

# 人工智慧與法律資料分析之方法與應用： 以單獨親權酌定裁判的預測模型為例\*

黃詩淳、邵軒磊\*\*

<摘要>

本文試圖應用人工智慧技術至法學問題。首先簡單介紹人工智慧的基本內涵，以及其分支技術機器學習的內容與功能為何，之後說明將其應用於法學研究，具體從事法律資料分析（legal analytics）之實益。其次，本文蒐集 2012 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日共三年期間，當父母均為本國人、也都有意願爭取親權時，地方法院第一審共 448 件結果為「單獨親權」之裁判，包含了 690 位子女，使用機器學習當中的「梯度提升法（gradient boosting）」，分析其中民法第 1055 條之 1 的各項因素具有多高的重要性。研究發現，最重要的三項因素與比重分別是：主要照顧者為 0.356，子女意願為 0.267，親子互動為 0.152；亦能明確指出其他各項因素的重要性程度。模型準確率（accuracy）為 95.7%，F1 分數為 0.927，表現相當良好。本文指出了在親

---

\* 作者感謝鄭諺霓協助裁判蒐集及部分編碼工作，以及兩位匿名審查人的寶貴意見。本文為國立臺灣大學高等教育深耕計畫－學術生涯發展計畫深耕型計畫【家事裁判之法資訊學研究：文字探勘、決策樹與機器學習】（108L7802）以及由科技部【中國大陸之日本研究知識社群：系譜學、社會網絡、數位人文】（104-2410-H-003-021-MY3）之相關研究成果。

\*\* 國立臺灣大學法律學院副教授；日本北海道大學法學博士。

E-mail: schuang@ntu.edu.tw

國立臺灣師範大學東亞學系副教授；國立政治大學法學博士。

E-mail: hlshao@ntnu.edu.tw

- 投稿日：09/27/2018；接受刊登日：03/21/2019。
- 責任校對：顏良家、黃品瑜、吳霽桓。
- DOI:10.6199/NTULJ.201912\_48(4).0005

權判決中，法官重視的因素以及重視的程度；人工智慧所建構的模型並能有效預測事件的結果，提高裁判的可預測性與透明性。如此，當事人與律師有更充足的資訊評估是否採取訴訟途徑，可能促進訴訟外紛爭解決（調解、和解）的使用率。惟須留意者，由於資料來源的限制，本文僅就公開裁判範圍預測；此外，法院如何判定共同監護、分別監護或第三人監護，亦待將來之研究。

關鍵詞：人工智慧、機器學習、法律資料分析、梯度提升法、親權、子女最佳利益、法之可預測性

## ◈ 目 次 ◈

- 壹、研究背景與文獻回顧
- 貳、人工智慧與法學研究
  - 一、人工智慧與機器學習簡述
  - 二、人工智慧與法學結合
- 參、法律資料分析應用於親權酌定相關裁判
  - 一、研究設計
  - 二、建置資料集
  - 三、交叉驗證
- 肆、研究發現
  - 一、模型成效
  - 二、親權酌定之因素權重
- 伍、分析與討論
  - 一、母親取得單獨親權的例子
  - 二、父親取得單獨親權的例子
  - 三、父母差距微小的例子
  - 四、小結
- 陸、結論

## 壹、研究背景與文獻回顧

「司法判決」的永恆考驗在於如何結合抽象法律概念與具體現實情狀，從而做出判斷。在理性心智描繪的理想法秩序構成中，真理如同實數般完善縝密，抽象原則與具體情狀之間並無差異，僅考驗法官適用法典之能力。因此，「真實」與「理念」實為全等，法律秩序為現實秩序之昇華，如同上帝之城與人間之城。不過「具體情狀」往往不如理念般完美，兩造往往各執一詞，甚至可能各有理據。這也是「裁判」的原始意義，在雙方當事人都有若干「勝算」的前提下，才需要第三方作「裁判」。因此，甚至可以說幾乎每一個裁判其本質上，都牽涉到雙方所提出的證據與主張，在法官心中的「重量」。法官必須在權衡雙方理據之後，做出裁判。合理的推論是：裁判當中必然會有某些理據「較為重要」，而某些理據「不那麼重要」。

回到現實面，在臺灣社會，若原被告身分特殊，或涉及重大犯罪、人權等相關議題時，容易引起民眾對某一判決的高度關注。若某個裁判之結果與社會大眾的刻板印象不符，常進而造成對司法不信任甚至招來「恐龍法官」之批評<sup>1</sup>。這個情形往往會由於媒體報導的簡略性而被放大，比如強調「原告具有某些有利要件但卻敗訴」。這容易激起閱聽人的情緒。嚴格來說，幾乎每個訴訟案件都能找到極微小對某方有利的論點，但法官必須基於全體情狀而做出判決。

因此，即使法官認為自己的裁判貼近主流見解，而欲辯駁輿論批評，除了「法官不語」的文化限制之外，也可能缺少客觀的「多數法官見解」資料以供其作為憑據，頂多只能事後以上級審對裁判結果之肯定，或者主張自己的裁判符合某些最高法院之裁判見解（權威性見解）來說服大眾。若法官認為自己的裁判雖「看似」與多數法官見解不符，但實因個案事實與多數法官

---

<sup>1</sup> 王子榮（2018），〈恐龍法官製造公司：當戰場不在法庭〉，聯合新聞網鳴人堂版，<https://opinion.udn.com/opinion/story/11756/2930248>（最後瀏覽日：09/23/2018）指出，當判決結果不符合「社會期待」（沒判死刑、沒判重刑），「恐龍法官」便成為新聞標題，引來一陣輿論撻伐甚至是網路肉搜法官。

見解所依據之事實有別時，也很難取得客觀的「多數法官見解所憑據的事實狀態」之資料，來正當化個案與通案之結果差異。換言之，討論某個裁判是否屬於多數型裁判或個案特殊型裁判，以及裁判結果是否正當時，其前提是充分地搜集了「何謂裁判多數」的資訊，才可能客觀地比較。否則一切的批判或稱讚，都可能被另一方稱為「主觀恣意」。

近年科技蓬勃發展，人工智慧（artificial intelligence, AI）能夠成為決策資訊過濾的主要助力。其中的機器學習（machine learning）方法，能解析出資料間的關聯，並以既有資料為基礎，對未知的問題進行預測。受此啟發，本文欲結合法律專業與資訊科學，以機器學習方法找出「多數法官見解」，並進一步指出哪些因素以如何的比重影響法官心證。此一研究成果有助提高裁判可預測性，除了可能增加調解、和解率外，也可增進人民對司法的信賴，減輕輿論與司法的對立。

本文的研究視角亦即人工智慧與法律，近期也有愈來愈多研究者投入。在國外，有將機器學習中的決策樹（decision tree）演算法來分類營業秘密法案件<sup>2</sup>；使用人工神經網路（artificial neural networks）預測判決死刑之結果者<sup>3</sup>；使用分層貝葉斯模型（hierarchical Bayesian model）於預測證券詐欺集體訴訟案之和解機率與金額<sup>4</sup>；運用人工神經網路預測稅法案件中，某個人是否該當於受雇人或自營業者、居住者，或者某筆收入是否應課稅等<sup>5</sup>。在臺灣，則有將機器學習用於「強盜罪」與「恐嚇取財罪」的分類，以及此兩

---

<sup>2</sup> Kevin Ashley & Stefanie Brüninghaus, *Automatically Classifying Case Texts and Predicting Outcomes*, 17 ARTIFICIAL INTELLIGENCE LAW 125, 125-65 (2009).

<sup>3</sup> Stamos T. Karamouzis & Dee Wood Harper, *An Artificial Intelligence System Suggests Arbitrariness of Death Penalty*, 16 INT'L J.L. & INFO. TECH. 1, 1-7 (2008).

<sup>4</sup> Blakeley B. McShane et al., *Predicting Securities Fraud Settlements and Amounts: A Hierarchical Bayesian Model of Federal Securities Class Action Lawsuits*, 9 J. EMPIRICAL LEGAL STUD. 482, 482-510 (2012).

<sup>5</sup> Benjamin Alarie et al., *Using Machine Learning to Predict Outcomes in Tax Law*, 58 CAN. BUS. L.J. 231, 231-54 (2016).



種罪的量刑預測<sup>6</sup>；以及找出法官在酌定子女親權時考量之重要因素<sup>7</sup>，並預測裁判結果者<sup>8</sup>。另外，亦有從理論的面向探討人工智慧中法本體論的研究進展<sup>9</sup>、人工智慧引發的倫理問題<sup>10</sup>、人工智慧對法律人才養成之挑戰<sup>11</sup>，以及勾勒與盤點人工智慧可能涉及的法律議題<sup>12</sup>等。

綜觀之下，前者的技術型研究，雖將人工智慧相關技術運用於法學並展現了預測成果，卻缺乏對該等技術在資訊科學領域的定位的全面性與系統性的說明，以至於對於資訊科學較陌生的法律人在閱讀後，常有見樹不見林之感。後者的理論型研究，則重在人工智慧對社會的衝擊與可能的規範方式，其與人工智慧技術本身的運用無太大關聯。本文希冀成為技術型研究與理論型研究之間的橋樑，首先將對人工智慧中的機器學習方法及其與法學之關聯作整體概括之介紹，亦即機器學習的內容與功能為何，以及應用於法學研究，從事法律資料分析（legal analytics）<sup>13</sup>之益處。其次，作為機器學習與法學

<sup>6</sup> 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卷4期，頁49-67。

<sup>7</sup> 黃詩淳、邵軒磊（2018），〈酌定子女親權之重要因素：以決策樹方法分析相關裁判〉，《臺大法學論叢》，47卷1期，頁299-344。

<sup>8</sup> 黃詩淳、邵軒磊（2017），〈運用機器學習預測法院裁判：法資訊學之實踐〉，《月旦法學雜誌》，270期，頁86-96。

<sup>9</sup> 陳顯武、陳世昌（2004），〈法資訊學上法本體論研究的興起與發展之分析：一個基本哲學概念意義之轉換〉，《臺大法學論叢》，33卷5期，頁1-49。

<sup>10</sup> 陳譽文（2017），〈人工智慧規範性議題綜觀〉，《科技法律透析》，29卷4期，頁43-51。

<sup>11</sup> 郭雨嵐、汪家倩、侯春岑（2017），〈法律科技與人工智慧時代，科技法律人才的養成與挑戰〉，《萬國法律》，214期，頁51-59。

<sup>12</sup> 林勤富、劉漢威（2018），〈人工智慧法律議題初探〉，《月旦法學雜誌》，274期，頁195-215。

<sup>13</sup> 將具體的資訊科學應用於法學領域，分析法學相關資料（文本），通常被稱為legal analytics，參見Daniel Martin Katz & Michael J. Bommarito的legal analytics課程網站，LEGAL ANALYTICS COURSE, <http://www.legalanalyticscourse.com> (last visited Sept. 23, 2018). Analytics是data analytics的簡稱，中文有翻成「資料分析」、「數據分析」、「計量分析」者，惟考量臺灣此方面專業的學界組織名為「臺灣資料科學協會」，故本文從之，將data譯為「資料」。

結合的例子，本文將使用機器學習中之梯度提升法（gradient boosting），來分析親權酌定之相關裁判，與既有文獻比較與對話，更精確地回答哪個審酌因素以何種比例影響法官，並比較不同的演算法對於案例分析的應用與貢獻。

## 貳、人工智慧與法學研究

### 一、人工智慧與機器學習簡述

人工智慧即使用人工方式創造「智慧」，其中，機器學習是當前此一領域使用的主要技術之一。機器學習，乃期望機器能自動「學習」或改善其表現的電腦演算法（algorithms），亦即藉由巨量數據的蒐集、模式分析、訓練機器逐漸修正並尋找其中的規則，而不需要（或幾乎不需要）人類預先設定<sup>14</sup>。所謂機器能夠「學習」，是一種比喻的說法，並非意味著電腦能夠活生生「讀書識字」如人類的高等認知系統；毋寧「學習」一詞是從功能的角度而言，因為電腦能夠從算式中調整因素權重，以提升自己的「任務正確率」之故<sup>15</sup>。

機器學習的演算法能夠偵測出資料內存在的規則，基此完成複雜作業的自動化以及進行預測<sup>16</sup>。這樣的演算法常被應用於網路搜尋、臉部辨識、垃圾信件偵測、資料探勘等。此外，由於其具備預測的功能，也常被預測分析（predictive analytics）業界用於分析現有的資料，並預測結果的可能性<sup>17</sup>。

---

<sup>14</sup> ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A MODERN APPROACH 693 (Stuart J. Russell & Peter Norvig eds., 3d ed. 2009); PETER A. FLACH, MACHINE LEARNING: THE ART AND SCIENCE OF ALGORITHMS THAT MAKE SENSE OF DATA 3 (2012).

<sup>15</sup> IAN H. WITTEN, EIBE FRANK & MARK A. HALL, DATA MINING: PRACTICAL MACHINE LEARNING TOOLS AND TECHNIQUES 21-27 (3d ed. 2011).

<sup>16</sup> David E. Sorkin, *Technical and Legal Approaches to Unsolicited Electronic Mail*, 35 U.S.F. L. REV. 325, 326 (2001); ERIC SIEGEL, PREDICTIVE ANALYTICS: THE POWER TO PREDICT WHO WILL CLICK, BUY, LIE, OR DIE 15 (2013).

