

基于主成分分析和 BP 神经网络的网约车 服务质量评价

邵春福¹,王 菁¹,彭金栓²

(1.北京交通大学 交通运输学院,北京 100044;2.重庆交通大学 交通运输学院,重庆 400074)

摘 要:为客观、科学评价网约车服务质量,从顾客满意度角度出发,通过分析网约车服务过程,建立网约车服务质量评价指标体系;为消除指标间的相关性,利用主成分分析法提取累计贡献率超过 85%的主成分作为 BP 神经网络模型输入;通过分析 BP 神经网络模型的原理构建具体 BP 神经网络拓扑结构;以网约车乘客满意度调研问卷为数据基础,对 BP 神经网络模型进行训练、仿真,并与传统 BP 神经网络模型及 SERVQUAL 模型评价结果进行对比.结果表明:本文构建模型收敛效率高、评价误差小,能够反映网约车服务质量的水平,可以为评价网约车服务质量提供有效理论支撑.
关键词:城市交通;服务质量;主成分分析;BP 神经网络模型;网约车
中图分类号:U491 **文献标志码:**A

Internet private hire vehicle service quality evaluation based on principal component analysis and BP neural network

SHAO Chunfu¹, WANG Jing¹, PENG Jinshuan²

(1.School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. School of Traffic and Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract:In order to objectively and accurately evaluate the quality service of internet private hire vehicle, the evaluation index system of service quality is established by analyzing the service process from the perspective of customer satisfaction. Then, in order to eliminate the correction among indexes, the principal components of cumulative contribution rate over 85% are selected as the input of BP neural network model by principal component analysis. Further, by analyzing the principle of BP neural network model, a specific BP neural network topology is constructed. Finally, the BP neural network model is trained and simulated based on the data of passenger satisfaction questionnaire and compared with the evaluation results of traditional BP neural network model and SERVQUAL model. The results show that the proposed model is high, and the evaluation error is small which can well reflect the service quality of internet private hire vehicle and provide a theoretical basis to evaluate the service quality of internet private hire vehicle.

收稿日期:2017-11-15
基金项目:国家自然科学基金(51338008)
Foundation item: National Natural Science Foundation of China (51338008)
第一作者:邵春福(1957—),男,河北沧县人,教授,博士,博士生导师.研究方向为交通规划、交通管理和智能交通. email: cfshao@bjtu.edu.cn.
引用格式:邵春福,王菁,彭金栓.基于主成分分析和 BP 神经网络的网约车服务质量评价[J].北京交通大学学报,2018,42(3): 10—15.
SHAO Chunfu, WANG Jing, PENG Jinshuan. Internet private hire vehicle service quality evaluation based on principal component analysis and BP neural network [J].Journal of Beijing Jiaotong University, 2018, 42(3): 10—15.(in Chinese)

Keywords: urban traffic; service quality; principal component analysis; BP neural network model; internet private hire vehicle

网约车作为“互联网+交通”环境下的新型出租车服务业态,其健康运营对我国交通运输行业的发展具有重要意义.然而,自网约车出现伊始,社会各界对其监管制度便存在较大争议,明确的网约车服务质量管理内涵难以形成,导致行业缺乏科学的管理体系和评价依据^[1].因此,需要科学构建网约车服务质量评价体系.

国内外学者对于网约车服务质量评价的研究尚较少,大多仍停留在对传统出租车服务质量的研究. Bruce Schaller 讨论了出租车数量管制对其服务质量的影响,提出取消出租车数量管制会造成出租车质量和驾驶人员质量下降,进而导致出租车服务质量下降^[2];文献[3]根据波尔图的出租汽车数据提出了一种基于出租汽车网络的出租汽车乘客需求预测模型,从分析出租汽车乘客需求视角提出了提高出租车服务质量的策略.文献[4-5]以杭州出租车为研究对象,以有形性、保证性、可靠性和关怀性 4 个维度构建乘客服务质量评价指标体系,同时根据 SE-RVPERF 模型结合区间估计法建立了服务质量的重要度-绩效分析矩阵;文献[6]在基于马斯洛需求理论的基础上,提出快速乘车、安全乘车、舒适乘车、满意乘车 4 个层面的城市出租车系统服务评价体系;文献[7]根据网约车运营的特点,基于乘客视角从有形性、可靠性、响应性、保证性、移情性 5 方面构建了网约车服务质量评价指标体系,并应用 SE-RVQUAL 模型对网约车服务质量进行评价.

