

基于成对约束的混合核函数 KFCM 图像分割算法

吴术路¹, 张俊峰², 宋长新³

(1 青海广播电视大学, 青海 西宁 810008; 2 河南城建学院 计算机科学与工程系, 河南 平顶山 467064;

3 青海师范大学 计算机系, 青海 西宁 810008)

摘 要: 目前一些基于模糊核聚类的图像分割方法得到了大量研究, 但难以有效地解决核方法中的参数合理选择问题, 分割结果受到核参数人为主观选择的制约, 不能达到分割的自适应性和良好性. 通过提出一种基于成对约束的混合高斯核的方法来解决上述问题. 将传统的高斯核函数改进为混合核函数, 该混合核函数由多个不同核参数的高斯核函数组成, 对于该混合核函数采用基于成对约束的类别信息算法求解其中的核参数和权重系数, 进而采用该混合核函数对图像进行聚类分割. 实验结果表明: 该方法成功解决了模糊核聚类中核参数的选择问题, 使得聚类更具有自适应性, 而且由该混合核参数得到的图像分割结果更为鲁棒和准确.

关键词: 图像分割; 模糊核聚类; 混合核函数; 成对约束

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)05-0177-04

Algorithm of Image Segmentation Based on KFCM Using Hybrid Kernels with Pairwise Constraints

WU Shu-lu¹, ZHANG Jun-feng², SONG Chang-xin³

(1 Qinghai Radio & TV University, Xining 810008, China; 2 Department of Computer Science and Engineering, Henan University of Urban Construction, Pingdingshan 467064, China;

3 Department of Computer, Qinghai Normal University, Xining 810008, China)

Abstract: Now lots of researches on fuzzy kernel clustering for segmentation have been done. But the selection of the kernel parameter is not solved effectively. The result of segmentation is influenced by the kernel parameter, so that the segmentation is not adaptive and well. The use of hybrid kernels with pairwise constraints is proposed to the above problems. A composite gaussian kernel, which is composited by many gaussian kernels with different kernel parameter, is used to replace the traditional gaussian kernel. The information about classifications with pairwise constraints is to optimize the parameters of such a composite gaussian kernel. Then the composite gaussian kernel is used to cluster for segmentation. The experimental results demonstrate that this technique can solve the problem of selection of kernel parameter successfully and make the segmentation adaptively. The results of segmentation are robust and accurate using the hybrid kernels.

Key words: image segmentation; fuzzy kernel clustering; hybrid kernels; pairwise constraints

1 引言

图像分割其目的是将图像分成若干各具特性的区域, 这些特定的区域具有一致性, 且互不交迭, 有助于感兴趣目标的提取. 图像分割在图像处理中具有重要意义, 有着广泛地应用背景. 近几十年来, 已提出了许多分割方法, 其中基于模糊聚类(FCM)的

分割算法得到了广泛采用^[1-4], 包括: 在原始的 KCM 算法中引入空间约束关系来提高分割性能、将 FCM 与核方法相结合的模糊核聚类(KFCM)分割算法等. KFCM 由于其对噪声的鲁棒性和在实际应用中的良好分割效果得到了大量研究. 另外, 其他许多较成熟的方法(如 SVM、KFD 及 KPCA 等)以及许多新方法都利用核技巧来提高方法的使用范围及

性能,但由于特征空间中映射数据的不可表示特点,导致无法直接估计数据在特征空间中的分布,一般最优核函数应能使数据在特征空间中具有高斯分布,实际中却往往依赖于经验进行选择^[5,6].由于上述原因,使得现有一些基于 KFCM 的图像分割方法分割效果受核函数影响很大,良好的核参数将会使分割效果较为 FCM 更为良好,否则,将会使得分割效果变得更为糟糕,至今还没有很好的解决核参数的合理选择问题,不能达到分割的自适应性和准确性.

鉴于核方法的算法中如何确定核参数具有重要意义,在众多核参数的选择方法中,主要有 2 种^[7]: (1) 选择一系列的核参数,从中选择一个效果较好的参数来作为选择的参数,因为参数范围的原因,这种方法找不到最优点; (2) 交叉验证,即把函数参数的范围放到更大的序列中去,但是这种方法的时间消耗太大,并不实用.为此,文中提出了一种基于成对约束的混合核函数的方法来解决上述问题,通过组合多个高斯核函数代替单一的高斯核函数,并通过实验结果证实了该算法的有效性和实用性.

