

# 基于TOPSIS-GRA法的快递企业动态信用评价模型

戚丹阳, 赵 昕, 刘华琼\*

山东交通学院交通与物流工程学院, 山东 济南

收稿日期: 2024年12月1日; 录用日期: 2024年12月12日; 发布日期: 2025年1月14日

## 摘 要

近十年以来我国快递行业蓬勃发展, 快递业务量从91.9亿件到1105.8亿件, 但是由于快递企业在我国的发展历史不长, 快递企业也面临着丢失、延误、损毁等方面信用问题。本文从快递企业信用出发, 利用在线评论数据爬取结合行业标准以及文献资料建立初步信用评价指标体系, 再通过主成分分析法依靠模型数据得到最终的快递企业信用评价指标体系, 其次, 基于诱导密度算子构建静态信用评价模型, 再结合TOPSIS-GRA法建立快递企业动态信用评价模型, 以实现对快递企业信用风险的度量, 进而促进快递企业改善信用问题, 以此带动快递行业高质量发展。

## 关键词

快递企业, TOPSIS-GRA, 信用评价, 指标体系

## Dynamic Credit Evaluation Model for Express Delivery Enterprises Based on TOPSIS-GRA Method

Danyang Qi, Xin Zhao, Huaqiong Liu\*

School of Transportation and Logistics Engineering, Shandong Jiaotong University, Jinan Shandong

Received: Dec. 1<sup>st</sup>, 2024; accepted: Dec. 12<sup>th</sup>, 2024; published: Jan. 14<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

In the past decade, China's express delivery industry has flourished, with the volume of express

\*通讯作者。

delivery services increasing from 9.19 billion to 110.58 billion. However, due to the short development history of express delivery companies in China, they also face credit problems such as loss, delay, and damage. This article starts from the credit of express delivery enterprises, uses online comment data crawling combined with industry standards and literature to establish a preliminary credit evaluation index system, and then uses principal component analysis to rely on model data to obtain the final credit evaluation index system of express delivery enterprises. Secondly, based on the induced density operator, a static credit evaluation model is constructed, and then combined with TOPSIS-GRA method to establish a dynamic credit evaluation model of express delivery enterprises, in order to measure the credit risk of express delivery companies, and then promote the improvement of credit problems of express delivery companies, this will drive the high-quality development of the express delivery industry.

## Keywords

Express Enterprise, TOPSIS-GRA, Credit Evaluation, Indicator System

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

随着电子商务、全球化和国际贸易以及互联网技术的发展,快递企业得到快速的发展,同时快递企业面临着损毁、延误等各种信用问题,进而影响快递行业发展质量。快递行业竞争日益激烈,越来越多的企业开始重视信用问题[1]。企业间的竞争已从单纯的价格战转向服务质量和品牌信誉的竞争,建立良好的企业信用,成为企业在激烈竞争中脱颖而出的关键因素,所以企业更加重视信用管理,希望通过提升服务质量、优化客户体验、建立健全的投诉处理机制等方式,来增强市场竞争力。

国外针对信用的研究相对较早,Doney 和 Canon [2]认为供应链上节点企业的相互合作才产生了信用,企业通过守信这一行为得到其他合作企业的信任,从而得到更多的信用声誉。为了促进快递行业健康有序的发展,我国现在也在逐步建立信用管理系统、信用档案、信用评定以提高整个行业的快递水平[3]。张北阳[4]对企业信用进行了具体阐述,指两家企业通过一定的契约进行资金和商品的交易后形成的债务人和债权人的关系。林均跃[5]指出在企业中信用管理有利于使信用管理更加成熟完善。巴曙松[6]指出数字经济的发展离不开信用机制的支撑,企业信用管理数字化是企业应对信用监管的必然要求。信用评价主要分为信用评价指标体系和信用评价方法,是建立信用评价模型不可缺失的步骤。Beaver [7]采用单变量分析方法来筛选出具有针对性的企业信用指标。Hu 和 Ansell [8]将经济环境、政治环境、社会文化环境和技术环境等外在因素列入信用评价的考察范围。王德勇等[9]提出可以从获利指标、履约指标、偿债指标、发展能力指标以及管理能力指标这五方面来构建企业的信用评价指标。秦春艳[10]从经济学角度出发,找出衡量企业经营状况的指标,利用相关性分析,科学建立评级指标体系。Odom [11]提出了神经网络评分模型,并且通过一些案例企业的实证研究论证了此模型的合理性和有效性。林江鹏等[12]用因子分析模型和有序 Logit 模型对中小企业信用评级进行了检验。高盼[13]研究表明 DEA-TOPSIS 信用评分模型可以筛选出低效企业,提高信用评估质量。田一擎等[14]从统计模型、机器学习模型和神经网络模型 3 个层面总结了企业信用评级常用数据库,并且深入对比了主要模型的优缺点。