本文作者在分析网约车服务质量影响因素的基础上构建网约车服务质量评价体系,利用主成分分

析法对原始样本进行特征提取以消除评价指标间的相关性,选用 BP 神经网络模型对网约车服务质量进行评价,以克服评价过程中的主观性和模糊性,提高评价的客观性、准确性及科学性.

1 网约车服务质量评价指标体系

1.1 网约车服务过程

完整的网约车服务过程包括如图 1 所示的 7 个步骤.本文选取网约车服务的安全效率、时间效率、费用效率、可靠效率、移情性效率^[8] 5 个维度,构建网约车评价一级指标体系.其中安全效率评价乘客在乘车期间不受到损害的保障程度;时间效率指乘客从发出网约车乘车需求到目的地的总用时是否存在用时浪费;费用效率考量乘客花费的乘车费用是否经济、实惠,在遇到违约情况下是否得到经济赔偿;可靠效率检验网约车服务的诚信度,是否存在爽约、拒载以及迟到或就地下客的情况;移情性效率检验驾驶员是否设身处地为乘客着想.

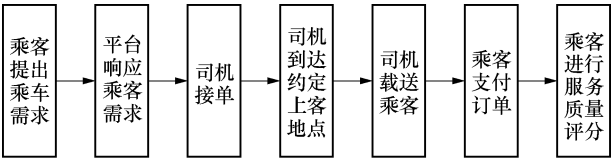


图 1 网约车服务过程

Fig.1 Service process of internet private hire vehicle

1.2 评价指标体系

通过对网约车服务中 5 个维度的分析,选取 12 项二级指标,构建网约车服务质量评价体系,见表 1.

表 1 网约车服务质量评价指标体系

Tab.1 Evaluation index system for service quality of internet private hire vehicle			
一级指标	二级指标	指标定义	指标类型
安全效率	违章驾驶率 c_1	评价驾驶员驾驶过程中是否违章驾驶	正向指标
	证件齐全率 c_2	评价网约车是否合法运营,驾驶人员与网约车是否具有营业执照、线上线下车牌是否一致	正向指标
	应急设施完善率 c_3	考察网约车的状况,主要考察应急设施是否完善	正向指标
费用效率	乘车价格满意率 c_4	评价乘客对于网约车收费的满意程度	正向指标
	违约赔偿率 c_5	考察网约车在发生违约事件(主要指载客爽约情况)时是否对乘客做出经济补偿	正向指标
时间效率	打车应答效率 c_6	评价平台对乘客打车需求的派单响应效率	正向指标
	驾驶员执行效率 c_7	考察驾驶员驾驶技术及是否合理规划驾驶路线	正向指标
	载客准时率 c_8	考察驾驶员是否按预约时间准时接客	正向指标
可靠效率	载客守信率 c_9	评价驾驶员有无爽约载客的现象	正向指标
	卸客准点率 c_{10}	考察驾驶员是否准确将乘客送到要求的下车地点,有无就近甩客现象	正向指标
移情效率	友好服务率 c_{11}	考察驾驶人员是否有投入精神,是否关心乘客需求	正向指标
	环境整洁率 c_{12}	评价网约车内的环境是否干净、整洁	正向指标

1.3 样本数据的获取

为获得网约车服务质量评价样本数据,采取网络问卷与纸质问卷并行的方式面向全国各地网约车用户及其行业专家进行了网约车服务质量满意度调研.本次问卷分为对用户基础信息的调查和问卷主体两部分,根据表 1,采用“0~10”分制调查用户对各评价指标的评分.本次调研共收集整理到 192 份有效问卷,有效回收率为 87.3%,其中男性用户占 48.2%,女性用户占 51.8%,18~50 岁用户占 83.9%.