2 KFCM 算法简介

KFCM 是将模糊 C 均值聚类算法 (FCM) 的推广,具体是将核方法引入到 FCM 中. 设样本为 $\{x_k, k=1, \dots, N\}$, 可以分为 c 类, $\{v_i, i=1, \dots, c\}$ 为聚类中心, FCM 的目标函数为:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

式中 u_{ik} 是像素 x_k 对聚类中心 v_i 的隶属度, 满足 $0 \leq u_{ik} \leq 1, \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, m \geq 1$ 是隶属指数. 如果非线性变换 $\phi(x)$ 把输入空间样本 x 变换到一个高维特征空间, 在特征空间中进行 FCM 聚类, 称为 KFCM, 此时目标函数为:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\phi(x_k) - \phi(v_i)\|^2 \quad (2)$$

由 Mercer 核定义, $K(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle$ 为核函数的内积, 则 $\|\phi(x_k) - \phi(v_i)\|^2 = K(x_k, x_k) + K(v_i, v_i) - 2K(x_k, v_i)$, 对于 $K(x, y)$ 有高斯核函数、多项式核函数和 Sigmoid 核函数等, 如果取高斯核函数 $K(x_k, v_i) = \exp(-\frac{\|x_k - v_i\|^2}{2\sigma^2})$, 则有

$$J_m(U, V) = 2 \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m (1 - K(x_k, v_i)) \quad (3)$$

其中参数 σ 为高斯核参数, 在隶属度约束下最小化上式, 可获得迭代公式:

$$u_{ik} = \frac{(1 - K(x_k, v_i))^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c (1 - K(x_k, v_j))^{-1/(m-1)}} \\ v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m K(x_k, v_i) x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m K(x_k, v_i)} \quad (4)$$

可以看出 KFCM 通过非线性映射加大了各类样本的特征差别, 样本特征可以被很好地分辨、提取并放大. 该算法不仅能处理数据的多种分布, 而且对噪声具有较好的鲁棒性.

3 基于成对约束的混合核函数 KFCM 算法

3.1 核函数基本性质

定义 1 再生核 Hilbert 空间: 令 X 为一非空集, H 是由函数 $f: X \rightarrow R$ 构成的 Hilbert 空间. 如果存在函数 $k: X \times X \rightarrow R$ 具有如下两条性质, 则称 H 为再生核 Hilbert 空间.

① k 具有再生性, 即

$$\langle f, k(x, \cdot) \rangle = f(x) \text{ for all } f \in H$$

② k 支撑 H , 即 $H = \text{span}\{k(x, \cdot) \mid x \in X\}$.

常用的核函数如下: 多项式核函数、高斯核函数、Sigmoid 核函数、一般径向基核函数等. 由这些已知的核函数可以构造新的核函数, 令 k_1, k_2 是核函数, $a \in R^+$, 则下面的函数是核函数:

$$\textcircled{1} k(x, z) = k_1(x, z) + k_2(x, z)$$

$$\textcircled{2} k(x, z) = ak_1(x, z)$$

$$\textcircled{3} k(x, z) = k_1(x, z)k_2(x, z)$$

3.2 混合核函数

从式 (3)、(4) 可以看出, 目标函数及迭代公式都与核函数 $K(x, y)$ 有关, 如果取核函数 $K(x, y)$ 为高斯核函数, 则聚类结果将与核参数 σ 有关. 大量研究表明, 核参数影响着数据在特征空间中的分布, 在不同的处理任务中, 算法性能对核参数的选择相当敏感. 目前核参数的选择仍是一个有争议性的重要问题, 一般都是由人们根据先验知识主观估计. 如果核参数变小直至趋向于 0, 将使得各个样本点在特征空间中的相似性极小; 当核参数变大直至趋向无穷大时, 将使得各个样本点在特征空间中的差异性极小. 在这两种情况下, 核方法的性能都将变的很差, 难以取得良好的聚类分割效果. 这里采用

