。透過 log-rank test 進行三組存活曲線的檢定後，發現顯著值小於 0.05，達到統計上顯著差異( $X^2=351.57, p<.001$ )，顯示兩組之間有顯著差異。由存活曲線圖可知，完成治療者之存活曲線明顯高於未完成治療組，亦即毒品施用者在完成緩起訴附命戒癮治療後，於追蹤期間存活的表現優於未完成治療組。此研究結果顯示完成毒品戒癮治療較未完成者能延緩再犯時間，治療效果較佳，如表 4-6-11、圖 4-6-2 所示。

表 4-6- 11 Kaplan-Meier Method 施用第一級毒品組間差異分析表

組別	Estimate	S.E.	95% Confidence Interval		$X^2$	$p$
			Lower Bound	Upper Bound		
未完成治療組	1468.951	56.791	1357.640	1580.262	351.57	.001**
完成治療組	2830.819	47.035	2738.630	2923.008		
Overall	2257.401	38.758	2181.436	2333.366		

$p<.05^*$ ,  $p<.01^{**}$

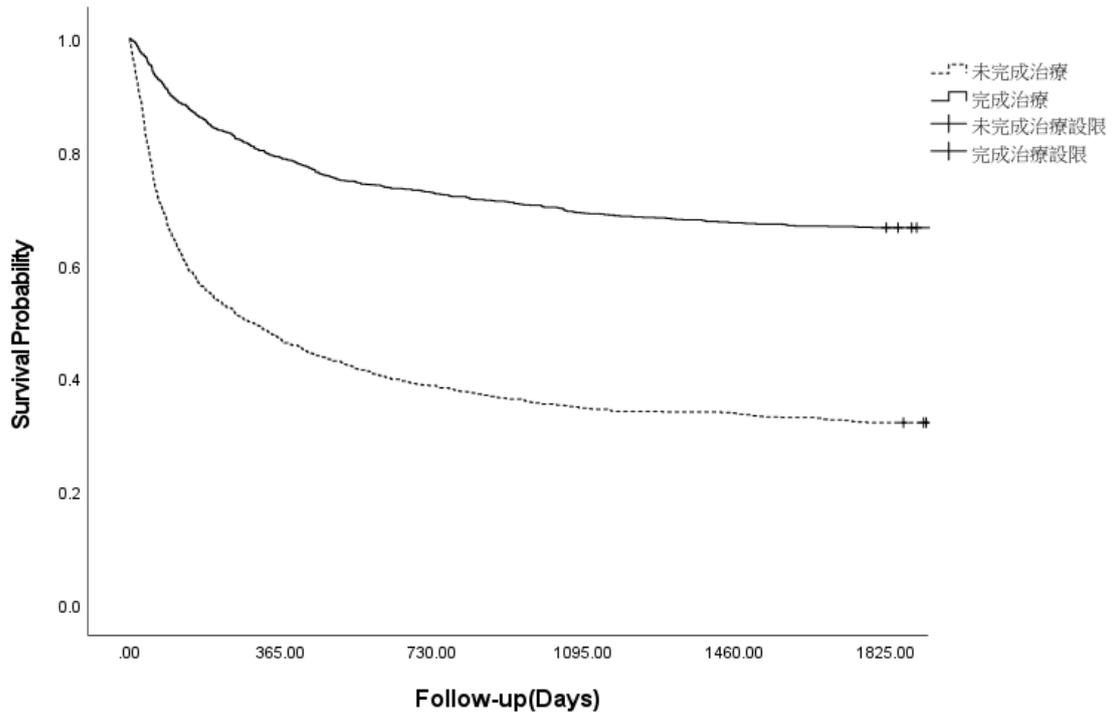


圖 4-6- 2 Kaplan-Meier Method 施用第一級毒品組間差異存活曲線圖

## (二) Cox 比例風險迴歸分析

接著，本研究以 Cox 比例風險迴歸分析控制個人變項對存活模型之影響，以估計完成治療組(n=1,386)與未完成治療組(n=1,008)的再犯風險。本研究資料樣本屬於真實世界的數量大樣本(large real-world data set)，且毒品施用的再犯風險常常會隨著時間變異，因此本研究認為風險比例假設(non-proportional hazards)對於本研究並非必要的(Stensrud & Hernán, 2020)，且對於研究結果的偏差並不會大到值得重視(deviations from proportional hazards (PH) are not large enough to matter)。

在將性別、年齡放入模型中後，Omnibus Test 檢定顯示本模型顯著( $X^2=339.4$ ,  $p<.001$ )，顯示至少一組迴歸係數顯著，此迴歸模型顯著，具有預測能力。Cox 比例風險迴歸模型分析結果顯示，再犯風險於性別未達顯著差異。在年齡差異方面，年齡每多一歲，施用毒品再犯風險會增加 0.8% ( $B=.008$ ,  $HR=1.008$ , 95% CI=1.003-1.014)。

控制住性別、年齡後，未完成治療組之再犯風險顯著高於完成治療組。完成

治療組相較於未完成治療組之施用毒品再犯風險會減少 66.3%( $B = .848$ ,  $HR = 2.335$ , 95% CI= 2.261-2.411)，如表 4-6-12。完成戒癮治療與否整體再犯風險存活曲線，如圖 4-6-3。

表 4-6-12 完成戒癮治療與否 Cox 比例風險迴歸分析表

變項	B	S.E.	Wald	df	p	H.R.	95.0% CI for Exp(B)	
							Lower	Upper
性別	.147	.085	2.971	1	.085	1.158	.980	1.368
年齡	.008	.003	7.854	1	.005	1.008	1.003	1.014
完成治療與否	-1.087	.061	322.389	1	.000	.337	.300	.380

$p < .05^*$ ,  $p < .01^{**}$

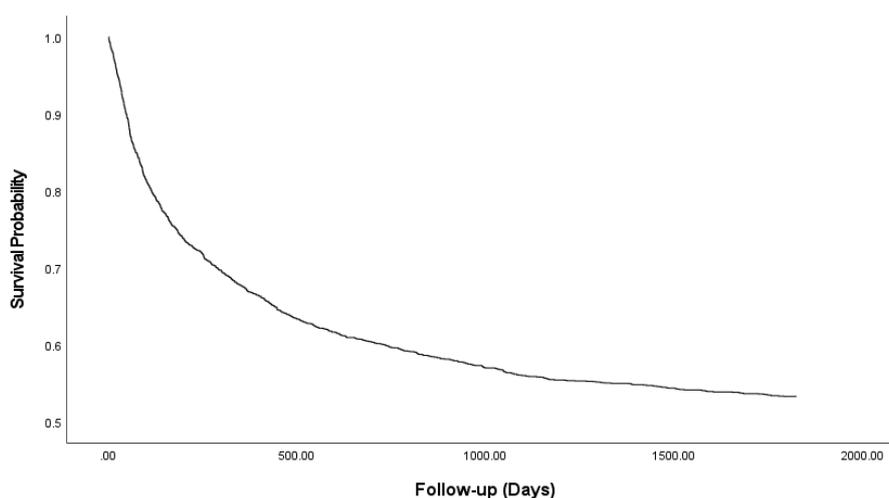


圖 4-6-3 完成戒癮治療與否整體再犯風險存活曲線

## 五、小結

2008-2016 年完成治療者 2 年內再犯施用毒品罪之比率為 29.5%，2017 年為 27%。在未考慮是否完成治療之下，2008-2016 年參與緩起訴附命戒癮治療者 2 年內再犯施用毒品罪比率為 40.9%、2017 年 41.7%，兩者相差彷彿。2008-2016 年完成治療者 5 年內再犯施用毒品罪之比率為 44.1%、2017 為 33.5%，不同年份區段具有明顯的差異。在未考慮是否完成治療之下，2008-2016 年參與緩起訴附命戒癮治療者之 5 年內再犯施用毒品罪比率為 56.1%、2017 年為 48%，也有明顯的下降幅度。

## 第七節、應用機器學習分析作成起訴、緩起訴處分關鍵因子

現代社會犯罪問題日趨複雜，檢察體系面臨著日益增長的案件負擔和複雜性，檢察官作為法律程序的重要參與者，其決策過程對於確保公正和效率至關重要。在起訴與否的決策過程中，檢察官需衡量多種因素，包括但不限於案件的法律和客觀構成要件、被告的犯罪前科、犯後態度等，以及整體政策方向、對社會危害的法益(陳明進, 2007; 劉邦揚, 吳永達, 陳品旻, & 陳湘渝, 2019)。因此，這種決策過程，同時具備客觀性、以及一定程度賦予檢察官的自由裁量權，不免涉及主觀性和多面性判斷，也可能導致檢察官個體背景、教育養成、觀點差異而作成不一致的結果(蘇慰潭, 2012)。隨著科技的進步和大數據的興起，機器學習(Machine Learning, ML)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的決策過程並揭示影響起訴和緩起訴處分的關鍵因子。於本節中，本研究嘗試透過機器學習技術，特別是監督式學習，針對大量的毒品施用檢察書類數據，量化影響檢察官決策的各種因素，期待能探索檢察官判斷毒品施用個案時的作成緩起訴或起訴的關鍵，期待研究成果可揭示刑事訴訟程序的透明度和預測性，以了解目前書類資料是否能尋得檢察官作成特定處分的潛在偏好和傾向。

### 一、分析方法

#### (一) 研究工具與方法

本研究使用 GPT-4 的進階統計分析(Advanced Data Analysis)，所提供數個具有代表性的主要分類器，例如決策樹、邏輯斯迴歸、貝氏分類器、梯度提升機、隨機森林等資料探勘技術，對本研究開發之自動判讀結果之「檢察官作為緩起訴、起訴處分」之分類預測與結果的比較分析。

檢察書類資料庫起訖時間為 106 年 1 月至 111 年 12 月，為分析較為近期檢察機關於施用毒品犯罪作成起訴或緩起訴的處分，因此樣本以近五年為主。所選

用的變數包括年齡、性別、施用毒品種類、犯罪地點、施用方式、犯後態度、是否有合併其他犯行、是否有另案等等共計 18 項書類特徵(如附錄)，以及 32 項地方檢察署的區域分布特徵(如表 3-3-1)。

## (二) 使用分類器參數選擇

1. 決策樹(Decision tree)是研究對象屬性與預測標的之間的一種映射關係。樹中每個節點表示某個對象，而每個分叉路徑則代表某個可能的屬性值，而每個葉節點則對應從根節點到該葉節點所經歷的路徑對象的值。本研究參數採用 confidenceFactor=0.25, minNumObj=2, numFolds=3。
2. 邏輯斯迴歸(Logistic regression)是一種對數機率模型。本研究參數採用 debug=false, maxIts=-1, ridge=1.0E-8。
3. 貝氏分類器(NaiveBayes)會給問題實例分配用特徵值表示的類標籤，類標籤取自有限集合。它不是訓練這種分類器的單一演算法，而是一系列基於相同原理的演算法：所有單純貝氏分類器都假定樣本每個特徵與其他特徵都不相關。本研究參數採用 debug=false。
4. 梯度提升機(Gradient Boosting Machine, GBM) 是一種強大且廣泛使用的機器學習算法，特別適用於迴歸和分類問題。它屬於集成學習方法的一種，特別是 boosting 家族。梯度提升機通過結合多個較弱的學習模型（通常是決策樹）來構建一個強大的預測模型。梯度提升機的核心思想是逐步地、迭代地構建模型，並在每一步中嘗試減少模型的損失 (Loss)，這通過梯度下降算法來實現。本研究採用 ccp\_alpha=0.0、validation\_fraction=0.1、n\_estimators=100、verbose: 0 等參數。
5. 隨機森林(Random Forest)是一種集成學習方法，它通過建立多棵決策樹來進行分類、迴歸或其他任務，並輸出多棵樹的模式（例如，分類任務中的眾數）作為預測。這些決策樹是在訓練過程中隨機地建立

的，以確保樹之間的多樣性，這有助於改善模型的泛化能力。本研究參數採用 bootstrap=True、oob\_score=False、random\_state=42 等參數。

### (三) 驗證及評估方法比較

1. 將資料隨機區分為訓練資料 80%、測試資料 20%。
2. 模型驗證方式採 10 次交叉驗證方式來評估機器學習法之演算績效，並且重複 10 次。
3. 模型績效評估方法利用訓練資料產生模型後，將測試資料代入，產生混亂矩陣(Confusion Matrix)。

