

# 面向法律裁判文书的法条推荐方法

张 虎<sup>1</sup> 王 鑫<sup>1</sup> 王 冲<sup>1</sup> 程 豪<sup>1</sup> 谭红叶<sup>1</sup> 李 茹<sup>1,2</sup>

(山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006)<sup>1</sup>

(山西大学计算智能与中文信息处理教育部重点实验室 太原 030006)<sup>2</sup>

**摘 要** 近年来,司法领域中针对法律裁判文书的分析和基于案例事实描述的结果预测已成为计算法律学的热点研究问题。法条推荐任务是基于司法案例的事实描述预测该案例适用的法条,已成为智慧司法的一项重要研究内容。通过分析法律文书的事实描述和法条的具体司法解释,挖掘司法文书事实描述部分的特征,提出了基于多模型融合的法条推荐方法。基于“中国法研杯”司法人工智能挑战赛中的公开数据,构建了 3 个不同规模的实验数据集,并分别在不同数据集上进行了多组实验。实验结果表明,相比于单一的法条推荐模型,所提方法能有效地提高任务的准确率,并且能较好地解决单一案例事实描述对应多个法条的推荐问题。

**关键词** 裁判文书,法条推荐,智慧司法,模型融合

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.09.031

## Law Article Prediction Method for Legal Judgment Documents

ZHANG Hu<sup>1</sup> WANG Xin<sup>1</sup> WANG Chong<sup>1</sup> CHENG Hao<sup>1</sup> TAN Hong-ye<sup>1</sup> LI Ru<sup>1,2</sup>

(School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)<sup>1</sup>

(Key Laboratory of Computing Intelligence and Chinese Information Processing, Ministry of Education, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In recent years, the analysis of legal judgment documents and the prediction of results based on case facts in the judicial field have become the hot research topics in AI law. The law article prediction task is based on the factual description of the judicial case to predict the applicable law of the cases, which has become an important research content of wisdom justice. After analyzing the factual description of the legal documents and the specific judicial interpretation of the law, and excavating the characteristics of the factual description part of the judicial document, a method of recommending the law based on multi-model fusion was proposed. Based on the public dataset in the “CAIL2018” Judicial Artificial Intelligence Challenge, three datasets were constructed from different angles, and multiple sets of experiments were performed on each dataset. The experimental results show that the proposed method is simpler than the single model of law article prediction. The proposed method can effectively improve the accuracy of the task, and can better solve the recommendation problem of multiple cases in a single case fact description.

**Keywords** Judgment documents, Law article prediction, Wisdom justice, Model fusion

## 1 引言

在人工智能和大数据技术的推动下,2013 年我国各级司法机关进入了以提供智慧司法服务为核心的“智慧法院”建设时期。2014 年 6 月至 2016 年 3 月,最高人民法院相继上线了人民法院数据集中管理平台、国家司法审判信息系统(天平工程)和中国法律应用数字网络平台(法信平台),开通了裁判文书公开网、中国执行信息公开网、中国审判流程信息公开网和中国庭审直播公开网。2018 年 1 月,科技部发布了国家

重点研发计划(司法专题任务),拟投入 4.5 亿元来研究法、检、司的智慧司法基础科学问题、智能化服务预决策模型和辅助办案技术与装备等,进一步推动司法信息化向智能化的跨越式发展。本文研究立足“全面依法治国”战略布局,积极响应“人工智能战略”“大数据战略”和“互联网+”行动计划,重点围绕国家智慧司法体系建设中亟待解决的问题开展研究;以司法领域大规模裁判文书数据为基础,探索面向法律案例大数据的法条推荐,为实现公正司法和司法为民,建成公正、透明的司法服务体系提供技术支撑。