多个不同核参数的组合高斯核作为一种新的核函数,即混合核函数,根据 3.1 节中核函数的性质,该混合核函数也是核函数,混合核函数表示如下:

$$K(x_k, v_i) = \sum_{l=1}^g \alpha_l \exp\left(-\frac{\|x_k - v_i\|^2}{2\sigma_l^2}\right) \quad (5)$$

其中 $\{\sigma_l, l = 1, \dots, g\}$ 为高斯核参数, $\{\alpha_l, l = 1, \dots, g\}$ 为各个核函数的权重因子,满足 $0 \leq \alpha_l \leq 1$ 和

归一化条件 $\sum_{l=1}^g \alpha_l = 1$. 上述混合核函数有 m 个高斯核函数构成,一般情况下,为了能得到精确的 σ_l 和 α_l 估计值, g 应取一个较小的整数,文中取 $g = 4$,可以看出传统的高斯核函数是 $g = 1$ 时的特例.

3.3 成对约束的混合核函数 KFCM 算法

成对约束一般指^[5-10],使用 must-link 和 cannot-link 成对约束的先验信息来引导聚类过程. must-link 约束规定:如果两个样本属于 must-link 约束,那么这两个样本在聚类时必须被分配到同一个聚类中. cannot-link 约束则相应地规定:如果两个样本属于 cannot-link 约束,那么这两个样本在聚类时必须被分配到不同聚类之中. 对于给定的样本集合 $\{x_k, k = 1, \dots, N\}$,其中 must-link 成对约束集合为 $ML = \{(x_k, x_h)\}$, cannot-link 成对约束集合为 $CL = \{(x_k, x_h)\}$. 据此,构造一个约束目标函数如下,使得如果两个样本违反了 must-link 约束和 cannot-link 约束,则该约束目标函数变小,即^[8]:

$$F = \sum_{(x_k, x_h) \in CL} \|\phi(x_k) - \phi(x_h)\|^2 - \sum_{(x_k, x_h) \in ML} \|\phi(x_k) - \phi(x_h)\|^2 \quad (6)$$

式中 F 为约束目标函数,可以看出约束目标函数 F 越大,聚类效果将越好,进一步根据核函数的定义,上式可展开成如下的形式:

$$F = 2N_{CL} - 2N_{ML} + 2 \sum_{(x_k, x_h) \in ML} K(x_k, x_h) - 2 \sum_{(x_k, x_h) \in CL} K(x_k, x_h) \quad (7)$$

其中 N_{CL} 是 cannot-link 成对约束个数, N_{ML} 是 must-link 成对约束个数. 在式(5)的形式下,最大化式(7),可以得到较为精确合理的 σ_l 和 α_l 估计值. 但是上述基于 must-link 和 cannot-link 成对约束的聚类分析算法属于半监督聚类,在预先并不知道目标区域的图像分割算法中并不具有实际应用价值. 为此,文中引入了类内的最大距离和类间的最小距离做为成对约束,代替式(6)中的约束目标函数表示,以目标函数越大聚类效果越好作为准

则^[11-12]. 从而,如果类内的最大距离越大,约束目标函数应越小;如果类内的最大距离越小,约束目标函数应越大. 同时,类间的最小距离越大,约束目标函数应越大;类间的最小距离越小,约束目标函数应越小,根据这种描述,定义新的约束目标函数如下:

$$F = \min_{(v_i, v_j) \in c} (\|\phi(v_i) - \phi(v_j)\|^2) - \sum_{i=1}^c \max_{(x_k, x_h) \in v_i} (\|\phi(x_k) - \phi(x_h)\|^2) \quad (8)$$

考虑到计算的复杂性,用各个类的中值代替聚类中心,也就是采用各个类的中值的聚类做为类间距离,则上式转换为:

$$F = \min_{(v_i, v_j) \in c} (\|\phi(\bar{x}_{v_i}) - \phi(\bar{x}_{v_j})\|^2) - \sum_{i=1}^c \max_{(x_k, x_h) \in v_i} (\|\phi(x_k) - \phi(x_h)\|^2) \quad (9)$$