<sup>17</sup> LAWRENCE MAISEL & GARY COKINS, PREDICTIVE BUSINESS ANALYTICS: FORWARD

若設計得當，機器學習演算法產生的結果會近似於處於相同條件底下的人類，看似具有「智慧」，因此機器學習法現今視為人工智慧的基礎<sup>18</sup>。

舉例言之，電子郵件軟體常設有自動偵測垃圾郵件的程式，即採用機器學習演算法。首先，先由人類提供機器一些被標示為垃圾信件的郵件，來訓練機器，機器會嘗試辨別出具有何種特徵的郵件容易被歸為垃圾信件，亦發現某種「規律」，例如：若某件電子郵件中含有「賺外快」之句子，在統計上有較高機率會是垃圾信件。其次，機器便使用這樣的判斷法則，來判斷新的郵件是否為垃圾信件。機器學習演算法能從大量的資訊中，偵測其共通的規則，作出上述的推論。因此，可供學習的資料量愈多，機器學習演算法的表現就愈好。此演算法的目標是，對於複雜的現象（此處是垃圾信件偵測）嘗試建立一個電腦內部模型，這能使電腦進行自動且正確的分類決策。在本例中，這個內部模型可能包含了數種「規律」，除了電子郵件內文中含有「賺外快」之句子外，若電腦收到更多的垃圾信件作為訓練，可能陸續偵測出其他的「規律」，例如：發信人 IP 位置來自某些特定國家（如：白俄羅斯）的郵件較可能是垃圾信件<sup>19</sup>；或寄件人與收件人曾有「通信紀錄」，則「較不可能」是垃圾信件。這樣藉由新的垃圾信件而新發現的「判斷法則」，能提升演算法在判別垃圾信件時的效能。從而，若一開始可供機器學習演算法訓練的資料數量過少時，其效果也就不好；通常可能需要至少數千個訓練用的資料樣本，才能發展出有用的內部模型<sup>20</sup>。

上述學習偵測垃圾郵件的機器學習演算法，在初始階段，係由人類所預先標記為「垃圾郵件」與「非垃圾郵件」之樣本來進行學習。這樣的方法被稱為「監督式學習（supervised learning）」，即從給定的訓練資料集（training

---

LOOKING CAPABILITIES TO IMPROVE BUSINESS PERFORMANCE 27-30 (2014).

<sup>18</sup> ARTIFICIAL INTELLIGENCE: A MODERN APPROACH, *supra* note 14, at 693.

<sup>19</sup> Paul Ducklin, *Dirty Dozen Spam Sending Nations: Find Where You Finished in Our Q3 Spampionship Chart*, NAKED SECURITY BY SOPHOS (Oct. 17, 2013), <https://nakedsecurity.sophos.com/2013/10/17/dirty-dozen-spam-sending-nations-find-where-you-finished-in-our-q3-spampionship-chart/> (last visited Sept. 23, 2018).

<sup>20</sup> CHRISTOPHER D. MANNING, PRABHAKAR RAGHAVAN & HINRICH SCHÜTZE, INTRODUCTION TO INFORMATION RETRIEVAL 335 (2008).

set) 中學習出一個模式，這個資料集必須有人類標註的目標值（是否為垃圾郵件）。訓練完成後，當機器接觸到新的、不知結果（目標值）的資料到來時，機器將根據在訓練時找出的「規律」來預測結果。

機器學習演算法與以往的軟體不同之處在於，它能夠在預先沒有設定「規律」的情況下，自動建立恰當的模型（意指偵測出「規律」）<sup>21</sup>；突破波蘭尼悖論（Polanyi's paradox）<sup>22</sup>。機器學習法可以在逐步接收新資料的同時，同步改進自己的「規律」，在垃圾郵件的例子中，當演算法接收到新的、有不同特徵的垃圾郵件後，能將其加入自己的內部模型並歸納出新的「規律」。這樣累積性的、具備適應性的程序，能對複雜的現象創造出更細緻的函式，而這往往無法藉由工程師的事前列舉規律來達成。

## 二、人工智慧與法學結合

機器學習等人工智慧技術的進展，使得分析大量數據並作為決策之參考一事成為可能。機器學習乃至資料分析（data analytics）的技術擴展到了法律領域，形成了「法律資料分析（legal analytics）」的新專業<sup>23</sup>。在國外，2009 年 Lex Machina 公司<sup>24</sup>成立，最初蒐集了數千個專利訴訟並用於預測該領域訴訟之結果，目前則擴大至公平交易、商務、著作權、勞工、保險、產品責任、證券、商標、營業秘密等各種訴訟類型，將相關資料與分析結果出售給使用者。另外，Bloomberg 公司的訴訟分析系統（Litigation Analytics）

---

<sup>21</sup> Pedro Domingos, *A Few Useful Things to Know about Machine Learning*, 55 COMM. ACM 78, 80 (2012).

<sup>22</sup> 即為軟體僅能依照程式設計者預先規劃好的「規律」來產生結果。舉例言之，若採用這樣的人工方式來設計偵測垃圾郵件的軟體，工程師首先必須自己設想一些垃圾郵件可能具有的特徵，並將此些「規律」設定至演算法。但這樣的事先指定規則的作法，無法因應與時俱進、隨時可能變動的垃圾郵件模式，例如工程師本人不知道「來自白俄羅斯的郵件可能是垃圾郵件」這個規則，電腦就無法偵測到。

<sup>23</sup> Daniel Martin Katz, *Quantitative Legal Prediction - Or - How I Learned to Stop Worrying and Start Preparing for the Data-Driven Future of the Legal Services Industry*, 62 EMORY L.J. 909, 930-932 (2013).

<sup>24</sup> *About Us*, LEX MACHINA, <https://lexmachina.com/about/> (last visited Sept. 23, 2018).

<sup>25</sup>，則提供了公司、法律事務所、法官在訴訟事件相關的統計資訊，預測可能的結果並提供訴訟策略之建議。足見以機器學習技術來輔助法學研究，是可茲發展的方向。本節將探討，此作法的功能、限制與實例。

### （一）法律資料分析能釐清訊息間之關聯

以往當人們欲獲得律師、公司、法官、當事人之相關資訊時，可能必須倚賴個人實際經驗或口耳相傳，但這些資料很可能僅來自於少數樣本，而無法提供正確的全體圖像<sup>26</sup>。尤其個人的聽聞往往會放大異乎常情的特殊狀況，這些「記憶」雖然特別清晰，但可能並非普遍、客觀的情狀。相較之下，若能使用公開、大量的資料，機器學習演算法可能找出人類所未發現的資訊間關聯。例如，機器可能發現，在侵權行為事件中，若造成人身損害的被告是醫院的話，相較於其他種類的被告，有較高的和解率，而這層關聯未必是一般律師所能察覺。總之，在人類的直覺與經驗之外，機器學習的分析結果能夠提供讀者參考與審酌的依據，並標示出可能被人類忽略但卻重要的因素。

此外，「多數／大量」的經驗研究也可能有助於吾人發現某個理念的核心內涵。例如，我們（人類）看到了某隻動物的照片，指稱其為「貓」，但卻未必能鉅細靡遺地說明為什麼我們認為這是貓，亦即我們很難羅列出所有構成「貓」的核心概念（兩隻倒三角形的耳朵？鬍鬚？眼睛？四隻腳？尾巴？斑紋？），並依據此核心概念亦即人類所預先歸納的「規則」，去教導機器如何辨識貓。相反地，不倚賴人類預先設定的規則，而提供機器大量的「貓」影像，吾人反而能成功地訓練機器辨識某圖像是否為貓<sup>27</sup>。在 2011 年的人

---

<sup>25</sup> *Litigation Analytics*, BLOOMBERG LAW, <https://www.bna.com/litigation-analytics/> (last visited Sept. 23, 2018).

<sup>26</sup> Owen Byrd, *Moneyball Legal Analytics Now Online for Commercial Litigators*, 31 COM. L. WORLD 12, 15-16 (2017).

<sup>27</sup> Quoc V. Le et. al, *Building High-Level Features Using Large Scale Unsupervised Learning*, in PROCEEDINGS OF THE 29TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING 507, 513 (John Langford & Joelle Pineau eds., 2012), <https://arxiv.org/abs/1112.6209>.

工智慧影像分類的準確率為 74.6%<sup>28</sup>，而 2017 年的已經到達 96.6%<sup>29</sup>。這樣高的正確率，已經可以說機器「懂得／學會」辨識貓的圖像。也就是說，透過大量的資料提供，機器已經自行捕捉了「貓」的核心特色，不會誤將狗的圖片誤認為貓。近來已有一些研究試圖解明機器做判斷的過程，得知機器是憑藉著哪些特徵辨認圖像為貓。換言之，貓圖像的辨識過程的解明，有助我們重新思考並接近「貓」這個抽象概念的核心。總體而言，「大量資訊的經驗研究」可能幫助人類思考「理念」是什麼。

## （二）法律資料分析能預測結果並提供決策者參考

機器學習演算法對於某些現象能成功建立預測模型，在以往的研究中已經多次實踐<sup>30</sup>。而這樣的預測功能對於法學是否有用？

即使大陸法系國家並無英美法中嚴格的先例遵循原則（*stare decisis*），「相同事物為相同處理」仍是司法核心價值之一，而為了實現此一價值，需要得知過去法院對相同情狀的問題下了如何之裁判。法律從業人員在聽完當事人陳述的事實後，通常是基於過去的經驗、其對法律的專業知識、所受訓練、推理技巧甚至直覺，找出某個與手邊案例相似的裁判，作為判斷與預測佐證。在邏輯上，有益資訊的增加必然會使得判斷的決策正確性增加；並且減少因個人疲勞、情緒等所帶來的「誤差」。因此「使用法資訊學補助判斷者決定」比「判斷者單獨決定更好」，在相似的研究中也證實了此點<sup>31</sup>。

在設計得當的情況下，機器學習演算法可藉由「學習」過去的裁判等資料，建立預測用的模型，決定哪個要素能預測結果及其權重。例如機器可能發現，在職場中的歧視案件中，若行為型態是以電子郵件對種族議題進行表述的話，行為人與被害人和解的機率高達 90%，遠高於全體勞工案件的和解

---

<sup>28</sup> *Id.* at 513.

<sup>29</sup> *Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)*, IMAGENET, <http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/> (last visited Sept. 23, 2018).

<sup>30</sup> STEPHEN MARSLAND, *MACHINE LEARNING: AN ALGORITHMIC PERSPECTIVE* 103 (2d ed. 2014).

<sup>31</sup> Katz, *supra* note 23, at 912.

率 60%。在法律實務中，可以想像，或許有經驗的律師基於自己的專業訓練與直覺，在同樣的情況也會建議當事人和解，但若能有明確的數據作為根據，則更有說服力。此外，並非每位律師都對任何一種領域的案件具有如此敏銳的直覺，一個好的機器學習演算法可能作為彌補律師經驗不足的工具<sup>32</sup>。

## 參、法律資料分析應用於親權酌定相關裁判

上節說明了法律資料分析與對法律領域的用途（找出重要因素、預測案件結果）。以下則將具體說明如何將特定的演算法用於分析特定的法律問題，亦即以親權酌定問題為例，展示機器學習方法能帶來的突破與貢獻。

### 一、研究設計

不論是研究方法，或是研究方法之下的演算法的選擇，均必須切合問題意識與研究目的。在機器學習的多種演算法中，本文將選擇梯度提升法（gradient boosting）來分析酌定親權之裁判，是因為此演算法能回答既有研究尚未解答的問題之故。以下（一）將先簡單整理既有研究的達到點及未竟之處，（二）說明「梯度提升法」的特徵。

#### （一）相關研究之發展

父母離婚後，若有未成年子女，父母得協議何人擔任親權人；無法達成協議時，由法院酌定之（民法第 1055 條第 1 項）。此際，民法第 1055 條之 1 規定了法院應注意之事項，亦即：

法院為前條裁判時，應依子女之最佳利益，審酌一切情狀，尤應注意下列事項：

一、子女之年齡、性別、人數及健康情形。

---

<sup>32</sup> John O. McGinnis & Russell G. Pearce, *The Great Disruption: How Machine Intelligence Will Transform the Role of Lawyers in the Delivery of Legal Services*, 82 *FORDHAM L. REV.* 3041, 3052 (2014).

