

人工神经网络和支持向量机性能比较及其在DMD疾病识别中的应用

章鸣媛^{1,2}, 陈 瑛², 沈 瑛³, 马军山¹

(1. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2. 上海杉达学院 信息科学与技术学院, 上海 201209;

3. 上海交通大学 医学院附属新华医院, 上海 200092)

摘要: 对人工神经网络(ANN)和支持向量机(SVM)这两种机器学习方法进行了分析与比较,并分别利用两种算法对神经肌肉罕见病DMD的磁共振图像(MRI)数据进行建模、分类预测。经对比后得出结论:两种算法结果均表明,DMD的两类MRI(T1和T2)中,T1更具特征性,故此类患者的MRI检查可仅进行T1扫描;若能选择合适的模型参数,则两种算法模型均具有极好的分类预测效果,其灵敏度、特异度和准确率分别高达98.5%,97.3%,97.9%和96.9%,97.3%,97.1%;利用机器学习方法对DMD患者的MRI进行分析处理可作为该病无创检测的技术探索,有望为临床提供客观有效的辅助诊断手段。

关键词: 人工神经网络; 支持向量机; DMD疾病; 磁共振图像; 分类预测

中图分类号: Q 334 **文献标志码:** A

Comparative Study on the Performances of ANN and SVM and Their Application in the Identification of DMD Disease

ZHANG Minghuan^{1,2}, CHEN Ying², SHEN Ying³, MA Junshan¹

(1. School of Optical Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. College of Information Science and Technology, Sanda University, Shanghai 201209, China; 3. Xinhua Hospital Affiliated to Shanaghai Jiaotong University School of Medicine, Shanghai 200092, China)

Abstract: Based on analyzing and comparatively studying the two algorithms of machine learning, namely, the artificial neural network (ANN) and support vector machine (SVM), the modeling, data classification and prediction for magnetic resonance images (MRIs) of the neuromuscular disease, (duchenne musular dystrophy, DMD), were carried out. The conclusions of the study are as follows. The outcomes of the two algorithms indicate that between the two kinds of DMD MRI images(T1 and T2), the T1 image has clearer texture feature. Therefore, patients could just need T1 scanning for MRI examination. If the model parameters are selected appropriately, the two algorithm models could produce very excellent classification prediction outcomes respectively. The sensitivity, specificity and accuracy rate might reach as high as 98.5%, 97.3%, 97.9% and 96.9%, 97.3% and 97.1% respectively. The machine learning method could be used as a non-invasive detection

收稿日期: 2015-10-13

基金项目: 上海市民办高校重点科研项目(2016-SHNGE-01ZE); IBM大学合作部联合研究项目(D-2111-15-001)

第一作者: 章鸣媛(1980-), 女, 博士研究生. 研究方向: 医学图像处理. E-mail: zmh_cd@163.com

通信作者: 马军山(1967-), 男, 教授. 研究方向: 光学工程、生物医学工程. E-mail: junshanma@163.com

technology in the treatment of DMD MRI images and it is expected to provide an objective and effective diagnostic method for clinical.

Keywords: *artificial neural network; support vector machine; Duchenne muscular dystrophy disease; magnetic resonance image; classification prediction*

机器学习是计算机科学、认知科学、统计学、人工智能模式识别等多门学科的交叉研究领域,是现代智能技术的重要研究方向.它是指通过算法,使计算机能够从大量历史数据中寻找出规律,并能对未来进行预测的学习模式.机器学习是人工智能的分支之一,但很多场合几乎成为人工智能的代名词^[1].

对机器学习的研究起步于 20 世纪 50,60 年代的感知机,历经符号学习、神经网络等技术后,逐渐发展为包含统计机器学习、集成机器学习、强化机器学习等研究领域.近年来又出现了概率图模型、迁移学习及流形学习等新的研究方向^[2].

在众多机器学习方法中,以人工神经网络(artificial neural network, ANN)和支持向量机(support vector machine, SVM)最具代表性.20 世纪 80 年代末期,提出了基于 ANN 的反向传播算法(back propagation, BP)^[3].利用 BP 算法可使 ANN 模型从大量学习样本(训练集合)中找出统计规律,并能对新样本进行预测.这种基于统计规律的机器学习方法比过去基于人工规则的算法更有优越性.20 世纪 90 年代,又相继提出了各式各样的机器学习的新模型,其中,最具代表性的就是支持向量机,该模型无论在理论分析还是在实际应用方面均获得了巨大成功^[4].