其中, $\bar{x}_{v_i}$ 和 $\bar{x}_{v_j}$ 分别表示聚类中心为 v_i 和 v_j 的类别的中值,将核函数的内积带入上式有:

$$F = 2 \min_{(v_i, v_j) \in c} (1 - K(\bar{x}_{v_i}, \bar{x}_{v_j})) - 2 \sum_{i=1}^c \max_{(x_k, x_h) \in v_i} (1 - K(x_k, x_h)) \quad (10)$$

采用牛顿梯度算法在最大化上式的条件下,通过迭代更新参数 σ_l 和 $\alpha_l, l = 1, \dots, g$, 有

$$\begin{cases} \alpha_i^{(new)} = \alpha_i^{(old)} + \rho \frac{\partial F}{\partial \alpha_i} \\ \sigma_i^{(new)} = \sigma_i^{(old)} + \rho \frac{\partial F}{\partial \sigma_i} \end{cases} \quad (11)$$

其中:

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial \sigma_i} &= 2 \sum_{i=1}^c \max_{(x_k, x_h) \in v_i} \left(\frac{\partial K(x_k, x_h)}{\partial \sigma_i} \right) - 2 \min_{(v_i, v_j) \in c} \left(\frac{\partial K(\bar{x}_{v_i}, \bar{x}_{v_j})}{\partial \sigma_i} \right) \\ \frac{\partial F}{\partial \alpha_l} &= 2 \sum_{i=1}^c \max_{(x_k, x_h) \in v_i} \left(\frac{\partial K(x_k, x_h)}{\partial \alpha_l} \right) - 2 \min_{(v_i, v_j) \in c} \left(\frac{\partial K(\bar{x}_{v_i}, \bar{x}_{v_j})}{\partial \alpha_l} \right) \end{aligned}$$

并且

$$\begin{aligned} \frac{\partial K(y, z)}{\partial \sigma_l} &= \alpha_l \exp\left(-\frac{\|y - z\|^2}{2\sigma_l^2}\right) \cdot \frac{\|y - z\|^2}{\sigma_l^3} \\ \frac{\partial K(y, z)}{\partial \alpha_l} &= \exp\left(-\frac{\|y - z\|^2}{2\sigma_l^2}\right) - \exp\left(-\frac{\|y - z\|^2}{2\sigma_m^2}\right) \end{aligned}$$

ρ 为迭代的步长,可通过线性搜索方法获得最优值. 对于 α_l ,直接取 $\alpha_l^{(0)} = 1/m$;对于参数 σ_l 的初始值,采用文献[5]给出的估计公式:

$$\sigma_l^{(0)} = \frac{1}{c} \left(\sqrt{\sum_{k=1}^n \|x_k - \bar{x}\|^2 / n} \right) \quad (12)$$

因此,最优化高斯核参数 σ_l 和权重因子 α_l 的具体步骤如下:① 设置小的正数 ε ;② 初始化核参数 $\sigma = \sigma^{(0)}$ 、 $\alpha = \alpha^{(0)}$,并令 $n = 1$;③ 根据式(11)更新 σ_l 和 α_l ;④ 如果 $|\sigma^{(n+1)} - \sigma^{(n)}| < \varepsilon$,迭代停止,否则 $n = n + 1$,返回步骤③.根据求解的 σ_l 和 α_l 值由式(5)得到混合核函数,由该最优混合核函数进行 KFCM 聚类完成图像分割.

4 仿真结果与分析

为了验证算法的有效性,分别采用 FCM、KFCM 和文中算法对灰度图像进行了分割实验.图 1(a)表示添加标准差 10 的高斯噪声的 321×481 灰度图像. FCM、KFCM 和文中算法对图 1(b)的分割结果分别如图 1(c)~(j)所示.在上述算法中,各参数取值分别为 $m = 2$ 、 $g = 4$ 和 $c = 5$.

