

房屋租賃文本與法律條文相關性辨識之研究

The Relevance Identification Between Housing Rental Texts And Legal Provisions

Min-Chin Ho
Soochow University
Dept. of Data Science
jenny900196@gmail.com

Ya-Mien Cheng
Soochow University
Dept. of Data Science
mian12080916@gmail.com

Jheng-Long Wu
Soochow University
Dept. of Data Science
jlwu@gm.scu.edu.tw

摘要

近年來臺灣的房價市場由於各類因素而隨之水漲船高，因此許多人便選擇以租屋代替買房。而許多租屋族在簽訂房屋租賃合約時對於相關法規和細節的陌生，加上未詳閱或疏漏繁雜之合約內容的總總因素，都會進而引發糾紛。本研究將試圖開發一套線上房屋租賃辨識系統，讓房客能夠透過此系統辨識租賃契約是否有問題，並提示未來租屋行為、租屋過程若發生糾紛可用之法律條文，幫助租屋族減少對於法條與契約約定事項的不理解而產生的租賃糾紛。在本研究中，使用了五種模型並選取四種影響因子來進行模型訓練與評估，其中以 distilbert-base-multilingual-cased 模型並在未考慮任何影響因子下表現最佳 macro f1 分數為 0.14、weighted f1 分數為 0.21，但各模型在本研究資料集之訓練效果普遍不佳，由研究結果顯示，租賃問題之相關法律條文辨識仍需要建立更大量且多元的語料庫。

Abstract

In recent years, the housing market in Taiwan has seen soaring prices due to various factors, leading many people to choose renting over buying. However, many renters are unfamiliar with the relevant regulations and details when signing rental agreements. Combined with a lack of thorough review or overlooking complex contract terms, these factors often lead to disputes. This study aims to develop an online housing lease identification system that allows tenants to assess whether their lease contracts have issues. It will also provide information on legal provisions that can be used in case of disputes during the rental process, helping renters reduce misunderstandings about legal regulations and contract terms. In this research, five models were used, and four influencing factors were selected for model training and

evaluation. Among them, the distilbert-base-multilingual-cased model performed the best with a macro F1 score of 0.14 and a weighted F1 score of 0.21, without considering any influencing factors. However, the overall performance of all models on this research dataset was generally poor. The results suggest that the identification of relevant legal provisions for lease issues still requires the establishment of a larger and more diverse corpus of text data.

關鍵字：判決預測、民事案件、租賃合約

Keywords: legal judgment, civil case, residential lease agreement

1 緒論

臺灣居高不下的房價，買房成了多數人遙不可及的夢想，只能成為租屋一族，再加上國內各地皆有外出求學的學生族群，更擴大了租屋族的人口基數，而根據內政部統計資料，推估全國超過八分之一的人口屬於租屋族，臺灣租賃市場之龐雜可見一斑。租屋需求至今仍是一個最大的社會議題，每年也有許多租屋糾紛產生，造成許多社會資源浪費。以崔媽媽基金會¹為例，其在 2022 年就提供了 2408 件糾紛諮詢、105 件協商與調解和 230 件租約審查。

而在簽訂房屋租賃合約的過程中，大多數人無法敏銳發現契約的內容是否產生問題，容易有潛在的損害風險。而對於較無租賃經驗的民眾來說，可能還因對簽約一事感到陌生，或害怕房東的百般刁難，簽訂了一些不公平條款，例如：退租時藉故不還押金、巧立名目收取費用等等。或許有些人在簽訂契約時對合約內容感到有疑慮，但卻因為急需租屋或是房東糊弄解釋而倉促簽約，造成日後入住，甚至退租後，房東以租約中的條款向房客索取不合理的賠償金，進而引發糾紛。