为了进一步说明这两种机器学习方法的应用情况,本文分别利用 ANN(duchenne muscular dystrophy)和 SVM(magnetic resonance image)这两种算法,基于神经肌肉罕见病 DMD 的 MRI 图像数据建立模型,并实现对未知属性(患者或非患者)图像的预测.结论表明,若选取适当的模型参数,两种模型均能对该病进行良好的分类预测,可作为 DMD 无创检测的尝试探索.

1 ANN 和 SVM 学习方法比较

1.1 ANN 基本概念和工作原理

ANN 结构中包括输入节点和输出节点.除了输入节点,其余所有节点都接收上层节点的输出作为本节点的输入,且对输入进行计算后再给出本节点

的输出.完整的节点由加法器和激活函数组成,如图 1 所示.

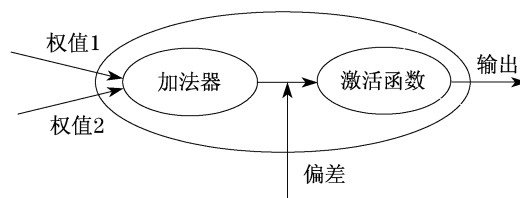


图 1 神经网络中的处理单元

Fig.1 Processing unit of the artificial neural network

1.1.1 加法器

设节点的输入为 X , 输出为 Y , 节点与上层相连的网络权值为 W , 节点偏差为 θ , 则第 j 个节点的加法器 U_j 定义为

$$U_j = \sum_{i=1}^n W_{ij}X_i + \theta_j \quad (1)$$

式中: n 表示上层节点数; X_i 为上层第 i 个节点的输出; W_{ij} 为上层第 i 个节点与本层第 j 个节点的连接权值; θ_j 为节点偏差, 是线性组合中的常数项.

最为关键的问题是确定网络权值 W_{ij} . ANN 的训练过程就是寻找最佳超平面的过程.最初,神经网络的所有权重均随机生成,因此,该网络的输出结果可能无意义.但网络可通过不断地向训练样本学习,逐渐改变网络权值,使超平面不断地向合理的方向移动,最终得到期望结果^[5].一旦训练完毕,得到合理的预测模型后,即可将该 ANN 的预测模型应用于未知样本的预测中.

1.1.2 激活函数

激活函数的作用是将加法器的结果映射到一定的取值范围内.在加法器和激活函数的共同作用下,节点就相当于一个超平面的作用.以二值分类为例,若要对未知属性的医学图像进行二分类判定,判断该图像应归属患者类还是非患者类,就需要确定一个超平面,位于超平面上部的所有样本点属于一种情况,位于下部的属于另一种情况.

1.2 SVM 基本概念和工作原理

SVM 的理论基础是统计学习理论(statistic learning theory, SLT),这是一种专门研究在小样本的情况下进行机器学习的理论^[6-7].从 20 世纪 60,

70年代开始,Vapnik等着手致力于这方面的研究^[8].

SVM算法建立在统计学习的VC(vapnik-chervonenkis)维理论和结构风险最小理论的基础上,它能根据有限的样本信息,在模型复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷方案,以获得最优化的推广能力.目前SVM已得到了迅猛发展,在解决小样本、非线性和高维模式识别等问题方面表现出极大的优势.SVM算法在生物医学工程、图像识别、语音识别、文本分类等方面都有广泛的应用.

SVM理论的关键在于引入了核函数的概念.由于低维空间内的样本往往难以被精确分类,因此,可将低维空间的样本映射到高维空间,但会因此增加计算的复杂度.核函数的引入完美地解决了该问题,大大加强了机器学习的非线性处理能力^[9].常用的非线性函数包括径向基核函数RBF(radial basis function,RBF)、多项式核函数及sigmoid核函数等,其中以RBF函数的应用最为广泛^[10-11].研究证明^[12],RBF是一种普适的核函数,其收敛域较宽,是理想的分类函数,其表达式为

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (2)$$

式中: x 为空间任一点; y 为核函数的中心; γ 为内核参数,改变 γ 值会令映射函数随之改变,从而决定线性分类所能达到的最小误差值.

