

自适应抑制式模糊 C-回归模型算法

郭华峰¹ 赵建民² 潘修强¹

(浙江工贸职业技术学院信息传媒学院 温州 325003)¹

(浙江师范大学数理与信息工程学院 金华 321004)²

摘 要 模糊 C-回归模型算法由 Hathaway 和 Bezdek 提出,与硬 C-回归模型算法相比有着稳定性强、收敛效果好的优点,但该算法也存在着收敛速度偏慢的问题。针对此问题,引入隶属度抑制思想,提出了抑制式模糊 C-回归模型(S-FCRM)算法。实验表明,S-FCRM 算法加快了算法的收敛速度,提供了较好的收敛效果。然而 S-FCRM 算法还存在着抑制因子参数选择的问题,针对这个问题,研究了抑制因子选择的自适应方法,进一步提出了自适应抑制式模糊 C-回归模型(AS-FCRM)算法。实验表明,AS-FCRM 算法有着较好的自适应效果,收敛速度更快,鲁棒性更好。

关键词 模糊聚类,切换回归,抑制式,自适应

中图法分类号 TP301.6

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.057

Adapting Suppressed Fuzzy C-regression Models Algorithm

GUO Hua-feng¹ ZHAO Jian-min² PAN Xiu-qiang¹

(College of Information and Communications, Zhejiang Industry & Trade Vocational College, Wenzhou 325003, China)¹

(College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)²

Abstract Fuzzy C-regression models algorithm was proposed by Hathaway and Bezdek, which has the advantages of strong stability and good convergence effect comparing to the hard C-regression models algorithm. However, the algorithm also has the disadvantage of poor convergence speed. To solve this problem, the thought of membership suppression was introduced and an algorithm called suppressed fuzzy C-regression models(S-FCRM) algorithm was proposed. Experiments show that S-FCRM algorithm can speed up the convergence of the algorithm, and provide better convergence effect. However, S-FCRM algorithm also has the problem of inhibitory factor parameter selection. To solve this problem, the adaptive method of inhibitory factor selection was studied and an algorithm called adapting suppressed fuzzy C-regression (AS-FCRM) algorithm was proposed. Experiments show that AS-FCRM algorithm has good adaptive effect, faster convergence speed and better robustness.

Keywords Fuzzy clustering, Switching regression, Suppressed, Adapting

1 引言

切换回归模型由 Quandt 提出^[1],被广泛应用于经济学、生物学、心理学和社会学等领域。1993 年, Hathaway 和 Bezdek 把模糊 C-均值聚类算法的思想引入到切换回归模型,提出了模糊 C-回归模型(FCRM)算法^[2]。相比较硬 C-回归模型(HCRM)算法,FCRM 算法具有稳定性强、收敛效果好的优点,但该算法也有着收敛速度慢的问题。对此,学者进行了较多的研究。文献[3]把引力聚类算法 GC 引入到 FCRM 算法,提出了集成模糊聚类算法 GFC,加快了算法的收敛。文献[4]在 FCRM 算法迭代过程中,引入了截断模糊阈值的概念,从另一个角度提升了算法的收敛速度。文献[5]从空间映射角度提出了基于爬山聚类的 C-回归算法(MCR),提高了算法的鲁棒性。文献[6]从改进 FCRM 算法收敛速度和鲁棒

性等角度提出了多种改进方案。

与前述算法改进的思路不同,针对 FCRM 算法收敛速度慢的问题,本文从隶属度修正加快算法收敛的角度考虑,把隶属度抑制思想应用于切换回归模型,提出了抑制式模糊 C-回归模型算法,并使用仿真实验验证了新算法的有效性。针对新算法中抑制因子参数选择的问题,研究了抑制因子自适应的取值方法,提出了自适应抑制式模糊 C-回归模型算法。最后用仿真实验对自适应算法的有效性和鲁棒性进行了验证。