¹崔媽媽基金會為一個社團組織，提供租屋服務。
<https://www.tmm.org.tw>

事實上，在司法院裁判書系統上，可以查詢到與房屋租賃相關之判決甚多，民國 110 年至今，將近有約兩千件訴訟案件。其中以臺北簡易庭 111 年度北小字第 1091 號民事判決舉例，「原告向被告承租房屋期間，因房東上漲房租陸續重新簽屬四份合約，租約到期後雙方當面點交返還房屋，並約定依房屋租賃契約書返還押租金，但房東事後卻以管理費尚未繳清，拒絕返還押金」。在第一份契約確實有約定管理費應由承租人負擔，但雙方曾達成口頭協議：「管理費由出租人負擔」，並於第一份契約書明載：「付款方式為：(內含管理費)」等語，最後法官認為簽約長達十年，房東從未在這段期間提出管理費一事，且雙方有口頭協議，因此判決房東需返還押金。

從上述案例可得知，簽訂合約時，有些租屋行為沒有及時發現時，可能會造成日後問題所在。由於人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 和自然語言處理 (Natural Language Processing, NLP) 技術越來越厲害，自今可以更有效的辨識各式文本辨識問題，甚至可以產生回答問題的文本內容，因此在本研究預計採用最強大的 Transformers 系列之預訓練模型 (Vaswani et al., 2017)，用於辨識有租屋需求的民眾，可以用於辨識租屋合約內容或租屋過程是否有違反法律條文。

2 文獻回顧

2.1 租賃契約

以前房屋租賃糾紛層出不窮，源於我國租賃規範不完整，且官方版的租賃定型化契約取得不夠便民，91 年第一次公告以來，歷經 15 年才做第一次修訂 (曹筱筠, 2016)。後來內政部於民國 109 年推出新版租約，重新修正的「住宅租賃定型化契約應記載及不得記載事項」及「住宅租賃契約應約定及不得約定事項」對於較常出現之爭議，如：電費計收方式、租賃雙方修繕責任歸屬等事項都有更加明確的規範，加強簽約雙方之權益。另外，租賃住宅市場發展及管理條例 (以下簡稱租賃專法) 於 2018 年 6 月 27 日實施，民法所規範的租賃物較租賃專法為廣泛；租賃專法較民法合法轉租條件來得嚴苛 (羅玉賢, 2019)。

重新修訂規範或增加條例只能作為輔助，在簽約時最重要的還是仰賴簽約者是否有詳閱簽訂內容，並在有疑慮時即時提出，避免後續糾紛之發生。崔媽媽基金會成立於 1989 年，每年都有近兩千多件的法律諮詢，他們表示終止租約、押金返還及修繕責任歸屬是三種最常見的租屋糾紛。

2.2 文本分類相關研究

因為技術與硬體的不斷進步，機器學習逐漸被運用在各大領域，在法律領域也被應用在許多層面，舉凡透過大量的文本分析，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 (Lin et al., 2012)，亦或是運用自然語言處理技術來輔助律師整理大量文件的審判關鍵，在法學領域上應用機器學習，大多都是在做審判的預測或是簡易的法律文件生成及標記，自動審查合約研究較不常見。而透過機器學習可自動抽取文本重要資訊，即自動文本摘要技術，若應用在法學領域上，便可大幅提高法律工作者之效率。

近年來，已有許多公司開發出自動擬議合約的 AI 系統，來進行合約審查，取代了法律團隊人工審查合約的時間與成本，並大幅的減少了契約稽查的錯誤率。Google 的 Document AI 透過電腦視覺 (包括 OCR) 和自然語言處理 (NLP) 等技術推出「滿足所有文件處理需求的整合式平台」，透過此平台可以直接整理文件內容，在合約中標記出重要內容，並條列出企業所需之資訊，幫助企業簡化作業流程。而在如此便利的平台輔助之下，企業確實可以精準且快速的整理出資料，但無法將資料統整，直接與自身產業之延伸資訊連結，因此在本研究希望藉由判決書與法條的整理，應用在房屋租賃合約之審查。