混亂矩陣之預測再犯結果與實際再犯結果將產生出 2×2，共計 4 個結果，分別為真陽性(True Positive, TP)、偽陽性(False Positive, FP)、偽陰性(False Negative, FN)、真陰性(True Negative, TN)。此四個結果可幫助本研究計算出模型之召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)，以作為後續預測模型比較之標準，如表 4-7-1。

表 4-7- 1 混亂矩陣(Confusion Matrix)

		實際結果(起訴或緩起訴)	
		正確分類	不正確分類
預測結果	正確	A 真陽性 (True Positive, TP)	B 偽陽性 (False Positive, FP)
	不正確	C 偽陰性 (False Negative, FN)	D 真陰性 (True Negative, TN)

#### (1) 召回率 (Recall)

實際為起訴且預測結果為起訴的比率。

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

(2) 精準率 (Precision)

預測結果為起訴且確實起訴的比率。

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

(3) 準確率 (Accuracy, ACC)

全部起訴者、緩起訴者預測正確的比率。

$$\text{ACC} = (\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN})$$

(4) 接收者操作特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)

ROC 曲線下面積，在比較不同的分類模型時，可以將每個模型的 ROC 曲線都畫出來，比較曲線下面積做為模型優劣的指標。

## 二、研究結果

首先，本研究選取 9,474 份緩起訴、起訴書類 (4,579 份緩起訴、4,895 份起訴)，利用決策樹建立預測模型，進行 10 次重複交叉驗證，計算召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)、接收者操作特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)之平均值與標準差，結果分別為 0.88(0.01)、0.88(0.01)、0.88(0.01)及 0.88(0.01)。

接著，本研究利用邏輯斯迴歸建立預測模型，進行 10 次重複交叉驗證，計算召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)、接收者操作特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)之平均值與標準差，結果分別為 0.93(0.01)、0.83(0.01)、0.87(0.01)及 0.93(0.01)。

第三，本研究利用貝氏分類器建立預測模型，進行 10 次重複交叉驗證，計算召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)、接收者操作特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)之平均值與標準差，結果分別為 0.93(0.01)、0.83(0.01)、0.86(0.01)及 0.90(0.01)。

第四，本研究利用梯度提升機建立預測模型，進行 10 次重複交叉驗證，計算召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)、接收者操作特徵

曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)之平均值與標準差，結果分別為 0.94(0.01)、0.90(0.02)、0.92(0.01)及 0.97(0.01)。

最後，本研究利用隨機森林建立預測模型，進行 10 次重複交叉驗證，計算召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)、接收者操作特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)之平均值與標準差，結果分別為 0.94(0.01)、0.90(0.02)、0.91(0.01)及 0.97(0.01)。

以上各種建立預測模型方式僅用 10 次重複交叉驗證，其驗證結果顯示標準差趨近為零，表示在驗證的過程中，模型的性能保持一致，變化量極小，這個結果可能原因為模型對數據的擬合非常穩定。模型訓練效度，如表 4-7-2 所示。

表 4-7-2 模型訓練效度

	Recall	Precision	ACC	AUC
決策樹	0.88(0.01)	0.88(0.01)	0.88(0.01)	0.88(0.01)
邏輯斯迴歸	0.93(0.01)	0.83(0.01)	0.87(0.01)	0.93(0.01)
貝氏分類器	0.93(0.01)	0.83(0.01)	0.86(0.01)	0.90(0.01)
梯度提升機	0.94(0.01)	0.90(0.02)	0.92(0.01)	0.97(0.01)
隨機森林	0.94(0.01)	0.90(0.02)	0.91(0.01)	0.97(0.01)

於資料訓練模型穩定後，本研究利用訓練資料建立模型後將測試資料代入，綜合考量召回率(Recall)、精準率(Precision)、準確率 (Accuracy, ACC)、接收者操作特徵曲線下面積 (Area Under ROC Curve, AUC)等指標後，將決策樹、邏輯斯迴歸、貝氏分類器、梯度提升機、隨機森林等演算法排序，在預測作成起訴或緩起訴處分之預測模型績效依序為隨機森林、梯度提升機、邏輯斯迴歸、貝氏分類器及決策樹，測試資料之預測模型效度，如表 4-7-3 所示。

表 4-7-3 測試資料之預測模型效度

	Recall	Precision	ACC	AUC	Rank
決策樹	0.88	0.88	0.88	0.88	5
邏輯斯迴歸	0.93	0.83	0.87	0.93	3
貝氏分類器	0.93	0.83	0.86	0.90	4
梯度提升機	0.94	0.90	0.92	0.97	1
隨機森林	0.94	0.90	0.91	0.97	2

圖 4-7-1 顯示，在預測作成起訴或緩起訴處分情形的決策樹中，在第一個決策點可發現無強制戒治者（ $\text{mandated\_addict\_treatm\_cnt} \leq 0.5$ ），預測其緩起訴的機率較高。往第二層觀察，在無強制戒治者且無論有找多過於 2 位或 2 位以下辯護人（ $\text{has\_defense\_number} \leq 1.5$ ）的情況下，都同樣預測為起訴，顯示有無辯護人的機率都無差異。然而，有強制戒治且非累犯（ $\text{is\_recidivists\_number} \leq 0.5$ ）的情況，預測其緩起訴的機率較高。續往第三層觀察，在無強制戒治者且找超過 1 位辯護人及無論是否最後一次施用年齡小於 84 歲（ $\text{age od lastest\_case\_use\_date} \leq 84.5$ ）的情況下，皆為預測其起訴的結果，顯示年齡在起訴或緩起訴的決策上並無差異。有強制戒治且非累犯，以及無論所在區域為就業人口分布（就業人口行業分配合計人數  $\text{employ} \leq 4171.5$ ）的情況如何，後續預測皆為緩起訴，顯示區域就業情況在起訴或緩起訴的決策上並無差異。有強制戒治且非累犯及所在區域為西醫人數較少（每萬人西醫數  $\text{doctor} \leq 21.112$ ）的情況下，預測其緩起訴的機率較高。後續其他決策點考量節點樣本數較少，因此不予以進一步分析。

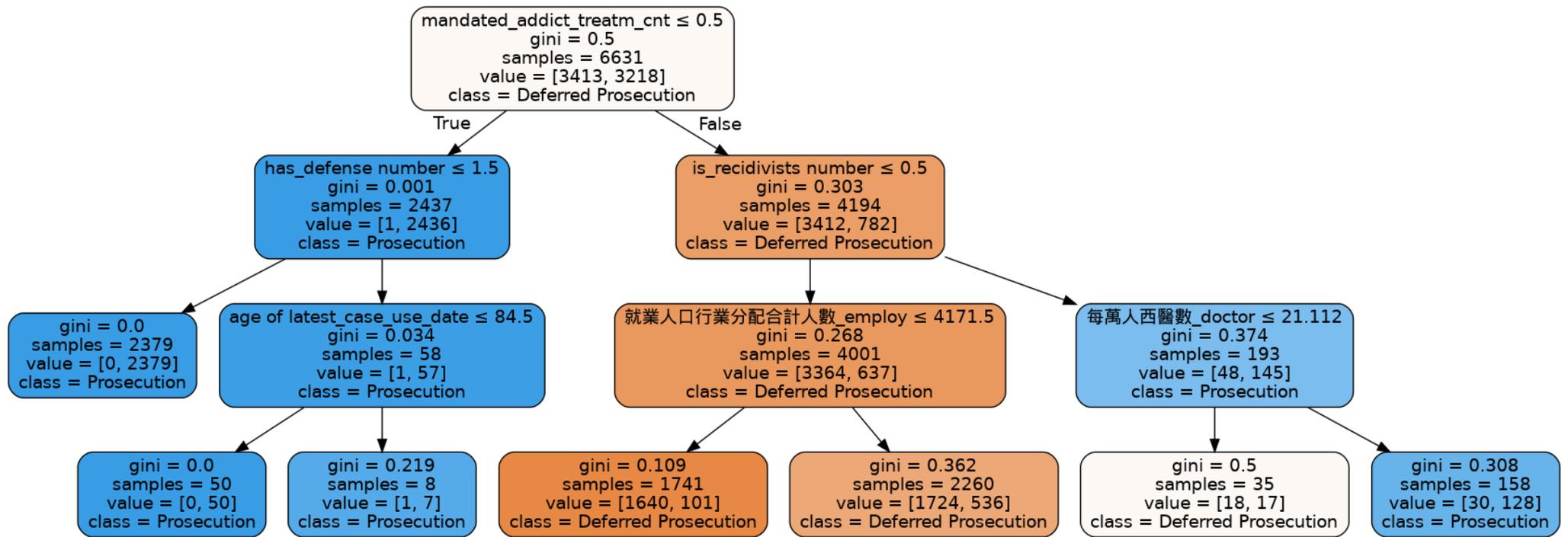


圖 4-7- 1 作成起訴或緩起訴預測決策樹

### 三、小結

本研究使用 9,474 筆檢察書類作為研究資料，利用 ChatGPT-4 的進階資料分析功能，進行機器學習的模型訓練，讓機器從自動判讀書類的結果進行判斷其為起訴或緩起訴之預測，最後透過決策樹模型進行分析、並展示機器學習可順利尋找出檢察機關作成緩起訴或起訴處分的決策節點。

研究結果指出在第一個、且最主要的決策點以有無強制戒治為決策點，若無強制戒治的情況，機器預測其緩起訴的機率較高。此節點代表檢察官會優先考慮被告是否曾進行過強制戒治，如果沒有則給予被告緩起訴處分的機率較高。而往下一層分析，會於樹枝分岔成兩個節點，第一個節點顯示，在無強制戒治且無論是否有找 2 位以下辯護人的情況，機器皆為預測其為起訴，而有強制戒治且非累犯的情況，機器預測其緩起訴的機率較高。此點顯示，檢察官第二個考量點為「累犯與否」，至於無論「聘請辯護人數目是否小於等於 2 位」對於起訴並無影響。也就是，有些個案雖無強制戒治的歷史，但不管有沒有聘請辯護人，被起訴的機率都不會有明顯差異。然而，有些個案雖有過強制戒治的歷史，但並非累犯，也相較於累犯者容易獲得緩起訴的處分。

在第三層的分枝中，在無強制戒治且找聘請 2 位以下辯護人者情況下，不管年齡是否小於等於 84 歲者，機器預測個案皆為起訴的結果，顯示年齡高低對於起訴或緩起訴並不會造成影響。同樣的，在分支另外一側，第三層的節點指出，在有強制戒治且非累犯並且無論所在區域為就業人口多少，機器皆為預測其為緩起訴，此點反映出各地區地檢署的就業人口數區域分布的差異，在作成緩起訴附命戒癮治療的機率上無顯著差異。不過，有強制戒治且為累犯者，並且所在區域為西醫人數較多的情況，機器預測其緩起訴的機率較高。此點可能反映了醫療資源部署的地區差異性，尤其北部的醫療院所較多，所以顯示北部檢察機關在針對有強制戒治且為累犯者，有較高機率會作成起訴的處分。

在本次研究過程中，本研究比較了五種不同的機器學習模型，以預測本研究

所取得檢察書類之緩起訴或起訴的類型，這些模型包括決策樹、邏輯斯迴歸、貝氏分類器、梯度提升機和隨機森林。經過縝密的訓練和評估，本研究得到了一系列的結論，這些結論不僅基於模型的準確率，還包括了模型的解釋性、計算效率以及對不同數據特徵的處理能力。

在準確度方面，梯度提升機（GBM）在本次分析中表現最佳，準確率達到 91.52%，隨機森林以 91.31% 的準確率緊隨其後，而貝氏分類器、邏輯斯迴歸和決策樹則表現稍遜。在解釋性和操作簡便性方面，決策樹表現最佳，但在準確率上不如梯度提升機和隨機森林。

決策樹雖然在本次研究所運用的所有模型中排名最低，主要原因是因為它的過度擬合傾向和對數據微小變化的敏感性。圖 4-7-1 的各個節點表示數據在特定條件下的分割點，這有助於解釋模型的決策過程，但可能會因為過於複雜而難以泛化。

