

基于 SOM-K-means 的新能源车能效评估

于洋, 谷佳敏, 侯坤琪, 李彦锦, 余云云, 乔芙蓉

(天津商业大学大学理学院, 天津 300133)

摘要: 对新能源汽车进行能效评估是监控车辆性能和及时做出预警的前提。利用取自大数据实时监测平台的新能源车运行数据, 总结新能源车性能特征, 构建能效等级评价算法。基于自组织映射神经网络修正 K-means 聚类受初始点影响较大的不足, 结合主成分分析给出新能源汽车能效等级结果。通过实际案例验证了方法的有效性和实用性。

关键词: 新能源车能效评估; 自组织映射神经网络; 聚类分析; 指标体系

中图分类号: F832.6; F752.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2024)14-0079-07

新能源汽车是指采用新型动力系统, 完全或主要依靠新型能源驱动的汽车, 主要有纯电动汽车、混合动力汽车等, 其具有绿色、节能、环保的特点, 有助于碳中和及碳达峰目标的实现^[1]。由于能够降低对石油等不可再生能源的消耗并减少温室气体和颗粒物等污染的排放, 新能源汽车的生产和推广受到越来越多国家的认可和支持。此后, 中国新能源汽车年销售量逐年攀升^[2], 2022 年全球新能源汽车销量首次突破千万辆^[3]。

新能源汽车与传统汽车的最大区别在于动力来源, 新能源汽车采用电能作为主要能源。电池系统的性能与稳定性关系到汽车能否正常运转。然而新能源汽车的发展还存在着许多问题不容忽视, 诸如纯电动汽车续航里程不够、充电效率不高等技术层面不够成熟, 充电桩等配套设施不够完善^[4], 其相对应的评估能效的技术手段尚不完善^[5]。目前, 新能源汽车评价指标体系还没有完全的统一标准, 在国家政策的指导下, 以完善的经营和服务为基础, 构建新能源汽车评价体系已成为必然^[6], 如何构建完善实用的新能源车能效评估体系是一个亟须深入研究的问题。对此已有学者开展相关研究, 如李鑫^[7]指出新能源汽车技术评估指标大致分为五个方面, 即环境保护性、经济实用性、能源效用性、资源禀赋性和技术成熟性。

同时, 张雅静^[8]总结了国家对新能源汽车每年性能检测标准及企业在选择合作新能源汽车^[8]时看重方面。兰弘羿^[9]指出构建新能源汽车车联网大数据平台可为新能源汽车的普及和推广提供重要的技术支持。在了解了国家对新能源汽车每年性能检测标准、企业在选择合作新能源及指标体系构建方面的相关论文后, 构建了对新能源汽车综合性能的可循环利用的评价系统。

综上所述, 本文致力于完善新能源汽车的能效评估体系, 将机器学习算法运用到能效评估与诊断中, 协助企业对基地新能源汽车进行实时监测以达到科学管理和长期可持续运营的目标。再由企业、消费者、消费端三者密切合作以此来建立稳定且完善的新能源汽车配套服务市场^[10]。本文充分利用大数据监测平台实现对新能源汽车行驶里程、行驶时长等数据的实时监测, 并结合通过聚类算法^[11]和主成分分析法^[12]等方法作为构建新能源汽车能效评估体系的有效支撑。

1 新能源车能效等级评价算法

针对目前新能源车能效评估存在的问题, 提出基于 SOM-K-means 的新能源车能效等级评价算法, 具体流程如下。

(1) 新能源汽车能效评估指标获取。通过查阅文献, 结合车联网大数据平台的车辆各项性能信

收稿日期: 2024-03-26

基金项目: 大学生创新创业训练计划项目(202210069066)

作者简介: 于洋(1992—), 女, 天津人, 博士, 讲师, 研究方向为应用统计; 谷佳敏(2002—), 女, 山西怀仁人, 研究方向为应用统计; 侯坤琪(2002—), 男, 河南商丘人, 研究方向为应用统计; 李彦锦(2002—), 男, 四川巴中人, 研究方向为应用统计; 余云云(2002—), 女, 河南信阳人, 研究方向为应用统计; 乔芙蓉(2001—), 女, 河北邢台人, 研究方向为应用统计。