二、子女之意願及人格發展之需要。

三、父母之年齡、職業、品行、健康情形、經濟能力及生活狀況。

四、父母保護教養子女之意願及態度。

五、父母子女間或未成年子女與其他共同生活之人間之感情狀況。

六、父母之一方是否有妨礙他方對未成年子女權利義務行使負擔之行為。

七、各族群之傳統習俗、文化及價值觀。

前項子女最佳利益之審酌，法院除得參考社工人員之訪視報告或家事調查官之調查報告外，並得依囑託警察機關、稅捐機關、金融機構、學校及其他有關機關、團體或具有相關專業知識之適當人士就特定事項調查之結果認定之。

在上述眾多的審酌因素中，到底法官在具體的個案中會考量哪些因素，又，其中哪些因素才是足以影響結果的重要因素，成為學說與實務討論的焦點<sup>33</sup>。以往有些文獻以量化研究方法考察過這個問題，依其方法，可分為三類。

第一、計數研究，將每個事件中之法院曾經審酌過的因素標示出來，將樣本中每個因素曾被考量次數加總，其結論為：「社工人員訪視報告」、「父母的職業及經濟能力」、「子女意願」及「子女年齡」是被法院考量較多次數的因素<sup>34</sup>。另外，亦有研究者選用更長期（2000-2013 年）的裁判作歷時性的觀察，同樣使用計數之方法，標示出個案中法院是否適用幼年子女原則、

---

<sup>33</sup> 除了其他註腳曾引用之論著外，近年以下文獻亦對此問題有所探討：李立如（2010），〈論離婚後父母對未成年子女權利義務之行使負擔：美國法上子女最佳利益原則的發展與努力方向〉，《歐美研究》，40卷3期，頁779-828；鄧學仁（2010），〈子女最佳利益之適用爭議與發展方向〉，《台灣法學雜誌》，155期，頁45-61；鄧學仁（2011），〈離婚後子女親權酌定之問題與對策〉，《月旦法學雜誌》，191期，頁34-44；林沛君（2015），〈由聯合國兒童權利委員會第14號一般性意見重新檢視「子女最佳利益」〉，《華岡法粹》，58期，頁127-159。

<sup>34</sup> 劉宏恩（2011），〈「子女最佳利益原則」在臺灣法院離婚後子女監護案件中之實踐：法律與社會研究（Law and Society Research）之觀點〉，《軍法專刊》，57卷1期，頁93。



主要照顧者原則、現狀維持原則（繼續性原則）、友善父母原則<sup>35</sup>。此論文發現法院在不同時期對各該原則的重視程度有所不同。不過，此種計數的方式並未將這些考量因素全部與裁判結果做對應分析，而無法回答，法官考量了這些因素後，會做出如何的裁判結果（親權判給母親、父親、抑或共同親權）。

第二、關聯研究，使用統計學技術（卡方檢定），其結論為「社工人員訪視報告」、「子女意願」、「父母意願」、「父母不當行為」、「主要照顧者」、「親子互動」、「子女居住現狀」等七項因素，與法院酌定親權之結果（判給母親或父親）有顯著關聯<sup>36</sup>。此研究補充並改善了計數研究的作法，不過尚無法回答，這些因素間的關係為何，哪一個才是最重要或法官最先審酌的因素。

第三、使用決策樹研究法，其結論為，法官最優先考量「主要照顧者」、其次考量「子女意願」及「親子互動」<sup>37</sup>。其文主要的貢獻在於找出了在大量裁判數據中親權酌定子女利益的法官思考路徑，並列出「子女利益的核心三要因」。不過，「最先考量」這樣的描述，依然無法準確地說明重要性，例如，「最優先考量」與「其次考量」的重要程度究竟差距多少。

茲將上述三類研究的結論、貢獻與限制整理如下【表一】。

---

<sup>35</sup> Chao-Ju Chen, *The Chorus of Formal Equality: Feminist Custody Law Reform and Fathers' Rights Advocacy in Taiwan*, 28 CAN. J. WOMEN & L. 116, 145 (2016).

<sup>36</sup> 鄭諺寬（2015），《離婚後未成年子女親權酌定之實證研究》，頁120-121，國立臺灣大學法律學研究所碩士論文。

<sup>37</sup> 黃詩淳、邵軒磊，前揭註7，頁326-327。

【表一】既存的親權酌定量化研究之特色

分類	計數研究	關聯研究	決策樹
重要的因素	社工人員訪視報告、父母的職業及經濟能力、子女意願、子女年齡	社工人員訪視報告、子女意願、父母意願、父母不當行為、主要照顧者、親子互動、子女居住現狀	主要照顧者、子女意願、親子互動
研究貢獻	了解法官考量較多的因素為何	找出與裁判結果間有顯著關聯的因素	發現法官優先考量的重要因素
可能研究限制	尚未與裁判結果做對應分析，無法知道法官考量了上述因素後，會做出何種裁判結果	僅有「有關／無關」的判定，但無法得知重要程度	尚無法準確地說明每個要因的重要程度

※資料來源：本文製表。

從以上數據研究之發展可以發現，親權酌定相關裁判的實證研究，從早先的「單純使用數量描述」，再到中途「要因與結果之相關性」，發展至今已經可探索「重要要因」為何。因此，可以說「數量由少到多，變因理解也能由簡單到繁複」。而本文將決策樹之方法做進一步延伸，希冀呈現各種變因的全面性理解，方法在下節詳述。

## （二）梯度提升法

關於未成年子女親權酌定的裁判，目前研究已經發現了與裁判結果有顯著關聯、且法官優先考量的幾個因素。接著，是否能夠更為「堅固」的證明，這三項能左右裁判結果的重要因素，其個別之「重要性比例」為何？同理，

能否解明此三項因素以外的因素之比重為何，為何沒有出現在決策樹上（甚至與結果間不具顯著關聯）？本文使用梯度提升法能偵測出資料內存在的規則，建立模型（函式）<sup>38</sup>。以下簡單說明此演算法的特徵。

「梯度提升法」能從單一模型中計算複數的決策樹，並將每一個決策樹疊加起來的結果作為最後檢定成果，而回推出某種分類能否增加「模型的正確率」。而不斷反覆演算的過程中，若某些樹不能「增加」模型正確率，就會停止運算，而發展另外的決策樹。而也由於這個模型計算出複數的決策樹，因此在所有的因素中，能計算出每個節點的「貢獻」（Gain，所有變項之總和為1），也就是我們稱的「重要性」。換言之，越常在反覆運算的決策樹中所出現的節點，對於總體模型的貢獻就越大。

綜上，使用機器學習來進行法學研究（分析裁判）時，吾人應先考量既有研究之狀況，並選擇能突破過去研究的演算法。此際，需要具有對法學研究及機器學習二方面的基本知識。當決定了題材與方法之後，則要開始準備機器學習所需之資料集，詳述如下。

## 二、建置資料集

### （一）裁判之蒐集：樣本數與代表性的權衡

本文欲使用的梯度提升法，屬於監督式的機器學習演算法，我們希望機器去學習法官酌定子女親權之決策模式，因此必須提供機器過往的裁判，並標記出特徵值與目標值<sup>39</sup>。

在資料集製作中，倘若因修法或其他因素，造成法官裁判的法律依據或心證標準突然轉變時，從舊法時代的裁判所獲得的模型，即無法有效預測新法時代的案件。從而，即使竭盡所能地搜集戰後以來全部的裁判，達到數量的最大化，也不見得是好的訓練集，亦即這樣的訓練集有代表性的問題。本

<sup>38</sup> 梯度提升法（gradient boosting）又可稱為gradient tree boosting或gradient boosting machine，see Jerome H. Friedman, *Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine*, 29 ANNALS. STAT. 1189, 1189-1232 (2001).

<sup>39</sup> FLACH, *supra* note 14, at 16-18.

文所舉出子女親權酌定也經歷過修法的變動：1996 年修正民法前，依舊法第 1055 條，判決離婚時子女之監護（當時法條用語）係適用舊法第 1051 條，即原則上由夫任之；直至 1996 年修正第 1055 條後，始由雙方協議，協議不成時由法院酌定之，並新設第 1055 條之 1，作為法官酌定親權時的參考。換言之，1996 年前是「原則從父，例外從母」，之後才改成父母平等；1996 年以前的裁判的決策模型自然無法有效地適用於修法之後。此外，上述既存文獻的研究發現，近年法院逐漸減少適用幼年原則，2000-2003 年的 75 件裁判中有 16 件（占 21%），但 2009-2013 年的 100 件裁判中僅有 7 件（占 7%）<sup>40</sup>；此一現象並非修法所造成，而可能是法官價值觀的轉變。可以想見的是，倘若吾人使用 2000 年當時的裁判作為機器學習的依據，可能無法準確預測現今裁判的結果。為了避免上述法律修正或價值觀變遷而降低預測的準確性，理論上使用愈接近現在時點的裁判愈好。

機器學習所需的資料集需要一定的樣本數量，但又要避免法律及法官價值觀變動，在考量了此二要求的平衡，並且避免過度與 Chen 文的研究範圍重合，本文選擇了 2012 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日共三年期間<sup>41</sup>的地

---

<sup>40</sup> Chen, *supra* note 35, at 145.

<sup>41</sup> 或有論者質疑本文在寫作的 2018 年夏季至 2019 年初，何以不使用更近期的裁判。惟本文的問題意識與目的是使用不同的機器學習演算法，解決既存研究未探討的特徵值權重問題，重點是不同種類的機器學習方法的比較，而非新的研究對象開發與「社會上的法」的變遷，故仍使用與既有研究相同的資料集。事實上筆者正在對 2015-2017 年的裁判進行編碼，故以新數據驗證本文模型的工作，留待他文處理。若一定要討論實證研究分析對象的新舊的話，近期同樣是運用 AI 技術來分析裁判的 Viju Raghupathi et al., *Legal Decision Support: Exploring Big Data Analytics Approach to Modeling Pharma Patent Validity Cases*, 6 IEEE ACCESS 41518, 41523 (2018)，此篇分析對象是美國 2008 年 1 月 1 日至 2011 年 2 月 15 日間的藥品專利訴訟，使用機器標記並分類，距離最新的分析對象已有 7 年以上的時間。至於國內的研究，張永健、何漢威、李宗憲（2017），〈或重於泰山、或輕於鴻毛：地方法院車禍致死案件慰撫金之實證研究〉，《政大法學評論》，149 期，頁 146-147，分析對象是 2008 年至 2012 年間車禍致死案件的慰撫金，刊登日與數據兩者距離也有 4 年半以上。而上述兩篇論文，最早的數據距離刊登日分別是 10 年與 9 年半的時間。與此相較，本文使用 2012 年至 2014 年底為止的數據，距今 4-6 年，在實證研究中也不算是太陳舊的資料。

方法院及少家法院第一審裁判，其中父母均有意願爭取親權，且結果為單獨親權者，共 448 件，690 位子女。查詢之方式，是選擇上述法院以及裁判日期，接著在「全文檢索」欄位鍵入「離婚&審酌&(子女最佳利益+子女之最佳利益)」字串；再於「案由」欄位輸入「離婚+監護-改定」。之後人工剔除民法第 1094 條（監護）之事件，以及原告之訴駁回之事件（通常是離婚事件，原告之離婚請求被駁回，法院也不會酌定親權，此種結果對於本研究來說無意義），如此所得事件數為 2,031 件。此外，本研究關注的是「父母均有意願爭取子女親權時，法官重視何種因素」，故剔除父母其中一方無意願或意願不明者，以及父母其中一方為外籍或陸籍配偶者。以上述方法篩選後，所剩件數為 540 件。

此 540 件裁判中，子女親權的歸屬結果，可分成四種：由父或母單獨行使有 448 件（82.96%）；由父母雙方共同行使者有 55 件（10.19%）；子女有數人而其親權分別由父、母行使者有 35 件（6.48%）；親權不歸屬於父母，而由第三人開始監護者有 2 件（0.37%）。本研究欲探知「父母均有意願爭取子女親權時，何種因素將影響結果」，因單獨親權之結果占 82.96%，且編碼方式較為直觀（此因素有利於父抑或母），故本文僅以此 448 件為分析標的，而排除共同行使及分別行使之事件。另附帶一提，近年夫妻離婚後，約定採共同親權之比例固然逐漸增加<sup>42</sup>；然而，法院裁判離婚事件中，法院酌定為共同親權之比例，2002 年為 5.27%，2017 年為 6.78%，未有明顯的變動<sup>43</sup>。

以下【表二】列出本文資料集中，各法院各年度的事件數量。

---

<sup>42</sup> 依戶政機關的登記資料顯示，2002年採共同親權者為全體之10.64%，2017年則上升至20.55%。參見內政部戶政司全球資訊網，《人口統計資料》，<https://www.ris.gov.tw/app/portal/346>頁中的「01縣市未成年子女負擔按原因歸屬(按發生)」表格。

<sup>43</sup> 司法院，《地方法院離婚事件附帶子女監護權歸屬》，<https://www.judicial.gov.tw/juds/report/sf-18r3.htm>（最後瀏覽日：01/05/2019）。

【表二】本文搜尋到之離婚後酌定單獨親權之事件於各法院之數量

法院	2012 年度	2013 年度	2014 年度
臺北	3	3	6
士林	15	8	8
新北	6	1	12
宜蘭	0	0	0
基隆	7	1	1
桃園	47	7	9
新竹	6	3	5
苗栗	0	2	3
臺中	57	17	7
彰化	25	10	13
南投	2	0	0
雲林	5	2	3
嘉義	19	7	5
臺南	28	6	6
高雄	20	0	0
花蓮	1	0	0
臺東	3	0	0
屏東	4	7	13
澎湖	0	0	0
金門	0	0	0
連江	0	0	0
高雄少家	15	6	14
年度小計	263	80	105

※資料來源：本文製表。

須留意者，由於酌定親權之裁判並非全面公開，本研究蒐集到的上述裁判並非該年度的全體裁判。例如 2013 年與 2014 年司法院之「地方法院離婚事件附帶子女監護權歸屬」統計，分別有 1,309 件裁判與 1,950 人次<sup>44</sup>。相較之下，本研究搜尋到 2013 年及 2014 年之裁判數量，即使計入單獨親權、共同親權、分別親權與第三人監護之所有種類，分別也只有 103 件與 135 件。至於為何法院不是完全不公開親權酌定裁判，而是部分公開，其標準為何，則難以得知。經筆者詢問個別法官之結果，法官表示各年度裁判之實際數量並沒有明顯的變化，惟指出曾收到高等法院來函謂：「家事事件及民事保護令事件因採不公開審理原則（家事事件法第 3 條第 4 項第 13 款、第 9 條、家庭暴力防治法第 13 條第 5 項參照），且裁判內容多涉及當事人私密資訊、家庭暴力事實陳述或保護令內容，如未能妥適遮掩相關案情資料，恐對該案件當事人有第二次傷害之虞，此類案件目前系統暫設定為裁判不公開。」而約自 2012 年底開始，各法院陸續收到此函，故可推測或許此為 2012 年後公開之裁判數量減少之原因。不過，光是「涉及家庭暴力」一點，似乎也不能說明為何公開的裁判只有不到十分之一的數量。且從地方分布數據來看，人口稠密的北部地區之三個法院，竟比臺中甚至臺南地方法院的事件數量更少，可見每個法院公布與否可能標準不一。受限於能力，筆者也只能將各法院願意公開的裁判作為分析對象。這樣資料來源的限制，很可能低估家庭暴力對子女親權酌定的影響（如果法院不公布的裁判真的都是「涉及家庭暴力」的話），使本研究的代表性有所疑問（雖然本研究內的資料集內依然有 185 件有肢體暴力或精神虐待）。因此，本研究的觀察結論，必須限定在「沒有嚴重家庭暴力」，且限於父母雙方都有意願爭取親權的狀況始有意義。

