

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2026.02.006

引用格式:张建华, 杨家和, 曹子傲, 等. 公路整车运输中基于视图相似度的车货匹配研究[J]. 重庆大学学报, 2026,49(2): 69-80.



公路整车运输中基于视图相似度的车货匹配研究

张建华, 杨家和, 曹子傲, 刘金燕, 王晓荷
(郑州大学 管理学院 郑州 450001)

摘要:为提高整车运输中的车辆装载率、提升车货匹配效率,基于CBR(case based reasoning)系统思维,提出了一种基于视图相似度的车货匹配方法。首先,通过知识表达系统表征货物和车辆信息,基于车辆的车型属性和货物名称属性实现二者的初步分类和匹配;然后,对车辆数据集进行K-Means聚类,并基于马氏距离计算并确定与待匹配货物最近的聚类,实现对视图匹配空间的横向压缩;最后,融合改进传统视图计算方法,并利用欧氏距离计算待匹配货物与既定聚类内各车辆的视图相似度。通过实验分析,证明所提方法使匹配结果有更大区分度,最大相似度达0.848;显著提升车货匹配装载率,匹配效率提高了76.339%。

关键词:公路整车运输;车货匹配;AHP;CRITIC;视图相似度

中图分类号:U495

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2026)02-069-12

Research on vehicle-cargo matching based on view similarity for road transportation

ZHANG Jianhua, YANG Jiahe, CAO Ziao, LIU Jinyan, WANG Xiaohe
(School of Management, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, P. R. China)

Abstract: To improve vehicle utilization and maximize resource efficiency in road freight transportation, this paper proposes a vehicle-cargo matching method based on view similarity, following case-based reasoning (CBR) principles. First, vehicle and cargo information is formally represented using a knowledge description system, enabling initial classification and matching through vehicle CR attributes and cargo N attributes. Subsequently, K-means clustering is performed on the vehicle dataset, and Mahalanobis distance is used to determine the cluster most similar to the cargo to be matched, thereby reducing the search space. An enhanced view-similarity calculation method is then introduced, where Euclidean distance is used to measure similarity between the target cargo and vehicles within the selected cluster. Experimental results show that the proposed method yields higher discrimination in matching results, with a maximum similarity of 0.848. Moreover, vehicle loading rates are significantly improved, with matching efficiency increased by about 76%. This method offers an effective

收稿日期:2023-03-14

基金项目:国家社会科学基金(19BTQ035)。

Supported by National Social Science Foundation of China (19BTQ035).

作者简介:张建华(1975—),男,教授,博导,主要从事物流管理方向研究,(E-mail)tjzhangjianhua@163.com。

通信作者:杨家和,女,(E-mail)1286149835@qq.com。

approach for optimizing vehicle-cargo allocation in full-truck-load scenarios.

Keywords: full-truck load; vehicle-cargo matching; AHP; CRITIC; view similarity

公路货运是物流运输行业中的重要组成部分,同时也是连接国民经济各产业之间的纽带^[1]。整车运输作为公路运输中常见的运输方式之一,具有灵活性强、易装车等优点;然而,货车空载率高、车辆资源浪费大成为公路整车运输中亟需解决的问题。车辆与货物的精准匹配可充分利用车辆资源,实现公路运输系统的高效运转。

车货匹配问题可视为双边匹配问题^[2],货主和车主作为匹配主体,通过考虑二者的角色关系^[3]、匹配意愿^[4]、匹配模型的综合成本^[5]、平台运营模式^[6]等角度提高车货匹配效率。此外,用户画像技术^[5]可有效刻画车辆和货物的相关信息,挖掘用户的需求和偏好,实现车辆与货物的个性化匹配^[7]。通过融合 SaaS 技术和 Web GIS 技术^[8]、构建闲置车辆与运输顺序的匹配模型^[9]可有效解决公路物流运输中空载率高的问题。

上述研究成果从不同角度优化了车货匹配模型,但在提高车辆空间利用率方面仅考虑属性之间的一一匹配,忽视了属性之间的关联性。基于案例推理(case based reasoning, CBR)作为机器学习领域的一种推理技术,通过确定待解新问题与已解旧问题条件属性的重要程度,计算二者整体的视图相似度得到当前问题的求解方案。CBR 系统现已应用于电站故障诊断^[10]、车辆交通规划^[11]、工程造价^[12]、应急预案^[13]等多个领域。一些学者通过改进匹配算法^[14]、融合 RBR 技术^[15]、优化属性权重^[16]、构建自适应引擎^[17]等方法提升知识匹配效率。

基于此,笔者提出一种融合 AHP(analytical hierarchy process)和 CRITIC 视图改进的相似度计算方法,提升车货匹配效率、提高车辆资源利用率。基于 CBR 系统,研究将既定车辆信息表述为既有案例,既定货物信息视为准案例,通过计算二者的视图相似度确定空间利用率最大的车辆,有效提高整车运输中单个车辆装载率。首先,利用 K-Means 聚类实现对计算空间的横向压缩,通过计算待解问题与各聚类之间的马氏距离,确定目标聚类、避免全遍历;其次,通过融合 AHP 和 CRITIC 赋权方法,基于欧式距离计算视图相似度,确定车辆空间利用率最大的车辆,节约货运成本。