另外,RBF核函数还需确定惩罚因子 C ,该参数用来控制对于错分样本的惩罚程度.

1.3 ANN和SVM的性能比较

1.3.1 相似性

a. 两者都具有良好的非线性学习能力.

ANN由大量非线性神经元互连而成,故非线性是其必然特性.ANN所表现出的良好的非线性处理能力和效果,已成功应用于很多领域.尽管SVM的早期理论只适用于线性处理,但随着核函数的引入,SVM可将非线性输入样本映射到高维特征空间,大大加强了SVM的非线性处理能力.

b. 两者的模型结构较相似.

ANN大多采用BP网络或其变化形式.从结构上看,ANN主要由输入层、隐含层和输出层组成.SVM的模型结构与ANN较相似,SVM可视作包含了一个隐含层的三层BP网络,SVM算法中的支持向量恰好可对应ANN算法中的隐含层.

1.3.2 相异性

a. 两者网络/系统结构的复杂程度不同.

ANN具有强大的学习能力,容易实现并行计

算,同时也具有良好的自适应能力和容错性,但ANN的网络结构较难确定^[13],若选取不当,则会产生过拟合或欠学习等问题.比如,网络初始值的设置不同,则生成的网络结构及效果亦有不同,此时可考虑加入干预算法,如遗传算法、粒子群优化算法等.相比而言,SVM的系统结构较简单,虽然SVM结构类似于三层BP式ANN,但SVM的隐含层可由算法自动确定,能够自适应地调整系统的规模,不存在ANN的结构确定问题,也不需要过多的先验知识^[14].

b. 两者针对小样本情况的学习效果不同.

ANN针对小样本情况,学习效果欠佳,其经验风险与实际风险的差异比较明显.而SVM是一种基于小样本的机器学习方法,其计算量几乎与样本维数无关,更适用于解决许多实际问题.

值得注意的是,虽然从理论上来说,SVM较ANN有更多的优势和更广泛的适用领域,但由于样本数据的多样性和特殊性,因此,在实际应用中,仍应以测试样本的测试结果作为评价模型优劣的主要技术指标.

2 利用两种算法对DMD疾病进行建模预测

杜兴氏肌营养不良症(DMD)是一种严重的腿部神经肌肉罕见疾病,发病率约为活产男婴的1/3500,患者多在幼年发病^[15].传统的检测方案一般为创伤性手段,会带给患儿极大痛苦.故本文分别基于受试者的磁共振图像(MRI),分别利用ANN和SVM对图像数据进行建模、预测,分析比较两种模型的预测结果,以探索有效的无创检测方法^[16].

磁共振检查是一种对软组织具有高度分辨率的影像检查技术,其信号的主要来源为脂肪和水,该检查能很好地显示肌肉内水分和脂肪的变化.一般来说,磁共振图像主要包括T1加权图像和T2加权图像.所谓T1加权图像,是基于不同组织的不同T1弛豫时间而显示的.比如,健康的肌肉具有较长的T1弛豫时间,而脂肪具有相对短的T1弛豫时间,因此,T1加权图像可以很敏感地发现肌肉内的脂肪沉积.所谓T2加权图像,是基于不同组织的不同T2弛豫时间而显示的.比如,健康的肌肉具有较短的T2弛豫时间,而水和脂肪都具有相对长的T2弛豫时间,因此,T2加权图像可以很敏感地发现肌肉内脂肪和水的增加.

样本数据来自上海交通大学附属新华医院小儿

神经科门诊,共获取有效的受试者磁共振图像485幅,其中,MRI T1加权图像244幅(患组127幅、健康组117幅),MRI T2加权图像241幅(患组122幅、健康组119幅).图像样例如图2所示.