由上述的裁判蒐集的程序可知，在選取機器學習用的素材時，選取者必須對法律修正及法官價值觀的變遷具備一定的敏感度；此點對一般未受過法

---

<sup>44</sup> 司法院，前揭註 43，指出 2013 年以前的資料，係按件分類搜集，2014 年起改依未成年子女（人）歸類其監護權歸屬。

學訓練之資訊工程師有其困難，換言之，法律資料分析仍須法律人專業知識之協助。

## （二）特徵值與目標值之標記

首先，由於一個裁判裡可能有複數個未成年子女，每個子女的年齡、性別、意願、主要照顧者、與父母間的互動狀況可能不盡相同，故標記時的基本單位是這 690 位子女，而非以裁判為單位。其次，如何決定「酌定子女親權的裁判」之特徵（feature）？由於民法第 1055 條之 1 已經羅列了多項法官應審酌之因素，原則上便依照條文文義來定義特徵值，此外再參酌既有研究曾使用之「因素」<sup>45</sup>。不過，本文與鄭諺寬所採的 24 項「因素」仍有所差異。第一，本文刪去了「子女健康」、「父母年齡」、「婚姻過失」、「各族群之傳統習俗、文化及價值觀」此 4 項較不重要者<sup>46</sup>。第二，本文另加入了「子女排行」與「父母教育程度」2 項特徵值，這是因為前者可能看出法院是否重視手足不分離原則（例如：排行為 2 的子女，是否經常親權歸屬不同於同伴排行為 1 或 3 之子女），後者則是社工訪視指標項目<sup>47</sup>，且提及之裁判不少，可分析之數值夠多之故。以下【表三】列出此 22 項特徵值、其來源以及表示規則（於【表二】之後的段落詳述）。

<sup>45</sup> 鄭諺寬，前揭註 36，頁 120-121。

<sup>46</sup> 448 件裁判中，僅 11 件提及子女健康，僅 32 件提及父母年齡（其中 5 件只有單方年齡），0 件提及各族群之傳統習俗、文化及價值觀，都有數量太少而不適合計量分析的問題。至於婚姻過失，則有 39 件提及，數量亦不多，且既存研究例如林勤綱（1982），《民法上所謂離婚後子女監護制度之研究》，頁 28，國立臺灣大學法律學研究所碩士論文，認為不應以婚姻過咎做為判斷親權事項之基準；鄭諺寬，前揭註 36，頁 41，亦指出婚姻過失與父母不良品性不但概念有重複性，且亦非法官考量之重點。故本研究亦不納入分析。

<sup>47</sup> 參見司法院頒布之〈社工訪視（調查）報告之統一參考指標及格式〉，<https://www.judicial.gov.tw/work/work08-1.asp>（最後瀏覽日：01/04/2019）。



【表三】特徵值出處一覽表

	特徵值	來源	特徵值之表示規則
子女方面	性別	民法§1055-1 I ①「性別」	實際狀況
	年齡	民法§1055-1 I ①「年齡」	實際狀況（分成三類別）
	人數	民法§1055-1 I ①「人數」、手足不分離原則	實際狀況
	排行	手足不分離原則	實際狀況
	意願	民法§1055-1 I ②「意願」	父親或母親何人表現較佳（子女意願偏誰）
	與其他共同生活之人感情	民法§1055-1 I ⑤「與其他共同生活之人間之感情狀況」	父親或母親何人表現較佳（子女較依附父方親屬或母方親屬）
父母方面	健康	民法§1055-1 I ③「健康情形」	父親或母親何人表現較佳
	品行問題	民法§1055-1 I ③「品行」	父親或母親何人有不良品性
	經濟	民法§1055-1 I ③「經濟能力」	父親或母親何人表現較佳
	教育程度	社工訪視指標項目	父親或母親何人表現較佳
	意願	民法§1055-1 I ④「保護教養子女之意願」	父親或母親何人表現較佳
	不當行為	民法§1055-1 I ④「保護教養子女之態度」	父親或母親何人有不當行為
	撫育時間	民法§1055-1 I ③「生活狀況」	父親或母親何人表現較佳

	撫育環境	民法§1055-1 I ③「生活狀況」	父親或母親何人表現較佳
	友善父母	民法§1055-1 I ⑥	父親或母親何人表現較佳
	主要照顧者	社工訪視指標項目	父親或母親何人表現較佳
	了解子女程度	社工訪視指標項目	父親或母親何人表現較佳
	照顧計畫	社工訪視指標項目	父親或母親何人表現較佳
雙方面	親子互動	民法§1055-1 I ⑤「父母子女間之感情狀況」	父親或母親何人表現較佳
	現狀	社工訪視指標項目	父親或母親何人表現較佳
其他	支持系統	社工訪視指標項目	父親或母親何人表現較佳
	社工及其他專業報告	民法§1055-1 II	(社工報告認定) 父親或母親何人表現較佳

※資料來源：本文製表。

既存的親權酌定量化研究，其特徵值的表示，通常是依照「法官有無提及特定因素」為之，例如「法官有無考量父母的經濟能力」、「法官有無考量父母的品行」<sup>48</sup>、「法官有無考量繼續性原則」、「法官有無考量友善父母原則」<sup>49</sup>來表示。但這樣的標記方式只能說明例如「法官經常考量父母的經濟能力」，而無法解釋此因素對親權歸屬有無影響以及什麼樣的影響（會歸屬於經濟優勢方？還是不論經濟能力高低，都歸屬母？）。鑒於此一限制，再考慮到法官面臨親權酌定的問題時，其思考路徑應是優先考慮父母（而非第三人監護）；若父母能為子女的利益屏除歧見攜手合作，也會優先考慮共

<sup>48</sup> 劉宏恩，前揭註34，頁95。

<sup>49</sup> Chen, *supra* note 35, at 145.

同親權；但若雙方感情已完全破裂，無法期待合作而拒絕共同親權時，只好比較父與母雙方的狀況，考慮何人任單獨親權人較符合子女利益<sup>50</sup>。亦即多數狀況下，法官面臨的抉擇是必須在父與母之間選擇一個較適任者，很自然地其考慮方式是「比較雙方的條件」；所以本研究當中，特徵值的表示方式與先行研究有所不同。表示方式的說明亦可參照上【表三】。

以下更詳細地說明本文特徵值標記的規則。首先，由於本研究僅關心「法官審酌之因素」，故在整則裁判中，僅從法院認定之事實與理由的段落來從事編碼，而不採原告（聲請人）與被告（相對人）之主張。

大部分的特徵值，乃依照父親或母親何人表現較佳而標示數值。以「友善父母」此一特徵為例，若「父親較友善者」表示為 1，「母親較友善者」為 3，兩者均友善，或兩者均不友善皆歸類為「中立」而表示為 2，未提及此一因素者則不做表示（缺失值）。編碼時不計入法院引用法條的段落，亦即法條的內容不會被當作是法院在本件審酌過的特徵值。若法院於法條引用之外，在其判斷中列出某個因素，但並未說明父親或母親在該因素上的具體表現好壞時，由於無法比較，亦不予以編碼。至於社工報告的內容，倘若法院有引用，則本文將之視為法院所認定之事實，除非法官後續有不同的判斷，則以法官最終認定者為準。或者有可能引用兩份社工報告，內容互有矛盾時，亦以法官最終認定者為準。以下舉例說明之。

屏東地方法院 103 年度家親聲字第 27 號民事裁定：「（二）、本院依職權囑託屏東縣政府委託財團法人伊甸社會福利基金會屏東分事務所對兩

<sup>50</sup> 例如最高法院 104 年度台抗字第 503 號民事裁定指出：「按法院依民法第 1055 條規定酌定未成年子女權利義務之行使或負擔時，應參酌同法第 1055 條之 1 所定事項，依子女最佳利益酌定之。如酌定由父母共同行使親權，須父母能善意協力合作；若其間尚存有敵意，難以相互信任，甚且持續衝突，則『共同監護』事實上將窒礙難行，徒使未成年子女持續陷於父母爭執之困境，反不利於未成年子女身心發展。」而此件的兩造（未成年人之父與母）間有多起爭訟，並無共同監護之意願，最高法院認為，兩造事實上能否妥適共同行使或負擔對未成年子女之權利義務，即待研求，故廢棄（定父母共同行使親權之）原裁定。由此可見，若父母雙方有合作之可能，法院通常會先考慮共同親權，反之，則只好採用單獨親權，並從父與母之間選擇一個較適任者，始符合子女利益。

造人訪視，結果略以：聲請人親職能力佳、給予兩位未成年人正確的身教，不批評指責相對人，並協助相對人與未成年人維持良好的親子互動關係，聲請人家庭照顧分工明確，有充足的替代照顧人力，且聲請人為長期主要照顧者，與未成年人依附關係甚為親密。而相對人住所、就業、經濟能力均為穩定，然監護動機並不明確，家庭支持照顧系統較為薄弱，未來執行照顧計畫可行性低，故認聲請人適任監護人，相對人暫不適任監護人。有財團法人伊甸社會福利基金會屏東分事務所 102 年 10 月 17 日伊屏東分賓字第 0000000000 號函附之未成年子女監護權訪視評估報告 1 份附卷可參（見本院卷第 40 至 44 頁）。（三）、本院審酌上開訪視報告，其中記載相對人自承平日因工作關係，在屏東市區租屋居住，偶爾才返回屏東縣內埔鄉○○村○○路 000 號住所居住，且該內埔住所亦有意出售處理（見本院卷第 42 頁、第 68 頁、第 122、123 頁），並有張貼拍賣訊息之照片附卷可證（見本院卷第 109 至第 111 頁），顯見相對人居住場所較不穩定，難以提供兩名在學未成年人正常、規律之作息安排；再相對人曾於未成年人甲○○撥打電話詢問關於補習事宜時，回稱：「只有在錢的時候才會想到打話給我」，之後甲○○很難過一直哭等情，經證人鍾秉均證述明確（見本院卷第 71 頁），足見相對人親職態度非為細膩、良好，難認足以與已屆青春期之未成年子女建立優質互動關係。（四）、反觀兩名未成年人自幼均與聲請人同住於屏東縣內埔鄉○○村○○路 00000 號住處迄今，該住處雖為聲請人弟弟所有，然因其弟弟與弟媳另有其他居處，故同意讓聲請人以及未成年人長期無償居住使用（見本院卷第 42 頁、第 68 頁），故聲請人方面居住環境堪稱穩定；另聲請人之母親、弟弟、弟媳均會協助照顧未成年人（見本院卷第 42 頁背面），支持系統穩定良好；再者，自兩造於 101 年 3 月分居後，聲請人仍持續同意並鼓勵未成年人維持與相對人間之互動，假日時亦可至相對人居處居住（見本院卷第 43 頁），分居期間亦常主動鼓勵未成年人打電話與相對人聯絡等情，亦經證人鍾秉均到院結證以及未成年人於本院陳述明確（見本院卷第 72 頁、第 146 頁），足見聲請人日後亦不將因擔任未成年子女親權行使者，而妨礙他方對未成年子女會面交往之探視行為。又甲○○、乙○○本人分已

13、11 歲，對於被照顧以及監護的意願業有其自身獨立想法，其明確於社工訪視以及本院審理時表示，之前都是由聲請人照顧其等生活，喜歡繼續跟聲請人住在一起，且考量兩造觀感以及照顧職責，聲請人方面較有責任感，故均希望由聲請人擔任伊等親權行使者等語（見本院卷第 43 頁背面、第 145 至第 147 頁）。則揆諸首揭規定，本院認基於生活穩定性、監護意願堅定性、父母保護教養子女之態度、未成年子女本身意願等，對子女權利義務之行使負擔由聲請人任之，應較符合未成年子女之最佳利益。」

本件的聲請人為母，相對人為父。由上述判決中（二）之內容可知，在「友善父母」、「主要照顧者」、「支持系統」方面母親表現不錯；在「經濟能力」方面父親似乎表現佳，但「意願」不明、「支持系統」薄弱、「照顧計畫」可行性低，社工認定「聲請人適任監護人，相對人暫不適任監護人」，因此「社工報告」此一特徵值應該編碼為 3（有利母親）。其次，細看上述（三）（四）的內容，基本上也驗證了（二）的社工報告，包括：「相對人居住場所較不穩定，難以提供兩名在學未成年人正常、規律之作息安排」以及「聲請人方面居住環境堪稱穩定」，可知法院在比較了父親與母親的撫育環境後，認為母親表現較佳，編碼為 3。「相對人親職態度非為細膩、良好，難認足以與已屆青春之未成年子女建立優質互動關係」，可知法院認為父親與子女之互動較不佳，「親子互動」編碼為 3。「聲請人之母親、弟弟、弟媳均會協助照顧未成年人（見本院卷第 42 頁背面），支持系統穩定良好」由此將「支持系統」編碼為 3。「聲請人仍持續同意並鼓勵未成年人維持與相對人間之互動，假日時亦可至相對人居處居住，分居期間亦常主動鼓勵未成年人打電話與相對人聯絡」則是法院正面肯定母親為友善父母，由於後來並未提及父親對子女與母親聯絡之態度，故「友善父母」此特徵值編為 3。「兩名未成年人自幼均與聲請人同住於屏東縣內埔鄉○○村○○路 0000 號住處迄今」則可認定「現狀（目前與誰住）」應編碼為 3，「主要照顧者」（從出生至今照顧歷史較長者）亦為 3。最後，從「甲○○、乙○○本人分已 13、11 歲，對於被照顧以及監護的意願業有其自身獨立想法，……均希望由聲請人擔任伊等親權行使者」亦可得知子女意願應編碼為 3。至於（四）

