

引用格式:原旭,韩雪姣,陈志奎,等. 多模态特征融合的裁判文书推荐方法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(12):42-47.
[YUAN X, HAN X J, CHEN Z K, et al. Judgments recommendation method based on multi-modal feature fusion[J]. Microe-
lectronics & Computer, 2020, 37(12): 42-47.]

多模态特征融合的裁判文书推荐方法

原 旭^{1,2}, 韩雪姣¹, 陈志奎^{1,2}, 钟芳明¹, 赵 亮^{1,2}

(1 大连理工大学 软件学院, 辽宁 大连 116620;

2 大连理工大学 辽宁省泛在网络与服务软件重点实验室, 辽宁 大连 116620)

摘 要: 为了解决传统办案方式可能引起的“类案不同判”等问题, 以及满足当事人查找预览与自身情况相似裁判文书的需求, 本文提出了一种基于多模态特征融合的裁判文书推荐方法, 学习高层次的裁判文书多模态融合特征表示, 进而实现相似裁判文书推荐. 该方法主要包括预处理、特征提取、特征融合和文书推荐四个阶段. 实验结果表明, 与只利用单一模态特征以及简单串联多模态特征的方法相比, 利用本文方法学习到的多模态融合特征进行裁判文书推荐, 推荐结果的准确率、召回率和综合评价指标(F_1 值)均有显著提高. 说明本文提出的多模态特征融合方法对于推荐任务更加有效, 体现了算法的优越性.

关键词: 裁判文书推荐; 多模态; 特征融合; 深度神经网络

中图分类号: TP520. 20

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2020)12—0042—06

Judgments recommendation method based on multi-modal feature fusion

YUAN Xu^{1,2}, HAN Xue-jiao¹, CHEN Zhi-kui^{1,2},
ZHONG Fang-ming^{1*}, ZHAO Liang^{1,2}

(1 School of Software Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116620, China;

2 Key Laboratory for Ubiquitous Network and Service Software of Liaoning Province, Dalian 116620, China)

Abstract: In order to address the problems such as "different judgments in similar cases" caused by the traditional way of handling cases, and to satisfy the parties' needs to search and preview the judgments which are similar to their own situation, this paper proposes a judgments recommendation method based on multi-modal feature fusion, which can learn high-level fusion feature representation from multiple modalities for the judgments. Then the judgments recommendation can be performed using the learned fusion feature. The proposed method consists of four stages, i. e., data preprocessing, feature extraction, multi-modal feature fusion, and judgments recommendation. Extensive experiments demonstrate that, compared to the methods using only single-modal features and simple concatenation of multi-modal features, the multi-modal fusion features learned by our method achieves significant improvement in precision, recall, and F_1 Value for judgments recommendation. It shows that the multi-modal feature fusion method proposed in this paper is effective for judgments recommendation.

Key words: judgments recommendation; multi-modal; feature fusion; deep neural network

1 引言

随着社会信息的公开化、透明化,案件的审判结果也越来越受到社会的关注.由于判决年份、地域、法院层级不同等因素,“类案不同判”的现象时有发生,影响司法公信.近年来,随着大数据与人工智能的迅速发展,“智慧法院”建设正在进行,并且取得了一定的成果.利用已有的裁判文书信息进行类案推送,已经成为统一裁判尺度、推进司法公正、以及量刑规范化的重要手段.此外,从当事人的角度出发,当原告或被告具有相应的法律诉求时,寻求与自身相关事实的类似案件及其判决结果也具有重要的实用价值,为自身的诉求提供可靠的参考.因此,研究相似案件的裁判文书推荐方法具有重要意义和应用前景.

推荐系统中应用最广泛的算法是协同过滤算法^[1-3],主要是通过结合用户的历史行为信息和物品信息进行个性化推荐,虽然可以解决很多推荐方面的问题,但是类案推荐是根据用户每次输入的案件信息,推荐相关的裁判文书,所以传统的推荐算法并不适用于裁判文书推荐任务.

多模态数据是指对于同一个描述对象,通过不同领域或视角获取到的数据,并且把描述这些数据的每一个领域或视角叫做一个模态(Modality)^[4].对于多模态数据的应用大多集中在使用多模态数据分别建立模型,而后在决策时加以融合^[5].多模态数据融合方面虽然取得了一定的进展^[6-8],但是仍然存在一些问题值得探索,尤其是在裁判文书推荐领域尚未得到充分的研究和应用.

