·新药述评与论坛·

医学院校专利价值评估方法研究

王建波,欧阳昭连,陈　娟,卢　岩,张　婷*
(北京协和医学院/中国医学科学院/医学信息研究所/图书馆, 北京 100020)

[摘要]　**目的:**鉴于传统专利价值评估方法易受主观因素影响,难以全面、客观地反映专利的价值,本研究提出了一种专利价值评估方法以识别高价值专利。**方法:**本研究采用信息增益和方差分析方法对医学院校的专利数据进行特征选择,以优化输入特征并减少冗余信息。在模型构建方面,设计了3层BP神经网络结构,并结合ReLU激活函数和Dropout技术,以缓解过拟合问题并提升模型对非线性关系的处理能力,从而增强模型的稳定性和泛化能力。**结果:**实验结果表明,模型的预测准确率达到96%,特征选择在一定程度上有效提升了模型性能,并在多个评价指标上均表现出较好的效果,验证了方法的可行性。**结论:**本研究为医学院校专利价值评估提供了一种可行且有效的实践方法,尤其在高价值专利的识别和预测方面具有一定的参考意义和应用价值。

[关键词]　专利价值评估;BP神经网络;信息增益;方差分析;特征筛选
[中图分类号]　R95　　[文献标志码]　A　　[文章编号]　1003－3734(2026)12－1243－08

Research on patent value evaluation methods for medical universities and colleges

WANG Jian-bo, OUYANG Zhao-lian, CHEN Juan, LU Yan, ZHANG Ting*
(*Institute of Medical Information/Medical Library, Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College, Beijing* 100020, *China*)

[**Abstract**]　**Objective**: Given that traditional patent value evaluation methods are easily influenced by subjective factors and struggle to comprehensively and objectively reflect the value of patents, this study proposed a patent value evaluation method to identify high-value patents. **Methods**: This study employs information gain and variance analysis methods to perform feature selection on patent data from medical universities, optimizing input features and reducing redundant information. In terms of model construction, a three-layer BP neural network structure was designed, incorporating ReLU activation functions and Dropout techniques to mitigate overfitting issues and enhance the model's ability to handle nonlinear relationships, thereby improving the model's stability and generalization. **Results**: The experimental results showed that the model achieved a prediction accuracy of 96%. Feature selection effectively improved the model's performance to a certain extent, demonstrating good results across multiple evaluation metrics and verifying the feasibility of the proposed method. **Conclusion**: This study provides a

[基金项目]　中国医学科学院医学与健康科技创新工程资助项目"医学知识管理与智能化知识服务关键技术研究"(2021-I2M-1-056);中国医学科学院医药科技成果技术评估与转化体系研究资助项目[中国医学科学院中央级公益性科研院所基本科研业务费(重大任务及行业支撑)](2024-ZHCH630-03)

[作者简介]　王建波,男,硕士研究生,主要从事医疗器械与药物战略情报研究。E-mail: wangjianbo@student.pumc.edu.cn。
[通讯作者]　*张婷,女,博士,研究员,主要从事医疗器械和药物专利分析、主路径分析、技术预测等研究。联系电话:(010)52328705,E-mail: brendatingting@126.com。

[DOI]10.20251/j.cnki.1003-3734.2026.12.002

feasible and effective practical method for patent value evaluation in medical universities, offering valuable reference and application significance, particularly in the identification and prediction of high-value patents.

[**Key words**] patent value evaluation; BP neural network; information gain; variance analysis; feature selection

目前,全球科技竞争日益激烈,知识产权作为国家创新和科技竞争力的核心标志,已成为推动经济增长的重要因素之一[1-2]。作为知识产权体系中的关键组成部分,专利在保护技术创新和促进科技发展方面发挥重要作用,直接反映了一个国家/地区的创新水平及其在全球科技创新体系中的地位[3-4]。虽然我国在政策层面不断加强对知识产权的扶持,高校在专利申请和授权数量上也逐年增长,但在专利质量和实际应用转化方面仍存在显著不足。因此,如何在众多专利中识别出具有高商业价值、能够推动技术进步和产业变革的核心专利,已成为科技创新和技术管理中的关键问题。近年来,学者们尝试了多种方法组合进行专利价值评估。刘澄等[5]运用粗糙集理论对影响专利价值的关键指标进行筛选,提升了 BP 神经网络在专利价值评估任务中的准确性。慎金花等[6]通过果蝇算法对 BP 神经网络进行优化,提升了模型在专利价值评估任务中的泛化能力和有效性。胡泽文等[7]通过设计多维评估指标,运用 BP 神经网络与 MIV 算法对专利价值进行评估并对影响专利价值的因素进行了系统性分析,提升了模型的可解释性与结果的准确性。