目前我国加速推进快递业信用体系建设,提倡信用监管,且我国快递企业出现了许多失信现象,快递企业信用状况对快递企业经营有着很大的影响。信用模型的研究既可以帮助消费者选择信誉良好的快

递服务，也可以激励企业提升服务标准，对于政府来说可以有效地监管企业，对于行业来说可以优化行业结构，进行良性竞争。Herbert A. Rijken 和 Edward L Altman [15]认为提高信用评级的真实性可以通过改进评级指标体系。张莉[16]采用因素分解法确定评价指标，基于不同评价主体，具有针对性地对物流企业信用评价体系及模型进行研究。韩嵩[17]从数据的收集方法、评价指标体系和评价方法三个方面对物流企业的信用评价进行剖析。快递信用评价模型的建设不仅有利于提升行业的服务质量、优化市场环境，还有利于支持向金融机构申请信贷以及推动社会信用体系的建设。

## 2. 快递企业信用评价指标体系的构建

### 2.1. 评价体系的构建思路

近年来各地区陆续开展过快递企业信用等级评价工作，政府在《快递业信用管理暂行办法》中对参评企业征集的信用信息条目，如基本信息、许可信息、快递服务质量、安全信息等，但是并没有出具相关评定指标的评分标准和依据，评定过程是模糊的，缺乏一定的说服力，本文首先通过在线评论获得消费者角度的指标情况再结合文件《快递业信用管理暂行办法》以及物流企业相关指标政策文件建立初步评价体系，这不仅有助于提升评价的准确性和公正性，也能更好地适应市场变化和消费者需求。

### 2.2. 基于在线评论的文本语义分析

#### 2.2.1. 评论的获取和处理

本文选择国内相对比较知名的快递企业，以顺丰速递、申通快递、中通快递、圆通快递、邮政快递为研究对象，通过爬取消费保上的消费者投诉评论作为数据来源。消费保是消费者使用过后对快递展开投诉的平台，在此平台评论的消费者来自不同地区不同职业，其具备一定的代表性和全面性，并且上面进行的投诉评论，都是消费者产生快递问题后主动进行的评价，且是她们希望得到解决的问题，能够代表消费者内心的真实需求，因此获取的投诉评论具备真实性。图 1 展示了部分来自消费保上的快递投诉评论。



Figure 1. Partial consumer insurance express complaints and comments

图 1. 部分消费保快递投诉评论

#### 2.2.2. 高频关键词的提取

首先对消费者投诉评论进行文本清洗，去除无关字符，为避免高频关键词的统计受到快递公司名称的影响，还应剔除这些名称，并根据快递行业的特定领域调整停用词，以获得相关指标的准确性。根据降序从高到低对关键词进行提取，其中部分结果表 1 所示。

Table 1. Table of high frequency keyword  
表 1. 高频关键词表

分词	频数	分词	频数	分词	频数	分词	频数
快递	4835	要求	759	网点	668	解决	596
投诉	2155	信息	757	延误	667	到达	568
客服	1988	收到	719	货物	635	时间	568
联系	1199	签收	609	发货	628	拒绝	558
电话	1025	本人	608	回复	626	态度	554
物流	1020	现在	697	损坏	624	送到	545
处理	876	显示	689	包裹	612	沟通	538
赔偿	852	丢失	685	晚点	601	平台	526
派送	809	问题	685	地址	599	寄出	526
更新	771	驿站	678	理赔	599	服务	525

为了直观体现消费者感受，通过词云图对评论中关键词的统计和突出显示，以图形化的方式呈现出频率较高的词汇。词云图可以有效的总结评论的核心内容，有助于直接抓住具有代表性的信息，根据高频关键词生成的词云图如图 2 所示。



