

基于熵权-VIKOR 及 AGA-BP 模型的企业绩效评价研究——以我国上市物流企业为例

曾凡龙¹, 倪 静¹, 王钰华²

(1. 上海理工大学 管理学院, 上海 200093; 2. 宁波金田铜业集团, 宁波 315034)

摘要: 针对现有的企业绩效评价研究存在评价指标体系维度单一、评价结果时效较短、缺乏对企业未来绩效水平的探讨等问题, 以我国上市物流企业为例, 从财务及非财务角度构建了我国上市物流企业绩效评价指标体系, 并通过熵权-VIKOR 算法确定了各评价指标的权重以及各样本企业的期望绩效值。同时, 采用自适应遗传算法 (adaptive genetic algorithm, AGA) 对传统的 BP 神经网络进行优化, 构建了基于 AGA-BP 神经网络的企业绩效评价和预测模型。最后以 36 家样本企业数据为基础, 对该模型进行训练和测试。测试结果证明了基于 AGA-BP 神经网络的上市物流企业绩效评价模型的有效性和实用性。

关键词: 绩效评价; AGA-BP 神经网络; 熵权-VIKOR

中图分类号: F 272.1 **文献标志码:** A

Enterprise performance evaluation based on Entropy-VIKOR and AGA-BP model——take China's listed logistics enterprises as an example

ZENG Fanlong¹, NI Jing¹, WANG Yuhua²

(1. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. Ningbo Jintian Copper Group, Ningbo 315034, China)

Abstract: In view of the problems in the existing research on enterprise performance evaluation, such as the single dimension of the evaluation index system, the short timeliness of the evaluation results, and the lack of discussion on the future performance level of enterprises, China's listed logistics enterprises was taken as an example to construct the performance evaluation index system of China's listed logistics enterprises from the financial and non-financial perspectives. The weight of each evaluation index and the expected performance value of each sample enterprise were determined by entropy-VIKOR algorithm. At the same time, an enterprise performance evaluation and prediction model based on AGA-BP neural network was constructed through the optimization of BP neural network using adaptive genetic algorithm (AGA). Finally, based on the data of 36 sample enterprises, the model was trained and

收稿日期: 2021-02-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71774111); 教育部人文社会科学基金资助项目 (19YJAZH064)

第一作者: 曾凡龙 (1995-), 男, 硕士研究生。研究方向: 机器学习、供应链管理。E-mail: fanlongz95@163.com

通信作者: 倪 静 (1972-), 女, 副教授。研究方向: 智能优化算法、供应链管理。E-mail: nijing501@126.com

tested. The test results show that the performance prediction model of listed logistics enterprises based on AGA-BP neural network is effective and practical.

Keywords: performance evaluation; AGA-BP neural network; entropy-VIKOR

物流业是支撑我国经济高速发展的基础性、战略性、先导性产业之一^[1]。电商行业的兴起为物流业带来了新的时代红利,而在疫情防控常态化背景下,各类物流企业都面临着物流成本上升、效率下降、运输周期延长等各类因素所导致的不同程度的经营压力,物流服务业迎来了巨大的挑战。准确的物流企业绩效评价及预测信息能够有效反映我国物流行业的发展现状,同时也是各类物流企业进行战略决策的重要数据支撑。

现有绩效评价研究主要基于层次分析法^[2]、平衡计分卡法^[3]、数据包络分析法^[4]、灰色关联法^[5]、云模型^[6]等方法构建评价模型。关于物流企业绩效评价:杜志平等^[7]以跨境电商物流企业为例,建立了超效率 DEA-IAHP 法的电商物流企业绩效评价模型,并通过算例验证模型的有效性;杨佳伟等^[8]基于财务指标,采用中心化网络 DEA 模型,对水上运输上市物流企业绩效进行评价;李守林等^[9]基于物流企业转型的背景,提出了结合灰色关联分析和 TOPSIS 法的物流企业创新绩效评价模型。这些评价方法主要基于现有指标数据对企业绩效现状进行评价,虽然能够较为准确地反映企业绩效现状,但是缺乏对企业绩效预测问题的探讨。

所谓它山之石可以攻玉,随着机器学习之神经网络算法在工业故障诊断^[10]、生物医学预测^[11]、金融趋势预测^[12]等领域成功应用,众多学者开始对 BP 神经网络在企业绩效评价方面的应用进行探索,以期构建具有预测能力的企业绩效评价模型。其中:蔡艳萍等^[13]对上市商业银行绩效进行研究,在引入 EVA 值构建评价指标体系的基础上利用 BP 神经网络算法构建了相应的企业绩效评价模型;Shu 等^[14]建立了包括企业目标、伙伴关系、内部流程等 5 个方面的绩效评价指标体系,并结合神经网络和动态模糊方法对我国民营企业评价体系进行了实证;张振刚等^[15]以上市白色家电企业为研究对象,从财务信息 4 大能力角度建立了绩效评价指标体系框架,并构建 BP 神经网络模型

