

基于内容的小波变换图像检索方法

李 兰 刘 洋

(青岛理工大学计算机工程学院 青岛 266071)

摘 要 传统的图像检索方法均是基于图像的局部特征的,忽略了图像整体特征。针对此问题,深入分析图像的整体特征,提出了一种基于局部特征和整体特征的混合方法来提取图像的内容。首先,采用平稳小波变换方法提取图像的水平、垂直和对角线的图像整体信息;其次,应用每个子矩阵的灰度共生矩阵提取图像的局部特征。根据局部特征和整体特征的联合特征描述,应用多模关联规则的数据挖掘方法对图像进行检索,并且其关联规则的主要决定参数为欧几里得距离。实验结果显示,所提出的基于内容的小波变换多模关联规则数据挖掘的图像检索方法相对于已有方案有较大的性能提升。

关键词 内容图像检索,平稳小波变换,关联规则,数据挖掘

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.065

Wavelet Transform Image Retrieval Method Based on Content

LI Lan LIU Yang

(College of Computer and Engineering, Qingdao Technological University, Qingdao 266071, China)

Abstract Traditional image retrieval methods are based on the local characteristics of image, ignoring the overall image characteristics. Aiming at this problem, through in-depth analysis of the overall characteristics of the image, this paper proposed a hybrid method based on local features and global features to extract the image content. First of all, the method of stationary wavelet transform is used to extract the image of the horizontal, vertical and diagonal image overall information. Second, gray level co-occurrence matrix of each child matrix is used to extract the local characteristics of the image. According to the joint characteristics of local features and the overall description, multimode association rule data mining method is used for image retrieval, and its main decision parameters of association rules are the Euclidean distance. Experimental results show that the proposed image retrieval method of wavelet transform multimode association rule data mining based on the content has great performance improvement compared with the existing schemes.

Keywords Content based image retrieval, Stationary wavelet transform, Association rules, Data mining

1 引言

随着计算科学的发展和电子技术不断的更新,数字信息的提取技术近年来也成为了信息科学的热点研究领域。人类平时要处理大量的数字信息,特别在军事、医学、工业领域以及新闻传播等领域的信息。故研究有效的查询和检索方法,对人类有效地利用浩繁的数字信息具有现实的意义。在数字信息中,图像信息占据了最大的比重。基本的图像检索方法分为两种,第一种为基于文本的方式,第二种是基于内容的方式。基于文本的检索方式广泛地应用在图像检索中,其通过用户输入关键词,来搜索需要的图像。这种方法是基于图像的语言描述,由于受限于人类对图像描述的准确性,因此其性能和检索精度相对较差。而第二种是基于内容的检索方式,其主要根据图像的视觉特性如颜色、形状、文字等进行检索。基于内容的检索已经应用在许多领域,包括犯罪调查、建筑工程设计以及医疗卫生领域。

然而随着计算机技术的发展,大多数的图像检索均是基于 Web 的检索,而对于基于内容的图像检索来说,计算机需要完成将用户认知的高维度图像转化为低维度图像特征,这就会产生所谓的“语义间隙”问题。有许多不同的方案应用在消除语义间隙上,其中最为常用的方法就是将检索的结果进行信息融合,从而提取出较为准确的检索结果。但图像检索结果的信息融合领域的研究进展缓慢^[2]。

在以往的信息融合中,融合的信息仅仅是针对图像的某个特征的,然而人类感知的图像是基于多种图像的特征。故若要缩小语义间隙,最为直观的方法就是综合多种图像的特征,经过信息融合才能够获得较为准确的图像检索结果。

文献[3]提出了应用波纹变换的方法来提取图像的特征,然后应用多层感知器对检索的相关图像进行分类。文献[4, 5]采用曲波变换作为图像特征的提取。文献[6]应用图像的尺度不变性的变换来进行图像特征的提取。文献[7]应用混合对偶树复小波变换和广义高斯模型对图像特征进行提取。

到稿日期:2014-09-01 返修日期:2014-11-03

李 兰(1963—),女,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数据挖掘、模式识别、图形图像检索等;刘 洋(1989—),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘、模式识别。

文献[9]对上述技术提取图像特征的效果进行了对比,通过对比可以得到,混合对偶树复小波变换和广义高斯模型对图像特征提取的方法效果较好,但需要看到,混合对偶树复小波变换虽然具有良好的方向选择特性、平移不变性和可精确重构性,但是其对图像的细节特征提取效果不佳。