到稿日期:2018-08-29 返修日期:2018-11-10 本文受国家自然科学基金项目(18BYY074)资助。

张 虎(1979—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为自然语言处理,E-mail:zhanghu@sxu.edu.cn(通信作者);王 鑫(1994—),男,硕士生,主要研究方向为自然语言处理;王 冲(1995—),男,硕士生,主要研究方向为自然语言处理;程 豪(1993—),男,硕士生,主要研究方向为自然语言处理;谭红叶(1971—),女,博士,副教授,主要研究方向为自然语言处理、信息抽取;李 茹(1963—),女,博士,教授,主要研究方向为中文信息处理、数据智能预测。

法律文书记载了人民法院的审理过程和结果,其内容主要包括案件名称、案件类别、原告和被告、案情描述、证据、判决结果、法律条文等信息。法律条文是规定人民的权利和义务并设置相应的法律后果的行为准则,是法院在判决时的重要依据。本文以刑法类的相关文书作为实验数据,基于文书中的事实描述部分,研究具体案例适用法条的推荐模型。法条推荐任务主要存在的难点有:1)不同法条之间的差异通常较小;2)法条推荐是典型的一对多问题,单个案件可能涉及多个法条,传统方法很难确定具体案例对应几个法条;3)不同的裁判文书中,法律案例事实描述的内容与结构的相似度很高。近年来,随着深度学习技术的快速发展,自然语言处理领域中越来越多的任务尝试使用基于神经网络的方法来解决。神经网络模型能通过多层网络不断组合低层文本特征形成更加抽象的高层文本表示,可有效提高任务的正确率。显然,融合多个神经网络模型可较好地解决目前法条推荐中存在的主要问题。

## 2 相关研究

近年来,分类任务与深度学习技术的结合在国内外受到了广泛关注。Mikolov等<sup>[1]</sup>介绍了一种可以从大量文本数据中训练得到高质量词组向量的 Skip-gram 模型,这些词组向量在词义和句义方面更具代表性,在词语相似度方面具有出色的效果。Kalchbrenner等<sup>[2]</sup>介绍了一种可以进行英文句子建模的动态卷积神经网络方法,通过 K-max 池化操作来获取全文的特征向量,从而摆脱决策树方法的依赖,在英文的分类评测中取得了良好的效果。现阶段,卷积神经网络(CNN)<sup>[3]</sup>和递归神经网络(RNN)等多种神经网络架构都已被用于文本分类任务中。Tang等<sup>[4]</sup>提出了一种双层神经网络方案,将RNN或CNN用于句子嵌入或文档嵌入中。进一步地,Yang等<sup>[5]</sup>使用全局上下文向量,在嵌入期间识别有效内容。

法律判断预测(LJP)任务旨在使机器输入事实描述后,能够输出法律案件的判断结果。该项工作在国内外已经开展了几十年,受公开案件数量的限制,早期实验<sup>[6-7]</sup>通常只是对少数判断结果进行统计分析。随着机器学习算法的发展,一些实验将LJP当作文本分类任务来处理,并提出从事实描述中提取有效特征,但这些工作<sup>[8-11]</sup>局限于特定的案例类型,应用于其他场景时会遇到泛化问题。近年来,国内一些学者对法律判决预测进行了更加深入的研究,提出从事实描述中产生法院观点,以解释刑事案件中的罪名预测<sup>[12]</sup>,并从法律依据中预测刑事案件罪名<sup>[13]</sup>。在法条推荐方面,Liu等<sup>[14]</sup>通过一组固定的法条组合将多标签问题转换为多类别的分类问题。Liu等<sup>[15]</sup>首先通过使用SVM进行初步法条分类,然后使用特征和共同出现倾向对结果进行重新排序来设计可扩展的方法。在LJP任务中,法条推荐占有重要地位,这项工作的人工智能技术辅助审判中的关键部分,也是深度学习应用在法律领域的重要标志,更是我国智慧法院建设的必备要素。

在这些研究的基础上,本文基于神经网络模型探索了面向裁判文书数据的法条推荐方法。上述方法尽管在一定程度上提高了文本分类的准确率,但应用在法条推荐任务时仍存在以下问题。1)传统方法容易出现局部最优问题,忽略了词语、句子之间的关系。2)法条推荐任务使用的数据都同属法

