

改进的 FCM 聚类法及其在行驶工况构建中的应用

石 琴 马洪龙 丁建勋 龙建成 凌 翔
合肥工业大学,合肥,230009

摘要:针对 FCM 聚类法对初始聚类中心比较敏感、迭代容易陷入局部极值、难以取得最优聚类的问题,提出了一种改进的 FCM 方法,即利用 SOM 网络对主成分数据进行聚类,将得到的权值作为 FCM 聚类的初始聚类中心,从而使聚类结果更加接近最优聚类。将改进的 FCM 聚类方法应用于合肥市道路行驶工况的构建中,理论分析及试验结果表明,该方法有效地提高了聚类精度,构建的行驶工况与实际道路的交通状况吻合很好。

关键词:模糊 C 均值聚类;自组织映射;主成分分析;行驶工况

中图分类号:U461.8

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2014.10.020

An Improved FCM Clustering Algorithm and Its Applications of Vehicle Driving Cycle Construction

Shi Qin Ma Honglong Ding Jianxun Long Jiancheng Ling Xiang
Hefei University of Technology, Hefei, 230009

Abstract: Since FCM clustering was relatively sensitive to the initial clustering center, iteration was inclined to fall into local extremum and the global optimum was difficult to obtain, a modified FCM method was presented to overcome the above defects. In order to get closer to the global optimal clustering, the data of the principal components were classified by a SOM network, and the obtained weights were used as the initial clustering center of the FCM clustering. The modified FCM clustering method was used for establishing driving cycle in Hefei city. The theoretical analysis and its corresponding results indicate that this method possesses a sound precision for establishing driving conditions, which can reflect the realistic urban traffic conditions comprehensively.

Key words: fuzzy C means(FCM) clustering; self-organizing maps(SOM); principal component analysis; driving cycle

0 引言

汽车行驶工况是描述车辆行驶的速度-时间曲线。近年来,国内外学者对行驶工况进行了深入研究。Ericsson^[1]对影响行驶工况的关键因素以及对汽车的油耗与排放有明显影响的因素进行了研究。Wang 等^[2]研究了中国城市行驶工况与欧美地区城市行驶工况的差异。文献[3-6]对上海、北京和广州三个城市进行了为期两年的车辆实际行驶工况调查研究、试验和数据采集分析,用实测的方式研究了中国典型城市乘用车的行驶工况。文献[7]采取试验和调查的方式对上海市典型道路行驶特征进行了研究。文献[8]采取试验和调查的方式对天津市道路行驶工况进行了研究。马志雄等^[9]研究了动态聚类法在车辆实际行

驶工况开发中的应用。

自组织映射(self-organizing maps, SOM)算法不能提供非常精确的聚类信息,但可以通过训练函数得到权值分布,从而增强了样本的可聚类性^[10-12],而 FCM 算法在给定聚类中心和聚类数的情况下可以接近最优聚类。因此,本文将 SOM 网络得到的权值中心作为 FCM 的初始聚类中心,从而使聚类结果更加接近最优聚类,采用改进的 FCM 聚类法构建了合肥市道路行驶工况。

1 行驶工况构建的基本理论与方法

1.1 主成分分析

在实际问题中,不同变量之间有一定相关性。当变量较多且变量间有一定的相关性时,分析问题的复杂性就会增加。主成分分析即设法将原来变量重新组合成一组新的相互无关的几个变量来代替原来变量,同时根据实际需要从中取几个综合变量以尽可能多地反映原来变量的信息。具体

收稿日期:2013-01-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71071044,71001001,71201041,71271075);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20110111120023,20120111120022)

步骤如下。

(1) 确定分析变量,采集数据。假设有 n 个样本,每个样本有 p 个变量(记为 x_1, x_2, \dots, x_p),则构成一个 $n \times p$ 型的矩阵:

$$\mathbf{X}_{n \times p} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (1)$$

(2) 数据的标准化处理。为了消除量纲对数据处理的影响,对原始数据进行标准化: $y_{ij} = (x_{ij} - x_i) / s_i$,其中, y_{ij} ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, p$) 为标准化后的变量值; x_{ij} 为实际变量值; x_i 为算术平均值; s_i 为标准差,则处理后的数据矩阵为

$$\mathbf{Y}_{n \times p} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{21} & \cdots & y_{1p} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & y_{np} \end{bmatrix} \quad (2)$$

(3) 计算特征根与相应的标准正交特征向量。相关系数矩阵 \mathbf{Z} 为

$$\mathbf{Z}_{n \times p} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{21} & \cdots & z_{1p} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \cdots & z_{np} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, z_{ij} ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, p$) 为原变量 z_i 与 z_j 的相关系数, $z_{ij} = z_{ji}$,其计算公式为

$$z_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (y_{ki} - \bar{y}_i)(y_{kj} - \bar{y}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (y_{ki} - \bar{y}_i)^2 \sum_{k=1}^n (y_{kj} - \bar{y}_j)^2}} \quad (4)$$

根据行列式 $|\lambda \mathbf{E} - \mathbf{Z}| = 0$ (其中 λ 为特征值, \mathbf{E} 为单位矩阵),求出矩阵 \mathbf{Z} 的 p 个特征值,各主成分的方差贡献大小按特征根顺序排列,且依次递减,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ 。然后对每个特征值 λ_j 解方程组 $\mathbf{Z}\mathbf{b} = \lambda_j \mathbf{b}$ 对应于每个特征值的特征向量 \mathbf{b}_j 。