1.4 主成分提取

为使评价结果更科学、可靠,根据主成分分析原理^[9],运用 SPSS 20.0 的主成分分析功能对原始样本数据进行特征值提取,以消除指标之间的相关性.

1)样本数据标准化.原始指标体系之间存在量纲、数量级不同的问题,首先对原始数据进行标准量化.由于原始指标都是正向指标(即得分越高表示服务质量越好),因此均采用 $r_i = (x_i - x_{i\min}) / (x_{i\max} - x_{i\min})$ 对数据进行规范化处理.

2)主成分分析条件判断.由主成分分析结果可知各变量之间的相关系数大部分大于 0.5,说明各指标间相关性强;KMO 检验统计量为 0.79,接近于 1,

Bartlett’s 球度检验的统计量数值为 1 809.601,小于显著水平.综上说明原始数据适合做主成分分析.

3)主成分分析结果.采用 SPSS 20.0 对评价指标数据进行主成分分析,提取得到累计方差贡献率超过 85%的前 6 个主成分^[9].由表 2 主成分方差贡献率及表 3 因子定义得,主成分 X_1 贡献方差率为 60.349%,在 $c_7 \sim c_{12}$ 上载荷较大,是反应时间效度、可靠效度和移情效度的重要指标; X_2 在 $c_1、c_4 \sim c_6$ 上的载荷较大,主要是反应费用效度的指标;同样, $X_3、X_5$ 主要是反应费用效度的指标; X_4 主要是反应安全效度的指标; X_6 主要反应时间效度的指标.

表 2 主成分特征值及方差贡献率

Tab.2 Eigenvalues of principal components and variance contribution rate

主成分	特征值	方差贡献率 / %	累积方差贡献率 / %
X_1	7.242	60.349	60.349
X_2	1.059	8.823	69.172
X_3	0.784	6.536	75.708
X_4	0.623	5.196	80.904
X_5	0.462	3.853	84.757
X_6	0.430	3.585	88.341

表 3 因子载荷矩阵

Tab.3 Factor load matrix

主成分	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8	c_9	c_{10}	c_{11}	c_{12}
X_1	0.562	0.696	0.753	0.672	0.678	0.675	0.864	0.887	0.878	0.896	0.851	0.823
X_2	0.518	0.288	0.286	0.395	0.369	-0.306	-0.207	-0.184	-0.115	-0.235	-0.192	-0.241
X_3	0.253	-0.490	-0.349	0.366	0.141	0.396	0.085	0.035	-0.055	0.022	-0.134	-0.132
X_4	-0.516	0.002	0.198	0.074	0.465	0.245	-0.053	-0.082	-0.106	-0.093	-0.067	-0.046
X_5	0.273	-0.185	0.098	-0.440	0.244	0.132	-0.148	-0.059	-0.036	-0.086	0.162	0.113
X_6	0.093	0.246	0.134	-0.104	-0.233	0.440	0.025	-0.098	0.058	-0.096	-0.180	-0.170

2 基于主成分分析 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型优点在于可以处理大量数据且尤其适用于非线性问题^[10].考虑到网约车服务质量评价是一个非线性问题且涉及到的评价指标较多、评价数据复杂.因此,本文选择 BP 神经网络模型求解网约车服务质量评价问题.

2.1 BP 神经网络模型训练样本及检验样本确定

由主成分分析原理^[9]可知,主成分 X_i 与原评价指标 c_1, c_2, \dots, c_{12} 之间的关系为

$$X_i = l_{i1}c_1 + l_{i2}c_2 + l_{i3}c_3 + l_{i4}c_4 + l_{i5}c_5 + l_{i6}c_6 + l_{i7}c_7 + l_{i8}c_8 + l_{i9}c_9 + l_{i10}c_{10} + l_{i11}c_{11} + l_{i12}c_{12}$$

(1)

其中, l_{ij} ($i, j = 1, 2, 3, \dots, 6$)表示第 i 个主成分在第 j 个指标上的载荷值,如表 3 所示.

