

基于数据挖掘的危险货物运输风险 驾驶行为聚类分析

王海星^{*1}, 王翔宇¹, 王招贤², 李学东³

(1. 北京交通大学 综合交通运输大数据应用技术交通运输行业重点实验室, 北京 100044;

2. 北京交科公路勘察设计研究院有限公司, 北京 100191; 3. 天地科技股份有限公司, 北京 100013)

摘要: 不良驾驶行为(车速过高, 车速变化过快等)影响危险货物及车辆的稳定性, 是导致危险货物运输事故频发且后果严重的重要原因。基于对营运车辆网联联控系统海量数据的分析处理, 根据其属性提取8个驾驶行为量化指标, 采用因子分析和模糊C均值聚类相结合的方法, 实现对危险货物运输车辆驾驶员风险驾驶行为的科学聚类。结果表明, 危险货物运输车辆驾驶行为特征可有效聚为急加减速、超速驾驶和变速驾驶3种行为, 且在每种驾驶行为下实现对驾驶员安全等级的分类。由此可以识别风险较高的驾驶员, 这对危险货物运输企业和行业管理部门有重要参考意义。

关键词: 公路运输; 不良驾驶行为; 模糊C均值聚类算法; 危险货物运输; 因子分析

Dangerous Driving Behavior Clustering Analysis for Hazardous Materials Transportation Based on Data Mining

WANG Hai-xing¹, WANG Xiang-yu¹, WANG Zhao-xian², LI Xue-dong³

(1. Key Laboratory of Transport Industry of Big Data Application Technologies for Comprehensive Transport, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Jiaoke Transport Consultants Ltd., Beijing 100191, China; 3. Tiandi Science and Technology Co. Ltd., Beijing 100013, China)

Abstract: In the process of hazardous materials transportation, bad driving behaviors such as too high speed and too fast speed change affect the stability of hazardous materials and vehicles, resulting in frequent accidents of hazardous materials transportation with serious consequences. In this paper 8 indicators for driving behavior evaluation were selected for quantitative analysis based on the massive data of the operating vehicle networked control system. Then by combining factor analysis and FCM algorithm, the risk driving behavior of the drivers of hazardous materials transport vehicles can be clustered scientifically. The results show that the driving behaviors of hazardous materials transport vehicles can be divided into three categories: acceleration & deceleration, speeding and variable speed driving, and the classification of the driver's safety level is achieved under each driving behavior. Therefore, it can identify the drivers with higher risks, which is of great reference significance to the transportation enterprises and industrial management departments of hazardous materials.

Keywords: highway transportation; bad driving behavior; fuzzy C-means algorithm; hazardous materials transportation; factor analysis

收稿日期: 2019-09-17

修回日期: 2019-10-23

录用日期: 2019-11-08

基金项目: 国家重点研发计划/National Key Research and Development Program of China(2016YFE0201700).

作者简介: 王海星(1978-), 男, 辽宁人, 副教授, 博士。

*通信作者: hxwang@bjtu.edu.cn

0 引言

危险货物道路运输事故的发生概率相对较低,但往往伴随着高风险.诸多学者对危险货物运输的相关问题开展了大量研究.但现有的危险货物道路运输研究中,大多是事故发生机理、风险评价及路径优化方面的研究,基于数据针对危险货物实际运输过程的分析研究较少.而驾驶员作为危险货物运输过程中的主导因素,更是不容忽视的一环.沈小燕等^[1]深入研究了危险货物罐车事故特征及规律,指出67%的事故都和人的因素有关,且超速行驶是主要因素之一.Grabarek等^[2]通过分析危险货物运输事故数据,得出超过限速、不遵守交通规则,以及疲劳导致驾驶员的心理效能降低是造成事故的重要原因.由此可以看出,驾驶行为尤其是速度控制方面对危险货物运输安全影响很大.危险货物车辆质量大,重心高且不稳定,对驾驶员的操作行为要求更为严苛.交通运输部网络化车辆运行控制系统一直在全国进行重点建设和推广,积累了大量数据.因此基于数据挖掘技术对危险货物运输车辆驾驶员进行研究具有重要的现实意义.