(4) 计算主成分贡献率及累计贡献率。主成分分析把 p 个原始变量 y_1, y_2, \dots, y_p 的总方差分解为 p 个独立的变量 g_1, g_2, \dots, g_p 的方差之和,第 j 个主成分 y_j 的方差贡献率为

$$\varphi_j = \lambda_j / \sum_{j=1}^p \lambda_j \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

第一主成分贡献率最大,表明 g_1 综合原始变量的能力最强,而 g_2, g_3, \dots, g_p 的综合能力依次递减。如果只取其中的 m 个主成分 ($m < p$),那么这 m 个主成分的累积贡献率为

$$\Psi_m = \sum_{k=1}^m \lambda_k / \sum_{j=1}^p \lambda_j \quad (6)$$

(5) 得到新综合变量:

$$\left. \begin{aligned} f_1 &= l_{11}y_1 + l_{12}y_2 + \cdots + l_{1p}y_p \\ f_2 &= l_{21}y_1 + l_{22}y_2 + \cdots + l_{2p}y_p \\ &\vdots \\ f_m &= l_{m1}y_1 + l_{m2}y_2 + \cdots + l_{mp}y_p \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中, $l_{11}, l_{12}, \dots, l_{mp}$ 为主成分得分系数, y_1, y_2, \dots, y_p 为样本标准化处理后的数据。 f_1, f_2, \dots, f_m 分别称为原变量 x_1, x_2, \dots, x_p 的第 1, 第 2, \dots , 第 m 个主成分。式(7)用矩阵表示为

$$\mathbf{F} = \mathbf{LY} \quad (8)$$

1.2 SOM 网络学习算法

SOM 算法作为一种聚类和高维可视化方面的无监督学习算法,是通过模拟人脑对信号处理的特点而发展起来的一种人工神经网络。SOM 网络是由输入层和输出层(竞争层)构成的两层网络,其结构如图 1^[12]所示。其中输入层的神经元

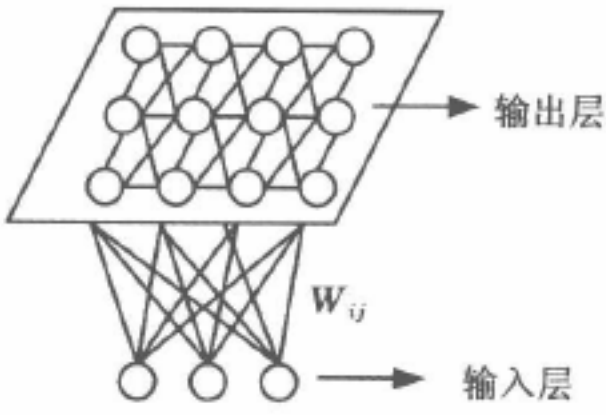


图 1 SOM 网络结构图

个数的选取视输入网络的向量个数而定,输出层的神经元个数取决于最终要区分的类别的个数。网络是全连接的,每个输入神经元节点通过权值 W_{ij} ($i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N$) 与所有的输出神经元节点相连接。其基本思想是通过网络训练,把相类似的输入映射到同一个输出节点上,从而实现对输入数据的聚类。SOM 算法的具体过程如下^[13-17]。

(1) 初始化,对初始权值向量选择较小的权值,设定学习效率的初值及学习总次数 T 。

(2) 给网络提供一个输入模式:

$$\mathbf{x}_k = [x_1^k \ x_2^k \ \cdots \ x_n^k] \quad (9)$$

(3) 竞争,确定样本的获胜神经元。计算欧氏距离 d_j ,即输入样本与每个输出神经元 j 之间的距离:

$$d_j = \|\mathbf{x} - \mathbf{W}_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i(t) - W_{ij}(t))^2} \quad (10)$$

并计算出一个具有最小距离的神经元 j^* ,即确定某个单元 k ,对于任意 j ,都有 $d_k = \min(d_j)$ 。

(4) 修正输出的神经元 j^* 及其邻接神经元的权值。公式如下:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta(t)(x_i(t) - W_{ij}(t)) \quad (11)$$

$$\eta(t) = \frac{1}{t} \text{ 或 } \eta(t) = 0.2(1 - \frac{t}{10000})$$

其中, $\eta(t)$ 为一个增益项,并随时间变化逐渐减小

到零,一般取值范围为0~1。

(5) 令 $t \leftarrow t + 1$,重复步骤(2)~步骤(4),直到映射不再发生明显变化时停止训练,输出聚类结果。

1.3 FCM 聚类

FCM 聚类是用隶属度确定每个数据点属于某个聚类的程度的一种聚类算法,通过迭代使各样本距离模糊聚类中心的距离加权和最小。

设目标函数式为

$$\min J(U,V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^{m_f} (d_{ij})^2$$

其中, n 为样本数, $c \in [2,n]$ 为聚类类别个数, u_{ij} 为第 j 个样本属于第 i 类的隶属度, d_{ij} 为第 j 个样本距离第 i 类聚类中心的距离,一般可设为欧氏距离。 $m_f \in [1,\infty)$ 是模糊加权指数,用来控制隶属矩阵的模糊程度,本文取 $m_f = 2$ 。 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是一个含有 n 个样本的集合。将这 n 个样本划分为 c 类,用 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 表示这 c 个类的中心。设 $U = (u_{ij})_{c \times n}$,矩阵 U 的元素 u_{ij} 表示 $j(j = 1, 2, \dots, n)$ 个样本属于第 $i(i = 1, 2, \dots, c)$ 类的隶属度, u_{ij} 满足如下条件:

$$\left. \begin{aligned} \forall j \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} &= 1 \\ \forall i, j \quad u_{ij} &\in [0, 1] \\ \forall i \quad \sum_{j=1}^n u_{ij} &> 0 \end{aligned} \right\}$$