根据以上分析,本文采用对图像细节特征提取效果更好的平稳小波变换来对图像的水平、垂直和对角线的整体信息进行提取,接着对图像的局部特征进行描述,将图像分割成若干个子区域,对若干个子区域进行灰度共生矩阵的构建;通过计算灰度共生矩阵的欧几里得距离,确定图像检索数据关联的规则。本研究充分结合了图像的整体特征和局部特征,同时考虑了图像的细节特征,并采用数据挖掘技术对图像检索的结果进行有效的信息融合,从而提高了图像检索的效果和精度。

2 图像特征提取

特征的提取对于基于内容的图像检索方法是至关重要的,检索的精度主要取决于图像特征的提取。在本研究中,主要从局部特征和整体特征两个角度对图像特征进行提取。首先是整体特征的提取。整体特征的提取主要采用平稳小波变换。

2.1 整体特征计算

2.1.1 平稳小波变换

离散小波变换广泛地应用在基于内容的图像特征提取中,然而离散小波变换的时间不稳定性始终限制其在图像特征提取中性能的提升。图像的时不变特性在图像的许多方面均有应用,如变化检测、去噪、模式识别等。为了克服传统小波变换的缺点,本方案采用多层平稳小波变换(SWT)的方法对图像进行变换。

在图1中, H_j 代表在尺度空间 j 的高通滤波器, L_j 代表在尺度空间 j 的低通滤波器。通过 H_j 和 L_j 的作用,可以得到与滤波器 H_{j-1} 和 L_{j-1} 的零相关性。 LL_0 代表原始的图像,并且在尺度空间 j 的输出为 LL_j 。 LL_j 作为尺度空间 $j+1$ 的输入。 LL_{j+1} 代表经过平稳小波分解后的低频率估计,而 LH_{j+1} 、 HL_{j+1} 和 HH_{j+1} 分别代表沿着水平、垂直和对角方向的高频率估计。这些子带图像与原始图像具有相同的大小,在本文的方案中,采用最为常用的 Haar 小波来对二维图像进行多层平稳小波分解。从数学表示的形式可以得到分解后的图像。

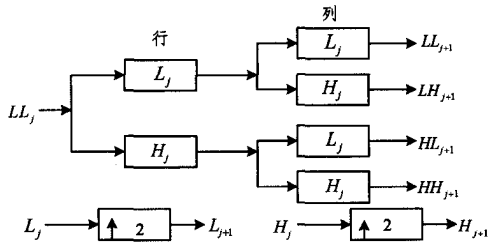


图1 二维图像平稳小波分解

$$LL_{j+1}(x, y) = \sum_{m,n} L[n] L[m] LL_j(2^{j+1}m - x, 2^{j+1}n - y)$$

$$LH_{j+1}(x, y) = \sum_{m,n} L[n] H[m] LL_j(2^{j+1}m - x, 2^{j+1}n - y)$$

$$HL_{j+1}(x, y) = \sum_{m,n} H[n] L[m] LL_j(2^{j+1}m - x, 2^{j+1}n - y)$$

$$HH_{j+1}(x, y) = \sum_{m,n} H[n] H[m] LL_j(2^{j+1}m - x, 2^{j+1}n - y) \quad (1)$$

其中, $L[\cdot]$ 和 $H[\cdot]$ 分别代表低通和高通滤波器,并且 $LL_0(x, y) = f(x, y)$ 。与传统的小波变换相比,平稳小波变换有许多优点:首先,每个子带具有相同的大小,这使得很容易找到各个子带之间的关系;其次,当原始图像质量下降时,其变换后的图像质量能够得到保障。同时,小波系数能够包含许多残留信息来消除图像特征中的噪声。基于以上原因,本研究采用平稳小波分解来提取水平、垂直和对角子矩阵。