对该类企业绩效进行评价;姜旭等^[16]在日本物流企业绩效评价体系的基础上,建立了我国物流企业绩效评价的指标体系,并构建了基于 G1 法和 BP 神经网络的组合评价模型对我国物流企业发展现状及存在的问题进行评价和分析。

综上所述,众多利用 BP 神经网络构建的评价模型已经崭露头角,但仍存在评价指标体系维度单一、期望绩效值计算较为主观、缺乏对 BP 神经网络算法缺陷的探讨等问题。为此,在梳理现有文献的基础上构建符合我国上市物流企业特点的绩效评价模型,并将熵权-VIKOR 法与神经网络理论相结合构建了我国上市物流企业绩效评价和预测模型,最后通过模型对比分析与实证分析验证本文模型的有效性。

1 上市物流企业绩效评价指标体系构建

1.1 上市物流企业绩效评价指标初选

通过中国知网,以“企业绩效评价指标体系”作为关键词,检索得到 2011—2020 年共 49 篇与企业绩效评价指标体系相关的 CSSCI 文献。对这些文献进行梳理发现,目前企业绩效评价指标体系的构建主要包含财务指标和非财务指标两个方面。其中,财务指标体系相对成熟并已广泛应用于物流^[8]、银行^[13]、制造^[15]、能源^[17]等行业企业的绩效评价。而现有文献对于非财务指标主要从利益相关者^[17-18]、社会效益^[19]、商业模式^[20]等角度进行选取。结合文献梳理结果与物流企业的特点,本文拟从财务视角和非财务视角出发,构建我国上市物流企业绩效评价指标体系。财务指标在各类企业绩效评价文献中均有考虑,可以说财务指标在某种程度上已成为企业绩效评价的通用指标。因此,本文从盈利能力、适应能力、偿债能力、发展能力 4 个方面入手,选取了 19 个常用的财务指标作为上市物流企业绩效评价指标体系的组成部分。而对于非财务指标的选取,本

文分别从企业的社会贡献力、创新能力、行业竞争力3个方面选取了11个具体指标。其中，企业的社会贡献力不仅能够反映企业的社会责任意识，更是企业经营绩效的重要体现。而一个企业的发展在于当下，更在于未来，良好的创新能力将是物流企业蓬勃发展的有利武器。此外，企业的行业竞争力是其当前发展状态的重要缩影。综

上所述，本文构建的指标体系能够比较全面地反映我国上市物流企业绩效状况，具体指标见表1。

1.2 上市物流企业绩效评价指标筛选

本文按照东方财富行业分类，选取了40家于沪深股市上市的物流企业作为研究对象，由于其中4家企业数据缺失较为严重，本文予以剔除并最终得到36个企业样本。样本数据主要来自于各

表 1 上市物流企业绩效评价指标体系

Tab.1 Performance evaluation index system of listed logistics enterprises

目标层	准则层	指标层	指标性质	计算公式或数据来源
财务绩效	盈利能力	总资产报酬率	+	息税前利润/资产平均总额
		净资产收益率	+	净利润/净资产
		成本费用率	-	成本费用总额/营业收入
	适应能力	总资产周转率	+	销售收入/平均资产总额
		固定资产周转率	+	主营业务收入净额/平均固定资产净值
		流动资产周转率	+	主营业务收入净额/平均流动资产总额
		应收账款周转率	+	主营业务收入净额/平均应收账款余额
		流动比率	+	流动资产/流动负债
		存货周转率	-	主营业务成本/平均存货余额
	偿债能力	现金比率	+	(货币资金+有价证券)/流动负债
		速动比率	+	速动资产/流动负债
		资产负债率	-	负债总额/资产总额
		产权比率	+	负债总额/所有者权益总额
	发展能力	净利润增长率	+	(本年净利润-上年净利润)/上年净利润
		营业收入增长率	+	本年营业收入增长额/上年营业收入总额
		净资产同比增长率	+	(年末净资产-年初净资产)/年初净资产
		总资产增长率	+	本年总资产增长额/年初资产总额
		销售期间费用率	-	本年期间费用总额/主营业务收入
		营业利润增长率	+	本年营业利润增长额/上年营业利润总额
非财务绩效	社会贡献力	企业支付税费增长率	+	(本年支付税费/上年支付税费)/上年支付税费
		捐赠收入比	+	本年对外捐赠/本年营业收入
		提供岗位增长率	+	(年末员工数-年初员工数)/年初员工数
		员工工资增长率	+	(本年员工工资/上年员工工资)/上年员工工资
	创新能力	员工人均营收比	+	主营业务收入/员工人数
		科研人员率	+	科研人员数/企业员工总数
		科研投入与营收比	+	研发投入/营业收入
	行业竞争力	客户满意度	+	问卷调查(10分制)
		物流市场占有率	+	企业销售额/物流市场销售额
		基层运输人员率	+	基层运输人员数/企业员工总数
		品牌价值	+	《中国500最具品牌价值》单位:亿元