算法流程如下:

(1) 定义类别数 $c(2 \leq c < n)$,本文取 $c = 3$; $m_f = 2$,容许误差 $\xi = 10^{-5}$ 。

(2) 随机产生一个聚类中心 $\omega_i(k), i = 1, 2, \dots, c$,并令循环次数 $k \leftarrow 1$ 。

(3) 隶属度计算公式为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (\frac{d_{ij}^2(x_j, c_i)}{d_{kj}^2(x_j, c_k)})^{\frac{1}{m_f-1}}} \quad k = 1, 2, \dots, c$$

(4) 修正聚类中心为

$$\omega_i(k+1) = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^{m_f} x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^{m_f}} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad j = 1, 2, \dots, n$$

(5) 误差计算公式为

$$e = \sum_{i=1}^c |\omega_i(k+1) - \omega_i(k)|^2$$

如果 $e < \xi$,算法结束;否则 $k \leftarrow k + 1$,转步骤(3)。

(6) 算法结束后,由得到的隶属度矩阵确定数据所属的类,显示最后聚类结果。

2 道路行驶工况的构建

2.1 数据采集

本文以合肥市典型道路为采集对象,选取屯溪路、明光路、环湖东路进行样本采集。采样时间为7:30~11:30和13:00~18:00,对采样路线连续采样两周,包括车流量的高峰期与非高峰期以及工作日与非工作日的各个时段。驾驶员采用固定路线跟车法,跟随测试路段上的车流行驶进行数据采集。

2.2 运动学片段划分及特征参数

车辆在正常的行驶过程中,受道路交通状况的影响,总是频繁地加速、减速、怠速。为便于处理数据,本文定义运动学片段为车辆从一个怠速开始到下一个怠速开始的运动过程。在数据处理过程中,本文将行驶工况按以下原则定义:①怠速工况,即发动机工作并且速度 $v = 0$ 的行驶状态;②加速工况,即车辆加速度 $a \geq 0.36 \text{ m/s}^2$ 且速度 $v \neq 0$ 的行驶状态;③减速工况,即车辆加速度 $a \leq -0.36 \text{ m/s}^2$ 且速度 $v \neq 0$ 的行驶状态;④匀速工况,即车辆加速度 $|a| \leq 0.36 \text{ m/s}^2$ 且速度 $v \neq 0$ 的行驶状态。

描述汽车运行状态的参数有很多,如果选择过多的参数表征汽车的行驶状态,会使计算变得复杂,可能会给分析工作带来不必要的困难;如果参数选择过少,可能不足以描述真实的汽车运行状态。综上考虑,本文定义了以下11个参数: P_a (加速比例)、 P_d (减速比例)、 P_c (匀速比例)、 P_i (怠速比例)、 v_m (平均速度)、 v_{mr} (平均运行速度)、 v_{max} (最大速度)、 a_{max} (最大加速度)、 a_{min} (最小加速度)、 v_{sd} (速度标准偏差)、 a_{sd} (加速度标准偏差)。

对采集到的13 000多组数据进行预处理后,将数据分成96个运动学片段,再分别计算各个运动学片段的特征参数,结果见表1。

表1 总体及各运动学片段特征参数值

片段	v_m (km/h)	v_{mr} (km/h)	...	P_i (%)	P_a (%)	P_d (%)	P_c (%)
1	32.34	33.18	...	3.39	26.27	31.36	38.98
2	26.72	27.01	...	51.59	23.32	22.26	2.83
3	29.58	44.61	...	33.69	17.11	21.93	27.27
4	30.47	35.72	...	14.71	25.49	15.69	44.11
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
93	27.06	30.52	...	11.36	25.00	25.00	38.64
94	27.57	27.69	...	0.45	23.68	20.61	55.26
95	51.27	51.91	...	1.23	23.05	23.46	52.26
96	32.83	33.20	...	1.13	28.25	21.47	49.15

2.3 主成分分析及聚类解析

用高级统计软件 SPSS 对各运动学片段的全部特征值参数进行主成分分析,得到前 11 个主成分,分别用 $M_i(i=1,2,\cdots,11)$ 表示。各主成分的贡献率及累积贡献率见表 2。

表 2 各主成分贡献率及累积贡献率

成分	特征值	贡献率(%)	累计贡献率(%)
M_1	4.923	44.752	44.752
M_2	2.356	21.416	66.168
M_3	1.766	16.053	82.221
M_4	0.891	8.103	90.325
M_5	0.281	2.551	92.876
M_6	0.261	2.377	95.252
M_7	0.166	1.508	96.760
M_8	0.153	1.390	98.150
M_9	0.087	0.791	98.941
M_{10}	0.080	0.732	99.672
M_{11}	0.036	0.328	100.000

通常选取累积贡献率达到 80% 左右且特征值大于 1 的变量进行主成分分析。由表 2 可以看出,前 3 个主成分特征值的累积贡献率达到了 82.221%,而且前 3 个主成分的特征值都大于 1,所以选取前 3 个主成分进行聚类分析。