對於本次研究而言，選擇最準確的模型非常關鍵，根據本研究的分析，梯度提升機會是最佳選擇，因為它不僅準確率高，而且能夠處理各種複雜的數據特徵。而其有效的輸入變項包括年齡、性別、案件類型等，這些都在本研究的數據集中有所體現，未來如果持續研究，為了優化模型性能，確保這些變項的質量和完整性。

## 第五章、討論

### 第一節、自然語言技術於毒品犯罪研究之應用

在當代科技迅猛發展的背景下，自然語言處理（Natural Language Processing, NLP）在司法領域的應用逐漸凸顯其不可或缺的地位。特別是在大數據時代的來臨下，NLP 不僅被視為一種數據處理或統計技術，更是一個能夠深入挖掘法律文檔、新聞報導、社交媒體、論壇討論以及線上聊天等多元文本資料源的工具。在硬體規格與效能透過摩爾定律呈現指數級的提升之際，NLP 的能力也在語言理解與信息提取方面達到了前所未有的深度和廣度(Harishdatalab, 2023)。

將 NLP 技術延伸應用至毒品犯罪研究，不僅體現在通過機器學習和人工智能算法找尋預測毒品犯罪的途徑上，更在於其能夠深入解析毒品施用檢察書類的語言結構與語意。延伸而言，NLP 的應用不僅限於工具性的價值，更重要的是，當其能夠精確解析和理解檢察機關在毒品施用檢察書類上，運用法律語言的特徵和習慣，這也意味著 AI 已經開始具備分析和理解法律語言的能力。若 NLP 技術能夠持續不斷發展、進化並學習，其在抽象邏輯理解層面的應用將更加廣泛和深入。未來，AI 不僅可以運用其強大的演算法於毒品犯罪研究方面，更有機會可以在毒品處遇的實質執行層面發揮其作用，幫助檢察機關做出經濟、有效的判斷，由此可見高效的智慧司法已蔚為趨勢(Re & Solow-Niederman, 2019; Reiling, 2020)。

人工智慧導入司法的應用與發展已為刑事司法體系的未來與嚮往，因此導入 AI 是否對被告會產生實質人身自由權利的潛在影響，就不免引起廣泛的關注和討論(Raso, Hilligoss, Krishnamurthy, Bavitz, & Kim, 2018)。在 AI 的建議、引導、或估計下，被告的自由或許將面臨一定程度的管理，或者更為嚴峻的情況下，遭受「AI 支配」，而由 AI 影響人類社會決策的各種爭議問題也成為學術界激烈辯

論的焦點。

儘管從 AI 衍生出的爭議問題涵蓋範圍廣泛，本研究將專注於其與主要研究目的之相關的部分，無意特別廣泛展開討論。本研究旨在表達的核心觀點是，若 AI 終將對人類或原告的主體權利與自由意志產生影響，則提前「馴化」AI，使其從更加人性化的角度觀察毒品犯罪問題，或可成為一個潛在的解決方案。AI 的學習對象不應僅限於冰冷數據，而應該包含來自充滿人性考量的信息。在深入探討毒品犯罪的各個層面和人性動態後，相關的社會經濟、社會心理、生命價值、生命權及人道等考量，都應該被納入 NLP 輸入 AI 的演算法中(Re & Solow-Niederman, 2019)。一旦大量充滿人性善意的資訊被輸入，AI 將能夠協助研究人員分析毒品犯罪的模式和趨勢，並從中獲得有意義的洞察。同時，這種人類社會所秉持的人道尊重考量將被納入 AI 的演算法模型中(Hayes, Van De Poel, & Steen, 2020)。透過這種方式，AI 不僅能夠提供對毒品犯罪的深刻洞察，也能夠在其分析和建議中充分考慮到人的多維度價值和尊嚴，從而在未來的司法領域中發揮更加人性化和符合倫理的作用。

承上，通過本研究的執行，研究團隊成功地建置了「檢察書類標記功能模組」與「檢察書類判讀功能模組」。這兩個模組為本領域的研究提供了重要的技術支援，使得研究人員能夠上傳檢察書類文件、查詢檢察書類資料，並針對個別文本檔案進行標記內容的新增、修改，且已完成自動文件關鍵字智能標籤功能，並允許下載自動判讀檔案，提供對指定內容的變項標記方式。這些功能不但便捷毒品犯罪研究，更重要的是，也可將書類中包括了犯後態度、被告經濟狀況、犯罪情狀是否符合情堪憫恕等具人性尊嚴、人道考量等與檢察官求刑或與法官量刑相關資訊擷取出來(法操 FOLLAW, 2019; 許澤天, 2013; 顧以謙, 許家毓, 陳湘渝, & 吳永達, 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, 2023)。

此外，透過本研究所建構的 AI 判讀介面，機器能夠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。此舉不僅對研究者而言，提升了研究的效率與準確性，同時也在毒品犯罪的研究中展現了自然語言處理技術的學術價值與應用潛力。值得注意的是，該自動化判讀系統的正確性評估已成功達到超過 80% 的準確率，且此準確率非基於原始關鍵字的正規表示式所輸出，而是經由自然語言處理建構的模型，並以更複雜的深度學習演算法所解構的中文檢察書類用語後，才得以輸出預期的變數，對於 AI 判讀的準確性可謂如虎添翼。為擴大 AI 自動判讀檢察書類的效能，使其更貼近實際檢察機關處分毒品施用者所包括的選項，未來的研究將持續通過將檢察書類文本，包括不起訴處分書、觀察勒戒、強制戒治裁定書等書類轉換為數據，以訓練機器擷取毒品施用犯罪於刑事訴訟流程的多元結果，並藉由機器判讀結果，掌握毒品施用行為模式和各種處分、裁定結果的決策因素。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 3.0 的推動上發揮相得益彰的效果。

## 第二節、毒品施用與犯罪之關聯性

在現代社會中，毒品施用與犯罪行為之間的關聯性常常是社會備受關注的話題。這種關聯性不僅涉及公共衛生議題，也與法律、社會秩序及民眾福祉密切相關。雖然國際文獻中，毒品施用與犯罪之間的關聯性問題已有許多研究和討論，但鑒於國際在對待毒品問題上的防治策略不一，導致這兩者之間的連結性更加錯綜複雜。尤其除毒品對個體、家庭關係及心理健康影響外，同時還涉及了吸食、運輸、販賣和走私等犯罪問題，也和社會經濟狀況有關，使得研究者分析對犯罪問題的影響性更加複雜且難以釐清。本研究先說明毒品施用與犯罪關聯性對毒品政策與研究之益處，並指出相關研究在毒品施用與犯罪因果關係上的科學證據不夠充分之處，最後從「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」資料面反映出毒品施用與犯罪行為之間關聯性的全般面貌，期盼對相關刑事政策研究與未來毒品防治有所助益。

### 一、釐清毒品施用與犯罪關聯性對毒品政策與研究之益處

根據毒品危害防制條例第 2 條的規定，毒品被定義為具有成癮性、濫用性以及對社會具有危害性的麻醉藥品和其製品，以及影響精神物質和其製品。毒防條例明示了毒品對社會的危害性，而此種法律框架顯示了我國立法在毒品管制上，採取了一個直觀的觀點，即「毒品使用會滋生重大刑事案件」。從釋字第 544 號中可知在大法官的觀點中，毒品使用雖可被視為一種自我傷害的行為，但其影響於使用者的中樞神經系統，可導致心理和生理依賴性與成癮性。這樣的成癮行為在輕微的情況下，可能會使個人墮落、家庭破裂，並失去正常的生活和工作能力，成為家庭或社會的負擔。在嚴重的情況下，毒品使用可能會與其他犯罪行為相結合，催生重大刑事案件，惡化公共安全，並嚴重損害公共利益。大法官釋字暗示了毒品使用和犯罪行為有相當高的重疊性、共發性。然而，也有學者指出，毒品

使用與犯罪行為之間的因果關係並非具有科學實證的事實，而只是一種假設性的命題（王皇玉，2010）。舉例而言，如果毒品使用積習成癮嚴重，會引發暴力犯罪，那麼反覆施用毒品者，代表其成癮、依賴性嚴重難戒，而依照現行毒品危害防制條例的設計，反覆施用毒品者終將受懲以監禁刑罰，則理論上監獄中的純施用毒品受刑人會呈現與暴力犯罪者具有高度重疊性，但相關研究結果卻並未支持此種觀點(顧以謙, 許家毓, et al., 2022)。

鑒於不同級別、不同種類的毒品由於其藥理性產生的化學效果各異，對個體行為的影響也因此不同，這使得不能將所有毒品的效應以及其對暴力犯罪的影響一概而論（White, 2018）。面對此種觀點的矛盾，就不免需要重新檢視科學實證的證據，以貼近毒品施用和犯罪關聯性的事實。對於毒品與暴力犯罪之間的關係進行深入的實證研究，提供穩健、嚴格的科學成果，不僅能夠提供政策執行者對毒品施用更清晰的理解，而且有助於未來的政策制定者在毒品政策的防制界線、處遇方法、犯罪管制、執法力道、公共安全的設計(Lu et al., 2021)，與相關刑事司法政策的策劃上有明確的方向能夠依循。透過多層次和多元的分析，能夠更為準確地揭示毒品使用與暴力犯罪之間的因果關係，並提供更符合科學實證及有效性的法律介入策略，以期降低毒品使用和犯罪的社會危害，促進社會的和諧與安定。

## 二、毒品施用與犯罪的因果觀點證據不夠充分，尚待更多研究釐清

在探討毒品使用與犯罪行為的相關性研究中，依照研究目的有多元研究設計與取徑，例如，從長期藥物使用的角度，深入探討各類藥物對大腦功能及神經傳導物質於不同面向的影響(柯雨瑞 & 蔡政杰, 2017)、或基於認知神經科學採用實驗法，探索藥物濫用者在控制衝動、抑制攻擊行為、處理情緒歷程與一般人的差異(陳巧雲, 2019; 陳巧雲, 柯政宏, & 蕭睿宏, 2017)。另外也有許多調查研究，針對觸犯毒品施用罪的受刑人為研究對象，分析自我控制、精神疾病、物質成癮傾

向、就業狀態、同儕關係等個人特質(Li, Zhao, & Zhang, 2020; 顧以謙, 2016)與情境特性，如犯案原因、犯罪工具、毒品施用種類、酒精使用、其他犯罪行為(廖育璋, 楊士隆, 林慧娟, 吳竑毅, & 黃維民, 2022; 顧以謙, 鄭元皓, 陳瑞旻, & 林世智, 2019) 等因子與暴力犯罪的關聯性。然而，前述調查研究的方法存在明顯的研究限制，首先，由於調查對象全部來自封閉的矯正機構，其樣本並不足以代表處於不同環境、經由不同偵查程序中的毒品使用者，譬如受緩起訴處分者和毒品施用受刑人就會有所差異。其次，由於問卷調查為橫斷式研究，難以確定毒品使用行為與暴力行為的時間順序。第三，調查的研究對象在回答問卷時可能由於遺忘或其他因素(張芳全, 2014)，無法精確反映事件的細節和發生的先後順序，這些因素將導致測量誤差(Li et al., 2020)，使得分析結果存在偏差的可能。

毒品施用與犯罪行為的直接因果關係的論點，在現行毒品危害防制條例的框架下，將產生另外一個問題，就是在缺乏關聯性證據下，該如何劃定「精神影響物質」的「社會危害性」？又如何定位將物質的毒品級數？舉大麻為例，大麻於我國為第二級毒品，依法施用第二級毒品者，處三年以下有期徒刑之規定。然而，大麻和安他非命的屬性、藥理完全不同，與犯罪行為的關連性也不同，就好像於討論大麻合法化或安非他命合法化時，鮮少人會將其當作同樣的議題在討論一樣。秉持大麻合法化觀點者，理所當然必須接受合法化會導致大麻使用大量盛行的挑戰。假設大麻使用與犯罪具有關聯性，不可避免地，就必須回答「當大麻合法化後，會不會呈現更多大麻衍生性犯罪？」此類疑問。這也是在劃定「精神影響物質」的「社會危害性」時，設計毒品政策者所應聚焦的重點，而相關研究數據的提供，就更需要仰賴學術研究作為科學實證的基礎。譬如，前述提到的大麻衍生犯罪問題，國外研究團隊 Lu et al. (2021) 曾使用中斷時間序列設計來分析自 1999 年 1 月至 2016 年 12 月的科羅拉多州和自 2006 年 1 月至 2016 年 12 月的華盛頓州的每月犯罪數據。他們將科羅拉多州和華盛頓州的犯罪率與在研究期間沒有合