息,确定新能源汽车能效等级评价指标体系。

(2) 基于 SOM-K-means 的聚类分析,运用 SOM 对汽车能效指标数据进行第一阶段聚类分析,获取初步聚类数与聚类中心,其次将聚类数与聚类中心输入到 K-means 中进行二次聚类,得到最终聚类结果。

(3) 基于主成分分析的新能源汽车能效等级评估。运用主成分分析计算各聚类中心能效得分,依据能效得分评价车辆能效等级。

1.1 新能源汽车能效等级评价指标体系

根据查阅文献以及当前新能源汽车能效性能评价现状,通过分析所得到的新能源汽车各类性能数据,本文从经济、性能、可靠三大方面综合构建新能源汽车能效等级评价指标体系。指标体系架构如表 1 所示。

表 1 新能源汽车能效等级评价指标体系

一级	二级	三级
新能源汽车能效等级评价指标体系(Z)	经济(Y ₁)	单位 SOC 里程(X ₁₁)
		里程利用率(X ₁₂)
		最高车速(X ₂₁)
	性能(Y ₂)	平均速度(X ₂₂)
		充电速度(X ₂₃)
	可靠(Y ₃)	里程利用率方差(X ₃₁)
		里程占比标准差(X ₃₂)
		速度利用率(X ₃₃)
		日平均行驶里程方差(X ₃₄)
		运营率方差(X ₃₅)

(1) 单位剩余电量(state of charge, SOC)里程。电池 SOC,代表电池剩余可用电量占总容量的百分比,是电池管理系统中最为重要状态之一,每消耗 1% 的电量行走的路程,而单位 SOC 程是车辆消耗总电的 1% 的电量所行驶的路程。单位 SOC 值越大,说明电池的能效越好,是衡量电池优良的重要参考指标。

(2) 里程利用率。里程利用率是指每次充电后与下次充电前车辆的行驶路程,其占比车辆标准行驶续航里程的多少,然后取值平均值作为该车辆的数据。里程利用率越大,代表电池利用的越充分,车辆发挥的能效越高。计算公式如下:

$$U_{si} = \frac{s_{i+1} - s_i}{x} \quad (1)$$

式中: s_i 为该车辆第 i 次充电前的车辆行驶总里程; s_{i+1} 为该车辆第 $i+1$ 次充电前的行驶总里程; x 为该车辆标准行驶续航里程。

性能相关的数据信息主要包括平均速度、最高

速度、充电时长、充电前 SOC、充电后 SOC。

(3) 最高车速。汽车的最高车速是指在道路平直、视线良好的路面上,汽车所能达到的最高行驶速度,是车辆动力性方面的重要指标。

(4) 平均速度。平均速度是车辆驶过某个路段的长度与行驶时间之比。

(5) 充电速度。充电速度是指在同一条件下,指定时间内充电电量和电压的比特率。充电速度可以作为衡量快充性能和充电器功率的一个指标。充电速度决定了电动汽车的使用寿命和使用里程。计算公式如下:

$$URV = \frac{q_{i1} - q_i}{t_i} \quad (2)$$

式中: q_{i1} 为该车辆第 i 次充电后的 SOC 电量; q_i 为该车辆第 i 次充电前的 SOC 电量; t_i 为该车辆第 i 次充电的时间。

可靠相关的数据信息主要包括:运营率、日平均行驶里程、里程利用率、里程占比。

(6) 里程利用率方差。里程利用率方差是指车辆每个月的里程利用率与其均值的离散程度。方差越大,代表离散程度大,代表车辆运行越不稳定,是衡量车辆行驶过程中可靠性的重要指标。

$$W_u = \frac{\sum_{i=1}^n (U_{si} - \bar{U}_s)^2}{n} \quad (3)$$

式中: U_{si} 为该车辆第 i 个月的里程利用率; $\bar{U}_s$ 为该车辆里程利用率的平均值。

(7) 里程占比标准差。里程利用率方差是指车辆每个速度行驶区间的里程占比求和与其均值的离散程度。方差越大,代表离散程度大,车辆运行越不稳定,是衡量车辆行驶过程中可靠性的重要指标。

$$W_l = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (L_i - \bar{L}_0)^2}{n}} \quad (4)$$