2.1.2 灰度共存矩阵

灰度共存矩阵作为内容分析的常用技术,广泛地应用于图像的特征提取方面^[10],灰度共存矩阵描述了一个灰度的频率与另一个灰度的空间关系,并且可以从中提取出灰度共存矩阵的一些随机参数。根据文献[10],其可以通过计算灰度共存矩阵提取出不同的14个图像特征,并且其中的6种是最为相关的,这6种分别为能量、对比度、方差、相关性、熵和逆差分矩。本研究提取出其中的4种作为图像整体的随机参数描述,分别为能量、对比度、相关性和逆差分矩。能量的度量采用统一的模式,当观察窗内的灰度具有周期性或者是常数时,其能量具有最大值。对比度是对比一个像素与其他整个图像的临近像素的不同的度量。相关性是图像灰度的线性相关度量。高相关值(接近1)意味着像素的灰度线性相关。逆差分矩作为同一性的度量,最大值主要集中在灰度共存矩阵的对角线附近,其与对比度成反比。灰度共存矩阵关于水平方向、垂直方向以及对角线方向的子矩阵的计算在应用平稳小波后得到,如式(2)一式(5)所示:

$$ene = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} g^2(i, j) \quad (2)$$

$$con = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i, j)^2 g(i, j) \quad (3)$$

$$cor = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i-\mu)(j-\mu)g(i, j)}{\sigma^2} \quad (4)$$

$$idm = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left[\frac{1}{(1+(i-j)^2)} \right] g(i, j) \quad (5)$$

2.2 局部特征计算

图像的整体特征计算主要关注的是图像的可视性,而局部特征则关注的是图像中局部的某些区域或者对象。为了计算局部特征,首先需要将图像分为3个不同的子区域。划分后,分别对这3个区域进行两个统计参数的计算,这两个统计参数分别为均值和标准差,其定义为式(6)和式(7):

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)}{M \times N} \quad (6)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (|f(i, j)| - \mu)^2}{M \times N}} \quad (7)$$

其中, M 和 N 代表图像的维数,而 $f(i, j)$ 代表坐标 (i, j) 的幅值。均值描述了整个图像的平均强度,而标准差描述了每个点关于均值的分散特性。所以在每个子矩阵中包含6个元素,即为垂直、水平和中心子图像的均值和标准差。根据特征细节的丰富程度不同,中心区域的比重要高于边缘区域。

2.3 特征描述向量生成

在计算出图像的整体特征和局部特征后,如何将这两部

分的特征结合在一起,以形成特征描述向量,以便于对比每一个图像的特征相似度,是本节要解决的问题。

前面两个部分一共计算出来 12 个整体特征,每个灰度共存矩阵包含 4 个,分别是水平、垂直和对角子矩阵。因此整体特征向量 fG 是一个 12 维的列向量。其描述如式(8)一式(11)所示。

$$fG = (f_{GH}, f_{GV}, f_{GD}) \quad (8)$$

$$f_{GH} = (f_{GHene}, f_{GHcor}, f_{GHcon}, f_{GHidm}) \quad (9)$$

$$f_{GV} = (f_{GVene}, f_{GVcor}, f_{GVcon}, f_{GVidm}) \quad (10)$$

$$f_{GD} = (f_{GDene}, f_{GDcor}, f_{GDcon}, f_{GDidm}) \quad (11)$$

而局部特征在每个区域有 2 个,3 个区域一共 6 个局部特征,所以局部特征子矩阵为 6 维的列向量,加上整体特征,共同组成了 18 维列向量,记为 fL ,如式(12)一式(15)所示。接着综合这些特征描述向量,生成一个查询向量,记为 f_Q ,其为一个 30 维列向量,如式(16)所示。这种特征向量所组成的数据库具有相同的维数,以便对比和查询,为后续将查询和数据挖掘算法应用于数据融合打下良好的基础。

$$fL = (f_{LH}, f_{LV}, f_{LD}) \quad (12)$$

$$f_{LH} = (f_{LHh_corp}, f_{LHv_corp}, f_{LHc_corp}) \quad (13)$$

$$f_{LV} = (f_{LVh_corp}, f_{LVv_corp}, f_{LVc_corp}) \quad (14)$$

$$f_{LD} = (f_{LDh_corp}, f_{LDv_corp}, f_{LDc_corp}) \quad (15)$$

$$f_{Query} = (fG, fL) \quad (16)$$

其中, f_G 、 f_{GH} 、 f_{GV} 和 f_{GD} 分别代表所有 4 个灰度共生矩阵的测量参数。而角标 ene 、 cor 、 con 和 idm 分别代表能量、相关性、对比度和逆差分矩。根据以上的算法描述,可以得到整个主特征描述向量的产生方式,如图 2 所示。