法化娛樂性大麻使用的 21 個對照州的犯罪率進行比較，同時控制其他可能影響犯罪率的因素，例如失業率和貧窮率。該研究發現，在科羅拉多州和華盛頓州合法化娛樂性大麻後，汽車盜竊和入室盜竊案件有增加，但都是短期影響：於長期影響方面，財產犯罪率和整體犯罪率都沒有顯著增加，甚至華盛頓州入室盜竊案件還呈現顯著下降。在總結之處，儘管作者強調它們的研究成果並非唯一真理，只是利用嚴謹、可複製的研究設計，向政策制定者提供證據證明合法化不會對犯罪產生負面影響，也還需要更多研究佐證。相對國外研究成果而言，我國於某種「精神影響物質」的「社會危害性」的界定上所能提出的證據，就顯得更為薄弱。對於各種類的毒品施用與犯罪行為的直接因果關係實證基礎的缺乏，將容易導致錯誤的毒品社會危害性的估計，可能導致投入相當多的資源的某項毒品政策的徒勞無功，值得警惕。

### 三、毒品施用者遭查獲後，以繼續施用占多數，較少從事其他犯罪行為

為克服前述研究限制，本研究透過「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」，分析 168,665 名首次因觸犯毒品犯罪而為檢察機關偵查終結之受處分者進入多層次貝氏模型，分別分析毒品施用與暴力犯罪、財產犯罪的關聯性。需要注意的是，本研究之樣本毒品施用期間和暴力犯罪、財產犯罪的期間具有「完全區隔」的設定。換句話說，毒品施用行為和從事暴力犯罪、財產犯罪並不會在偵查終結的時序上同時間發生。如此一來，本研究才能從事件發生的時間順序上確定其先後次序，並能憑依來進行毒品施用與暴力犯罪、財產犯罪之關聯性。本研究結果指出，無論財產犯罪或暴力犯罪，大部分涉及毒品施用的犯罪種類，其於後續的第 2 期間並不會從事其他犯罪行為，而有過半的機率為繼續施用第一級（64.2%）、第二級（53.4%）或混用第一、二級毒品（61.8%）；從事財產犯罪的機率，佔 10~14%，從事暴力犯罪的機率，則佔 5~6%。而無論施用第二級毒品、混用第一、二級毒品等有關施用毒品的組合，於第三期間最容易觸犯的犯罪類型皆為「不分級別的

純施用毒品」，機率皆達 3-4 成左右。

承上，本研究結果指出：「相對於持續施用毒品，毒品施用後從事財產或暴力犯罪的機率相當低」，僅有少數施用毒品者於後續會從事財產或暴力犯罪，與過去研究結果相符(顧以謙, 宋曜廷, et al., 2022; 顧以謙, 許家毓, et al., 2022)。本研究透過偵查資料的資料庫，以實證證據指出毒品危害防制條例之「社會危害性」假設在數據與機率觀察下，其觀點未獲得足夠的實證證據支持。由此可見，「毒品施用易滋生財產與暴力犯罪」之因果關係，只是一種假設、一個觀點，未獲本研究之實證支持。對應相關文獻可知，毒品使用與犯罪行為之間的關係十分複雜，可能存在其他調節或中介變項(Dawe, Geppert, Occhipinti, & Kingswell, 2011)，譬如罹患精神疾病者，會助長或削弱暴力犯罪行為的發生(Maremmani et al., 2014; McKetin et al., 2019; 廖育璋, 2022; 顧以謙 et al., 2019)、低自我控制有可能會增強毒品衍生性犯罪行為(Conner, Stein, & Longshore, 2009; Li et al., 2020)。對毒品的依賴性、經濟支配能力、非法組織的涉入會強化毒品衍生的暴力，如幫派鬥毆等大型衝突(Boles & Miotto, 2003)。其他如早期酒精使用(White, Loeber, Stouthamer-Loeber, & Farrington, 1999)、生活型態、風險環境、家族互動型態、情緒狀態、負面事件、偏差友伴、偏差家庭(黃俊能 & 賴擁連, 2018)等等因子，都會顯著影響毒品施用和暴力犯罪的連結性。申言之，有可能因為新聞媒體的渲染，導致社會大眾對毒癮者從事嚴重「社會危害暴力犯罪」的現象被放大，讓人們心中有一個「毒品施用和犯罪密切相關」的印象。但對研究者來說，卻應該更專注於個體從初次接觸毒品至發展成毒品使用疾患的轉變路徑，如 Zhong, Yu, and Fazel (2020)的研究從臨床分析的角度出發，通過系統性回顧及後設分析方法，篩選出 1990-2019 年間的 18 項研究，涵蓋了總計 591,411 名毒品使用疾患患者，並綜合分析了具有毒品使用疾患與控制組(無毒品使用疾患與一般大眾)在暴力犯罪風險上的差異性。該研究確認了一個觀點，即幾乎所有單一毒品的毒品使

用疾患患者在暴力犯罪風險上均較控制組為高，且這種關聯在多重毒品使用疾患的組別中表現得更為強烈。換句話說，並非毒品使用導致犯罪，而是罹患毒品使用疾患患者才會較容易衍生出後續的犯罪行為。因此，相對於毒品使用對社會的危害，不如更關注於毒品成癮性(顧以謙 et al., 2019)，以及毒品使用而成癮後所引發的社會問題、家庭問題。

綜上，回顧本研究之發現與大法官釋字第 544 號之論述，可知毒品施用和犯罪行為之間的因果關係並非實證所支持之唯一路徑，大法官之論述可能存有未盡完整之處。大法官皆為學識淵博、學術實務兼具之專家，且作成釋字時應飽覽群書，為何會做出可能與實證相違的解釋呢？本研究認為，因為「科學是不斷演進的。」僅僅因為當初大法官於作成釋字時，尚未有以實證數據觀察犯罪現象的相關研究結果，所以大法官根本無從考據。甚且，依《司法院組織法》第四條第一項規定，大法官應具備之資格並未包括與犯罪學、刑事司法、量化研究等專長，導致大法官可能並不會有機會從實證科學角度切入議題，也缺乏學術視角與科學資源去調查、研析、探詢該類議題的真偽，所以就容易導致作出的釋字無法考慮到毒品施用者會去從事暴力或財產犯罪等危害社會行為，是因為本身早已具備合併從事該種犯行的特性，而非單純因為毒品反覆施用所致。因此，為了幫助國家毒品政策的設計更為妥適，政府更應挹注資源予刑事司法研究，幫助相關研究領域承擔對應的實證研究，以提出更明確的科學證據作為政策制定者之憑依。

### 第三節、新世代反毒策略 1.0 之緩起訴附命戒癮治療再犯狀況

新世代反毒策略行動綱領(又簡稱反毒策略 1.0)在 2017 年由行政院臺法字第 1060181586 號函核定，其中指出以 2017 年至 2020 年進行以「人」為中心的防毒、拒毒、緝毒、戒毒及修法配套的五大面向行動策略。其中在戒毒策略之中，提出「建置整合性藥癮醫療示範中心，發展轉診與分流處遇系統」、「替代治療便利性改善方案」等策略。在行動綱領的戒毒策略「替代治療便利性改善方案」之中，規劃內容特別指出以「協調地檢署對於鴉片類緩起訴個案，擴大替代治療藥品使用範圍，包括美沙冬及丁基原啡因；逐步提升附命戒癮治療緩起訴處分之比率，從 105 年之 11%，106 年提升至 15%，並於四年內提升至 20%」。後據法務部主管 111 年度單位預算評估報告所指，106 至 109 年度緩起訴處分附命戒癮治療人次分別占該年度第一、二級毒品起訴及緩起訴人次之 17.63%、18.09%、17.74%、22.15%，可見推動戒癮治療之人次已達成反毒策略 1.0 之目標(劉宜鈴, 2021)。

繼而，隨著緩起訴處分附命戒癮治療量能不斷推升，政策推動與規劃者開始探詢一個重要議題，即：「緩起訴處分附命戒癮治療是否對降低毒品施用者的再犯率有所助益？」因此，於行政院核定「修正新世代反毒策略行動綱領(第二期 110-113 年)」之中的「綜合規劃策略」下，向日本「再犯防止推進法」取經，訂定「再犯防止推進計畫」，並推行「貫穿式保護」措施，期望降低毒品新生同時，亦可逐漸抑制毒品再犯(行政院, 2020, 2022)。然而，在討論再犯前，應該先定義何謂再犯，以及政府所關心的反毒策略 1.0 的效能應著重於何種面向。King and Elderbroom (2014)曾指出再犯率雖然常常作為政府的績效指標，但單一成功或失敗的衡量方式，並不能作為最佳的衡鑑標準。再犯率應具備多重的標準，包括停止再犯(不再返回監獄)、失敗時間(亦為本研究所分析之存活時間，即釋放後

無犯罪時期的持續時間)以及重新犯罪的嚴重性(亦為本研究所進行之多層次貝氏分析,即下一次犯罪的種類與程度)。另外,再犯率為持續、準確和及時的數據收集,所以個案應具備唯一識別符號(亦及本研究所採用的唯一碼),以及定義便利於跨刑事司法機構中鏈接、串聯各項犯罪數據的協議。在分析數據方面,因不同群體可能具有不同的風險水平和再犯傾向,因此應將分析對象的人口的基本組成定義清楚。Lai, Stein, Geckeler, and Pasternack (2022) 也指出過去一般再犯分析多以二元衡量方式計算再犯,但越來越多犯罪學研究建議以非二元尺度作為再犯指標的,以提供個人犯罪軌跡的更全面圖像。譬如,再犯評估者可以初犯個案的下一刑事司法結果(逮捕、定罪等)的時間或在指定時間內的犯罪事件數量,觀察隨時間推移犯罪事件的嚴重性,以及檢驗初犯的個案後續是否犯下其他類型的犯罪行為,以了解後續再犯的嚴重性,此點在顧以謙, 宋曜廷, et al. (2022)等人研究中也有相關研究成果。此外, Lai et al. (2022)也指出再犯評估應以一個足夠長的時間段作為追蹤期間,才能觀察到特定政策干預的影響。多數再犯研究的追蹤期為大約兩年,惟更長的追蹤期會需要更多的研究資源支持,也將會面臨更多的研究限制,導致追蹤再犯研究窒礙難行。由於再犯事件的發生與否或是發生的數量,往往會在追蹤期的起始點後的第一年內發生最為頻繁密集,後續發生趨勢將趨緩,所以短期的追蹤也能提供許多有價值的資訊。

於再犯防止推進計畫中,可得知官方統計的計算起點為緩起訴確定附命完成戒癮治療之被告 2 年內再犯施用毒品罪,而為檢察官偵查終結(包括起訴、緩起訴、職權不起訴及移送觀察勒戒或戒治等有犯罪嫌疑者)。從報告結果可知,2017 年至 2019 年緩起訴處分確定且完成者,截至 2021 年底之再犯率平均為 45.2%,其中六個月以下再犯者所占比率為 21.9%、6 個月至 1 年未滿者占 13.4%。若計入出矯正機關之毒品收容人,2017 年平均 2 年內再犯率為 49.4%、2018 年為 43.3%、2019 年為 39.3%。於本研究再犯率方面,經本研究更精細合併、清洗後,

本研究結果指出，扣除追蹤期間受監禁或死亡者，在不區分是否完成緩起訴附命戒癮治療之下，2008-2016 年參與緩起訴附命戒癮治療的毒品使用者之中，2 年內再犯施用毒品罪比率為 40.9%、2017 年 41.7%。在區分是否完成治療者之下，本研究發現 2008-2016 年完成治療者 2 年內再犯施用毒品罪之比率為 29.5%，2017 年為 27%(表 5-3-1)。