目前,国内外已有一些研究将大数据与人工智能技术结合用于司法领域,一些案件检索以及类案推送系统已经上线运行.最高人民法院和各地方法院也开发了一些类案推送系统,或者是在智能辅助办案系统中嵌入了类案推送应用模块.例如:北京市高院的“睿法官系统”,苏州市中院的“案件裁判智能研判系统”,贵州省高院的“类案裁判标准数据库”等等^[9].尽管对于类案推送的研究已经取得了一定的成果,但是,现行的类案识别技术还存在一些问题:信息过载、识别结果不精确、类案级别不清晰、识别方法不专业、智推效果不明显等^[10].另外,目前的裁判文书推荐方法大多是采用人工设计标签的形式,耗时费力且存在一定的难度;此外,现有方法大多仅仅考虑单一特征,忽视了不同模态特征之间的互补性优势.

针对上述问题,本文提出了一种基于多模态特征融合的裁判文书推荐方法,该方法的核心是利用裁判文书的多模态特征之间优势互补的特性,提取裁判文书的多模态特征,学习一种高层次的融合特征表示,以此提高裁判文书推荐的性能.首先,分别提取判决文书的词向量特征(Word2vec)和词频-逆文档率特征(TF-IDF).为了实现多模态特征的融合,本文提出一种基于深度神经网络的多模态深度融合方法,结合分类交叉熵损失学习多模态特征的高阶融合特征.在裁判文书推荐阶段,我们采用所学习的裁判文书融合特征计算相似度,并通过排序进行推荐取相似度最高的N个(Top-N)作为输出推荐给用户.通过在我们收集的刑事案件数据上的实验结果表明,与使用单一模态的裁判文书特征进行推荐相比,本文提出的多模态特征融合方法可以有效提高裁判文书推荐的性能.

2 多模态特征融合的裁判文书推荐模型

本文考虑裁判文书的多种模态特征,采用深度融合方法学习多模态融合特征,用于裁判文书推荐.本文提出的裁判文书推荐方法主要包括预处理、特征提取、特征融合和文书推荐四个阶段.下面,将依次进行详细的描述:

2.1 裁判文书数据预处理

由于收集的裁判文书是部分结构化数据,整个判决书已经按要素分为标题、案号、案件类型、案由等部分,为此,首先需要对裁判文书进行预处理,将其合并成为一个完整的模型可输入的文本,并为其添加类别标签.其次,为了提取裁判文书数据的特征,需要对其进行分词和去停用词处理.首先采用jieba分词工具,对裁判文书进行分词.然后使用哈工大停用词表,去掉原始数据中的符号、数字、英文字符等没有实际意义的字符.经过数据预处理之后的裁判文书数据将用于下一阶段提取多模态特征.

2.2 特征提取

特征提取阶段主要分为提取裁判文书的Word2vec特征、提取裁判文书的TF-IDF特征以及特征串联三个步骤.

Word2vec是Google于2013年开源的一款用于词向量计算的工具^[11],它是从大量文本语料中以无监督的方式学习语义知识的一种模型,目前被广泛应用于自然语言处理(NLP)的任务中.Word2vec通过大量的语料库的学习,用向量的方式表征词的语义信息,即词向量.该方法通过一个嵌入空间使得

语义上相似的单词在该空间内距离很近。Word2vec 其实就是一个 Estimator, 它采用一系列代表文档的词语来训练 Word2vec 模型, 该模型将每个词语映射为一个固定大小的向量。本文使用 Word2vec 的 Skip-Gram 模型, 首先获得经过预处理之后的裁判文书数据中所有词语的向量表示, 再对属于一个裁判文书的所有词向量求平均, 将该均值作为该裁判文书的 Word2vec 特征向量。一个裁判文书的 Word2vec 特征向量可表示为: $V_w = (v_{w,1}, v_{w,2}, \dots, v_{w,150})$, 其中, $v_{w,1}$ 是一个实数, 150 表示词向量长度为 150 维。

TF-IDF 是一种在文本挖掘中广泛使用的基于词频的特征权重算法, 可以有效评估特定字词对于一个文本集或一个语料库的重要程度, 它在文本挖掘领域被广泛使用^[12]。它的主要思想是如果某个词或短语在一篇文章中出现的概率高, 并在其他文章中很少出现, 则认为此词或者短语具有很好的类别区分能力, 适合用于分类。