律类,不同法条间的事实内容差别较小,导致传统分类方法的效果不太理想。3)在法条分类问题上,存在一个事实对应多个法条的情况。为解决上述问题,并提高法条推荐的准确率,本文提出一种基于神经网络的模型融合方法。

## 3 基于神经网络的法条推荐模型

### 3.1 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)在图像处理和语音识别等领域取得了较大的成就,其特有的卷积与池化结构能很好地提取图像、声音等信息。在自然语言处理领域的很多方面,如语义分析、查询检索、文本分类等,使用CNN也取得了理想的效果。CNN处理法条推荐问题的基本结构如图1所示,其主要包括3个核心层面:卷积层、池化层、全连接层。底层为上层提供服务,输入为法律文书中的事实描述,输出为该事实对应的相关法条。

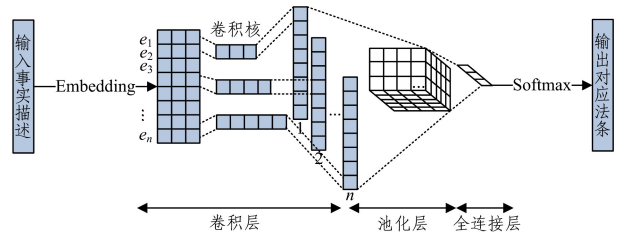


图1 卷积神经网络的基本结构图

Fig. 1 Basic structure diagram of convolution neural network

### 3.2 字符级卷积神经网络

在结合深度学习解决自然语言问题时,处理数据有两种方式,即基于词和基于字。纽约大学的LeCun团队探索了字符级卷积神经网络在文本分类上的应用<sup>[16]</sup>。受此启发,本文从字符角度出发训练神经网络模型,其优势在于:训练大型数据集时,该方法无需预先知道文本中的词性和语义。

模型的主要组件是卷积模块,它用来计算一维卷积,如离散输入函数  $g(x) \in [1, l] \rightarrow \mathbb{R}$  和离散核函数  $f(x) \in [1, k] \rightarrow \mathbb{R}$ 。卷积  $h(y) \in [1, \lfloor \frac{l-k}{d} \rfloor + 1] \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $d$  是  $f(x)$  和  $g(x)$  之间的步长,函数定义如式(1)所示:

$$h(y) = \sum_{x=1}^k f(x) \cdot g(y \cdot d - x + c) \quad (1)$$

其中,  $c = k - d + 1$  是偏移常数。利用核函数  $f_{ij}(x)$  ( $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ ) 进行参数化。 $g_i$  是输入特征,  $h_j$  是输出特征,  $m$  是输入特征大小,  $n$  是输出特征大小。 $h_j(y)$  通过  $g_i(x)$  和  $f_{ij}(x)$  之间的卷积和来获得。

通过最大池化来训练更深层次的模型。给定离散输入函数  $g(x) \in [1, l] \rightarrow \mathbb{R}$ , 最大池化函数  $h(y) \in [1, \lfloor \frac{l-k}{d} \rfloor + 1] \rightarrow \mathbb{R}$  的定义如式(2)所示:

$$h(y) = \max_{x=1}^k g(y \cdot d - x + c) \quad (2)$$

### 3.3 多模型融合

本文采用多模型融合的思路,将不同参数的CNN或RNN通过概率相加的方式进行融合,以达到模型互补的效果,提高法条推荐的准确性。以CNN融合为例,首先分别训练单个CNN模型,并保存模型,其中不同模型的训练集与验证集相同,法条类别也相同。为提高融合效果,各CNN模型

之间的参数差异应较为明显,如卷积核窗口、全连接神经元、学习率等。训练完成后,在 Softmax 层将所有模型的概率归一化值进行相加,并输出概率值最大的类别,即为预测的法条。模型融合的基本结构如图 2 所示。