2 模糊 C-回归模型算法

假设数据集 $S = \{(x_k, y_k) | k=1, 2, \dots, n\}$, $x_k \in R^p$, $y_k \in R$ 来自 c 个不同的回归模型:

$$y = f_i(x, \beta_i) + \varepsilon_i, i=1, 2, \dots, c \quad (1)$$

其误差度量准则为:

到稿日期:2014-03-27 返修日期:2014-06-07 本文受国家自然科学基金项目(61272468),浙江省温州市科技计划项目(G20130031),浙江省高职高专院校专业领军项目(lj2013146),温州面向欠发达地区项目(201424)资助。

郭华峰(1982—),男,硕士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为图像处理、模式识别, E-mail: tt130202@qq.com; 赵建民(1951—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、模式识别等; 潘修强(1978—),男,硕士,副教授,主要研究方向为最优化控制、图像处理。

$$E_{jk}(\beta_i) = \|f_i(x_k, \beta_i) - y_k\|^2 \quad (2)$$

在模型中引入隶属度矩阵 $U = \{U_{jk} | 0 \leq U_{jk} \leq 1, \sum_{j=1}^c U_{jk} = 1, i=1, \dots, c, k=1, \dots, n\}$, 其中 U_{jk} 代表第 k 个数据点对于第 j 个回归模型的隶属度。最小化目标函数, 得到迭代方程为:

$$U_{jk} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{E_{jk}}{E_{jk}^m} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

$$\beta_j = [X^T D_j X]^{-1} X^T D_j Y \quad (4)$$

其中, $m(m \in (1, \infty))$ 为模糊指数, $X(X \in R^{n \times (p+1)})$ 是以 $(1, x_k) = (1, x_{k1}, \dots, x_{kp})$ 为行向量的数据矩阵, $Y(Y \in R^n)$ 是以 y_k 为行向量的输出列向量, $D_i(D_i \in R^{n \times n})$ 是以 U_{jk}^m 为第 k 个对角元素的对角矩阵。则 FCRM 算法的步骤为:

(1) 给定回归模型数 $c > 0$, 模糊参数 $m > 1$, 迭代结束参数 $\epsilon > 0$, 迭代次数 $l=0$, 并初始化隶属度矩阵 $U^{(0)}$;

(2) 根据式(4)计算 β_j ;

(3) 根据式(2)更新 $U^{(l)} \rightarrow U^{(l+1)}$, 使其满足:

如果 $E_{jk} > 0 (1 \leq j \leq c)$, 则根据式(3)计算 $U^{(l+1)}$;

否则如果 $E_{jk} > 0 (j = 1, \dots, c)$, 则 $U_{jk}^{(l+1)} = 0$, 并满足

$$U_{jk}^{(l+1)} \in [0, 1], \text{ 且 } \sum_{j=1}^c U_{jk}^{(l+1)} = 1;$$

(4) 检查迭代结束条件, 如果 $\|U^{(l)} - U^{(l+1)}\| < \epsilon$, 迭代结束; 否则令 $l=l+1$, 转到步骤(2)。

FCRM 算法由于其收敛效果好, 被广泛应用于经济领域和数据挖掘技术中。然而, 其收敛效果提高的同时会带来收敛速度变慢的问题。为解决此问题, 从隶属度修正的角度入手, 引入隶属度抑制的思想。

3 抑制式模糊 C-回归模型算法

3.1 隶属度抑制思想

隶属度抑制的思想来源于模糊竞争学习。为了加快算法的收敛, 文献[7]引入抑制因子 α 减弱最大隶属度对手的隶属度, 增强最大隶属度, 提出了对手抑制式模糊 C-均值(RCF-CM)算法, 加快了算法的收敛。文献[8]拓宽了隶属度抑制的范围, 使用抑制因子 α 对除最大隶属度之外的所有隶属度进行了抑制, 提出抑制式模糊 C-均值(S-FCM)算法, 进一步提升了收敛速度。