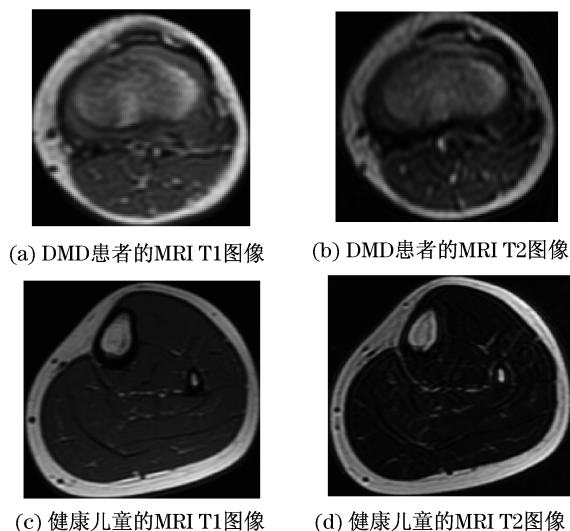


图2 DMD患者和健康儿童的MRI图像样例

Fig.2 MRI samples of healthy children and DMD patients

由于DMD患者骨骼肌的病理变换主要表现为肌纤维的退变和坏死,间质中伴有明显的纤维组织和脂肪组织增生,故导致其MRI上的高亮度信号发生改变.为获得MRI的有效特征信息,利用二维小波变换算法进行图像纹理特征的提取^[17].选择DB4为基函数,对MRI进行尺度 $L=2$ 的二维小波分解,经初步统计筛选,可获得每幅MRI图像的12个纹理特征参数,分别是:水平均值、水平方差及水平能量;垂直均值、垂直方差及垂直能量;对角均值、对角方差及对角能量;全部均值、全部方差及全部能量.图像数据被随机分成10组,且每组中患者图像和健康人图像的分布接近总体分布.采用十折交叉验证法组织样本数据.

临床上常用灵敏度、特异度及准确率作为诊断试验的评价指标.灵敏度是指实际患病且被试验诊断为患者的概率;特异度是指实际未患病且被试验诊断为非患者的概率;准确率是指对所有受试者正确预测的概率.这3个指标的取值范围均为 $[0,1]$,且取值越大,试验效果越好.

2.1 利用ANN进行建模预测

使用Matlab 2012b的神经网络工具箱建立ANN预测模型. ANN的初始参数设计为:使用前馈式神经网络BP,输入层神经元个数为12(特征参数

的个数),输出层神经元个数为1(二分类结果),隐含层神经元个数可由经验公式获得^[18],默认为10.学习速率默认为0.3,动量参数默认为0.9.网络的终止参数为:最大训练次数为1 000,最大训练目标误差为 10^{-7} .经多次训练后取最优网络,并防止出现过拟合现象.

在上述参数下建立ANN模型,用十折交叉验证法对10组数据进行预测,并取其均值.经多次训练后,模型的均方误差MSE均不能令人满意,且靠近误差零线的样本量显得不足,故考虑修改模型参数.由于超平面的移动幅度受到学习速率和动量参数的影响^[13],故根据以往研究经验及多次训练结果,动态调整网络模型参数.最终确定学习速率为0.1,动量参数为0.5,可训练出较满意的ANN模型,该模型的MSE为 1.09×10^{-8} ,如图3所示. N 为训练次数.

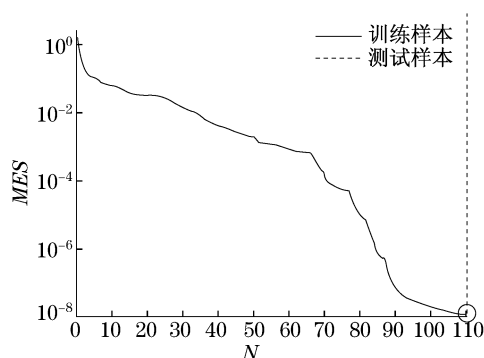


图3 ANN模型的均方误差图

Fig.3 Mean square error diagram of the ANN model

该模型的预测结果如表1所示.

表1 ANN模型的预测结果

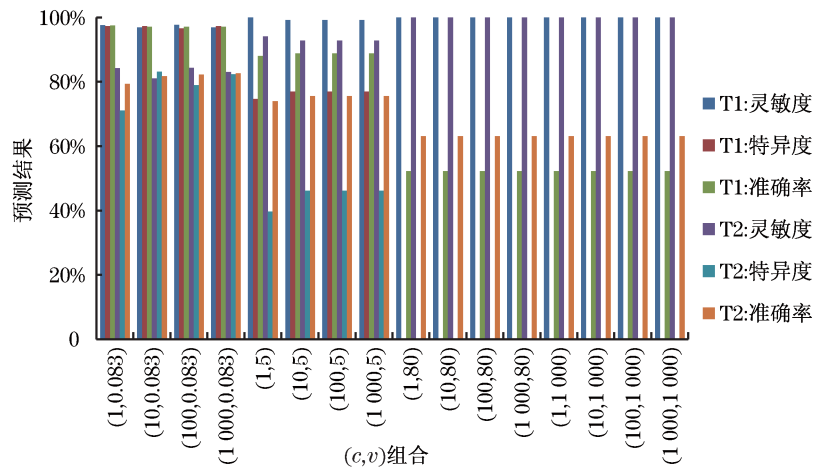
Tab.1 Prediction results of the ANN model