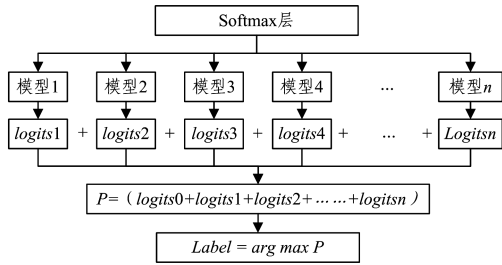


图 2 模型融合结构图

Fig. 2 Structure diagram of model fusion

其中,logits 为模型预测法条类别的概率值,  $i$  为单个模型的序号,  $P$  为模型融合后预测法条类别的概率值。该计算过程如式(3)所示:

$$p = \sum_{i=1}^n logits_i \quad (3)$$

模型预测的法条类别 (Label) 为模型融合后概率值  $P$  最大时对应的法条编号,如式(4)所示:

$$Label = \arg \max P \quad (4)$$

### 3.4 “一对多”法条问题的解决思路

法条推荐中单个案件可能涉及多个法条,即单一事实描述对应多个法条,这是典型的“一对多”问题。这类问题用传统方法较难解决,其主要难点包括:1)无法确定单一案件涉及法条的具体数量(数据集中存在 1~10 这几种情况);2)使用传统分类方法处理该问题,无法设定准确的类别数量,例如,本次“中国法研杯”司法人工智能挑战赛中法条分类任务共涉及 183 个法条,如果全部考虑一对多分类,法条的组合总数将十分庞大,且个别组合的数据量很小,导致实验无法进行;3)数据集存在非平衡数据,使得在进行一对多实验的过程中会因提高少量数据的准确性而降低大量数据的准确性。

本文采用多模型融合与阈值设定的策略,输出概率值大于阈值的法条,实验流程如图 3 所示。结果表明该方法解决法条推荐中一对多问题的效果较好。

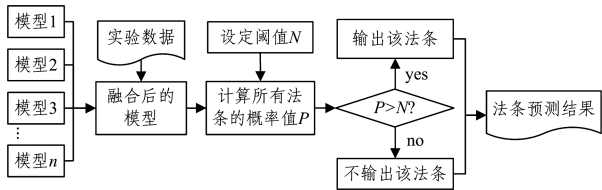


图 3 “一对多”法条问题的解决流程

Fig. 3 Solving process of “one to many” law article problem

## 4 实验与分析

### 4.1 数据集的构建

由于目前针对法律判决预测的相关研究还没有公开的数据集,本文根据“中国法研杯”司法人工智能挑战赛复赛阶段的 CAIL2018 数据,从不同角度构建了 3 个实验数据集: CAIL2018, CAIL2018-HF 和 CAIL2018-S。CAIL2018 包括 150 多万件刑事案件,其中每个案例都由事实描述和相应的

判决结果组成,判决结果涉及 183 条刑法条款和 202 条刑事罪名。CAIL2018 数据集中存在类别不平衡问题,包含一些出现次数较少的罪名和法条,如“走私核材料”和“巨额财产来源不明”等。为了验证模型在类别相对平衡的数据集上的实验结果,本文剔除掉一些低频罪名的案例,保留了单罪名案例数量大于 200 条的数据,构建了 CAIL2018-HF 数据集。为了测试模型在小规模数据集上的训练效果,实验从 CAIL2018 数据集中随机选取了 19.6 万条数据构成 CAIL2018-S 数据集。3 个实验数据集分别包含的案件数、法条数和罪名数的统计情况如表 1 所列。

表 1 不同数据集的数据统计

Table 1 Statistics of different datasets

统计项	CAIL2018	CAIL2018-HF	CAIL2018-S
案件	150 万	90 万	19.6 万
罪名	202	119	202
法条	183	101	183