利用 Python 中的 sklearn 库, 可以直接提取裁判文书的 TF-IDF 的特征向量。在 sklearn 中, CountVectorizer 类只考虑每种词汇在该条训练文本中出现的频率, 而 TfidfVectorizer 类除了考量每种词汇在该条训练文本中出现的频率, 同时计算包含这个词的文本的条数的倒数。所以, 本文使用 sklearn 中的 TfidfVectorizer 类, 将每一个裁判文书转换为一个 TF-IDF 特征向量。一个裁判文书可表示为一个 500 维的 TF-IDF 特征向量: $V_t = (v_{t,1}, v_{t,2}, \dots, v_{t,500})$ 。

现有的利用多模态特征的方法中, 有些是直接多模态特征串联, 也就是对特征向量进行简单的拼接, 将 TF-IDF 特征串联到 Word2vec 特征的后面。而本文所提出的深度融合模型采用串联特征作为输入, 学习多模态特征的高阶融合特征。串联后的特征向量可表示为: $V = (v_{w,1}, v_{w,2}, \dots, v_{w,150}, v_{t,1}, v_{t,2}, \dots, v_{t,500})$ 。

2.3 特征融合

采用简单直接的方法将多模态特征串联虽然能获得一定的性能提高, 但是, 会大大增加特征的维度, 造成维度灾难问题, 从而增加裁判文书推荐的时间复杂度。因此, 需要对裁判文书特征进行有效融合, 既要减少融合后特征的维度, 又要充分利用裁判文书不同模态特征的互补特性。

本文提出基于深度神经网络的多模态特征融合方法, 结合分类交叉熵损失, 学习多模态特征的高阶

融合特征。融合模型结构由一个神经网络和一个分类器组成, 分别完成多模态特征融合任务和融合后特征性能评价两个任务。具体的, 本文构建的神经网络由一个输入层, 两个隐藏层和一个 softmax 层组成, 多层神经网络负责融合多模态特征, softmax 层度量分类损失, 负责评价多模态融合特征的性能。网络输入层为裁判文书的 Word2vec 特征和 TF-IDF 特征的串联。隐藏层为两个全连接层, 用于学习裁判文书的高阶特征, 进行多模态特征融合, 其中, 第二个隐藏层的节点数为裁判文书融合后的特征维数。最后通过 softmax 层的输出计算分类损失, 通过使损失函数最小化提高融合后的特征分类精度, 得到裁判文书最终的融合特征。

此外, 为了保证模态间的标签一致性, 即来自不同模态的样本应该拥有相似的语义信息, 故具有相同的类标签。本文还在损失函数中引入了拉普拉斯图正则化项用于实现以上约束。整个网络的损失函数可定义为:

$$Loss = L_1 + \alpha L_2 \quad (1)$$

式中, L_1 为交叉熵损失函数: $L_1 = -\sum_i y_i \log(p_i)$, 其中 y_i 为裁判文书的实际类别; p_i 为 softmax 判别器输出的类别; L_2 为拉普拉斯图正则化项: $L_2 = \text{tr}(y^T L y)$, 其中, $L = D - S$, S 由标签信息计算得来, $S = yy^T$, D 是一个对角阵, D 的对角元为 S 的列和 $D = \text{diag}(\sum_j S_{ij})$, tr 表示矩阵的迹运算; α 为正则化项的系数。裁判文书经过多模态特征融合后为 256 维的特征向量: $V = (v_1, v_2, \dots, v_{256})$ 。

2.4 裁判文书推荐

裁判文书推荐主要分为裁判文书相似度计算、生成推荐列表两个步骤。本文利用余弦相似度来计算两个裁判文书之间的相似度, 具体计算公式如下:

$$\text{sim}(a, b) = \frac{\sum_{i=1}^{256} (v_{ai} * v_{bi})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{256} (v_{ai})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^{256} (v_{bi})^2}} \quad (2)$$

式中, $\text{sim}(a, b)$ 表示裁判文书 a 和 b 之间的相似度, v_{ai} 表示裁判文书 a 的第 i 个特征, v_{bi} 表示裁判文书 b 的第 i 个特征。 $\text{sim}(a, b)$ 的取值范围为 $[-1, 1]$, 且 $\text{sim}(a, b)$ 的值越大, 说明两个裁判文书的相似度越大。

综上所述, 本文提出的多模态特征融合的裁判文书推荐方法的推荐流程可以总结如下: 给定一个案件输入信息, 首先进行数据预处理, 然后经过特征

提取和多模态特征融合,可求得其融合特征表示为 V_{input} ,接下来计算其与数据库中所有的裁判文书的相似度,然后对相似度按照降序进行排列,取其最靠前的 N 个,即 TopN,作为推荐结果 V_{output} ,推荐给用户.