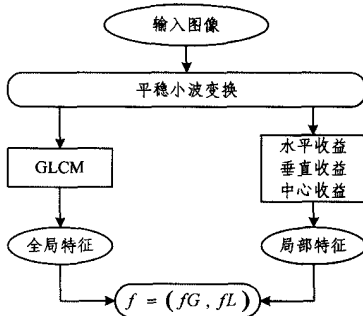


图2 特征描述向量产生方式

3 多模关联规则

多模关联规则包含两个主要的阶段,即在线阶段和离线阶段。接下来,描述输入和输出细节以及每一步骤的情况。

3.1 离线阶段

此阶段的数据库的输入包括两个形式:图像和相关的特征提取文本。本文第2节所提的特征描述,属于特征提取文本。接着,所提出的改进的离线阶段关联规则如图3所示。

为了应用关联规则数据挖掘算法,首先需要确定项目集 I 和交易数据库 T 。根据本研究的需要,项目集应该包含特征参数(f_Q)和可视化特征(用 C_{c_j} 代表颜色特征,用 C_{e_k} 代表边缘特征)。在建立项目集后,为了建立特征参数集和可视化特征集之间的关联,需要对交易数据库 T 应用关联规则数据挖掘技术。

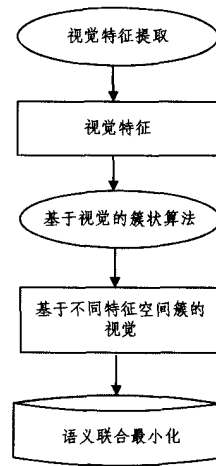


图3 离线阶段的融合方法

首先建立交易数据库,交易数据库就是在统一的模型下,找到特征参数集和可视化特征集的重合度。如果其重合度不为零,则表明这些集合可以共同纳入这个交易数据库。例如:若 $|f_Q \cap C_{c_j}| > 0$,则添加 $\{f_Q, C_{c_j}\}$ 到交易数据库中。本研究主要关注的是特征参数与可视化特征之间的关联。每个交易数据库至少包含一个特征参数集和一个可视化特征集。

语义规则的标准支持/信任的定义可以直接影响产生的规则,并且由于特征参数集和可视化特征集的语义关系,计算支持和信任仅限制在特征参数集内。因此,定义关联规则的支持和信任为:

$$Supp(Ct_i \rightarrow CV_j) = \frac{\text{count}(Ct_i, CV_j)}{\text{count}(Ct_i)} \quad (17)$$

$$Conf(Ct_i \rightarrow CV) = \frac{\text{count}(Ct_i, CV_j)}{\max_k(\text{count}(Ct_i, CV_k))} \quad (18)$$

本研究基于 Aprior 算法的支持和信任,对其频繁项集进行改进,从而得到特征参数集和可视化特征集之间的关联项的所有频繁模式。

3.2 在线阶段

在检索阶段,其主要的检索过程如图4所示。

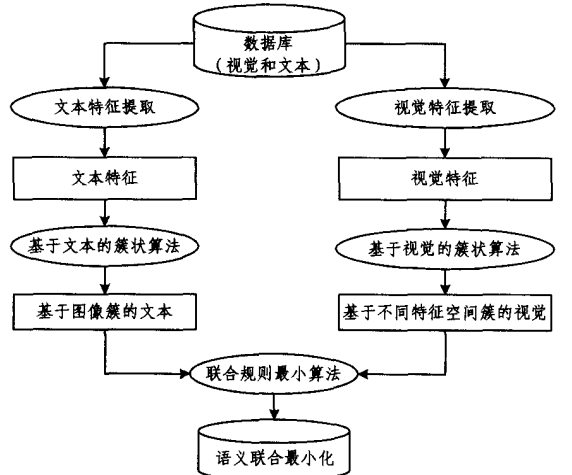


图4 所提在线融合算法

在查询方式和处理方面,本方案采用混合查询模式,基本的查询模式为关键词差群,对于查询的图像,需要提取相同的视觉特征。应用简单的特征参数作为关键词。检索相关视觉

集方面,从离线方面得到强相关关联规则,相关的集包括临近的目标,其衡量方式为两个向量的欧氏距离。对于两个向量 M 和 N (形式如下):

$$M = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{bmatrix}, N = \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_n \end{bmatrix} \quad (19)$$

其欧氏距离可以用式(20)计算得到:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n \beta_i (m_i - n_i)^2} \quad (20)$$