针对法条推荐问题,本文在数据处理时将事实描述“fact”与对应法条“relevant\_articles”从数据集中筛选出来,并按照对应关系组成实验数据集。如图 4 所示,其中“264”为法条号,其后的“公诉机关指控……”为案例事实描述。同时,为了验证模型效果,将每个数据集按照一定的比例进一步分成训练集、验证集与测试集。

264 公诉机关指控:2016 年 3 月 28 日 20 时许,被告人颜某在本市洪山区马湖新村足球场马路边捡到被害人谢某的 VIVOX5 手机一部,并在同年 3 月 28 日 21 时许,分多次通过支付宝小额免密支付功能,秘密盗走被害人谢某支付宝内的人民币 3723 元。案发后,被告人颜某家属已赔偿被害人全部损失,并取得谅解。公诉机关认为被告人颜某具有退赃、取得谅解、自愿认罪等处罚情节,建议判处被告人颜某一年以下××、××或者××,并处罚金。

图 4 实验数据的内容

Fig. 4 Content of experimental data

法院判决中存在数罪并罚的情况,即一个事实描述对应多个不同的法条。例如, {“fact”:“XX 市 XX 区人民检察院指控,2011 年 3 月 27 日 11 时许,被告人冉某伙同唐某、石某、廖某、杨某(均已被判刑)等人,在 XX 市新南站附近以“落地捡”的方式要求被害人李某交出其中国农业银行卡,并以打电话到银行查询以示清白为由骗取被害人的银行卡密码。而后,被告人冉某等人将该银行卡秘密调包,并到附近 ATM 机上提取卡内现金人民币 16000 元。同年 4 月 6 日 12 时许,被告人冉某在温州市新南站附近,以上述同样的方法窃取被害人胡某的浙江省农村信用社银行卡,并提取卡内人民币 11300 元。”，“relevant\_articles”:[264,196]}, 由该案件描述可知,冉某既有盗窃行为,又有信用卡诈骗行为,法院在审理该类案件时一般会进行数罪并罚处理,因此本案例对应的法条为刑法第一百九十六条(盗窃罪)和刑法第二百六十四条(信用卡诈骗罪)。

对于该类数据的处理,本文思想为:将对应多个法条的事实分在每一个法条的类别中。这样做一方面扩大了数据集,有利于训练深度学习模型;另一方面该事实描述作为多个法条的共同数据,涉及多个法条的内容,有利于后续进行“一对多”法条推荐实验。本文处理该类数据的具体流程如图 5 所示。

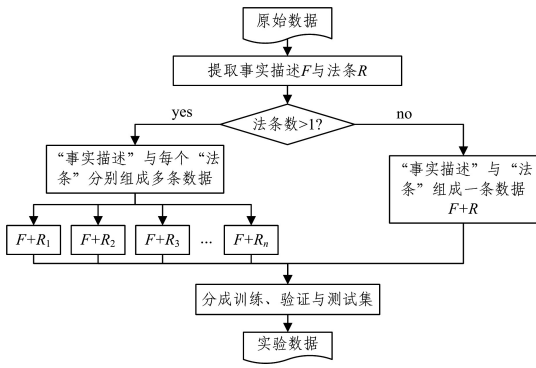


图5 数据处理流程

Fig. 5 Data processing flow

刑法总共包含 452 条法律条文,根据实验的需要去除一些说明解释性的法条,最终数据集中包含 183 类法条。将 CAIL2018-S 数据集分为 3 部分:15 万条训练集,1.6 万条验证集和 3 万条测试集。统计测试集中各法条的数量与类别分布,结果如图 6 所示,其中横坐标表示《中华人民共和国刑法》中的编号。从图中可以看出该数据集存在非平衡特性。

