第 34 卷　第 1 期　　石家庄铁道大学学报(自然科学版)　　Vol. 34　No. 1
2021 年 3 月　Journal of Shijiazhuang Tiedao University(Natural Science Edition)　Mar. 2021

城市轨道交通司机驾驶水平评价模型研究

刘　杰[1]，徐　敏[2]

(1. 重庆工程职业技术学院 智能制造与交通学院，重庆　402260；
2。重庆公共运输职业学院 运输贸易系，重庆　402247)

摘要：为了提高城市轨道交通服务水平和智能化管理水平，有必要对司机驾驶水平进行定量化评价。以行车记录系统中时间速度时序数据为基础，首先利用特征提取和降维技术处理原始数据，然后提出了一种将多种聚类算法和模糊综合评价结合的混合评价模型，最后对某地铁 6 号线 8 位司机驾驶数据进行研究。结果表明：8 位司机驾驶等级分别为及格、及格、一般、差、良、良、一般、一般，说明该地铁 6 号线司机驾驶水平整体偏低，有较大提升空间。

关键词：城市轨道交通；司机驾驶水平；等级评价；特征提取；降维；聚类；模糊综合评价
中图分类号：U291.12　**文献标志码**：A　**文章编号**：2095－0373(2021)01－0096－06

随着城市轨道交通的迅猛发展，列车自动驾驶系统(以下简称：ATO 系统)技术也广泛应用在城市轨道交通日常运营中，尽管 ATO 技术已经相当成熟，但仍不能完全替代人工驾驶。司机驾驶的主要目的是当控制系统出现故障或发生突发事件时，可由人工驾驶列车完成运营任务，否则会造成列车滞留区间或车站，从而阻塞整个线路。多数地铁公司规定晚 8 点后全部正线列车切换为人工驾驶模式。在人工驾驶模式下，对乘客提供的服务水平质量完全由司机驾驶水平决定。随着大数据和人工智能时代的到来，基于数据趋动的城市轨道交通智能化管理将成为未来发展方向，而司机驾驶水平管理将会成为其中重要的一部分，因此设计以列车数据为基础的司机驾驶水平评价模型，不仅可以提高运营风险抵御能力，而且可以作为司机岗位管理的重要依据。

1　问题描述

司机驾驶水平的好坏可以从安全、准点、舒适和节能 4 个指标来评判，列车行车记录系统记录的时间速度时序是最能体现上述 4 个指标的数据，而且数据较易获得[1]。人工驾驶和 ATO 时间速度数据绘制成坐标曲线的形式如图 1、图 2 所示。

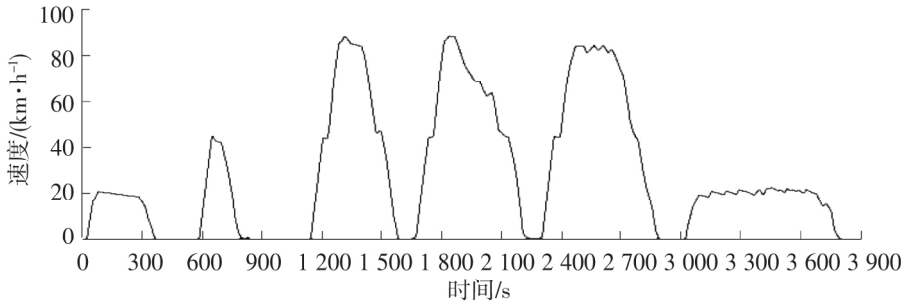


图 1　人工驾驶过程

收稿日期：2020－01－15　**责任编辑**：车轩玉　DOI：10.13319/j.cnki.sjztddxxbzrb.20200010
基金项目：国家自然科学基金(61703351)；五邑大学校内科研项目(2018AL033)
作者简介：刘杰(1986—)，男，硕士研究生，研究方向为智能交通。E-mail：943069788@qq.com
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net
刘杰，徐敏. 城市轨道交通司机驾驶水平评价模型研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版)，2021，34(1)：96-101.