1 基于知识表达系统的车货匹配模型构建

1.1 知识表达系统及案例视图确定

基于 CBR 技术思维,本文将车辆信息视为案例知识,货物信息视为用户需求,通过四元组的方式对二者进行知识表达,即 $S=(U, C, M, f)$ 。其中: U 表示包含所有车辆和货物知识的非空有限集合; C 表示 U 中所具有的属性集合; M 表示所有属性值的集合; f 为信息函数, $U \times C \rightarrow M$, 指定集合 U 中对应案例知识的属性值。

U 中的所有知识最终以 $m \times n$ 的矩阵形式表示,形成多维案例矩阵。其中, m 为案例个数, n 为案例属性数。通过对属性值归一化处理,并采用融合 AHP 和 CRITIC 赋权方法计算各属性的权重。至此,车辆和货物信息通过知识表达系统表示,二者的属性集合及融合权重构成最终的案例视图。

1.2 案例库的设计与构建

首先,对收集到的货物和车辆信息进行处理,保留有效属性;其次,通过映射到多维空间,得到初始数据集,每类数据集依据不同分类标准由数据子集构成;最后,依据知识表达系统构建案例数据库。具体过程如下:通过对影响车辆运力因素的调查分析,确定车辆数据集保留 4 种条件属性,分别为车辆类型(简称“车型”)、车辆允许最大载货长度(简称“长限”)、车辆允许最大载货容限(简称“容限”)、车辆允许最大载货质量(简称“质限”),用 CR, CL, CV, CW 表示,并以属性值 CR 的大小对车辆数据集进行初步分类,即相同车型的车辆为一类。每一类车辆数据构成车辆数据集的子集。记车辆数据集为 $c, c=\{c_0, c_1, \dots, c_n\}$, c_i 的矩阵表达如式(1)

$$\mathbf{c}_i = \begin{matrix} & CL & CV & CW & CR \\ \begin{matrix} \text{car}_1 \\ \text{car}_2 \\ \text{car}_3 \end{matrix} & \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{11} & \mathbf{x}_{12} & \mathbf{x}_{13} \\ \mathbf{x}_{21} & \mathbf{x}_{22} & \mathbf{x}_{23} \\ \mathbf{x}_{31} & \mathbf{x}_{32} & \mathbf{x}_{33} \end{bmatrix} & i \end{matrix}, i = 0, 1, \dots, n, \quad (1)$$

式中:车辆数据集的行列含义如表1所示。

表 1 车辆数据集行列含义

Table 1 Row column meaning of vehicle data set

行	列		
	属性名称	符号表示	取值范围
车辆序号	1. 车型	CR	$0 \sim n$
	2. 长限	CL	具体值
	3. 容限	CV	具体值
	4. 质限	CW	具体值

在 CBR 系统中,待解问题(准案例)与案例库中的既有案例具有相同的属性约束。研究把既定车辆的完备信息集表述为案例库中的既有案例,把既定货物(仅有条件属性集)的完备信息集视为准案例。据此,在构建货物数据集时,只保留货物名称、货物长度、货物体积、货物质量 4 种条件属性,分别用 N, L, V, W 表示。且货物数据集以 N 属性值的大小进行初步分类,则同种货物数据构成货物数据子集,即每类货物数据子集下的货物具有相同的 N 属性。将货物数据集记作 $G, G=[G_1, G_2, \dots, G_m], G_i$ 的矩阵表达形式如式(2)

$$\mathbf{G}_j = \begin{matrix} & L & V & W & N \\ \text{goods}_1 & \mathbf{y}_{11} & \mathbf{y}_{12} & \mathbf{y}_{13} & j \\ \text{goods}_2 & \mathbf{y}_{21} & \mathbf{y}_{22} & \mathbf{y}_{23} & j \\ \text{goods}_3 & \mathbf{y}_{31} & \mathbf{y}_{32} & \mathbf{y}_{33} & j \end{matrix}, j = 1, 2, \dots, m, \quad (2)$$

货物数据集的行列含义如表2所示。

表2 货物数据集行列含义

Table 2 Row row meaning of cargo data set

行	列		
	属性名称	符号表示	取值范围
货物序号	1. 货物名称	N	$1 \sim m$
	2. 货物长度	L	具体值
	3. 货物体积	V	具体值
	4. 货物质量	W	具体值

综上,构建的案例库中(构建流程如图1所示)包括货物数据集和车辆数据集2类,每类数据集中包括不同的数据子集。数据库中的数据通过知识表达系统进行结构化表述后,车辆数据可视案例知识,货物数据则被视为待匹配的准案例,为后续视图相似度的计算提供可靠的运算环境。

1.3 车货匹配流程

案例库构建完成后,要分别对车辆数据集和货物数据集进行匹配前的预处理。首先,车辆数据集根据属性 CR 进行分类,并在每一类车辆数据子集中进行聚类,保证在每类车型下,有相似长限、容限、质限的车辆为一类,待匹配的货物数据只需要与距离最近聚类的车辆数据(知识)进行相似度计算即可;其次,由于不同车型具有不同的结构和功能,其适合运输的货物类型也有差异,货物数据根据 N 属性初步分类之后,需要依据

