



计算机科学与探索

Journal of Frontiers of Computer Science and Technology

ISSN 1673-9418, CN 11-5602/TP

## 《计算机科学与探索》网络首发论文

题目：面向案件审判难度预测的神经网络模型研究  
作者：王悦，王平辉，许诺，陈龙，杨鹏，吴用  
网络首发日期：2020-09-25  
引用格式：王悦，王平辉，许诺，陈龙，杨鹏，吴用. 面向案件审判难度预测的神经网络模型研究. 计算机科学与探索.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.tp.20200924.1947.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

## 面向案件审判难度预测的神经网络模型研究\*

王悦, 王平辉<sup>+</sup>, 许诺, 陈龙, 杨鹏, 吴用

西安交通大学 智能网络与网络安全教育部重点实验室, 西安 710049

<sup>+</sup> 通信作者 E-mail: phwang@mail.xjtu.edu.cn

**摘要：**审判难度预测是指在给定案情描述文本的情况下，自动预测案件审判难易程度，其在司法智能化系统中具有广阔的应用前景。现阶段，案件审判难度预测工具严重依赖专家经验规则，存在较大偏差，相关的工作较少。针对此问题，该文将其归结为自然语言处理中的文本分类问题，通过分析发现传统分类方法未考虑起诉状中审判要素间的结构独特性和逻辑依赖性，导致难以准确预测案件难易程度。为解决上述挑战，该文通过对起诉状的研究，结合案件繁简审判要素，提出一种新的神经网络模型 MAT-TAN。具体地，该模型首先采用一种掩码注意力网络（MAT）对案情描述文本进行细粒度分析。其中的掩码机制扮演智能门控者的角色，起到聚焦审判要素特定位置的作用，结合自注意力机制，实现了对各审判要素全面、准确的特征提取。其次，提出一种拓扑关联网络（TAN）对要素间的司法逻辑依赖关系进行建模，并有效融合不同要素的特征，最终实现案件审判难度预测。在法院真实数据上的实验结果表明，与基准的文本分类方法相比，该模型宏平均 F1 值提升了 3.6%，在审判难度预测上具备较好的使用效果。

**关键词：**审判难度预测；审判要素；掩码注意力网络；拓扑关联网络

**文献标志码：**A    **中图分类号：**TP391

王悦, 王平辉, 许诺, 等. 面向案件审判难度预测的神经网络模型研究[J]. 计算机科学与探索

WANG Y, WANG P H, XU N, et al. Research on Neural Network for Trial Difficulty Prediction[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology.

## Research on Neural Network for Trial Difficulty Prediction\*

WANG Yue, WANG Pinghui<sup>+</sup>, XU Nuo, CHEN Long, YANG Peng, WU Yong

Ministry of Education Key Lab for Intelligent Networks and Network Security, Xi'an 710049, China

**Abstract:** Trial Difficulty Prediction (TDP) is the task of automatically predicting the difficulty of a trial given the case text, which has a broad application prospect in judicial intelligent system. In practice, the tools of TDP rely heavily on the experience of experts, which leads different conclusions in predicting the difficulty of the trial. However, there are few related research work. To address these issues, we regard it as a text classification problem in natural language processing. However, traditional text classification methods don't consider the structural uniqueness and logical dependence among trial elements in complaint, so they are difficult to predict the difficulty

of a trial accurately. In order to solve the mentioned challenges, we carefully study indictments and consider the complex and simple trial elements for judging cases, present an end-to-end model, MAT-TAN. To fine-grained analysis of a case description text in indictments, we proposed a novel mask-attention network, MAT, which contains a masking mechanism and a self-attention mechanism. The masking mechanism plays a role of the intelligent gatekeeper, focusing on the specific position of the trial elements in indictments. Together with the self-attention mechanism, it extracts the comprehensive and accurate characteristics of each trial element. To identify and fuse the judicial logic dependence among the trial elements, we propose a novel topological correlation network, TAN. Which models the judicial logic dependency relationship between different elements, and effectively integrates the characteristics of different elements. Through the above steps, we predict the difficulty of the case trial. The experimental results conducted on real-world datasets demonstrate that our MAT-TAN can improve the macro averaged F1 up 3.6% compared with baselines, which shows it has a better performance in TDP.