其中, β_i 为每个特征参数欧氏距离的加权参数,采用等加权设计。对于加权参数的设计,本文没有过多考虑,就采用等加权设计。其最优加权设计在后续研究中进行。

4 实验结果

所提的方案采用 MATLAB 对图像数据库进行检索,采用的数据库包含 10 类不同的图像类型,每个图像类型包括 230 个图像,图像的尺寸为 256×384 像素。每个类型中有 30 个用作检索,剩下的 200 个作为图像数据库的元素。本文利用使用 MPEG-7 核心实验 CE-Shape-1^[1] 的运算刺花图像数据库的子数据集。整个数据库包括 63593 个像素为 640×480 的彩色图像。本文手动地区分出拥有副本图像(共 1000 个图像)的 445 个刺花。在 1000 个图像的数据库中,这 445 个刺花平均约有 2.25 个重复图像。在匹配实验中,每个图像作为一个查询,数据库的其余部分仍视为图库。

已经测试过的参数集包括八度(O)数、尺度(S)数以及截止阈值(T_x),分别选为 $\{3\}$ 、 $\{3, 4, 5\}$ 和 $\{0.02, 0.01, 0.007, 0.005\}$ 。一般情况下,八度和尺度数是与关键点提取数成比例的,因为会有更多数量的尺度和 DOG 图像;八度和尺度数量越多,提取的关键点数目越多。然而,通过连续尺度,尺度空间的增加会降低像素值的差异,这可以减少 26 个相邻的像素数量,从而减少关键点的数目。参数 T_x 与关键点的数目或反比,因为一个 T_x 的小值增加了候选关键点的数目。所有提取的关键点被输入到随后的描述符构建中,并且关键点的匹配过程与传统的 SIFT^[11] 相同。

表 1 和表 2 分别列出了全局特征向量和局部特征向量的统计参数。

表 1 全局特征向量的统计特性

向量类型	能量	相关性	对比	反转时刻
f_{GH}	f_{GHere}	f_{GHcor}	f_{GHcon}	f_{GHidm}
	0.3236	0.6943	6.7730	0.8206
f_{GV}	f_{GVene}	f_{GVcor}	f_{GVcon}	f_{GVidm}
	0.2404	0.4524	12.3700	0.7116
f_{GD}	f_{GDene}	f_{GDcor}	f_{GDcon}	f_{GDidm}
	0.2030	0.1879	14.4076	0.6012

表 2 局部特征向量的统计特性

向量类型	水平收益		垂直收益		中心收益	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ
f_{LH}	0.013	8.628	0.075	8.286	0.052	9.183
f_{LV}	0.032	9.396	0.049	8.349	0.047	10.35
f_{LD}	0.015	4.429	0.092	4.211	0.016	5.456

图 5 选取了 10 类图像类型中的一项,对其进行检索,从这个类型的数据库中检索出的图像的汽车颜色均为浅绿色。

从中可以看出,本文所提的方案检索范围较大,并且检索出的第二幅图和第三幅图像的细节存在不同,说明所提方案的平稳小波变换对细节的检索比较精确。



(a) 询问图像



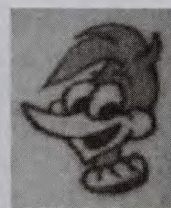
(b) 检索出的图像

图 5 图像检索结果

图 6 给出了查询图像和检索结果,其对应的是两种不同的方案。所对比的方案由于没有对信息进行挖掘,即没有应用多模关联规则,因此造成了图像检索的错误;而本文所提的方案采用了多模关联规则,从而得到了正确的检测结果。另外,从查询的图像和检测的图像可以看到,查询图像的全局特征和结果图像的全局特征是不同的,但依然得到了正确的检测,这说明本文方案用灰度共存方案提取局部特征对于检索具有鲁棒性。



(a) 查询图像



(b) 错误图像



(c) 正确图像

图 6 图像匹配实例

结束语 本文根据图像的全局和局部特征参数的统计特性构建了特征数据向量,并考虑了视觉特征和特征数据向量的多模关联关系,计算其加权欧氏距离,进行检索结果的融合。实验结果显示了方法的有效性,但加权值的优化问题需要在后续的研究中不断改进。

参考文献

- [1] Huang Z C, Chan P P K, Ng W W Y, et al. Content-based image retrieval using color moment and Gabor texture feature[C]// 2010 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). IEEE, 2010, 2: 719-724
- [2] Arevalillo-Herráz M, Ferri F J, Moreno-Picot S. A hybrid multi-objective optimization algorithm for content based image

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