在 5 年再犯施用毒品之再犯率方面，顧以謙，鄭元皓, et al. (2021)之研究顯示 2008-2014 年的 5 年再犯施用毒品之再犯率為 35.6%、2015-2016 年為 39.7%(顧以謙，許家毓, et al., 2022)。然而，前揭研究皆未能剔除無再犯者之中，有入監或死亡之情形。經本研究控制相關干擾因素，更精細合併、清洗與區分是否完成治療者之後，本研究發現 2008-2016 年完成治療者 5 年內再犯施用毒品罪之比率為 44.1%、2017 為 33.5%(表 5-3-1)。換句話說，自 2017 年新世代反毒策略開始後，完成緩起訴附命戒癮治療者之 5 年內再犯施用毒品罪之比率明顯降低，推測反毒策略中有關建置整合性藥癮醫療示範中心、替代治療便利性改善方案、擴大替代治療藥品使用範圍之策略初見成效。

過去研究在緩起訴附命戒癮治療之追蹤兩年以上施用毒品再犯率皆有高於 5 成的現象，譬如 Wang and Wang (2017)追蹤之 2 年以上再犯率為 51.6%，而施用第一級毒品者參與緩起訴附命戒癮治療後，追蹤兩年以上施用毒品再犯率為 63.8%。究其原因可知，Wang and Wang (2017)研究並無區分是否完成戒癮治療，因此再進一步將個案區分為是否完成緩起訴附命戒癮治療，歷年來的數據皆顯著低於未完成治療者(顧以謙，許家毓, et al., 2022; 顧以謙，鄭元皓, et al., 2021)，包括本研究也發現控制住性別、年齡後，未完成治療組之再犯風險顯著高於完成治療組。完成治療組相較於未完成治療組之施用毒品再犯風險會減少 66.3%，由此可知，本研究結果再次支持「完成緩起訴附命戒癮治療具有延遲再犯的效果」的論點(Ku et al., 2023)，應足以作為相關科學研究之參考。

自我國過去刑事政策可知，一直以來，監禁是被視為主要對抗犯罪問題的懲罰手段，此點也間接成為了評估緩起訴附命戒癮治療的再犯率的干擾。簡言之，如果個案於緩起訴期間因他案受到監禁，則於其未出現任何刑事紀錄之「空白追蹤期間」，就無法證明個案之未再犯乃與緩起訴附命戒癮之治療效果有關，也不能被計入再犯率之計算之中。此點，在死亡數據上也應採同樣的標準進行校正。換句話說，無論完成緩起訴附命戒癮治療與否，只要個案於追蹤期間死亡，則未來一定不會有再犯可能，因此應於再犯追蹤中予以排除。然而，過去相關官方統計報告或研究中，其再犯分析皆無將前揭條件納入考量，導致無法排除分析結果的偏差可能性。本研究必須強調，再犯率的評估結果，端視其資料清洗、合併、再犯定義、有無排除雜訊、區間計算等精密的資料處理過程，因此在不同的條件下，可能會得出相當不同的數據結果(Yukhnenko, Sridhar, & Fazel, 2019)。所謂科學乃強調具體性、可證偽性及可再現性，因此任何再犯率之計算皆應經得起資料重複的驗算(Lösel, 2018)，並能在同樣數據、同樣條件下再現結果。

總結而言，緩起訴附命戒癮治療是一項引入醫療資源的社區型處遇方案，在2017年的新世代反毒策略推動後，政府增設了治療性社區與中途之家，更推動緩起訴的量能，強化減害治療跨區給藥服務，幫助地方檢察署能在醫療院所評估下，提供適用丁基原啡因治療的方案。從成果面，可見2017年之後的5年的再犯施用毒品的比率，在同樣條件下，相較於2008-2016年大幅降低10%，可見新世代反毒策略1.0的落實方向是正確且有效的。然而，值得注意的是，本研究僅分析2017年往後追蹤的2年、5年再犯率，並無包括2018年之後的計算結果，無法代表新世代反毒策略1.0完整的推動期間(2017-2020年)的完整成效，尚待後續研究持續追蹤。但如同Ku et al. (2023)研究所建議，本研究還是再次強調：「無論擴大了多少替代療法的量能、提升了多少緩起訴比率，若是無法幫助毒品成癮患者留在療程中、盡量完成治療，則對抑制藥癮復發的助益就會相當有限。」

為便利比較緩起訴附命戒癮治療相關再犯率研究成果，本研究彙整近年研究與調查緩起訴附命戒癮治療再犯施用毒品率之統計結果，如表 5-3-1：

表 5-3-1 近年緩起訴附命戒癮治療再犯施用毒品率一覽表

數據出處	時間區間	無區分是否完成治療		完成治療	
		2 年再犯率	5 年再犯率	2 年再犯率	5 年再犯率
王雪芳&王宏文(2017)	2006-2014	51.6%	-	-	-
鍾宏彬(2018)	2009-2012	50.76%	66.03%	-	-
顧以謙(2021)	2008-2014	58.9%	62.6%	29.4%	35.6%
立法院(2021)	2015-2020	-	-	34.8%	-
行政院(2022)	2017-2021	-	-	45.2%	-
顧以謙等人(2022)	2015-2016	58.9%	65.9%	27.9%	39.7%
本研究(2023)	2008-2016	40.9%	56.1%	29.5%	44.1%
	2017	41.7%	48.0%	27.0%	33.5%

#### 第四節、人工智慧應用於起訴、緩起訴處分之啟發

在近年的法律及社會科學研究中，利用機器學習和自然語言處理技術對法律文檔進行分析，以便更好地理解 and 預測毒品犯罪行為，已成為一個重要的研究方向。通過這些先進的技術，研究者能夠更準確地理解和預測毒品犯罪行為，並為法律實務工作者提供有力的決策支持。

##### 一、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, Zolbanin, Crosby, 和 Wright (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機器學習模型，預測青少年在一年內再次被逮捕的風險。研究發現，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。此外，社交風險和家庭功能也是重要的影響因素。當青少年接觸偏差同儕的機會增加或家庭功能不佳時，他們再次被逮捕的風險也會相應增加。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。

類似於前揭研究，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，運用決策樹、邏輯斯迴歸、貝氏分類器、梯度提升機、隨機森林等資料探

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，會影響「檢察官作成緩起訴、起訴處分」的關鍵節點，主要也先考量是否有過「強制戒治」經歷，再來衡量「累犯與否」。於節點「是否聘請辯護人」方面(圖 4-7-1)，切割點是 1.5 位以下，也就是聘請多過於 2 位或 2 位以下(包括 2 位)之辯護人者，獲得起訴的機率都無明顯差異，此點也暗示了就算「被告的經濟狀況與家境狀況」可負擔得起多過於 2 位辯護人訴訟費用，獲得起訴的機率與否都和聘請 2 位以下(包括公設辯護人)者無明顯差異。因此，「有錢判生、無錢判死」的觀點，在本研究毒品施用犯罪的起訴書類分析結果中，並沒有找到證據支持此論點。

最後，本研究也發現所在區域的醫療資源也會是特定條件下檢察官是否作成起訴或緩起訴的關鍵，推測原因來自於臺灣區域醫療資源分布狀況會反映出地檢署地所在區域，若該地區的檢察署具有較為充分醫療資源，反映出該地方檢察署位於主要城市，所收個案較多，推測對於毒品施用個案的分流篩選機制可能也較為完整，因為初犯、無前科紀錄、非累犯、無戒治紀錄者，在分流下可能已經先篩除。因此在有強制戒治且為累犯者之條件下，在主要城市的地方檢察署分流機制下，會更傾向作成起訴的處分。

## 二、機器學習在預測起訴、緩起訴方面各種演算法模型比較

經本研究運用機器學習預測各地方檢察署針對毒品施用案件的起訴書、緩起訴處分書中所蘊含之資訊，可發現無論何種演算法，其準確率皆相當高，代表運用自然語言將相關特徵擷取出來，再利用自動判讀結果，進行機器學習的預測是可行的，下個階段性任務就是去探索人工智慧輔佐檢察機關進行處分判斷的可行性。同時，本研究也發現在方法學上，尚有一些值得討論之處。譬如以決策樹建立預測模型的優點是具有可解釋性、非線性關係、特徵交互作用和不需要特徵縮放等特性，但其缺點為過度擬合和不穩定，有鑑於此二缺點，有關決策樹預測模

型產生的圖，本研究僅以三層進行呈現。以邏輯斯迴歸建立預測模型的優點則是有概率方法、效率和可解釋性，其缺點為線性假設侷限，以及需要使用處理硬體性能需求高。而以貝氏分類器建立預測模型的優點為高維數據下的良好性能，尤其像是本研究使用多個變項進行預測分析，貝氏分類器處理這類資料有其優勢，其缺點是數據稀疏所產生的問題，在本次取得的資料中，部分變項有資料量偏差的情況，在貝氏分類器的處理中，這些資料常因資料量過少而被排除。利用梯度提升機建立預測模型的優點是模型有較高的預測準確性表現，以及適合處理非線性數據，其缺點則為過度擬合和計算密集，這兩個缺點顯示硬體需求高，以及運作模型需要長時間運轉才能得到結果。最後，用隨機森林建立預測模型的優點是具有防止過擬合、處理大規模數據和變量重要性評估等特性，其缺點為模型解釋性差、預測速度慢等問題。

綜合以上各個建立預測模型的方法，在選擇模型時如果需要最高的準確性並且資源允許，則梯度提升機和隨機森林是最好的選擇，兩個建立模型的方法在本次研究之準確度分別為 91%和 92%，相較於其他模型，在準確度上已經有相當高的水準(表 4-7-3)。如果考量對於模型預測結果之解釋，將會選擇決策樹作為建立預測模型的方法，由圖 4-7-1 可以清楚看出各個節點和條件，有助於解讀演算法背後的檢察機關的決策。

最後，經本研究各種演算法模式比較後，也發現了一些未解決的問題和新的研究方向。譬如在透過上述方法建立預設模型時，可以發現僅有貝氏分類器處理的速度較快，因本次研究數量將近 58 萬筆資料項目，未來加入刑事資料、觀護資料和矯正資料等，將超過百萬筆資料項目，依目前本研究運用的硬體設備來看，可能僅有貝氏分類器可以進行預測模型建立，其他方式將無法有效運作。因此，雖然本研究證實自然語言處理、機器學習的技術在法律、刑事司法、犯罪學研究中具有高度可行性和重要價值，但如何進一步提高預測模型的準確性和可解釋性，

如何將這些技術與傳統的法律研究和刑事司法、犯罪防治研究方法相結合，以及如何保護個人隱私和數據安全等，都是值得未來研究和探討的重要議題。

## 第六章、結論與建議

### 第一節、研究結論

#### 一、建置第一期「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」完成

在第一期的規劃中，本研究成功開發「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」。此系統整合匯入了過去五年間的 10,940 份涉及毒品使用犯罪的起訴和緩起訴文檔，且運用人工智慧自然語言處理的識別技術，專注於解析和學習檢察書類中充斥著司法術語的起訴、緩起訴處分書結構。在此系統中，本研究設計並建置「毒品犯罪標記特徵自動擷取與人工查詢與編輯標記介面」，其中包括兩個主要模組：「檢察文檔標記功能模組」和「檢察文檔判讀功能模組」。「檢察文檔標記功能模組」可讓研究者上傳未經人工標記的法律文檔，包括起訴書和緩起訴處分書。這些文檔經過分析後，系統會自動生成機器標記結果。研究者可以在機器完成標記後，進行手動修正以提高標記的準確性，從而完成文檔的標記過程。而在「檢察文檔判讀功能模組」中，本研究運用已標記的數據來訓練和優化模型的判讀能力。通過 BERT 方法，該模組能夠進行非監督式學習，針對非人工標記語料進行預訓練，幫助機器理解並識別檢察書類文檔中的關鍵信息。當預訓練模型被整合到「檢察文檔標記功能模組」後，研究者可以一鍵點選「自動判讀標記」，便可獲得 AI 標記結果。此外，「檢察文檔判讀功能模組」還支持一鍵導出功能，可按照研究者定義的特定欄位自動生成所需的分析數據檔，以便於進一步的研究和分析。