Figure 2. High frequency keyword cloud map  
图 2. 高频关键词词云图

2.2.3. 高频关键词的归类

Table 2. Summary of high-frequency keywords  
表 2. 高频关键词归纳表

评价指标	关键词
服务态度	态度、沟通、服务、纠纷、恶劣、敷衍、欺骗、道歉
及时率	派送、签收、晚点、时间、到达、送到、配送、寄出、运输、滞留
信息化水平	更新、显示、信息、反馈、知道、平台
保密性	本人、告知、工作人员、同意、私自、核实
货物损坏	丢失、货物、损坏、包裹、虚假、破损、包装
处理效率	投诉、处理、客服、联系、电话、回复、答复、消息、后续
运输价格	价格、运费、价值、付款、赔付
服务范围	驿站、网点、地址、站点、不到、无法

根据高频词总结分类，可以清晰地看到消费者在快递服务中遇到的主要问题和关注点，为企业改进服务提供方向。同时，也可以根据关键词的频率和趋势分析，识别出亟需解决的关键问题和潜在的服务改进空间，以衡量快递企业信用情况，具体高频关键词的归纳结果如表 2 所示。

2.3. 快递企业信用评级指标体系的初步构建

本文构建一个既考虑了传统信用指标和快递物流特征又融入了消费者直接反馈的更加全面和动态的信用评价体系。传统的信用评价体系往往侧重于企业的财务状况、历史信用记录等定量数据，而加入消费者评论能够补充定性的、基于用户体验的信息，使评价体系更加全面，更能反映企业的市场口碑和服务质量。该体系不仅能揭示企业的当前信用状况，还能通过消费者的具体反馈指出改进的方向。企业可以通过分析消费者评论中的具体意见，针对性地优化产品或服务，从而提升整体信用水平和市场竞争力，表 3 为初步评价的指标设置。

Table 3. Variable settings for preliminary evaluation indicators  
表 3. 初步评价指标的变量设置

一级指标	二级指标	具体指标
财务指标	经营能力	营业收入、总资产周转率、应收账款周转率
	偿债能力	速动比率、流动比率、资产负债率、现金流动负债比率
	盈利能力	净资产收益率、毛利率、净利润率、营业利润率、存货周转率
	成长能力	总资产增长率、净利润增长率
经营规模	基本信息	营业年限、资产总额、企业人员数量、快递量
	设施设备规模	干线运输线路、干线运输车辆、仓储中心、转运中心
服务能力	服务范围	服务网点数量
	货物安全	货物丢失、货物损坏、货物延误
	服务水平	运输价格、投递服务、揽收及时率
	售后能力	赔偿、客诉率、综合服务得分

2.4. 快递企业信用评级指标体系的确定

Table 4. Final credit indicator system  
表 4. 最终信用指标体系

一级指标	二级指标	具体指标
财务能力	经营能力	总资产周转率、应收账款周转率
	偿债能力	资产负债率、现金流动负债比率
	盈利能力	净资产收益率、毛利率、净利润率、营业利润率、存货周转率
	成长能力	净利润增长率
经营规模	基本信息	资产总额、企业人员数量、快递量
	设施设备规模	干线运输线路、转运中心
服务能力	货物安全	货物丢失、货物延误
	服务水平	投递服务
	售后能力	客诉率、综合服务得分

通过以往相关研究、国家相关政策文件,以及对客户在线投诉评论数据的分析和反馈,得到 32 个指标,然后依靠模型数据进行主成分分析对评价指标体系进行进一步的改进和完善,最终获得了 20 个指标,确立了快递企业信用评价指标体系,并对各指标进行了详细的说明,具体如下表 4 所示。

### 3. 基于 TOPSIS-GRA 法的快递企业动态信用评价模型

#### 3.1. 基于诱导密度算子的静态信用评价模型

##### 3.1.1. 指标信息量的诱导聚类

诱导密度算子是在 OWA 算子和传统密度算子提出的一种信息集结算子,其能够充分考虑数据分布特征和诱导变量特征,以下为以信息熵为诱导分量,给出基于信息熵诱导密度算子的综合评价方法。首先设置标准化决策矩阵,假设有  $n$  个被评价对象,  $m$  个评价指标,经过规范处理被评价的决策矩阵为  $Y = (y_{ij})_{n \times m}$ ,再得到列归一化矩阵  $Y' = (Y'_{ij})_{n \times m}$ ,其中:

$$Y'_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sum_{i=1}^n y_{ij}}, i \in N, j \in M \quad (1)$$