至此, 隶属度抑制的思想已经成熟, 具体表现为引入抑制因子 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$, 若 $U_{jk}^{(l+1)}$ 为最大隶属度, 即 $U_{jk}^{(l+1)} = \max_{1 \leq j \leq c} U_{jk}^{(l+1)}$, 使除最大隶属度之外的隶属度都减小为原来的 α 倍, 即 $U_{i'k}^{(l+1)} = \alpha U_{i'k}^{(l+1)} (i' \neq i)$, 则最大隶属度增大为 $U_{jk}^{(l+1)} = 1 - \alpha + \alpha U_{jk}^{(l+1)}$, 从而达到增强最大隶属度、加快算法收敛的目的。

从隶属度抑制思想的描述中可以得知, 抑制因子 α 决定了隶属度抑制的程度。抑制因子 α 越小, 非最大隶属度减小得越快, 抑制速度越快, 收敛速度越快; 反之, α 越大, 非最大隶属度减小得越慢, 抑制速度越慢, 收敛速度也越慢。

3.2 抑制式模糊 C-回归模型算法

为了加快算法的收敛, 把隶属度抑制的思想应用于模糊 C-回归模型算法的迭代过程中, 提出一种新的算法, 这里命名为抑制式模糊 C-回归模型算法(Suppressed Fuzzy C-Regression Models, S-FCRM)。新提出的 S-FCRM 算法步骤设计如下:

(1) 给定回归模型数 $c > 0$, 模糊参数 $m > 1$, 迭代结束参数 $\epsilon > 0$, 迭代次数 $l=0$, 并初始化隶属度矩阵 $U^{(0)}$, 给定抑制因子 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$;

(2) 根据式(4)计算 β_j ;

(3) 根据式(2)更新 $U^{(l)} \rightarrow U^{(l+1)}$, 使其满足:

如果 $E_{jk} > 0 (1 \leq j \leq c)$, 则根据式(3)计算 $U^{(l+1)}$;

否则如果 $E_{jk} > 0 (j = 1, \dots, c)$, 则 $U_{jk}^{(l+1)} = 0$, 并满足

$$U_{jk}^{(l+1)} \in [0, 1], \text{ 且 } \sum_{j=1}^c U_{jk}^{(l+1)} = 1;$$

(4) 如果 $U_{jk}^{(l+1)} = \max_{1 \leq j \leq c} U_{jk}^{(l+1)}$, 那么 $U_{jk}^{(l+1)} = 1 - \alpha + \alpha U_{jk}^{(l+1)}$, $U_{i'k}^{(l+1)} = \alpha U_{i'k}^{(l+1)} (i' \neq i)$;

(5) 检查迭代结束条件, 如果 $\|U^{(l)} - U^{(l+1)}\| < \epsilon$, 迭代结束; 否则令 $l=l+1$, 转到步骤(2)。

观察算法步骤可知, S-FCRM 算法比 FCRM 算法多了步骤(4)。在步骤(4)中, S-FCRM 算法通过抑制因子 α 增强了最大隶属度, 抑制了其它隶属度, 加快了算法的收敛。当 $\alpha=0$ 时, S-FCRM 算法变为 HCRM 算法; 当 $\alpha=1$ 时, S-FCRM 算法变为 FCRM 算法; 当 $0 < \alpha < 1$ 时, S-FCRM 算法介于 HCRM 和 FCRM 之间。可以认为, S-FCRM 算法兼具 HCRM 算法的收敛速度和 FCRM 算法的收敛效果, 建立了 HCRM 算法和 FCRM 算法之间的联系。

