

DOI:10.11992/tis.201706018

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20170831.1058.014.html>

基于分布先验的半监督 FCM 的肺结节分类

姜婷, 袁肖明, 岳厚光

(山东财经大学 计算机科学与技术学院, 山东 济南 250014)

摘 要:肺结节的良恶性分类对于肺癌的早期发现及诊断具有重要意义。然而实际应用中, 标记的图像数量较少, 且获取标记将耗费大量的人力, 在这种情况下, 使用半监督学习算法是有效提高分类性能的一个思路。作为一种经典的半监督学习算法, 传统的半监督 FCM 在未标记样本与标记样本分布不平衡情况下不能充分利用标记信息。针对此问题, 本文提出了一种基于分布先验的半监督 FCM 算法。首先计算样本的先验分布概率, 基于获得的先验概率, 给样本赋予权重, 并将其融入到半监督 FCM 聚类中, 从而强化少量的标记样本在聚类过程中的指导作用。文中在 LIDC 数据库上进行了相应的实验, 实验结果证明, 相比较传统的半监督 FCM 算法, 提出的算法能够取得更好的肺结节分类性能。

关键词:肺结节分类; 半监督 FCM; 先验分布信息; 图像处理; LIDC 数据库

中图分类号:TP399 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2017)05-0729-06

中文引用格式: 姜婷, 袁肖明, 岳厚光. 基于分布先验的半监督 FCM 的肺结节分类[J]. 智能系统学报, 2017, 12(5): 729-734.

英文引用格式: JIANG Ting, XI Xiaoming, YUE Houguang. Classification of pulmonary nodules by semi-supervised FCM based on prior distribution[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(5): 729-734.

Classification of pulmonary nodules by semi-supervised FCM based on prior distribution

JIANG Ting, XI Xiaoming, YUE Houguang

(School of Computer Science and Technology, Shandong University of Finance and Economics, Ji'nan 250014, China)

Abstract: The classification of pulmonary nodules is significant for the early detection and treatment of lung cancer. However, in real clinical applications, few medical images are labeled and it is difficult to obtain these labels. Semi-supervised learning methods that utilize supervised information to label images may be employed to improve the classification performance of pulmonary nodules. Traditional semi-supervised methods ignore the use of label information when the distribution between labeled and unlabeled specimens is imbalanced. To solve this problem, we propose a semi-supervised fuzzy c-means (FCM) algorithm based on prior distribution for classifying pulmonary nodules. This algorithm first calculates the prior probability of the specimens. Based on the obtained probability, a weight is assigned to each specimen for clustering to intensify the instruction role of a few labeled specimens in the clustering process. We conducted a corresponding test for Lung Image Database Consortium (LIDC) database. The result shows that, compared with the traditional semi-supervised FCM algorithm, the proposed algorithm can obtain better classification performances of pulmonary nodules.

Keywords: classification of pulmonary nodules; semi-supervised FCM; prior distribution; image processing; LIDC database

根据世界卫生组织 2016 年公布的数据, 肺癌在全球的发病率和死亡率均为最高^[1]。肺癌的早期

发现及治疗对于挽救患者的生命具有重要意义^[2]。肺癌早期通常表现为肺结节^[3-4]。在临床上, 医生通常结合肺部医学影像来对肺部结节进行分析与诊断。CT 是一种常用的辅助检查肺结节医学成像模态的手段。然而, 由于医生个人经验等主观因素的影响, 不同的医生可能对于同一个患者的 CT 图

收稿日期: 2017-06-07. 网络出版日期: 2017-08-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573219, 61671274); 山东省自然科学基金项目 (ZR2016FQ18, ZR2014HM065); 医药卫生科技发展计划项目 (2014ws0109).

通信作者: 袁肖明. E-mail: fyqz10@126.com.