图像类型	灵敏度/%	特异度/%	准确率/%
MRI T1	98.5	97.3	97.9
MRI T2	84.2	70.6	79.2

2.2 利用SVM进行建模预测

使用libsvm-3.18工具建立SVM预测模型. SVM模型选用RBF作为核函数,并设置多种 (C, γ) 参数组合.依次选择 $C=1, 10, 100, 1\ 000$; $\gamma=0.083, 5, 80, 1\ 000$.采用十折交叉验证法组织样本数据,训练模型并对测试样本进行预测.16种 (C, γ) 组合的预测情况如图4所示(见下页).

由图4可知,在后8组 (C, γ) 组合下,T1/T2的特异度几乎都为0,因此,这8种组合应当摒弃.较优的 (C, γ) 组合共有4组,分别是 $(1, 0.083)$, $(10, 0.083)$, $(100, 0.083)$ 及 $(1\ 000, 0.083)$.其中, $(1,$

图4 不同 (C, γ) 组合下的预测结果Fig.4 Prediction results with different (C, γ) combinations

0.083)组合的预测效果最优,其分类预测的灵敏度、特异度及准确率如表2所示。

表2 SVM模型的预测结果

Tab.2 Prediction results of the SVM model

图像类型	灵敏度/%	特异度/%	准确率/%
MRI T1	97.6	97.3	97.1
MRI T2	84.2	71.0	79.3

3 分析与讨论

分析比较两种模型的预测结果,得出结论:

a. ANN和SVM模型均显示,在MRI的两类加权图像T1和T2中,T1图像具有更显著的纹理特征,能更有效地确定图像属性(患者或正常人)。因此,对于DMD患者的磁共振检查,仅需进行T1扫描即可获得有效的MRI图像,能够减少检查时间。

b. 若选择合适的模型参数,则ANN与SVM对MRI T1图像均有极高的预测精度,两者的灵敏度、特异度及准确率分别为98.5%,97.3%,97.9%和96.9%,97.3%,97.1%。经差异性检查后发现,两者的预测结果几乎没有显著性差异。其中,ANN的模型参数分别为:学习速率为0.1,动量参数为0.5。最大训练批次为1000,最大给定误差为0.001,取多次训练后的最优网络。SVM的模型参数分别为:取RBF为核函数,且最优 (C, γ) 组合为 $(1, 0.083)$ 。尽管从理论上而言,SVM比ANN具有更优良的模型性能,但由于样本的多样性和独特性,因此,在实际应用中,仍应以测试样本的测试结果作为评判模型优劣的主要指标。

c. 利用机器学习方法对DMD受试者的MRI图像数据进行建模预测是对此类图像进行分类预测的有效途径。相对于传统的诊断检测手段,该方法能大大减轻受试者的痛苦,且具有良好的检出效果,可作为DMD罕见病无创检测的技术探索。

4 结束语

首先从理论上介绍了ANN和SVM这两种机器学习方法的基本原理,比较了两者的同异点;并分别基于两种算法对罕见病DMD进行分类预测。结果显示,若选取合适的模型参数,两者均有极好的模型预测结果,可作为本病无创检测的技术尝试。

参考文献:

- [1] 余凯,贾磊,陈雨强,等.深度学习的昨天、今天和明天[J].计算机研究与发展,2013,50(9):1799-1804.
- [2] 高阳,陈松灿.统计学习研究与应用专刊前言[J].软件学报,2013,24(11):2473-2475.
- [3] 陈格.人工神经网络技术发展综述[J].中国科技信息,2009(17):88-89.
- [4] 李小娟.基于支持向量机的医学图像相关技术研究[D].沈阳:沈阳理工大学,2013.
- [5] 张文彤,钟云飞.IBM SPSS数据分析与挖掘实战案例精粹[M].北京:清华大学出版社,2013.
- [6] COURANT R, HILBERT D. Methods of mathematical physics, volume 1[M]. New York: Wiley-VCH, 1989.
- [7] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 988-999.
- [8] VAPNIK V N. Nature of statistical learning theory