综上可得

$$X_1 = 0.562c_1 + 0.696c_2 + 0.753c_3 + 0.672c_4 + 0.678c_5 + 0.675c_6 + 0.864c_7 + 0.887c_8 + 0.878c_9 + 0.896c_{10} + 0.851c_{11} + 0.823c_{12},$$

$$X_2 = 0.518c_1 + 0.288c_2 + 0.286c_3 + 0.395c_4 + 0.369c_5 - 0.306c_6 - 0.207c_7 - 0.184c_8 - 0.115c_9 - 0.235c_{10} - 0.192c_{11} - 0.241c_{12},$$

$$X_3 = 0.253c_1 - 0.490c_2 - 0.349c_3 + 0.366c_4 + 0.141c_5 + 0.396c_6 + 0.085c_7 + 0.035c_8 - 0.055c_9 + 0.022c_{10} - 0.134c_{11} - 0.132c_{12},$$

$$X_4 = -0.516c_1 + 0.002c_2 + 0.198c_3 + 0.074c_4 + 0.465c_5 + 0.245c_6 - 0.053c_7 - 0.082c_8 - 0.106c_9 - 0.093c_{10} + 0.067c_{11} + 0.046c_{12},$$

$$X_5 = 0.273c_1 - 0.185c_2 + 0.098c_3 - 0.440c_4 + 0.244c_5 + 0.132c_6 - 0.148c_7 - 0.059c_8 - 0.036c_9 - 0.086c_{10} + 0.162c_{11} + 0.113c_{12},$$

$$X_6 = 0.093c_1 + 0.246c_2 + 0.134c_3 - 0.104c_4 -$$

$$0.233c_5 + 0.440c_6 + 0.025c_7 - 0.098c_8 + 0.058c_9 - 0.096c_{10} - 0.180c_{11} - 0.170c_{12} \quad (2)$$

将标准化后的评价样本数据代入式(2)得到主成分 X_1, X_2, \dots, X_6 的样本数据,即 BP 神经网络模

表 4 BP 神经网络模型样本数据

Tab.4 Sample data of BP neural network model

主成分	样本 1	样本 2	样本 3	...	样本 190	样本 191	样本 192
X_1	76.589	71.958	79.306	...	80.542	54.068	59.989
X_2	3.636	-0.909	-3.024	...	3.168	1.858	-0.649
X_3	-0.891	-3.798	-0.001	...	1.018	-1.780	1.663
X_4	-0.208	0.040	-3.965	...	-0.260	-1.799	-0.949
X_5	0.413	-2.060	2.411	...	0.053	-0.726	-1.324
X_6	0.267	1.304	2.503	...	2.397	2.623	0.106

2.2 BP 神经网络建模

BP 神经网络由输入层、输出层及隐含层组成。通过比较期望输出与实际输出之间的误差值达到模型的训练目的,若训练样本的误差均达到允许范围,则学习过程结束;否则,进行网络的反向传递,修改网络之间的连接权重,最后实现网络输出与期望输出误差最小。据调查^[11],3 层 BP 神经网络模型即可解决大部分评价问题,过高的层数反而会影响模型的精度。因此,本文采用 3 层神经网络模型求解进行网约车服务质量评价。

1)网络输入层即为 6 个主成分,因此确定输入层节点为 6;2)网络输出关注每个样本最终的整体评价结果,因此输出节点数设置为 1;3)学习函数选择。常用于 BP 神经网络模型的传递函数有 logsig、tansig 和 purelin。研究表明^[12]:对于一个 3 层神经网络模型,使用“logsig+purelin”作为传递函数就能对任意连续有界的函数进行模拟。因此,本文选取 logsig 作为输入层及隐含层的传递函数,purelin 作为隐含层及输出层的传递函数。Matlab 中常用的训练函数有^[13] TRAINGLM, TRAINGDX, TRAINGDA, TRAINGD。为了选取合适的训练函数,本文通过输入训练样本,设定参数为:6 个输入神经元、9 个隐含神经元、1 个输出神经元、最大训练次数为 2 000 次、训练精度为 0.01,比较不同算法的训练结果以选取最优的训练函数。如表 5 所示,通过多次训练,TRAINGLM 仅通过 23 次迭代精度达到 0.009 938 6,其无论在迭代效率或迭代精度上均优于其他函数,因此,选取 TRAINGLM 为 BP 神经网络的训练函数。