## 二、 「AI 人工智慧毒品施用犯罪大數據應用分析系統」可順利自動標記，輸出編碼準確度達 80%

當毒品施用犯罪起訴、緩起訴書類之人工標記完成後，本研究進一步投入未經人工標記之原始起訴、緩起訴書類，觀察人工智慧自然語言演算技術是否可順利自動標記將前開書類文字，並依循研究設定呈現編碼結果。為了評估新開發的自動化文本分析系統的效能，本研究進行了一系列的系統訓練和外部效度測試。這些測試旨在驗證系統在自動判讀檢察書類的準確性。根據統計學原則，本研究採用了 95% 的信心水準作為標準，並隨機抽取地方檢察署的檢察官起訴書和緩起訴書作為測試樣本，研究結果顯示，自動化判讀系統在解析法律文檔方面達到了超過 80% 的準確度。本研究指出，經過嚴格訓練和優化的自動判讀模型具有足夠的能力有效辨識和解析法律文檔中的關鍵特徵，證明本研究所開發之 AI 判讀系統在毒品犯罪研究領域具有高度應用性，且可改善毒品研究的效率。

## 三、 毒品施用初犯後以繼續施用毒品為主，較少從事其他犯罪行為，毒品施用與暴力、財產犯罪因果觀點未獲支持

本研究分析 168,665 名首次因觸犯毒品犯罪而為檢察機關偵查終結之受處分者進入多層次貝氏模型，分別分析毒品施用與暴力犯罪、財產犯罪的關聯性，研究發現無論財產犯罪或暴力犯罪，大部分涉及毒品施用的犯罪種類，其於後續鮮少從事其他犯罪行為，而有過半的機率為繼續施用第一級（64.2%）、第二級（53.4%）或混用一、二級毒品（61.8%）；從事財產犯罪的機率，佔 10~14%，從事暴力犯罪的機率，則佔 5~6%。而無論施用二級毒品、混用一、二級毒品等有關施用毒品的組合，於第三期間最容易觸犯的犯罪類型皆為「不分級別的純施用毒品」，機率皆達 3-4 成左右。綜整研究結果，指出：「相對於持續施用毒品，毒品施用後從事財產或暴力犯罪的機率相當低」，僅有少數施用毒品者於後續會從事財產或暴力犯罪。由此研究結果可知，該等關聯性並不具備因果關係的特異度、

時間順序等特質，因此「毒品施用與暴力、財產犯罪具因果關係」之觀點，在本研究中，並未獲支持。

#### **四、新世代反毒策略 1.0 起跑後 1 年，完成戒癮治療者 5 年再犯率降低超過**

##### **10%，顯見政府長期推動的毒品政策，漸有成效**

在探討緩起訴附命戒癮治療對毒品施用再犯率的影響方面，本研究進行了細緻的數據合併和清理工作。研究結果顯示，在 2008 至 2016 年期間參與緩起訴附命戒癮治療的毒品使用者中，經過篩選排除了追蹤期間因服刑或死亡而不能追蹤的個案後，不論是否完成治療，2 年內再犯毒品使用的比率為 40.9%（2008-2016 年）和 41.7%（2017 年）。當區分出完成治療者後，2008 至 2016 年的數據顯示，完成治療者在 2 年內再犯毒品使用的比率為 29.5%，2017 年進一步降至 27%。此外，本研究在分析 5 年內再犯毒品使用的比率時，考慮到過去研究中未能有效排除那些因服刑或死亡而無再犯的個案，建置了控制這些干擾後的再犯與存活分析模型。在經過數據的合併、清洗及區分完成治療與否後，發現 2008 至 2016 年完成治療者的 5 年內再犯率為 44.1%，而 2017 年則下降至 33.5%。這一結果表明，自 2017 年實施的新世代反毒策略以來，完成緩起訴附命戒癮治療的個體 5 年再犯毒品使用的比率顯著降低。由於政府持續推動各項反毒策略，包括新世代反毒策略 1.0 中實施了多項與戒癮治療密切相關的措施，含建立整合性藥癮醫療示範中心、提升替代治療的可及性，以及擴展替代治療藥物的適用範圍，在較長期的追蹤下，推測對完成治療者的施用毒品再犯率有較明顯的改善成效，但仍需要持續追蹤觀察。

#### **五、強制戒治、累犯與否和分流篩選機制的完善性為獲起訴、緩起訴處分關鍵**

本研究採用了多種機器學習的分類技術，包括決策樹、邏輯斯迴歸、貝氏分類器、梯度提升機和隨機森林，以預測和比較「檢察官作成緩起訴、起訴處分」的分類結果。本研究發現，影響檢察官作出緩起訴或起訴處分的關鍵因素主要包

括是否有過強制戒治經驗和是否為累犯。此外，本研究還指出，所在地區的醫療資源也是檢察官作出起訴或緩起訴處分的一個重要因素。推測這可能是因為臺灣地區醫療資源的分布狀況反映了地方檢察署的所在位置，若某地區的檢察署位於主要城市且醫療資源充足，意味著其對毒品使用案件的分流篩選機制更為完善。因此，在具備強制戒治經歷且為累犯的情況下，位於主要城市的地方檢察署在分流機制下，可能更傾向於作成起訴處分。最後，在探討「是否聘請辯護人」的節點時，發現聘請辯護人數目（無論是否多過於兩位）對是否緩起訴的機率影響不大，這一發現暗示了即使被告能負擔得起三位以上辯護人的費用，其是否緩起訴的機率並未因此顯著不同，這與一般社會認為「富人更易獲得緩起訴」的觀點不符，至少在本研究所分析的近萬筆毒品使用犯罪數據中，並未發現支持該論點的證據。

## 第二節、研究建議

### 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，而是成為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。這些資訊對於幫助 AI 理解檢察機關在作成處分決策的人道考量至關重要，也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**

基於對自然語言的深入理解和精準的檢察書類用語辨識，本研究建構的 AI 自動判讀模型已能夠自動化地從毒品施用起訴書中提取關鍵變項，且其準確率已成功達到超過 80%。從後續的起訴與緩起訴機器學習的預測結果可知，經 AI 自動判讀模型後的數據，利用機器學習中，梯度提升機、隨機森林演算法預測檢察機關作出緩起訴或起訴的準確度皆達 90%以上、分類正確性也已達 95%以上。由此可知，法務部或可考慮建置封閉式地端部署之檢察書類生成式 AI 模型。在符合「行政院及所屬機關(構)使用生成式 AI 參考指引」下，針對較為單純的毒品施用案件，應用 AI 作為初篩的工具，在檢察事務官的監督下，可由 AI 助手先從被告取得關鍵特徵，並生成起訴書、緩起訴書，而後再讓承辦檢察官檢視其內容，進行客觀且專業之最終判斷。此外，更為重要的是，AI 自動判讀模型可加速毒品防治研究的效率，擴大研究數據量，對增強預測研究準確性產生最為直接的助益。建議未來研究將持續通過將更多檢察書類文本轉換為數據，來訓練機器擷取毒品施用犯罪在刑事訴訟流程中的多元結果，並進行進階的分析與研究，以提出更精確的再犯預防策略。

### **四、緩起訴附命戒癮治療有效降低毒品施用者的再犯率，新世代反毒策略 1.0 推動後展露成效，建議持續擴大戒癮量能，並幫助毒癮者完成治療**

本研究發現，在政府長期推動反毒策略，尤其在新世代反毒策略 1.0 推動後，緩起訴附命戒癮治療對於降低毒品施用者的再犯率具有顯著助益。本研究顯示，

新世代反毒策略 1.0 中提出的戒毒策略，包括建置整合性藥癮醫療示範中心和替代治療便利性改善方案，對於降低毒品施用者的再犯率具有正面影響。研究進一步分析 2017 年之後的追蹤數據，發現完成緩起訴附命戒癮治療者的 5 年內再犯施用毒品罪比率相較於 2008-2016 年減少 10%。這一成果表明，政府在新世代反毒策略 1.0 所推行的治療性社區和中途之家等措施，以及對替代治療藥品使用範圍的擴大，對於毒品施用緩起訴個案的再犯行為具有抑制效果。然而，本研究也指出，為了達到抑制藥癮復發的最大效益，重要的是要幫助毒品成癮患者留在療程中並盡量完成治療。本研究建議未來研究應持續追蹤新世代反毒策略 1.0 的長期成效，以更全面地評估其對抑制毒品再犯的影響。

#### **五、毒品施用初犯後以繼續施用毒品為主，較少從事其他犯罪行為，建議聚焦解決毒品施用的成癮問題，評估推動「物質濫用防治專法」可行性**

本研究分析毒品施用與暴力犯罪、財產犯罪的關聯性，研究結果指出相對於持續施用毒品，毒品施用後從事財產或暴力犯罪的機率相當低，僅有少數施用毒品者於後續會從事財產或暴力犯罪。有鑑於此，本研究建議應重視毒品施用者的成癮性問題，以及毒品成癮所衍生出的家庭、社會問題。尤其 2017 年兒權公約、2017 年人權兩公約、2017 年司改國是會議，皆強調毒品施用為健康問題，成癮問題，應重視藥癮回歸醫療體系、以維繫毒癮者之家庭功能、社會功能。基此，本研究建議應參考相關研究或專家學者觀點，如郭適維 (2023)彙整國內外療癮性社區觀點，提倡應立法推行「藥癮防治專法」；徐吉志 (2022)認為在重整對戒癮者之醫療與司法角色定位後，新世代反毒策略 3.0 的方向應朝「醫療與社會復歸型保安處分」制度發展。本研究結果也支持前述觀點，認為政府長期推動反毒政策，時至反毒策略 1.0 已初展成效時，擴大社區型戒癮治療，並逐步將藥癮問題整合入物質成癮性問題，以及開始評估推動「物質濫用防治專法」之可行性。

## 六、應挹注研究資源於建構毒品施用與犯罪關聯性的科學證據，以作為有效毒品防治政策堅實基礎

儘管國際文獻中已有眾多關於毒品施用和犯罪關聯的研究和討論，但由於各國對待毒品問題的防治策略各異，導致關聯性的混淆因素更複雜，加上毒品與犯罪之間可能受到多種調節或中介變項的影響，釐清關聯性變得更為困難。雖然毒品危害防制條例將毒品定義為對社會有害、具成癮性的精神影響物質，且認為毒品使用會直接導致其他重大刑事犯罪，但本研究透過實證研究與文獻回顧，發現毒品施用與犯罪關聯性的益處及科學證據並不充分，僅能作為一種假設性的觀點，尤其不同級別和種類的毒品對個體行為的影響不同，並不能一概而論。本研究認為毒品與暴力犯罪之間的實證研究，應該是未來的毒品政策擬定、非法與合法界線、犯罪定義和執法空間之基礎，因此透過數據資料庫之刑案資料進行多層次貝氏分析，並發現大部分毒品施用者的後續犯罪行為仍以維持毒品施用行為占多數，較少衍生出其他犯罪行為。本研究之結果探索出了毒品使用與犯罪行為之間的基礎框架，也可作為兩者之間關聯性的基礎證據，但本研究認為若要說明毒品施用犯罪行為的因果關係，便應更重視、且依循科學實證原理。唯有經過更多有效性的科學研究檢證，才能更有效的設計對應的介入、干預、防治策略，降低毒品使用和衍生性犯罪問題，以降低毒品危害防制條例所定義之社會危害性。

### 第三節、研究限制與未來展望

本研究採用「刑事政策與犯罪研究數據資料庫」進行再犯分析，但由於資料庫欄位限制，會有幾項研究限制。首先，資料庫的欄位限制使得無法精確區分不同品項的毒品，例如第一級之海洛因或嗎啡與第二級毒品的安非他命或大麻，從而對特定毒品的再犯率進行深入分析存在困難。其次，如前文所述，可能影響再犯的風險因子如家庭關係、就業狀況、同儕關係和成癮程度等等，同樣由於欄位限制，於本研究之模型並無控制，在未來研究討論相關結果時，仍須注意有此情形。第三，本研究採用的存活分析是基於 2017 年間的資料，並追蹤 5 年至 2022 年底，由於「新世代反毒策略行動綱領 1.0」是實施於 2017-2020 年，因此本研究的結果只能作為初步參考，後續應持續關注之後幾年，即 2018-2020 年的再犯狀況。

此外，本研究嘗試從數據上區分毒品使用和暴力犯罪的時期，並確定它們的時序關係，以探討在毒品使用犯罪先發生的情況下，後續發生暴力犯罪的概率。然而，應注意的是，分析的犯罪時序並不能完全代表個體實際的毒品使用和犯罪行為時間，它只能表示偵查結束時所確定的時序，並不能排除未被記錄到的犯罪行為（即犯罪黑數）的存在。