的最後一句「本院認基於生活穩定性、監護意願堅定性、父母保護教養子女之態度、未成年子女本身意願等，對子女權利義務之行使負擔由聲請人任之，應較符合未成年子女之最佳利益」，其中生活穩定性相當於「撫育環境」的概念，先前已經有明確的比較（母親較佳）；監護意願堅定性相當於「父母意願」，也已經認定父親較差；子女意願先前認定明確偏母；惟父母保護教養子女之態度，則沒有直接該當的特徵值選項，故不處理之。

另外，本文對父母的「不當行為」（對象為未成年子女）及「品行問題」（對象為未成年子女以外之其他人或其他行為）此 2 項特徵的編碼邏輯與上述其他特徵值相反，例如，父親有不當行為時表示為 1（結果而言較有利於母親），母親有不當行為時表示為 3（結果而言較有利父親），雙方均有不當行為而不分軒輊時標示為 2。這樣的表示方法雖與先前其他項目的「有利父=1」「有利母=3」相反，但實則是為了符合編碼者的直覺反應。因為法院在裁判內陳述不當行為以及品行問題時，都是直接指出某種情狀的「存在」，也就是負面表述法，例如：臺北地方法院 101 年度婚字第 341 號民事判決認定：「被告……在系爭住處內出言並拿刀恐嚇原告及甲」、「甲描述被告過去會在他未犯錯時揍他，原告未曾體罰他，（社工）評估被告過去恐有管教不當情事」（筆者註：被告為父親、原告為母親、甲為未成年子女）；臺北地方法院 103 年度婚字第 227 號民事判決認定：「被告除對原告有肢體暴力行為外，亦以言語威嚇、辱罵，致原告長期處於害怕被告暴力行為之恐懼中」（作者註：被告為父親、原告為母親）。法院在這兩項特徵值不會採取「正面表述法」，例如稱讚母親的品行高潔、父親不抽煙不喝酒是模範爸爸等。從而，此二項特徵值的設計是，當編碼者看到裁判指出了父親或母親有「不當行為」或「品行問題」時，直接記錄下來即可，而不是「看到父親有不當行為」卻還得在頭腦內轉個彎，編成「有利母=3」。這是為了避免編碼者需要轉換思考，而發生錯誤。至於其他的特徵值的表示方法之所以不需要這樣設定，也是因為通常法院遇到該特徵值時是採用「正面表述法」，例如上述屏東地方法院 103 年度家親聲字第 27 號民事裁定，撫育環境、親子互動、支持系統、友善父母、現狀、主要照顧者、子女意願，均是如此，

只有少數例外（父母意願的項目，是採負面表述，認定父親意願不明確）。換言之，這些特徵值通常是「有提到某方＝有利該方」之故，也是為了符合編碼者的直觀思考，讓編碼者看到了某人有某項特徵值，大部分的情況直接編為「有利該人」即可。綜上，「不當行為」及「品行問題」，可以被理解為是一個反指標，雖編碼邏輯與其他特徵值不同，但在運算上並無影響。

最後，子女方面的因素，包括「性別」、「排行」及「年齡」，無從有利父或母，故「性別」及「排行」是按照實際狀況表示；「年齡」則分為3個階段：幼年（6歲以下）、孩童（7-12歲）、青少年（13歲以上），標記成1-3的三種類別變數，若缺項時（判決中從未提及也沒有任何其他線索），本文填入中間值歲數8.5，也就是第2類。

這個階段是本文的研究方法中，具專業知識（domain knowledge）之專家介入最深的部分，亦即讓受過法學訓練者來閱讀裁判內文，以判斷此裁判中，父或母在哪個特徵值的表現較好。

### 三、交叉驗證

為了在機器學習完成預測的模型後，評估模型的成效，一般不會將資料集內的所有資料都拿來供機器訓練，而會區分成「訓練集（training set）」與「測試集（test set）」兩組資料。訓練集內的資料作為訓練機器用，之後再讓機器判斷測試集的資料，檢視模型成效如何。為了測試的公正，訓練集與測試集兩者的樣本必須互相區隔而不混合。這是因為，如果把所有資料都用來訓練模型的話，建立的模型自然最契合這些數據，再用同樣一批資料來測試的話，表現自然極佳；但拿這個模型去測試外部資料，則可能表現不佳（發生過適的問題）<sup>51</sup>。亦即，測試集內的資料必須是機器從未接觸過的新資料，如此才能得知該模型對未知事件的預測能力。

不過，當資料樣本數量並非很大時，保留一定數量的樣本給測試集未必明智，因為要建立好的模型可能需要每一筆資料，將之劃入測試集會是一種

<sup>51</sup> WITTEN, FRANK & HALL, *supra* note 15, at 32-33.

浪費；且倘若測試集的資料數量過少，也無法正確判斷模型的精確率<sup>52</sup>。目前認為較好的改善方式是採取交叉驗證法（cross validation），這是將資料樣本切割成數個較小的子集，並先以部分子集訓練建立模型，而剩餘子集則用來對此模型進行測試；這樣的程序重複數次，其結果被合計並歸納（通常使用平均數及標準誤）<sup>53</sup>。

在各種交叉驗證法中，本文採用十折交叉驗證法（10-fold cross validation），因為這是最常用而可靠的方法<sup>54</sup>。其中將 90%的資料作為訓練組，10%作為測試組，亂數種子為 23。亦即，隨機切割 690 筆子女之資料為十等分，選取其中第一等分作為測試資料，其餘九份為訓練資料；下一輪繼續將第二等分作為測試資料，其餘九份拿來訓練；這樣的程序總共重覆十次，換言之，使每一等分都被測試過一次。最後將這十次的準確率（accuracy，定義詳見下述肆、一）平均，這個平均值會比隨機劃分訓練集及測試集並只做一次訓練與測試的偏差（bias）更小。此外，研究指出，重複 k 折交叉驗證法（包含本文使用的十折），可以有效地維持小的偏差並增加評估的正確度<sup>55</sup>，從而，本文使十折交叉驗證法重複 50 次。

<sup>52</sup> Douglas M. Hawkins et al., *Assessing Model Fit by Cross-Validation*, 43 J. CHEM. INFO. & COMPUTER. SCI. 579, 585 (2003).

<sup>53</sup> MAX KUHN & KJELL JOHNSON, *APPLIED PREDICTIVE MODELING* 69-70 (2013).

<sup>54</sup> *Id.* at 8. 指出，當資料樣本數不大時，推薦使用十折交叉驗證法，理由是比起 leave-one-out cross validation（LOOCV，需要重複次數即等於樣本數），十折交叉驗證法只需要重複十次，計算的負擔較小，且效果與 LOOCV 差距不大。

<sup>55</sup> Annette M. Molinaro et al., *Prediction Error Estimation: A Comparison of Resampling Methods*, 21 BIOINFORMATICS 3301, 3305 (2005). 將 2 折、5 折及 10 折交叉驗證法均重複 30 次，發現相同的結果。Ji-Hyun Kim, *Estimating Classification Error Rate: Repeated Cross-Validation, Repeated Hold-Out and Bootstrap*, 53 COMPUTATIONAL STAT. & DATA ANALYSIS 3735, 3744 (2009). 指出重複使用交叉驗證法比單次使用表現更好。



## 肆、研究發現

### 一、模型成效

在監督式學習中，為了評估機器建立之分類模型的效果如何，通常會使用混淆矩陣（confusion matrix），將其適用於測試組（test set）的結果可視化。此矩陣由兩個象限組成，其中資料列是機器預測的結果，資料行是真正的結果<sup>56</sup>。

【表四】混淆矩陣

Test		真正結果	
		陰性（negative）	陽性（positive）
機器預測結果	陰性 （negative）	真陰性 （true negative, TN）	偽陽性 （false positive, FP）
	陽性 （positive）	偽陰性 （false negative, FN）	真陽性 （true positive, TP）

※資料來源：Kai Ming Ting, *Confusion Matrix*, in *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining* 260, 260 tbl. 2 (Claude Sammut & Geoffrey I. Webb eds., 2d ed. 2017)，轉換方向後，加上本文作者翻譯。

說明：(1) True positive (TP)，稱為真陽性，表明實際是正樣本，機器也預測成正樣本的樣本數（預測正確）。(2) False negative (FN)，稱為偽陰性，表明實際是正樣本，但機器預測成負樣本的樣本數（預測錯誤）。(3) False positive (FP)，稱為偽陽性，表明實際是負樣本，但機器預測成正樣本的樣本數（預測錯誤）。(4) True negative (TN)，稱為真陰性，表明實際是負樣本，機器也預測成負樣本的樣本數（預測正確）。

本研究測試組的混淆矩陣如下：

<sup>56</sup> Kai Ming Ting, *Confusion Matrix*, in *ENCYCLOPEDIA OF MACHINE LEARNING AND DATA MINING* 260, 260 (Claude Sammut & Geoffrey I. Webb eds., 2d ed. 2017).

【表五】本研究測試組之混淆矩陣

Test (本文)		真正判決	
		母	父
機器預測	母	47	3
	父	0	19

※資料來源：本文製表。

註：SEED=23

一般而言，以下四項指標常被用來評估機器學習模型的正確性。第一，準確率 (Accuracy)：這是最直觀的評價指標，表示機器作出正確判斷的比例，定義為  $(TP + TN) / \text{全樣本數}$ 。第二，精確率 (或稱精度, Precision)：表示被機器分為正例的樣本中，真正為正例的比例，定義為  $TP / (TP + FP)$ 。第三，召回率 (或稱求全率, Recall, Sensitivity)：表示真正正例中，被機器分對的比例，衡量機器對正例的識別能力，定義為  $TP / (TP + FN)$ 。第四，F1 分數 (F1 score, 又稱 F-measure)，這是因為精確率 (P) 和召回率 (R) 有時候相互衝突，這樣就需要綜合考慮二者，F1 分數最常見的衡量方法，為精確率與召回率之的調和平均數，定義為  $F1\ score = 2 / (1/P + 1/R)$ 。

若將本研究使用的梯度提升法的上述四項指標，與既存研究 (決策樹) 相互比較，則會發現，梯度提升法又比決策樹表現更佳。舉例言之，本文模型的準確率 (accuracy) 為 95.7%，稍高於「決策樹」的 95.2%；F1 分數也較決策樹為高，參見下【表六】。

【表六】梯度提升法與決策樹之模型成效比較

	Accuracy	F1 score	Precision	Recall
單一決策樹	0.952	0.881	0.925	0.841
梯度提升法（本文）	0.957	0.927	1.00	0.864

※資料來源：黃詩淳、邵軒磊（2018），〈酌定子女親權之重要因素：以決策樹方法分析相關裁判〉，《臺大法學論叢》，47卷1期，頁323；本文製表。

## 二、親權酌定之因素權重

如前所述，梯度提升法可以衡量某個因素的權重（gain 值），如下【表七】所示：

【表七】「親權酌定判決」因素權重一覽表

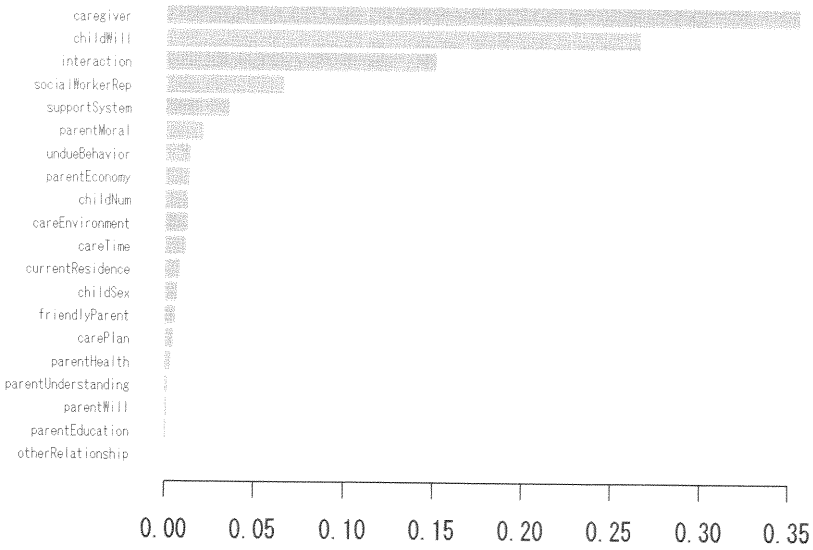
重要性排名	特徵值	資訊增益（Gain）	特徵值中文
1	caregiver	0.356183	主要照顧者
2	childWill	0.266604	子女意願
3	interaction	0.151624	親子互動
4	socialWorkerRep	0.066636	社工及其他報告
5	supportSystem	0.035976	支持系統
6	parentMoral	0.021785	父母品行問題
7	undueBehavior	0.014299	父母不當行為
8	parentEconomy	0.013897	父母經濟
9	childNum	0.013205	子女人數
10	careEnvironment	0.012956	父母撫育環境
11	careTime	0.011866	父母撫育時間
12	currentResidence	0.008313	照顧現狀
13	childSex	0.007133	子女性別
14	friendlyParent	0.006068	友善父母
15	carePlan	0.004985	父母照顧計畫