4)隐含层神经元数的计算还没有确定的公式,大多采用理论推导和试错结合的方法选择的合适的节点数^[14],在此基础上加上一个常量。具体如下:

①隐含层节点数范围确定。

型输入,见表 4。由 1.3 节中所述,调查共得到 192 份有效数据,本文选取其中 180 份作为 BP 神经网络模型训练样本,12 份作为模型检验样本。

$$a = \frac{I+J}{2} \leqslant L \leqslant \sqrt{I+J} + c = b \quad (3)$$

式中: I 表示输入层节点数; J 输出层节点数; L 表示隐含层节点数; c 为 1~10 间的常数,本文中 $I=6, J=1$,则通过计算可得 L 在 4~12 之间。

②试错比较。

$$\begin{cases} g_1 = 0.618 \cdot (b-a) + a \\ g_2 = 0.382 \cdot (b-a) + a \end{cases} \quad (4)$$

$$[a', b'] = \begin{cases} [a, g_1], E(g_1) > E(g_2) \\ [g_1, b], E(g_1) < E(g_2) \\ [g_1, g_2], E(g_1) = E(g_2) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $E(g_1)、E(g_2)$ 表示 $g_1、g_2$ 的均方差。

③不断重复②中的步骤,直到无法得到更小的 $g_1、g_2$ 为止。最后选取

$$E(L) = \min\{E(a), E(g_1), E(g_2), E(a'), E(b'), \dots\} \quad (6)$$

L 即为最终的理想隐含层节点数,求解步骤结束。

表 5 各训练函数训练效果对比

Tab.5 Performance comparison of different training function

函数	算法	迭代次数	迭代精度
TRAINGLM	Levenberg-Marquardt 法	23	0.009 938 6
TRAINGD	梯度递减法	2 000	0.043 605 0
TRAINGDM	带动量因子的梯度递减法	2 000	0.045 780 0
TRAINGDA	带自适应学习率的梯度递减法	2 000	0.033 039 0
TRAINGDX	带自适应学习率和动量因子的梯度递减法	2 000	0.026 145 0

如表 6 所示,通过输入训练样本,使用 Matlab 循环模式对网络进行训练,设置最高训练的次数为 2 000 次,目标精度设定为 0.01,可得 9 个 BP 神经网络训练模型中,当隐含层数为 10 时,无论是在迭代效率或是训练精度中均优于其他网络,因此确定隐含层节点数为 10。

表 6 不同隐含节点网络训练效率对比
Tab.6 Performance comparison of different hidden layer nodes network

隐含层数	迭代次数	均方差(MSE)
4	2 000	0.017 70
5	2 000	0.015 80
6	2 000	0.014 40
7	2 000	0.013 80
8	2 000	0.011 40
9	43	0.009 97
10	12	0.008 32
11	35	0.009 92
12	25	0.009 92

2.3 训练结果

将 180 份训练样本输入构建好的 BP 神经网络拓扑结构,由图 2 所示,训练 5 步后,网络训练精度达到 0.0 073 438,下降到目标值 0.01.如图 3 所示,网络训练输出结果曲线与期望输出曲线基本一致.

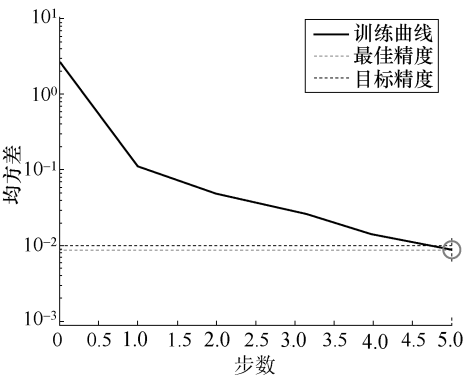


图 2 训练精度曲线

Fig.2 Precision curves of training

通过计算,180 份训练样本中网络输出与期望输出的误差在 0.04%~4.79%之间,训练结果较好.