为了验证 S-FCRM 算法的效果及其相关特性, 进行如下实验。

4 仿真实验 1

通过直线和抛物线回归两类共两组实验验证 S-FCRM 算法的有效性。

给出贴近 2 条直线的随机生成的 100 个数据点, 贴近 4 条交叉平行直线的 200 个数据点, 如图 1、图 2 所示。

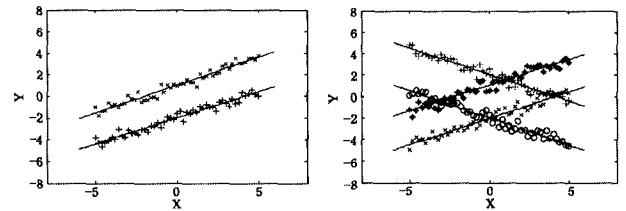


图 1 2 条平行直线数据点及其回归效果

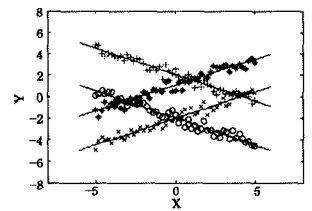


图 2 4 条直线数据点及其回归效果

在同等条件下, 分别使用 HCRM 算法、FCRM 算法和 S-FCRM 算法在抑制因子 $\alpha=0.2, 0.4, 0.6, 0.8$ 时做 20 次回归运算, 取其平均, 可以得到如表 1 所列的结果(其中“×”表示误分类)。

表 1 直线数据点的回归运算执行结果

α	数据集	HCRM	S-FCRM				FCRM
			0.2	0.4	0.6	0.8	
迭代数	图 1	6	10	12	14	16	22
	图 2	×	×	×	54	70	125
MSE	图 1	0.0961	0.0961	0.0961	0.0962	0.0963	0.0964
	图 2	×	×	×	0.1022	0.1027	0.1034

表 1 提供的数据表明, 在直线回归情况下, 通过抑制因子 α , S-FCRM 算法可以加快 FCRM 算法的收敛速度, 而且在数据复杂度较高的情况下有着更好的表现, 同时收敛效果也得到了较好的维持。

给出贴近 2 条抛物线的随机生成的 100 个数据点, 贴近

4 条交叉抛物线的 200 个数据点,如图 3、图 4 所示。

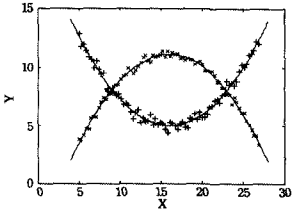


图3 2条抛物线数据点及其回归效果

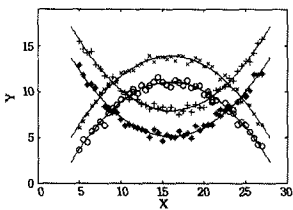


图4 4条抛物线数据点及其回归效果

在同等条件下,分别使用 HCRM 算法、FCRM 算法和 S-FCRM 算法在抑制因子 $\alpha=0.2、0.4、0.6、0.8$ 时做 20 次回归运算,取其平均,可以得到如表 2 所列的结果(其中“ $\times$ ”表示误分类)。

表2 抛物线数据点的回归运算执行结果

α	数据集	HCRM	S-FCRM				FCRM
			0.2	0.4	0.6	0.8	
迭代数	图 3	5	9	11	13	15	19
	图 4	$\times$	$\times$	17	22	26	33
MSE	图 3	0.0713	0.0713	0.0714	0.0714	0.0715	0.0716
	图 4	$\times$	$\times$	0.1110	0.1111	0.1110	0.1114

表 2 提供的数据表明,在抛物线回归情况下,S-FCRM 算法的表现也很优异,在保持收敛效果不变的同时,收敛速度得到了大幅的提升。相比 HCRM 算法而言,S-FCRM 算法虽然收敛速度稍差,但更稳定。这充分说明了 S-FCRM 算法的有效性。

分析表 1 和表 2 的数据可知,S-FCRM 算法在 $\alpha=0.2、0.4、0.6、0.8$ 时的迭代数和 MSE 等数据值往往介于 HCRM 算法和 FCRM 算法之间,这从侧面验证了 S-FCRM 算法与 HCRM 算法和 FCRM 算法的关系,即 S-FCRM 算法可以视为 HCRM 算法和 FCRM 算法之间的自然过渡。