熵是一个度量不确定性的概念,信息量越大,不确定性就越小,反之亦然。熵代表的是对元素包含的平均信息量的衡量,一个指标的信息量越大,则该指标的熵值就越小,第  $j$  项指标的熵值为

$$e_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n y'_{ij} \ln y'_{ij} \quad (2)$$

指标信息量的大小代表这个指标下被评价对象的观测值对综合信用值的贡献程度,以此为评价信息的诱导分量,诱导其进行聚类分组。以下为在  $t$  时刻下,第  $j$  的评价指标所包含的信息量:

$$g_j(t) = 1 - e_j(t) \quad (3)$$

##### 3.1.2. 密度权向量

在确定群组密度权向量时,以组内平均信息量为依据,群内指标的信息量越大,其群组指标权重越大,信息量越小,其群组指标权重越小。以下为第  $r$  聚类组的密度权向量:

$$\begin{cases} \zeta_r(t) = \frac{\overline{g_r(t)}}{\sum_{r=1}^q \overline{g_r(t)}} \\ \overline{g_r(t)} = \frac{\sum_{j=1}^{n_r} g_j^r(t)}{n_r} \end{cases} \quad (4)$$

##### 3.1.3. 综合评价

诱导数据组  $Z_i = \{[g_{i1}(t), x_{i1}(t)], [g_{i2}(t), x_{i2}(t)], \dots, [g_{ij}(t), x_{ij}(t)], \dots, [g_{im}(t), x_{im}(t)]\}$ , 表示的是在  $t$  时刻某一需要集结的指标信息量诱导数据对组,设  $IDWA_{WAA}^g: R^n \rightarrow R$ , 若

$$\begin{aligned} & IDWA_{WAA}^g \{[g_{i1}(t), x_{i1}(t)], [g_{i2}(t), x_{i2}(t)], \dots, [g_{ij}(t), x_{ij}(t)], \dots, [g_{im}(t), x_{im}(t)]\} \\ &= \sum_{r=1}^q \zeta_r(t) \wedge [A_r(t)] \\ &= \sum_{r=1}^q \zeta_r(t) \sum_{j=1}^{n_r} [w_{ij}(t) x_{ij}(t)] \end{aligned} \quad (5)$$

其中  $\zeta(t) = \{\zeta_1(t), \zeta_2(t), \dots, \zeta_q(t)\}$  是诱导数据组的密度加权向量且  $\sum_{r=1}^q \zeta_r(t) = 1$ ,  $A_1(t), A_2(t), \dots, A_q(t)$  为  $t$  时刻下  $z$  的诱导数据对  $q$  组的聚类,  $w_j(t)$  为  $A_r$  中元素指标的重要性加权向量且  $W_j(t) = g_j(t) / \sum_{j=1}^{n_r} g_j(t)$ ,  $\sum_{j=1}^{n_r} w_j(t) = 1$ , 则称  $IDWA_{WAA}^g$  为基于诱导密度算子的综合评价值。

### 3.2. 基于 TOPSIS-GRA 法下的动态评价模型

TOPSIS-GRA 即 TOPSIS 和灰色关联分析, 两者结合起来可以提高决策的准确性。TOPSIS 方法的核心思想是选择与理想解最接近的方案。理想解有两个虚拟点代表: 正理想解和负理想解。通过计算每个方案与两个理想解之间的距离, 可以量化出每个方案的优劣。随着时间的推移, 被评价对象的信用值会逐渐处于一个比较理想的结果, 这个加权矩阵的正理想解的信用序列为  $Q^+ = \{q^+(1), q^+(2), \dots, q^+(t), \dots, Q^+(T)\}$ , 负理想解的信用序列为  $Q^- = \{q^-(1), q^-(2), \dots, q^-(t), \dots, Q^-(T)\} = 0$ 。