企业2019年度的财务报告。为避免数据量纲差异带来的模型学习误差,按以下公式对样本数据进行归一化处理:

$$X_{ij} = \frac{k_{ij} - \min k_{ij}}{\max k_{ij} - \min k_{ij}} \text{ (正向指标)} \quad (1)$$

$$X_{ij} = \frac{\max k_{ij} - k_{ij}}{\max k_{ij} - \min k_{ij}} \text{ (负向指标)} \quad (2)$$

式中: k_{ij} 为样本 i 在指标 j 上的原始数值; X_{ij} 为标准化后的数值。

为保证上市物流企业绩效评价的精准性,在对指标数据进行归一化处理后,还需要利用相关系数法对指标进行相关性分析。第 i 和 j 个变量之间的相关系数 r_{ij} 计算如下:

$$r_{ij} = \frac{\text{Cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{(\text{DX}_i)(\text{DX}_j)}} \quad (3)$$

式中: X_i 表示的是第 i 个指标, $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i40})$; Cov 指协方差; D 指总体方差。

以相关系数 0.8 作为指标间相关关系的阈值对上述 30 个指标进行筛选。根据相关性分析结果剔除了:净资产收益率、净利润增长率、营业利润增长率、流动资产周转率、流动比率、产权比率、企业支付税费增长率、员工工资增长率等相关性强、代表性弱的指标,最终剩下的 22 个指标构成了完整的上市物流企业绩效评价指标体系。

2 基于熵权-VIKOR 法的期望绩效值计算

将合理的期望绩效值作为神经网络模型的标签数据,这是实现神经网络绩效预测的关键。现有文献主要采用灰色关联分析法^[13]、专家评估法^[21]计算期望绩效值,但是以上方法都存在主观性过强的问题。为此,本文参考多准则决策在绩效评价领域的应用^[1,2,9],构建了基于熵权-VIKOR 的物流企业绩效评价模型,并将评价结果作为神经网络模型预测所需的期望绩效值。其中熵权法是客观赋权法,能够有效衡量指标的不确定性;而 VIKOR 作为一种多准则决策方法,能够在最大化“群体效用”与最小化“个体遗憾”的折中约束下,寻找距离理想样本最近的最优妥协样本^[22]。该方法能够在不损失指标信息的情况下充分利用原始指标数据来计算样本与理想样本之间的接近

程度,并据此输出样本的评价值。目前已有使用 VIKOR 对高校^[23]以及供应链^[24]进行绩效计算的研究,这也在一定程度上证明了 VIKOR 方法计算结果的合理性。

2.1 熵权法计算指标权重

本文将采用该方法确定经过筛选后的指标权重,具体计算如下:

首先,计算指标的信息熵 E_j 。

$$E_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (4)$$

式中, $p_{ij} = \frac{X_{ij}}{\sum_{i=1}^n X_{ij}}$, 若 $p_{ij} = 0$, $\lim_{p_{ij} \rightarrow 0} p_{ij} \ln p_{ij} = 0$ 。

然后,通过信息熵计算出各项指标权重。

$$W_j = \frac{1 - E_j}{\sum (1 - E_j)} \quad (5)$$

2.2 VIKOR 法计算期望绩效值

首先,计算各物流企业的群体效用值 S_i 和个体遗憾值 R_i 。

$$S_i = \sum_{j=1}^n \frac{W_j((\tilde{X})^+ - X_{ij})}{(\tilde{X})^+ - (\tilde{X})^-} \quad (6)$$

$$R_i = \max_j \left\{ \frac{W_j((\tilde{X})^+ - X_{ij})}{(\tilde{X})^+ - (\tilde{X})^-} \right\} \quad (7)$$

式中: $(\tilde{X})^+$ 指一组样本数据中的最大值; $(\tilde{X})^-$ 为最小值。

然后根据各企业的群体效用值 S_i 和个体遗憾值 R_i 计算各物流企业的期望评价价值 Q_i :

$$Q_i = \varepsilon \frac{S_i - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - \varepsilon) \frac{R_i - R^+}{R^- - R^+} \quad (8)$$

式中: Q_i 为样本企业与最优企业的折衷距离,因此 Q_i 越小越好; $S^+ = \max_i S_i$ 、 $S^- = \min_i S_i$ 、 $R^+ = \max_i R_i$ 、 $R^- = \min_i R_i$, 风险偏好系数 $\varepsilon = [0, 1]$; 本文基于风险中性视角,取 $\varepsilon = 0.5$ 计算物流企业的期望评价价值。

最后对所有物流企业分别按照 S_i 、 R_i 及 Q_i 进行升序排序。若 A^* (使 Q_i 最小的物流企业) 同时满足下列条件,则 A^* 为物流企业绩效评价的最优排序结果,此时可以将 Q_i 值作为物流企业的期望绩效值。

条件 1: $Q(A^{(2)}) - Q(A^{(1)}) \geq 1/(m-1)$, $A^{(1)}$, $A^{(2)}$ 分别为基于 Q_i 值排序中第一和第二的物流企业, m 为