**Key words:** Trial Difficulty Prediction; trial elements; mask-attention network; topological correlation network

## 1 引言

在经济快速发展，社会急剧转型的背景下，公民的权利意识逐渐增强，法院收案量高速增长。相关数据显示，截至 2019 年 7 月 31 日，全国法院新收案件总数同比增加 189.0 万件，上升 14.54%<sup>①</sup>，“案多人少”矛盾异常突出。准确高效地识别案件审判难度，对于缓解“案多人少”矛盾，提高审判效率具有重要意义。

审判难度预测是指在给定起诉状案情描述文本的情况下，自动预测案件审判难易程度。现阶段，案件审判难度预测工具严重依赖专家知识，其实现方式为：a) 根据办案专家经验，人工构建审判难度判别规则库。b) 对任意受理的案件，匹配相关规则，实现对案件审判难易程度的划分<sup>[1]</sup>。

现有方法过于依赖专家经验，由于不同专家对案件难易程度的判断标准具有主观性，存在较大差异，导致不同专家对相同案件的审判难度判断结果存在较大偏差。此外，现阶段审判难度预测相关研究较少，而此项工作的顺利开展对于缓解法院“案多

人少”矛盾极其重要。

针对上述问题，结合审判难度预测的定义，本文将其归结为自然语言处理中的文本分类问题。通过综合考虑不同专家的判断结果对原始案件的审判难度进行标注，利用文本分类的方法，解决不同专家下，相同案件审判难度偏差大的问题。

常见的文本分类方法是基于序列建模的。然而，起诉状本身是半结构化文本，由判别要素组成，且判别要素间具有明显的结构独特性和逻辑依赖性。具体地，如图 1 所示，以民事案件为例，起诉状的内容包括原告情况、被告情况、诉讼请求及事实理由四大要素，各要素位置结构相对固定：首先描述原告情况、被告信息，接着表明诉讼请求、事实理由，要素间具有明显的结构独特性；“原告、被告”是“诉讼请求、事实理由”的诉讼主体，后者内容紧紧围绕前者展开，存在着严格的关联关系，具有明显的逻辑依赖性。

<sup>①</sup>[http://www.xinhuanet.com/2019-07/31/c\\_1124822269.](http://www.xinhuanet.com/2019-07/31/c_1124822269.htm)

**【起诉状】**

**原告：**A, 男, x年x月x日出生, 汉族, 住xxx, 公民身份号码 xxx。

**被告：**B 公司, 住所地 xxx, 统一社会信用代码 xxx。

**诉讼请求：**判令被告向原告支付 2012 年 2 月 10 日至 2018 年 6 月 30 日的未足额支付的加班工资 233 986 元 (累计加班时长 14345 小时,以月工资 2484 元作为基数进行计算。

**事实及理由：**2012 年 2 月 10 日, 原告与被告签订了劳动合同, 在被告处上班, 采用综合工时制的工时制度.....每月工作时长远远超过法律规定的工作小时数, 被告并未按法律规定足额向原告发放加班工资。

Fig.1 The Sample of Indictment

图 1 起诉状示例

因此, 本文在序列建模的基础上, 充分考虑起诉状中审判要素间的结构独特性和逻辑依赖性, 提出了一种新的神经网络模型——基于掩码注意力拓扑关联网络的审判难度预测模型( Mask-Attention and Topological Association Network, MAT-TAN )。

具体地, 该模型首先采用掩码注意力网络 ( Mask-Attention, MAT ) 聚焦审判要素特定位置, 提取各要素全面、准确的特征信息, 实现案情细粒度分析。其次利用拓扑关联网络 ( Topological Association Network, TAN ) 对审判要素间的司法逻辑依赖关系进行建模, 并有效融合不同要素的特征, 最终实现案件审判难度预测。我们在某法院提供的真实数据集上进行了实验, 实验结果表明, 在审判难度预测任务上, 本文提出的方法与现有文本分类方法相比, 宏平均 F1 值提高 3% 以上。

本文的贡献主要包括: a) 首次将深度学习方法应用到审判难度预测任务中, 实际应用中仅需输入案件内容即可预测审判难度, 相比于现有方法, 本文提出的 MAT-TAN 模型无需人工构建审判难度判别规则库, 进一步解放人力, 并有效解决现有方法过于依赖专家经验导致预测结果不准确的问题。b) 相关审判要素的引入, 使得神经网络具备一定的可

解释性, 有利于 MAT-TAN 模型在各级法院推广应用。c) 基于法院真实数据的实验结果表明, 本文提出的 MAT-TAN 模型与基准的文本分类方法相比, 宏平均 F1 值提升了 3.6%, 在审判难度预测任务上具备较好的使用效果。

## 2 相关工作

审判难度预测任务可归纳为自然语言处理中的文本分类问题, 且与近年来利用人工智能算法辅助司法办案的研究息息相关。本节从文本分类和司法智能化系统两个方面对相关工作进行介绍。

### 2.1 文本分类

随着深度学习在自然语言处理领域 ( natural language processing, NLP ) 研究的不断发展, 卷积神经网络 ( Convolutional Neural Network, CNN )<sup>[2]</sup>, 循环神经网络 ( Recurrent Neural Networks, RNN )<sup>[3]</sup>等各种深度学习算法被广泛应用于文本分类任务中, 与传统方法相比, 此类算法在许多类型的文本分类任务中都取得了优异的成绩<sup>[2][3][4]</sup>。