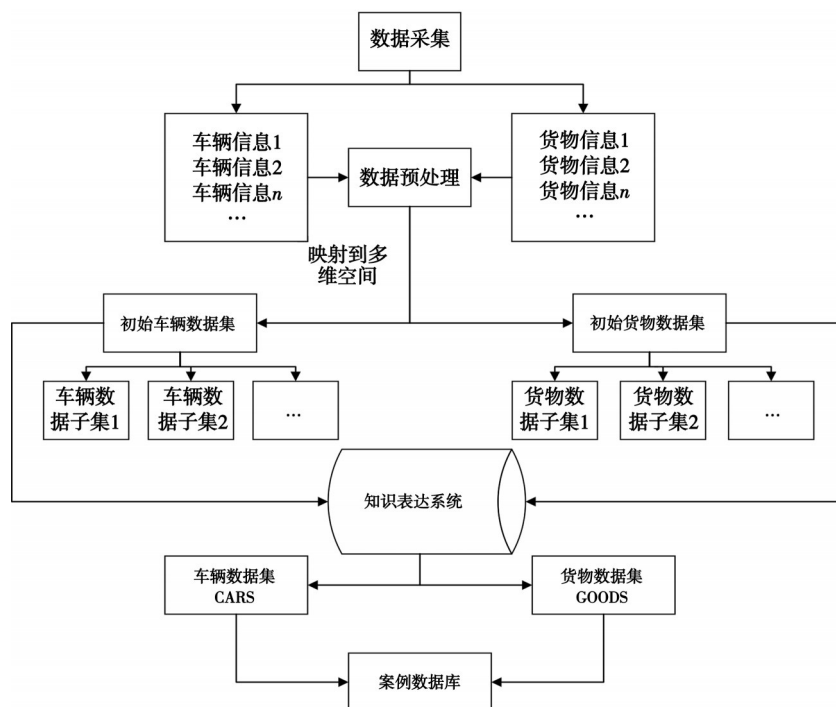


图1 案例库构建流程

Fig. 1 Case base construction process

车辆中车型属性 CR 与货物的 N 属性内的货物特征一一对应, 实现车辆与货物相匹配; 最后, 基于既定货物数据, 以对应车辆数据集中各属性值的最大值为阈值, 判断货物运输所需要的车辆数目。对车辆数据集和货物数据集的具体处理流程如图2所示。

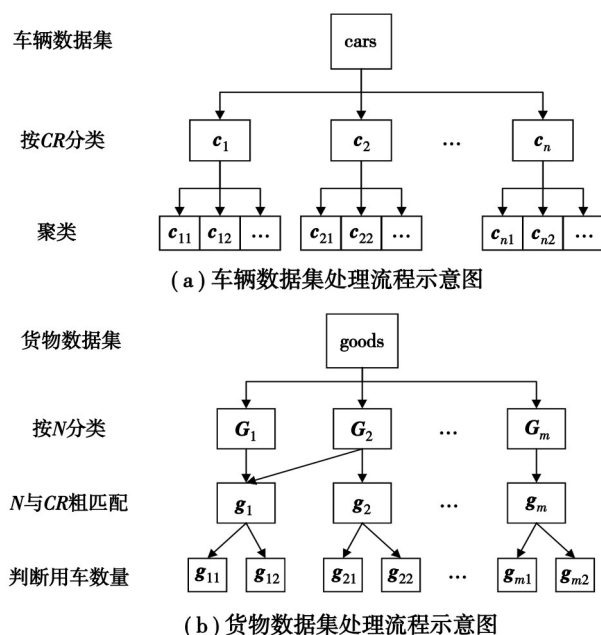


图2 数据集处理流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of data set processing flow

数据集进行上述步骤处理后, 车辆数据子集和货物数据子集实现了一一对应, 基于待匹配的货物数据在对应的车辆数据子集中寻找最优匹配车辆。首先, 货物数据子集下的每个待匹配货物准案例以其长度、体

积、质量的属性值为阈值,在对应的货物子集中筛选出符合运输条件的车辆;其次,计算待匹配货物与满足运输条件的车辆数据的视图相似度。如此,视图相似度最大值对应的车辆即为运输该批货物的最优车辆,此时的车辆装载率最大,资源利用率最高。其具体的匹配流程如图3所示。