- [M]. New York: Springer, 1998.
- [9] 王吉东, 许昌, 王欣, 等. 基于样本修整和支持向量机算法的并网风电机组运行特性研究[J]. 上海理工大学学报, 2014, 36(6): 532 - 537.
- [10] 王斐. 基于多核函数 SVM 的非平衡数据分类研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2013.
- [11] 奉国和. SVM 分类核函数及参数选择比较[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 123 - 124.
- [12] 周绍磊, 廖剑, 史贤俊. RBF-SVM 的核参数选择方法及其在故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(3): 240 - 246.
- [13] 薛薇, 陈欢歌. 基于 Clementine 的数据挖掘[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2012.
- [14] 林关成, 李亚安. 基于 ANN 与 SVM 的分类和回归比较研究[J]. 声学技术, 2008, 27(4): 226 - 230.
- [15] BOWLES D E, MCPHEE S W J, LI C W, et al. Phase 1 gene therapy for Duchenne muscular dystrophy using a translational optimized AAV vector[J]. Molecular Therapy, 2012, 20(2): 443 - 455.
- [16] FINANGER E L, RUSSMAN B, FORBES S C, et al. Use of skeletal muscle MRI in diagnosis and monitoring disease progression in Duchenne muscular dystrophy[J]. Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America, 2012, 23(1): 1 - 10.
- [17] ZHU B Y, CHEN H, CHEN B D, et al. Support vector machine model for diagnosing pneumoconiosis based on wavelet texture features of digital chest radiographs[J]. Journal of Digital Imaging, 2014, 27(1): 90 - 97.
- [18] 汪金涛, 高峰, 雷林, 等. 基于主成分和 BP 神经网络的智利竹筴鱼渔场预报模型研究[J]. 海洋学报, 2014, 36(8): 65 - 71.

(编辑: 石 瑛)

(上接第 345 页)

4 结束语

根据岩芯图像的特点, 选取 $CEI L^* a^* b^*$ 色彩空间模型进行图像处理, 利用 K-均值聚类算法对岩心图像进行聚类分割处理, 该算法能够更有效地提取图像中的颗粒信息, 获得比较理想的分割图像, 从而得出更加准确的粒度分布; 针对 K-均值聚类算法耗时长、没有利用颗粒边缘信息等缺点, 应用超像素分割对 K-均值聚类图像分割算法进行了优化, 不仅有效利用了颗粒的边缘信息, 而且在保证分割效果的同时大大提高了算法的运算速度, 提高了该算法的实用性; 基于提出的彩色图像分割算法, 在 VB.NET2008 平台上搭建了半自动岩芯图像粒度分析软件, 集图像采集、图像处理、粒度参数分析、砾石种类分类以及检测报告输出等功能于一体。

参考文献:

- [1] 韩思奇, 王蕾. 图像分割的阈值法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(6): 91 - 94.
- [2] 陈文静, 蔡小舒, 陈孝震, 等. 基于 HSV 空间的岩心图像处理[J]. 中国粉体技术, 2013, 19(2): 1 - 6.
- [3] 李宋, 吴文权, 詹咏. 颜色渐变的算法研究[J]. 上海理工大学学报, 2004, 26(3): 224 - 228.
- [4] 黄飞, 吴敏渊, 曹开田. 基于 HIS 空间的彩色图像分割[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(3): 471 - 474.
- [5] 胡太银. 面向色彩管理的可视化技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2002.
- [6] TKALCIC M, TASIC J F. Colour spaces: perceptual, historical and applicational background [C] // Proceedings of the IEEE Region 8, 2003 Computer as a Tool. Ljubljana Slovenia: IEEE, 2003.
- [7] MACQUEEN J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C] // Proceedings of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability Berkeley, California: University of California Press, 1967, 1: 281 - 297.
- [8] REN X, MALIK J. Learning a classification model for segmentation[C] // Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, 2003, Nice, France: IEEE, 2003: 10 - 17.

(编辑: 石 瑛)