16	parentHealth	0.003603	父母健康
17	parentUnderstanding	0.001912	父母了解子女程度
18	parentWill	0.001554	父母意願
19	parentEducation	0.001092	父母教育程度
20	otherRelationship	0.00031	子女與其他共同生活之人感情
21	Rank	<0.0001	子女排行
22	AgeCat	<0.0001	子女年齡

※資料來源：本文製表。

上表中的「資訊增益 (Gain)」一項，指的是某個特徵能為模型帶來多少增加的秩序，算法是「分類後的二元熵 (binary entropy) 減去分類前的二元熵」。標準化資訊增益總和為 1，因此可以理解為其要素佔模型重要性之比率（雖然需要數學上更嚴格的推導，但作為一般常識理解是可行的）。也就是說，在推理的過程中，模型可以考慮所有因素的資訊增益，然後進行權重加減後，最後得出分類結論。

從表中來看主要照顧者 (caregiver) 為 0.356，子女意願 (childWill) 為 0.267，親子互動 (interaction) 為 0.152。至於其他因素的重要性，也可以由表中看出。其餘各個特徵值的重要性依序如【表七】所列。為了便於讀者閱讀，將【表七】的重要性數值可視化如下【圖一】，線條愈長者代表重要性愈高：



【圖一】特徵值重要性 (Gain) 長條圖

※資料來源：作者製圖。

註：SEED=23

由【圖一】來看，「主要照顧者、子女意願、親子互動」三因素最為重要，此結果平行檢證了「決策樹文」的結論<sup>57</sup>，並進一步提供了所有因素的權重。換言之，若父或母在其中某個因素（特徵值）占優勢，則獲得若干分數。例如在「主要照護者為父」但「子女意願有利於母」之狀態下，父取得之分數為 0.356，母取得 0.267，看似父親占優勢，然若「母與子女互動較佳」，母親的總分上升為 0.419（=0.267+0.152），反而是母親可能取得親權（仍須視剩下的 19 項因素之得分總合而定）。就此而言，梯度提升法能提供的資訊比決策樹更細緻，因為決策樹在此例中只會告訴我們「在主要照

<sup>57</sup> 黃詩淳、邵軒磊，前揭註7，頁326-327。

顧者為父，但子女意願有利於母」時，母親取得親權的機率是 66.67%，卻未說明母親需要具備哪些條件才能讓自己「晉升」為取得親權的那 66.67%。

此外，上述梯度提升法建立之模型，還能展示出其適用於個別案例的情況，亦即在個案中哪個因素以何種比重讓機器認為親權歸屬的結果偏向父或母；這一適用過程可視化後，使得吾人更能夠理解機器決策「思考」的過程，詳述如下。

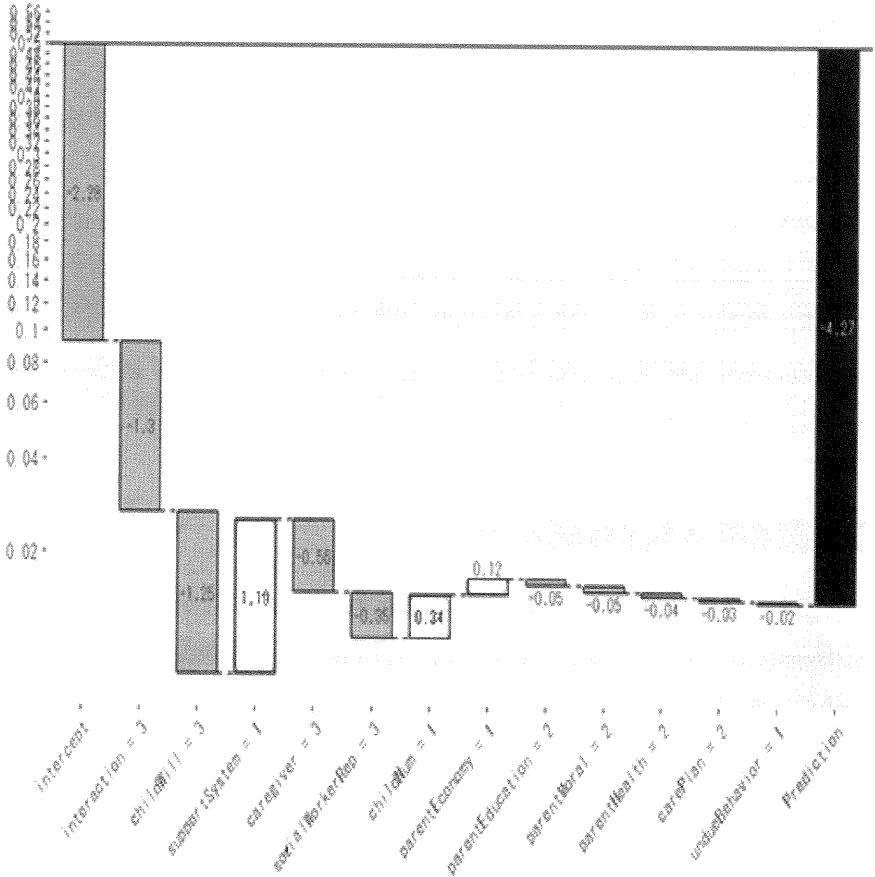
## 伍、分析與討論

以訓練集建立了梯度提升法的模型後，我們讓模型去判斷測試集內的 69 筆資料親權歸屬的結果為何，此方法已如上述。在進行預測時，可讓機器生成每一筆資料的「瀑布圖」(waterfall graph)，以下之【圖二】、【圖三】、【圖四】即屬之。瀑布圖的 X 軸標示出各個特徵值，以及父或母何人在該特徵值表現較佳(1 為父，2 為不分軒輊，3 為母)。Y 軸表示了在目標值 0 (母親獲得親權) 至 1 (父親獲得親權) 中間，父母的得分狀態。初始值為 0.5；最終得分若接近 0，則機器判斷該件由母親取得親權；若最終得分接近 1，則機器判斷該件由父親取得親權(註：Y 軸的間隔並非等比例)。圖中的灰色圖塊表示該特徵值母親表現較佳，白色圖塊表示該特徵值父親表現較佳，圖塊的長短即代表該特徵值有利的「程度」(分數)。若某個特徵值母親表現較佳，則目標值將往下(Y 軸的 0) 的方向移動，表示母親獲得了若干分數。最後的結果在最右方的預測值(prediction) 一欄，如前述，在 0.5 之下判斷為母親獲勝，在 0.5 之上判斷父親獲勝。以下具體提供三種類型的案例，並從法學的觀點加以檢討。

### 一、母親取得單獨親權的例子

下【圖二】是本研究測試集中的其中一個裁判的機器判斷示意圖，由最右方的預測結果(Prediction) 係從 0.5 往下延伸可知，機器預測本件係由母親取得親權。至於判斷過程，此件母親在親子互動(interaction)、子女意願

(childWill) 表現較佳，使得結果已來到很接近於 0 (有利母親) 的程度。雖然父親有較好的支持系統及經濟條件，但此二項的比重較低，仍不足以扳回差距。也就是說，(機器所模擬的本件裁判中) 法官審酌的思維，確實是較大程度地考慮了親子互動、子女意願、支持系統；其他因素雖亦有考量，但比重較低。



【圖二】士林地方法院 101 年度婚字第 185 號民事判決中各因素瀑布圖

※資料來源：作者製圖。

此件的實際裁判字號是士林地方法院 101 年度婚字第 185 號民事判決，原告為母親，被告為父親。法官指出（畫線為筆者所加）：

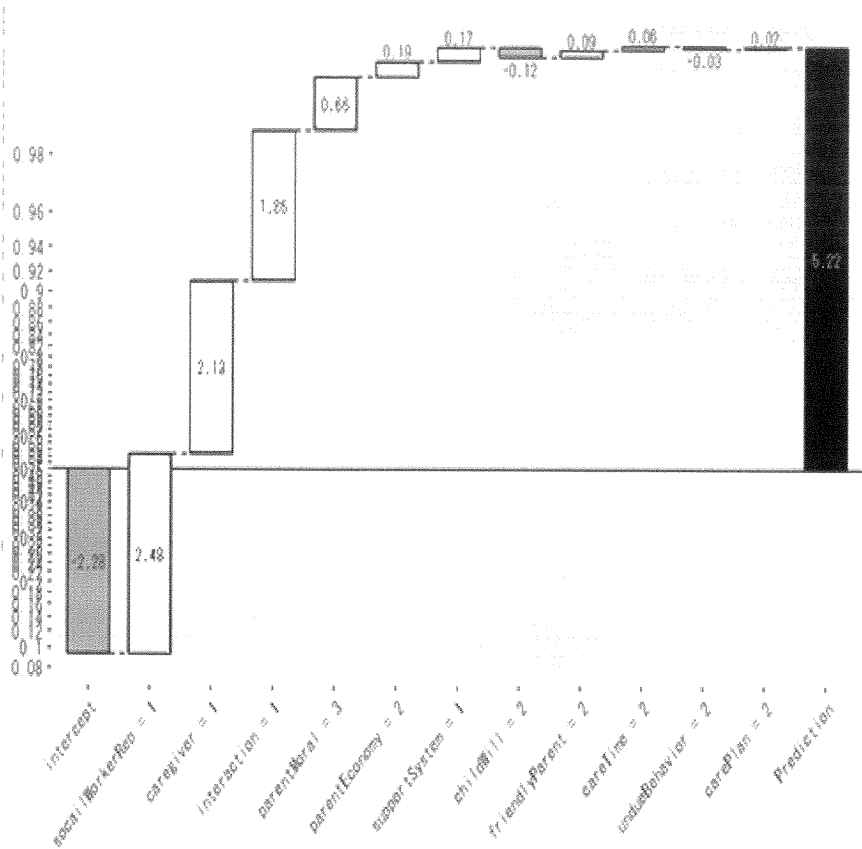
審酌前揭訪視報告意見，認原告於經濟能力、親子關係及親職能力等方面均具單獨照護未成年子女之條件，且其本身亦有監護之強烈意願。又未成年子女鄭宇傑自幼之日常生活起居及學習均由原告照顧，長期以來原告為子女之主要照顧者，對於子女之了解與需求自較被告熟悉，原告與子女間情感依附關係緊密，互動關係良好，如驟然變動子女生活環境，恐使子女之身心無從於穩定之環境中成長發展。至被告雖亦有經濟能力撫育子女，惟其照顧未成年子女日常生活之能力上有疑慮，且其情緒控制能力亦尚待加強，較之原告殊難期待其能善盡監護子女之責。此外，鄭○○於社工訪視及本院審理時均表明與原告共同生活之意願，其意願亦應予以適度尊重。綜上，本院認對於鄭宇傑權利義務之行使或負擔由原告單獨任之。

亦即法官明確認定了母親（原告）是主要照顧者、母親與子女間互動良好、子女意願偏母親的狀態。這個描述與我們的模型圖像、預測結果都高度合致。

## 二、父親取得單獨親權的例子

其次，【圖三】呈現一個父親勝訴的案例。此例中，父親在社工報告、主要照顧者、親子互動此 3 項比重較重的因素，以及其他比重較輕的因素（品行、經濟狀況、支持系統）佔優勢。因此，機器預測為父親有高度可能性取得親權（Prediction 接近 1），而實際上的案例結果也是如此。





【圖三】桃園地方法院 102 年度婚字第 294 號民事判決中各因素瀑布圖

※資料來源：作者製圖。

此件的實際裁判字號是桃園地方法院 102 年度婚字第 294 號民事判決，原告為父親，被告為母親，有 2 位未成年子女，雖不知確切的年齡，但從兩造結婚與離婚的日期可推知可能均小於 7 歲。法官在未成年子女權利、義務之行使或負擔的段落指出（畫線為筆者所加）：

本院函請社團法人中華民國兒童人權協會對原告及長男、長女進行訪視結果，……綜合評估認為：原告有強烈監護意願及親職能力，未成年子女由祖父母照顧，互動親密，已建立緊密之依附情感，原告具備充足穩健之家人

支持系統，可提供充足之生活資源，故評估由原告任監護人應屬妥適……。反觀被告於本件審理之初，未積極配合訪視，而據本院依職權取得被告補行訪視後之報告，報告中【其他建議】指明被告住處有煙酒瀰漫情形……本院審酌上情及訪視報告內容，認為被告確難認能善盡照護長男、長女之責，而原告則具備監護意願及能力，支持系統亦屬穩定，又長男、長女與原告之父母相處感情甚篤，並無任何不適當之處等一切情狀，認對於兩造所生未成年子女甲○○、丙○○之權利義務之行使及負擔，如由原告任之。