本文充分利用营运车辆网联联控系统的海量数据,以某地区一周内危险货物运输车辆数据为研究对象,提取驾驶行为的特征参数,运用因子分析和模糊C均值聚类相结合的分析方法,探究危险货物运输驾驶员驾驶行为规律,筛选出风险较高的驾驶员和驾驶行为,以期有针对性地对其进行有效地监管和防治.

1 数据采集及指标的选取

1.1 数据的采集和处理

数据来源于营运车辆网联联控系统中某地区一周内行驶在某固定国道的危险货物运输车辆,数据类型如表1所示.

采集到的原始数据共有5 000万条,选择经过某固定国道线路上的40辆危险货物运输车辆作为研究对象,对数据进行如下处理.

(1) 缺失数据的补充.

对于少量的数据缺失,可能是危险货物运输车辆驶入隧道或经过山区等造成通信中断引起

的,为尽量保持数据的完整性,考虑数据缺失期间车辆的行驶状态往往没有太大变化,故采用计算量小、收敛性好的分段线性插值法对缺失数据进行补充.

表 1 数据类型
Table 1 Data type

| 字段名 | 数据类型 | 说 明 |
|--------------|--------|------|
| VIN | STRING | 车 牌 |
| LONGITUDE | DWORD | 经 度 |
| LATITUDE | DWORD | 纬 度 |
| SPEED | WORD | 速 度 |
| HEIGHT | WORD | 高 程 |
| DIRECTION | WORD | 方 向 |
| POSITIONTIME | BCD | 定位时间 |
| RECVTIME | BCD | 接收时间 |

分段线性插值法是将每两个相邻的数据点用直线连接,如此形成的一条折线就是分段线性插值函数.计算某点的插值时,只用到该点左右的两个节点.假设插值点 x 相邻的两个节点为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) ,则该点的数值 y 为

$$y = \frac{x - x_2}{x_1 - x_2} y_1 + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} y_2 \quad (1)$$

对于大量的数据缺失,可能是信号中断、设备故障无法上传等原因导致的,可用性较低,故将整段数据删除.

(2) 无效数据的处理.

由于传感器或传输设备异常,导致收集到的数据超出正常范围.将速度限定在0~200 km/h,超出该范围的数据将整段删除.另外,考虑到本文研究重点为车辆行驶过程中速度相关参数,故速度持续为0的停车数据,不予选用.

1.2 指标的选取

在驾驶车辆时,驾驶员要不断的进行反应、操作、控制,尤其是运输危险货物的大型车辆,对驾驶员驾驶行为的要求更为严苛.在驾驶行为中,车速过大或变化过快在很大程度上影响着危险货物运输安全,因此,本文研究重点是反映驾驶行为特性的对于车速控制的多项指标,以确保驾驶行为规律探究的科学性及完整性.

(1) 超速行驶的数量比例.

危险货物运输车辆具有质量大、运输时间长等特点,且危险货物具有易燃易爆性质,一旦在高

速行驶中发生事故,后果不堪设想,故本文选定超速行驶数量比例作为表征驾驶行为的一项指标.依据该省道路安全相关规定,限定危险货物运输车辆在国道行驶最高时速不得超过80 km/h,故设定当车速超过限值即为超速行驶.超速行驶的数量比例为

$$w = \frac{m}{n} \times 100\% \quad (2)$$

式中: w 表示车速超过80 km/h的数量比例(%); m 是车速大于等于80 km/h的样本数量; n 是样本量.

(2) 车速平均值、标准差、 $v_{85} - v_{15}$ 差值.

在事故统计中,车速平均值越高,速度的离散程度越大,事故发生率越高^[1].故选取车速平均值和标准差作为驾驶行为的特征指标.极差也可以描述速度的离散性,但考虑到车速最大值和最小值具有较大的偶然性,所以选取常用的两个速度分布参数第85%位车速(v_{85})和第15%位车速(v_{15})的差值代替极差表示速度离散的程度,即

$$\bar{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i \quad (3)$$

$$v_s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2} \quad (4)$$

$$D = v_{85} - v_{15} \quad (5)$$

式中: \bar{v} 是车速平均值; v_i 为第 i 次采集的车速值; v_s 是车速标准差; v_{85} 是第85%位车速; v_{15} 是第15%位车速; D 表示第85%位车速和第15%位车速的差值.

