

# 基于支持向量机核函数算法的图像分割研究

荆园园, 田 源

(河南牧业经济学院计算机应用系, 河南 郑州 450044)

**摘要:** 为了提高图像分割的质量, 采用支持向量机核函数算法。首先寻找像素分类间隔最大的最优分类面, 将非线性输入空间的样本映射到高维特征空间进行求解; 然后局部核函数选择高斯径向基核函数, 全局核函数选择多项式核函数, 为了满足训练集中支持向量取值带来的连续性要求, 通过组合系数平衡高斯核函数和多项式核函数的权重; 接着选择像素的邻域灰度均值作为用于分割的特征, 利用不规则度统计图像邻域灰度均值连通区域的离散程度; 最后给出了算法流程。实验仿真显示本文算法分割图像清晰, 目标区域十分突出, 定性分析中指标归一化互相关系数为 0.9946, 分割时间为 0.7512, 误割率为 0.0237。

**关键词:** 向量机; 核函数; 图像分割

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2015)03-0234-06

## Image Segmentation Research Based on Kernel Function of Support Vector Machine Algorithm

JING Yuan-yuan, TIAN Yuan

(Department of Computer Application, He Nan University of Animal Husbandry and Economy, Zhengzhou 450044, China)

**Abstract:** To improve the quality of image segmentation, this paper proposed a kernel function of support vector machine algorithm. Firstly, pixel classification intervals were searched through optimal classification, and sample nonlinear space was mapped into high dimensional one; Secondly, Gauss radial basis kernel function was selected as local kernel function, polynomial kernel function was selected as global kernel function, then, combination coefficient was used to balance weight of Gauss kernel function and polynomial kernel function in order to satisfy continuity requirements for training support vector value. Thirdly, neighborhood gray mean pixel was used as features of segmentation, irregularity was used to collect statistics of discrete degree of image gray mean connected region. Finally, the algorithm flow was given. Simulation shows that this algorithm for image segmentation is clear, the target area is very outstanding, the qualitative analysis index normalized cross correlation coefficient is 0.9946, time is 0.7512, and false rate is 0.0237.

**Key words:** vector machine, kernel function, image segmentation

### 0 前言

图像分割是计算机视觉以及数字图像处理领域的研究热点和难点之一, 是模式识别、图像理解等领域中最重要的基础环节<sup>[1-2]</sup>, 其目的在于将图像划分成各具特性的区域并提取出感兴趣的区域<sup>[3]</sup>。

传统的图像分割算法一般基于区域的信息或者基于边界的信息<sup>[4]</sup>, 但是由于这些图像分割算法只能利用图像信息中的部分特征分割区域, 易出现维数灾

难、易陷入极小点、函数逼近能力不强等问题; 基于亮度阈值分割 (brightness threshold, BT) 算法只能在不同对象具有不同亮度的情况下才能得到正确的分割结果<sup>[5]</sup>; 梯度算法 (gradient algorithm, GA) 只能在对象相当光滑 (在对象内部的像素的梯度很小) 的情况下, 才能获得好的分割结果<sup>[6]</sup>; 自适应区域增长的图像分割算法 (adaptive region growth, ARG), 把待分割区域像素值看作一个正态分布, 先用原始区域生长算法估算出分布参数, 再将该参数应用到第二遍

收稿日期: 2014-11-07; 修订日期: 2014-11-20.

作者简介: 荆园园 (1981-), 女, 汉族, 河南郑州人, 硕士, 讲师, 研究方向: 软件工程。

基金项目: 河南省社科联项目, 编号: SKL-2013-506; 郑州市社科联项目, 编号: JX20130297。

生长过程中实现分割<sup>[7]</sup>,但是存在对初始种子点的选取顺序和位置敏感的问题;基于模糊均值聚类法的图像分割(fuzzy means cluster, FMC),像素灰度等性质映射到根据一定的规则分为几个区域的特征空间,然后根据像素的性质判定其所属的区域算法具有较好的收敛性,结果受初值的设置影响不大<sup>[8]</sup>,但是鲁棒性较差,对图像的分割效果不令人满意;分水岭算法(watershed algorithm, WA)将图像预分割为很多小区域,然后将每个小区域作为一个节点,再利用Graph Cuts方法得到最后分割<sup>[9]</sup>,虽然该算法将图像预分割后构造出来的图节点数明显减少,但是,以一定的时间开销为代价,预分割后的区域大小和数目都是不定的。