式中: L_i 为该车辆第 i 个月的里程占比; $\bar{L}_0$ 为该车辆里程占比的平均值。

(8) 速度利用率。速度利用率是指车辆对速度的利用程度,车辆行驶过程中不同速度区间的里程占比进行赋权求和,速度利用率越大代表车辆速度利用的程度越大,性能越好。

计算公式如下:

$$v_p = \sum_{i=1}^n v_i p_i \quad (5)$$

式中: v_i 为该车辆行驶速度区间; p_i 为该车辆行驶里程。

(9) 日平均行驶里程方差。日平均行驶里程方差是指车辆以一个月为单位的日平均行驶里程与其均值的离散程度。方差越大,代表离散程度大,代表车辆运行越不稳定。

$$W_y = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_0)^2}{n} \quad (6)$$

式中: Y_i 为车辆第 i 个月的日平均行驶里程; $\bar{Y}_0$ 为车辆日平均行驶里程平均值。

(10) 运营率方差。里程利用率方差是指车辆每个月的运营天数除以该月的总天数与其均值的离散程度。方差越大,代表离散程度大,车辆运行越不稳定,是衡量车辆工作可靠性的重要参考依据。

$$W_R = \frac{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R}_0)^2}{n} \quad (7)$$

式中: R_i 为该车辆第 i 个月的运营率; $\bar{R}_0$ 为该车辆运营率的平均值。

1.2 基于 SOM 神经网络改进的 K-means 聚类算法

新能源车能效等级评价具有评价指标多、内在关联性强、数据多维等特点,采用无监督聚类算法可对新能源汽车能效信息进行数据挖掘,并针对能效信息数据间的关联性进行分组归类。而 K-means 需要人为设定聚类个数和聚类中心,输出结果过程中受人为因素的影响,导致分类结果不够客观,因此文章借助自组织映射网络在聚类前自生成聚类个数与聚类中心^[13],减少人为因素的干扰,增强聚类结果的可靠性与客观性。

SOM 是一种无监督的人工神经网络,主要包括输入层和竞争层。其运用竞争学习 (competitive learning) 策略,依靠神经元之间互相竞争逐步优化网络,使用近邻关系函数 (neighborhood function) 来维持输入空间的拓扑结构。该算法可以用于模式识别领域内数据样本的自动聚类,从而有效识别事物的内部关联。

首先运用 SOM 对新能源汽车能效指标数据进行第一阶段聚类分析,获得聚类数及初步聚类中心,其次将聚类数与聚类中心输入到 K-means 中进行第二阶段聚类,得到最终聚类中心和聚类结果,由此改进 K-means。

由于 SOM 神经网络在迭代过程中会出现钟摆

效应,本文使用了一种基于遗忘第二名规则调整权值向量的 SOM 神经网络,其权值优化过程如下:

设输入向量为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$, 竞争层中包含 k 个输出神经元,那么输出神经元 j 的权值向量为

$$\mathbf{w}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{pj})^T, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (8)$$

输入向量 $\mathbf{X}$ 的最佳匹配节点,将成为其归属类别的聚类中心,定义与 $\mathbf{X}$ 具有最高相似度的竞争层节点,用 $\mathbf{w}^*$ 表示,满足条件:

$$S(\mathbf{X}, \mathbf{w}^*) \geq S(\mathbf{X}, \mathbf{w}_j), \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (9)$$

此处用 $S(A, B)$ 表示欧氏距离,用以度量向量和节点的相似性。公式如下:

$$S(\mathbf{X}, \mathbf{w}_j) = \sqrt{(x_1 - w_{1j})^2 + \dots + (x_p - w_{pj})^2} \quad (10)$$

式中: p 为输入向量 $\mathbf{X}$ 的维数,对应 $S(\mathbf{X}, \mathbf{w}_j)$ 值的最大点为最佳匹配节点。

为了让权值向量的调整方式更适合新能源汽车的指标数据的分布特征,此处引入遗忘第二名的权值调整规则,扩大相近权值向量之间的差别。将遗忘第二名规则的系数 μ_j 定义为

$$\mu_j = \begin{cases} 1, & j \in N_c \\ 0, & j \notin N_c \end{cases} \quad (11)$$