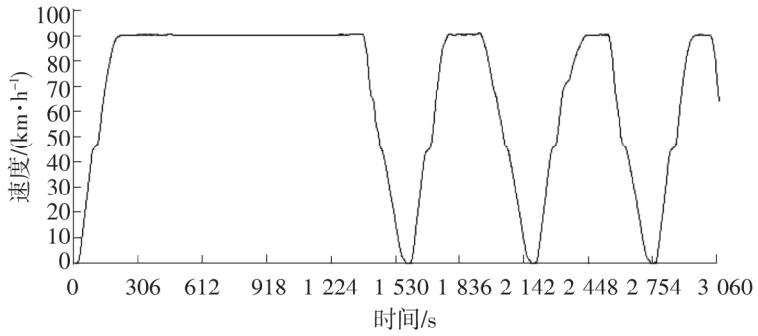


图 2　ATO 自动驾驶过程

从图 1 和图 2 可看出,时间速度曲线分为人工驾驶和 ATO 2 种。根据经验,ATO 驾驶水平普遍高于人工驾驶。以 ATO 自动驾驶时序数据为标准,研究如何对人工驾驶时序数据等级评价的问题。具体方法是:利用程序从行车系统导出的文件中抽取原始数据,再用数据挖掘技术提取原始数据特征信息得到特征时序,再用降维技术降低数据复杂度得到样本集,然后构建聚类算法和模糊综合评价混合模型对样本集做出评价,最后分析评价结果。

2　数据处理

2.1　特征提取

直接采用行车记录系统提取的原始数据作为样本会产生 2 个问题。一是特征信息量不够导致聚类效果不明显;二是维度不一致导致数据无法统一处理。采用 python 语言编写的 tsfresh 包提取时序数据特征,tsfresh 能够提取出超过 64 种特征,这样既能挖掘原始数据潜在特征信息,又能统一所有时序数据维度[2]。原始序列表达式如下

$$x_i^0=(v_1,v_2,\cdots,v_t,\cdots,v_T) \tag{1}$$

式中,x_i^0 为原始时间序列;v_t 为第 t 时刻速度值;T 为时间序列总长度。

经过特征提取后的时序表达式如下

$$x_i^1=f(x_i^0)\quad \forall x_i^0\in D \tag{2}$$

$$D=\{x_1^0,x_2^0,\cdots,x_M^0\} \tag{3}$$

$$S'=\{x_1^1,x_2^2,\cdots,x_M^1\} \tag{4}$$

式中,f 为 tsfresh 特征提取作用函数;D 为原始时序集;M 为样本总数;S'为特征提取后的时序集。

2.2　降维

采用聚类算法对时序数据进行等级划分,而聚类的效果很大程度取决于样本的维度,特征提取后的样本维度通常较高,如果直接聚类不仅效果不佳,模型复杂度也显著增加,影响算法效率,因此需要对特征提取后的样本降维。考虑到高维空间可能存在的流形结构 ,采用非线性 t-sne 降维算法[3],表达式如下

$$x_i=g(x_i^1)\quad \forall x_i^1\in S' \tag{5}$$

$$S=\{x_1,x_2,\cdots,x_M\} \tag{6}$$

式中,x_i 为样本;g 为 t-sne 降维算法作用函数;S 为样本集。

3　模型建立

规定评价等级为 5 级,分别为优、良、一般、及格、差。模型分为 3 个阶段,第一阶段用一种聚类算法将样本集按规定等级数量聚为 5 类,模型表达公式如下

$$r_i^k=C_k(x_i) \tag{7}$$

$$r_i^k\in\{0,1,2,3,4\} \tag{8}$$

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

式中,r_i^k 为第 k 种聚类算法对第 i 个样本评价等级量化变量;C_k 为第 k 种聚类算法作用函数。

聚类算法只能对样本集自动分类,但不能确定每个样本等级,规定聚类后包含 ATO 驾驶样本最多的一类等级为优,规定 $r_i^k=4$,然后分别计算该类中心样本距其余 4 类中心样本距离,将距离从小到大排列,依次确定为良、一般、及格和差,r_i^k 值依次规定为 3,2,1,0。具体算法如下:

步骤 1。$S=\bigcup_{j=0}^{4} S_j^k$,其中,$S_j^k$ 为第 k 种聚类算法划分出的第 j 类样本集。

步骤 2。$j_4=\underset{j}{\operatorname{argmax}}\sum_{x_i\in S_j^k} x_i^{\mathrm{ATO}}$,其中,$x_i^{\mathrm{ATO}}$ 为第 i 个样本 ATO 或者人工驾驶变量。取值如下

$$x_i^{\mathrm{ATO}}=\begin{cases}1 & \text{ATO 自动驾驶}\\ 0 & \text{人工驾驶}\end{cases} \tag{9}$$