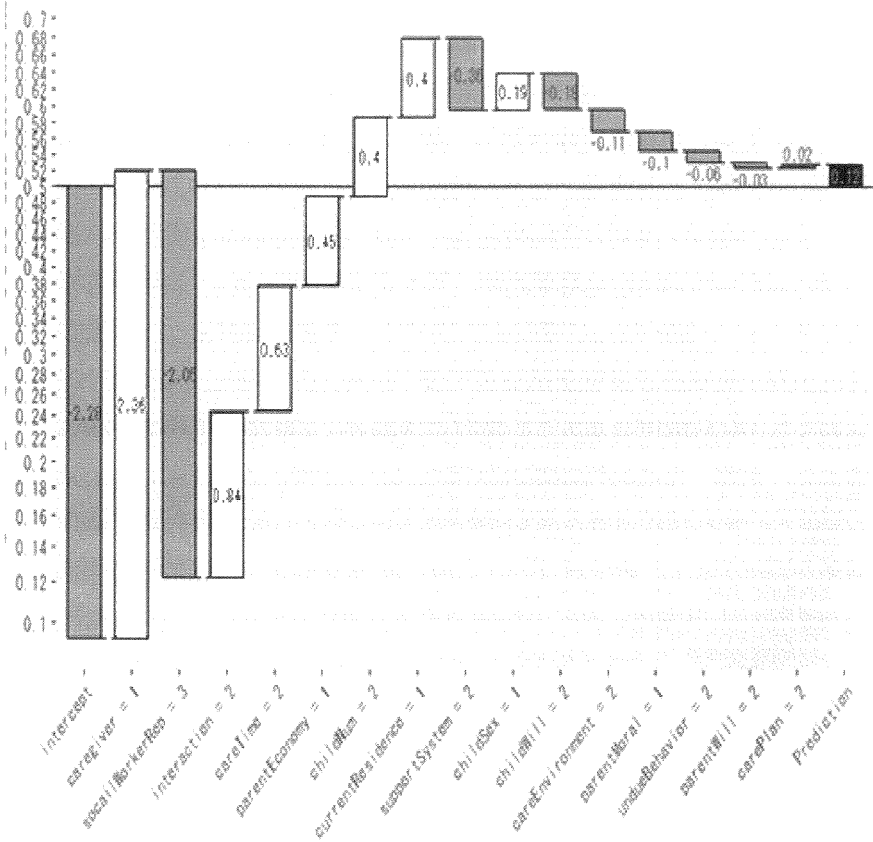
父母何人表現較佳、何人擔任親權人較符合子女利益，在上述一與二的裁判中，似乎相當容易看出。只要事實調查明確，或許一般人不需要受過太多法律訓練，處於法官的位子也能下判斷。但並非每個案例都黑白分明、清楚易辨，以下舉出一個「各有道理」型的例子進行檢討。

### 三、父母差距微小的例子

此件裁判字號為雲林地方法院 102 年度婚字第 171 號民事判決，原告為母親，被告為父親，有 2 位未成年子女。法官認定之情狀如下（畫線為筆者所加）：

本院綜合上開資料，並參考社工訪視評估內容，認兩造在支持者部分，都是以雙方的母親為主要支持者，然案童們現在已有一定的自主行為能力，雙方的母親在照顧上無需花費太大心力，其支持系統是可以的。原告離家後，對於案童們仍盡力扮演好母親的角色，不定時關心探視，未因離家而忽略，探視時也會陪同吃飯、逛街購物，親職能力是良好的。被告為案童們主要生活照顧者，雖生活相處上與原告有很大的差異性，但對於案童們的生活仍會關心與瞭解學校狀況。……審酌該子女意願，其現就讀學校現況，並考量該未成年子女之現在教育及生活情形、兩造經濟能力、人格、親屬援助之可能性、家庭環境及訪視報告，並參酌兩造之互動，短期難見改善，如採行共同監護者，日後為未成年子女辦理學籍、戶籍或醫療等重要事項，需共同決定或簽名同意，難免再次爭執，影響到小孩的感受，因此，為免於日後雙方再事造

成爭執等一切情狀，認有關該未成年子女權利義務之行使或負擔，由被告任之，應符合其等利益。



【圖四】雲林地方法院 102 年度婚字第 171 號民事判決中各因素瀑布圖

※資料來源：作者製圖。

從情狀來看，雙方各有擅長，父親是主要照顧者、經濟較母親稍微優渥，子女目前與父親同居，但父親曾對母親家暴而被核發保護令（在「品行」一項父親不利）；社工報告則對母親之親職能力給予正面評價；而其他特徵值則多半父母表現不分軒輊。因此在最後親權歸屬的結果預測上，不同於前揭【圖二】及【圖三】分別接近 0 及 1，本例【圖四】顯示機器預測值僅在 0.5 的上方一點點，可見雙方頗為勢均力敵。由於預測值微高於 0.5，機器推測親權歸屬父親，而實際裁判結果亦是如此。

此案例顯示，在雙方各自擁有某些優勢因素時，確實會產生類似思考拉鋸戰的局面，不過由於法官最重視主要照顧者（如前所述，此特徵值的 gain 值達 0.356），最後還是由擔任主要照顧者之父親取得親權，而這樣的思考過程如實地反映在梯度提升法繪製的瀑布圖中。也就是說，梯度提升法所建立的模型，能夠精確描述法官心中的思考過程（某種類型裁判之中法官心中的尺），模型不僅在父與母實力懸殊的情況（【圖二】及【圖三】）能夠進行預測，即使在父與母條件看似不相上下的狀況，仍能準確判斷親權歸屬之結果：如同前述，已經超過 95%。之所以在邊際型的案例仍能正確預測，是因梯度提升法細緻地計算出了每個因素的重要性，因此父或母不是取得愈多因素的優勢愈好，而是在重要的因素取得優勢者，較可能獲得親權。

#### 四、小結

本文蒐集 2012 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日共三年期間，當父母均為本國人、也都有意願爭取親權時，地方法院第一審共 448 件結果為「單獨親權」之裁判，包含了 690 位子女，使用機器學習當中的「梯度提升法（gradient boosting）」，分析其中民法第 1055 條之 1 的各項因素具有多高的重要性。

透過機器學習，雖然發現了極小範圍的裁判類型中「法官心中的尺」，本文並非主張，這把尺在規範意義上是正確的<sup>58</sup>。民法第 1055 條之 1 的每

---

<sup>58</sup> 近期的研究例如：施慧玲、紀冠伶（2018），〈離婚訴訟「先搶先贏」的實務經驗敘事分析：兼論幼年子女最佳利益的司法裁量基準〉，《法令月刊》，69卷8期，

種因素都在價值上均「非常重要」，筆者無意挑戰這樣的命題。惟法官可能遇到的問題是：「主要照顧者」是母親，但「子女意願」與「親子互動」卻偏向父親；或是「主要照顧者」、「子女意願」都是母親，但「親子互動」卻偏向父親，這種「各有道理」狀況。這時，該怎麼裁斷？「民法第 1055 條之 1 的每個因素都很重要，請法官自行斟酌判斷」則又將責任拋回給法官。

法官固然獨立審判，應斟酌一切情事，惟本研究的具體作用是，提供一個工具，協助法官預先瞭解自己的心證是否「合乎多數法官見解」；或是本件屬於特殊狀況，法官則可以在裁判中更詳細說明其判斷之理由，避免當事人對結果不服；又或者即使當事人不服而上訴（或抗告），詳細的裁判理由較能避免被上級審廢棄。附帶一提，上述三的裁判之中，兩造的條件差異非常微小。正是在這樣邊際型的案例，雙方可能都覺得自己有勝算，而進入了訴訟。雲林地方法院雖判決父親單獨取得親權，當事人仍決定上訴（臺灣高等法院臺南分院 102 年度家上字第 68 號，最終和解結案）。若有一個可資信賴的模型，讓當事人明瞭第一審法官的判斷已經非常「符合多數法官見解」時，或許當事人也不至於選擇上訴一途。

對當事人而言，因離婚或親權紛爭對簿公堂，除了金錢與時間上的開支，還使未成年子女面臨必須選擇雙親之一之心理壓力。多數家庭成員在親權裁判過程中只有「輸」與「輸更多」的選擇，有諺道：「幸福的家庭都是相似的，不幸的家庭各有各的不幸。」（Все счастливые семьи похожи друг на друга, каждая несчастливая семья несчастлива по-своему）因此，藉由科學方法所獲得的模型愈精確，愈增加裁判結果的可預測性的話，或能使當事人

---

頁94-95，指出在實務有不當適用「維持現狀原則」與「繼續性原則」（類似本文的「主要照顧者」）之嫌，亦即忽略子女過去以來的照顧狀況，僅以訴訟中甚至裁判時的狀態來認定何人為主要照顧者，造成「先搶先贏」來製造子女照顧的現狀。本文採取的研究方法無法作出這樣細部觀察，這是任何實證方法都有的研究限制，從而本文無法回答「法院最重視主要照顧者」此事在規範評價上正確與否。惟對於規範論者而言，本文的研究仍有貢獻，亦即可證明我國法院確實非常重視「主要照顧者」且重要度遠遠大過「友善父母」，因此父母一定會竭盡所能讓自己變成主要照顧者，（在「主要照顧者」的認定標準不當的前提下）先搶先贏似乎是父母必然採取的行動；亦即，數據分析結果佐證了規範論者的憂慮有其道理。

改採協商和解之途，減少冗餘的訴訟<sup>59</sup>，此對兩造、子女、法官而言，可能都是較佳的結果<sup>60</sup>。

## 陸、結 論

本文探討了人工智慧領域中的機器學習的基本運作機制、其對法律工作可能發生之影響，並將機器學習的梯度提升法用來分析親權酌定之相關裁判，從演算法的選擇、資料的蒐集、標記到模型效能評估，最後並分析了此結果的意義。研究方法的說明可供未來欲使用機器學習從事法學研究者作參考，本研究也試圖逐步建構法律資料分析學（legal analytics）。

此外，在親權酌定的議題上，梯度提升法的分析結果有兩方面的助益。在法理論上，更細緻地提出了各個因素的比重。以往學說指出，法官在審酌子女利益時通常只考量民法第 1055 條之 1 其中特定幾個因素，而傾向忽略

---

<sup>59</sup> 張永健（2017），〈社會科學式的比較法研究：評Mark Ramseyer. 2015. Second Best Justice: The Virtues of Japanese Private Law. The University of Chicago Press〉，《中研院法學期刊》，20期，頁220，引用J. MARK RAMSEYER, SECOND-BEST JUSTICE: THE VIRTUES OF JAPANESE PRIVATE LAW 21 (2015)，指出，Ramseyer教授認為日本之所以車禍侵權訴訟量少，是因為日本最高裁判所已公布計算各種受傷程度所值的財產上與非財產上損害賠償額的公式，無論行為人或被害人都能輕易知道自己該付出多少賠償或獲得多少賠償，因此極少人會走入訴訟之途。張永健教授比較日本與臺灣之情形，指出臺灣車禍案件爆量，應導因於最高法院沒有重要判決指引慰撫金酌定方式，以致車禍兩造無法對法院可能判決金額獲得共識，無法在「在法律的陰影下談判」。由此可見，裁判的可預測性，會影響當事人是否願意採取訴訟外紛爭解決方法抑或依然選擇訴訟。

<sup>60</sup> 提高裁判結果的可預測性，能使更多當事人願意和解，避免訴訟過程的勞費，此點不僅在上述的侵權行為損害賠償領域有可適用性，在家事法領域亦同。最明顯的例子是，日本對未成年子女扶養費及家庭生活費用的計算方式已有簡易算定表，受到全國的家事法院普遍的肯定與適用後，發揮了簡易與迅速解決紛爭的功能。參見：中川淳（2008），〈婚姻費用分担額と標準的算定方式：最判平成18.4.26を中心として〉，《戶籍時報》，622号，頁65；館幸嗣、打矢恵（2007），〈扶養義務と養育費算定に関する一考察〉，《中央学院大学法學論叢》，20卷1・2号，頁19。

其他因素<sup>61</sup>；本研究不但指出法官重視的因素為何，更能以數值標示出其相對大小，清楚地展現出「法官心中的那把尺」的樣貌。過去要得知「法官心中的尺」，多仰賴深度訪談等方式，其品質相當取決於訪談者的知識體系以及訪談者與受訪者間的信賴關係，非一般人（layperson）能輕易嘗試。如今若有數量充足且標記良好的數據（裁判資料），演算法能夠為我們找出法官重視什麼要素以及其重視的程度。當然，如上述各個步驟所示，資料分析時，在選取分析對象、特徵值以及標記方式時，仍依賴此領域的專家判斷，因此也不是一般人能輕易完成。且法官未必將所有的考量因素寫進裁判書內，此點仍是深度訪談不可取代之處。因此如果要更全面性地了解法官的思考，質性與量化兩種方式均不可或缺。

與之前相類似的研究比較的話，前系列作（決策樹）之方法可得知多數法官面臨親權酌定事件時，最先考量主要照顧者為何人，其次則斟酌子女意願或親子互動；倘若父母一方是「主要照顧者」，又在「子女意願」或「親子互動」表現較佳的話，取得單獨親權的可能性壓倒地高；但若主要照顧者在「子女意願」或「親子互動」表現不如他方，就很有可能無法取得親權<sup>62</sup>。惟決策樹僅能顯示大多數裁判的趨勢，但從前吾人無法百分之百確知自己手上的裁判會是多數主流的那一群，還是那落在少數例外中。本文所研究之梯度提升法能進一步算出了每個因素的重要程度，並以數值表示，如此便能讓吾人理解，為什麼即使父或母「經濟較為富裕」，但在「子女意願」、「親子互動」表現不如他方的話，可能得不到親權，亦即如同【圖二】的案例，「子女意願」與「親子互動」的重要性比重超過「經濟狀況」之故。此外，梯度提升法可將個案的思考過程製成瀑布圖，讓使用者了解機器權重的因素與判斷過程，也可從最後的預測值得知此個案是否為一方全勝型或邊際型的狀況。在父母雙方各自具有某些優勢、看似表現不相上下的情況，梯度提升法更能發揮作用，協助當事人、律師在進入法院前作出更貼切自身狀況的評估。