式中: N_c 为输出神经元的集合。

算法的处理需要引入样本密度 $d(x_i)$, 其定义式为

$$d(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^k d(x_i, x_j)}{\sum_{i=1}^n d(x_i, x_j)} \quad (12)$$

当算法的学习率 a 远大于遗忘率 b 时,神经网络在迭代过程中,权值可以通过下式对获胜节点 c 和匹配节点 r 进行处理:

$$\begin{cases} \frac{dw_{ij}}{dt} = a[x_i(t) - w_{ij}(t)]d(x_i), & j = c \\ \frac{dw_{ij}}{dt} = -\beta[x_i(t) - w_{ij}(t)]d(x_i), & j = r \\ \frac{dw_{ij}}{dt} = 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

通过遗忘第二名的处理方式,可以有效提高获胜神经元的竞争优势,有效降低 SOM 神经网络算法的迭代钟摆效应,在汽车用户样本区别较小的情况下,能够有效进行差异化处理,充分反映样本的分布特征。

结合 SOM 神经网络算法的改进 K-means 聚类算法的具体流程图如图 1 所示。

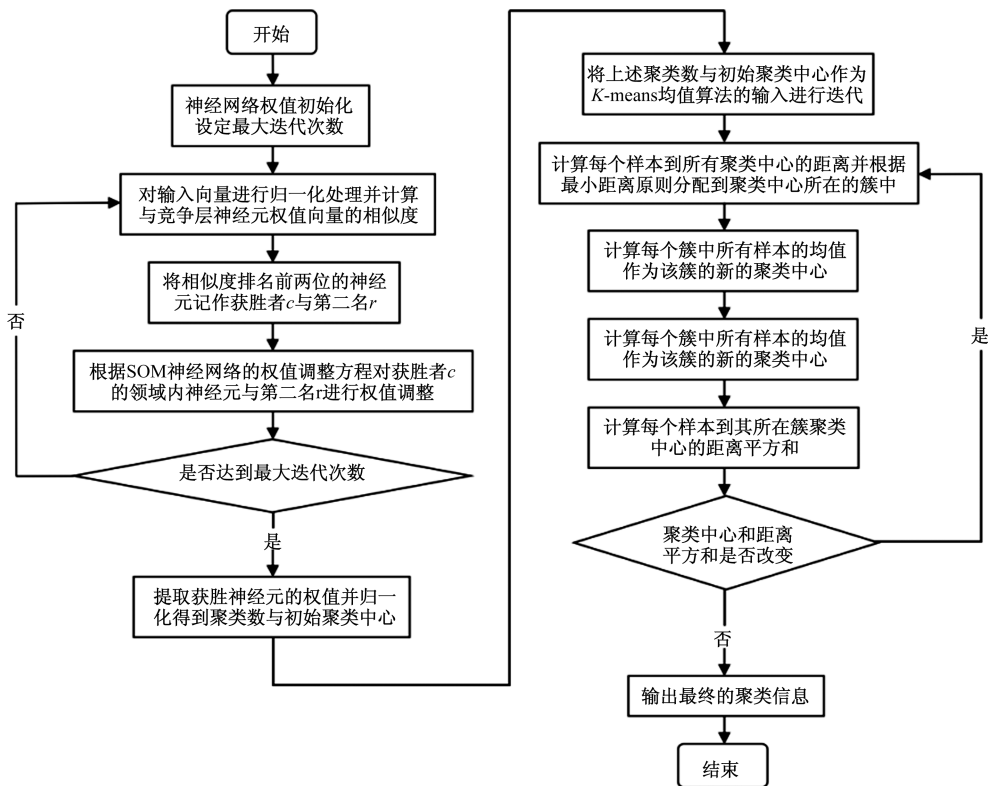


图1 SOM-K-means 算法流程

1.3 主成分评级

由于新能源汽车能效数据具有多维特点,因此利用主成分分析法^[14]对能效进行等级评价。

主成分分析(principal component analysis, PCA),将多个变量通过线性变换以选出较少个数重要变量的一种多元统计分析方法。PCA是一种常见的特征提取方法,它会将关系紧密的变量们用尽可能少的新创建的变量代替,使这些新变量是两两不相关的,这就实现用较少的综合指标分别代表存在于各个变量中的各类信息。