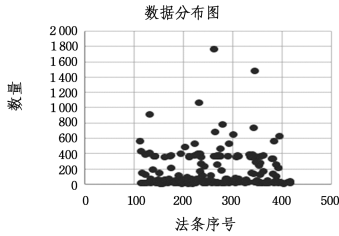


图6 数据集类别的分布

Fig. 6 Distribution of dataset classes

## 4.2 评价指标

本文采用常用于文本分类问题的 3 个指标即精确率 (precision)、召回率 (recall)、F1 值 (f1) 来评价本文方法的性能。定义  $TP$  为被正确分到此类的实例个数,  $FP$  表示被误分到此类的实例个数,  $FN$  表示属于此类但被误分到其他类的实例个数, 则对于类标签集中的每一个类  $i$ , 准确率 ( $P$ )、召回率 ( $R$ ) 和 F1 值的定义如式(5)一式(7)所示:

$$P_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i}, i \in C \quad (5)$$

$$R_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i}, i \in C \quad (6)$$

$$F1_i = \frac{2P_i R_i}{P_i + R_i}, i \in C \quad (7)$$

模型的性能标准采用  $Score$  得分进行评价,该指标通过微平均  $F1_{micro}$  值 (Micro-F1-measure) 和宏平均  $F1_{macro}$  值 (Macro-F1-measure) 计算,具体计算式如式(8)一式(10)所示:

$$F1_{micro} = \frac{2P_{micro} R_{micro}}{P_{micro} + R_{micro}} \quad (8)$$

$$F1_{macro} = \frac{\sum_{i=1}^N F1_i}{N} \quad (9)$$

$$Score = \frac{F1_{macro} + F1_{micro}}{2} * 100 \quad (10)$$

## 4.3 模型训练

### 4.3.1 基线模型的选择

本文选用 CAIL2018, CAIL2018-HF 和 CAIL2018-S 实

验数据集,分别对 LIB-SVM, HLSTM, CNN, RNN 4 种基线模型进行了法条分类,实验结果如表 2 所列,评价指标参考式(5)一式(7)以及式(10)。由表 2 可以看出,基于 CNN 的法条推荐模型在 4 个指标上优于其他 3 种模型,这为模型融合过程中的基础模型选择提供了重要的依据。

表 2 3 种数据集下不同模型的评价指标结果

Table 2 Evaluation index results for different models under three datasets

数据集	方法	$P$	$R$	$F1$	$Score$
CAIL2018	LIB-SVM	0.82	0.81	0.82	81.75
	HLSTM	0.90	0.89	0.90	89.75
	CNN	<b>0.91</b>	<b>0.90</b>	<b>0.91</b>	<b>90.75</b>
	RNN	0.84	0.83	0.84	83.75
CAIL2018-HF	LIB-SVM	0.85	0.84	0.85	84.75
	HLSTM	0.92	<b>0.93</b>	<b>0.93</b>	92.75
	CNN	<b>0.93</b>	<b>0.93</b>	<b>0.93</b>	<b>93.00</b>
	RNN	0.88	0.88	0.87	87.50
CAIL2018-S	LIB-SVM	0.80	0.80	0.80	80.00
	HLSTM	0.85	0.84	0.85	84.75
	CNN	<b>0.87</b>	<b>0.86</b>	<b>0.87</b>	<b>86.75</b>
	RNN	0.81	0.79	0.80	79.99

### 4.3.2 模型融合

在法条推荐问题中,不同法条对应的事实描述可能非常接近,如刑法第三百四十七条(走私、贩卖、运输、制造毒品罪)与刑法第三百四十八条(非法持有毒品罪),法条的内容相近,对应事实描述也大致相同。具体案例如图 7 和图 8 所示。

第三百四十七条对应的某一事实:“经审理查明,2017年1月13日18时许,被告人李某在某市某区某路附近的某连锁酒店内,以450元的价格贩卖给曲某一包0.82克的白色晶体,交易完成后,被公安机关抓获,公安机关从曲某处收缴了1包白色晶体。经理化检验,送检的一包编号2017-LH-68-JC1检材中检出甲基苯丙胺成分。案发后,涉案毒品已被公安机关罚没。在本院审理期间,被告人李某上缴违法所得人民币450元,缴纳罚金人民币××元。对于上述事实,被告人李某在开庭审理中亦无异议,且有被告人李某的供述与辩解,证人曲某的证言,书证案件来源、抓获经过、户籍证明、刑事判决书、释放证明书、扣押物品清单、微信聊天记录、交易记录、情况说明、罚没物品清单,提取笔录、称量笔录、辨认笔录、鉴定意见、视听资料等证据在卷佐证,足以认定。”