尽管相关研究已从不同角度对专利价值评估进行了有益的探索,但仍存在一定的局限性:① 在特征选择层面,现有研究多依赖单一的筛选准则,可能遗漏在不同准则下均表现重要的关键特征;② 在模型构建层面,先前研究多采用结构相对简单的浅层 BP 神经网络,其层次化特征学习与非线性映射能力相对有限,难以充分捕捉高维专利指标之间复杂的相互作用关系。

针对上述问题,本研究提出一种基于联合特征筛选与优化 BP 神经网络的医学院校专利价值评估方法。该方法通过一种结合信息论与统计学原理的双重筛选策略,识别出影响专利价值的核心指标。此外,对传统 BP 神经网络进行了优化,通过构建更深的网络层次结构并引入正则化技术,显著增强了模型对复杂非线性关系的拟合能力与泛化性能,提升模型在专利价值评估任务上的准确性。

1 数据来源与专利价值评估体系

1.1 数据来源 本研究的数据来源于 IncoPat 专利数据库,专利类型限定为发明授权,申请人限定为国内某医学院及其附属医院。为了确保数据的有效性和完整性,限定专利的法律状态为有效,并且选择了近 10 年内的专利数据。检索时间设定为 2025 年 1 月 10 日。最终,获取到 4 102 条专利数据作为实验样本。

1.2 专利价值评估指标体系构建 专利价值主要包括客观价值和主观价值 2 个方面。客观价值侧重于评估专利的内在质量,通常与专利的技术、法律和市场价值相关;而主观价值则来源于市场交易中的买卖双方博弈,具体体现在成交价格上,涵盖战略价值与经济价值等维度[8]。然而,由于专利交易的隐秘性,主观价值的相关数据较难从可靠来源获取,且在不同领域(如生物医药、人工智能、医疗器械等)中,影响专利主观价值的因素亦不相同。IncoPat 专利数据库则提供了合享价值度这一指标,专门用于量化专利的客观价值。因此,本研究仅针对专利客观价值进行评估。

2023 年 9 月,国家知识产权局发布了《专利评估指引》(GB/T 42748—2023),这一推荐性国家标准不仅为专利评估提供了基础方法和实用工具,还通过整合前期试点经验和广泛意见,构建了一套兼具扩展性与操作性的专利价值评估体系。该体系以法律、技术和经济 3 个维度为核心,设置了 3 项一级指标、14 项二级指标及 27 项三级指标[9],旨在全面反映专利的制度特性和应用规律,使评估更加科学、系统。基于此,本研究结合《专利评估指引》内容及相关文献中的评价指标,从技术、法律和经济 3 个关键维度筛选出 16 个核心指标,进一步优化专利价值评估体系,确保评估结果更具针对性和实用性。专利价值评价指标见表 1。

表 1 专利价值评估指标体系

维度	指标	指标量化标准
技术维度	引证次数	引用其他专利的数量
	被引次数	被其他专利引用的次数
	文献页数	专利文献的总页数
	简单同族数	与该专利具有相同发明内容的其他国家/地区的专利数
	扩展同族数	专利技术在不同国家/地区的扩展数量
	IPC 分类数	专利所涉及的国际专利分类数量
	实质审查时长	专利从申请到审查结束的时间
法律维度	申请人类型	个人 =0,企业 =1,科研单位 =2,多种申请人类型混合 =3
	申请人数量	专利的申请人数量
	专利剩余寿命	专利有效期内剩余的天数
	技术稳定性	IncoPat 专利数据库获取
	权利要求数	专利文件中所列的权利要求项数
经济维度	质押次数	专利作为质押物的次数
	转让次数	专利转让的次数
	专利保护范围	IncoPat 专利数据库获取
	技术先进性	IncoPat 专利数据库获取

从技术维度进行分析,专利的核心价值通常体现在其创新性和影响力上。引证次数和被引次数是衡量专利创新程度和影响力的重要指标。引证次数反映了该专利对现有技术的继承与整合程度,进而体现其技术基础的广度[10];被引次数则揭示了专利在行业中的传播效果和技术影响力[11]。文献页数则反映了专利的技术复杂性,越多的文献页数通常意味着专利技术的复杂性更高[12]。简单同族数和扩展同族数衡量专利的国际覆盖范围与商业化潜力,扩展同族数尤其能揭示专利的全球市场扩展能力[13]。IPC 分类数表明专利的应用领域和扩展性,而实质审查时长则代表了专利技术获得认可的深度,反映出技术的成熟度与认可程度[14]。