确定各企业到正理想信用点  $Q^+(t)$  和负理想信用点  $Q^-(t)$  的欧式距离

$$\begin{aligned} d_i^+ &= \sqrt{\sum_{t=1}^T (q_i(t) - q^+(t))^2} \\ d_i^- &= \sqrt{\sum_{t=1}^T (q_i(t) - q^-(t))^2} \end{aligned} \quad (6)$$

计算各企业同正理想信用点和负理想信用点之间的灰色关联系数矩阵

$$\begin{aligned} r_i^+(t) &= \frac{\min_{i \in n} \left( \min_{t \in T} |q^+(t) - q_i(t)| \right) + \lambda \max_{i \in n} \left( \max_{t \in T} |q^+(t) - q_i(t)| \right)}{|q^+(t) - q_i(t)| + \lambda \max_{i \in n} \left( \max_{t \in T} |q^+(t) - q_i(t)| \right)} \\ r_i^-(t) &= \frac{\min_{i \in n} \left( \min_{t \in T} |q^-(t) - q_i(t)| \right) + \lambda \max_{i \in n} \left( \max_{t \in T} |q^-(t) - q_i(t)| \right)}{|q^-(t) - q_i(t)| + \lambda \max_{i \in n} \left( \max_{t \in T} |q^-(t) - q_i(t)| \right)} \end{aligned} \quad (7)$$

式中  $\lambda \in (0, 1)$ , 取  $\lambda = 0.5$ 。

计算被评价对象的理想信用点与正负理想点的灰色关联分析系数

$$\begin{aligned} r_i^+ &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_i^+(t) \\ r_i^- &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_i^-(t) \end{aligned} \quad (8)$$

对欧式距离  $d_i^+$  和  $d_i^-$  以及灰色关联系数  $r_i^+$  和  $r_i^-$  进行无量纲化处理, 并计算综合反映各企业同正负理想信用点的贴合度  $S_i^+$  与  $S_i^-$

$$\begin{aligned} S_i^+ &= \alpha D_i^- + \beta R_i^+ \\ S_i^- &= \alpha D_i^+ + \beta R_i^- \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $\alpha + \beta = 1$ , 且  $\alpha, \beta \in (0, 1)$ 。 $\alpha$  和  $\beta$  的取值根据经验均取 0.5。

计算信用评价相对贴合度  $Z_i$

$$Z_i = \frac{S_i^+}{S_i^+ + S_i^-} \quad (10)$$

该企业对应的综合贴近度  $Z_i$  越大的情况下, 企业越优; 所对应的综合贴近度  $Z_i$  越小, 企业越差。

4. 实例分析

4.1. 样本来源和数据标准化

本文选取目前国内比较普遍且具有代表性的五家快递企业作为样本，旨在全面评估快递行业的服务质量和可靠性。本文选取 2020~2023 年数据作为分析，通过股票软件、企业年报、国家邮政局等渠道对五家企业的数据进行收集统计，采用极大值标准化对数据进行无量纲化处理，后续计算要取对数为使对数计算有意义，需将无量纲化后的数据整体平移 0.0001 最终得到企业的标准化评价矩阵  $Y$ 。

$$\begin{aligned} Y(2020) &= \begin{bmatrix} 1.0001 & \cdots & 0.7390 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.7836 & \cdots & 1.0001 \end{bmatrix}_{5 \times 20} & Y(2021) &= \begin{bmatrix} 0.7997 & \cdots & 0.7845 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.7788 & \cdots & 0.6009 \end{bmatrix}_{5 \times 20} \\ Y(2022) &= \begin{bmatrix} 0.6163 & \cdots & 0.5169 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.6353 & \cdots & 0.4609 \end{bmatrix}_{5 \times 20} & Y(2023) &= \begin{bmatrix} 0.4995 & \cdots & 0.4403 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.5011 & \cdots & 1.0001 \end{bmatrix}_{5 \times 20} \end{aligned}$$

4.2. 静态评价模型结果

在对企业进行静态信用评价过程中，本文以 2020 年的企业数据为例进行具体阐述评价过程。

步骤 1：根据静态评价模型的公式得出企业各项指标数据的熵值

$$e_j(t) = (0.8591, 0.8090, 0.6439, \dots, 0.85891, 0.8549, 0.8576)$$

步骤 2：根据熵值可以得出各指标的信息量，以此作为指标进行聚类分组的诱导分量

$$g_j(t) = (0.1409, 0.0.1910, 0.3561, \dots, 0.1411, 0.1451, 0.1424)$$

步骤 3：以信息量诱导分量为依据，运用有序增量分割法对诱导分量进行聚类分组，这里分成 7 组

$$\{(x_1, x_5, x_{18}, x_{19}, x_{20}), (x_2, x_4, x_9, x_{10}, x_{16}), (x_3, x_{11}), (x_6), (x_7, x_8, x_{13}), (x_{12}, x_{15}), (x_{14}, x_{17})\}$$