Kim 等人<sup>[4]</sup>将 CNN 模型推广用于文本分类, 他直接将卷积应用于句子, 这种方法通过最大池化操作获得最重要特征, 轻松处理高维数据, 但忽视了文本本身的顺序性质。RNN 能够很好地表达时序信息, 近年来出现了多种改进方法, 包括长短时记忆网络 ( Long Short Term Memory networks, LSTM )<sup>[5]</sup>, 门控循环单元 ( Gated Recurrent Unit, GRU )<sup>[6]</sup>, 双向长短时记忆网络 ( Bidirectional LSTM Network, Bi-LSTM )<sup>[7]</sup>等。注意力机制<sup>[8]</sup>的出现进一步提升了深度神经网络在语义层面的理解。随之而来的层次注意力模型 ( Hierarchical attention network, HAN )<sup>[9]</sup>在词语层和句子层分别应用注意力机制, 进一步提高文本分类准确率。自注意力机制<sup>[10]</sup>是注意力机制的改进, 其减少了对外部信息的依赖, 更擅长捕

捉数据或特征的内部相关性。BERT<sup>[11]</sup>的出现，刷新了 11 个 NLP 任务中的成绩，是一项里程碑式的工作。然而上述模型在审判难度预测任务中未考虑起诉状内要素间的结构独特性和逻辑依赖性，丢失了文本重要的结构信息和逻辑信息，很难准确识别案件的难易程度。

## 2.2 司法智能化系统

随着人工智能技术的飞速发展，利用深度学习算法辅助司法办案的问题引起了众多研究者的关注，为法院智能信息化应用带来了巨大便利。近些年的主要研究包括：1) 判决结果预测<sup>[12]</sup>：利用深度学习的算法学习以往案例，将案情描述作为输入，预测案件判决结果，为法官判案提供辅助性建议；2) 相似案件智能推荐<sup>[13]</sup>：利用深度学习的算法，寻找与待判案件事实相同或相似的其他案件，将其作为判案结果的参考，保证同案同判；3) 智能问答服务<sup>[14]</sup>：对于一个法律问题，利用深度学习算法检索相关法律条文，为法律专业人士和社会公众提供便捷、高效的服务。

虽然深度学习算法在司法智能化系统中取得了优秀的效果，然而针对审判难度预测任务，目前尚未有人使用此类方法进行分析。

## 3 问题定义

本节首先介绍了法院提供真实案例数据集的形式，然后定义了案情描述序列的概念和审判难度的划分标准，最后给出了审判难度预测问题的定义。

首先，我们将带有审判难度标记的真实案例数

据集记为  $D \triangleq \{(X, y)_z\}_{z=1}^q$ ，其中  $q$  表示数据集  $D$  的大小， $z$  表示数据集  $D$  内样本编号， $X$  表示起诉状的案情描述序列， $y$  表示案件审判难度。

具体地， $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n] \in R^{n \times d}$ ，其中， $x_i \in R^d$  是案情描述中第  $i$  个单词的词向量， $n$  是案情描述文本中的单词个数， $d$  是词向量嵌入的维数； $y \in [y_1, y_2, y_3]$ ，其中， $y_1$  表示复杂案件，即案情疑难、复杂，社会影响较大的案件， $y_2$  表示普通案件，即案情普通，社会影响一般的案件， $y_3$  表示简单案件，即案情简单，事实条理清楚的案件。

我们的目标是训练一个神经网络模型 MAT-TAN，对于受理的任意案件  $X_{new}$ ，自动预测案件审判难度  $y_{new}$ 。

## 4 MAT-TAN 模型

本文通过对起诉状的研究，结合案件难易审判要素，提出一种基于掩码注意力拓扑关联网络的审判难度预测模型 (MAT-TAN)，如图 2 所示，此模型由案情编码模块，掩码注意力网络和拓扑关联网络三部分组成。其中，案情编码模块通过对原始案情描述序列编码，初步实现案情文本特征提取的功能；掩码注意力网络通过掩码机制和注意力机制，聚焦审判要素结构特征，实现对案情描述文本特征的细粒度分析；拓扑关联网络，通过充分考虑起诉状中各审判要素间的拓扑关系，关联融合不同要素及其依赖特征，实现案件审判难度预测。