在主成分分析的基础上,可以得到各运动学片段在前 3 个主成分上的得分,见表 3。

表 3 各主成分得分

运动学片段序号	第一主成分得分	第二主成分得分	第三主成分得分
1	0.922 088	0.486 513	0.076 173
2	0.319 808	-0.130 89	2.480 122
3	0.897 139	-0.495 58	1.933 959
4	0.301 105	0.342 934	-0.313 39
⋮	⋮	⋮	⋮
93	0.765 107	0.421 298	0.541 184
94	0.507 875	0.533 992	-0.310 502
95	1.673 263	0.945 055	0.782 535
96	1.018 683	1.103 984	0.335 281

将主成分得分作为新的综合变量,进行聚类分析。为了防止奇异样本数据的存在所引起的神经网络训练时间增加,并可能引起网络无法收敛,必须对新的综合变量进行归一化处理,归一化处理的表达式为

$$Y=\frac{X-X_{min}}{X_{max}-X_{min}}$$

其中,Y 为归一化后的数据, X_{max} 、 X_{min} 分别为样本数据的最大值和最小值。运用 MATLAB 中的 SOM 神经网络工具箱创建 SOM 神经网络,将实际道路的交通状况分为 3 类,即低速、中速、高速,所以竞争层的结构设为 1×3 。由于神经网络的聚类性能受训练步数的影响,故经多次试验,将训练步数设为 30、60、100。比较 3 次训练结果

可以发现,训练 60 次和 100 次时输出神经元权值基本保持不变,说明 SOM 网络已经收敛,如图 2、图 3 所示。其中, $W(i,1)$ 、 $W(i,2)$ 、 $W(i,3)$ 分别为第 i 个点到第 1、第 2、第 3 类聚类中心的权值。

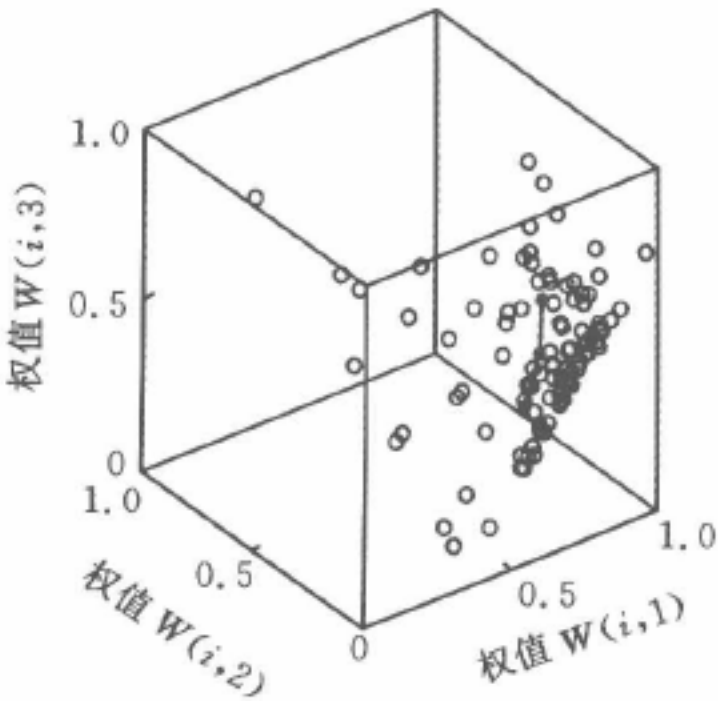


图 2 训练 60 次时原始数据和网络权值分布

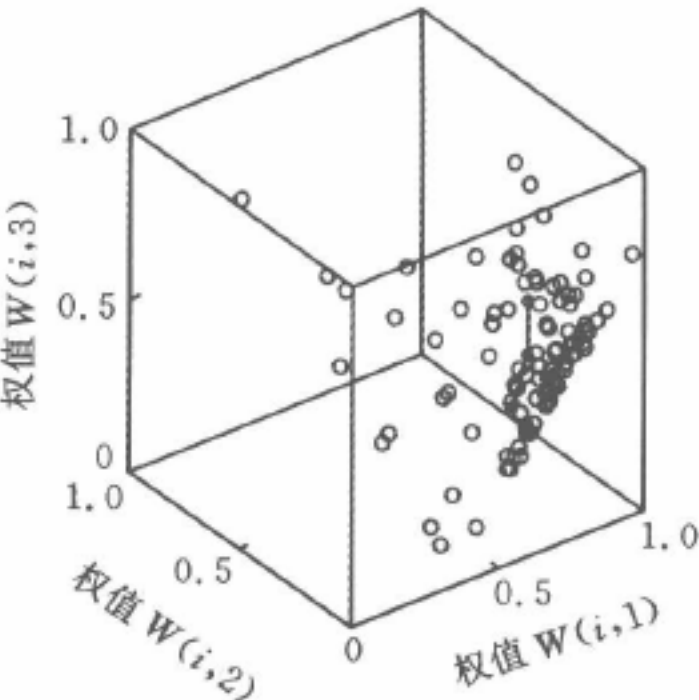


图 3 训练 100 次时原始数据和网络权值分布

选取 SOM 网络训练 100 次时的竞争层神经元权值作为 FCM 聚类的初始聚类中心,可以有效地避免聚类陷入非最优聚类,从而使聚类结果更接近最优聚类。竞争层神经元权值见表 4。

表 4 竞争层神经元权值

神经元	权值分布		
1	0.723 03	0.162 06	0.636 72
2	0.711 82	0.148 08	0.488 15
3	0.652 97	0.145 58	0.356 05