步骤 4：通过公式，得出各聚类分组的密度权向量为：

$$\zeta_r(t) = (0.0679, 0.0850, 0.1661, 0.1454, 0.1263, 0.3070, 0.1023)$$

步骤 5：2020 年静态评价结果

$$Y_{2000} = \{0.6780, 0.1742, 0.7927, 0.3313, 0.3278\}$$

根据诱导密度算子对快递企业的静态信用评价结果如表 5 所示，快递企业信用评价情况不一定，因此当只选取一组年份数据具有不准确性的，无法精确评定快递企业的信用状况，因此对不同年份的数据进行整合，把静态的信用评价转换成动态的信用评价。

Table 5. Static evaluation results for each year from 2020 to 2023

表 5. 2020~2023 每年静态评价结果

	企业 A	企业 B	企业 C	企业 D	企业 E
2020	0.6780	0.1742	0.7927	0.3313	0.3278
2021	0.5515	0.1261	0.5987	0.2820	0.2952
2022	0.6404	0.1267	0.5459	0.2434	0.2091
2023	0.6746	0.0974	0.4604	0.1462	0.1592

### 4.3. 动态评价模型结果

步骤 1: 根据公式得出时间权重并对动态矩阵进行加权处理, 以及计算正理想信用点和负理想信用点, 具体如表 6 所示。

$$w(t) = (0.07, 0.19, 0.31, 0.43)$$
$$q^+(t) = \{0.0555, 0.1138, 0.1985, 0.2901\}$$
$$q^-(t) = \{0.0122, 0.0240, 0.0393, 0.0419\}$$

**Table 6.** Time dynamic weighting matrix  
**表 6.** 时间动态加权矩阵

	企业 A	企业 B	企业 C	企业 D	企业 E	正理想信用点	负理想信用点
2020	0.0475	0.0122	0.0555	0.0232	0.0229	0.0555	0.0122
2021	0.1048	0.0240	0.1138	0.0536	0.0561	0.1138	0.0240
2022	0.1985	0.0393	0.1692	0.0755	0.0648	0.1985	0.0393
2023	0.2901	0.0419	0.1980	0.0629	0.0685	0.2901	0.0419

步骤 2: 根据公式得出与正负理想信用点的欧式距离

$$d_i^+ = \{0.0090, 0.3083, 0.0967, 0.2653, 0.2652\}$$
$$d_i^- = \{0.3058, 0.000, 0.2221, 0.0512, 0.0489\}$$

步骤 3: 运用灰色关联分析各企业同正负理想信用点之间的关联系数

$$r_i^+ = \{0.9679, 0.5232, 0.8457, 0.5805, 0.5788\}$$
$$r_i^- = \{0.5307, 0.9783, 0.5556, 0.8245, 0.8279\}$$

步骤 4: 对欧式距离  $d_i^+$  和  $d_i^-$  进行无量纲化处理

$$D_i^+ = \{0.0291, 1.0000, 0.3136, 0.8607, 0.8602\}$$
$$D_i^- = \{1.0000, 0.0000, 0.7263, 0.1676, 0.1600\}$$

步骤 5: 对灰色关联系数  $r_i^+$  和  $r_i^-$  进行无量纲化处理

$$R_i^+ = \{1.0000, 0.5405, 0.8738, 0.5998, 0.5980\}$$
$$R_i^- = \{0.5424, 1.0000, 0.5680, 0.8428, 0.8462\}$$

步骤 6: 最终动态信用评价结果

$$z = \{0.7263, 0.3293, 0.6006, 0.5699, 0.3833\}$$

本文最终得到动态信用评价结果为使数据结果更加贴合实际生活, 首先引入  $z$  分数, 又引进  $T$  分数, 以 50 为参照点, 以十为标度进行线性变化。通过 TOPSIS-GRA 法对企业进行信用评估可以得出快递企业 A 的信用评价等级优于其他四家快递企业, 快递企业 B 是四家快递企业中信用评价最差的一家, 最终的信用评价结果如表 7 所示。