样本数量。

条件 2: $A^{(1)}$ 在 S_i, R_i 排序中, 至少有一项为最优。

2.3 期望绩效值计算结果及数据集构建

用熵权-VIKOR 法对上市物流企业绩效评价指标体系中 2019 年的数据进行处理, 计算得到该年各企业的群体效用值 S_i 、个体遗憾值 R_i 及期望绩效值 Q_i , 计算结果如图 1 所示。根据计算结果可得, $Q(A^{(1)})=0$ 、 $Q(A^{(2)})=0.548$, 则 $Q(A^{(2)})-Q(A^{(1)})=0.548 \geq 1/(37-1)=1/36$, 此结果显然满足条件 1; 根据图 1 可知, $A^{(1)}$ 在 S_i 的排序中也是最优, 故满足条件 2。综上所述, 计算所得 Q_i 值即物流企业的期望绩效值。

综合上述对指标体系数据的处理结果和上市物流企业的期望绩效值的计算结果, 可得 AGA-

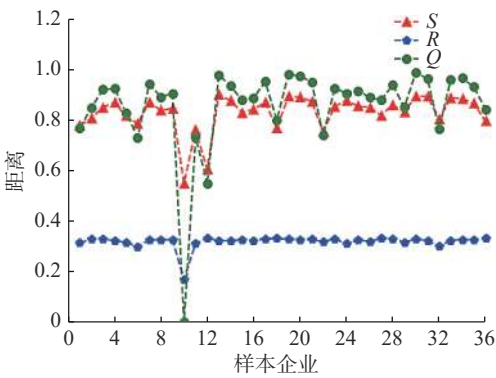


图 1 熵权-VIKOR 计算结果图

Fig. 1 Calculation results of Entropy-VIKOR

BP 神经网络模型的数据集(如表 2 所示)。

3 AGA-BP 神经网络模型

BP 神经网络是一类多层的前馈神经网络, 具有较强的非线性映射能力和柔性的网络结构, 但也存在容易陷入局部极小值的缺陷。此外, 传统 BP 神经网络还存在网络结构不稳定、初始连接权值和阈值的选择对网络训练的影响很大, 但是又无法准确获得的问题。因此, 众多学者采用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 对 BP 神经网络进行优化, 并应用于车速预测^[25]、情绪预测^[26]等领域。但是相比于遗传算法, 自适应遗传算法具备更好的收敛精度、速度以及全局寻优能力, 为此可以采用 AGA 对 BP 神经网络进行优化。目前, AGA-BP 神经网络模型在金融产业趋势预测^[27]、数据价值评估^[28]等领域也得到了成功应用, 而企业绩效预测与金融趋势预测、数据价值评估的基本原理类似, 本文借鉴上述研究成果采用 AGA-BP 神经网络对上市物流企业绩效评价和预测。AGA-BP 神经网络具体建模过程如下所示。

a. 确定网络结构。设输入层有 n 个节点, $X=(x_1, \cdots, x_i, \cdots, x_n)$ 为输入向量; 隐含层有 m 个节点, $H=(h_1, \cdots, h_j, \cdots, h_m)$ 为隐含层的输出向量; 输出层有 k 个节点, $Y=(y_1, \cdots, y_l, \cdots, y_k)$ 为输出层的输出向量。 w_{ij}, v_{jl} 为输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值, δ_j, θ 分别为隐含层和输出层的阈

表 2 AGA-BP 神经网络模型数据集
Tab.2 Data set of AGA-BP neural network model

企业	企业指标数据								期望绩效
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	...	X_{22}	
A1	0.6745	0.3574	0.0000	0.0000	0.1738	0.0575		0.7332	0.7650
A2	0.7529	0.3680	0.1211	0.0191	0.1164	0.9964		0.7340	0.8460
A3	0.9782	0.3667	0.3548	0.0096	0.7802	0.7987		0.6343	0.9180
A4	0.6570	0.4449	0.3533	0.0757	0.0578	0.9969		0.7996	0.9220
A5	0.6502	0.4038	0.0803	0.0020	0.0076	0.9994		0.7319	0.8260
A6	0.8013	0.3956	0.2798	0.0106	0.1420	0.9505		0.7231	0.7290
A7	0.8950	0.3834	0.3776	0.0108	0.3193	0.7166		0.4403	0.9390
A8	0.6794	0.2153	0.0072	0.0003	0.0133	0.9757		0.5043	0.8890
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
A35	0.9009	0.3966	0.4752	0.0291	0.0913	0.7546		0.7132	0.9280
A36	0.8346	0.3944	0.3317	0.0423	0.0572	0.9974		0.7290	0.8400

值,层与层之间通过传递函数 $g(\mu) = 1/(1 + e^{-\mu})$ 连接,公式如下:

$$h_j = g\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + \delta_j\right) \quad (9)$$

$$y_l = g\left(\sum_{j=1}^k v_{jl}h_j + \theta\right) \quad (10)$$

b. 初始化种群。把经过BP神经网络学习和训练求得的该网络的权值和阈值作为AGA初始种群,利用遗传算法对初始种群进行实数编码,并将整个网络中的所有相关权值、阈值编成染色体。

c. 计算个体的适应度值。适应度函数为网络输出的误差平方和的倒数。公式如下:

$$f = 1/E \quad (11)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (y_k - \bar{y}_k)^2 \quad (12)$$