改进前后的 FCM 聚类结果如图 4、图 5 所示。从图 5 可以直观地看出,改进后的 FCM 聚类法将 96 个运动学片段分成 3 类。第 1 类为“×”,位于图形的上方,由 24 个片段组成;第 2 类为“□”,位于图形的右侧,由 4 个片段组成;第 3 类为“+”,位于图形的下方,由 68 个片段组成;○、*、◇分别代表 3 个聚类中心。

本文代表性工况的持续时间选取为 1000 s 左右。根据相关系数大小和各类别的时间长度比,改进后的 FCM 聚类法从第 1 类选取片段 93,从第 2 类选取片段 51,从第 3 类选取片段 56、62、64、74,用 MATLAB 拟合的工况如图 6 所示。改

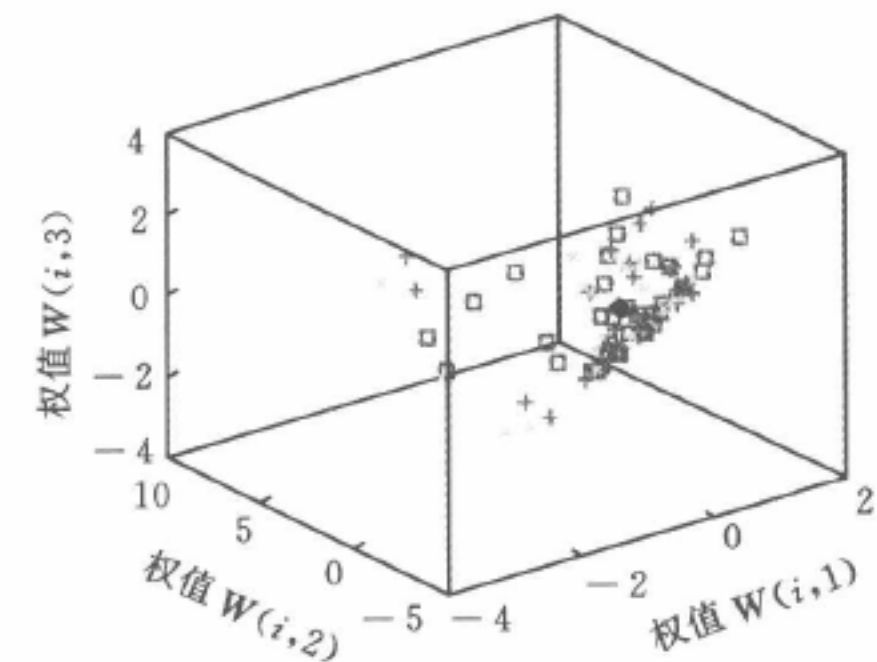


图 4 改进前的 FCM 聚类结果

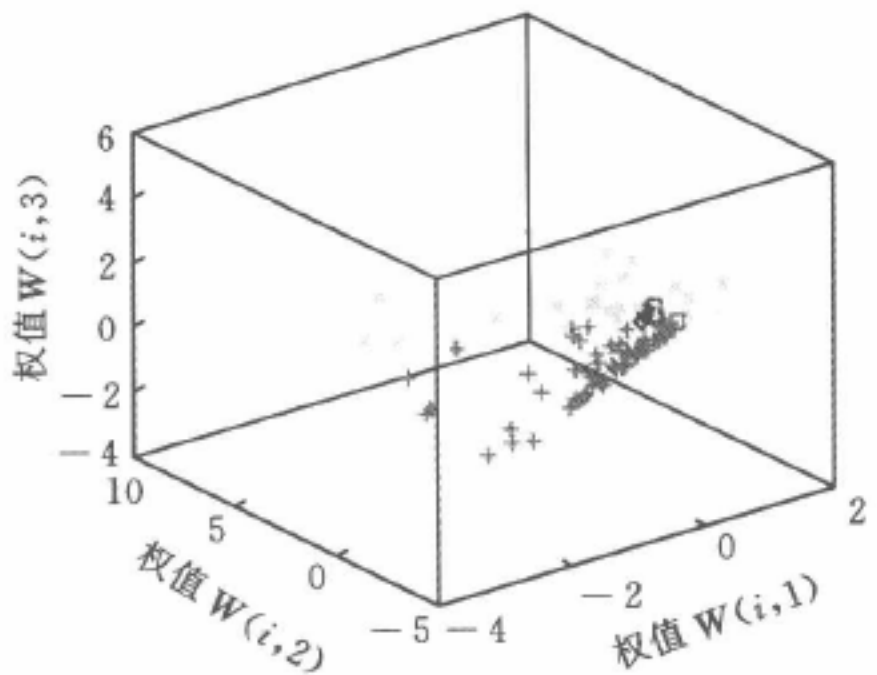


图 5 改进后的 FCM 聚类结果

改进前的 FCM 聚类法从第 1 类选取片段 44、65，从第 2 类选取片段 36、56、84、89，从第 3 类选取片段 6、64，拟合工况如图 7 所示。

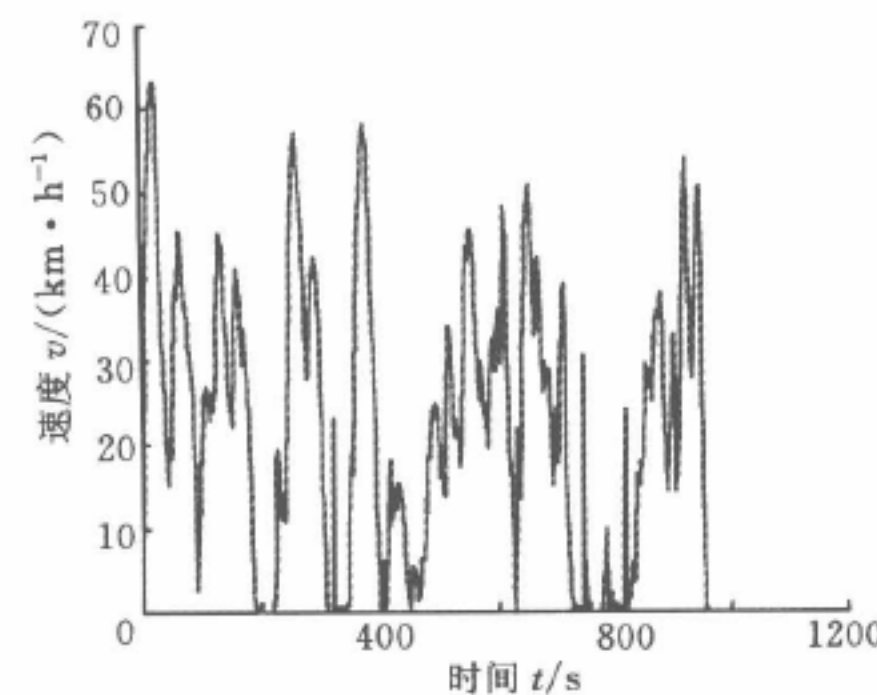


图 6 改进后的 FCM 聚类法拟合的代表性工况

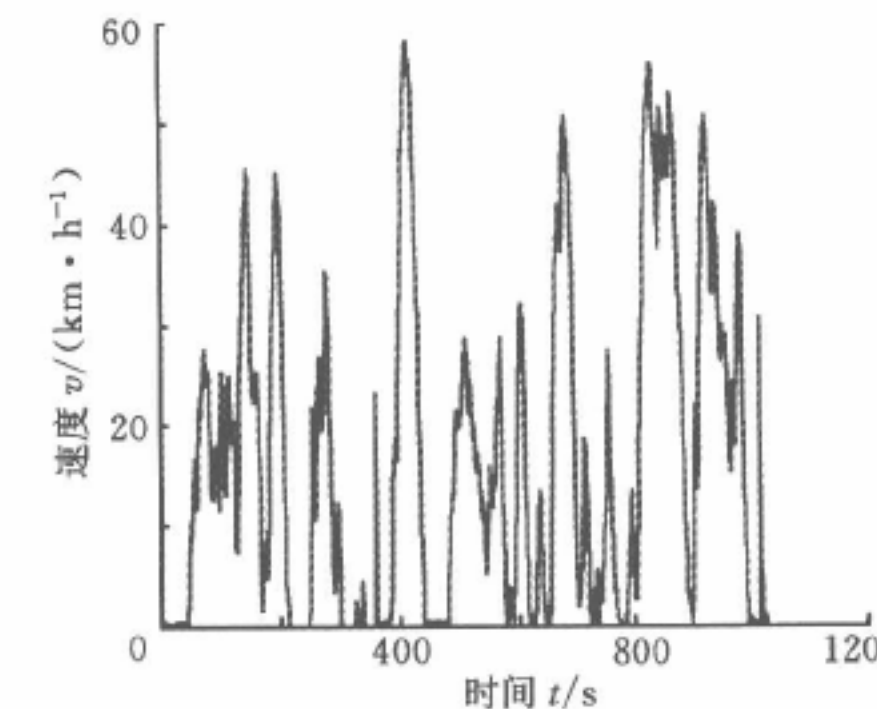


图 7 改进前的 FCM 聚类拟合的代表性工况

3 代表性工况精度分析

3.1 基于特征参数的误差分析

将改进后的 FCM 聚类法和改进前的 FCM 聚类法得到的特征参数及试验数据的特征参数进行比较，结果见表 5。