**Table 7.** Results of final credit evaluation  
**表 7.** 最终信用评价结果

	$S_i^+$	$S_i^-$	$Z_i$	最终分数
企业 A	1.0000	0.2858	0.7778	64.89
企业 B	0.2703	1.0000	0.2128	39.17
企业 C	0.8000	0.4408	0.6448	58.83
企业 D	0.3837	0.8517	0.3106	43.62
企业 E	0.3790	0.8532	0.3076	43.49

## 5. 总结与展望

本文首先针对现有的快递企业信用评级体系, 结合国家政策以及相关文献再从消费者角度以在线评论数据识别为基础建立初步指标体系, 通过主成分分析法进行验证, 得到最终指标体系, 以 Topsis-GRA 为基础建立静态和动态相结合的信用评价模型并进行案例分析具体的企业情况。信用评价系统可以作为一种有效的信息筛选机制, 帮助消费者和业务合作伙伴减少寻找可靠快递服务提供商的时间和成本。通过信用评级, 消费者可以更直观地了解快递企业的服务质量和信誉水平, 有助于他们在选择快递服务时做出更加明智的决定, 本文通过 Topsis-GRA 建立的动态信用评价结果仅有一种, 后续可以选择另一种动态评价方面, 与之形成对比, 深入探索不同方法下对企业的动态评价结果的不同, 在其中发挥的影响因素显著性不同, 最终得到更科学的快递企业信用评价模型结果并对企业的信用风险进行预测。

## 参考文献

- [1] 刘丽坤. 快递企业信用指标体系的建立[J]. 现代经济信息, 2018(28): 342.
- [2] Doney, P.M. and Cannon, J.P. (1997) An Examination of the Nature of Trust in Buyer-Seller Relationships. *Journal of Marketing*, **61**, 35-51. <https://doi.org/10.1177/002224299706100203>
- [3] 刘梦雨. 信用监管让快递行业行稳致远[J]. 中国信用, 2021(11): 62-66.
- [4] 张北阳. 上市公司信用风险、公司治理和企业绩效关联研究[D]: [博士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2011.
- [5] 林均跃. 第三代企业信用管理理论及特点[J]. 征信, 2014(1): 28-31.
- [6] 巴曙松, 何雅婷. 数字经济背景下企业信用管理的数字化变革[J]. 征信, 2023, 41(9): 10-14.
- [7] Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, **4**, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- [8] Hu, Y.C. and Ansell, J. (2007) Measuring Retail Company Performance by Using Credit Scoring Techniques. *European Journal of Operational Research*, **183**, 1595-1606.
- [9] 王德勇, 陈晓钢. 浅析小微企业信用评价指标体系的构建[J]. 中国商界, 2008(6): 78-81.
- [10] 秦春艳, 李道波, 王钰, 等. Logistic 回归分析方法在中小微企业信用评级中的应用研究[J]. 全国流通经济, 2023(23): 165-168.
- [11] Odom, M.D. and Sharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. 1990 *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, San Diego, 17-21 June 1990, 163-168. <https://doi.org/10.1109/ijcnn.1990.137710>
- [12] 林江鹏, 华良晨, 姜雯. 我国中小企业信用评级质量检验的实证研究——基于因子分析模型和有序 Logit 模型的分析[J]. 金融理论与实践, 2016(1): 33-41.
- [13] 高盼. DEA-TOPSIS 模型在小微企业信用评价中的应用[J]. 征信, 2021(5): 71-76.
- [14] 田一擎, 程曦, 冯博靖. 企业信用评级计算模型综述[J]. 数据与计算发展前沿, 2023, 5(4): 139-153.
- [15] Altman, E.I. and Rijken, H.A. (2004) How Rating Agencies Achieve Rating Stability. *Journal of Banking & Finance*, **28**, 2679-2714. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.06.006>
- [16] 张莉. 交通运输物流企业诚信评价体系研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2013.
- [17] 韩嵩. 大数据环境下物流企业信用评价的变革[J]. 中小企业管理与科技(上旬刊), 2017(7): 132-133.