像产生不同的诊断结果。因此,使用计算机辅助诊断系统(computer-aided diagnosis, CAD)^[5]对肺部CT图像进行自动分析,提供一个客观的肺结节诊断结果具有重要的意义。

一般情况下,肺部CT图像的数据标注较少,大量的数据是未标记的。受限于临床专业知识,人工对所有的数据进行标注将耗费大量的人力。半监督学习思想是利用少量的标记样本和大量的未标记样本训练分类器,通过未标记数据的信息辅助提升分类器的性能。因此,本文使用半监督学习方法对肺结节进行分类。

半监督聚类是一种常用的半监督学习方法^[6],通过利用少量标记样本辅助提高聚类的准确率。半监督FCM算法是半监督聚类算法的经典算法之一。Bensaid等^[7]针对传统FCM中簇数的选择以及训练样本数量较少等问题提出了一种部分监督聚类FCM算法;张慧哲等^[8]针对传统FCM算法聚类结果受初始聚类中心的影响,提出了一种简洁快速的初始聚类中心选取规则,并根据聚类中心的分离特性改进了目标函数,从而使聚类结果达到最优;李春芳等^[9]针对传统的半监督FCM算法的目标函数在 $\alpha=1,0$ 时退化为经典的FCM算法,提出了一种基于改进目标函数的半监督模糊聚类算法SS-FCM,提高了聚类的准确性和收敛速度;K. L. Wu^[10]针对传统半监督FCM的模糊因子参数 m 的选择进行了详细的分析,提出在数据集包含噪声和离群值的情况下 $m=4$ 有更强的健壮性和聚类效果;侯薇等^[11]针对计算FCM隶属度导致算法执行率低这一问题,提出了一种抽样初始化产生较好的初始聚类中心,对较大隶属度的数据点,通过k-means操作更新模糊聚类中心,同时仅更新小隶属度来达到提高FCM算法聚类的效率;李斌等^[12]针对传统的核模糊C均值中只考虑类内关系忽略了类间关系,从而使边界对噪声敏感等问题,提出了一种改进核FCM类间极大化聚类算法MKFCM,使边界处样本得到很好的划分。

现有的半监督FCM虽然能够在一定程度上取得了较好的聚类效果,但标记样本与未标记样本的分布不平衡问题将会影响半监督聚类的性能^[13]。传统半监督FCM算法的思想是基于类内加权平方误差最小化准则,聚类中心是通过标记样本的隶属度来控制的^[14],样本通常归属于最近的聚类中心所代表的类。当标记样本与未标记样本数量差异较大时,将会弱化标记样本的监督信息在聚类中的作用,导致聚类结果产生错误,进而影响肺结节分类的准确率。本文针对这一问题,提出了一种基于先

验分布的半监督FCM算法,通过引入标记样本的先验分布信息,赋予标记样本更大的权重,并将其融入到FCM聚类过程中,使得监督信息在最后聚类中发挥更重要的作用,从而更好地指导聚类。在LIDC数据库进行了实验,实验结果证明了本文提出的算法能够取得更高的分类准确率。

1 特征提取

肺结节的诊断过程主要分为肺结节的分割、特征提取、肺结节良恶性分类。图1为一幅肺部CT图像,图2为分割出的肺结节。基于分割的肺结节,进行特征提取。在临床上,肺结节的形状及边缘的粗糙程度等信息是判断良恶性的重要依据,为了获取这些重要信息,本文主要提取以下特征^[15]:灰度特征^[16](灰度方差、灰度直方图熵),形态特征^[17](似圆度、紧凑度、径向均值、径向方差,边界粗糙度、形状不变矩 H_0, H_1, H_2, H_3)等11维特征,并对每一维特征进行归一化。