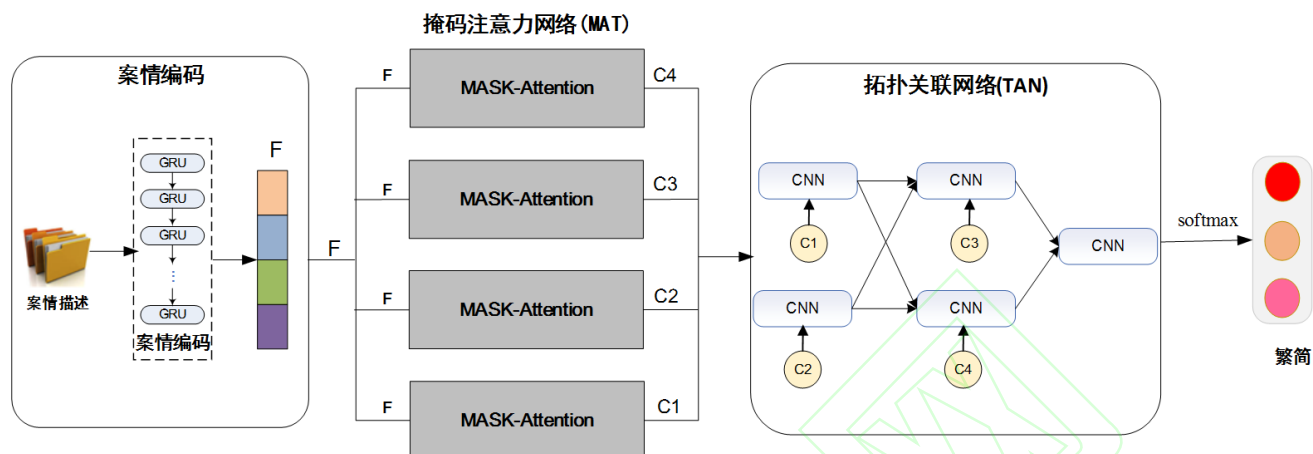


Fig.2 The Framework of MAT-TAN

图 2 MAT-TAN 模型结构图

#### 4.1 案情编码模块

为初步提取案情描述文本特征,本文选择 GRU 网络<sup>[6]</sup>作为案情编码器。在时刻  $t \in [1, n]$ , 对于给定的输入  $x_t$ , GRU 的隐藏层输出为  $h_t$ , 其计算过程如下所示:

$$\begin{aligned} r_t &= \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \\ z_t &= \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \\ \tilde{h} &= \tanh(W_h x_t + r_t \odot (U_h h_{t-1}) + b_h) \\ h_t &= (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h} \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $r_t, z_t$  分别代表重置门和更新门的输出结果,  $\odot$  表示对应元素相乘操作,  $\sigma$  是 sigmoid 激活函数,  $W, U$  和  $b$  为连接两个时刻的权重矩阵和偏置向量。

对所有案情描述序列  $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$  进行分析, 得到案情文本初始特征向量  $F = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ 。

#### 4.2 掩码注意力网络

起诉状是半结构化文本, 其案情描述内容包含原告、被告、诉讼请求和事实理由, 每个审判要素侧重内容不同且对应位置不同。不同审判要素的细节将深刻影响案件难易程度, 如原告数量、被告数量、诉讼请求中标的大小等对预测案件难易程度起决定性作用。

在获得初始特征向量的基础上, 为实现对各审判要素的细粒度分析, 本文提出一种掩码注意力网

络 (MAT), 如图 3 所示。其中的掩码机制扮演了一个智能门控者的角色, 起到了聚焦审判要素特定位置的作用, 结合注意力机制, 实现了各审判要素全面、准确的特征提取。

##### 4.2.1 掩码机制

在获得初始特征向量  $F$  的基础上, 为了更好的聚焦每个审判要素对应案情描述的位置结构特征, 本文定义了一组可训练的掩码序列集  $masks$ ,  $masks = [m_1, m_2, \dots, m_e] \in R^{e \times n}$ , 其中  $e$  是审判要素的数量,  $n$  是起诉状内案情描述的长度。