从法律维度进行分析,评价指标主要关注专利的法律保护及其稳定性。权利要求数量直接影响专利的保护范围,越多的权利要求意味着专利在法律上的保护越广泛[15-16]。申请人类型和申请人数量是评估专利价值的重要因素。申请人类型揭示了专利背后的研究能力和投入程度,而申请人数量的增加通常意味着专利的合作或产业化潜力更大,可以有效扩展专利的应用范围[17-19]。专利剩余寿命是专利可获得商业收益的时间窗口,专利的剩余寿命越长,其市场价值通常越高[20-21]。技术稳定性关注专利在法律程序中是否经历过无效或诉讼的挑战,专利稳定性越高,专利的法律价值越能得到保障[22-23]。

从经济维度进行分析,专利的商业化程度和市场潜力是评估的重要方向。转让次数和专利质押次数可以反映专利的商业化进程,转让次数多表明专利的市场认可度高[24],质押次数则显示专利的金融价值和融资潜力[25]。专利保护范围是经济维度中的关键指标,广泛的保护范围使得专利技术在多领域的实施、转让和许可更具商业价值[26]。技术先进性是衡量专利在行业中的技术壁垒以及市场竞争力的重要指标,具有较高技术先进性的专利往往能够在行业中占据领导地位,推动技术革新和市场发展[27-29]。

2 基于方差分析、信息熵的特征选择

在专利价值评估过程中,特征选择是模型构建的关键步骤。科学合理的特征选择可以有效减少数据冗余,突出核心影响因素,提高模型预测的准确性。考虑到专利价值评估初选指标可能存在一定的噪声和冗余信息,因此采用信息增益和方差分析 2 种方法对指标体系进行筛选和约简。信息增益方法是基于信息论的特征重要性度量方法,而方差分析方法则是通过衡量特征与目标变量之间的线性关系进行重要性评估。两者结合使用可以提升特征筛选的有效性。

2.1 信息增益方法 信息增益是一种基于信息论的特征选择方法,其核心思想是通过度量特征对目标变量不确定性(即信息熵)的减少程度评估该特征的重要性[30-33]。信息增益广泛应用于分类任务

中的特征筛选,特别是在决策树算法中被广泛采用。

信息熵 $H(T)$ 是衡量目标变量 T 不确定性的指标,其公式为:

$$H(T) = -\sum_{i=1}^{n} P(T_i)\log_2 P(T_i) \quad 式(1)$$

其中 T 表示目标变量;T_i 表示目标变量 T 的第 i 类别;$P(T_i)$ 是目标变量 T 属于第 i 类的概率。

当给定特征 X 时,目标变量的条件熵 $H(T|X)$ 定义为目标变量在已知特征情况下的不确定性,其公式为:

$$H(T|X) = \sum_{j=1}^{m} P(X=j) \cdot H(T|X=j) \quad 式(2)$$

通过计算信息熵 $H(T)$ 与条件熵 $H(T|X)$ 的差值,可以得到特征 X 的信息增益 $IG(T,X)$:

$$IG(T,X) = H(T) - H(T|X) \quad 式(3)$$

信息增益越高,说明特征 X 对目标变量的不确定性减少程度越大,即该特征的重要性越高。

2.2 方差分析 方差分析是一种经典的统计学方法,旨在通过比较组间差异与组内差异的相对大小,评估特征与目标变量之间的线性相关性。对于目标变量为分类变量的多分类任务,方差分析通过计算 F 值量化特征的重要性。

假设目标变量 T 包含 K 个类别,特征 X 的样本数据被分为 K 组。方差分析的核心公式如下:

$$F = \frac{MS_{\text{between}}}{MS_{\text{within}}} \quad 式(4)$$

其中,MS_{between} 表示组间均方误差,反映特征在不同类别之间的差异程度:

$$MS_{\text{between}} = \frac{\sum_{k=1}^{K} n_k(\bar{x}_k - \bar{x})^2}{K-1} \quad 式(5)$$

n_k 为第 k 类的样本数,$\bar{x}_k$ 为第 k 类的均值,$\bar{x}$ 为总体均值。

MS_{within} 表示组内均方误差,反映特征在每个类别内部的波动程度:

$$MS_{\text{within}} = \frac{\sum_{k=1}^{K}\sum_{i=1}^{n_k}(x_{i,k} - \overline{\bar{x}_k})^2}{N-K} \quad 式(6)$$