基于PCA开展新能源汽车能效等级评估,具体步骤如下。

(1)对新能源汽车能效数据进行主成分分析,将与新能源汽车能效负相关的指标取倒数,同时将所有能效数据采用Z-score方式标准化,将标准化的数据输入到PCA中进行主成分分析,提取累计贡献率大于85%的 p 个主成分,并获得 p 个主成分的特征向量。

(2)计算能效信息主成分权重,如式(14)所示。

$$Z_j = \frac{z_j}{\sum_{j=1}^p z_j} \quad (14)$$

式中: Z_j 为第 j 个主成分的权重值; z_j 为第 j 个主

成分的贡献率。

(3)计算能效信息聚类中心的主成分。将得出的能效信息聚类中心标准化,并与步骤(1)中得到的特征向量相乘,计算聚类中心的 p 个主成分。

(4)计算聚类中心主成分隶属度函数值。

$$\mu_j^i = \frac{PC_j^i - PC_{j,\min}}{PC_{j,\max} - PC_{j,\min}} \quad (15)$$

式中: μ_j^i 为第 i 个聚类中心的第 j 个主成分 PC_j^i 的隶属度数值; PC_j^i 为第 i 个聚类中心的第 j 个主成分值, $PC_{j,\min}$ 与 $PC_{j,\max}$ 为第 j 个主成分的最小值与最大值。

(5)计算聚类中心能效综合得分,如下式所示。

$$F^i = \sum_{j=1}^p Z_j \mu_j^i \quad (16)$$

式中: F^i 为第 i 个聚类中心能效综合得分。

(6)新能源汽车能效等级评价。将上述得分由高到低排序,得分高者为高效能等级,反之为低能效等级,聚类中心所在类别的汽车均属于该能效等级。具体流程如图2所示。

运用PCA计算各个聚类中心能效得分,依据能

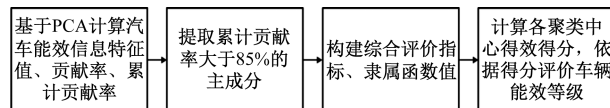


图2 基于PCA的汽车能效等级评价

效得分评价汽车能效等级。该算法是一个多阶段评级方法,逐层搭建三阶段共同构成一个较为系统的新能源汽车能效评估体系。

2 案例分析

2.1 数据平台及评价指标获取

通过上述新能源能效评价体系的建立,为了验证基于 SOM-K-means 的新能源等级评价方法的有效性和实践性,以 22 辆新能源汽车为例,进行能效等级评价。

(1)数据来源。所用指标数据均来源于合作单位实时监控数据大数据平台,具有时效性和可靠性,所用数据已经过脱敏处理。

(2)指标获取及具体信息。经过本研究小组对各指标的收集与处理,对车辆信息做描述性统计,得到车辆个指标的平均值、方差、四分位数、最大值、最小值数字特征如表 2 所示。

2.2 新能源车能效等级评价

2.2.1 新能源车信息聚类结果

采用 Python 编程,在 SOM-K-means 算法中第一阶段由 SOM 进行初聚类,得到 SOM 簇内平方和

和轮廓系数,其可视化结果如图 3 所示,其中轮廓系数越大代表聚类效果越好,因此将 22 辆聚为 4 类。并能得到样本的初始聚类中心如表 3 所示。

在该算法的第二阶段,K-means 聚类将上述输出结果作为初始输入,经过迭代得到最终的聚类中心及结果如表 4 所示。

每个类别包含的新能源汽车样本数分为是 4、6、4、8,具体如表 5 所示。

2.2.2 基于 PCA 的能效等级评价结果

(1)新能源汽车指标主成分分析。在对 22 辆新能源汽车进行聚类分析后,各车辆有了具体的所属类别,为了进一步明确各类别的优劣程度,利用 SPSS 软件进行主成分分析。所有指标中与方差有关的指标为负向指标,对其取倒数,其余指标均为正向指标,不做其他处理。各指标标准化后进行主成分分析,得到主成分特征值、贡献率、特征向量和特征向量,结果如图 4 所示。