3 研究方法

為了能夠開發出一套房屋租賃諮詢系統，讓租客在租屋時事先辨識容易發生問題的糾紛情況、租屋行為、租屋過程或合約內容等，本研究之流程如圖 1 所示，首先從司法院判決系統中收集與租賃有關之判家書作為目標資料；再者資料預處理與標記，本研究將擷取和整理出雙方爭議之論述內容，以及雙方爭議之應用法條，作為 AI 模型的訓練資料和測試資料；而 AI 模型部分則是建立與訓練分類器，透過多種熱門的分類器模型來訓練房屋租賃諮詢系統；最後則是以分類任務之綜合指標來評估各分類器模型之辨識效果。

3.1 資料蒐集

多數現有房屋租賃合約書為制式內容，然而容易造成糾紛會是其訂定之合約內容，單就合約文本內容無法獲得是否違反相關法條，因此公版的房屋租賃合約書較難作為目標資料。許多爭議情況在合約內容中並沒有詳細記載，而是租屋過程或行為所導致，因此本研究預計利

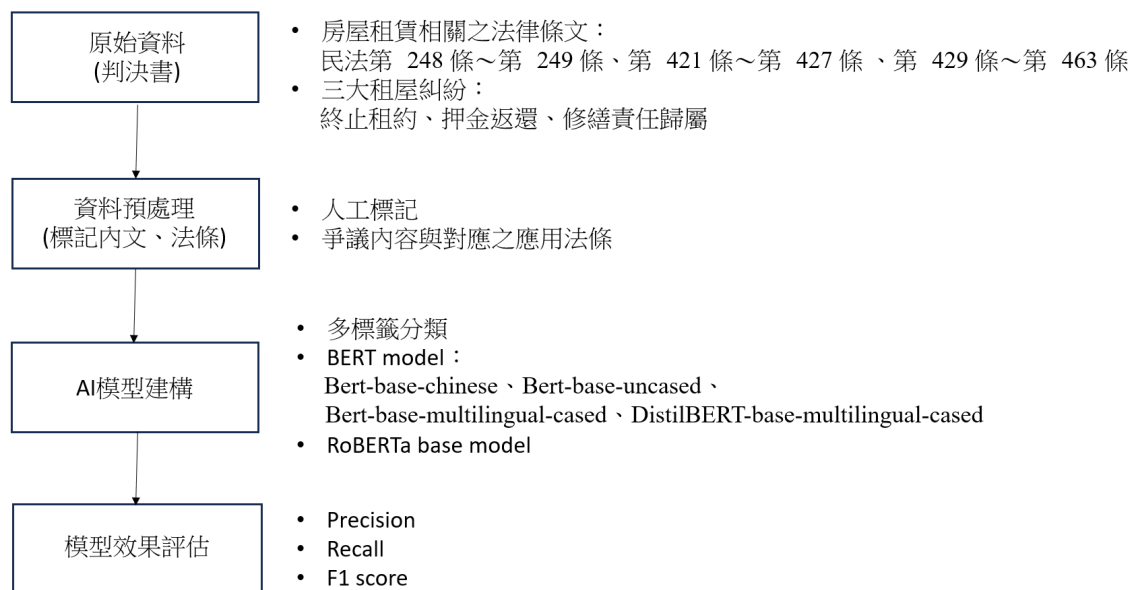


圖 1. 研究流程示意圖

用司法院裁判書系統²中與房屋租賃糾紛有關之判決書做為本計劃之研究資料，主要以房屋租賃相關之法條作為查詢條件，從中收集相關房屋租賃裁判書作為初步資料。此外，若資料蒐集之數量較少，將以終止租約、押金返還及修繕責任歸屬三大租屋糾紛作為輔助查詢。

三、按租賃定有期限者，其租賃關係，於期限屆滿時消滅；未定期限有明文者，各當事人得隨時終止契約，**民法第450條**第1、2項分別定有明文。系爭租約租期延長至110年12月17日屆至，有兩造簽立之系爭租約為證（見本院卷第15頁），