3 实验分析

3.1 数据获取

由于没有裁判文书推荐相关的公开的数据集,因此,我们自行构建了一个实验数据集.数据主要来源于中国裁判文书网和 openlaw 网站.本文主要以刑法的裁判文书为例进行实验,收集了刑法中渎职、妨害社会管理秩序、破坏社会主义市场经济秩序、侵犯财产、侵犯公民人身权利民主权利、贪污受贿和危害公共安全 7 种案由,年份为 2019 年的判决书数据,每个案由收集了 1000 个判决书,去除其中的不可用数据后,按照 6:2:2 的比例划分为训练集(4193 个)、验证集(1398 个)和测试集(1379 个)训练模型并进行验证和测试.

3.2 实验设置

为了验证本文提出的基于多模态特征融合的裁判文书推荐算方法的有效性,除了本方法之外,我们还设置了 3 种基准算法,一种是将 Word2vec 特征和 TF-IDF 特征直接串联作为裁判文书特征表示进

行推荐;另外两种分别是将 Word2vec 特征和 TF-IDF 特征作为裁判文书特征表示进行推荐.实验采用 Top- N 推荐结果进行分析.

本文提取的裁判文书的 Word2vec 特征向量为 150 维,TF-IDF 特征向量为 500 维,所以串联后的特征向量为 650 维.实验中,本文方法的输入层大小为 650 维的串联特征,全连接层各层的神经元数量分别设置为 1024 和 256,因此输入神经网络后得到的融合特征为 256 维,学习率设置为 $\rho=0.001$,正则化项参数设置为 $\alpha=0.001$,epoch 设置为 120.实验分别为用户推荐相似度最高的 Top 10,Top 30 和 Top 50 的裁判文书进行综合对比分析.本实验中,两个裁判文书如果具有相同的案由(类标签),则被认定为是相似的.

3.3 评价指标

在推荐算法中,准确率和召回率经常被用于评估 Top- N 推荐的有效性.本文使用准确率 Precision、召回率 Recall 和 F_1 值作为评估裁判文书推荐结果好坏的评价指标.其中 F_1 值综合考虑了准确率和召回率,可以更加全面的评价推荐结果的优劣. F_1 值的取值范围是 $[0,1]$,结果越大,表示 Top- N 推荐的效果越好.

3.4 实验结果分析

表 1 参数 α 对推荐结果的影响

α		0	0.001	0.005	0.01	0.05	0.1
Top 10	Precision	0.937 30	0.940 90	0.938 58	0.939 52	0.937 12	0.928 14
	Recall	0.011 73	0.011 78	0.011 75	0.011 76	0.011 73	0.011 62
	F1	0.023 18	0.023 27	0.023 21	0.023 23	0.023 17	0.022 95
Top 30	Precision	0.935 87	0.943 39	0.939 69	0.941 62	0.939 13	0.926 23
	Recall	0.035 15	0.035 43	0.035 29	0.035 37	0.035 27	0.034 79
	F1	0.067 76	0.068 30	0.068 03	0.068 17	0.067 99	0.067 06
Top 50	Precision	0.935 07	0.944 89	0.941 32	0.944 77	0.941 22	0.926 00
	Recall	0.058 53	0.059 15	0.058 93	0.059 14	0.058 92	0.057 97
	F1	0.110 17	0.111 33	0.110 91	0.111 31	0.110 90	0.109 10

图 1-图 3 所示为不同方法在推荐个数 N 分别为 10、30、50 时,裁判文书推荐的准确率、召回率和 F_1 值的结果.图中包含了本文提出的多模态融合特征方法(w2v&tfidf),以及三种基准方法,分别是:Word2vec 和 TF-IDF 直接串联的特征推荐(w2v+tfidf),单模态 Word2vec 特征推荐(w2v),以及单模态 TF-IDF 特征(tfidf).