对于任意审判要素  $k$ , 如图 3 所示, 利用一个可训练的掩码序列作为其案情描述的位置捕获器, 实现聚焦审判要素特定位置的作用。详细分析如下。

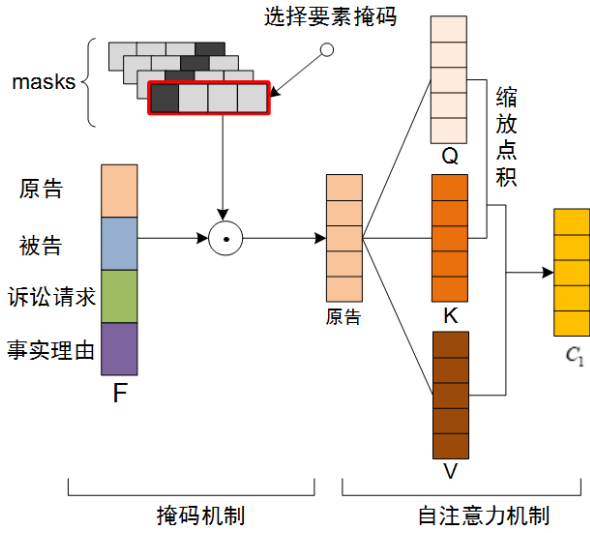


Fig.3 The Framework of MAT

图 3 MAT 结构图

首先，初始化可训练掩码序列  $m_k$ ，聚焦要素特定位置。

$$m_k \triangleq \{\max(0, \beta)_z\}_{z=1}^n \quad (2)$$

其中， $\beta \in \{0, 1\}$ ， $\beta=1$  表示位置  $z$  与要素  $k$  对应关系成立。

将案情文本初始特征向量  $F$  与  $m_k$  对应元素相乘，实现聚焦审判要素特定位置特征的作用。

$$\tilde{F}_k = F \odot \tilde{m}_k = [\tilde{f}_{k1}, \tilde{f}_{k2}, \tilde{f}_{k3}, \dots, \tilde{f}_{kn}] \quad (3)$$

其中  $\tilde{F}_k$  为要素  $k$  的掩码输出向量。

#### 4.2.2 自注意力机制

在获得要素  $k$  的掩码输出向量  $\tilde{F}_k$  的基础上，本文结合自注意力机制<sup>[10]</sup>，提取对要素  $k$  有重要意义的信息。如图 3 所示，将  $\tilde{F}_k$  线性变换，得到  $Q_k, K_k, V_k$  三个矩阵。具体地，

$$\begin{aligned} Q_k &= \tilde{F}_k W_k^Q \\ K_k &= \tilde{F}_k W_k^K \\ V_k &= \tilde{F}_k W_k^V \end{aligned} \quad (4)$$

其中， $Q_k \in R^{n \times d_k}$ ， $K_k \in R^{n \times d_k}$ ， $V_k \in R^{n \times d_v}$ ， $d_k, d_v$  均表示矩阵的嵌入维数。

计算要素  $k$  的掩码注意力输出向量  $H_k$ 。

$$H_k = \text{softmax}\left(\frac{Q_k K_k^T}{\sqrt{d_k}}\right) V_k \quad (5)$$

#### 4.3 拓扑关联网络

图 1 中，“原告、被告”是“诉讼请求、事实理由”的诉讼主体，它们之间存在着严格的关联依赖关系，这些关系作为审判要素的补充信息，对案件审判难度的准确预测具有重要意义。

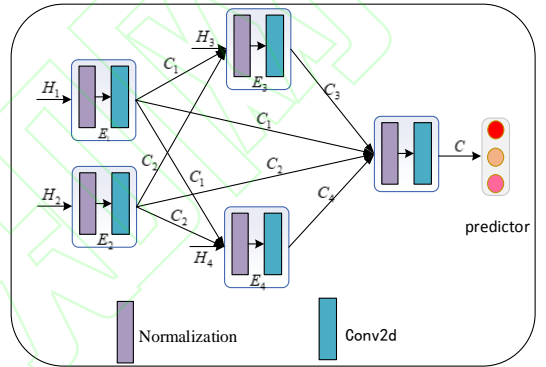


Fig.4 The Framework of TAN

图 4 TAN 结构图

在获得各要素掩码注意力输出向量的基础上，为正确识别并有效融合各审判要素间的司法逻辑依赖，本文提出一种拓扑关联网络(TAN)，如图 4 所示，通过建模各审判要素间的依赖关系并融合各审判要素的编码特征，实现案件审判难度预测。

##### 4.3.1 拓扑关系建模

为得到各审判要素间的拓扑依赖关系，我们假设各审判要素间的依赖关系形成一个有向无环图，用  $E_i \rightarrow E_j$  定义要素  $j$  依赖于要素  $i$ ，用  $D_j = \{E_i \mid E_i \rightarrow E_j\}$  定义依赖集合。具体地，

$$D_j = \begin{cases} \emptyset, & j=1, 2 \\ \{E_1, E_2\}, & j=3, 4 \end{cases} \quad (6)$$

其中， $j=1, 2, 3, 4$  时， $D_j$  分别为“原告、被告、诉讼请求、事实理由”四大审判要素间的依赖情况。

##### 4.3.2 特征融合

在获得要素  $k$  掩码注意力输出向量  $H_k$  的基础上,为综合考虑此要素及其依赖关系,本文遵循拓扑顺序,将  $H_k$  及其依赖要素编码向量进行拼接,并利用卷积等非线性组合操作对其建模,实现特征充分融合。具体计算公式如下。

$$IN_k = concat(H_k, C_i)_{E_i \in D_k} \quad (7)$$
$$C_k = F(IN_k)$$

其中,  $IN_k$  为要素融合输入向量,  $concat$  代表拼接操作,  $F(\bullet)$  代表非线性组合函数,  $C_k$  为要素  $k$  的特征融合输出向量。