(3) 正加速度平均值和正加速度标准差.

驾驶人在车辆行驶过程中要频繁地对速度做

出调整,单纯的速度指标无法判断驾驶人对速度的选择是否合理.所以选取正加速度平均值和正加速度标准差作为反映驾驶行为特征的参数,即

$$a_i^+ = \frac{v_i - v_{i-1}}{t}, \quad v_i > v_{i-1} \quad (6)$$

$$a_a^+ = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i^+ \quad (7)$$

$$a_s^+ = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i^+ - a_a^+)^2} \quad (8)$$

式中: v_i, v_{i-1} 为第 $i, i-1$ 次采集的车速值; t 表示时间间隔; a_i^+ 代表正加速度; a_a^+ 代表正加速度平均值; a_s^+ 代表正加速度标准差.

(4) 负加速度平均值和负加速度标准差.

负加速度反映驾驶人操纵制动踏板产生的结果.负加速度越大说明车辆制动的紧急程度越大,不仅会影响驾驶人、货物的安全,还会对车辆装置造成较大磨损,减少零部件的使用寿命.因此选取负加速度平均值和负加速度标准差作为重要参数,即

$$a_i^- = \frac{v_i - v_{i-1}}{t}, \quad v_i < v_{i-1} \quad (9)$$

$$a_a^- = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i^- \quad (10)$$

$$a_s^- = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i^- - a_a^-)^2} \quad (11)$$

式中: a_i^- 代表负加速度; a_a^- 代表负加速度平均值; a_s^- 代表负加速度标准差.

综合以上驾驶行为指标对样本原始数据加以处理,得到了40辆危险货物运输车辆驾驶行为特征参数.结果如图1和图2所示.

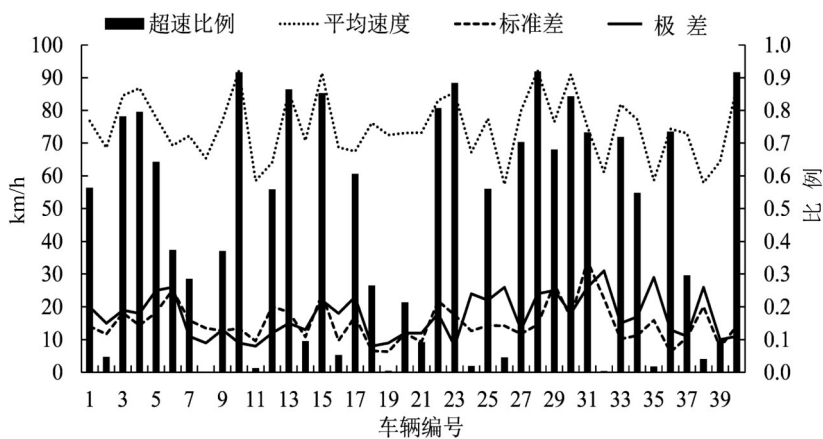


图1 驾驶速度相关数据对比图

Fig. 1 Comparison of driving speed-related data

图1展示了驾驶速度相关指标,可以看到,平均速度高的车辆超速比例也较高,平均速度较低的车辆超速比例也相对较低.另外,标准差和极差都是反映速度数据离散程度的指标,两者的变化规律大体一致.在驾驶过程中,保持车速平稳是驾

驶员操作水平和良好驾驶习惯的重要体现.因此可以认为,速度标准差和极差较大的车辆,驾驶员的操作水平和驾驶习惯较差.除此之外,4个指标的变化规律存在一定的一致性.