圖 2. 爭議內容引用之相關法條

3.2 資料預處理與標記

為了後續能在房屋租賃諮詢系統上辨識是否有法律疑慮之條約，且直接提示該疑慮適用之法條，因此本研究從司法院蒐集判決書後，會將原始判決書內容擷取出兩個部分進行標記，分別為判決書中爭議內容引用之相關法條，以及事實及理由段內文中雙方爭議之內容，該爭議或糾紛文本內容將由本研究採用人工方式進行閱讀及認定涵蓋範圍。舉例說明如：以高雄簡易庭 111 年度雄小字第 2505 號民事判決舉例³：首先確認此判決雙方爭議應用之法條，即「民法第 450 條」，該案爭議內容為一個分類標籤，詳如圖 2 藍框處所示，並標記作為模型之訓練目標。而模型的輸入文本則是判決書中的事實及理由段之文本內容，本研究並非採用整段內文，許多敘述內容是法官的解釋用詞或說明看法，因此不適用於本研究的諮詢內容，因為租客不需以法律專業用法、用語或用詞來諮詢。以該判決書事實與理由段為例，本研究將以人工方式擷取出該段文本，即「房屋 1 樓騎樓右側使用，約定租期自 110 年 4 月

事實及理由
一、原告主張：原告前向被告承租被告**房屋1樓騎樓右側使用，約定租期自110年4月18日起延至110年12月17日止**，每月租金7,000元(下稱系爭租約)。嗣因被告變更營業地點，希望原告一同前往並承租騎樓，原告遂告知被告可先行前往營業，但須看該地點營業情況再考慮是否要繼續承租，並約定租金改為每月5,000元。爾後因該地點營業狀況未達預期，遂在111年2月通知被告不願繼續承租，租約終止後被告應返還押金14,000元但至今未返還，為此提起本件訴訟。並聲明：被告應給付原告14,000元及自**支付命令送達翌日**起至清償日止按週年利率百分之5計算之利息

圖 3. 雙方爭議之內容

18日延至110年12月17日止」文本，詳如圖 3 紅框處所示，並標記作為模型之輸入項。

3.3 分類器建構

由於本研究所涉及的分類問題屬於多標籤分類 (Bi and Kwok, 2013) 問題，以板橋簡易庭 112 年度板簡字第 372 號民事判決舉例⁴，該案件涉及民法第 423 條和第 430 條如圖 4，皆與爭議之內容如圖 5 有關，該兩項數同時發生違反之行為，因此屬於多標籤分類任務。本研究整理《民法》第三節債之效力第 248 條~第 249 條、第五節租賃第 421 條~第 427 條、

²司法院裁判書系統，提供法院名稱、裁判案號、案由、全文檢索字詞。
<https://judgment.judicial.gov.tw/FJUD/default.aspx>

³高雄簡易庭 111 年度雄小字第 2505 號民事判決

⁴板橋簡易庭 112 年度板簡字第 372 號民事判決

第 429 條～第 463 條為主要房屋租賃相關之法律條文，共計約 44 有個與房屋租賃有關之法律條文，意味著如採用標準多標籤建立模型策略，本研究將建構 44 個二元分類模型進行訓練。為了使推論時可以更加快速，避免 44 個二元分類器造成資源耗費過多，因此本研究將把引用法條訓練模型輸入項改作為同時輸入爭議內容文本及對應之法條文本，即兩項目自動配對，在訓練目標項則還是以二元分類為主，即判斷爭議內容與法條內容是否有涉及或違反。

(三)又按出租人應以合於所約定使用收益之租賃物，交付承租人，並應於租賃關係存續中保持其合於約定使用、收益之狀態，**民法第423條**定有明文。該所稱合於約定使用、收益之

(a) 民法第 423 條

院96年度台上字第1692號民事判決要旨參照)。又按租賃關係存續中，租賃物如有修繕之必要，應由出租人負擔者，承租人得定相當期限，催告出租人修繕，如出租人於其期限內不為修繕者，承租人得終止契約或自行修繕而請求出租人償還其費用或於租金中扣除之，**民法第430條**定有明文。經