如表 6 所示,前五个主成分的累积贡献率是 89.44%,超过 85%,表明指标的大部分信息能够被前 5 个主成分包含。

表 2 车辆各指标描述性分析

指标	平均值	方差	最小值	25%	50%	75%	最大值
单位 SOC 里程/(km·% ⁻¹)	1.974	0.582	1.165	1.496	1.883	2.467	2.926
里程利用率/%	29.507	11.657	16.357	18.724	28.090	36.491	58.012
速度利用率/%	39.387	12.436	15.148	33.790	38.667	42.295	70.396
平均速度/(km·h ⁻¹)	13.715	5.216	6.233	9.461	13.517	16.588	25.858
里程占比标准差	14.097	5.121	2.883	10.628	14.573	17.702	24.204
最高速度/(km·h ⁻¹)	71.422	7.124	59.092	66.052	72.600	75.719	86.908
充电速度	1 081.021	171.746	745.441	968.723	1 045.800	1 157.582	1 606.837
日平均行驶里程方差	148.563	244.331	12.496	35.078	78.950	146.006	1 141.791
运营率方差	72.233	21.712	40.741	61.960	68.750	75.386	148.997
里程利用率方差	97 565.411	76 140.800	10 224.167	29 654.690	71 250.361	164 979.124	269 635.823

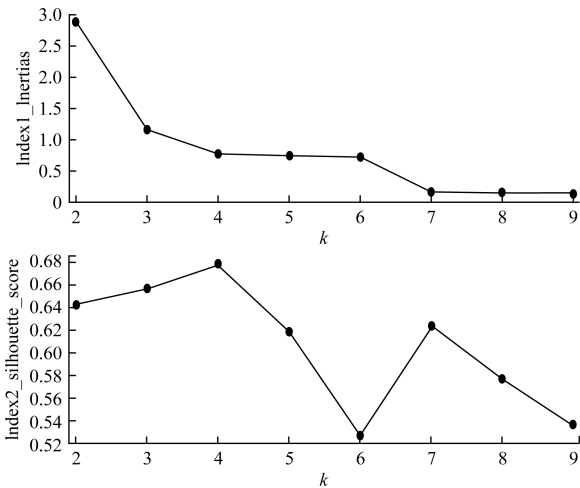


图 3 SOM 簇内平方和和轮廓系数

如表 7 所示,主成分 PC₁ 主要包含单位 SOC 里程、速度利用率、平均速度,主成分 PC₂ 主要综合了最高速度和运营率方差,主成分 PC₃ 主要综合了充电速度和里程利用率方差,主成分 PC₄ 主要包含里程占比标准差和里程利用率方差,主成分 PC₅ 主要综合了里程占比标准差里程利用率方差。

(2)结果分析及等级评价。由表 6 计算得出五个主成分的对应权重分别为 40.5%、23.1%、15.5%、10.7%、10.3%。将表 4 的聚类中心标准化,与主成分的特征向量相乘,计算聚类中心的主成分值,再由隶属度函数公式计算出聚类中心的主成分隶属度函数值,并进一步计算综合得分,按得分从上到下将各类别划分等级,具体结果如表 8 所示。

表 3 初始聚类中心

变量	编号 1	编号 2	编号 3	编号 4
单位 SOC 里程/(km·% ⁻¹)	1.898	1.993	1.835	1.919
里程利用率	33.033	29.036	20.258	29.648
速度利用率	33.303	39.979	39.007	42.384
平均速度/(km·h ⁻¹)	12.432	14.719	10.768	15.878
里程占比标准差	18.473	12.580	15.538	12.339
最高速度/(km·h ⁻¹)	68.027	72.471	74.042	73.006
充电速度	1 238.107	1 001.891	1 108.278	1 059.365
日平均行驶里程方差	64.449	69.824	103.972	355.110
运营率方差	63.707	76.082	73.691	80.730
里程利用率方差	62 625.365	206 203.815	114 144.088	25 338.002

表 4 最终聚类中心

变量	编号 1	编号 2	编号 3	编号 4
单位 SOC 里程/(km·% ⁻¹)	1.988	1.970	1.905	2.004
里程利用率	35.840	30.703	20.524	29.935
速度利用率	33.857	39.073	40.045	42.058
平均速度/(km·h ⁻¹)	12.829	13.731	11.177	15.416
里程占比标准差	18.049	12.656	14.792	12.855
最高速度/(km·h ⁻¹)	67.192	72.221	73.419	71.940
充电速度	1 254.044	1 016.855	1 088.129	1 039.080
日平均行驶里程方差	68.719	58.251	116.047	272.477
运营率方差	63.696	75.592	72.647	73.775
里程利用率方差	64 097.946	203 776.276	115 376.304	25 735.550