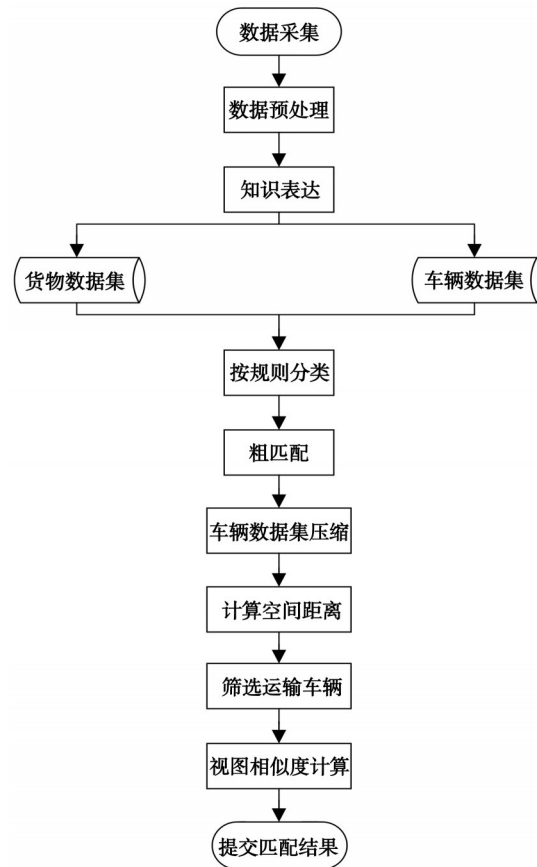


图3 车货匹配流程图

Fig.3 Vehicle cargo matching flow chart

2 基于视图相似度的车货匹配

2.1 基于 K-Means 聚类 and 马氏距离的空间压缩

K-Means 聚类的核心目标是将车辆数据子集划分成 k 类,待匹配的货物数据只需要与距离最近聚类的车辆数据计算相似度,实现对匹配空间的横向压缩,避免全遍历,提高计算效率。K-Means 算法在最小化误差函数的基础上将数据划分为预定的 k 类,采用距离作为相似性的评价指标,即认为 2 个对象的距离越近,其相似度越大,划分为同一类的可能性越高。

将车辆数据子集划分为 k 类之后,利用马氏距离计算待匹配的货物数据与每类车辆数据子集的距离。待匹配的货物数据用向量 $\mathbf{X}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}\}$, $i=0, 1, \dots, n$ 表示,其中 x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} 分别表示长度、体积、质量 3 种属性值的大小;车辆数据集用向量组 $\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_m\}$ 表示,其中: $\mathbf{Y}_j = \{y_{j1}, y_{j2}, y_{j3}\}$, $j=1, 2, \dots, m$, y_{j1}, y_{j2}, y_{j3} 分别代表第 j 类车辆长限、容限、质限 3 个属性值的大小。首先根据式(3)计算出向量之间协方差,进而得到协方差矩阵 Σ ,如式(4)。

$$\text{cov}(\mathbf{Y}_i, \mathbf{Y}_j) = \frac{\sum_{u=1}^3 (y_{iu} - \bar{Y}_i)(y_{ju} - \bar{Y}_j)}{3}, j=1, 2, \dots, m, \quad (3)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{cov}(Y_1, Y_1) & \text{cov}(Y_1, Y_2) & \cdots & \text{cov}(Y_1, Y_m) \\ \text{cov}(Y_2, Y_1) & \text{cov}(Y_2, Y_2) & \cdots & \text{cov}(Y_2, Y_m) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \text{cov}(Y_m, Y_1) & \text{cov}(Y_m, Y_2) & \cdots & \text{cov}(Y_m, Y_m) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

货物数据与车辆数据子集之间的马氏距离计算如式(5)。

$$\text{md}(X_i, Y_j) = \sqrt{(X_i - Y_j)^T \Sigma^{-1} (X_i - Y_j)}, i=0, 1, \cdots, n, j=1, 2, \cdots, m. \quad (5)$$

2.2 融合 AHP 和 CRITIC 的案例视图改进

基于车辆数据集的既有案例与货物数据集的待解问题(待匹配的准案例)具有相同属性约束,笔者依据两者共有的条件属性集(长度/长限、体积/容限、质量/质限)计算车辆与货物的视图相似度,并通过融合主观赋权法 AHP 和客观赋权法 CRITIC 实现案例视图改进。

AHP 层次分析法是针对解决多目标复杂问题的定性与定量结合的决策分析方法。如图 4 所示,建立 3 层评价指标体系。第 1 层为目标层,即完成车辆与货物匹配;第 2 层为准则层,评价对象的属性特性,描述评估对象,包括车辆的长限、容限、质限 3 种属性;第 3 层为该属性特征下不同车辆的选择方案。研究通过 AHP 分析方法对准则层中的 3 种属性求权。

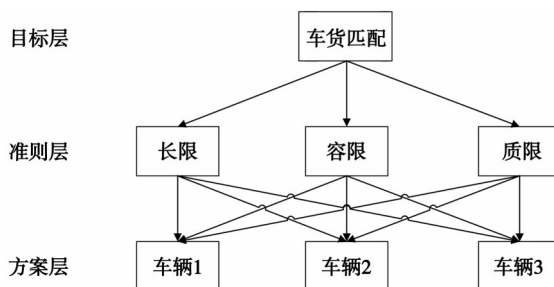


图 4 AHP 指标体系递阶层次结构

Fig. 4 Hierarchical structure of AHP indicator system

采用 1~9 等差比例标度系统对判断矩阵进行标度,可得到判断矩阵 A 。

$$A = a_{ij} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ \frac{1}{2} & 1 & 2 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中: a_{ij} 表示 a_i 相对于 a_j 的重要程度。