图1 LIDC中肺部CT图像

Fig.1 Lung CT image in LIDC

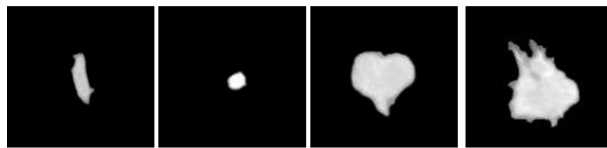


图2 肺结节分割

Fig.2 Segmentation of pulmonary nodules

2 肺结节的良恶性分类

2.1 经典FCM算法

FCM算法^[18]主要思想是在每个样本进行聚类时,引入一个类簇的隶属度计算样本属于某个类簇的可能性。聚类的过程可形式化为目标函数的优化过程,如式(1)所示。其中 k 的取值为式(2)所示。FCM算法通过不断迭代求解模糊隶属度函数 u_k 和聚类中心 v_i ,使得目标函数最小化,迭代停止,

即完成聚类。

$$J_m(u, v) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i \|^2 \quad (1)$$

$$k = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \left(\frac{\| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i \|}{\| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j \|} \right)^{\frac{2}{p-1}}} \quad (3)$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^p \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^p} \quad (4)$$

式中: C 为聚类个数; N 为样本个数; u_{ik} 为 FCM 中的模糊隶属度, 表示第 k 个样本点属于第 i 个聚类中心的隶属度, 其取值范围为 $[0, 1]$; \mathbf{v}_i 表示第 i 类的聚类中心; $\| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i \|^2$ 表示第 k 个样本点相对于第 i 个聚类中心的欧式距离; p 为模糊因子, 它决定样本在不同类中的模糊程度。

通过不断地更新迭代公式 (3)、(4), 直到式 (1) 中目标函数的值小于特定的值 ε 时或者相对于上次的目标函数值的改变量小于特定的值时, 停止迭代。

2.2 部分监督的 FCM 算法

Bensaid 在经典的 FCM 算法的基础上, 提出了一种部分监督聚类算法。他提出的算法加强了标记信息在聚类过程中的指导作用。通过给标记样本赋予较大的权重, 使标记样本在聚类中心的形成过程中发挥更重要的作用, 提高了聚类的精度。其目标函数为

$$J_m(u, v; x) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i \|_A^2 \quad (5)$$

其聚类中心为

$$\mathbf{v}_{i,t} = \frac{\left(\sum_{k=1}^n w_k (u_{ik,t}^d)^m \mathbf{x}_k^d + \sum_{k=1}^n (u_{ik,t}^u)^m \mathbf{x}_k^u \right)}{\sum_{k=1}^n w_k (u_{ik,t}^d)^m + \sum_{k=1}^n (u_{ik,t}^u)^m} \quad (6)$$

模糊隶属度为

$$u_{ik,t}^d = f_{ik} \quad (7)$$

$$u_{ik,t}^u = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \left(\frac{\| \mathbf{x}_k^u - \mathbf{v}_{i,t-1} \|_A}{\| \mathbf{x}_k^u - \mathbf{v}_{j,t-1} \|_A} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (8)$$

式中: 聚类中心中的 w_k 为权重因子, $w = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_{nd}]^T$, 文中使 $w_k = w$, 其中 w 为具体的数值, 表示标记样本的数量, 通过对少量的标记样本进行增加权重, 可以更好地加强标记样本的作用; 模糊隶属度

为 u_{ik} , 表示第 k 个样本点相对于第 i 个聚类中心的模糊隶属度, 其取值范围为 $[0, 1]$; $u_{ik,t}^d = f_{ik}$ 表示部分监督样本的模糊隶属度; $u_{ik,t}^u$ 表示无监督样本的模糊隶属度; 其中

$$\| \mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i \|_A^2 = (\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i)^T \mathbf{A} (\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i) \quad (9)$$

\mathbf{A} 是任何的 正定矩阵。

2.3 基于样本分布先验的半监督 FCM 算法

基于样本分布先验的半监督 FCM 的目标函数^[19]如下:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p d_{ik}^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (u_{ik} - f_{ik} b_k)^p d_{ik}^2 \quad (10)$$