式中: M 为训练样本数; E 代表一种误差函数; y_k 为网络的第 k 个节点的期望输出值; $\bar{y}_k$ 为实际输出值。

d. 采用轮盘赌策略进行选择操作。设适应度值为 f_i 的个体对应的选择概率 P_i 为

$$P_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i \quad (13)$$

式中, N 为种群的大小,由上式可知适应度值越大的个体被选中的可能性越大。

e. 采用AGA进行自适应交叉和变异,得到最优的权值和阈值,并将其输出作为网络的初始权值和阈值。此处自适应交叉概率 P_c 和自适应变异概率 P_m 的表达式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c_max} - \frac{(P_{c_max} - P_{c_min})}{I}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{c_max}, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (14)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m_min} + \frac{(P_{m_max} - P_{m_min})}{I}, & f \geq f_{avg} \\ P_{m_min}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (15)$$

式中: I 为最大迭代次数; f_{avg} 为种群的平均适应度值; f' 为交叉两个个体中比较大的适应度值; f 为要变异个体的适应度值; P_{c_max} , P_{c_min} , P_{m_max} , P_{m_min} 分别为最大最小交叉概率和变异概率。

f. 经过与LM算法、梯度下降算法的效果对比,最终选择RProp算法作为BP神经网络模型训

练函数,通过训练函数对权值进行更新。当模型输出的误差达到目标误差时,模型训练完毕。该模型即上市物流企业绩效预测的AGA-BP神经网络模型,通过该模型可以进一步对测试集中的物流企业进行绩效预测。

整个AGA-BP神经网络流程如图2所示。

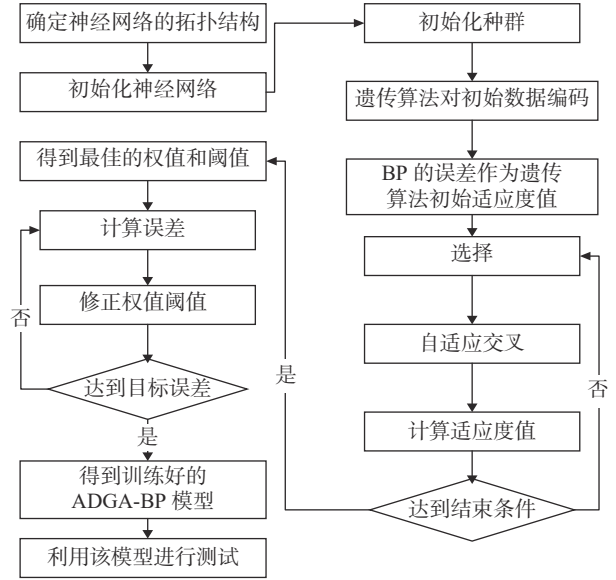


图2 AGA-BP神经网络流程图

Fig.2 Flow chart of AGA-BP neural network

4 实验分析

首先在表2给出的AGA-BP神经网络模型数据集中随机抽取10个样本作为测试数据集,其余样本作为训练集。然后使用AGA-BP神经网络模型在训练集上进行模型训练,最后利用训练好的模型对测试集中样本的绩效值进行预测。

采用MATLAB2019a神经网络工具箱完成神经网络的运算。本文上市物流企业绩效预测系统的AGA-BP神经网络模型包括一个输入层、一个隐含层和一个输出层。该网络的输入层数据为各样本企业的22个指标对应的数值,输出层为企业绩效值,隐含层神经元个数为12(经过多次调参得到)。AGA-BP神经网络模型中AGA的代码参数设置如下:种群数量为100,迭代次数为200,变异概率的上下限为0.25和0.05,交叉概率上下限为0.9和0.5。代码运行得到的自适应遗传算法迭代曲线如图3所示。BP神经网络代码部分的参数设置为:网络训练目标为0.00001%,学习率为

0.1。为便于对比分析,本文应用 GA-BP 神经网络模型以及传统的 BP 神经网络模型在相同数据集上进行训练和预测,表 3、表 4 给出了 AGA-BP、GA-BP 和 BP 神经网络模型的性能表现数据,图 4 对 3 种模型的预测结果进行了可视化。