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、起訴的準確度達 90%、分類正確性達 95% 以上。但由於目前 AI 自動判讀系統的正確性為 80% 左右，顯示預測來源資料尚有錯誤的可能性，因此尚待未來進一步提升機器判讀的準確性後，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準確度，以作為設計毒品施用犯罪檢察機關小助手的基礎。

鑒於本期研究僅能取得抽樣後部分的檢察書類，期望未來能獲得更全面的數

據，並希望能有更多的研究資源支持，包括足夠的人力、物力和與先進學術機構的合作。特別是，希望能夠利用 AI 技術，導入實際多元處遇方案的個案動態資料，如主觀生活評量、生活滿意度量、情緒表現、物質依賴嚴重度量表、風險情境、生活品質、家庭關懷度、衝動性等評估資料，才能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。未來研究期盼在與臺灣高等檢察署、前瞻學術機構、具 AI 技術機構的合作下，能夠開發出精準的治療和分流處遇系統，以協助政府實現「新世代反毒策略行動綱領 2.0」和「再犯防止推進計畫」中的政策目標。

## 参考文献

- 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).
- Ali, J., Khan, R., Ahmad, N., & Maqsood, I. (2012). Random forests and decision trees. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, *9*(5), 272.
- Baucum, M., Khojandi, A., Myers, C., & Kessler, L. (2023). Optimizing Substance Use Treatment Selection Using Reinforcement Learning. *ACM Transactions on Management Information Systems*, *14*(2), 1-30.
- Boles, S. M., & Miotto, K. (2003). Substance abuse and violence: A review of the literature. *Aggression and Violent Behavior*, *8*(2), 155-174. doi: [https://doi.org/10.1016/S1359-1789\(01\)00057-X](https://doi.org/10.1016/S1359-1789(01)00057-X)
- Cavicchioli, M., Calesella, F., Cazzetta, S., Mariagrazia, M., Ogliari, A., Maffei, C., & Vai, B. (2021). Investigating predictive factors of dialectical behavior therapy skills training efficacy for alcohol and concurrent substance use disorders: A machine learning study. *Drug and Alcohol Dependence*, *224*, 108723.
- Conner, B. T., Stein, J. A., & Longshore, D. (2009). Examining Self-Control as a Multidimensional Predictor of Crime and Drug Use in Adolescents with Criminal Histories. *The Journal of Behavioral Health Services & Research*, *36*(2), 137-149. doi: 10.1007/s11414-008-9121-7
- 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*. Paper presented at the Proceedings of the Seventeenth International Conference on Artificial Intelligence and Law, Montreal, QC, Canada. <https://doi.org/10.1145/3322640.3326739>
- Dale, R. (2019). Law and Word Order: NLP in Legal Tech. *Natural*

- Language Engineering*, 25(1), 211-217. doi:  
10.1017/S1351324918000475
- Dawe, S., Geppert, L., Occhipinti, S., & Kingswell, W. (2011). A comparison of the symptoms and short-term clinical course in inpatients with substance-induced psychosis and primary psychosis. *Journal of Substance Abuse Treatment*, 40(1), 95-101. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jsat.2010.08.002>
- 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. doi: 10.1007/s10479-021-03984-7
- Harishdatalab (Producer). (2023, 2023/10/11). Unveiling the Power of Large Language Models (LLMs). Retrieved from <https://medium.com/@harishdatalab/unveiling-the-power-of-large-language-models-llms-e235c4eba8a9>
- Harris, H. (2022). Artificial intelligence and policing of financial crime: a legal analysis of the state of the field. *Financial Technology and the Law: Combating Financial Crime*, 281-299.
- Hayes, P., Van De Poel, I., & Steen, M. (2020). Algorithms and values in justice and security. *Ai & Society*, 35, 533-555.
- Husinec, S. (2010). The role of comparative legal analysis in teaching the language of the law. *Legal discourse across languages and cultures*, 155-173.
- Islam, U. I., Haque, E., Alsalman, D., Islam, M. N., Moni, M. A., & Sarker, I. H. (2022). A Machine Learning Model for Predicting Individual Substance Abuse with Associated Risk-Factors. *Annals of Data Science*. doi: 10.1007/s40745-022-00381-0
- Jallan, Y., Brogan, E., Ashuri, B., & Clevenger, C. M. (2019). Application of Natural Language Processing and Text Mining to Identify Patterns in Construction-Defect Litigation Cases. *Journal of Legal Affairs and Dispute Resolution in Engineering and Construction*, 11(4), 04519024. doi: doi:10.1061/(ASCE)LA.1943-4170.0000308
- 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. doi:

10.1504/IJAHUC.2022.125038

- King, R. S., & Elderbroom, B. (2014). *Improving recidivism as a performance measure*: Urban Institute Washington, DC.
- Ku, Y.-C., Chung, H.-P., Hsu, C.-Y., Cheng, Y.-H., Hsu, F. I.-C., Tsai, Y.-C., . . . 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*. doi: 10.1007/s11469-023-01034-w
- Lösel, F. (2018). Evidence comes by replication, but needs differentiation: the reproducibility issue in science and its relevance for criminology. *Journal of experimental criminology*, 14(3), 257-278.
- Lai, I., Stein, J., Geckeler, C., & Pasternack, E. (2022). Common Indicators of Recidivism Used in Program and Policy Evaluations (D. o. L. o. Labor, Trans.) (pp. 1-19). NJ, Princeton: Mathematica.
- Lazer, D., Kennedy, R., King, G., & Vespignani, A. (2014). The parable of Google Flu: traps in big data analysis. *Science*, 343(6176), 1203-1205.
- Li, S. D., Zhao, R., & Zhang, H. (2020). Examining the Link between Drug Use Disorders and Crime among Chinese Drug Users Receiving Mandatory Detoxification and Treatment. *Crime & Delinquency*, 67(10), 1561-1581. doi: 10.1177/0011128720939511
- Lu, R., Willits, D., Stohr, M. K., Makin, D., Snyder, J., Lovrich, N., . . . Hemmens, C. (2021). The Cannabis Effect on Crime: Time-Series Analysis of Crime in Colorado and Washington State. *Justice Quarterly*, 38(4), 565-595. doi: 10.1080/07418825.2019.1666903
- 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.
- Maremmanni, A. G. I., Rovai, L., Rugani, F., Bacciardi, S., Dell'Osso, L., & Maremmanni, I. (2014). Substance abuse and psychosis. The strange case of opioids. *Eur Rev Med Pharmacol Sci*, 18(3), 287-302.
- McKetin, R., Leung, J., Stockings, E., Huo, Y., Foulds, J., Lappin, J. M., . . . Degenhardt, L. (2019). Mental health outcomes associated

- with the use of amphetamines: A systematic review and meta-analysis. *EClinicalMedicine*, 16, 81-97. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2019.09.014>
- 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.
- Raso, F. A., Hilligoss, H., Krishnamurthy, V., Bavitz, C., & Kim, L. (2018). Artificial intelligence & human rights: Opportunities & risks. *Berkman Klein Center Research Publication*(2018-6).
- Re, R. M., & Solow-Niederman, A. (2019). Developing artificially intelligent justice. *Stan. Tech. L. Rev.*, 22, 242.
- Reiling, A. D. (2020). Courts and Artificial Intelligence. *International Journal for Court Administration*. doi: 10.36745/ijca.343
- Steele, V. R., Maurer, J. M., Arbabshirani, M. R., Claus, E. D., Fink, B. C., Rao, V., . . . Kiehl, K. A. (2018). Machine learning of functional magnetic resonance imaging network connectivity predicts substance abuse treatment completion. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 3(2), 141-149.
- Stensrud, M. J., & Hernán, M. A. (2020). Why Test for Proportional Hazards? *JAMA*, 323(14), 1401-1402. doi: 10.1001/jama.2020.1267
- 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.
- UNODC. (2012). *Introductory Handbook on the Prevention of Recidivism and the Social Reintegration of Offenders*: United Nations Office on Drugs and Crime.
- Wang, S.-F., & Wang, H. (2017). A Study on the Drug Recidivism of Those Who Received Deferred Prosecution Addiction Treatment in Taiwan. [臺灣接受毒品緩起訴戒癮治療者再犯罪之分析]. *Crime and Criminal Justice International*(27), 1-41.
- White, H. R., Loeber, R., Stouthamer-Loeber, M., & Farrington, D. P. (1999). Developmental associations between substance use and violence. *Development and Psychopathology*, 11(4), 785-803. doi: 10.1017/S0954579499002321

- Yukhnenko, D., Sridhar, S., & Fazel, S. (2019). A systematic review of criminal recidivism rates worldwide: 3-year update. *Wellcome Open Research*, 4.
- 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.
- Zhong, S., Yu, R., & Fazel, S. (2020). Drug Use Disorders and Violence: Associations With Individual Drug Categories. *Epidemiologic Reviews*, 42(1), 103-116. doi: 10.1093/epirev/mxaa006
- 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. doi: 10.1007/s10796-019-09934-w
- 王道維, & 林昀嫻. (2021). 自然語言處理應用於民事裁判預測. Retrieved 10/15, 2019, from <http://www.phys.nthu.edu.tw/~aicmt/Civil%20Law%20Project.htm>
- 丘采薇. (2021, 2021/01/11). 蔡英文：兩年投入 76 億 吸引 AI 等國際大廠加碼投資臺灣. 聯合報. Retrieved from <https://udn.com/news/story/7240/5164716>
- 行政院. (2020). 修正新世代反毒策略行動綱領. 台北: 行政院 Retrieved from <https://www.ey.gov.tw/File/27697522FC25AF7C?A=C>.
- 行政院. (2022). 施用毒品者再犯防止推進計畫(核定本). 台北: 法務部 Retrieved from <https://antidrug.moj.gov.tw/dl-3076-dc182672-4294-4192-8c99-f3c232d91f28.html>.
- 行政院. (2023). 行政院及所屬機關(構)使用生成式 AI 參考指引 台北: 行政院 Retrieved from <https://www.nstc.gov.tw/nstc/attachments/30c73a41-c2a0-4af2-971a-c1902654d627><https://www.nstc.gov.tw/nstc/attachments/30c73a41-c2a0-4af2-971a-c1902654d627>.
- 余至浩 (Producer). (2023, 2023/05/21). 【司法院 AI 未來應用 2：裁判書文件自動生成】生成式 AI 走進法院，要讓法官製作裁判書更有效率！. Retrieved from

<https://www.ithome.com.tw/news/156693>

吳筱雯 (2019, 2019/06/06)。張忠謀：4種人不怕 AI 來襲，工商時報。取自

<https://www.chinatimes.com/newspapers/20190606000247-260202?chdtv>

李家維, & 林一平. (2021, 2021?12). AI 就是未來國力-專訪廣達集團董事長林百里. *科學人雜誌*, 2021, 1-110.

林琬真, 郭宗廷, 張桐嘉, 顏厥安, 陳昭如, & 林守德. (2012). 利用機器學習於中文法律文件之標記、案件分類及量刑預測. *中文計算語言學期刊*, 17(4), 49-67. doi: 10.30019/ijclclp.201212.0004

法務部 (2011)。運用文字探勘技術自動產製檢察官書類系統簡介。政府機關資訊通報 (290)，頁 1-7。

法務部 (2020)。AI 部署，超前規劃，攜手為民，向前邁進！，法務部新聞稿。取自

<https://www.moj.gov.tw/2204/2795/2796/37960/>

法務部 (2021, 2021/09/01)。新世代反毒策略卓有成效，貫穿式保護防止再犯；痛打新興毒品及大麻犯罪，還給國人無毒家園！，法務部新聞稿。取自

<https://www.moj.gov.tw/2204/2795/2796/118700/post>

法操 FOLLAW (Producer). (2019). 根據刑法減刑規定，什麼狀況稱得上「情堪憫恕」？. Retrieved from

<https://www.thenewslens.com/article/117772>

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. [Applying Legal Analytics and Text Mining: Factors and Structure of the Cross-border Drug Trafficking]. *問題與研究*, 58(2), 91-114. doi: 10.30390/isc.201906\_58(2).0003

柯雨瑞, & 蔡政杰. (2017). 試論毒品之特色與危害性：兼論「施用毒品」除罪化之再省思. *中央警察大學國土安全與國境管理學報*, 28, 49-92.