通过 F 值的计算,可以比较组间差异与组内差异的相对大小。通常,F 值越大,表明特征对目标变量的线性区分能力越强。

2.3 数据的特征筛选 在构建专利价值评估模型之前,为了保证数据的完整性和分析的准确性,对原始数据进行了系统化的预处理。在数据清洗阶段,针对存在缺失值的特征,采取针对性处理策略:缺失值比例较高的特征予以删除,而缺失值较少的特征分别采用均值填充或众数填充。对于存在异常值的特征,采用上下四分位数法对异常值进行剔除或上下限截断,以确保特征分布的合理性。此外,完全重复的样本记录被直接删除以避免数据冗余。

为了适应后续分析,对分类变量进行了数值化处理。例如:对“申请人类型”变量,按照“个人”“企业”“科研单位”分别赋值为 0、1、2,将多个申请人混合赋值为 3。同时,研究观察发现,合享价值度部分样本分布不均,专利整体价值得分分布偏高,因此将得分较低的种类合并,对作为目标变量的合享价值度评分进行了等级划分。具体而言,将评分 8 分及以下、9 分、10 分的数据分别定义为“低价值”(类 1)、“中价值”(类 2)和“高价值”(类 3)3 个等级,以适应后续的分类任务并缓解数据不均衡问题。之后,按照 8∶2 比例将数据随机划分为训练集和测试集,用于后续特征筛选和模型验证。

因涉及特征指标较多,为减少信息冗余和模型复杂度,本研究结合了信息增益和方差分析 2 种方法对特征进行重要性评估和筛选。信息增益方法从信息论的角度,通过计算特征对目标变量信息熵减少的程度,评估特征对目标变量的不确定性减少贡献;而方差分析方法通过计算组间均方误差与组内均方误差的比值 F 值,并结合显著性检验,衡量连续型特征与目标变量之间的线性相关性。

通过 2 种方法的结合,能够充分捕捉不同类型特征对于目标变量的影响,同时也可以从信息不确定性减少和线性相关性两方面多角度分析特征重要性,有助于增强模型的解释性和可用性。最后计算得出各特征信息增益及方差分析结果如表 2、表 3 所示。

表 2 各特征的信息增益结果

特征序号	特征	信息增益
14	技术先进性	0.63
15	专利剩余寿命	0.22
13	保护范围	0.21
3	简单同族数	0.11
4	扩展同族数	0.10
10	权利要求数量	0.06
1	被引证次数	0.05
12	转让次数	0.05
6	审查时长	0.05
2	文献页数	0.04

续表 2

特征序号	特征	信息增益
5	IPC	0.04
9	技术稳定性	0.01
8	申请人数量	0.01
11	质押次数	0.01
0	引证次数	0.00

表 3 各特征的方差分析结果

特征序号	特征	*F*-score	*P*-value
14	技术先进性	9 029.71	$<1\times10^{-300}$
13	保护范围	1 389.36	$<1\times10^{-300}$
15	专利剩余寿命	674.37	6.42×10^{-254}
3	简单同族数	552.56	3.38×10^{-213}
4	扩展同族数	511.04	7.04×10^{-199}
10	权利要求数量	241.22	9.10×10^{-100}
12	转让次数	227.46	2.10×10^{-94}
2	文献页数	149.92	1.45×10^{-63}
1	被引证次数	147.68	1.17×10^{-62}
6	审查时长	143.71	4.77×10^{-61}
5	IPC	94.26	9.52×10^{-41}
9	技术稳定性	30.57	6.66×10^{-14}
11	质押次数	28.77	3.91×10^{-13}
7	申请人类型	20.32	1.65×10^{-9}
8	申请人数量	14.77	4.05×10^{-7}
0	引证次数	13.93	9.31×10^{-7}

从各特征的信息增益结果来看，“技术先进性”数值最大，表明其在减少不确定性方面贡献最大；其次，“专利剩余寿命”与“保护范围”的信息增益也显示出较强的区分能力。相比之下，“技术稳定性”“申请人数”“质押次数”以及“引证次数”的信息增益均非常低，这些特征对模型分类贡献较小。