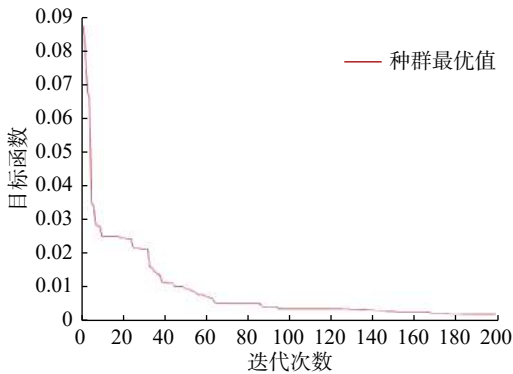


图 3 自适应遗传算法迭代曲线

Fig.3 Iteration curve of adaptive genetic algorithm

表 3 测试样本的预测结果以及误差值

Tab.3 Forecast results and error values of test samples

样本	期望值	AGA-BP		GA-BP		BP	
		预测值	绝对误差	预测值	绝对误差	预测值	绝对误差
1	0.7380	0.7627	0.0247	0.7618	0.0238	0.8321	0.0941
2	0.9860	0.9780	-0.0080	0.9153	-0.0707	0.9330	-0.0530
3	0.9330	0.9294	-0.0036	0.9345	0.0015	0.8889	-0.0441
4	0.8890	0.8865	-0.0025	0.9534	0.0644	0.9979	0.1089
5	0.9790	0.9813	0.0023	0.9223	-0.0567	0.9667	-0.0123
6	0.8400	0.8520	0.0120	0.8756	0.0356	0.9531	0.1131
7	0.7980	0.7988	0.0008	0.8043	0.0063	0.7989	0.0009
8	0.7290	0.7337	0.0047	0.7164	-0.0126	0.7394	0.0104
9	0.9020	0.8755	-0.0265	0.8819	-0.0201	0.8847	-0.0173
10	0.9560	0.9675	0.0115	0.9398	-0.0162	0.9050	-0.0510

a. 模型性能对比分析。根据图 4 可以直观地看出, AGA-BP 神经网络模型对测试集中的上市物流企业期望绩效值的拟合效果明显好于 GA-BP 以及 BP 神经网络。根据表 3 结果可知, AGA-BP 神经网络模型对样本企业绩效预测的绝对误差总体上小于 GA-BP 神经网络模型预测结果的绝对误差, 而传统的 BP 神经网络相比, AGA-BP 在预测误差上具有更加明显的优势。从个别样本的预测情况来看, GA-BP 神经网络在对样本企业 2, 4, 5 的绩效预测中均出现了较大的偏差, 而 AGA-BP 对每个样本的预测都比较稳定。从模型

表 4 模型性能对比分析

Tab.4 Error analysis of prediction results of test samples

算法	R^2	MSE/%	RMSE	MAPE	MAE
AGA-BP	0.9852	0.0189	0.0138	1.1370	0.0097
GA-BP	0.9559	0.1674	0.0409	3.4280	0.0308
BP	0.8906	1.0279	0.1013	7.4579	0.0647

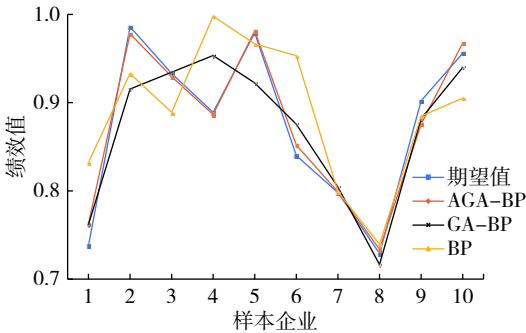


图 4 测试样本预测绩效值与期望绩效值

Fig. 4 Predicted performance value and expected performance value of test samples

的性能表现来看, R^2 值越接近 1 则模型的性能越优, 由表 4 可知 AGA-BP 神经网络模型的 R^2 值高达 0.9852, 相对于 GA-BP 提升了 0.0293, 相对于 BP 提升了 0.0946, 由此可见 AGA 大大提升了 BP 神经网络的性能。此外, AGA-BP 神经网络在 MSE、RMSE、MAPE、MAE 等误差统计指数上不仅优于 GA-BP 神经网络以及 BP 神经网络, 而且都达到了预期误差效果。综上所述, AGA-BP 神经网络模型相对于 GA-BP 神经网络及 BP 神经网络模型更加精准有效。

b. 样本物流企业绩效预测实证分析。根据 AGA-BP 神经网络模型对上市物流企业的绩效预测结果可知, 样本 1、样本 7 和样本 8 的绩效属于第一梯队, 其余样本的绩效属于第二梯队, 且第一梯队和第二梯队的绩效差距较大, 该绩效预测结果表明我国物流企业的绩效可能处于两级分化现状当中。对于这一结论, 从数据角度来看, 中国物流与采购联合会官网最新公布的《全国第三十一批 A 级物流企业名单》^[29] 给予了一定的数据支撑。该名单中共有 452 家 A 类企业, 其中, 5A 级企业仅有 15 家, 超过 64% 的企业被评估为 3A 及以下级别。此外, 本文预测得到的 3 个第一梯队物流企业也是被中国物流与采购联合会评估为 5A 级别的企业。从物流行业的大背景来看, 过去两年我国物流行业在享受电商时代红利的时候也

接受着贸易战、疫情防控等带来的挑战。在挑战面前,绩效优异的物流企业能够持续保持竞争力,而绩效一般的物流企业则需要寻找提升企业竞争力的新着力点。综上所述,本文得到的预测结果与企业实际情况相符。