进一步地,定义  $F(\bullet)$  为批量归一化 (Batch Normalization, BN) [15]和卷积操作 (Convolution, Conv) [4]连续执行的组合函数,则  $F(\bullet)$  可表示为

$$IN_k = BN(IN_k)$$
$$C_k = Conv(IN_k) \quad (8)$$

4.3.3 审判难度预测

在对各审判要素处理完毕之后,本文拼接所有审判要素的特征融合输出向量,其次利用非线性组合函数  $F(\bullet)$ ,获得拓扑关联输出向量。

$$C^* = F([C_1, C_2, C_3, C_4]) \quad (9)$$

最后,TAN 网络利用非线性分类器 soft max 得到审判难度预测向量,实现案件审判难度预测。

$$\hat{p} = \text{soft max}(W_y^{(s)} C^* + b_y^{(s)})$$
$$\hat{y} = \arg \max(\hat{p}) \quad (10)$$

其中,  $W_y^{(s)}$  是 soft max 分类器的参数矩阵,  $b_y^{(s)}$  为偏置项。 $\arg \max$  函数用于获得  $\hat{p}$  中最大值的索引  $\hat{y}$ ,从而预测案件审判难度。

5 实验与结果分析

5.1 实验数据集

实验数据来自某法院实际审判数据,共涉及 41060 条民事案件起诉状 (Civil Complaints, CLCT),

案件审判难度标注时,综合考虑不同专家的判断结果,保证每个案件的标注由三位专家预测结果综合判定,从而解决不同专家下,相同案件审判难度判断结果偏差大的问题。其中,训练集占 80%,验证集占 10%,测试集占 10%。实验数据集如表 1 所示。

Table 1 CLCT statistics  
表 1 CLCT 数据集说明

数据集	复杂案件	普通案件	简单案件
训练集	4091 条	15010 条	13747 条
验证集	512 条	1877 条	1719 条
测试集	511 条	1876 条	1718 条

5.2 实验设置和评估指标

本文设计了六组对比实验,使用了不同的文本分类模型作为基准,分别为传统机器学习中的 Naive Bayes[16],SVM[17]和深度学习中的 GRU[6],TEXT-CNN[4],HAN[9]和 BERT[11]。

具体实验中,我们采用 Adam 算法[18]作为优化器,设置学习率为 0.001,Dropout 比例[19]为 0.5,批处理大小为 64。所采用的评价指标包括平均准确率 (averaged accuracy,Acc),宏平均精度 (macroaveraged precision,MP),宏平均召回率 (macroaveraged recall,MR) 和宏平均 F1 值 (macroaveraged F1,F1)。

5.3 实验结果

在相同的实验数据集,实验设置和评估指标下,模型对比实验结果如表 2 所示。

Table 2 Comparison result  
表 2 模型对比结果

评价指标	Acc(%)	MP(%)	MR(%)	F1(%)
Naive Bayes	72.1	68.1	72.1	69.1
SVM	76.4	75.6	70.2	72.3



GRU	78.5	76.5	77.4	75.7
TEXT-CNN	81.5	79.9	76.8	77.1
HAN	82.3	79.6	82.3	80.3
BERT	78.7	76.5	76.7	76.4
<b>MAT-TAN</b>	<b>85.5</b>	<b>83.6</b>	<b>83.2</b>	<b>83.9</b>

由实验结果得知，针对案件审判难度预测任务，深度学习模型的效果整体上优于传统机器学习算法，这表明深度学习模型能更好地提取传统机器学习算法提取不到的文本信息。与基准模型相比，本文提出的 MAT-TAN 模型在四种评价指标上分别提高 3.2%，3.7%，0.9%，3.6%，这表明我们的模型更加适用于审判难度预测任务。

其原因在于，MAT-TAN 模型能够充分考虑起诉状中审判要素间的结构独特性和逻辑依赖性，更好地获取基准模型学习不到的文本细粒度结构信息和语义信息，这些信息在审判难度预测任务是极其重要的；此外，MAT-TAN 模型通过细粒度分析不同审判要素特征并融合其拓扑关系，使获得的特征更加全面、具体，进而有利于案件审判难度的预测。

为了进一步说明考虑不同要素及其拓扑关系的意义，我们对 MAT-TAN 模型进行消融实验。为了验证掩码注意力网络 MAT 的有效性，我们构建了一个去除掩码注意力网络的模型（表 3 中的“-no MAT”），它直接在案情文本表示  $F$  上应用 TAN 来获取最终向量表示  $C$ 。为了验证拓扑关联网络 TAN 的有效性，我们建立了一个无关联网络的模型（表 3 中的“-no TAN”），它直接拼接每个要素的特征向量作为最终向量表示  $C$ 。消融实验结果如表 3 所示。