从各特征的方差分析结果来看，“技术先进性”依然表现最为突出；“保护范围”“专利剩余寿命”“简单同族数”和“扩展同族数”同样显示出一定的判别能力。相对而言，“技术稳定性”“申请人类型”“申请人数量”“质押次数”以及“引证次数”的 *F* 值较低，说明这些特征在样本区分中的贡献较小。

为了增强特征筛选结果的稳健性，本研究将信息增益和方差分析筛选出的特征结果取交集，保留在 2 种方法中均表现突出的特征。最终筛选出的核心特征共 12 个。这些特征在信息增益和方差分析中均表现较好，对目标变量具有显著的影响，将作为后续模型的输入变量。

3 基于 BP 神经网络的专利价值评估模型

3.1 模型原理 BP 神经网络是一种典型的多层前馈神经网络，其核心思想在于通过“前向传播”与“反向传播”的迭代过程，实现对复杂函数的拟合与数据的非线性映射。在前向传播阶段，输入数据从输入层开始，逐层通过网络，在每个神经元中进行加权求和与非线性激活函数的变换，最终在输出层生成预测值。随后，网络将该预测值与真实值进行比较以计算误差，并由此进入反向传播阶段。在这一阶段，误差信号从输出层开始，依据链式求导法则逐层向后传递，从而计算出每个权重和偏置对总误差的贡献度。最后，优化算法便利用这些梯度信息对网络参数进行微调更新，以期在下一次迭代中减少误差。通过这样不断“预测-反馈-修正”的循环，BP 神经网络能够逐渐学习并逼近输入与输出之间复杂的映射关系。

3.2 模型构建 本研究基于 PyTorch 框架构建 BP 神经网络，用于专利价值分类任务。根据专利价值评估的特征数量构建输入层。输入层的维度为特征数，输出层的维度为分类数量（即专利价值等级分类的类别数）。在隐藏层设计中，网络采用了 3 层结构，分别为 128、64 和 32 个神经元，以 ReLU 激活函数处理非线性关系，并通过 Dropout 防止过拟合。在迭代过程使用交叉熵损失函数适应多分类任务，并通过 Adam 优化器加速模型的收敛，具体模型结构见图 1。

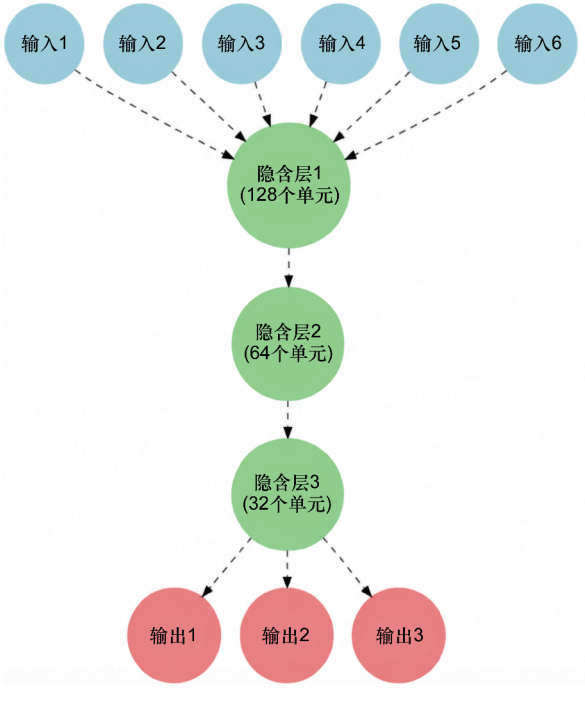


图 1 BP 神经网络架构图

3.3　数据预处理与数据加载　在模型构建前，对原始数据进行了标准化和划分处理。对连续型特征（如“被引次数”“专利剩余寿命”等）进行了标准化处理，以消除特征间尺度差异。随后，将数据分为训练集和测试集，比例为 8∶2，同时确保类别分布一致（分层采样）。对于标签数据，使用 LabelEncoder 将其转化为整数编码，以便于分类任务的处理。为支持高效的数据加载与批处理操作，使用 PyTorch 的 Dataset 和 DataLoader 接口自定义数据集并设置批量大小为 32。训练集数据设置为随机打乱，测试集数据按顺序加载。

3.4　模型训练　模型训练过程采用了标准的 BP 神经网络训练流程，包括正向传播、损失计算、反向传播和参数更新等步骤。训练过程的主要流程如下。① 正向传播：将输入数据通过模型计算输出结果；② 损失计算：使用交叉熵损失函数计算预测结果与真实标签之间的差异；③ 反向传播：通过自动求导机制，计算损失对模型参数的梯度；④ 参数更新：使用 Adam 优化器根据梯度更新模型权重。