表 5 特征参数相对误差值

特征参数	试验数据特征参数值	两种 FCM 聚类法的特征参数值		两种 FCM 聚类法的相对误差(%)	
		改进前	改进后	改进前	改进后
$P_a(\%)$	22.69	22.50	0.84	21.28	6.21
$P_d(\%)$	21.12	22.60	7.01	21.28	0.76
$P_e(\%)$	44.84	43.16	3.75	47.52	5.98
$P_i(\%)$	11.36	11.74	3.35	9.92	12.68
$v_m(\text{km/h})$	6.67	5.97	10.49	4.52	32.23
$v_{mr}(\text{km/h})$	7.52	6.76	10.11	5.02	33.24
$v_{max}(\text{km/h})$	71.89	63.27	11.99	58.11	19.17
$a_{max}(\text{m/s}^2)$	2.55	2.55	0	8.39	0
$a_{min}(\text{m/s}^2)$	-2.81	-2.75	2.22	-2.75	2.22
$v_{sd}(\text{km/h})$	16.47	17.02	3.33	16.16	1.82
$a_{sd}(\text{m/s}^2)$	0.63	0.69	9.87	0.74	17.12

通过表 5 可以计算出，改进后的 FCM 聚类法得到的特征参数与试验数据的平均相对误差仅为 5.72%。而改进前的 FCM 聚类法在特征参数 v_m 与 v_{mr} 上存在较大误差，且大部分特征参数误差比改进的 FCM 聚类法大，所以采用改进后的 FCM 聚类法构建的行驶工况在特征参数值方面更能反映试验数据，精度更高更合理。