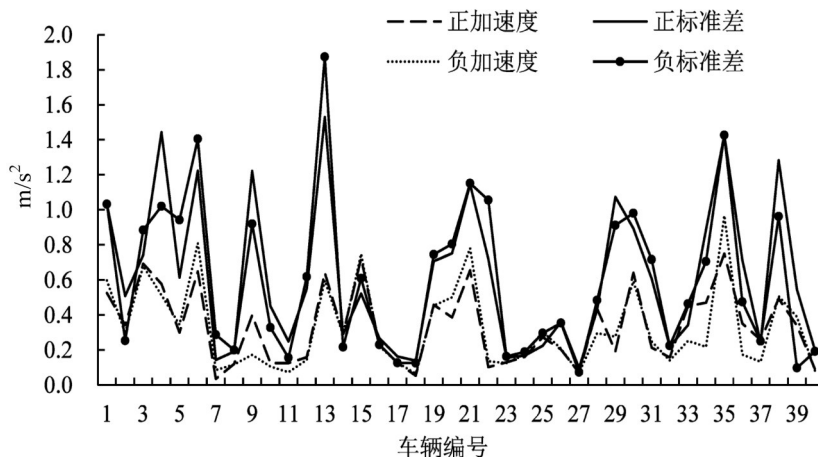


图2 驾驶加速度相关数据对比图

Fig. 2 Comparison of driving acceleration-related data

图2展示了加速度相关指标的数据,这些指标反映了车辆急加减速的情况.从图2中可以看出,车辆的正负加速度经常在同一处取得峰值,这说明车辆急加速的行为,往往伴随着急刹车.

多的信息,常用累积方差贡献率不低于85%来确定主成分数目.表3为因子分析中各成分解释原有指标总方差情况.

2 因子分析

因子分析是在尽量不损失原有信息的基础上,将相同本质的变量归入一个因子,实现指标降维,以简化分析过程^[4].本文的因子提取方法采用主成分分析法.

2.1 因子可行性验证

KMO检验法和Bartlett球形检验法是用来检验原始变量是否适用于因子分析的两个重要检验方法^[5].KMO(Kaiser-Meyer-Olkin)检验法用于检验样本数据是否适用因子分析.Bartlett球形检验法(Bartlett's Test of Sphericity)用于检验指标间是否独立.检验结果如表2所示,表2中各变量KMO值为0.643(>0.6),表明各指标之间有较好的相关性.样本数据球形假设检验结果显著性水平为0.000,拒绝零假设,表明样本充足,可以对数据进行因子分析.

2.2 主因子的提取

在数据指标降维的同时,也要尽可能综合更

表2 KMO和Bartlett检验结果

Table 2 KMO and Bartlett's test of sphericity

| 检验法 | 结果 |
|----------------|---------|
| KMO 取样适切性量数 | 0.643 |
| 近似卡方 | 277.670 |
| Bartlett 球形度检验 | 自由度 28 |
| 显著性 | 0.000 |

表3 各因子解释原有指标总方差情况

Table 3 Explanation of total variance of original index by each factor

| 成分 | 总计 | 贡献率/% | 累积贡献率/% |
|----|-------|--------|---------|
| 1 | 4.013 | 50.167 | 50.167 |
| 2 | 2.012 | 25.149 | 75.316 |
| 3 | 1.473 | 18.406 | 93.723 |
| 4 | 0.288 | 3.604 | 97.327 |
| 5 | 0.149 | 1.859 | 99.185 |
| 6 | 0.030 | 0.376 | 99.562 |
| 7 | 0.022 | 0.279 | 99.840 |
| 8 | 0.013 | 0.160 | 100.000 |

碎石图也可用来确定最优主因子数目,横坐标表示因子数目,纵坐标表示特征值,因子特征值的连线陡峭部分,即为应取的主因子数目,特征值碎石图如图3所示.

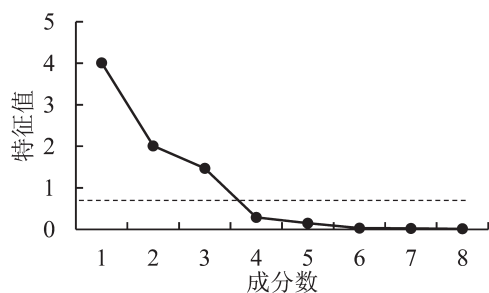


图3 碎石图

Fig. 3 Gravel map

由图3可知,前3个主因子的特征值较大,连线较为陡峭;表3中前3个主因子 $\lambda > 1$,其累积方差贡献率为93.723%,因子分析效果理想.因此,提取3个主因子进行分析.