---

<sup>61</sup> 例如劉宏恩，前揭註34，頁103；鄭諺霓，前揭註36，頁120。

<sup>62</sup> 黃詩淳、邵軒磊，前揭註7，頁325-327。

最後，包含法律資料分析在內的各種法實證研究方法，終極關懷都是希冀提高法的可預測性，且某些研究成果（包括本文）也確實能證明我國法院的裁判有可預測性，但倘若當局不承認也不推廣，一般的律師或當事人可能並不會使用此種工具，而依然「各自解讀」裁判可能之結果，無法和解，仍選擇進入法院<sup>63</sup>。人工智慧結合法律資料分析的理想，亦即增進裁判的可預測性，提升人民對司法的信賴，進而減少訟源，未來必須仰賴學術社群、司法體系以及各種科技力共同支持。

在研究限制上，主要來自於資料。本文蒐集的是 2012 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日共三年期間，當父母均為本國人、也都有意願爭取親權時，地方法院第一審共 448 件結果為「單獨親權」之裁判，包含了 690 位子女。此 448 件為公開之裁判，然尚有多數裁判不公開，故本文的觀察結果不一定適用於未公開的部分。其次，關於預測法院如何判定共同監護、分別監護或第三人監護，也待另文深入研究。另外，即使是符合上述資料集特徵的事件，機器學習本身亦有其限制，亦即利用「過去」的資料來建立預測用的模型，來判別「未來」亦即從未接觸過的事件的結果。在道德論的命題上，機器並無感情，也可能做出非常「不符合情感直覺」的預測。因此，如何使用機器學習（選擇演算法）以及機器帶來的資訊，依然需要律師、法官等專業人員作最終的「判斷」；決定者（責任者）依然為人類。人工智慧能提供一個更宏觀的資訊全景給人類，但「計算」與「終極關懷」之天平，還是握在人類手上。

---

<sup>63</sup> 張永健，前揭註 59，頁 235 指出，雖實證研究顯示，法院酌定身體侵害、生命侵害、名譽侵害慰撫金的趨勢已經很可預測，但絕大多數人民包括律師並未參考之，導致法院的侵權行為訴訟量極高；與此相較，日本則因使用了漫畫書推廣與公式計算，裁判結果可預測性極高，故訴訟案件量少。兩者的差別就在於法院是否願意正面肯認並促進這種「可預測性」。



## 參考文獻

### 一、中文部分

- 王子榮 (2018), 〈恐龍法官製造公司：當戰場不在法庭〉, 聯合新聞網鳴人堂版, 載於：<https://opinion.udn.com/opinion/story/11756/2930248>。
- 李立如 (2010), 〈論離婚後父母對未成年子女權利義務之行使負擔：美國法上子女最佳利益原則的發展與努力方向〉, 《歐美研究》, 40 卷 3 期, 頁 779-828。
- 林沛君 (2015), 〈由聯合國兒童權利委員會第 14 號一般性意見重新檢視「子女最佳利益」〉, 《華岡法粹》, 58 期, 頁 127-159。
- 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 卷 4 期, 頁 49-67。doi: 10.30019/IJCLCLP.201212.0004
- 林勤富、劉漢威 (2018), 〈人工智慧法律議題初探〉, 《月旦法學雜誌》, 274 期, 頁 195-215。doi: 10.3966/102559312018030274010
- 林勤綱 (1982), 《民法上所謂離婚後子女監護制度之研究》, 國立臺灣大學法律學研究所碩士論文 (未出版), 臺北。
- 施慧玲、紀冠伶 (2018), 〈離婚訴訟「先搶先贏」的實務經驗敘事分析：兼論幼年子女最佳利益的司法裁量基準〉, 《法令月刊》, 69 卷 8 期, 頁 75-102。doi: 10.6509/TLM.201808\_69(8).0005
- 張永健 (2017), 〈社會科學式的比較法研究：評 Mark Ramseyer. 2015. Second Best Justice: The Virtues of Japanese Private Law. The University of Chicago Press〉, 《中研院法學期刊》, 20 期, 頁 211-250。
- 張永健、何漢葳、李宗憲 (2017), 〈或重於泰山、或輕於鴻毛：地方法院車禍致死案件慰撫金之實證研究〉, 《政大法學評論》, 149 期, 頁 139-219。doi: 10.3966/102398202017060149003

郭雨嵐、汪家倩、侯春岑(2017)，〈法律科技與人工智慧時代，科技法律人才的養成與挑戰〉，《萬國法律》，214 期，頁 51-59。

陳譽文(2017)，〈人工智慧規範性議題綜觀〉，《科技法律透析》，29 卷 4 期，頁 43-51。

陳顯武、陳世昌(2004)，〈法資訊學上法本體論研究的興起與發展之分析：一個基本哲學概念意義之轉換〉，《臺大法學論叢》，33 卷 5 期，頁 1-49。doi: 10.6199/NTULJ.2004.33.05.01

黃詩淳、邵軒磊(2017)，〈運用機器學習預測法院裁判：法資訊學之實踐〉，《月旦法學雜誌》，270 期，頁 86-96。doi: 10.3966/102559312017110270006  
----- (2018)，〈酌定子女親權之重要因素：以決策樹方法分析相關裁判〉，《臺大法學論叢》，47 卷 1 期，頁 299-344。doi: 10.6199/NTULJ.201803\_47(1).0005

劉宏恩(2011)，〈「子女最佳利益原則」在臺灣法院離婚後子女監護案件中之實踐：法律與社會研究 (Law and Society Research) 之觀點〉，《軍法專刊》，57 卷 1 期，頁 84-106。

鄧學仁(2010)，〈子女最佳利益之適用爭議與發展方向〉，《台灣法學雜誌》，155 期，頁 45-61。

----- (2011)，〈離婚後子女親權酌定之問題與對策〉，《月旦法學雜誌》，191 期，頁 34-44。

鄭彥寬(2015)，〈離婚後未成年子女親權酌定之實證研究〉，國立臺灣大學法律學研究所碩士論文(未出版)，臺北。doi: 10.6342/NTU.2015.02749

## 二、日文部分

館幸嗣、打矢恵(2007)，〈扶養義務と養育費算定に関する一考察〉，《中央学院大学法学論叢》，20 卷 1・2 号，頁 1-22。

中川淳(2008)，〈婚姻費用分担額と標準の算定方式：最判平成 18.4.26 を中心として〉，《戸籍時報》，622 号，頁 62-65。

### 三、英文部分

- Alarie, B., Niblett, A., & Yoon, A. H. (2016). Using Machine Learning to Predict Outcomes in Tax Law. *Canadian Business Law Journal*, 58(3), 231-254. doi: 10.2139/ssrn.2855977
- Ashley, K., & Brüninghaus, S. (2009). Automatically Classifying Case Texts and Predicting Outcomes. *Artificial Intelligence and Law*, 17(2), 125-165. doi:10.1007/s10506-009-9077-9
- Byrd, O. (2017). Moneyball Legal Analytics Now Online for Commercial Litigators. *Commercial Law World*, 31(2), 12-16.
- Chen, C.-J. (2016). The Chorus of Formal Equality: Feminist Custody Law Reform and Fathers' Rights Advocacy in Taiwan. *Canadian Journal of Women and the Law*, 28(1), 116-151. doi: 10.3138/cjwl.28.1.116
- Domingos, P. (2012). A Few Useful Things to Know about Machine Learning. *Communications of the ACM*, 55(10), 78-87. doi:10.1145/2347736.2347755
- Ducklin, P. (2013, October 17). Dirty Dozen Spam Sending Nations: Find Where You Finished in Our Q3 Spampionship Chart [Online forum comment]. Retrieved from <https://nakedsecurity.sophos.com/2013/10/17/dirty-dozen-spam-sending-nations-find-where-you-finished-in-our-q3-spampionship-chart/>
- Flach, P. A. (2012). *Machine Learning: The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*. New York, NY: Cambridge University Press.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *Annals of Statistics*, 29(5), 1189-1232. doi: 10.1214/aos/1013203451
- Hawkins, D. M., Basak, S. C., & Mills, D. (2003). Assessing Model Fit by Cross-Validation. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 43(2), 579-586. doi: 10.1021/ci025626i

- Karamouzis, S. T., & Harper, D. W. (2008). An Artificial Intelligence System Suggests Arbitrariness of Death Penalty. *International Journal of Law and Information Technology*, 16(1), 1-7. doi: 10.1093/ijlit/eam006
- Katz, D. M. (2013). Quantitative Legal Prediction - or - How I Learned to Stop Worrying and Start Preparing for the Data-Driven Future of the Legal Services Industry. *Emory Law Journal*, 62, 909-966.
- Kim, J.-H. (2009). Estimating Classification Error Rate: Repeated Cross-Validation, Repeated Hold-Out and Bootstrap. *Computational Statistics and Data Analysis*, 53(11), 3735-3745. doi: 10.1016/j.csda.2009.04.009
- Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied Predictive Modeling*. New York, NY: Springer. doi: 10.1007/978-1-4614-6849-3
- Le, Q. V., Ranzator M'A., Monga R., Devin M., Chen K., Corrado, G. S., Dean, J., & Ng A. Y. (2012). Building High-Level Features Using Large Scale Unsupervised Learning. In J. Langford, & J. Pineau (Eds.), *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning* (pp. 507-514). Madison, WI: Omnipress. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1112.6209>
- Maisel, L., & Cokins, G. (2014). *Predictive Business Analytics: Forward Looking Capabilities to Improve Business Performance*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. New York, NY: Cambridge University Press.
- Marsland, S. (2014). *Machine Learning: An Algorithmic Perspective* (2nd ed.). Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC.
- McGinnis, J. O., & Pearce, R. G. (2014). The Great Disruption: How Machine Intelligence Will Transform the Role of Lawyers in the Delivery of Legal Services. *Fordham Law Review*, 82(6), 3041-3066. doi: 10.1111/j.1740-1461.2012.01260.x
- McShane, B. B., Watson, O. P., Baker, T., & Griffith, S. J. (2012). Predicting Securities Fraud Settlements and Amounts: A Hierarchical Bayesian Model

- of Federal Securities Class Action Lawsuits. *Journal of Empirical Legal Studies*, 9(3), 482-510.
- Molinaro, A. M., Simon, R., & Pfeiffer, R. M. (2005). Prediction Error Estimation: A Comparison of Resampling Methods. *Bioinformatics*, 21, 3301-3307. doi: 10.1093/bioinformatics/bti499
- Ramseyer, J. M. (2015). *Second-Best Justice: The Virtues of Japanese Private Law*. Chicago, IL: The University of Chicago Press.
- Raghupathi, V., Zhou, Y., & Raghupathi, W. (2018). Legal Decision Support: Exploring Big Data Analytics Approach to Modeling Pharma Patent Validity Cases. *IEEE Access*, 6, 41518-41528. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2859052
- Russell, S. J., & Norvig, P. (Eds.) (2009). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (3rd ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson.
- Siegel, E. (2013). *Predictive Analytics: The Power to Predict Who Will Click, Buy, Lie, or Die*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Sorkin, D. E. (2001). Technical and Legal Approaches to Unsolicited Electronic Mail. *University of San Francisco Law Review*, 35(2), 325-384.
- Ting, K. M. (2017). Confusion Matrix. In C. Sammut, & G. I. Webb (Eds.), *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining* (2nd ed., pp. 260-261). Boston, MA: Springer US. doi: 10.1007/978-1-4899-7687-1\_50
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2011). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (3rd ed.). Burlington, MA: Morgan Kaufmann Publishers.

## The Application of Artificial Intelligence and Legal Analytics: Focused on Decisions Regarding Child Custody

*Sieh-Chuen Huang & Hsuan-Lei Shao\**

### Abstract

The remarkable advances in artificial intelligence influences human lives in almost every aspect including business and academic research. For example, it became more and more common to use machine learning techniques to analyze, categorize texts and predict outcomes, which can assist human in making more accurate decisions. This research attempts to explore the possibility to apply artificial intelligence approaches to legal studies.

Firstly, this study introduces recent developments on artificial intelligence and the basic concepts regarding machine learning. Secondly, it explains how machine learning algorithms can be used to better predict legal outcomes. To demonstrate the strength of predictions, this article applies gradient boosting to analyze decisions related to child custody in Taiwan. We collected 448 cases from 2012 through 2014, involving 690 children whose parents were both Taiwanese and willing to acquire the custody, and in which the Taiwanese district court granted one parent sole custody. It is found that among factors enumerated in Article 1055-1 of Taiwan Civil Code, the three most important ones that judges consider are primary caregiver (gain=0.356), wishes of the child (gain=0.267), and parent-child interaction (gain=0.152). In terms of outcome predictions, the accuracy of the model is 95.7 % and F1 score is 0.927. The model built by gradient boosting could also demonstrate its application on individual cases – that is to say,

---

\* Associate Professor, College of Law, National Taiwan University.

E-mail: schhuang@ntu.edu.tw

Associate Professor, Department of East Asian Studies, National Taiwan Normal University.

E-mail: hlshao@ntnu.edu.tw

it is able to reveal factors and how much they weighed on affecting the machine's prediction for a given case. By visualizing through waterfall charts, we may have a better understanding of criteria inside the machine's "mind".

This clearly illustrates in custody disputes what factors and to what extent judges consider important in Taiwan. In addition, this effective predictive model can help improve the predictability and certainty of law. Based on this, divorce lawyers can preliminarily assess their clients' chances at winning divorce lawsuits and propose the most optimal dispute resolution strategy. The informational asymmetries leading to wasteful expenditure on litigation may be reduced. In the long run, legal analytics can improve the acquirability and affordability of information about legal rights and responsibilities, which will enhance public trust and confidence in judicial system.

**Keywords: artificial intelligence, machine learning, legal analytics, gradient boosting, child custody, best interest of the child, predictability of law**