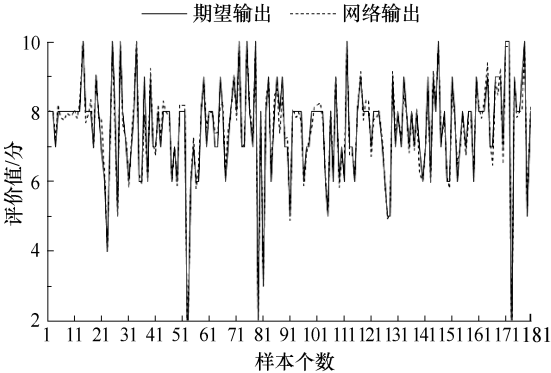


图 3 网络输出与期望输出对比

Fig.3 Comparison of network output and expected output

2.4 模型仿真及结果分析

为探究模型的适应性,对剩余 12 份检验样本进行仿真评价.对比表 7 中 12 份检验样本在不同评价模型下的结果可知,3 种评价模型中,本文模型评价结果相对误差在 0.01%~4.20%,误差最小.12 份样本中本文模型评价误差均小于 SERVQUAL 模型,有效克服了 SERVQUAL 模型评价指标权重难以确定,随着样本的增大误差增大的缺点^[15];同时,本文模型在收敛速度及模型精度上均优于传统 BP 神经网络模型,即进行主成分提取后的 BP 神经网络模型能提高传统 BP 神经网络模型的收敛效率,降低由原有评价指标间的耦合性带来的对模型评价精度的影响,使评价结果更为科学、可靠.

表 7 不同模型评价结果

Tab.7 Evaluation results of different models

样本	期望输出	本文模型		传统 BP 神经网络模型		SERVQUAL 评价模型 ^[7]	
		模型输出	相对误差/%	模型输出	相对误差/%	模型输出	相对误差/%
1	9	9.378 2	4.20	9.391 1	4.35	9.412 2	4.58
2	7	7.206 1	2.94	6.682 9	4.53	8.599 9	22.86
3	7	7.251 9	3.60	7.337 7	4.82	7.328 8	4.70
4	9	8.787 6	2.36	7.608 3	15.46	8.608 3	4.35
5	10	9.999 2	0.01	9.873 2	1.27	9.772 3	2.28
6	8	7.871 7	1.60	7.734 2	3.32	8.221 4	2.77
7	6	5.808 3	3.20	6.078 3	1.30	6.225 7	3.76
8	9	9.134 4	1.49	6.706 0	25.49	7.587 4	15.70
9	8	8.284 5	3.56	7.508 9	6.14	8.651 3	8.14
10	8	8.268 7	3.36	8.616 1	7.70	8.298 7	3.73
11	6	6.145 3	2.42	6.362 2	6.04	6.432 2	7.20
12	7	6.835 6	2.35	7.246 9	3.53	7.391 5	5.59

3 结论

1)从顾客满意度出发,建立网约车服务质量评价指标体系.为消除指标间的耦合性,利用主成分分析法将原有指标变为 6 个互不相关的综合指标.构

建了合理的 BP 神经网络拓扑结构,并利用调研数据对网约车服务质量进行评价分析.通过与传统 BP 神经网络模型及 SERVQUAL 模型对比可知,本文构建模型能够有效提高传统 BP 神经网络模型的收敛效率及运算精度,评价结果更为科学、可靠,能为

实际网约车服务质量评价提供有效依据。

2)我国的网约车监管制度在不同地区采取不同的管理措施,而本文选取了来自全国各地网约车专家及用户对网约车服务质量的打分数据作为训练样本及检验样本,忽略了政策影响下用户感知网约车服务质量的差异性对评价结果的影响,下一步将对不同政策影响下的网约车服务质量进行评价分析。

参考文献(References):