(b) 民法第 430 條

圖 4. 板橋簡易庭 112 年度板簡字第 372 號民事判決爭議內容引用之法條

(二)系爭房屋漏水及紗窗破損，原告長期不修繕，只想收全額租金，顯已違反系爭租約第11條後段：「房屋因自然損壞有修繕之必要時，由甲方負責修理。」及附加條件第4條：「本合約期限內建築結構硬體內管不通或漏水（電）需由甲方負責。」約定之修繕責任，原告顯然違約在先，使被告年約85

圖 5. 板橋簡易庭 112 年度板簡字第 372 號民事判決雙方爭議之內容

在分類模型選擇上，本研究採用 BERT 預訓練模型為主，BERT 模型是於 2018 年由 Devlin 等人 (Devlin et al., 2018) 所發表之自然語言處理的預訓練技術，結構主要為 NLP 模型 Transformer 中的編碼器 (Encoder)，並透過雙向 (Bidirectional) 訓練讓模型去考慮文本的上下文關係，強化模型對文本的理解。其模型的組成如下，給予輸入項 x 到一個 BERT 分類模型可獲得預測的二元機率 \hat{y} ，公式如下：

$$\hat{y} = BERT(x)$$

輸入項 x 是由數個文字組成，包含起始符號 $\langle SOS \rangle$ 、爭議文本 $(w_1^{CON}, \dots, w_K^{CON})$ 、分隔符號 $\langle SOS \rangle$ 、法條文本 $(w_1^{LAW}, \dots, w_K^{LAW})$ 及結束符號 $\langle EOS \rangle$ ，

公式如下：

$$x = [\langle SOS \rangle, w_1^{CON}, \dots, w_K^{CON}, \langle SEP \rangle, w_1^{LAW}, \dots, w_K^{LAW}, \langle EOS \rangle]$$

其中， K 表示爭議文本字數。 M 表示法條文本字數。

$$L(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_j \cdot \log(\hat{y}) + (1 - y_j) \cdot \log(1 - \hat{y})$$

3.4 模型效果評估

為了評估分類模型的辨識效果，本研究將採用標準分類任務的評估指標進行驗證模型效果。各租賃有關條文標籤將分別計算各自 Precision、Recall、F1 等三個評估指標，最後會以算數平均數 ($F1_{macro}$) 和加權平均數 ($F1_{weighted}$) 計算各租賃條文標籤的三個評估指標，以利進行綜合評比。其單一標籤評估公式如下：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

其中，Precision 表示在辨識為該標籤為正向的樣本，確實也為正向類別之比例。Recall 表示屬於在原始正項類別中，真正被辨識出正向類別之比例。F1 為 Precision 和 Recall 綜合評比之結果，其值若越接近 1 則代表模型分類器之分類準確度越高。

$$F1_{macro} = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^c F1_i$$

$$F1_{weighted} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c F1_i \times N_i$$

其中， C 表示法條類別數量。 N 表示所有樣本數。 $F1_i$ 表示第 i 類別的 F1 值。 N_i 表示第 i 類別的樣本數。

4 實驗結果

4.1 資料集

本研究資料集共蒐集 251 篇判決書，整理出 770 筆資料，其中有 81 條不同的法條，由圖 6 可得知此研究資料集中法條引用之比例，民法第 179 條「無法律上之原因而受利益，致他人受損害者，應返還其利益。雖有法律上之原因，而其後已不存在者，亦同。」為最常被

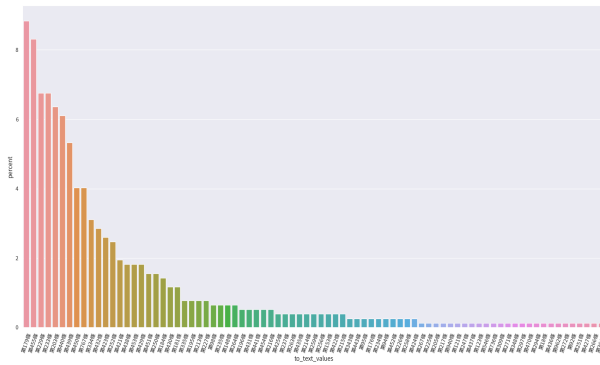


圖 6. 法條被引用的次數分布

引用之相關法條，在本研究資料集中共被引用 68 次，因該法條為不當得利概念之法條，無論原告是房東請求房客積欠租金或房客請求房東返還租押金，都與該法條相關。另外，有些法條並不常被使用，在圖 6 中也顯示了資料嚴重不平衡的問題。