表 5 各车辆所属类别

聚类中心编号	车辆 VPN
1	A ₁ 、A ₂ 、A ₁₇ 、A ₈
2	A ₅ 、A ₉ 、A ₁₃ 、A ₁₄ 、A ₁₈ 、A ₂₀
3	A ₁₂ 、A ₁₅ 、A ₁₉ 、A ₂₂
4	A ₃ 、A ₄ 、A ₆ 、A ₇ 、A ₁₀ 、A ₁₁ 、A ₁₆ 、A ₂₁

表 7 主成分特征向量

指标	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅
单位 SOC 里程	0.428	-0.297	-0.274	0.037	-0.081
里程利用率	0.322	-0.380	0.213	0.373	0.115
速度利用率	0.374	0.354	-0.065	-0.192	0.211
平均速度	0.454	0.107	-0.151	0.022	-0.101
里程占比标准差	0.154	-0.119	0.172	-0.732	0.518
最高速度	0.355	0.477	0.098	-0.002	-0.002
充电速度	-0.073	-0.218	0.700	0.210	0.259
日平均行驶里程方差	0.363	0.350	0.248	0.066	-0.225
运营率方差	0.260	0.464	0.229	0.283	0.239
里程利用率方差	0.112	0.062	0.457	0.396	0.695

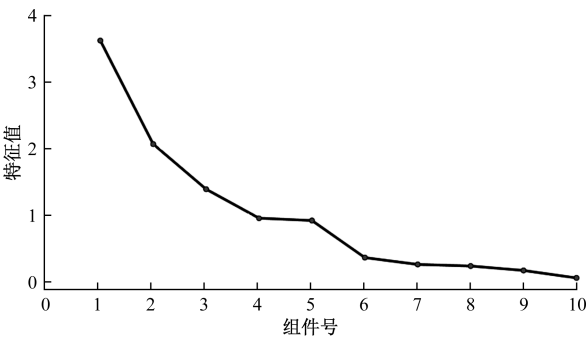


图 4 新能源汽车主成分碎石

表 6 主成分分析的特征值、贡献率及累计贡献率

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	3.566	35.66	35.66
2	1.95	19.498	55.158
3	1.456	14.559	69.718
4	1.063	10.634	80.352
5	0.909	9.092	89.444
6	0.354	3.544	92.987
7	0.266	2.664	95.651
8	0.201	2.01	97.661
9	0.177	1.766	99.428
10	0.057	0.572	100

同时,如表 9 所示,第一等级有 8 辆车,第二等级有 6 辆车,第三等级有 4 辆车,第四等级有 4 辆车。

3 结论

(1)本文利用 SOM-K-means 聚类方法将所选取车辆分成四类,再利用主成分分析的方法将所属类别划分等级,从划分结果来看有 14 辆车处于一、二等级,8 辆车处于三、四等级。这表明该基地大部分车辆性能良好,但也有小部分车辆评价得分较低,这有助于新能源车运营方加强对低等级车辆的监控和安全检修。针对得分较低的车辆,可以根据能效评估体系得到具体某项性能方面的缺陷,并对其及时进行维修改造,并加强该车辆的监控与维护检

表 8 各聚类中心主成分、隶属函数值、综合得分、评分等级

聚类中心编号	主成分					隶属度函数					综合得分	评分等级
	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅	u ₁	u ₂	u ₃	u ₄	u ₅		
1	-0.020	-3.647	1.224	-0.797	-0.020	0.472	0.000	1.000	0.000	0.840	0.437	3
2	-0.171	0.679	-1.442	1.358	-0.171	0.436	0.819	0.000	1.000	1.000	0.573	2
3	-1.993	1.636	0.249	-0.715	-1.993	0.000	1.000	0.634	0.038	0.852	0.413	4
4	2.185	1.333	-0.031	0.154	2.185	1.000	0.943	0.529	0.441	0.000	0.743	1