取 $r_i^k=4,\forall x_i\in S_{j4}^k$。

步骤 3。$\|x_j^*\|=\mathrm{median}(\|x_1^j\|,\|x_2^j\|,\cdots,\|x_{|S_j^k|}^j\|)$,$j=0,1,2,3,4$,其中,$x_j^*$ 为第 j 类中心样本;$\|\cdot\|$ 为样本范数,这里取欧氏距离长度;median 为中位数函数。记 $d_j=\|x_*^4-x_*^j\|$,$j=0,1,2,3$,$L=\{d_0,d_1,d_2,d_3\}$。

步骤 4。如果 $j_*=\underset{j}{\operatorname{argmax}}L$,则 $r_i^k=j_*,\forall x_i\in S_{j*}^k$,$L=L\setminus d_{j*}$。如果 $L=\varnothing$,则结束,否则重复执行第 4 步。

每一种聚类算法都有其应用局限性,并且不同聚类算法对相同样本集都会有不同聚类结果,因此采用单一聚类算法其结果可靠性不高。为了解决这一问题,模型第二阶段将多种聚类算法的结果用模糊综合评价算法处理,最后确定样本等级,公式表达如下

$$r_i=\varphi(r_i^1,r_i^2,\cdots,r_i^K) \tag{10}$$

式中,φ 为模糊综合评价算法作用函数。

具体算法如下[4]:

步骤 1。确定评价因素集 $U=\{u_1,u_2,\cdots,u_K\}$,这里的因素集元素就等同于聚类算法,确定评语集 $V=\{0,1,2,3,4\}$。

步骤 2。确定评价因素权重向量 $\boldsymbol{W}=[w_1,w_2,\cdots,w_k\cdots,w_K]$,$w_k$ 由聚类算法本身效果决定。无标签聚类算法效果评价指标主要有 SC(Silhouette Coefficient),CH(Calinski-Harabasz Index),DB(Davies-Bouldin Index)3 种,其中,SC、CH 值越大表明效果越好,而 DB 值越接近于 0 效果越好,综合 3 个指标的信息给出权重公式如下[5]

$$w_k=\frac{\overline{\mathrm{SC}_k}+\overline{\mathrm{CH}_k}+\frac{1}{\overline{\mathrm{DB}_k}}}{\sum_{k=1}^{K}\overline{\mathrm{SC}_k}+\overline{\mathrm{CH}_k}+\frac{1}{\overline{\mathrm{DB}_k}}} \tag{11}$$

$$\overline{\mathrm{SC}_k}=\frac{\overline{\mathrm{SC}_k}-\min(\overline{\mathrm{SC}_k},k=1,2,\cdots,K)}{\max(\overline{\mathrm{SC}_k},k=1,2,\cdots,K)-\min(\overline{\mathrm{SC}_k},k=1,2,\cdots,K)} \tag{12}$$

$$\overline{\mathrm{CH}_k}=\frac{\overline{\mathrm{CH}_k}-\min(\overline{\mathrm{CH}_k},k=1,2,\cdots,K)}{\max(\overline{\mathrm{CH}_k},k=1,2,\cdots,K)-\min(\overline{\mathrm{CH}_k},k=1,2,\cdots,K)} \tag{13}$$

$$\overline{\mathrm{DB}_k}=\frac{\overline{\mathrm{DB}_k}-\min(\overline{\mathrm{DB}_k},k=1,2,\cdots,K)}{\max(\overline{\mathrm{DB}_k},k=1,2,\cdots,K)-\min(\overline{\mathrm{DB}_k},k=1,2,\cdots,K)} \tag{14}$$

式中,$\overline{\mathrm{SC}_k}$、$\overline{\mathrm{CH}_k}$、$\overline{\mathrm{DB}_k}$ 分别为第 k 种聚类算法指标变量。

步骤 3:确定模糊关系矩阵 $\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{15}\\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ A_{K1} & A_{K2} & \cdots & A_{K5}\end{bmatrix}$。

A_{kv} 为第 k 种聚类算法对第 v 等级隶属度

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$A_{kv}=\begin{cases}1 & r_{=}^{k}n\\ 0 & r_i^k\neq v\end{cases} \tag{15}$$