将判断矩阵 A 中的元素 a_{ij} 按列进行归一化处理,得到矩阵 A' 。归一化后的值用 h_{ij} 表示。

$$h_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_{ij}}, i=1, 2, 3, j=1, 2, 3. \quad (7)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ \frac{1}{2} & 1 & 2 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{归一化处理}} A' = \begin{bmatrix} 0.545\ 455 & 0.571\ 429 & 0.500\ 000 \\ 0.272\ 727 & 0.285\ 714 & 0.333\ 333 \\ 0.181\ 818 & 0.142\ 857 & 0.166\ 667 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

将矩阵 A' 中的元素按行相加得到 h_i , 其中, $h_1 = 1.616\ 883$, $h_2 = 0.891\ 775$, $h_3 = 0.491\ 342$ 。依据式(9)和式(10)计算出矩阵的特征向量 H , 其中, h_i^0 表示每种属性的重要程度。

$$H = \begin{bmatrix} h_1^0 \\ h_2^0 \\ h_3^0 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$h_i^0 = \frac{h_i}{\sum_{i=1}^3 h_i}, i = 1, 2, 3. \quad (10)$$

若最终计算结果能通过一致性检验,则 H 即代表准则层中各属性的权重。最终依据AHP层次分析法得到的3种属性值的权重分别为: $h_1^0 = 0.538\ 961$, $h_2^0 = 0.297\ 258$, $h_3^0 = 0.163\ 781$ 。

CRITIC赋权基于评价指标的对比强度和指标之间的冲突性综合衡量指标的客观权重,完全利用数据自身的客观属性进行科学评价。把每条货物数据或车辆数据看作评价样本,属性视为评价指标。假设有 n 个评价样本, m 项指标,可以得到原始属性数据矩阵

$$X = x_{ij} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中: x_{ij} 为第 i 个样本在 j 方面的特征值,其中 $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, m$ 。

首先,对数据 x_{ij} 进行正向化处理得到 x'_{ij}

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (12)$$

其次,计算标准差。在CRITIC中使用标准差表示各指标取值的差异波动情况,标准差越大表示该指标的数值差异越大,说明该指标代表的信息越多,该分配更多的权重。标准差的计算公式如下

$$\begin{cases} \bar{x}_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}, \\ S_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2}{n-1}}, \end{cases} \quad (13)$$

式中: S_j 表示第 j 个指标的标准差。

用相关系数表示指标冲突性 R_j ,计算出信息量 C_j ,二者的计算公式如下

$$R_j = \sum_{i=1}^n (1 - r_{ij}), \quad (14)$$

$$C_j = S_j \sum_{i=1}^n (1 - r_{ij}) = S_j \times R_j, \quad (15)$$

式中: r_{ij} 表示评价指标 i 和 j 之间的相关系数; C_j 越大,第 j 个评价指标在整个评价指标体系中的作用越大,应该分配其更大的权重。

得到第 j 个指标的客观权重 W_j^{CRI}

$$W_j^{\text{CRI}} = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^m C_j}. \quad (16)$$

通过AHP和CRITIC赋权方法得到权重结果后,通过式(17)将二者融合得到最终的权重 W_j

$$W_j = \frac{\sqrt{h_i^0 W_j^{\text{CRI}}}}{\sum_{j=1}^m \sqrt{h_i^0 W_j^{\text{CRI}}}}, \quad (17)$$

式中: h_i^0 为AHP计算得到的权重; W_j^{CRI} 为CRITIC分配的权重。二者融合得到权重同时兼顾了主观和客观的角度,为后续计算视图相似度奠定坚实理论基础。

2.3 基于欧氏距离的视图相似度计算

利用欧氏距离计算待匹配的货物数据与车辆数据之间的相似度,从而判断最后的匹配结果。在计算相似度之前,首先通过式(18)将数据归一化

$$\mathbf{x}_{ij}' = \frac{\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{\min}}{\mathbf{x}_{\max} - \mathbf{x}_{\min}}, \quad (18)$$

其次根据式(19)计算货物数据与每条车辆数据之间的欧氏距离

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_j)^2}, \quad (19)$$

上述公式融入权重后,得到视图相似度的计算公式为

$$\text{sim}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{1 + \sqrt{W_j \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_j)^2}}, \quad (20)$$

式中: \mathbf{x}_i 表示第*i*条货物数据, \mathbf{y}_j 表示第*j*条车辆数据 sim越趋近1,说明待匹配货物的长度、体积、质量值的大小与车辆的长限、容限、质限值的大小越接近,单个车辆的装载率越高;sim越趋近0,说明二者属性值差异越大,车辆空载率越大,越容易造成车辆空间浪费。

3 实例分析

研究爬取运满满货运平台网站A地到B地某一时间内的车辆信息和货物信息。通过SPSS筛选出离群值和重复值,最终保留990条车辆数据、438条货物数据。为方便研究,假设所有货物被要求整车运输,形状可以通过装箱处置实现标准化。