本文在支持向量机(support vector machine, SVM)的基础上采用核函数算法对图像分割研究,支持向量机是由统计学习理论发展的一种智能算法<sup>[10]</sup>,但是自身核函数的选择是研究和应用支持向量机的关键问题,通过高斯径向基核函数和多项式核函数组合为新的核函数来对图像分割,实现了将样本信息从低维空间映射到高维空间,这样就可以有效处理维数灾难问题。

## 1 基于支持向量机核函数算法

### 1.1 支持向量机

通过寻找像素分类间隔最大的分类面称为像素最优分类超平面,最大间隔超平面只与离超平面最近的像素点有关,与其它像素点无关。最优超平面把图像数据集中的全部点分开,要求像素点与超平面距离最远<sup>[11]</sup>。输入数据集为 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_{l+u}\}$ ,前 $l$ 个已标记样本:  $(x_i, y_i)$ ,  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in (-1, 1)$ ,紧接着是 $u$ 个未标记样本,其中 $l < u$ ,  $l + u = n$ ,线性函数为:

$$y = w^T \phi(x) + b \quad (1)$$

式中:  $w^T$  为法向量  $w$  的转置;  $b$  为超平面偏移向量。

图1为支持向量机超平面划分不同的像素。

图像数据集间隔最大分类超平面约束优化为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2)$$

即:  $y_i = wx_i + b - 1 \geq 0$ 。

拉格朗日函数对  $w$  求解:

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (wx_i + b) - 1] \quad (3)$$

式中:  $a$  为拉格朗日乘子。

由 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件可得<sup>[12]</sup>:

$$\begin{bmatrix} 0 & S^T \\ S & K + I/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $S = [1, 1, \dots, 1]$ ,  $K = \phi^T(x_k) \phi(x_l) = k(x_k, x_l)$  是满足 Mercer 条件的核函数。

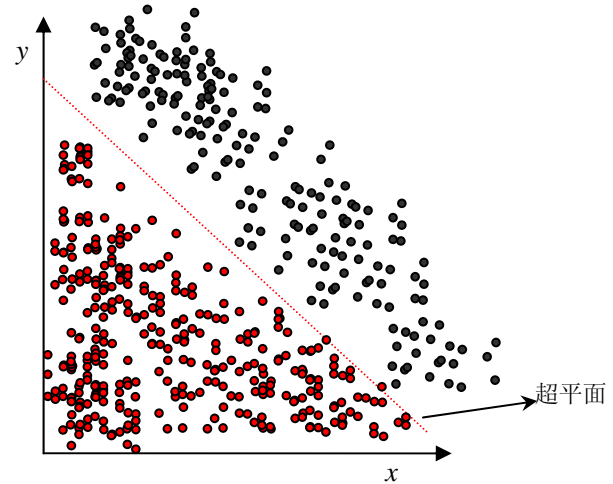


图1 向量机划分不同的像素值

Fig.1 SVM is divided into different pixel values

使用核函数是为了将低维不可分问题转化为高维可分问题,同时避免了因为维数灾难而造成的计算上的问题。

回归函数为:

$$f(x) = \sum_{x_i \in SV} (a_i - a_i^*) k(x_k, x_l) + b \quad (5)$$

式中:  $a_i^*$  是  $a_i$  对偶函数。

将最优分类面的求解问题转化为求解二次规划的对偶问题:

$$\max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i * y_j) \quad (6)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} a_i \geq 0 & i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \end{cases}$$

过松弛因子  $\xi$  对不能完全分开的线性分类问题求解:

$$\min J(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (7)$$

约束条件:

$$y_i (w \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$$

式中:  $c$  为惩罚因子,用于调整算法的复杂度,能在分类间隔最大与误差最小之间寻求最佳折衷,它的选

取决定了最优分类超平面的位置<sup>[13]</sup>。

将非线性输入空间的样本映射到高维特征空间进行求解<sup>[14]</sup>:

$$Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i * y_j) \quad (8)$$

则向量机的决策函数为:

$$f(x) = \text{sign} \left\{ \left[ \sum_{i=1}^n a_i y_i (\varphi(x) \cdot \varphi(x_i)) \right] + b \right\} \quad (9)$$

## 1.2 局部和全局核函数选择

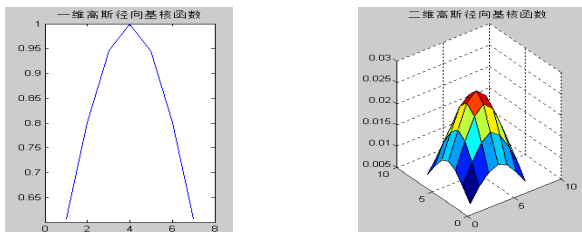
核函数中的参数的选择决定了从数据空间到高维特征空间之间的非线性映射,如果选择不合适会导致极差的分类性能<sup>[15]</sup>。当需要详细区分较远的像素样本点时,采用全局核函数;相反的,需分析距离较近的点时,采用局部核函数。局部核函数的学习能力要高于全局核函数,但是局部核函数泛化能力不如全局核。