式中: 标记样本的隶属度 $\mathbf{F} = [f_{ik}]$, $i = 1, 2, \dots, C$; $N = 1, 2, \dots, n$; d_{ik} 表示第 k 个样本点相对于第 i 个聚类中心间的欧式距离; 通常情况下模糊因子取经验值 $p = 2$; α 是使监督和无监督样本之间保持相对平衡的因子, 其中 α 本文选取的是传统的半监督 FCM 算法中 α 的取值, 即总样本和标记样本数量之比。为区分标记样本和未标记样本, 引入了二值向量 $\mathbf{b} = \mathbf{b}_k$, 其中 $k = 1, 2, \dots, n$, 标记样本时 $b_k = 1$, 相反未标记样本时 $b_k = 0$ 。

为了增强标记样本的监督作用, 在计算模糊隶属度和聚类中心时分别引入了样本的分布信息。本文通过在式 (15)、(16)、(17) 中引入两个权重 θ 和 β , 其中 θ 表示标记样本的权重, β 表示未标记样本的权重。通过 θ 和 β 来指导实现聚类的过程。

$$q = M/N \quad (11)$$

$$r = (N - M)/N \quad (12)$$

$$\theta = 1 - q \quad (13)$$

$$\beta = 1 - r \quad (14)$$

式中: q 表示标记样本的先验概率; M 表示标记样本的数量; N 表示总样本的数量; r 表示未标记样本的先验概率; $(N - M)$ 表示未标记样本的数量。通过优化目标函数, 标记样本的模糊隶属度为

$$u_{ik}^L = \theta \times \left(\frac{1}{1 + \alpha} \left(\frac{1}{\sum_{j=1}^c \frac{d_{ik}^2}{d_{jk}^2}} + \alpha f_{ik} \right) \right) \quad (15)$$

未标记样本的模糊隶属度为

$$u_{ik}^u = \beta \times \left(\frac{1}{\sum_{j=1}^c \frac{d_{ik}^2}{d_{jk}^2}} \right) \quad (16)$$

聚类中心为

$$\mathbf{v}_{ik} = \frac{\sum_{x_k \in x^d} (\theta u_{ik}^L)^2 x_k + \sum_{x_k \in x^u} (\beta u_{ik}^u)^2 x_k}{\sum_{x_k \in x^d} (\theta u_{ik}^L)^2 + \sum_{x_k \in x^u} (\beta u_{ik}^u)^2} \quad (17)$$

由于未标记样本数量会远远大于标记样本的数量,基于上述公式,权重 θ 的值一般要大于 β 。通过在聚类中心引入权重 θ 和 β ,聚类中心以及样本的聚类结果可以根据样本的先验分布进行自动的调整, θ 可以强化标记信息对聚类的指导。

综上所述,基于先验分布的半监督 FCM 算法的流程大致如下所示。

输入 肺结节图像。

输出 肺结节的分类结果和肺结节分类准确率。

算法流程:

1) 计算输入图像中肺结节的特征,并组成一个矩阵;

2) 确定样本个数 C ,平衡因子 α ,阈值 ε ,标记样本的先验概率 q ,未标记样本的先验概率 r ,以及标记样本的个数 M ;

3) 初始化聚类中心 v_{ik} 以及模糊隶属度 u_{ik} (包括标记样本的隶属度 u_{ik}^d 以及未标记样本隶属度 u_{ik}^u);

4) 按照式(15)、(16)更新模糊隶属度 u_{ik} ;

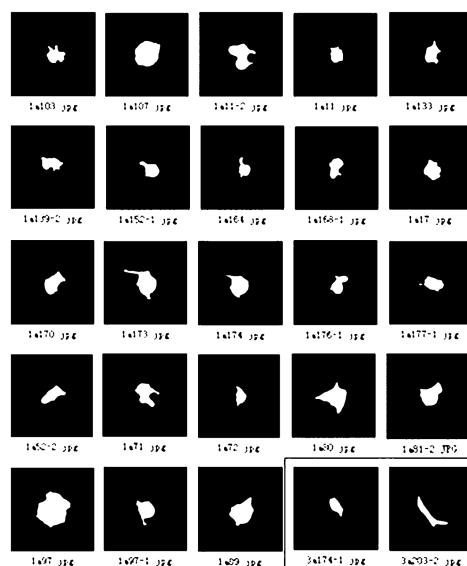
5) 按照式(17)更新聚类中心;