第1步:构建车辆数据集和货物数据集。本次收集到的货物共有21种类型(即 $N=21$,用0~20表示),分别代表砂石、螺纹钢、蔬菜、塑料颗粒、旧木板、化肥、玉米、型钢、家具、面粉、电器、化肥、煤炭、砂糖橘、木箱包装的钢管、拖把、木托盘、香蕉、空桶、机械设备、袋装绿豆。本次收集到的车辆共有8种车型(即 $CR=8$,用0~7表示),其详细情况如表4所示。

表4 车辆数据按CR分类
Table 4 Vehicle data classified by CR

车型	类别	名称	类别	名称
CR	0	高栏车	4	平板车
	1	厢式车	5	集装箱
	2	面包车	6	冷藏车
	3	爬梯车	7	自卸车

基于车型CR与货物N属性实现车辆与货物粗匹配,结果如表5所示。

表5 CR与N粗匹配
Table 5 CR and N rough matching

车辆类别	CR值	货物类别	N(对应的编号集合)	车辆类别	CR值	货物类别	N(对应的编号集合)
c_1	0	g_1	1/4/5/6	c_5	4	g_5	1/4/5/7/8/16
c_2	1	g_2	4/5/6/9/10/11/13/15/18/20	c_6	5	g_6	16/18
c_3	2	g_3	无	c_7	6	g_7	2/6/13/17
c_4	3	g_4	3	c_8	7	g_8	0/12/20

表 6 货物数据再分类
Table 6 Reclassification of cargo data

货物类别	再分类	个案数	所需要车辆
g_7	g_{71}	86	1 辆
	g_{72}	17	2 辆及以上

第 2 步:车辆数据集空间压缩。以第 6 类对应的车辆 c_7 和货物 g_7 进行匹配实验,其中 c_7 类车辆容限和质
限分别为 39 和 58,以此为阈值初步判断货物所需要的车辆数目(如表 6、7 所示)。
设置聚类数目 $k=5$,利用 K-Means 聚类算法将 c_7 聚为 5 类,结果见表 7。

表 7 车辆数据聚类结果
Table 7 Vehicle data clustering results

车辆类别	再分类	个案数
c_7	c_{71}	45
	c_{72}	60
	c_{73}	46
	c_{74}	24
	c_{75}	48

随机选取 g_{71} 中的货物数据 g_0 ,其中 $g_0=(1.8,3,1)$,计算 g_0 与各个聚类区域的距离,结果如表 8 所示。

表 8 货物 g_0 与各车辆各类别的距离
Table 8 Cargo g_0 distance from each vehicle category

c_{7i}	g_0 与 c_{7i} 的距离
c_{71}	8.986 2
c_{72}	8.320 3
c_{73}	5.593 1
c_{74}	8.082 7
c_{75}	3.326 3

可知 c_{75} 与 g_0 的距离最短,则 g_0 只需要与 c_{75} 中的 48 条车辆数据进行匹配计算,避免了对车辆数据空间的全遍历。
第 3 步:视图相似度计算。首先,基于 g_0 属性值剔除不满足条件的运输车辆,确保计算视图相似度之前,
 c_{75} 中剩余车辆的每个属性值都大于等于 g_0 中对应的属性值;其次,融合 AHP 和 CRITIC 赋权方法,最终得到
 $W_j=(0.450\ 464,0.322\ 82,0.226\ 716)$;而后,将 g_0 和 c_{75} 数据标准化,根据式(20)计算 c_{75} 中各车辆案例与 g_0 之
间视图相似度,对其降序排列结果(部分)如表 9 所示

表 9 视图相似度计算结果(部分)
Table 9 View similarity calculation results (partial)

cars	14	7	25	39	41	38	21
sim	0.848 8	0.800 7	0.800 7	0.762 7	0.750 3	0.741 6	0.739 9
cars	0	46	28	32	45	10	20
sim	0.733 1	0.719 7	0.718 5	0.718 2	0.713 3	0.692 3	0.691 2

由上表可知,货物 g_0 与 14 号车辆的视图相似度最高,则选择 14 号车辆运输 g_0 货物,车辆的空间利用率最高,匹配结果如表 10 所示。

表 10 最终匹配结果
Table 10 Final matching result

货物				车辆			
名称	长度/m	体积/m ³	质量/t	车型	长限/m	容限/m ³	质限/t
蔬菜	1.8	3.0	1.0	冷藏车	2.7	10.0	1.0

为验证所提方法的有效性和进步性,将算法与基于欧氏距离相似度计算方法做比较。依据提出的车货匹配流程,只改变相似度的计算方法, g_0 货物在 c_7 类车辆数据集中的某 10 条案例数据进行相似度计算,得到比较结果如图 5 所示。