**Table 3 Ablation analysis**

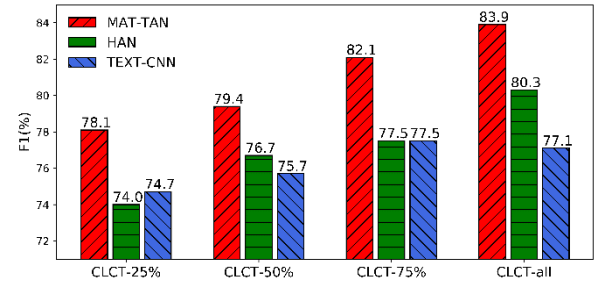
**表 3 消融实验分析**

评价指标	Acc(%)	MP(%)	MR(%)	F1(%)
MAT-TAN	85.5	83.6	83.2	83.9
-no MAT	82.8	82.4	80.9	81.0
-no TAN	83.4	82.9	81.7	81.7
GRU(-no both)	78.5	76.5	77.4	75.7

从表 3 可以看出，MAT 和 TAN 都有效的提高了案件审判难度预测任务的性能，这充分表明 MAT 网络和 TAN 网络对提高案件审判难度预测任务的准确率是极其重要的。

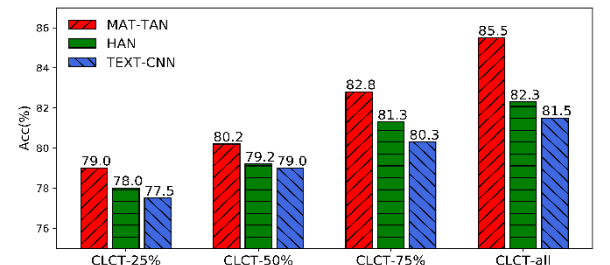
消融实验下，仅考虑 MAT 网络能够实现细粒度聚焦不同审判要素特征的目的，而仅考虑 TAN 网络，丢失了不同要素特征提取的过程，无法编码不同审判要素间的拓扑依赖，故其实验结果低于前者。这充分说明了细粒度分析不同审判要素特征，融合不同审判要素间拓扑关系的重要性。

接着，本文将语料库进一步划分，以测试模型在不同训练样本数量下的效果。



**Fig.5 F1 of models under different training samples**

**图 5 不同训练样本数量下模型的平均 F1 值**



**Fig.6 Acc of models under different training samples**

**图 6 不同训练样本数量下模型的平均准确率**

从图 5、图 6 可以看出,与基准模型中效果较好的 HAN 和 TEXT-CNN 相比,本文提出的 MAT-TAN 模型在不同数量的训练集下均能取得较好的效果。证明 MAT-TAN 能够从训练样本中挖掘更多隐含信息,具有很强的鲁棒性。

最后,本文对 MAT-TAN 模型的性能进行了评估,以进一步探讨其优劣。

从图 7 可以看出,与基准深度学习模型相比,MAT-TAN 模型虽然准确率高,但是训练耗时较长,仅次于 BERT。然而,MAT-TAN 模型测试单批数据(批处理大小为 64)所需时间为 0.45s,与基准模型相差不大,这意味着 MAT-TAN 模型在实际使用过程中,预测效率不会产生过多影响。

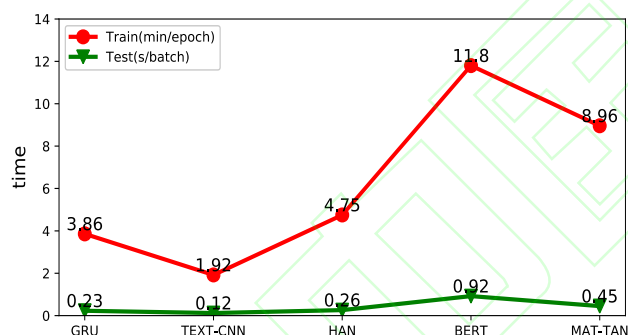


Fig.7 Performance Evaluation of Experiment

图 7 实验性能评估

以上实验结果有力地证明了 MAT-TAN 模型在解决审判难度预测问题上的使用价值和可行性。

## 6 结论

本文首次将神经网络引入案件审判难度预测任务,结合案件繁简判别要素,提出了一种新型的基于掩码注意力拓扑关联网络的审判难度预测模型(MAT-TAN)。

具体地,该模型首先采用一种掩码注意力网络(MAT)聚焦审判要素,实现对案情描述文本的细粒度分析。其中的掩码机制扮演智能门控者的角色,

起到聚焦审判要素特定位置的作用,结合自注意力机制,实现了对各审判要素全面、准确的特征提取。其次,提出一种拓扑关联网络(TAN)对要素间的司法逻辑依赖关系进行建模,并有效地融合不同要素的特征,最终实现案件审判难度的预测。在真实数据集上的实验结果表明,我们的模型相对基准的文本分类方法,宏平均 F1 值提高 3% 以上,在审判难度预测任务上具备较好的使用效果。