表4为因子载荷矩阵,显示出3个主因子在原始指标上的载荷,由此可以得出以下3个结论:

(1) 主因子1与加速度相关性较强,但与 $v_{85} - v_{15}$ 和标准差也存在弱相关.

(2) 主因子2与超速比例及平均速度相关性较大,但与负加速度标准差和速度标准差也存在一定相关性.

(3) 主因子3与 $v_{85} - v_{15}$ 和速度标准差相关性较大.

表4 主成分载荷矩阵

Table 4 Main component load matrix

| 原始指标 | 1 | 2 | 3 |
|-----------|--------|--------|--------|
| a_a^+ | 0.930 | -0.034 | -0.273 |
| a_a^- | 0.917 | -0.049 | -0.326 |
| a_s^+ | 0.917 | 0.294 | -0.183 |
| a_s^- | 0.662 | 0.517 | -0.098 |
| w | -0.356 | 0.914 | -0.062 |
| \bar{v} | -0.514 | 0.744 | -0.379 |
| D | 0.508 | -0.012 | 0.786 |
| v_s | 0.271 | 0.600 | 0.696 |

2.3 因子旋转

表4无法准确描述3种主因子的现实意义,故需要对3种主因子进行因子旋转.因子旋转的方法很多,本文采用凯撒正态化最大方差法.表5为因子旋转后,3个主因子在各指标上的载荷.

由表5可知,主因子1依然和加速度相关性较高,将其定义为急加减速指标;主因子2和超速比例及平均速度相关性较大,将其定义为驾驶员超速驾驶行为指标;主因子3与 $v_{85} - v_{15}$ 和速度标准

差相关性较大,将其定义为驾驶员变速驾驶行为指标.

表5 旋转后的因子载荷矩阵

Table 5 Factor load matrix after rotation

| 原始指标 | 1 | 2 | 3 |
|-----------|--------|--------|--------|
| a_a^+ | 0.959 | 0.003 | 0.205 |
| a_a^- | 0.936 | -0.268 | -0.048 |
| a_s^+ | 0.930 | -0.273 | 0.008 |
| a_s^- | 0.905 | 0.110 | 0.309 |
| w | -0.090 | 0.962 | 0.181 |
| \bar{v} | -0.151 | 0.946 | -0.207 |
| v_s | 0.114 | 0.264 | 0.913 |
| D | 0.155 | -0.393 | 0.835 |

3 基于模糊聚类的驾驶行为特征分析

3.1 模糊聚类算法

模糊C均值聚类算法(Fuzzy C-Means Algorithm, FCM)是一种重要的无监督学习的数据聚类挖掘方法,它通过优化目标函数得到每个样本点对所有类中心的隶属度,从而决定样本点的类属以达到自动对样本数据进行分类的目的^[6].该算法具有结构简单、局部搜索能力强且收敛速度快的特点,故本文选用FCM进行研究.

FCM算法的目标函数为

$$J_f = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^b \|X_j - C_i\|^2 \quad (12)$$

式中: c 为预定的聚类簇数; X 是具有 d 维特征的一个样本, X_j 表示第 j 个样本; C_i 是 i 簇的中心,也具有 d 维; $\|\cdot\|$ 是表示距离的度量; u_{ij} 表示样本 X_j 属于 i 簇的隶属度; b 是模糊因子,用来控制聚类结果模糊程度.

FCM算法是一个不断迭代计算隶属度 u_{ij} 和簇中心 C_i 的过程,直到他们达到最优.

隶属度 u_{ij} 的更新公式为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|X_j - C_i\|}{\|X_j - C_k\|} \right)^{\frac{2}{b-1}}} \quad (13)$$

簇中心 C_i 的更新公式为

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^n X_j u_{ij}^b}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^b} \quad (14)$$

算法的终止条件为

$$e = \sum_{i=1}^c \|X_j - C_i\|^2 < \varepsilon \quad (15)$$

式中: e 表示误差; ε 表示误差阈值.

3.2 FCM算法步骤

FCM算法的流程图如图4所示,具体步骤为:

Step 1 从 X 中随机选取 c 个样本作为初始聚类中心 $\{C_1, C_2, \dots, C_c\}$, 给定迭代次数 p , 阈值 ε 和模糊参数 b .