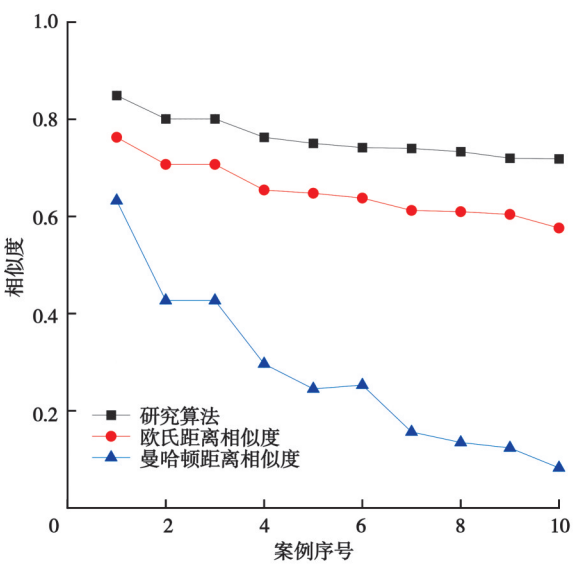


图 5 车货匹配结果对比
Fig. 5 Comparison of vehicle and cargo matching results

比较研究算法与基于欧氏距离相似度的计算结果,前者在 10 条案例数据中相似度的最大值明显高于后者,匹配结果具有更大的区分度。这是由于提出的融合 AHP 和 CRITIC 视图改进方法融合主客观双视角确定属性权重。比较提出算法与曼哈顿距离相似度的计算结果,由于曼哈顿距离仅注重数据之间的距离而忽略数据之间的差异,使计算结果的波动性较大,提出算法考虑数据之间的关联性使结果平稳波动。

基于欧氏距离和提出算法得到最终车辆的匹配结果分别如表 11 和表 12 所示。对比可知,车辆 38 号、41 号,车辆 46 号、21 号、0 号的顺序有所改变,这是因为通过 CRITIC 客观赋权法对车辆 3 种属性的赋权结果为 (0.3617,0.3368,0.3015),说明在不受主观因素的干预下,车辆的长度属性相较于其余 2 种属性更重要。 g_0 货物的长度在 38 号、41 号车辆之间更接近于车辆 41 号,在 46 号、21 号、0 号车辆之间更接近于 21 号。

表 11 基于欧氏距离的车辆匹配结果
Table 11 Vehicle matching results based on euclidean distance

车辆序号	14	7	25	39	38
属性向量	(2.7,10,1)	(5,11,1)	(5,11,1)	(5,14,1)	(8.2,10,1)
车辆序号	41	46	21	0	28
属性向量	(5,15,1)	(7.7,14,1)	(1.8,16,4)	(3.8,16,4)	(3.8,15,6)

表 12 基于 AHP 和 CRITIC 视图改进的车辆匹配结果

Table 12 Vehicle matching results based on AHP and CRITIC view improvement

车辆序号	14	7	25	39	41
属性向量	(2.7,10,1)	(5,11,1)	(5,11,1)	(5,14,1)	(5,15,1)
车辆序号	38	21	0	46	28
属性向量	(8.2,10,1)	(1.8,16,4)	(3.8,16,4)	(7.7,14,1)	(3.8,15,6)

研究以货物质量与车辆质限的比值(质量比)、货物体积与车辆容限的比值(体积比)表征车辆装载率。选取类车辆数据集中 1~14 号车辆数据分别计算与货物的质量比、体积比,结果如图 6 所示。14 号车辆对应的质量比及体积比最大,车辆装载率最优。这是由于算法只保留视图相似度最大的匹配结果,保证车辆空间利用率达到最大。

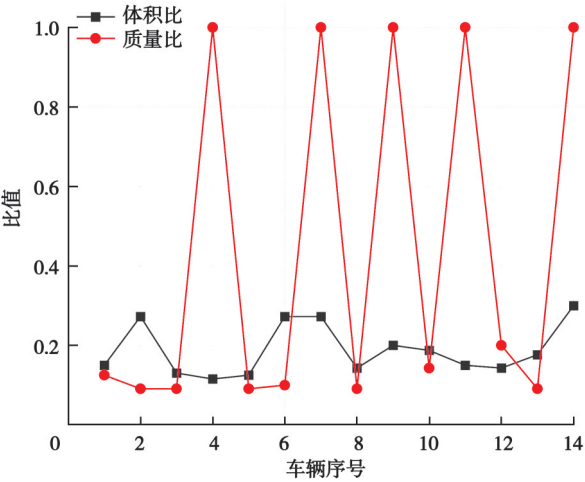


图 6 比值对比结果

Fig. 6 Ratio comparison results

为验证所提算法效率,依据所提车货匹配流程,分别对比 c_7 类车辆数据集聚类前和聚类后与 g_0 进行匹配计算的次数,结果如表 13 所示。

表 13 聚类前后计算次数对比

Table 13 Comparison of calculation times before and after clustering

是否聚类	属性权重计算次数	视图相似度计算次数	总次数	效率/%
聚类	5	48	53	76.339
非聚类	1	223	224	

聚类后属性权重的计算次数略有增加,但视图相似度的计算次数则大幅减少,匹配效率提升超过 76%。确保匹配计算效率的提升。这是由于对车辆数据在聚类之后实现了对数据集的横向压缩,避免了货物与车辆数据匹配时的全历遍。