4.2 實驗設定

本章節展示實驗資料在各個模型及經過不同資料處理方法的實驗結果與比較，分別使用 bert-base-chinese、bert-base-uncased、bert-base-multilingual-cased 和 distilbert-base-multilingual-cased 四種模型，並且搭配四種處理資料的方法和使用原資料，共 20 種模型。

最主要參考的驗證指標為 f1，如圖表顯示取得 weighted f1 的 0.22 及 macro f1 的 0.11 分數。在整體訓練中，批次 (Batch Size) 大小為 12、K-Fold 驗證方法中將資料切分為 3 等份、訓練迭代次數 (Train Epoch) 次數為 10、設定兩種不同的學習率分別為 0.01 和 0.001。

4.3 分類結果比較

表 1 為未進行特徵選取之原始資料訓練模型結果，並未考慮影響因子。主要考量的評估指標 macro f1，在各模型 bert-base-chinese、bert-base-uncased、bert-base-multilingual-cased 和 distilbert-base-multilingual-cased 下顯示，分數分別為約 0.09、0.04、0.07、0.08，在加入權重後，weighted f1 較 macro f1 有些許提升，分別提升至約 0.21、0.12、0.19、0.19，但分類效果依然不佳，其中以 bert-base-uncased 模型成效明顯遠低於其他模型，精確度 (accuracy) 方面 bert-base-uncased 模型為最低分 0.18，其餘模型分數則在 0.27 至 0.29 之間，因此 bert-base-uncased 的 pretrained model 對於此問題的預測，並不是一個合適的訓練模型。

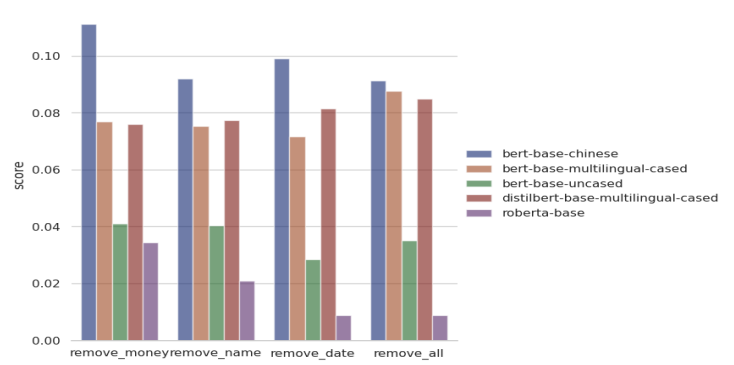


圖 7. 四種影響因子比較 (macro)

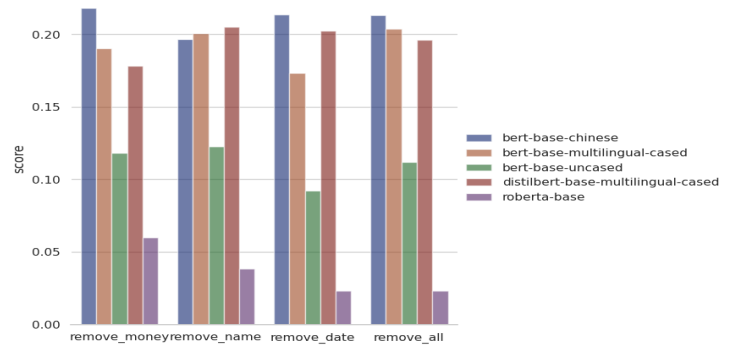


圖 8. 四種影響因子比較 (weighted)