步骤 4。计算 $\boldsymbol{B}=\boldsymbol{WA}$，$r_i=\underset{v}{\operatorname{argmax}}B$ 。

由模型第一和第二阶段得出的 r_i 是一次实验结果，因为各种聚类算法内部随机因素的存在，导致每次实验结果会有所不同，因此考虑到模型的稳定性，在模型第三阶段采用多次实验取众数的方法最终确定评价结果，公式表达如下

$$r_i^{\text{final}}=\text{mode}(r_{i,1},r_{i,2},\cdots,r_{i,h},r_{i,H}) \tag{16}$$

$$R=\left\{r_i^{\text{final}},i=1,2,\cdots,M\right\} \tag{17}$$

式中，r_i^{final} 为第 i 个样本最终评价等级；mode 为众数函数；$r_{i,h}$ 为第 h 次实验等级结果；H 为实验总次数；R 为样本评价等级集合。

因为司机的整个驾驶过程由若干条人工驾驶样本组成，所以形成一条评价等级序列，再利用模糊综合评价算法对该等级序列进行处理，得到司机驾驶水平评价等级结果。

$$r_n=\varphi(r_1^n,r_2^n,\cdots,r_q^n,\cdots,r_{Q_n}^n)\quad n=1,2,\cdots,N,\forall\, r_q^n\in R \tag{18}$$

式中，r_q^n 为第 n 个司机第 q 个样本评价等级；N 为司机数量；Q_n 为第 n 个司机驾驶过程样本总数。

这里算法和模型第二阶段类似，唯一改变的是评价因素权重向量 $\boldsymbol{W}$ 的计算方法

$$\boldsymbol{W}=\left[\frac{1}{Q_n},\frac{1}{Q_n},\cdots,\frac{1}{Q_n},\cdots,\frac{1}{Q_n}\right]_{1\times Q_n} \tag{19}$$

4　实例分析

随机抽取某地铁 6 号线 17 个车运行记录数据为研究对象，采用 python3.6 编程抽取得到 4 219 条时序原始数据，即 $M=4\ 219$，其中，ATO 自动驾驶 3 407 条，人工驾驶 812 条。经过 tsfresh 特征提取后每条时序数据维度统一为 794 维，再用 t-sne 算法将其降至 2 维。所有人工驾驶样本属于 8 位司机，即 $N=8$。聚类算法选择 K-means[6]、层次聚类[8]、谱聚类[7]和高斯混合聚类[9]，即 $K=4$。运用提出模型计算得到 4 种聚类算法一次实验结果见图 3[10-11]。