5 结 论

对上市物流企业的绩效进行了评价和预测研究,通过对现有企业绩效评价文献的梳理和分析,构建了较为全面的上市物流企业绩效评价指标体系,并构建了合适的模型对物流企业进行绩效评价和预测,该评价和预测结果将有助于政府相关部门实时准确掌握物流业发展状况,推动物流企业完善自身绩效管理和内部治理,同时也能为其他社会主体在选择配套物流服务供应商时提供参考。具体研究结论概括如下:

a. 构建了熵权-VIKOR 绩效评价模型,该模型通过熵权法得到指标的客观权重,然后将客观权重与 VIKOR 法相结合计算出了更加客观合理的期望绩效值,从而为 AGA-BP 神经网络预测模型提供科学的训练和测试数据。

b. 本文在利用自适应遗传算法对 BP 神经网络优化的基础上构建了上市物流企业绩效预测模型,并从模型性能对比分析以及预测结果实证分析两个方面对模型的有效性进行了检验。首先,在模型性能方面,AGA-BP 神经网络的训练误差总体小于 GA-BP 神经网络,并显著小于 BP 神经网络;其次,在实证效果方面,本文预测结果符合我国当前物流行业发展现状,并且和中国物流与采购联合会对物流企业的评估结果基本一致。

参考文献:

- [1] 孟斌,沈思祎,匡海波,等. 基于模糊-TOPSIS 的企业社会责任评价模型——以交通运输行业为例 [J]. 管理评论, 2019, 31(5): 191-202.
- [2] 景琦. 基于 AHP-DEA 的传媒业上市公司财务绩效评价研究 [J]. 统计与信息论坛, 2017, 32(3): 92-100.
- [3] 陈友玲,梁佩馨,朱颖. 考虑柔性的制造企业多维度绩效度量模型 [J]. 计算机应用, 2017, 37(S1): 347-351.
- [4] 雍浩,杨少华,杨颖,等. 基于 DEA-Malmquist 指数法的供电企业绩效评价研究 [J]. 智慧电力, 2019, 47(4): 73-80.

- [5] LI M. The application of grey correlation and regression model on food enterprise performance evaluation[J]. *Advance Journal of Food Science and Technology*, 2016, 10(7): 492-496.
- [6] 徐士东,耿秀丽. 云模型与 TOPSIS 相结合的多属性群决策方法 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34(10): 2964-2967.
- [7] 杜志平,张盟. 跨境电商物流企业绩效评价 [J]. 统计与决策, 2020, 36(21): 181-184.
- [8] 杨佳伟,王美强. 基于网络 DEA 的中国上市物流企业绩效评价 [J]. 企业经济, 2016, 35(11): 125-130.
- [9] 李守林,赵瑞,陈丽华. 基于灰色关联分析和 TOPSIS 的物流企业创新绩效评价 [J]. 工业技术经济, 2018, 37(4): 12-21.
- [10] KE L Z, ZHANG Y, YANG B, et al. Fault diagnosis with synchrosqueezing transform and optimized deep convolutional neural network: an application in modular multilevel converters[J]. *Neurocomputing*, 2021, 430: 24-33.
- [11] LESSMANN N, VAN GINNEKEN B, DE JONG P A, et al. Iterative fully convolutional neural networks for automatic vertebra segmentation and identification[J]. *Medical Image Analysis*, 2019, 53: 142-155.
- [12] 沈泽君,杨文元. 粒计算思维下的 BP 神经网络在金融趋势预测中的应用 [J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(3): 527-532.
- [13] 蔡艳萍,孙夏. 基于 BP 神经网络的上市商业银行绩效评价 [J]. 系统工程, 2016, 34(12): 24-30.
- [14] SHU Y, XU G H. Multi-level dynamic fuzzy evaluation and BP neural network method for performance evaluation of Chinese private enterprises[J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 102(4): 2715-2726.
- [15] 张振刚,谢孟鑫,林丹. 基于 BP 神经网络的我国制造业企业绩效评价体系——以上市白色家电制造企业为例 [J]. 科技管理研究, 2020, 40(15): 217-223.
- [16] 姜旭,胡雪芹. 基于组合赋权模型的物流企业绩效评价指标体系构建研究 [J]. 管理评论, 2020, 32(8): 304-313.
- [17] 张茹清. 基于利益相关者协同理论的石油石化企业绩效评价研究 [J]. 财会通讯, 2014(8): 58-60.
- [18] 张琦,刘克. 基于利益相关者理论的企业绩效评价指标体系 [J]. 系统工程, 2016, 34(6): 155-158.
- [19] 陈茜,田治威. 共生理论视角下创新区内企业绩效评估与审计 [J]. 河南社会科学, 2017, 25(8): 99-106.
- [20] 仝自强,李鹏翔,杨磊. 商业模式创新的绩效评价体系演化研究——以海尔集团为例 [J]. 管理现代化, 2020, 40(3): 43-46.
- [21] 龙俊睿,孙自学,段光锋,等. 基于 PLS-BP 神经网络模型的上海医联体绩效评估研究 [J]. 中国医院管理, 2020, 40(1): 30-33.