6) 重复循环步骤3),当两次迭代矩阵模糊隶属度的差小于 ε 阈值时停止迭代;

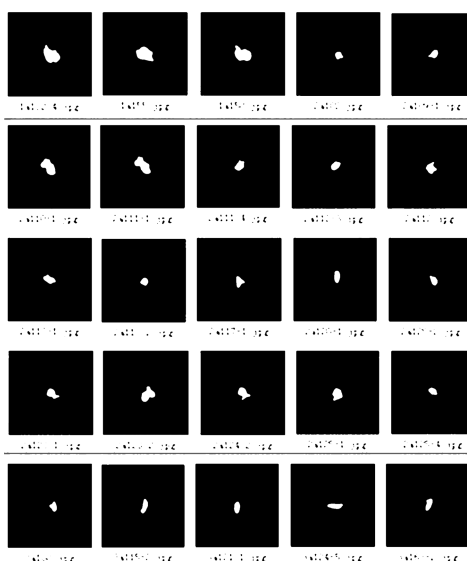
7) 根据计算得到的模糊隶属度 u_{ik} 结果进行分类。

3 实验结果及分析

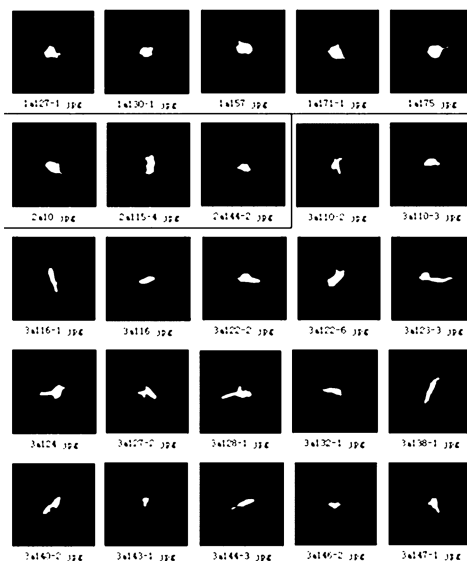
本文的实验图像来自美国的 LIDC^[20](美国癌症研究),本文选择了 188 个病例,一共 451 个结节,其中包括了 147 个恶性结节,155 个假阳性结节,149 个良性结节。同时,本文实验中选取 144 例监督样本,即 47 个恶性、42 个良性及 55 个假阳性结节,剩余的样本作为测试样本。实验中,采用肺结节分类识别准确率作为评估算法性能准则。图 3 为部分分类后的结节,大部分样本都能分类正确,只有少量样本存在分类错误,这是因为在特征提取方面这些肺结节的灰度特征不够明显,导致分类错误。本实验为了证明提出算法的有效性,在不同未标记样本和标记样本之间的比例下(分别为 7 倍、6 倍、5 倍、4 倍、3 倍、2 倍),对比提出的算法与其他算法的分类正确率。未标记样本和标记样本比例为 7 倍、6 倍、5 倍时分类结果准确率变化不是十分明显,所以本文只给出了比例为 7 倍的分分类准确率。表 1 给出了传统 FCM 部分监督 FCM 算法、SS-FCM、改进的半监督 FCM 算法^[21]以及本文提出的基于样本先验概率的半监督聚类算法准确率的比较结果。