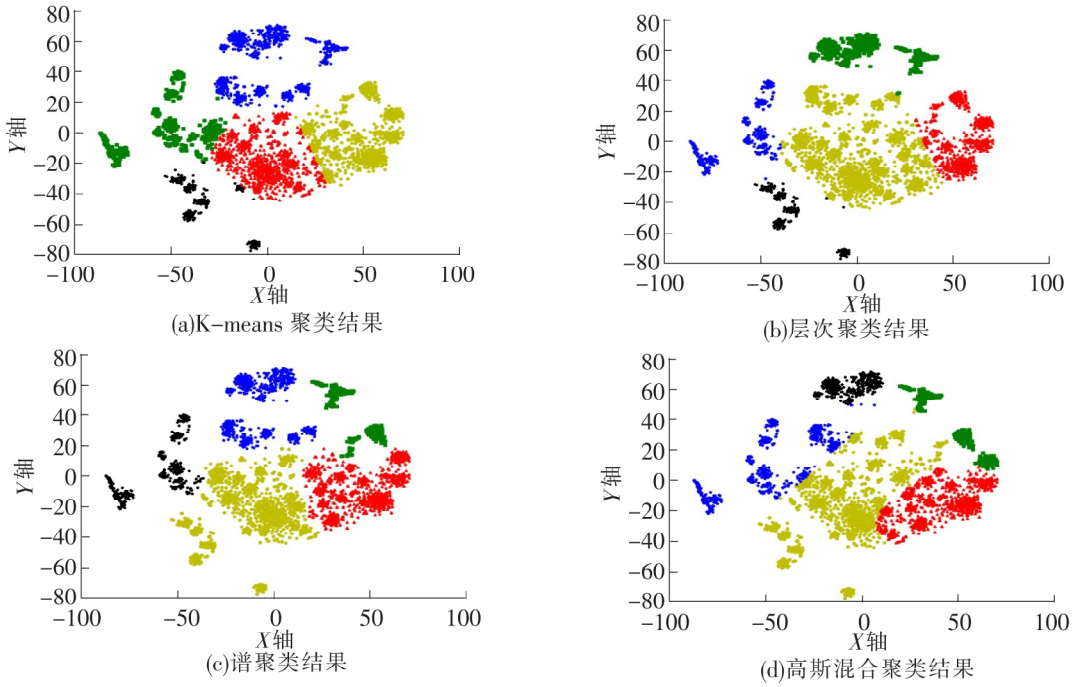


图 3　一次聚类实验结果

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

从图 3 可看出,4 种聚类算法的聚类效果都很明显。再设 $H=1\ 000$,8 位司机驾驶过程等级变化情况见图 4。

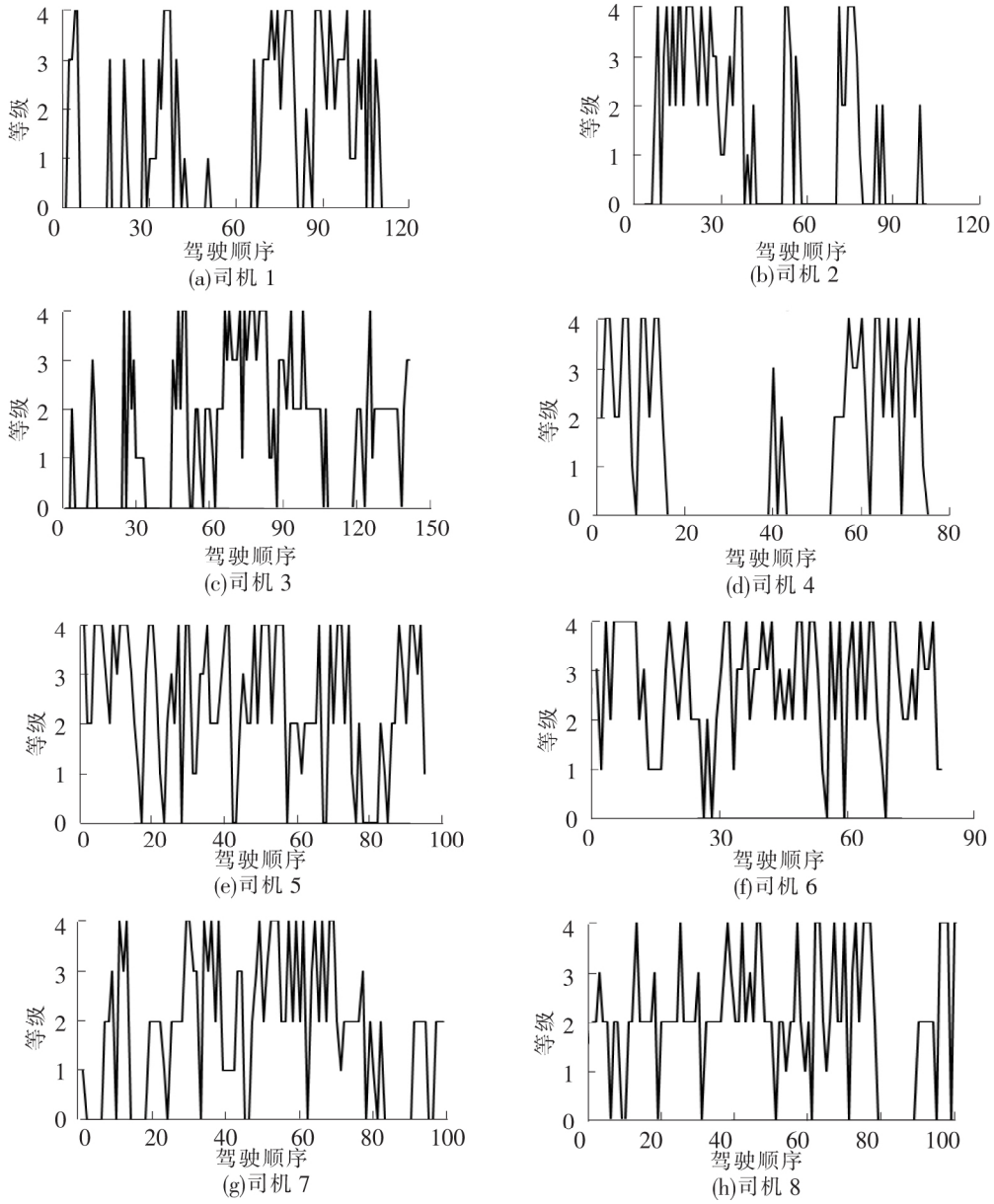


图 4 8 位司机驾驶过程等级变化情况

最终司机的评价等级如表 1 所示。

表 1 司机驾驶水平评价等级

司机编号	1	2	3	4	5	6	7	8
等级	及格	及格	一般	差	良	良	一般	一般

5 结论

多种聚类算法和模糊综合评价混合模型可以规避单一聚类算法自身缺点,同时能定量给出最终评价结果。从结果来看,抽样的 8 位司机当中 3 位处于中等水平以下,3 位中等水平,2 位中上水平,没有优秀。这说明司机驾驶水平整体偏低,平时的训练力度不够。从每个司机驾驶过程来看,其波动性普遍较大,等级评价为良的 2 位司机其驾驶波动性也较高,这说明司机的驾驶不稳定,起伏较大。由于人的主观评价

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

波动性更加复杂,因此结论的实际验证是很困难的,但从总体上而言,以上结论得到了司机管理部门人员的认可。针对上述情况给出如下建议:

(1)购买模拟驾驶仿真设备,加强司机技能训练力度。

(2)制定合理的奖惩措施,激励司机提高其驾驶水平。

(3)加强司机的心理疏导,缓解工作压力。

参 考 文 献

[1]刘杰,代佳妮. 基于驾驶质量的城市轨道交通乘务排班优化研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2019,38(4):116-122.

[2]Maximilian C,Nils B,Julius N,et al. Time series feature extraction on basis of scalable hypothesis tests (tsfresh -a python package)[J]. Neurocomputing, 2018, 307(1): 72-77.

[3]Laurens van der M, Geoffrey H. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008,9(11): 2579-2605.

[4]Feng Shan ,Xu Li D. Decision support for fuzzy comprehensive evaluation of urban development[J]. Fuzzy Sets and Systems,1999,105(1):1-12.

[5]王文宪,肖蒙,成琳娜,等. 基于近邻传播聚类的地铁运营时段划分[J]. 运筹与管理,2018,12(27):187-192.

[6]Hartigan J A, Wong M A. A K-means clustering algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society:Series C (Applied Statistics), 1979,28(1): 100-108.

[7] Ulrike von L. A tutorial on spectral clustering [J]. Statistics and Computing,2007, 17(4): 395-416.

[8]Stephen C, Johnson. Hierarchical clustering schemes[J]. Psychometrika,1967,32(3): 241-254.