图 1 为使用融合后的特征向量的推荐方法与使

用单一特征向量或串联特征向量进行裁判文书推荐的准确率结果对比.由实验结果可以看出,使用裁判文书的融合特征(w2v&tfidf)进行裁判文书推荐的准确率明显高于使用其他特征的推荐结果.此外,使用直接串联特征(w2v+tfidf)的裁判文书推荐的准确率略高于单模态 Word2vec 特征推荐(w2v),说明多模态特征表现要好于单一模态特征.但是,当 N 为 30 或 50 时,使用串联特征(w2v+tfidf)的裁判文

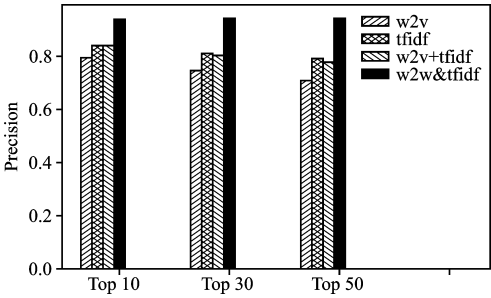


图 1 准确率结果对比

书推荐的准确率却低于使用 TF-IDF 特征 (tfidf) 的准确率,由此可见,不能简单地将多模态特征进行直接串联.不仅如此,从图中还能看出,使用单一特征和串联特征的裁判文书推荐的准确率随着推荐个数的增加而减小,而使用本文方法学习的多模态融合特征推荐结果的准确率较为稳定而且呈现平稳上升的趋势,这进一步说明了本文所提出的方法在融合多模态特征优势互补方面的有效性.

图 2 为 4 种不同方法的裁判文书推荐结果的召回率.从图中可以看出,使用裁判文书的融合特征进行裁判文书推荐的召回率明显高于使用其他特征推荐的召回率,这说明了本文算法的有效性.此外,与准确率结果类似,裁判文书推荐的召回率随着推荐个数 N 的增加而提高,总体呈现上升趋势.同样地,当 N 为 30 或 50 时,使用串联特征的裁判文书推荐的召回率略低于使用 TF-IDF 特征的召回率.另外,使用本文方法学习的多模态融合特征进行裁判文书推荐的召回率的增加幅度明显大于使用其他三种特征推荐结果召回率的增加幅度,这进一步说明了本文方法在裁判文书推荐方面的优越性.

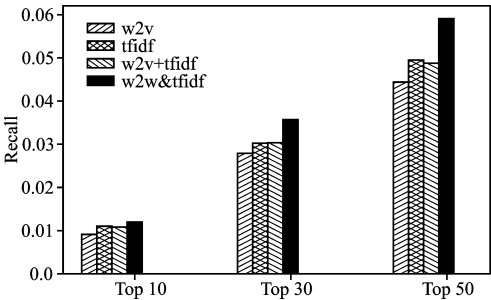


图 2 召回率结果对比

F_1 值综合考虑了准确率和召回率的结果,如图 3 所示.同样地,从该图中可以看出,使用本文学习的多模态融合特征进行裁判文书推荐的 F_1 值明显大于使用其他三种特征进行裁判文书推荐的 F_1 值,其趋势和结果都与准确率和召回率类似.

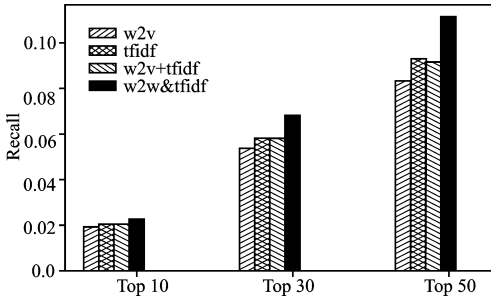


图 3 F_1 值结果对比

结合上述结果分析,只使用裁判文书的单模态 Word2vec 特征的推荐效果最差,推荐的准确率只有 70%左右.使用直接串联特征 (w2v + tfidf) 的裁判文书推荐的准确率略高于单模态 Word2vec 特征推荐 (w2v),但低于只使用单模态 TF-IDF 特征的推荐,说明多模态特征表现通常能好于单一模态特征,但不能只进行简单的串联.总体来看,本文提出的多模态特征融合方法的推荐结果明显优于使用另外三种特征表示的推荐结果,准确率可以达到 94%,召回率和综合评价指标 F_1 的值也明显高于其他三种方法.结果表明,使用 Word2vec 特征和 TF-IDF 特征进行多模态特征融合,学习高层次融合特征,能够更加全面的体现裁判文书中的信息,有效提升裁判文书推荐的效果.