(a) 部分恶性肺结节分类结果



(b) 部分良性肺结节分类结果



(c) 部分假阳性肺结节分类结果

图 3 部分结节分类后的结果

Fig. 3 Nodules classification results

表 1 不同方法的准确率对比

Table1 Comparison of the accuracy of different methods %

标记样本;未标记样本	FCM 算法	部分监督 FCM 算法	SS-FCM 算法	改进半监督 FCM 算法	本文提出的算法
43:307	73.4	74.3	75.5	72.6	78.2
65:307	73.4	73.2	75.7	72.8	78.4
90:307	73.4	75.1	78.1	77.1	80.1
144:307	73.4	78.7	79.4	77.6	79.3

由表 1 可知,随着标记样本数量的增加,半监督 FCM 框架下的肺结节分类的准确率大致是逐渐提高的。与其他的半监督 FCM 方法相比较,本文提出的算法效果更好。因为本文引入了样本的先验分布信息,能够强化标记信息对聚类的指导作用,从而能够提高分类效果。但是根据表 1 中数据我们可以看出,标记样本为 90 时的分类准确率要比标记样本为 144 时的分类准确率高,这是因为随着标记样本的增加,当标记样本和未标记样本的数量越来越接近时,公式中引入的标记样本和未标记样本的权重也就越来越相近,那么式(17)中的系数就可以约掉,本文的算法退化为传统的半监督模糊 C 均值算法,从而使得准确率降低。这也是下一步工作的重点。

4 结束语

为了解决半监督聚类算法中标记样本数量少导致标记信息在聚类过程中作用弱化的问题,本文提出了一种基于先验分布的半监督 FCM 算法。引入样本的分布先验信息,自适应调节样本的权重,强化标记样本在聚类过程中的指导作用,提高半监督 FCM 算法在少量标记样本情况下的性能。在本文的实验中,通过传统的半监督聚类算法对比,证明提出的方法能够取得更高的聚类正确率。

但是当标记样本数量非常小的时候,给其赋以过大的权重会出现分类结果偏离实际的情况。这也是在未来的工作中进一步研究的问题。

参考文献:

[1] MCGUIRE S. World Cancer Report 2014. Geneva, Switzerland: World Health Organization, International Agency for Research on Cancer, WHO Press, 2015[R]. Advances in nutrition, 2016, 7(2): 418-419.

[2]伍长荣, 接标, 叶明全. CT 图像肺结节计算机辅助检测与诊断技术研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(5): 868-881.

WU Changrong, JIE Biao, YE Mingquan. Reviews on computer-aided detection and diagnosis of pulmonary

nodules in CT images[J]. Journal of data acquisition and processing, 2016, 31(5): 868-881.

[3]LEE S L A, KOUZANI A Z, HU E J. Automated detection of lung nodules in computed tomography images: a review [J]. Machine vision and applications, 2012, 23(1): 151-163.

[4] VALENTE I R S, CORTEZ P C, NETO E C, et al. Automatic 3D pulmonary nodule detection in CT images: A survey[J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2016, 124(C): 91-107.

[5] HAN F, WANG H, ZHANG G, et al. Texture feature analysis for computer-aided diagnosis on pulmonary nodules [J]. Journal of digital imaging, 2015, 28(1): 99.

[6]HADY M F A, SCHWENKER F. Semi-supervised learning [J]. Intelligent systems reference library, 2010, 49(2): 215-239.

[7]BENSAID A M, HALL L O, BEZDEK J C, et al. Partially supervised clustering for image segmentation [J]. Pattern recognition, 1996, 29(5): 859-871.

[8]张慧哲, 王坚. 基于初始聚类中心选取的改进 FCM 聚类算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 206-209.

ZHANG Huizhe, WANG Jian. Improved fuzzy C means clustering algorithm based on selecting initial clustering centers[J]. Computer science, 2009, 36(6): 206-209.

[9]李春芳, 庞雅静, 钱丽璞, 等. 半监督 FCM 聚类算法目标函数研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(14): 128-132.

LI Chunfang, PANG Yajing, QIAN Lipu, et al. Objective function of semi-supervised FCM clustering algorithm [J]. Computer engineering and application, 2009, 45(14): 128-132.