另一方面,通过分析表 1 和表 2 的数据,我们也发现:随着抑制因子 α 的减小,算法收敛速度加快,然而稳定性却变差。这也说明,不是所有的 α 取值都有效。此时,如何给抑制因子取一个合适的值就成为亟需解决的问题。针对这个问题,本文从改进算法的收敛速度和保持稳定性两方面入手。

5 抑制因子 α 的自适应选择

观察算法的迭代过程,很容易发现一个规律:两条曲线距离越近,就越不容易分类,相应的在处理隶属度的时候就更需谨慎,隶属度的抑制就越不能太快,其抑制因子 α 应该更大;两条曲线距离越远,越容易分类,隶属度的抑制速度就可以加快,则抑制因子 α 可以更小。可以认为,抑制因子是两曲线之间距离的单调递减函数。因为切换回归模型的回归曲线往往超过两条,则回归曲线之间的距离可以设为所有曲线两两距离的最小值,即 $\min_{i \neq j} \|f_i(x) - f_j(x)\|$ 。由于回归曲线的计算来源于所有的样本点,因此其距离公式可以推导为 $\min_{i \neq j} \sum_{k=1}^n \|f_i(x_k) - f_j(x_k)\|$,则可以得到这样的结论,抑制因子 α 是

$\min_{i \neq j} \sum_{k=1}^n \|f_i(x_k) - f_j(x_k)\|$ 的单调递减函数。

另一方面,为了加强抑制因子参数选择的稳定性和鲁棒性,引入正态分布概念。正态分布由于其分布集中对称,横轴区间 $(\mu - 2.58\sigma, \mu + 2.58\sigma)$ 内的面积为 99.730020%,因此具

有较强的稳定性和鲁棒性。抑制因子 α 的取值公式可以参考其概率密度函数 $g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2})$ 。因为 α 是

$\min_{i \neq j} \sum_{k=1}^n \|f_i(x_k) - f_j(x_k)\|$ 的单调递减函数,所以其取值公式

可以推导为 $\exp(-\frac{\min_{i \neq j} \sum_{k=1}^n \|f_i(x_k) - f_j(x_k)\|^2}{\beta})$ 。为了调整

公式的取值,参考文献[9,10],设置 β 为样本方差,则抑制因子 α 的最终取值公式为:

$$\alpha = \exp(-\frac{\min_{i \neq j} \sum_{k=1}^n \|f_i(x_k) - f_j(x_k)\|^2}{\beta}) \tag{5}$$

$$\text{其中, } \beta = \frac{\sum_{j=1}^n \|x_j - \bar{x}\|^2}{n}, \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}.$$

把分析得出的参数选择公式(5)代入 S-FCRM 算法,即可以得到自适应的抑制式模糊 C-回归(Adapting Suppressed Fuzzy C-Regression Models,AS-FCRM)算法。为了验证 AS-FCRM 算法的有效性和鲁棒性,进行如下实验。

6 仿真实验 2

采用仿真实验 1 中图 1—图 4 中的相同数据,在同等条件下,分别使用 HCRM 算法、FCRM 算法、AS-FCRM 算法和 S-FCRM 算法在抑制因子 $\alpha=0.2、0.5、0.8$ 时做 20 次回归运算,取其平均,可以得到如表 3 所列的结果(其中“ $\times$ ”表示误分类)。

表3 各算法在图 1—图 4 中的回归运算执行结果

α	数据集	HCRM	S-FCRM			FCRM	AS-FCRM
			0.2	0.5	0.8		
迭代数	图 1	2	7	10	14	18	3
	图 2	3	8	10	13	18	3
	图 3	$\times$	28	35	54	75	23
	图 4	8	12	14	23	34	9
MSE	图 1	0.0961	0.0961	0.0962	0.0963	0.0964	0.0961
	图 2	0.0713	0.0713	0.0714	0.0715	0.0716	0.0713
	图 3	$\times$	0.1019	0.1021	0.1027	0.1034	0.1020
	图 4	0.1109	0.1109	0.1111	0.1110	0.1114	0.1106