图7 第三百四十七条对应事实

Fig. 7 Article 347th corresponding facts

第三百四十八条对应的某一事实:“公诉机关指控,被告人陈某于2017年10月15日21时许,在××市××区××巷24号××酒店8205房间内吸食“麻果”,后被公安人员抓获。公安人员从陈某的双肩包内搜缴塑料袋装红色片剂7袋(内含混绿色片剂)及塑料袋装白色(含黄色)晶体颗粒13袋。经称量及鉴定,所查获的物品均为甲基苯丙胺,共计净重17.03克。公诉机关认为陈某具有自愿认罪、累犯等量刑情节,建议对其在××至一年四个月之间量刑,并处罚金人民币××元。”

图8 第三百四十八条对应事实

Fig. 8 Article 348th corresponding facts

两件案例事实描述相似,用词标准一致,且都含有“白色晶体”和“甲基苯丙胺”等关键特征词,传统分类模型较难解决该类问题。本文提出的融合模型选用了参数差异较大的多个不同模型,在一定程度上解决了法条分类时不同类别间差异性较小的问题。

本文基于 CAIL2018 实验数据集分别测试了 5 种不同的

融合模型,探索了不同阈值下模型的实验结果。各融合模型在不同阈值时得到的 *Score* 值如表 3 所列。由表 3 可以看出,在 5 组融合实验中,“6 个 CNN”融合方法的预测效果最好,且当阈值设定为 1.2 时 *Score* 值最高,*Score* 值参照式(10)进行计算。

表 3 不同融合模型的 *Score* 值比较Table 3 Comparison of *Score* values of different fusion models

阈值	4 个 CNN	6 个 CNN	8 个 CNN	4 个 CNN+ 2 个 RNN	6 个 CNN+ 2 个 RNN
0.8	92.63	93.18	92.34	91.69	92.86
0.9	92.79	93.56	92.73	92.86	93.14
1.0	<b>93.56</b>	94.32	93.15	93.10	93.33
1.1	93.26	94.58	93.69	93.21	93.10
1.2	92.86	<b>94.75</b> ▲	93.79	93.52	<b>93.88</b>
1.3	92.10	94.66	<b>94.10</b>	93.67	93.18
1.4	91.47	94.51	93.79	<b>94.12</b>	93.12
1.5	91.11	94.39	93.42	93.89	93.05
1.6	90.24	94.10	93.98	93.64	92.67

#### 4.3.3 模型融合与单模型比较

基于 CAIL2018 数据集选取模型融合实验中效果最好的 6 个 CNN 融合模型,与单个 CNN,SVM,HLSTM,RNN 进行比较,在 CAIL2018 与 CAIL2018-HF 数据集上的对比实验结果如表 4 所列,其中 CNN 表示单个 CNN 模型。

表 4 不同模型的实验结果比较

Table 4 Comparison of experimental results for different models

数据集	模型	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>	<i>Score</i>
CAIL2018	LIB-SVM	0.82	0.81	0.82	81.75
	HLSTM	0.90	0.89	0.90	89.75
	CNN	0.91	0.90	0.91	90.75
	RNN	0.84	0.83	0.84	83.75
	CNN 融合	<b>0.94</b>	<b>0.93</b>	<b>0.94</b>	<b>94.75</b>
CAIL2018-HF	LIB-SVM	0.85	0.85	0.84	84.50
	HLSTM	0.92	0.93	0.92	92.25
	CNN	0.93	0.93	0.93	93
	RNN	0.88	0.88	0.88	88
	CNN 融合	<b>0.95</b>	<b>0.94</b>	<b>0.95</b>	<b>95.75</b>