训练过程中，每个 epoch 都会记录训练集的损失值和准确率，并在验证集上进行性能评估，以跟踪模型的泛化能力。训练过程共进行 100 个 epoch，每 10 个 epoch 输出 1 次训练与验证结果。

模型训练过程中的损失曲线和准确率曲线如图 2 所示。结合损失曲线与准确率曲线可以得出，模型的训练过程较为稳定。前 20 个 epoch 内，模型快速收敛，训练和验证误差降低，分类准确率提升；在后续训练中，模型进一步细化学习特征，并最终达到稳定且良好的分类性能。验证损失与训练损失的接近以及验证准确率与训练准确率的趋同，表明模型具有良好的学习能力和泛化能力。训练过程表现稳定，最终达到较高的准确率与较低的损失值，证明了其在分类任务中的有效性和稳健性。

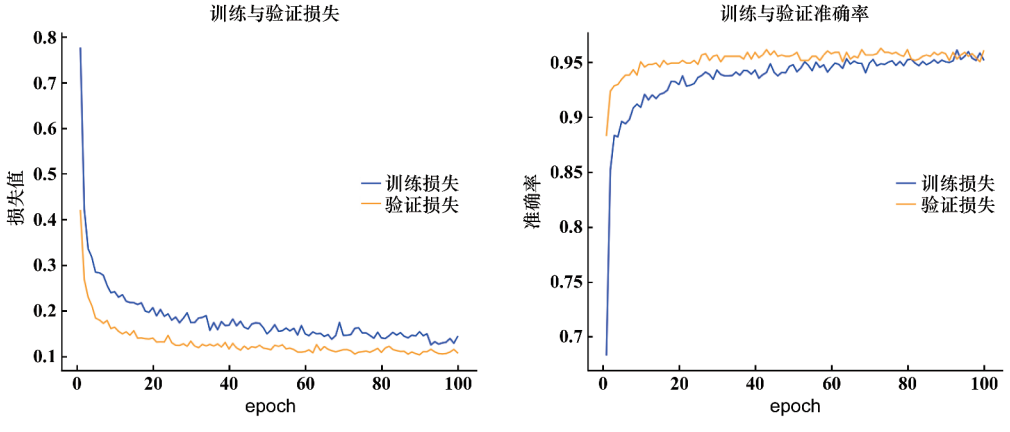


图 2　损失值与准确率变化

3.5　模型评估　模型评估结果如表 4 所示，加权平均 *F*1 值为 0.96。这些指标表明，本研究构建的模型达到了良好的分类效果。对各具体类别的分析显示，模型的识别性能存在一定差异。对于“类 1”（低价值）和“类 2”（中价值）专利，模型的召回率均达到了 0.99，表明模型能够识别出绝大部分的低、中价值专利。分析的重点在于模型对“类 3”（高价值）专利的处理，该类别的精确率为 0.96，而召回率为 0.78，呈现出“高精确率-低召回率”的组合特征。这一结果表明，当前模型在判定一个专利为“高价值”时倾向于采取更加谨慎的策略，其预测结果具有较高的置信度，但代价是存在一定的漏报风险。

表 4　模型评估结果

类别	精确率	召回率	*F*1 值
类 1	0.99	0.99	0.99
类 2	0.95	0.99	0.96
类 3	0.96	0.78	0.86
Macro Avg	0.97	0.92	0.94
Weighted Avg	0.96	0.96	0.96

为了验证特征筛选的效果，本研究在相同的训练流程下分别采用原始特征和经过特征筛选后的特征进行模型训练，并记录各自的表现，对比结果见表 5。原始特征和筛选后特征的模型在各项评估指标上均表现出色，但两者之间存在细微差异。具体而

言,筛选后特征的模型准确率由原始特征的 0.958 6 提升至 0.961 0,显示整体分类准确率略有改善;而精确率则从 0.966 7 小幅下降至 0.956 7,表明在预测为正类的样本中,实际为正类的比例有所降低,可能是因为去除了部分冗余特征,使得模型对某些边缘样本的判定变得更宽松。同时,召回率由 0.920 0 提高至 0.940 0,说明经过特征筛选后,模型在识别正类样本时更加敏感,漏检情况得以减少。作为综合指标的 *F*1 值也从 0.940 0 提升至 0.943 3,表明模型在精确率和召回率之间取得了更优的平衡。