[10]WU K L. Analysis of parameter selections for fuzzy C-means[J]. Pattern recognition, 2012, 45(1): 407-415.

[11]侯薇, 董红斌, 印桂生. 一种基于隶属度优化的演化聚类算法 [J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(3): 548-558.

HOU Wei, DONG Hongbin, YIN Guisheng. A membership degree refinement-based evolutionary clustering algorithm [J]. Journal of computer research and development, 2013, 50(3): 548-558.

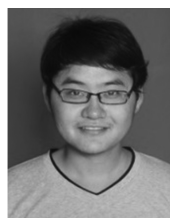
[12]李斌, 狄岚, 王少华, 等. 基于改进核模糊 C 均值类间

- 极大化聚类算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(7): 1981-1987.
- LI Bin, DI Lan, WANG Shaohua, et al. Clustering algorithm with maximum distance between clusters based on improved kernel fuzzy C-means[J]. Journal of computer applications, 2016, 36(7): 1981-1987.
- [13] 文传军, 汪庆森, 詹永照. 均衡模糊 C 均值聚类算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 250-253.
- WEN Chuanjun, WANG Qingmiao, ZHAN Yongzhao, et al. Equalization fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Computer science, 2014, 41(8): 250-253.
- [14] 蔡加欣, 杨丰, 冯国灿. 改进退化的半监督模糊聚类应用于 MR 图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 784-791.
- CAI Jiabin, YANG Feng, FENG Guocan, et al. Degeneracy-improved semi-supervised fuzzy clustering with application in MR image segmentation[J]. Journal of image and graphics, 2011, 16(5): 784-791.
- [15] 苏志远, 刘慧, 尹义龙. 基于弱监督 ECOC 算法的肺结节辅助检测[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(5): 1003-1010.
- SU Zhiyuan, LIU Hui, YIN Yilong, et al. Pulmonary nodule aided detection based on weakly-supervised ECOC algorithm[J]. Journal of data acquisition and processing, 2015, 30(5): 1003-1010.
- [16] MURRAY P, MARSHALL S. A new design tool for feature extraction in noisy images based on grayscale hit-or-miss transforms[J]. IEEE transactions on image processing a publication of the IEEE signal processing society, 2011, 20(7): 1938-48.
- [17] BAE H J, KANG E Y, YONG H S, et al. Paratracheal air cysts on thoracic multidetector CT: incidence, morphological characteristics and relevance to pulmonary emphysema[J]. British journal of radiology, 2013, 86(1021): 20120218.
- [18] BEZDEK J C, EHRLICH R, FULL W. FCM: the fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Computers and geosciences, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [19] PEDRYCZ W, WEMBER J, WALETZKY J. Fuzzy clustering with partial supervision[J]. IEEE transaction on system, man, and cybernetics, part B: cybernetics, 1997, 27(5): 787-795.
- [20] MCNITT-GRAY M F, MEYER C R, REEVES A P, et al. The lung image database consortium (LIDC) data collection process for nodule detection and annotation[J]. Academic radiology, 2008, 14(12): 1464-1474.
- [21] 李秋萍, 刘慧, 苏志远. 基于改进的半监督 FCM 聚类算法的肺结节分类与识别[J]. 图学学报, 2015, 36(2): 244-250.
- LI Qiuping, LIU Hui, SU Zhiyuan. Modified fuzzy clustering with partial supervision algorithm in classification and recognition of pulmonary nodules[J]. Journal of graphics, 2015, 36(2): 244-250.

作者简介:



姜婷, 女, 1991 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为数据挖掘、机器学习。参与多项国家自然科学基金等科研项目。



袭肖明, 男, 1987 年生, 博士, 主要研究方向为生物识别、机器学习。主持国家自然科学基金、省自然科学基金等多项科学研究项目。



岳厚光, 男, 1971 年生, 副教授, 主要研究方面为数据挖掘、机器学习。