徐吉志 (2022)。臺灣毒品防制政策的過去現在與未來。「2022 青少年藥物濫用預防與輔導研討會」發表之論文，嘉義。

高皓筠. (2023, 2023/3/30). AI 崛起「1 職業恐被取代」 ChatGPT 之父坦言：短期內會大量減少，國際要聞. *鏡週刊*. Retrieved from

<https://www.mirrormedia.mg/story/20230330edi009/>

國家發展委員會. (2021). 六大核心戰略產業推動方案. 台北: 國家發展委員會 Retrieved from

[https://www.ndc.gov.tw/Content\\_List.aspx?n=9614A7C859796FF](https://www.ndc.gov.tw/Content_List.aspx?n=9614A7C859796FF)

A.

- 張宇軒 (2019)。利用機器學習方式自動判讀病歷並產生 ICD-10 編碼。國立臺灣大學生醫電子與資訊學研究所。
- 張孟駿 (2019)。0 門檻！0 負擔！9 天秒懂大數據 & AI 用語 (1))。新北市：博碩。
- 張芳全。(2014)。問卷就是要這樣編 (2 ed.): 心理出版社股份公司。
- 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。臺灣法學雜誌, 237, 186-192。
- 郭銘倫 (2021)。大數據分析應用於交通行動服務高雄 MeNGo 月票之顧客分群研究。淡江大學運輸管理學系運輸科學碩士班。
- 郭適維 (2023)。從療癒性社區談推動藥癮防治專法。「療癒性社區建構與成癮防治國際研討會暨實務工作坊」發表之論文，台北。
- 陳巧雲。(2019)。論安非他命濫用者之行為控制能力與藥物相關線索的影響。[Inhibitory control and effects of drug-related cues in adults with amphetamine abuse]. 藥物濫用防治, 4(1), 1-26. doi: 10.6645/jsar.201903\_4(1).1
- 陳巧雲, 柯政宏, & 蕭睿宏。(2017)。以事件相關頻譜振盪分析法檢視少年輔育院毒品犯罪青少年之攻擊行為。[Using event-related spectral perturbation analysis to examine aggressive behavior in adolescents in reform school with drug abuse]. 藥物濫用防治, 2(4), 33-62. doi: 10.6645/jsar.2017.2.4.2
- 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 (2), 頁 23-53。doi: 10.6123/jcrp.2016.014
- 陳明進。(2007)。影響檢察官緩起訴決定因素之探討。(碩士), 國立成功大學。Retrieved from <http://140.116.207.99/handle/987654321/264260>
- 黃俊能, & 賴擁連。(2018)。毒品犯再犯暴力犯罪之危險因子與社區處遇對策。
- 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(消防學系, Trans.) 法務部保護司 110 年委託研究成果報告 (1 ed., Vol. 1, pp. 1-546). 桃園: 中央警察大學。

- 黃詩淳, & 邵軒磊 (2020)。以人工智慧讀取親權酌定裁判文本: 自然語言與文字探勘之實踐。 **臺大法學論叢**, 49 (1), 頁 195-224。
- 黃詩淳, & 蔡芸瑋. (2021). 人工智慧輔助法律資料分析之實踐: 以高齡者之財產安全與規劃相關裁判為對象. 臺灣: 科技部.
- 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. [A Comparative Study on the Intervention between the Drug Courts Plans in the United States and Deferred Prosecution with Condition to Complete the Addition Treatment in Taiwan]. *矯政期刊*, 6(2), 19-44. doi: 10.6905/jc.201707\_6(2).0002
- 廖育璋. (2022). 物質使用疾患與精神疾病對殺人、重傷害及無差別殺傷人犯罪影響之研究. (博士), 國立中正大學, 嘉義縣. Retrieved from <https://hdl.handle.net/11296/ej2qwz>
- 廖育璋, 楊士隆, 林慧娟, 吳竑毅, & 黃維民. (2022). 以路徑分析法探討藥物濫用影響暴力犯罪行為之實證研究. [An Empirical Study on the Effect of Substance Abuse on Violent Criminal Behavior by Path Analysis]. *藥物濫用防治*, 7(1), 1-25. doi: 10.6645/jsar.202206\_7(1).1
- 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** (18), 頁 267-313。
- 劉邦揚, 吳永達, 陳品旻, & 陳湘渝 (2019)。毒品多元處遇政策下的法律評價—具體求刑起訴書的實證分析。 **刑事政策與犯罪防治研究專刊** (23), 頁 21-40。 doi: 10.6460/cpcp.201912\_(23).02
- 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**, 頁 1-100。
- 劉邦揚, 吳永達, 陳品旻, 陳湘渝, 劉伊敏, 徐照青, & 廖詠新. (2019). 毒品施用行為多元處遇成效評估與比較: 第二期. 台北市: 法務部司法官學院.
- 劉宜姁. (2021). 法務部主管 111 年度單位預算評估報告. 台北: 立法院 Retrieved from <https://www.ly.gov.tw/Pages/Detail.aspx?nodeid=45216&pid=213310>.
- 鍾宏彬. (2018). 施用毒品行為多元處遇成效評估與比較 (法務部司

- 法官學院, Trans.) 法務部司法官學院 107 年自體研究成果報告 (edited ed., pp. 1-124): 法務部司法官學院.
- 鍾張涵. (2021). 砲轟外資沒知識的旺宏吳敏求，為何大捐 10 億給成大蓋智慧運算學院？. 天下雜誌 web.
- 蘇智文. (2017). 2000~2012 全國各地方法院刑事醫療糾紛判決大數據分析 - 以機器學習預測判決結果. 國立中興大學. Available from Airiti AiritiLibrary database. (2017 年)
- 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. Available from Airiti AiritiLibrary database. (2012 年)
- 顧以謙. (2016). 毒品使用及犯罪行為關聯性之研究-以 P.E.S. 模式分析為例. 國立中正大學. Available from Airiti AiritiLibrary database. (2016 年)
- 顧以謙, 宋曜廷, 許福元, 張道行, 鄭元皓, 吳瑜, ... 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, Trans.) III 年法務部司法官學院自體研究成果 (pp. 1-66): 法務部司法官學院.
- 顧以謙, 張道行, 許福元, 吳瑜, 林俐如, 宋曜廷, & 李思賢 (2021a)。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。「2021 刑事政策與犯罪防治研究學術發表會」發表之論文，台北。
- 顧以謙, 張道行, 許福元, 吳瑜, 林俐如, 宋曜廷, & 李思賢. (2021b). 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. [A Pilot Study on the Application of Natural Language Analysis to Indictments for Drug Use Offenses]. 刑事政策與犯罪防治研究專刊(30), 93-140. doi: 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. [An Analysis of the difference between the application of conviction for imprisonment on indictment and the court's pronounced sentence on the Use of Schedule I drugs]. 藥物濫用防治, 6(4), 89-111. doi: 10.6645/jsar.202112\_6(4).3
- 顧以謙, 許家毓, 潘宗璿, 吳瑜, 鄭元皓, & 吳永達. (2022). 應用爬蟲程式與數據探勘毒品施用行為創新先導研究 (法務部司法官學院, Trans.) III 年法務部司法官學院自體研究成果 (pp. 1-140): 法務部司法官學院.
- 顧以謙, 陳湘渝, 許家毓, & 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。「2021 毒品戒癮與社會復歸研討會」發表之論文，嘉義。

顧以謙, 鄭元皓, 許茵筑, 鍾宏彬, & 蔡宜家. (2021). 施用毒品行為多元處遇成效評估與比較(第四期) (法務部司法官學院, Trans.) 法務部司法官學院 110 年毒品防制基金研究成果報告 (pp. 1-114): 法務部司法官學院.

顧以謙, 鄭元皓, 陳瑞旻, & 林世智. (2019). 大麻成癮、憂鬱和暴力犯罪之關聯性初探—以毒品犯受刑人為例. [A Preliminary Exploration of the Intersection of Marijuana Addiction, Depression and Violence among Drug-Using Inmates in Taiwan]. 藥物濫用防治, 4(3), 29-58. doi: 10.6645/jsar.201909\_4(3).2

附錄、應用機器學習分析起訴、緩起訴處分關鍵因子變項表

項目	變項	數量	比例
一、起訴類型	起訴	4579	48.33%
	緩起訴	4895	51.67%

項目	變項	數量	比例
二、檢察署地區	臺北地檢署	739	7.80%
	新北地檢署	945	9.97%
	士林地檢署	391	4.13%
	基隆地檢署	1365	14.41%
	桃園地檢署	575	6.07%
	新竹地檢署	353	3.73%
	苗栗地檢署	397	4.19%
	臺中地檢署	623	6.58%
	彰化地檢署	366	3.86%
	南投地檢署	281	2.97%
	雲林地檢署	345	3.64%
	嘉義地檢署	253	2.67%
	臺南地檢署	487	5.14%
	高雄地檢署	652	6.88%
	橋頭地檢署	334	3.53%
屏東地檢署	410	4.33%	
宜蘭地檢署	286	3.02%	

	花蓮地檢署	205	2.16%
	臺東地檢署	162	1.71%
	澎湖地檢署	42	0.44%
	金門地檢署	226	2.39%
	連江地檢署	14	0.15%
	遺漏	23	0.24%

項目	變項	數量	比例
三、分區	北部地區	4654	49.12%
	中部地區	2012	21.24%
	南部地區	2178	22.99%
	東部地區	367	3.87%
	離島地區	240	2.53%
	遺漏	23	0.24%

項目	變項	數量	比例
四、性別	女	1203	12.70%
	男	8255	87.13%
	遺漏	16	0.17%

項目	變項	數量	比例
五、該行為人是否另案在監(含羈押)	羈押、看守所	240	2.53%
	執行、在監、服刑	5806	61.29%

	中		
	保外就醫	1	0.01%
	書類未標示	3427	36.17%

項目	變項	數量	比例
六、是否為累犯	是	2793	29.48%
	否	6681	70.52%

項目	變項	數量	比例
七、施用場所	住居租所	5128	54.13%
	工地	158	1.67%
	娛樂場所	30	0.32%
	路邊	112	1.18%
	醫院	262	2.77%
	遺漏	3784	39.94%

項目	變項	數量	比例
八、查獲方式	另案	8212	86.68%
	列管毒品人口	495	5.22%
	定期採尿	364	3.84%
	強制到場	403	4.25%

項目	變項	數量	比例
----	----	----	----

九、施用毒品種類	海洛英	2433	25.68%
	安非他命	4747	50.11%
	大麻	136	1.44%
	古柯鹼	6	0.06%
	PMA	1	0.01%
	嗎啡	8	0.08%
	伽瑪羥基丁酸	1	0.01%
	神仙水	1	0.01%
	遺漏	2141	22.60%

項目	變項	數量	比例
十、是否混用一種以上毒品	有	40	0.42%
	無	9434	99.58%

項目	變項	數量	比例
十一、施用方式	吸食	6504	68.65%
	注射	995	10.50%
	遺漏	1975	20.85%

項目	變項	數量	比例
十二、行為人是否委任律師	有	261	2.75%
	無	9213	97.25%

項目	變項	數量	比例
十三、同一書類 是否合併毒品以 外犯罪之罪名	有	2913	30.75%
	無	6561	69.25%

項目	變項	數量	比例
十四、行為人是 否抗辯	有	645	6.81%
	無	8829	93.19%

項目	變項	數量	比例
十五、抗辯理由	否認	463	4.89%
	未施用	60	0.63%
	沒有施用	46	0.49%
	辯稱	69	0.73%
	不知道	24	0.25%
	忘記	5	0.05%
	替代療法	1390	14.67%
	最後一次施用毒品	5	0.05%
	遺漏	7412	78.24%

項目	變項	數量	比例
十六、具體求刑 之方向	從重	61	0.64%
	加重	2661	28.09%
	從輕	1	0.01%

	遺漏	6751	71.26%
--	----	------	--------

項目	變項	數量	比例
十七、犯後態度	不佳、不知悔改、毫無悔意	489	5.16%
	自白、良好、坦承、尚可、尚屬良	8626	91.05%
	不明	359	3.79%

項目	變項	數量	比例
十八、是否自首減輕刑期	有	1734	18.30%
	無	7740	81.70%