表 5 模型结果对比

类别	准确率	精确率	召回率	*F*1 值
原始特征	0.958 6	0.966 7	0.920 0	0.940 0
筛选后特征	0.961 0	0.956 7	0.940 0	0.943 3

特征筛选在本次实验中对模型起到了有效的优化作用。筛选后的特征使得模型在提高召回率和准确率的同时,*F*1 值有所提升,表明模型在捕捉目标类别时更加全面。虽然精确率略有降低,但这可能换来了对正类样本更高的识别率,适用于对漏检敏感的场景。总体而言,特征筛选优化了模型的表现,使其在实际应用中具有更好的稳健性。

4 结论

本研究探索了一种适用于医学院校的专利价值评估方法,旨在解决评估过程中存在的指标冗余与模型针对性不足等问题。研究构建并验证了一种集成信息增益与方差分析双重特征筛选及改进 BP 神经网络的评估模型。实验结果表明,该模型在实现了 0.961 0 预测准确率的基础上,其采用的“双重筛选”策略有助于提升模型的综合性能。综上所述,本研究的成果为医学院校进行客观、高效的专利价值评估提供了一种可行的技术路径和有益参考。

尽管本研究在方法探索上取得了一定的进展,但仍须正视其存在的局限性。① 在评价的“静态性”方面,本研究采用的多个核心指标具有时滞性,这可能导致模型对新近授权、潜力尚未显现的专利价值存在低估风险,未能完全捕捉专利价值随时间演变的动态特性;② 在方法论层面,本研究在特征构建上未引入非结构化文本信息,缺乏对技术文本信息的深度挖掘,技术先进性等技术维度指标挖掘不够充分;③ 本研究采用的改进 BP 神经网络虽然有效,但相较于当前深度学习领域中基于注意力机制的 Transformer 等更前沿的架构,其在捕捉高维特征之间长距离依赖和复杂交互关系方面可能存在理论上的局限。

针对上述局限,研究将在以下方面展开进一步的探索。① 为应对评价的“静态性”问题,可尝试引入时间序列分析或生存分析等模型,对专利在其生命周期内的价值演变轨迹进行动态预测,以弥补当前静态评估的不足;② 在数据与特征层面,有望利用自然语言处理技术,如 BERT 等预训练语言模型,对专利权利要求书、技术说明书等非结构化文本进行深度语义特征提取,从而更客观、更深层次地量化技术维度的相关关键指标;③ 在模型与算法层面,将尝试采用 Transformer 等基于注意力机制的更先进深度学习架构执行专利价值评估任务,以寻求评估结果在稳定性与精确度上的进一步提升。

[参 考 文 献]

[1] 窦路遥, 魏凤, 邓阿妹, 等. 基于维度复合和可解释性说明的高价值专利评估体系构建研究[J]. 现代情报, 2025, 45(11): 30-42.

[2] 朱珈震, 李静, 张静. 基于专利分析的医药领域人工智能应用现状研究[J]. 中国新药杂志, 2024, 33(18): 1857-1865.

[3] 张婷, 陈娟, 卢岩, 等. 基于专利引文网络的类器官领域技术主路径分析[J]. 中国新药杂志, 2025, 34(7): 684-692.

[4] 张敏, 吴桐, 魏东林, 等. 基于专利的信使核糖核酸递送系统领域主题挖掘及技术演进分析[J]. 中国新药杂志, 2024, 33(23): 2426-2432.

[5] 刘澄, 雷秋原, 张楠, 等. 基于 BP 神经网络的专利价值评估方法及其应用研究[J]. 情报杂志, 2021, 40(12): 195-202.

[6] 慎金花, 刘玥, 张更平. 单项专利价值的评估与定量评估指标体系的构建: 基于邻域粗糙集与果蝇优化神经网络的单项专利价值评估[J]. 大学图书馆学报, 2020, 38(3): 48-56, 64.

[7] 胡泽文, 周西姬. 基于 BP 神经网络和 MIV 算法的高价值专利预测与影响因素分析[J]. 信息资源管理学报, 2023, 13(6): 144-155.

[8] 王舒, 马新宇, 彭博, 等. 高校高价值专利评估的理论探讨[J]. 中国高校科技, 2020(S1): S15-S18.

[9] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 专利评估指引: GB/T 42748—2023[S]. 北京: 中国标准出版社, 2023.