3.5 参数影响分析

在本实验中需要设置一个正则化权重参数 α ,下面将分析其不同取值情况下对于实验结果的影响.采取变量固定措施,保持其他参数值不变, α 分别取 0, 0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, 每次取值分别为用户推荐相似度最高的 Top10, Top30 和 Top50 的裁判文书,实验结果如表 1 所示.从表中可以看出,当 α 从 0 增加时,裁判文书推荐的 F_1 值有所提高.但是,当 α 太大时,本文提出方法的性能略微下降.显然,当 $\alpha=0.001$ 时,裁判文书推荐结果最佳.说明在损失函数中合理的引入拉普拉斯图正则化项约束数据的标签一致性是有效的.

4 结束语

针对法官或者当事人对于类案推送的需求,本文提出了一种基于多模态特征融合的裁判文书推荐算法,充分利用裁判文书不同模态特征表示的优势,学习高层次的裁判文书多模态融合特征表示,进而实现裁判文书推荐.实验结果表明,相比只是用单一模态特征以及简单串联特征进行推荐,使用经过多模态特征融合后的特征进行裁判文书推荐的结果有

了明显的提高.这说明本文提出的方法能够有效融合裁判文书的多模态特征,使推荐更加准确,对于避免“类案不同判”现象,以及推广人工智能的方法在法律领域的应用具有重要的意义.

参考文献:

- [1] GAO Y, RAN L. Collaborative Filtering Recommendation Algorithm for Heterogeneous Data Mining in the Internet of Things [J]. IEEE Access, 2019, 7: 123583-123591.
- [2] LI W, CAO J, WU J, et al. A collaborative filtering recommendation method based on discrete quantum-inspired shuffled frog leaping algorithms in social networks [J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 88: 262-270.
- [3] DING S, LI Y Q, WU D S, et al. Time-aware cloud service recommendation using similarity-enhanced collaborative filtering and ARIMA model [J]. Decision Support Systems, 2018, 107: 103-115.
- [4] LAHAT D, ADLI T, JUTTEN C. Multimodal data fusion: An overview of methods, challenges, and prospects [J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103 (9): 1449-1447.
- [5] ZHAO L. Feature Extraction and Selection from Multi-Modality Data Based on Deep Learning [D]. Tianjin: Tianjin University, 2016.
- [6] JIA C, LIU H P, XU X Y, et al. Multi-modal information fusion based on broad learning method [J]. Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 150-157.
- [7] CHEN Y, FU L, DAI Y X, et al. Research of Chinese resume analysis based on feature fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55 (10):

244-249.

- [8] YUAN Y H, SUN Q S. Multiset canonical correlations using globality preserving projections with applications to feature extraction and recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25 (6): 1131-1146.
- [9] ZHU B B, ZHU X D. The refinement of the push of similar cases: problems, causes and improvements-taking the push of criminal cases as an example [J]. Journal of law application, 2018(20): 90-98.
- [10] ZHONG M L. Give full play to the application value of category case recognition technology in trials [N]. People's court daily, 2019-01-24(002).
- [11] WANG N, HUANG X M, LIU Z Q, et al. Personalized Video Recommendation Strategy Bases on User's Playback Behavior Sequence [J]. Chinese Journal of Computer, 2020, 43(1): 123-135.
- [12] CHUN N, FENG C S. Multi-intention recognition model with combination of syntactic feature and convolution neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38 (7): 1839-1845+1852.

作者简介:

原旭男,(1970-),博士,副教授,硕士生导师.研究方向为人工智能、工业互联网、大数据处理与可视化分析.

韩雪姣女,(1996-),硕士研究生.研究方向为人工智能.

陈志奎男,(1968-),博士,教授,博士生导师.研究方向为大数据与智能计算、物联网技术、边缘计算、云计算.

钟芳明(通讯作者)男,(1990-),博士,博士后.研究方向为机器学习、人工智能、跨模态检索.

E-mail: fmzhang@dlut.edu.cn

赵亮男,(1988-),博士,讲师,硕士生导师.研究方向为大数据、多模态数据融合.