从仿真结果中可以看出,对于含噪图像 FCM 并不能得到很好的分割效果,分割中的噪声点对感兴趣的目标飞机区域产生了严重影响;对于对噪声鲁棒的 KFCM 来说,虽能较好抑制噪声,但是需要调节核参数达到较优分割效果,如图 1(g)和(h)所示,当 $\sigma = 100$ 时要明显优于 $\sigma = 30$ 的分割效果;而文中算法则不需设置核参数,优化得到的四个核参数分别为 $\sigma_1 = 54$, $\sigma_2 = 72$, $\sigma_3 = 88$, $\sigma_4 = 112$,能更为接近最优分割效果,较好的自动完成图像分割,分割结果也较为准确和稳健.

5 结束语

核参数的优化问题是所有基于核技巧的方法共有的问题,也是目前一些基于模糊核聚类的图像分割方法中的关键问题.对于核参数的合理选择问题,文中提出一种基于成对约束的混合高斯核的方法.结果表明,该方法在较为成功地解决了核参数的选择问题,对于基于 KFCM 的图像分割算法具有重要的借鉴意义,有助于对该类方法的继续深入研究.如果能进一步地选择合适的约束目标函数及混合核函数的数目,还可以进一步地提高图像分割的性能.

参考文献:

[1] Weiling Cai, Songcan Chen, Daoqiang Zhang. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3):825-838.

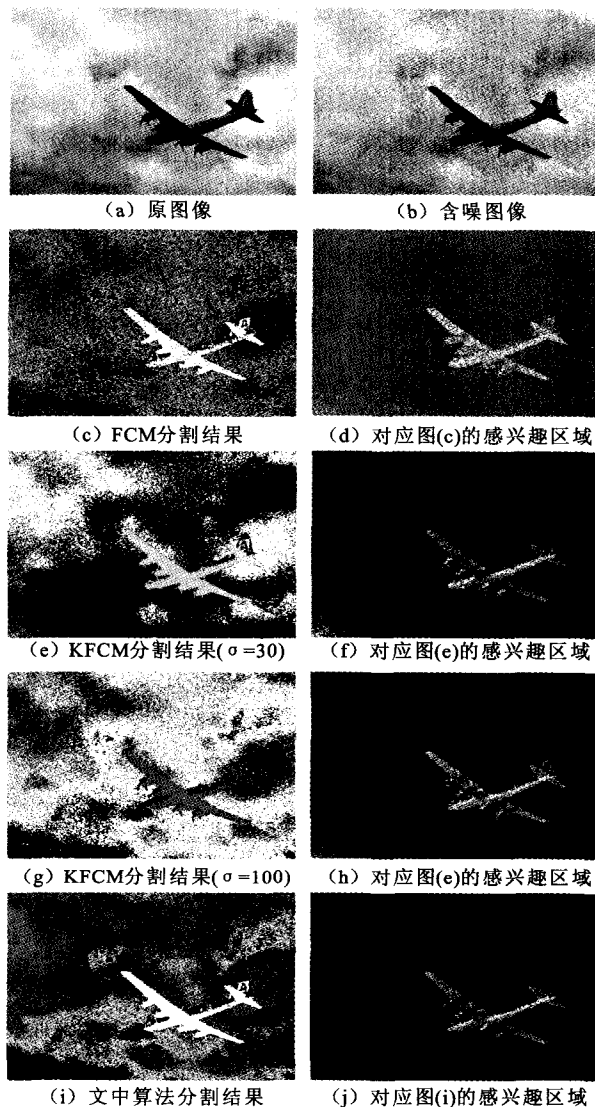


图 1 仿真结果

- [2] 李朝锋,居红云,王琪.基于 QPSO 的模糊 C 均值聚类算法[J].微电子学与计算机,2008,25(7): 194-197.
- [3] Songcan Chen, Daoqiang Zhang. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance metric [J]. IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics - Part B, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [4] Domeniconi C, Al-Razgan M. Weighted cluster ensembles: methods and analysis [J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2009, 2(4): 17-56.
- [5] Daoqiang Zhang, Songcan Chen, Zhi-Hua Zhou. Learning the kernel parameters in kernel minimum distance classifier[J]. Pattern Recognition, 2006,39(1):133-135.
- [6] Wang Na, Li Xia. Kernel parameter optimization for semi-supervised fuzzy clustering with pairwise constraints[J]. Chinese of Journal Electronics, 电子学报:英文版,2008, 17(2):297-300.