Step 2 根据式(12)更新隶属度 u_{ij} .

Step 3 重新计算聚类中心点, 根据式(13)更新聚类中心 C_i .

Step 4 根据式(14)计算平方误差 e , 如果 $e < \varepsilon$, 则算法结束转到 Step 6; 否则, $p = p + 1$, 转到 Step 5.

Step 5 若未达到最大迭代次数 p_{\max} , 返回 Step 2 重复循环.

Step 6 根据其隶属度最大值所在的类, 作为其确定性分类.

3.3 聚类结果

将上述FCM算法应用到40辆危险货物运输车辆行驶数据, 根据因子旋转后的3个主要成分指标, 对其驾驶行为进行聚类分析. 在聚类算法中, 我们设置 $p_{\max} = 100$, $c = 4$, $b = 2$, $\varepsilon = 0.001$. 不同指标下各聚类结果占比如图5所示.

驾驶操作评价结果分为4类: 剧烈、较大、一般和较好, 图4用连接线将评价结果相同的一类相连. 可以看出, 聚类结果为一般的车辆在3次聚类中占比均较高, 分别为25%、27.5%、30%; 聚类结果为剧烈的车辆在两次聚类中占比最低, 分别为

10%和7.5%. 详情如表6~表8所示.

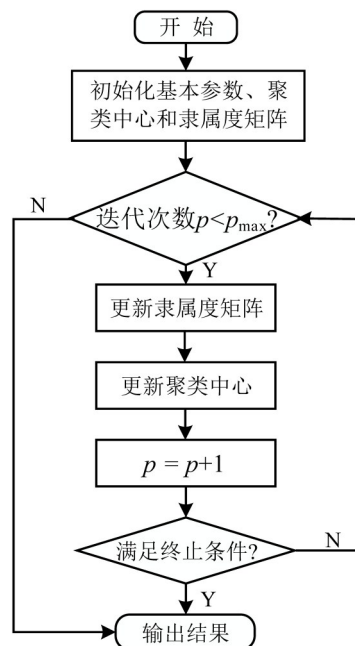


图4 FCM算法流程图

Fig. 4 Flow chart of FCM algorithm

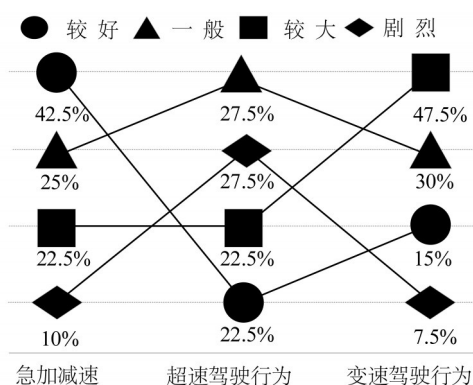


图5 不同指标下各聚类结果占比

Fig. 5 Proportion of clustering results under different indicators

表6 以急加减速为聚类指标的聚类结果

Table 6 Taking acceleration & deceleration behavior as clustering indicator

| 类别 | 总计 | 聚类结果 | 评价 |
|----|----|--|----|
| 1 | 4 | 9,13,21,35 | 剧烈 |
| 2 | 9 | 1,3,4,6,15,19,20,30,38 | 较大 |
| 3 | 10 | 2,5,14,28,29,33,34,22,36,39 | 一般 |
| 4 | 17 | 7,8,10,11,12,16,17,18,23,24,25,26,27,31,32,37,40 | 较好 |

表6是以急加减速为指标的聚类结果, 有42.5%的驾驶员操作稳定性较好. 因为危险货物运输车辆一般是长途行驶, 所以使用紧急制动和急

加速的驾驶员比例相对较低. 过度使用紧急制动和加速踏板会导致轮胎磨损, 增加发动机负荷等; 另外, 危险货物如果发生剧烈晃动、撞击或者摩

擦,会导致危险货物状态发生变化,增加运输风险.

表7是以驾驶员超速驾驶行为指标的聚类结果,可以看到,评价为剧烈和较大的车辆占据较大的比例.综合表6和表7聚类结果还发现,大部分驾驶速度处于超速水平的驾驶员,也存在紧急加速和减速行为.危险货物运输事故中常见的追尾与翻车就是速度过快引起的^[7].