在未来工作中,我们将研究基于本文模型的迁移学习,以适用不同法院案件审判难度预测任务。此外,我们将致力于数据脱敏工作,去除法院实际案件的敏感信息,补充相关手续流程,公开脱敏后的数据集,以供后续对比研究。

## References:

- [1] Cao X X. Exploration on the Simplified and Diversion Mechanism of Civil and Commercial Cases in Basic Courts [J]. Legality Vision,2019,(29):173-174.
- [2] Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A convolutional neural network for modelling sentences[J]. arXiv preprint arXiv:1404.2188, 2014.
- [3] Liu P, Qiu X, Huang X. Recurrent neural network for text classification with multi-task learning[J]. arXiv preprint arXiv:1605.05101, 2016.
- [4] Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J]. arXiv preprint arXiv:1408.5882, 2014.
- [5] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [6] Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. arXiv preprint arXiv: 406.1078, 2014.
- [7] Huang Z, Xu W, Yu K. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging[J]. arXiv preprint arXiv:1508.01991, 2015.
- [8] Zhou X, Wan X, Xiao J. Attention-based LSTM network for cross-lingual sentiment classification[C]//Proceedings of the 2016 conference on empirical methods in natural language processing. 2016: 247-256.
- [9] 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. 2016: 1480-1489.
- [10] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in neural information processing systems. 2017: 5998-6008.
- [11] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [12] Xu N, Wang P, Chen L, et al. Distinguish Confusing Law Articles for Legal Judgment Prediction[J]. arXiv preprint arXiv:2004.02557, 2020.
- [13] Bhattacharya P, Ghosh K, Pal A, et al. Methods for Computing Legal Document Similarity: A Comparative Study[J]. 2020.
- [14] Zhang H, Wang X, Tan H, et al. Applying Data Discretization to DPCNN for Law Article Prediction[C]//CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing. Springer, Cham, 2019: 459-470.
- [15] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[J]. arXiv preprint arXiv:1502.03167, 2015.
- [16] Rish I. An empirical study of the naive Bayes classifier[C]//IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence, 2001, 3(22): 41-46.
- [17] Keerthi S S, Shevade S K, Bhattacharyya C, et al. Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier design[J]. Neural computation, 2001, 13(3): 637-649.
- [18] Kingma D, Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization In: Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations (ICLR'15)[J]. San Diego, 2015.
- [19] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. The journal of machine learning research, 2014, 15(1): 1929-1958.

#### 附中文参考文献：

- [1] 曹小小. 基层法院民商事案件繁简分流机制的探索[J]. 法制博览, 2019,(29):173-174.



WANG Yue was born in 1995. She is an M.S. candidate at Xi'an Jiaotong University. Her research interests include artificial intelligence, data mining and deep learning, etc.

王悦 (1995-), 女, 河北定州人, 西安交通大学在读硕士研究生, 主要研究领域为人工智能, 数据挖掘, 深度学习等。



WANG Pinghui was born in 1984. He received the Ph.D. degree in Control science and engineering from Xi'an Jiaotong University in 2012. Now He is a professor and Ph.D. supervisor at Xi'an Jiaotong University. His research interests include Mobile Internet security, Network graph data mining and knowledge discovery, etc.

王平辉 (1984-), 男, 陕西西安人, 2012 年获得西安交通大学控制科学与工程专业博士学位, 现为西安交通大学教授, 博士生导师, 主要研究领域为移动互联网安全, 网络图数据挖掘与知识发现等。



XU Nuo was born in 1995. He is an M.S. candidate at Xi'an Jiaotong University. His research interests include natural language processing, graph neural networks, etc.

许诺 (1995-), 男, 江西抚州人, 西安交通大学在读博士研究生, 主要研究领域为自然语言处理, 图神经网络, 智能司法研究等。



CHEN Long was born in 1997. He is in a M.S. candidate at Xi'an Jiaotong University. His research interests include natural language processing, graph neural networks, etc.

陈龙 (1997-), 男, 湖北天门人, 西安交通大学在读硕士研究生, 主要研究领域为自然语言处理, 图神经网络等。



YANG Peng was born in 1996. He is an M.S. candidate at Xi'an Jiao tong University. His research interests include deep learning, natural language processing, etc.

杨鹏 (1996-), 男, 重庆人, 西安交通大学在读硕士研究生, 主要研究领域为深度学习, 自然语言处理等。



WU Yong was born in 1997. He is an M.S. candidate at Xi'an Jiao tong University. His research interests include deep learning, natural language processing, etc.

吴用 (1997-), 男, 江西上饶人, 西安交通大学在读硕士研究生, 主要研究领域为深度学习, 自然语言处理等。