- [1] 侯登华.网约车规制路径比较研究[J].北京科技大学学报(社会科学版),2015,31(6):96—103.
HOU Denghua. Legitimacy and supervision system of Internet private hire vehicles[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing (Social Sciences Edition), 2015, 31(6): 96—103. (in Chinese)
- [2] 薛志远.网约车数量管制问题研究[J].理论与改革,2016,29(6):108—114.
XUE Zhiyuan. Research on regulating amount of internet private hire vehicles[J]. Theory and Reform, 2016, 29(6): 108—114. (in Chinese)
- [3] MOREIRA-MATIAS L, GAMA J, FERREIRA M, et al. A predictive model for the passenger demand on a taxi network[C] // IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2012:1014—1019.
- [4] 姚志刚.客运出租汽车服务质量的重要度—绩效分析[J].交通运输系统工程与信息,2011,11(5):181—186.
YAO Zhigang. Importance-performance analysis of taxi service quality[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2011, 11(5): 181—186. (in Chinese)
- [5] 姚志刚,裴爱红,袁球明,等.城市出租汽车客运服务质量的乘客感知特性分析[J].长安大学学报(社会科学版),2011,13(2):35—39.
YAO Zhigang, QIU Aihong, YUAN Qiuming, et al. Characteristics of passengers' perception of taxi service quality[J]. Journal of Chang'an University (Social Science Edition), 2011, 13(2): 35—39. (in Chinese)
- [6] 张绍阳,焦红红,赵文义,等.面向出行者的城市出租汽车服务水平评价体系及指标计算[J].中国公路学报,2013,26(5):148—158.
ZHANG Shaoyang, JIAO Honghong, ZHAO Wenyi, et al. Traveler-oriented service level evaluation system for urban taxis and its indexes calculation[J]. China Journal of Highway and Transport, 2013, 26(5): 148—158. (in Chinese)
- [7] 任其亮,王磊.网约车服务质量评价研究[J].公路与汽车,2017,33(2):44—49.
RENG Qiliang, WANG Lei. Research on service quality

- evaluation of internet private hire vehicles[J]. Highways & Automotive Applications, 2017, 33(2): 44—49. (in Chinese)
- [8] 李春丽.顾客满意度指数测评研究[D].呼和浩特:内蒙古工业大学,2005.
LI Chunli. A study of testing and assessing about customer satisfaction index [D]. Hohhot: Inner Mongolia University of Technology, 2005. (in Chinese)
- [9] 罗志忠,张丰焰.主成分分析法在公路网节点重要度指标权重分析中的应用[J].交通运输系统工程与信息,2005,5(6):78—81.
LUO Zhizhong, ZHANG Fengyan. Application of principal component analysis method in calculating the weights of the indexes of the highway nodes' importance[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2005, 5(6): 78—81. (in Chinese)
- [10] 聂昌成.基于多元数据的出租车信息化服务质量评价研究[D].西安:长安大学,2016.
NIE Changcheng. Research on evaluation of taxi informatization service quality based on multivariate data [D]. Xi'an: Chang'an University, 2016. (in Chinese)
- [11] 王永骥,涂键.神经网络控制[M].北京:机械工业出版社,1998.
WANG Yongji, TU Jian. Neuron network control[M]. Beijing: Mechanical Engineering Press, 1998. (in Chinese)
- [12] 张文鸽,吴泽宁,逯洪波. BP神经网络的改进及其应用[J].河南科学,2003,21(2):2—6.
ZHANG Wenge, WU Zening, LU Hongbo. Improvement and application to BP neural network [J]. HENAN Science, 2003, 21(2): 2—6. (in Chinese)
- [13] ROBERT L, JULES T, JACQUES L. Process modeling with neural networks using small experimental datasets [J]. Computers & Chemical Engineering, 1999, 23(9): 1167—1176.
- [14] 杨国元,史天运,张秋亮.基于BP神经网络的铁路客运服务质量评价研究[J].交通运输系统工程与信息,2016,16(5):33—39.
YANG Guoyuan, SHI Tianyun, ZHANG Qiuliang. Railway passenger service quality evaluation based on BP neural network[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016, 16(5): 33—39. (in Chinese)
- [15] 李鹏.服务质量评价 SERVQUAL 模型比较及其修正[J].统计与决策,2007,23(21):33—35.
LI Peng. Comparison and correction of service quality evaluation models [J]. Statistics & Decision, 2007, 23(21): 33—35. (in Chinese)