3.2 两个独立样本加速度分布的 K-S 检验

把整个行驶过程的加速度分为 3 类^[18-19]： $(-\infty, -0.98) \text{ m/s}^2$ ， $[-0.98, 0.98] \text{ m/s}^2$ ， $(0.98, +\infty) \text{ m/s}^2$ ；每类加速度的速度又分为 6 类： $[0, 10) \text{ m/s}$ ， $[10, 20) \text{ m/s}$ ， $[20, 30) \text{ m/s}$ ， $[30, 40) \text{ m/s}$ ， $[40, 50) \text{ m/s}$ ， $[50, +\infty) \text{ m/s}$ 。为检验代表性工况加速度分布与试验数据的加速度分布的相似性，进行了两个独立样本的 K-S 检验，检验结果见表 6。结果发现，改进后的 FCM 聚类方法拟合工况的加速度分布与试验数据的相似水平都比改进前的 FCM 聚类方法好，即改进后的 FCM 聚类方法拟合工况在模型事件加速度分布上优于改进前的 FCM 聚类方法，能更好地复制行驶工况的加速度频率。

表 6 样本的 K-S 检验

		加速度分布(m/s^2)		
		$(-\infty, -0.98)$	$[0.98, 0.98]$	$(0.98, +\infty)$
改进的 FCM 聚类方法	K-S 值	0.577	0.289	0.289
	相似性水平	0.893	0.999	0.999
改进前的 FCM 聚类法	K-S 值	0.618	0.866	0.577
	相似性水平	0.753	0.441	0.893

4 结论

(1)进行聚类分析时，考虑到 FCM 聚类法可

能使聚类结果陷入局部最优,本文提出了改进的 FCM 聚类法,使聚类结果更接近全局最优,从而更好地反映汽车在行驶过程中速度与加速度分布,使得特征参数的平均相对误差更小,为构建城市道路行驶工况提供了一种新的思路。

(2)通过对行驶工况进行速度区间、加速度区间的详细划分,利用两个独立样本的 K-S 检验,并建立了新的特征参数评价准则,对拟合工况与试验数据的相似性进行了检验,使构建的行驶工况更接近现实道路行驶工况。

参考文献:

- [1] Ericsson E. Variability in Urban Driving Patterns [J]. Transportation Research Part D, 2000, 5(5): 337-354.
- [2] Wang Qidong, Huo Hong, He Kebin, et al. Characterization of Vehicle Driving Patterns and Development of Driving Cycles in Chinese Cities[J]. Transportation Research Part D, 2008, 13(5): 289-297.
- [3] 李孟良,朱西产,张建伟,等.典型城市车辆行驶工况构成的研究[J].汽车工程,2005,27(5):557-560.
Li Mengliang, Zhu Xichan, Zhang Jianwei, et al. A Study on the Construction of Driving Cycle for Typical Cities in China[J]. Automotive Engineering, 2005, 27(5): 557-560.
- [4] 张建伟,李孟良,艾国和,等.车辆行驶工况与特征的研究[J].汽车工程,2005,27(5):220-245.
Zhang Jianwei, Li Mengliang, Ai Guohe, et al. A Study on the Features of Existing Typical Vehicle Driving Cycles[J]. Automotive Engineering, 2005, 27(5): 220-245.
- [5] 马志雄,李孟良,朱西产,等.乘用车实际行驶工况开发方法的研究[J].武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2004,26(3):182-188.
Ma Zhixiong, Li Mengliang, Zhu Xichan, et al. Study of the Methodology for Car Driving Cycle Development[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2004, 26(3): 182-188.
- [6] 朱西产,李孟良,马志雄,等.车辆行驶工况开发方法[J].江苏大学学报(自然科学版),2005, 26(2): 110-113.
Zhu Xichan, Li Mengliang, Ma Zhixiong, et al. Methodology for Driving Cycles Development[J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2005, 26(2): 110-113.
- [7] 王海鲲,陈长虹,黄成,等.上海市城区典型道路行驶特征研究[J].交通环保,2005,26(3):35-39.
Wang Haikun, Chen Changhong, Huang Cheng, et al. Investigation of the Characteristics of Driving Pattern in the Urban Area of Shanghai [J]. Environmental Protection in Transportation, 2005, 26(3): 35-39.
- [8] 杜青,杨延相,朱棣,等.天津市区机动车实际道路行驶特征的研究[J].汽车工程,2002,8(4):200-204.
Du Qing, Yang Yanxiang, Zhu Di, et al. Investigation of Automobile Driving Pattern on Real-road Condition in Tianjin[J]. Automotive Engineering, 2002, 8(4): 200-204.
- [9] 马志雄,朱西产,李孟良,等.动态聚类法在车辆实际行驶工况开发中的应用[J].武汉理工大学学报,2005,27(11):69-71.
Ma Zhixiong, Zhu Xichan, Li Mengliang, et al. Application of Dynamic Cluster to the Development of Vehicle Real World Driving Cycle[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2005, 27(11): 69-71.
- [10] Yi Hong, Sam K. Learning Assignment Order of Instances for the Constrained K-Means Clustering Algorithm [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(2): 568-574.
- [11] 张敏灵,陈兆乾,周志华. SOM 算法、LVQ 算法及其变体综述[J]. 计算机科学, 2002, 29(7): 97-100.
Zhang Minling, Chen Zhaoqian, Zhou Zhihua. Survey on SOM Algorithm, LVQ Algorithm and Their Variants[J]. Computer Science, 2002, 29(7): 97-100.
- [12] 石琴,仇多洋,周洁瑜.基于组合聚类法的行驶工况构建与精度分析[J].汽车工程,2012,34(2):164-169.
Shi Qin, Qiu Duoyang, Zhou Jieyu. Research of Driving Cycle Based on Principal Component Analysis and Fuzzy C-Means Clustering[J]. Research of Environmental Sciences, 2012, 34(2): 164-169.
- [13] 杨占华,杨燕. SOM 神经网络算法的研究与进展[J]. 计算机工程, 2006, 32(16): 201-202.
Yang Zhanhua, Yang Yan. Research and Development of Self-organizing Maps Algorithm[J]. Computer Engineering, 2006, 32(16): 201-202.
- [14] 苏艳,廖文和,郭宇,等.面向大批量定制设计的定制客户动态聚类方法研究[J].中国机械工程,2007,18(22):2711-2716.
Su Yan, Liao Wenhe, Guo Yu, et al. Method on Customization Customers Dynamic Clustering Oriented to Design for Mass Customization[J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18(22): 2711-2716.
- [15] 刘春晓,张翠芳.基于 SOM 和 PSO 的聚类组合算法[J]. 通信技术, 2010, 43(1): 208-212.
Liu Chunxiao, Zhang Cuifang. Cluster Algorithm Based on Hybrid SOM and PSO[J]. Communications Technology, 2010, 43(1): 208-212.