[22] LIAO H C, XU Z S. A VIKOR-based method for hesitant fuzzy multi-criteria decision making[J]. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 2013, 12(4): 373–392.

[23] 林超辉, 杨坚伟, 陈辉, 等. 地方高校科技成果转化发展性绩效评价研究——基于变异系数法与 VIKOR 法对 12 所高校的分析 [J]. *中国高校科技*, 2020(8): 86–89.

[24] 董文心, 王英, 张悦, 等. 基于 DEMATEL-相关性分析和 VIKOR-灰色关联分析的供应链绩效评价模型研究 [J]. *科技管理研究*, 2018, 38(9): 191–197.

[25] LI Y F, REN C, ZHAO H W, et al. Investigating long-term vehicle speed prediction based on GA-BP algorithms and the road-traffic environment[J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(9): 190205.

[26] 王宇星, 黄俊, 潘英杰. GA-BP 神经网络在老人负性情绪预测中的应用 [J]. *小型微型计算机系统*, 2020, 41(8): 1702–1706.

[27] 张品一, 梁锟. 基于 ADGA-BP 神经网络模型的金融产业发展趋势仿真与预测 [J]. *管理评论*, 2019, 31(12): 49–60.

[28] 倪渊, 李子峰, 张健. 基于 AGA-BP 神经网络的网络平台交易环境下数据资源价值评估研究 [J]. *情报理论与实践*, 2020, 43(1): 135–142.

[29] 中国物流与采购联合会. 关于发布第三十一批 A 级物流企业名单的通告, 物联评估字〔2021〕25 号 [EB/OL]. (2021-03-22)[2021–03-22]. <http://qypg.chinawuliu.com.cn/pgdt/202103/22/544204.shtml>.

(编辑: 丁红艺)



[上接第 84 页]

[16] 陶莉, 高岩, 朱红波. 以极小化峰谷差为目标的智能电网实时定价 [J]. *系统工程学报*, 2020, 35(3): 315–324.

[17] 李军祥, 周继儒, 何建佳. 基于区块链的电网实时定价混合博弈研究 [J]. *电网技术*, 2020, 44(11): 4183–4191.

[18] 蒋俊峰, 谭伦农, 纪棋彬. 基于智能电网的电动汽车充放电分时电价及引导策略 [J]. *能源研究与信息*, 2021, 37(2): 85–92.

[19] 刘敦楠, 徐尔丰, 刘明光, 等. 面向分布式电源就地消纳的园区分时电价定价方法 [J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(20): 19–28.

[20] DAI Y M, GAO Y, GAO H W, et al. A real-time pricing scheme considering load uncertainty and price competition in smart grid market[J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2020, 16(2): 777–793.

[21] ZHANG P, DOU X, ZHAO W H, et al. Analysis of power sales strategies considering price-based demand response[J]. *Energy Procedia*, 2019, 158: 6701–6706.

[22] DE SÁ FERREIRA R, BARROSO L A, LINO P R, et al. Time-of-use tariff design under uncertainty in price-elasticities of electricity demand: a stochastic optimization approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(4): 2285–2295.

[23] 胡鹏, 艾欣, 张朔, 等. 基于需求响应的分时电价主从博弈建模与仿真研究 [J]. *电网技术*, 2020, 44(2): 585–592.

[24] XIANG Y, CAI H H, GU C H, et al. Cost-benefit analysis of integrated energy system planning considering demand response[J]. *Energy*, 2020, 192: 116632.

[25] YANG X H, CHEN Z X, HUANG X, et al. Robust capacity optimization methods for integrated energy systems considering demand response and thermal comfort[J]. *Energy*, 2021, 221: 119727.

[26] YANG S B, TAN Z F, LIN H Y, et al. A two-stage optimization model for Park Integrated Energy System operation and benefit allocation considering the effect of Time-Of-Use energy price[J]. *Energy*, 2020, 195: 117013.

[27] 艾欣, 周树鹏, 赵阅群. 考虑风电不确定性的用户侧分时电价研究 [J]. *电网技术*, 2016, 40(5): 1529–1535.

[28] 鞠立伟. 需求响应参与清洁能源集成消纳与效益评价模型研究 [D]. 北京: 华北电力大学 (北京), 2017.

[29] 袁桂丽, 贾新潮, 房方, 等. 虚拟电厂源荷双侧热电联合随机优化调度 [J]. *电网技术*, 2020, 44(8): 2932–2940.

[30] 周灿煌, 郑杰辉, 荆朝霞, 等. 面向园区微网的综合能源系统多目标优化设计 [J]. *电网技术*, 2018, 42(6): 1687–1697.

[31] 林晓明, 张勇军, 陈伯达, 等. 计及多评价指标的园区能源互联网双层优化配置 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(20): 8–15,30.

(编辑: 丁红艺)