4.4 影響因子的分類結果比較

在蒐集的判決書資料中，包含了當事人姓名、判決請求之金額、租賃合約簽約日期或租期等可能影響模型效果之因素，因此本研究將影響因子皆更改為「O」，表 2 為本研究被移除之特徵占比，其中「日期」特徵占比 57.94%，對模型分類效果有較大影響，而「人名」特徵只有 8.03%，影響相對較小，其中一特徵為將所有特徵一併進行更改，佔比為 69.94%。

根據實驗結果，可發現有經過其他處理資料的方法是可以幫助提升整體模型預測效果的。將原資料移除掉姓名 (remove_name) 的成效在其中兩個模型上都是表現最好的，因此移除掉姓名後是最有幫助提升預測成果的；而圖 7 和圖 8 表示移除金額 (remove_money) 和移除金額、日期、姓名 (remove_all) 也在少數實驗中有獲得過最高的預測成果。但可發現移除日期 (remove_date) 並未在任一回合的實驗中取得過最佳預測效果，甚至取得過多數的最低預測成效，判斷移除日期並不能有效的幫助提升預測成效。

為了避免模型有過擬和或選擇偏差的問題，每次的實驗組合都有使用 K-Fold 做交叉驗證。圖 9 是所有實驗組合中表現最好的 distilbert-base-multilingual-cased 模型搭配未

model	accuracy	macro precision	weighted precision	macro recall	weighted recall	macro f1	weighted f1
bert-base-chinese	0.29228	0.08122	0.19560	0.12501	0.29228	0.08723	0.21486
bert-base-uncased	0.18450	0.03622	0.11886	0.07140	0.18450	0.03969	0.12213
bert-base-multilingual-cased	0.28448	0.06322	0.17505	0.10654	0.28448	0.06983	0.19226
distilbert-base-multilingual-cased	0.27413	0.06698	0.16670	0.11547	0.27413	0.07766	0.19480

表 1. 模型分數比較

model	accuracy	macro precision	weighted precision	macro recall	weighted recall	macro f1	weighted f1
bert-base-chinese	0.21683	0.14317	0.16412	0.19241	0.21683	0.12884	0.14480
bert-base-uncased	0.07411	0.01334	0.02563	0.05272	0.07411	0.01749	0.03286
bert-base-multilingual-cased	0.23227	0.10633	0.14927	0.15450	0.23227	0.09065	0.12920
distilbert-base-multilingual-cased	0.28547	0.14761	0.20200	0.21072	0.28547	0.14266	0.20957
roberta-base	0.09627	0.00697	0.01479	0.04708	0.09627	0.01043	0.02223

表 3. 後測結果

移除特徵	被移除占比
金額 (remove_money)	37.52%
日期 (remove_date)	57.94%
人名 (remove_name)	8.03%
全部 (remove_all)	69.94%

表 2. 被移除特徵占比

考慮其他影響因子的各項評估指標折線圖，可以看到在各個資料切割集中，每組抽出來的資料分布都有些許落差，因此導致所獲得的分數落差在 0.05 至 0.1 間。雖實驗結果每折分數差距不大，但整體模型效果仍然不佳，因此應要再重新檢視資料集、選擇其他模型或是解決樣本不平均等問題。

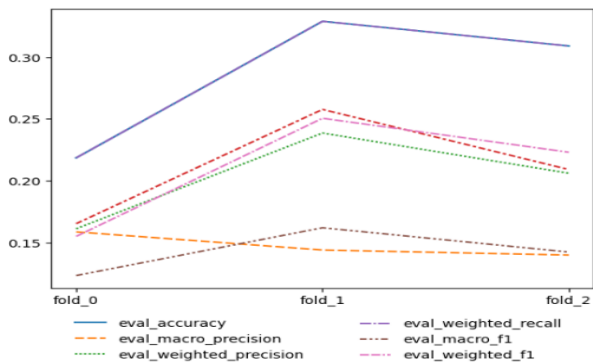


圖 9. 最佳模型組合的各項評估指標折線圖

實驗成果整體偏低，推測導致原因為資料嚴重不平衡並且資料數量不多，且從判決書搜集之爭議內容，雖已透過人工標記希望能夠精準標記各法條之相關爭議內容，但標記狀況可能因法官撰寫判決書之風格或該標記段落同時說明其他爭議內容等因素，加上預測類別過多，模型並無法有效學習。在機器學習中，法律用語是較不易被處理的，在學術界或業界雖都有更多、更好的研究和應用，但在法律相關的實際商業應用上，機器學習成效有時仍然較不穩定 (Katz et al., 2023)，在此研究中，後續會