通过表 4 可以看出,融合模型在两种数据集的 4 个指标上均优于其他模型,证明了本文提出的基于卷积神经网络的模型融合方法在法条推荐任务上的有效性。

**结束语** 本文针对法条推荐问题,提出了一种基于卷积神经网络的模型融合方法,主要贡献有:

1) 本文采用字符级卷积神经网络进行法条推荐,并在 3 个不同规模的数据集上进行实验。实验结果表明应用字符级卷积神经网络解决该问题的效果较好。

2) 使用模型融合的思路在一定程度上解决了法条推荐时不同类别间差异性较小的问题。

3) 通过引入阈值的方法较好地解决了法条推荐中的“一对多”问题,从而提高了任务的准确性。

实验结果表明,该方法可以较好地解决法条推荐中存在的一些问题,与此同时,该研究仍存在可以改进之处:1) 法条推荐时没有应用法条自身的语义信息和对应的司法解释内容;2) 法条推荐过程未体现司法服务中的可解释性。因此,如何较好地解决以上问题是下一阶段的研究重点。

## 参考文献

- [1] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space[J]. arXiv:1301.3781, 2013.
- [2] KALCHBRENNER N, GREFFENSTETTE E, BLUNSON P. A convolutional neural network for modelling sentences[J]. arXiv:1404.2188, 2014.
- [3] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J]. arXiv:1408.5882, 2014.
- [4] TANG D, QIN B, LIU T. Document modeling with gated recurrent neural network for sentiment classification[C]// Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Lisbon, Portugal: Association for Computational Linguistics, 2015: 1422-1432.
- [5] YANG Z, YANG D, DYER C, et al. Hierarchical attention networks for document classification[C]// Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. San Diego, California: Association for Computational Linguistics, 2016: 1480-1489.
- [6] LAUDERDALE B E, CLARK T S. The Supreme Court's Many Median Justices[J]. American Political Science Review, 2012, 106(4): 847-866.
- [7] SEGAL J A. Predicting Supreme Court cases probabilistically: The search and seizure cases, 1962-1981[J]. American Political Science Review, 1984, 78(4): 891-900.
- [8] LIU Y H, CHEN Y L. A two-phase sentiment analysis approach for judgement prediction[J]. Journal of Information Science, 2018, 44(5): 594-607.
- [9] SULEA O M, ZAMPIERI M, MALMASI S, et al. Exploring the use of text classification in the legal domain[J]. arXiv:1710.09306, 2017.
- [10] ALETRAS N, TSARAPATSANIS D, PREOTIUC-PIETRO D, et al. Predicting judicial decisions of the European Court of Human Rights: A natural language processing perspective[J]. PeerJ Computer Science, 2016, 2: e93.
- [11] LIU C L, HSIEH C D. Exploring phrase-based classification of judicial documents for criminal charges in chinese[C]// International Symposium on Methodologies for Intelligent Systems. Berlin: Springer, 2006: 681-690.
- [12] YE H, JIANG X, LUO Z, et al. Interpretable charge predictions for criminal cases: Learning to generate court views from fact descriptions[J]. arXiv:1802.08504, 2018.
- [13] LUO B, FENG Y, XU J, et al. Learning to predict charges for criminal cases with legal basis[J]. arXiv:1707.09168, 2017.
- [14] LIU C L, LIAO T M. Classifying criminal charges in chinese for web-based legal services[C]// Asia-Pacific Web Conference. Berlin: Springer, 2005: 64-75.
- [15] LIU Y H, CHEN Y L, HO W L. Predicting associated statutes for legal problems[J]. Information Processing & Management, 2015, 51(1): 194-211.
- [16] ZHANG X, ZHAO J, LECUN Y. Character-level convolutional networks for text classification[M]// Advances in Neural Information Processing Systems. Berlin: Springer, 2015: 649-657.