表 7 以超速驾驶行为作为指标的聚类结果

Table 7 Taking overspeed driving behavior as clustering index

| 类 别 | 总 计 | 聚类结果 | 评 价 |
|-----|-----|--------------------------------|-----|
| 1 | 11 | 3,4,10,15,20,23,28,30,31,36,40 | 剧 烈 |
| 2 | 11 | 1,5,6,9,13,18,21,22,27,33,39 | 较 大 |
| 3 | 9 | 2,7,12,17,19,25,34,37,38 | 一 般 |
| 4 | 9 | 8,11,14,16,24,26,29,32,35 | 较 好 |

表 8 以变速驾驶行为作为指标的聚类结果

Table 8 Taking variable speed driving behavior as clustering index

| 类 别 | 总 计 | 聚类结果 | 评 价 |
|-----|-----|---|-----|
| 1 | 3 | 29,31,35 | 剧 烈 |
| 2 | 12 | 5,6,12,15,17,22,24,25,26,28,32,38 | 较 大 |
| 3 | 19 | 1,2,3,4,7,8,9,10,13,14,16,20,23,27,30,33,34,37,40 | 一 般 |
| 4 | 6 | 11,18,19,21,36,39 | 较 好 |

表8为车辆按照驾驶员变速驾驶行为指标的聚类结果,只有15%的驾驶员处于“较好”状态.由于危险货物车辆主要是重型罐式车,保持一个相对恒定的速度可提高车辆可靠性.

利用上述数据挖掘方法对驾驶行为参数进行分析,能够有效识别出具有危险倾向的驾驶员.

4 结 论

基于数据挖掘技术,通过因子分析和聚类分析相结合的方法,实现驾驶行为的科学聚类.结果表明,这些具有急加减速、行驶不稳、超速严重等特点的驾驶员,可以被准确地识别.针对这些驾驶风险较高的驾驶员可采取教育培训、重点监控等手段,减少或避免人为事故的发生,保障危险货物运输过程安全.研究结论对危险货物运输企业和行业管理部门具有一定的参考价值.基于本文的研究,通过车联网数据提取更多有效的驾驶行为特征参数,结合道路环境特征分析其内在关联,可建立更加科学完善的危险货物运输驾驶员风险评估体系.

参考文献:

[1] 沈小燕,李小楠,谢培,等. 886起危险货物罐式车辆道路运输事故统计分析研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2012, 8(11): 43-48. [SHEN X Y, LI X N, XIE P, et al. Statistical analysis on 886 road HAZMAT

transportation accidents by the tank truck[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2012, 8(11): 43-48.]

[2] GRABAREK I, BECZKOWSKA S. Analysis of factors determining ergonomic conditions of driver's workplace and safety in transport of hazardous materials[J]. Archives of Transport, 2012, 24(3): 297-306.

[3] SOOLE D W, WATSON B C, FLEITER J J. Effects of average speed enforcement on speed compliance and crashes: A review of the literature[J]. Accident Analysis & Prevention, 2013(54): 46-56.

[4] 刘大有,陈慧灵,齐红,等. 时空数据挖掘研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(2): 225-239. [LIU D Y, CHEN H L, QI H, et al. Advances in spatiotemporal data mining[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(2): 225-239.]

[5] 温瑞英,王红勇. 基于因子分析和K-means聚类的空中交通复杂性评价[J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(3): 384-388. [WEN R Y, WANG H Y. Evaluation of air traffic complexity based on factor analysis and K-means clustering[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2016, 47(3): 384-388.]

[6] 陈忠辉,凌献尧,冯心欣,等. 基于模糊C均值聚类和随机森林的短时交通状态预测方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(8): 106-113. [CHEN Z H, LING X X, FENG X X, et al. Short-term traffic state prediction approach based on FCM and random forest[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(8): 106-113.]

[7] 陈宇新. 危险货物交通运输安全与污染事故分析[J]. 环境保护与循环经济, 2015, 35(8): 68-72. [CHEN Y X. Analysis of transportation safety and pollution accidents of dangerous good[J]. Liaoning Urban and Rural Environmental Science & Technology, 2015, 35(8): 68-72.]