搜集更多資料並做後測實驗。

4.5 後測實驗

本章節主要說明後測實驗的實驗結果詳如表 3 與比較，所處理資料的方法不變，而因先前訓練成效皆不佳，因此新加入 Roberta-base 模型 (Liu et al., 2019)，共 25 種模型。實驗參數皆一樣，批次 (Batch Size) 為 12、K-Fold 驗證方法中同樣將資料切分為 3 等份、訓練迭代次數 (Train Epoch) 次數為 10。

為解決先前資料集數量不多，由原先的 770 筆資料，人工多標記成 1058 筆。而資料嚴重不平衡的問題，我們採用只保留較多次被引用之法條，計算出各法條佔比後，由佔比最多之法條依序累積往下至 85% 之法條，為後測模型之法條保留範圍，最後資料集為 1035 筆，共 62 個分類類別。

模型預測成果顯示整體成效略微差異而已，macro f1 多數優於過去並無調整過資料集的實驗，而 weighted f1 則差異不大。不過觀察處理資料集的方法預測成效結論是一樣的，發現移除日期無法幫助提升預測成效而移除金錢、名字與移除所有影響因子皆可提升預測成效，圖 7 和圖 8 分別為在 macro 和 weighted 下顯示各模型於四種不同影響因子之結果比較。表現最佳的模型為 distilbert-base-multilingual-cased 並且資料並未做其他資料處理，獲得 0.14 的 macro f1 和 0.21 的 weighted f1 的分數。

5 結論與未來規劃

本研究實驗結果模型分類效果皆不佳，除了資料量少和資料不平衡以外，採用判決書蒐集之資料其實有許多影響因子，如每件案件爭議內容皆不同，法律只能判決爭議內容中明確的違法行為，而其他情況還是需透過法官心證來審判。在未來的工作中，我們希望能透過更多不同的資源來擴大資料庫，以便提高模型的分類效果，並實際的應用在線上房屋租賃諮詢

系統，真正的幫助到每一位為租房子而苦惱的人。

Acknowledgements

The research work described in this paper was supported by the grant from the National Science and Technology Council (NSTC), Taiwan, ROC, under Grant No. MOST 111-2221-E-031-004-MY3.

References

- Wei Bi and James Kwok. 2013. [Efficient multi-label classification with many labels](#). In *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*, volume 28 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 405–413, Atlanta, Georgia, USA. PMLR.
- Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. 2018. [BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding](#). *CoRR*, abs/1810.04805.
- Daniel Martin Katz, Dirk Hartung, Lauritz Gerlach, Abhik Jana, and Michael J. Bommarito II au2. 2023. [Natural language processing in the legal domain](#).
- Wan-Chen Lin, Tsung-Ting Kuo, Tung-Jia Chang, Chueh-An Yen, Chao-Ju Chen, and Shou de Lin. 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 \(exploiting machine learning models for chinese legal documents labeling, case classification, and sentencing prediction\) \[in chinese\]](#). In *ROCLING*. Association for Computational Linguistics and Chinese Language Processing (ACLCLP), Taiwan.
- Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, and Veselin Stoyanov. 2019. [Roberta: A robustly optimized BERT pre-training approach](#). *CoRR*, abs/1907.11692.
- Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2017. [Attention is all you need](#). *CoRR*, abs/1706.03762.
- 曹筱筠. 2016. [房屋定型化租賃契約之研究 \(a study of standard estate lease\) \[in Chinese\]](#).
- 羅玉賢. 2019. [租賃法令制度之研究-兼論租賃糾紛處理機制 \(research of law of leasehold's system and mechanism of leasehold disputes solution\) \[in Chinese\]](#).