(下转第 184 页)

上的稀疏概率学习模型,它的训练是在贝叶斯框架下进行的,它能产生的具有较高检测精度的决策函数,粒子群优化算法用于确定相关向量机的惩罚参数.文中建立了基于粒子群优化 RVM 的网络入侵检测模型,并采用 MIT Lincoln 实验室的 KDD-Cup99 数据库评估提出的入侵检测技术的性能.从实验结果可以看出 PSO-RVM 检测精度优于 PSO-SVM 和 BPNN,具体非常好的应用前景.

参考文献:

- [1] 章金熔,刘峰,赵志宏,等.数据挖掘方法在网络入侵检测中的应用[J].计算机工程与设计,2009,30(24):5561-5566.
- [2] 张琨,曹宏鑫,刘凤玉,等.一种基于 SVM 的网络入侵检测模型[J].南京理工大学学报,2007,31(4):403-408.
- [3] 王强,陈欢欢,王珽.一种基于多类支持向量机的故障诊断算法[J].电机与控制学报,2009,13(2):302-306.
- [4] 赫英明,王汉杰,姜祝辉.支持向量机在云检测中的应用[J].解放军理工大学学报:自然科学版,2009,10(2):191-194.
- [5] 许少华,何新贵,周继,等.一种过程支持向量机及其在动态模式分类中的应用[J].控制与决策,2009,24(2):309-311.
- [6] Sankar Mahadevan, Sirish L Shah. Fault detection and diagnosis in process data using one-class support vector machines[J]. Journal of Process Control, 2009, 19(10): 1627-1639.
- [7] 张磊,刘建伟,徐翔,等.基于相关向量机的神经活动分类及译码[J].计算机工程,2009,35(20):197-199.
- [8] Subimal Ghosh, Mujumdar P P. Statistical downscaling of GCM simulations to streamflow using relevance vector machine[J]. Advances in Water Resources, 2008, 31(1): 132-146.
- [9] Clodoaldo A M Lima, André L V Coelho, Sandro Chagas. Automatic EEG signal classification for epilepsy diagnosis with relevance vector machines[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 10054-10059.
- [10] John Flake, Todd K Moon, Mac McKee, et al. Application of the relevance vector machine to canal flow prediction in the sevier river basin[J]. Agricultural Water Management, 2010, 97(2): 208-214.
- [11] 陈白帆,蔡自兴,袁成.基于粒子群优化的移动机器人 SLAM 方法[J].机器人,2009,31(6):513-517.
- [12] Suresh S, Sujit P B, Rao A K. Particle swarm optimization approach for multi-objective composite box-beam design [J]. Composite Structures, 2007, 81(4): 598-605.

作者简介:

吴良海 男,(1978-),硕士,讲师.研究方向为计算机应用技术.

(上接第 180 页)

- [7] 尹学松,胡恩良,陈松灿.基于成对约束的判别型半监督聚类分析[J].软件学报,2008,19(11):2791-2802.
- [8] 宋长新.基于 TLS 的正交小波变换红外图像去噪[J].激光与红外,2009,39(1):74-77.
- [9] Yan B, Domeniconi C. Kernel optimization using pairwise constraints for semi-supervised clustering[R]. Technical Report ISE-TR-06-09, 2006.
- [10] Yan B, Domeniconi C. An adaptive kernel method for semi-supervised clustering[C]// Proceedings of the 17th European Conference on Machine Learning. Germany: Berlin, 2006(4212):521-532.
- [11] Wu K-P, Wang S-D. Choosing the kernel parameters for support vector machines by the inter-cluster distance in the feature space [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(5):710-717.
- [12] 宋长新.改进的空间约束加权模糊核聚类红外图像分割[J].微电子学与计算机,2009,26(5):60-63.

作者简介:

吴术路 男,(1964-),副教授.研究方向为图像处理等.
张俊峰 男,(1967-),副教授.研究方向为图像处理及模式识别等.
宋长新 女,(1971-),博士,副教授.研究方向为数据挖掘和图像处理等.