从表 3 的数据可以看出,相比 FCRM 算法和 S-FCRM 算法,AS-FCRM 算法的迭代次数最少,接近 HCRM 算法的表现,同时收敛效果也最优。相比 HCRM 算法 AS-FCRM 算法收敛速度相似,但稳定性更高。可以认为,AS-FCRM 算法取得了较好的自适应效果,其参数选择方法是有效的。

在图 1、图 3 数据集的基础上分别加入一个离群点(2,6)和(23,13),可以得到如图 5、图 6 所示的效果。

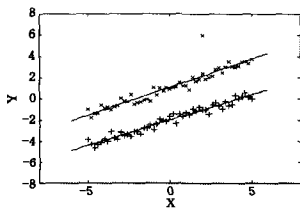


图5 加离群点的直线数据点及其回归效果

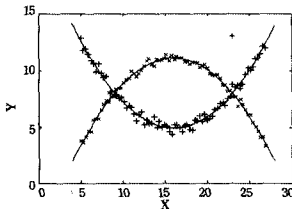


图6 加离群点的抛物线数据点及其回归效果

在同等条件下,分别使用 HCRM 算法、FCRM 算法、AS-FCRM 算法,其结果如下表所示。

(下转第 310 页)

retrieval[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(11): 4358-4369

[3] Wan G G, Liu Z. Content-based information retrieval and digital libraries[J]. Information Technology and Libraries, 2013, 27(1): 41-47

[4] Thang N D, Rasheed T, Lee Y K, et al. Content-based facial image retrieval using constrained independent component analysis[J]. Information Sciences, 2011, 181(15): 3162-3174

[5] Järventausta P, Repo S, Rautiainen A, et al. Smart grid power system control in distributed generation environment[J]. Annual Reviews in Control, 2010, 34(2): 277-286

[6] ElAlami M E. A new matching strategy for content based image retrieval system[J]. Applied Soft Computing, 2014, 14: 407-418

[7] Amoda N, Kulkarni R K. Efficient Image Retrieval using Region Based Image Retrieval[C]//ICWAC 2013. 2013: 2249-0868

[8] Liu D, Hua X S, Zhang H J. Content-based tag processing for

internet social images[J]. Multimedia Tools and Applications, 2011, 51(2): 723-738

[9] Chan P P K, Huang Z C, Ng W W Y, et al. Dynamic hierarchical semantic network based image retrieval using relevance feedback [C]//2011 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). IEEE, 2011, 4: 1746-1751

[10] Furuya T, Ohbuchi R. Visual Saliency Weighting and Cross-Domain Manifold Ranking for Sketch-Based Image Retrieval[C]//MultiMedia Modeling. Springer International Publishing, 2014: 37-49

[11] Arampatzis A, Zagoris K, Chatzichristofis S A. Dynamic two-stage image retrieval from large multimedia databases[J]. Information Processing & Management, 2013, 49(1): 274-285

[12] 吴万琴, 阮文惠, 曹晓丽, 等. 一种基于整数双正交小波变换的鲁棒可逆水印算法[J]. 重庆理工大学学报, 2013, 27(5): 94-99

(上接第 276 页)

FCRM 算法和 S-FCRM 算法在抑制因子 $\alpha=0.2, 0.5, 0.8$ 时做 20 次回归运算, 取其平均, 可以得到如表 4 所列的结果。

表 4 加入离群点的回归运算执行结果

α	数据集	HCRM	S-FCRM			FCRM	AS-FCRM
			0.2	0.5	0.8		
迭代数	图 5	3	9	11	15	20	3
	图 6	5	9	12	15	21	5
MSE	图 5	0.2412	0.2413	0.2417	0.2424	0.2433	0.2412
	图 6	0.2322	0.2325	0.2339	0.2358	0.2374	0.2322