[10] ALBERT MB, AVERY D, NARIN F, *et al*. Direct validation of citation counts as indicators of industrially important patents[J]. *Res Policy*, 1991, 20(3): 251-259.

[11] VAN ZEEBROECK N. The puzzle of patent value indicators[J]. *Economics of Innovation and New Technology*, 2011, 20(1): 33-62.

[12] PARK Y, YOON J. Application technology opportunity discovery from technology portfolios: Use of patent classification and collaborative filtering[J]. *Technol Forecast Soc Change*, 2017, 118: 170-183.

[13] DE RASSENFOSSE G. Do firms face a trade-off between the quantity and the quality of their inventions? [J]. *Res Policy*, 2013, 42(5): 1072-1079.

[14] ALLISON JR, LEMLEY MA, MOORE KA, *et al*. Valuable patents[J]. *SSRN Journal*, 2003, 92: 435.

[15] 张婷, 杨潇逸, 陈娟, 等. 基于专利引文的神经母细胞瘤治疗领域技术扩散模式研究[J]. 中国新药杂志, 2024, 33(1): 10-17.

[16] CALLAERT J, PELLENS M, VAN LOOY B. Sources of inspiration? Making sense of scientific references in patents[J]. *Scien-*

tometrics, 2014, 98(3): 1617 – 1629.
[17] 资智洪, 何燕玲, 袁杰, 等. 专利价值二元分类评估方法的构建及应用[J]. 科技管理研究, 2017, 37(11): 129 – 135.
[18] 文豪, 胡晓阳. 基于质量评价模型的专利质押价值评估体系修正研究[J]. 科技管理研究, 2022, 42(21): 168 – 175.
[19] 宋瑞霖, 李彦程. 中国引入专利链接和专利期限补偿制度的研究[J]. 中国药事, 2018, 32(9): 1161 – 1166.
[20] 张希, 胡元佳. 非市场基准的专利价值评估方法的理论基础、实证研究和挑战[J]. 软科学, 2010, 24(9): 142 – 144.
[21] 吕晓蓉. 专利价值评估指标体系与专利技术质量评价实证研究[J]. 科技进步与对策, 2014, 31(20): 113 – 116.
[22] 黄裕荣, 侯元元, 高子涵, 等. 基于法律状态信息的专利技术转移网络构建研究: 以中国新能源汽车为例[J]. 情报工程, 2020, 6(4): 63 – 71.
[23] 赖院根, 朱东华, 刘玉琴. 专利法律状态信息分析的理论研究及其实证[J]. 情报杂志, 2007, 26(8): 56 – 59.
[24] 徐庆富, 康旭东, 杨中楷, 等. 基于专利权转让的我国省际技术转移特征研究[J]. 情报杂志, 2017, 36(7): 66 – 72.
[25] 余明桂, 王俐璇, 赵文婷, 等. 专利质押、融资约束与企业劳动雇佣[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(9): 70 – 93.
[26] 冯晓青. 专利法利益平衡机制之探讨[J]. 郑州大学学报(哲学社会科学版), 2005, 38(3): 58 – 62.
[27] 张婷, 陈娟, 徐东紫, 等. 基于发明专利的全球医用传感器技术开发态势研究[J]. 中国医疗设备, 2023, 38(6): 8 – 16.
[28] 王黎萤, 陈劲, 杨幽红. 技术标准战略、知识产权战略与技术创新协同发展关系研究[J]. 中国软科学, 2004(12): 24 – 27.
[29] 曾莹莹, 宋爱伟, 刘月, 等. 基于专利数据的半枝莲产业链研发现状分析[J]. 中国新药杂志, 2023, 32(6): 553 – 559.
[30] 代欣玥, 訾明杰, 孙明月, 等. 符合中医药特色的综合疗效评价体系构建思路及方法[J]. 中国新药杂志, 2024, 33(2): 105 – 109.
[31] 王佳洛, 黄慧媛, 韩朦, 等. 中国省域医药制造业技术承接能力及空间差异研究[J]. 中国医药工业杂志, 2023, 54(3): 455 – 461.
[32] 谷阳, 李涵, 牛雨欣, 等. 基于“四链”融合机制模型的长三角生物医药产业一体化发展研究[J]. 中国现代应用药学, 2025, 42(10): 1768 – 1773.
[33] 滕堂伟, 闫怡澜. 我国新药研发合作网络演化特征及影响因素识别[J]. 中国新药杂志, 2026, 35(8): 827 – 840.

编辑:毕晓帆/接受日期:2025 – 08 – 13