4 结 语

研究基于 CBR 系统视图相似度理论与方法,研究整车运输中车货匹配问题。其中,通过 K-Means 聚类实现空间压缩,并采用融合算法改进了视图相似度计算过程,将车货匹配效率提高 76.339%。同时,研究所提方法能有效计算与货物所匹配的装载率达到最大的车辆,为货运工人提供装车参考意见,降低由主观经验判断失误导致车辆空间浪费现象的发生,减少人工现场解决车辆装货问题的时间,节约货运时间成本。研究

以运满满货运平台数据为例,验证了该方法的可行性,为改进货运平台车货匹配算法提供新思路。后续研究将进一步考虑市场、价格等因素的影响,以便持续提升研究的实践契合性。

参考文献

- [1] Gale D, Shapley L S. College admissions and the stability of marriage[J]. The American Mathematical Monthly, 1962, 69(1): 9-15.
- [2] Bădică C, Leon F, Bădică A. Freight transportation broker agent based on constraint logic programming[J]. Evolving Systems, 2020, 11(3): 363-382.
- [3] 刘江涛, 曾鑫鑫. 基于犹豫模糊语言考虑匹配意愿的车货匹配方法[J]. 综合运输, 2023, 45(9): 140-147.
Liu J T, Zeng X X. Vehicle cargo matching method based on hesitant fuzzy LLanguage considering matching intention[J]. China Transportation Review, 2023, 45(9): 140-147. (in Chinese)
- [4] 胡鑫, 田昀翊, 张文畅, 等. 车货匹配问题: 基于货运数据统计特征研究[J]. 综合运输, 2021, 43(12): 102-108.
Hu X, Tian Y Y, Zhang W C, et al. On the vehicle-cargos matching problem based on statistical characteristics of freight data[J]. China Transportation Review, 2021, 43(12): 102-108. (in Chinese)
- [5] HE Z G, YANG X L, JIA Y L. Construction of intermodality streamline network mathcing based on the Carrier Broker[J]. Journal of Transportation System Engineering and Information Technology, 2018, 18(06): 236-242.
- [6] Stanescu A, Nagar S, Caragea D. A hybrid recommender system: user profiling from keywords and ratings[C]//2013 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT). Atlanta, GA, USA: IEEE, 2013: 73-80.
- [7] 李红莹, 张志清. 基于画像技术的车货匹配与精准化推荐方法研究[J]. 物流科技, 2021, 44(11): 18-21, 26.
Li H Y, Zhang Z Q. Research on vehicle and cargo matching and accurate recommendation method based on portrait technology[J]. Logistics Sci-Tech, 2021, 44(11): 18-21, 26. (in Chinese)
- [8] Huang H, Li J, Yang W H, et al. Research on the development and application of vehicle-goods matching system based on SaaS and CSCW[J]. University Politehnica of Bucharest Scientific Bulletin Series C-electrical Engineering and Computer Science, 2022, 84(2): 31-34.
- [9] Zhuang Y F, Lu J, Su Z Y. Research on vehicles and cargos matching model based on virtual logistics platform[C]//2nd International Conference on Advances in Materials, Machinery, Electronics (AMME). Xi'an: Advances in Materials, Machinery, Electronics II, 2018, 1955: 040103.
- [10] 徐天宏, 王鹏, 汪勇, 等. 基于 PCA-ILARS-DNN 案例推理模型的电站设备故障诊断方法[J]. 发电设备, 2022, 36(6): 414-420.
Xu T H, Wang P, Wang Y, et al. Fault diagnosis method of power plant equipment based on PCA-ILARS-DNN case-based reasoning model[J]. Power Equipment, 2022, 36(6): 414-420. (in Chinese)
- [11] Hadj-Mabrouk H. Application of Case-Based Reasoning to the safety assessment of critical software used in rail transport[J]. Safety Science, 2020, 131: 104928.
- [12] 刘娜. 基于案例推理的高速公路工程造价估算[J]. 交通世界, 2022(18): 173-176.
Liu N. Cost estimation of expressway project based on case-based reasoning[J]. Transpoworld, 2022(18): 173-176. (in Chinese)
- [13] Guo C X, Wang B, Wu Z Y, et al. Transformer failure diagnosis using fuzzy association rule mining combined with case-based reasoning[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(11): 2202-2208.
- [14] 黄振峰, 刘皓天, 吴振勇, 等. 基于重构向量空间模型的知识匹配算法研究[J]. 机械设计与制造, 2020(2): 203-206.
Huang Z F, Liu H T, Wu Z Y, et al. Knowledge matching algorithm based on reconstructed vector space model[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(2): 203-206. (in Chinese)
- [15] 张奕, 卜凡亮. 基于 CBR 与 RBR 的应急决策支持系统设计与实现[J]. 软件导刊, 2019(2): 55-59.
Zhang Y, Bu F L. Design and implementation of emergency decision support system based on CBR and RBR[J]. Software Guide, 2019(2): 55-59. (in Chinese)
- [16] Biswas S K, Devi D, Chakraborty M. A hybrid case based reasoning model for classification in Internet of Things IoT environment[J]. Journal of Organizational and End User Computing, 2018, 30(4): 104-122.
- [17] Qi J, Hu J, Peng Y H. A modularized case adaptation method of case-based reasoning in parametric machinery design[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 64: 352-366.