表 9 车辆等级评价结果

聚类中心	评价等级	所属车辆
1	3	A ₁ 、A ₂ 、A ₁₇ 、A ₈
2	2	A ₅ 、A ₉ 、A ₁₃ 、A ₁₄ 、A ₁₈ 、A ₂₀
3	4	A ₁₂ 、A ₁₅ 、A ₁₉ 、A ₂₂
4	1	A ₃ 、A ₄ 、A ₆ 、A ₇ 、A ₁₀ 、A ₁₁ 、A ₁₆ 、A ₂₁

修。同时根据实时情况,对于评价体系中的各项权重进行实时的修改。

(2)建立了三阶段的新能源车能效等级评估体系,所选指标均来自大数据实时监测平台,无论是从框架建立还是数据计算角度来看,本文都具有较好的真实性和可靠性,可为新能源车辆能效评价提供一定技术参考。且基于车辆的能效评估体系,可以实时对车辆进行能效评估以及监测,提高车辆的安全防范水平,降低车辆行驶时的风险效应,减少企业对于车辆各项性能监控方面的人力投入,以及对于车辆检修方面的资金投入。同时根据等级评价结果,可以针对性地加强新能源汽车的建设改造,有助于我国新能源汽车的发展普及。

参考文献

[1] 齐玮,李启昊. 全球新能源汽车贸易网络动态演化特征及影响因素研究[J]. 世界地理研究, 2023(8): 1-16.
[2] 宋广进. 我国新能源汽车市场营销策略研究[J]. 时代汽车, 2023(11): 138-140.

[3] 王芳,谢荣琼,丁浩轩. 2023 年一季度新能源汽车发展现状及形势研判[J]. 汽车工业研究, 2023(2): 2-7.
[4] 陈星. 关于新能源汽车常见故障与维修措施优化的研究[J]. 产品可靠性报告: 2023(5): 47-48.
[5] 李卓. 新能源汽车技术效能指标体系构建与集成评价探究[J]. 汽车与新动力, 2022, 5(1): 46-48.
[6] 罗桂成,盛春龙. 浅析新能源汽车的未来发展趋势[J]. 时代汽车, 2022(21): 105-107.
[7] 李鑫. 新能源汽车技术评估指标体系研究[J]. 河南科技, 2020(14): 119-121.
[8] 张雅静. 新能源城配“新星”福田智蓝轻卡“出战”第四届优运王大赛[J]. 商用汽车新闻, 2021(9): 22-27.
[9] 兰弘羿. 新能源汽车车联网大数据平台构建探析[J]. 太阳能学报, 2023, 44(6): 545-546.
[10] 古云菲. 中国新能源汽车商业模式研究[J]. 全国流通经济, 2023(11): 117-120.
[11] 陈晓曼,苏欢. 基于核 KMeans 和 SOM 神经网络算法的海况聚类分析[J]. 陕西科技大学学报, 2023, 41(3): 208-214.
[12] KURDYAEV Y B. Effect of the parameters of a three-dimensional cylindrical radiator and a spherical detector on measurement results[J]. Atomic Energy, 1999, 86(1): 31-35.
[13] 崔佳斌,李聪波,曹华军,等. 基于 SOM-K-means 的机床能效等级评价方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(7): 295-306.
[14] 张峻崧,魏蓉. 基于 PCA 算法的低碳城市建设影响因素研究[J]. 科技和产业, 2023, 23(22): 67-72.

Energy Efficiency Assessment of New Energy Vehicles Based on Self-organized Mapping Neural Network Clustering

YU Yang, GU Jiamin, HOU Qunqi, LI Yanjin, YU Yunyun, QIAO Furong
(College of Science, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300133, China)

Abstract: Energy efficiency evaluation of new energy vehicles is a prerequisite for monitoring vehicle performance and making timely warnings. Using the operational data of new energy vehicles taken from the real-time big data monitoring platform, the performance characteristics of new energy vehicles was summarized and an energy efficiency evaluation algorithm was constructed. Based on the self-organized mapping neural network, the shortcoming of K-means clustering which was affected by the initial point, was corrected and combined with the principal component analysis to give the results of energy efficiency rating of new energy vehicles. The effectiveness and practicability of the method are verified through practical cases.

Keywords: new energy vehicle energy efficiency assessment; self-organizing mapping neural network; cluster analysis; indicator system