基于随机回收和有限库存的逆向供应链决策分析

曹 柬 陈 雅 张雪梅

浙江工业大学,杭州,310023

摘要:针对逆向供应链成员企业库存容量有限的问题,构建了由制造商和回收商构成的二级逆向供应链模型。综合考虑制造商再制造率、回收商努力程度和政府奖惩补贴等因素,分别讨论了 Stackelberg 博弈和集中式决策下双方的决策行为,其中 Stackelberg 博弈考虑制造商和回收商分别租用第三方库存两种情况。通过算例分析了决策变量和第三方库存设施对逆向供应链各企业收益的影响。研究表明:在第三方库存条件一定时,集中式决策优于 Stackelberg 博弈;在分散式决策下,与回收商负责租用第三方库存相比,制造商租用第三方库存可使各方决策更优,并能使供应链整体效益更高。

关键词:逆向供应链;再制造;第三方库存;Stackelberg 博弈;集中式决策

中图分类号: TB11;N941

DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2014.10.021

Decision Analysis in Reverse Supply Chain under Random Collection Quantity and Capacity Constraints

Cao Jian Chen Ya Zhang Xuemei

Zhejiang University of Technology, Hangzhou, 310023

Abstract: A two-echelon RSC system containing a manufacturer and a recycler was established with considering the factors of remanufacturing rate, collection effort and subsidies when facing the limitation of inventory capacity. For the two cases that the manufacturer or the recycler rented a facility, the optimal decision-making was analyzed under Stackelberg game and centralized decision in RSC. The relationships between the members' expected profits and various parameters as well as third-party facility were discussed by numerical simulations. The results indicate that the system benefit under centralized decision is optimal compared with Stackelberg game, and it can obtain better decisions as well as the system benefit when the manufacturer rents the facility instead of the recycler.

Key words: reverse supply chain(RSC); remanufacturing; third-party inventory; Stackelberg game; centralized decision

0 引言

逆向供应链是实现制造业可持续发展,提高

综合市场竞争力的新策略,其目标是从消费者手中回收废旧产品,经过分类、检测、加工处理,实现资源循环利用。逆向供应链主要涉及链内相关实体之间的逆向物流、信息流和资金流的同步与协调问题^[1]。近年来已有不少学者致力于研究逆向供应链定价策略、协调与激励机制。Hammond

收稿日期:2013-10-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71172182,71371169);国家留学基金资助项目(201208330004);杭州市哲学社会科学规划重点课题资助项目(A12GL05)

- [16] 冯晓蒲,张铁峰. 四种聚类方法之比较[J]. 微型机与应用,2010,29(16):1-3.
Feng Xiaopu, Zhang Tiefeng. Comparison of Four Clustering Methods[J]. Microcomputer & Its Applications, 2010, 29(16):1-3.
- [17] 谭庆,何清,赵卫中,等. 基于进化规划的 FCMBP 模糊聚类改进方法[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(7):1363-1370.
Tan Qing, He Qing, Zhao Weizhong, et al. Evolutionary Programming Based on FCMBP Fuzzy Clustering Method [J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2011, 31(7):1363-1370.
- [18] 姜平,石琴,陈无畏. 基于马尔科夫的城市道路行驶工况构建方法[J]. 农业机械学报,2009,40(11):26-30.
Jiang Ping, Shi Qin, Chen Wuwei. Driving Cycle Construction Methodology of City Road Based on Markov Process[J]. Transactions of the Chinese

Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 26-30.

- [19] 徐宣国,梁中梅,韩文民. 大批量定制下的客户订单聚类分析[J]. 中国机械工程,2012,23(14): 1678-1681.
Xu Xuanguo, Liang Zhongmei, Han Wenmin. Customer Order Cluster Analysis in Mass Customization[J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23 (14):1678-1681.

(编辑 陈 勇)

作者简介:石 琴,女,1963 年生。合肥工业大学交通运输工程学院教授、博士研究生导师。主要研究方向为交通运输节能与安全、运载工具的现代设计理论与方法、交通运输规划。发表论文 50 余篇。马洪光,男,1987 年生。合肥工业大学交通运输工程学院硕士研究生。丁建勋,男,1981 年生。合肥工业大学交通运输工程学院副教授。龙建成,男,1983 年生。合肥工业大学交通运输工程学院教授、博士研究生导师。凌 翔,男,1982 年生。合肥工业大学交通运输工程学院副教授。