表 4 提供的数据表明, 在数据集加入离群点的情况下, AS-FCRM 算法也可以得到很好的收敛, 其收敛速度和收敛效果也取得了较优的结果, 这说明 AS-FCRM 算法具有较强的鲁棒性。

结束语 (1) 为了加快模糊 C-回归模型算法的收敛速度, 本文引入隶属度抑制思想, 提出了抑制式模糊 C-回归模型(S-FCRM)算法。仿真实验表明, S-FCRM 算法加快了算法的收敛, 提供了较好的收敛效果, 可以视为 HCRM 算法和 FCRM 算法之间的有效过渡。针对 S-FCRM 算法抑制因子参数选择的问题, 研究了抑制因子选择的自适应方法, 提出了自适应抑制式模糊 C-回归模型(AS-FCRM)算法。实验表明, AS-FCRM 算法有效并得到了较好的自适应效果, 在加入离群点时, AS-FCRM 算法表现出了较强的鲁棒性。

(2) 隶属度抑制思想在模糊聚类中的应用十分广泛, 文献[11-18]等基于隶属度抑制思想, 从不同角度对 FCM 算法进行了改进, 取得了较多的研究成果。这些成果同样可应用于回归模型和 AS-FCRM 算法中, 以改进其回归效果, 今后将会在这方面做更多的研究。

参 考 文 献

[1] Quandt R E. The estimation of the parameters of a linear regression system obeying two separate regimes[J]. Journal of the American Statistical Association, 1958, 53(284): 873-880

[2] Hathaway R J, Bezdek J C. Switching regression models and fuzzy clustering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1(3): 195-204

[3] 王士同, 江海峰, 陆宏钧. 关于切换回归的集成模糊聚类算法 GFC(英文)[J]. 软件学报, 2002, 13(10): 1905-1914

[4] Yang Miin-shen, Wu Kuo-kung, Hsieh June-nan, et al. Alpha-cut

implemented fuzzy clustering algorithms and switching regressions[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2008, 38(3): 588-603

[5] Wu Kuo-lung, Yang Miin-shen, Hsieh June-nan. Mountain c-regressions method[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 86-98

[6] 秦蓓蓓. 基于聚类分析的鲁棒自适应切换回归算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012

[7] 魏立梅, 谢维信. 对手抑制式模糊 C-均值算法[J]. 电子学报, 2000, 28(7): 63-66

[8] Fan Jiu-lun, Zhen Wen-zhi, Xie Wei-xin. Suppressed fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9/10): 1607-1612

[9] Yang Miin-shen, Wu Kuo-lung. A similarity-based robust clustering method [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(4): 434-448

[10] Hung Wen-liang, Yang Miin-shen, Chen De-hua. Parameter selection for suppressed fuzzy c-means with an application to MRI Segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(5): 424-438

[11] 黄建军, 谢维信. 半抑制式模糊 C-均值聚类算法[J]. 中国体视学与图像分析, 2004, 10(2): 109-113

[12] 王宇. 管材缺陷的模糊模式识别方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2005

[13] 王嘉. 模糊 C-均值算法在拼车系统中的应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2008

[14] Zhao Qiu-huan, Ha Ming-hu, Peng Gui-bing, et al. Support vector machine based on half-suppressed fuzzy c-means clustering [J]. 2009 International Conference on IEEE Machine Learning and Cybernetics, 2009, 2: 1236-1240

[15] Szilágyi L, Szilágyi S M, Benyó Z. Analytical and numerical evaluation of the suppressed fuzzy c-means algorithm: a study on the competition in c-means clustering models[J]. Soft Computing, 2010, 14(5): 495-505

[16] Hung Wen-liang, Chen De-hua, Yang Miin-Shen. Suppressed fuzzy-soft learning vector quantization for MRI segmentation [J]. Artificial intelligence in medicine, 2011, 52(1): 33-43

[17] 陈凌. 基于模糊聚类算法的图像分割方法研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2012

[18] 赵凤, 范九伦. 优选抑制式非局部空间模糊 C-均值图像分割方法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(7): 2737-2746