[9]He Xiaofei , Cai Deng,Shao Yuanlong, et al. Laplacian regularized gaussian mixture model for data clustering[J]. Transactions on Knowledge and Data Engineering,2011,23(9): 1406 -1418.

[10]侯维磊,郭跃显,崔晶娜. 铁路运输企业货运服务创新绩效评价研究[J]. 石家庄铁道大学学报(社会科学版), 2018,12(2):28-33.

[11]牛天河. 北京南站换乘客流组织模糊综合评价[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版),2018,31(3): 92-97.

Study on the Evaluation Model of Driving Skill of Urban Rail Transit Drivers

Liu Jie[1], **Xu Min**[2]

(1. School of Intelligent Manufacturing and Transportation,
Chongqing Vocational Institute of Engineering, Chongqing 402260, China;
2. Department of Transportation and Trade,
Chongqing Vocational College of Public Transportation, Chongqing 402247, China)

Abstract: In order to improve the level of urban rail transit service and intelligent management, it is necessary to make a quantitative evaluation of drivers' driving skill. Based on the driving speed based on time-series data recording system in time, the paper first used of feature extraction and processing the raw data dimension reduction technology, and then put forward a combination of a variety of clustering algorithm and fuzzy comprehensive evaluation of the hybrid evaluation model, and finally the 8 drivers' data of metro line 6 were studied, the results show that the level of 8 drivers are passed, passed, average, bad, good, good, average, average respectively, which shows that the overall level of drivers in metro line 6 still has considerable improvement space.

Key words: urban rail transit; driver's driving skill; grade evaluation; feature extraction; dimensionality reduction; clustering; fuzzy comprehensive evaluation

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net