### 1.2.1 高斯径向基核函数

局部核函数采用高斯径向基核函数:

$$k(x_k, x_l) = \exp \left( -\frac{\|x_k - x_l\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (10)$$

高斯径向基核参数 $\sigma$ 越大,显著影响核函数的样本范围越大,学习能力越强<sup>[16]</sup>。图2给出了高斯径向基核函数。



(a) 一维高斯径向基核函数 (b) 二维高斯径向基核函数

图2 高斯径向基核函数

Fig.2 Gauss radial basis kernel function

从图2中可以看出它扩大了相近像素点的差异,降低了距离较远的样本点之间的影响。

### 1.2.2 多项式核函数

全局核函数采用多项式核函数: $k(x_k, 0.2) = [(0.2x_k) + 1]^p$ ,对于多项式核参数 $p$ 越大,算法的复杂性越高,学习能力越强<sup>[17]</sup>。图3给出了变维数为1,函数值的变化,从多项式核函数的图形结构看出,扩大了样本的差异性,函数值趋于0的速度较慢,全局(绝大部分的点)对于核函数都有影响。

### 1.2.3 组合过程

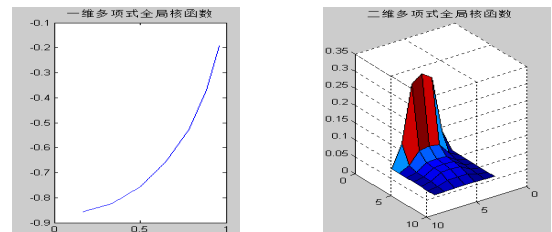
由于全局核函数使决策函数有良好的泛化能力,

局部核函数的作用是改善支持向量附近点的决策函数值,为了满足训练集中支持向量取值带来的连续性要求,通过组合系数平衡高斯核函数和多项式核函数的权重:

$$k(x_k, x_l) = \beta K_{\text{global}}(x_k, x_l) + (1 - \beta) K_{\text{local}}(x_k, x_l) \quad (11)$$

式中:组合系数 $\beta = 1 + 1/x_k$ 。

这样全局核函数的影响来自所有的支持向量,局部核函数的影响只为支持向量本身,同时采取分步训练的方法<sup>[18]</sup>,对 $1 - \beta$ 赋值为小于1;通过 $h$ -折交叉验证,训练集平均分为 $h$ 个两两互不相交的子集,进行步迭代训练和测试,每次把一个子集作为测试集,其余的样本作为训练集,在得出决策函数后计算其判断错误点的个数,最后汇总算出所有的错误点个数与总训练集个数之比,只有当 $h$ 低于10才进行训练;否则修正 $1 - \beta$ 的值,再重新训练样本。



(a) 一维多项式全局核函数 (b) 二维多项式全局核函数

图3 多项式全局核函数

Fig.3 Polynomial global kernel function

## 1.3 图像分割流程

$f(x)$ 为支持向量机的输出:

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^n y_i a_i (x_i \cdot x) - b \right) \quad (12)$$

输出集合为 $\{-1, 1\}$ ,代表图像分割中非边缘像素和边缘像素。如果人工标记像素为 $l$ 个,则 $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ 为人工标记的像素类别,像素取值为1,被标记为非边缘的像素取值为-1。

$x = \{x^1, x^2, \dots, x^n\}$ 为像素 $x$ 在特征集中的取值,在图像分割中选择像素的邻域灰度均值作为用于分割的特征<sup>[19]</sup>。利用不规则度IRGL统计图像邻域灰度均值连通区域的离散程度,不规则度的定义:

$$\text{IRGL} = \frac{1 + \sqrt{\pi} \max_{i \in I} \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2}}{\sqrt{I}} - 1 \quad (13)$$

式中: $I$ 表示参与计算的连通区域; $|I|$ 为连通区域 $I$ 中的像素数; $(\bar{x}, \bar{y})$ 是 $I$ 的质心,  $\bar{x} = \frac{\sum_{i \in I} x_i}{|I|}$ ,  $\bar{y} = \frac{\sum_{i \in I} y_i}{|I|}$ 。

不规则度反映了连通区域的形状,通过对每个连通区域中像素点偏离质心的程度计算得到,分割误差

$\varepsilon$ 要求为:

$$\varepsilon \leq \frac{1}{\sqrt{\delta + p}}$$

算法流程:

- ①输入图像, 提取图像像素灰度值特征, 构建训练样本集;
- ②特征归一化, 使特征向量归一化至[-1, 1]区间;
- ③SVM 训练集随机均分子集, 每个像素点的特征带入到分类器中预测每个像素的类别, 获得最优分类面;
- ④选择核函数进行像素区域的分割, 满足分割误差要求转至步骤⑤, 否则进行步骤③;
- ⑤输出图像。

2 实验仿真

为了对比分析本文算法与其它算法的分割效果, 仿真实验参数为: 内存 DDR3, 主频 1600 MHz, 容量 4 GB, 732 位操作系统 WIN, CPU 为 3.5 GHz 的硬件环境, 通过调用编程工具 MATLAB2012 实现算法。

2.1 分割视觉效果

采用 2 幅不同的图片, 把图像像素的灰度特征作为分割的特征, 输入到支持向量机进行学习, 分类模型的最优参数  $c=150$ ,  $\xi=4.15$ ,  $\beta=0.5456$ ,  $\sigma=1.85$ ,  $p=6$ , 采用最优参数建立最优图像分割模型, 对待分割图像进行分割, 其分割效果如图 4 和图 5 所示。

图 4(a)和图 5(a)为待分割图像, 图 4(b)和图 5(b)为 BT 分割效果, 图 4(c)和图 5(c)为 GA 分割效果, 图 4(d)和图 5(d)为 ARG 分割效果, 图 4(e)和图 5(e)为 FMC 分割效果, 图 4(f)和图 5(f)为训练后支持向量分布效果图, 图 4(g)和图 5(g)为 SVM 分割效果。从分割效果中可以看出, 本文算法的分割图像清晰, 目标区域十分突出, 其它算法的结果分割结果差, 目标区域不能很好地突出, 出现欠、过分割现象。这是因为支持向量机组合核函数算法满足训练集中支持向量图像像素取值带来的连续性要求。

2.2 定性分析

用归一化互相关系数 (NC) 来评价本文算法分割图像:

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W(i, j) \times W'(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W(i, j)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W'^2(i, j)}} \tag{14}$$

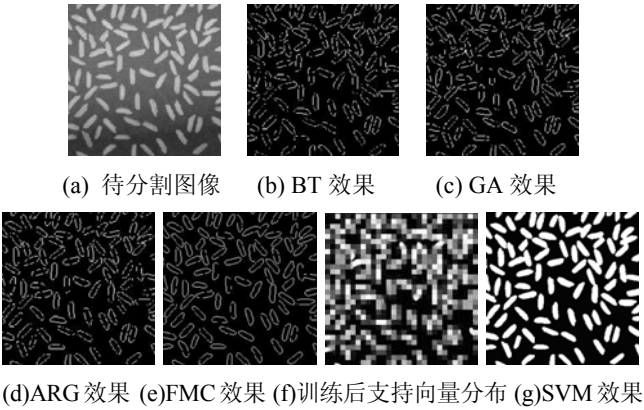


图 4 图像 1 不同算法分割效果

Fig.4 Different Segmentation effect of image 1

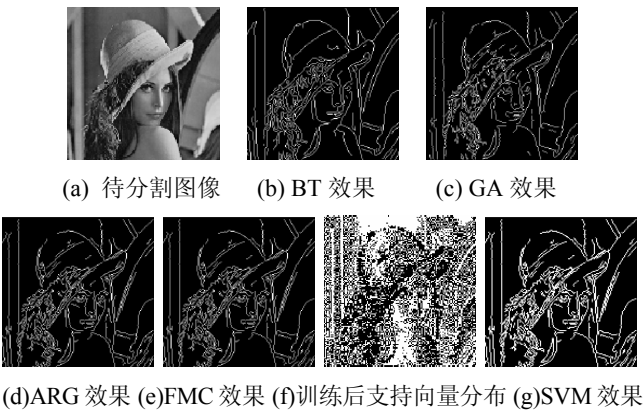


图 5 图像 2 不同算法分割效果

Fig.5 Different Segmentation effect of image 2

式中:  $M \times N$  为图像大小;  $W(i, j)$ 、 $W'(i, j)$ 表示源图像与分割后图像在位置 $(i, j)$ 处的灰度值。NC 值越接近于 1 越好。

对于图像进行分割来说, 分割速度十分重要, 为了衡量各算法的分割效率, 对每幅图像进行多次重复分割, 取它们平均分割时间作为评价标准。图像 1 和图像 2 定性分析结果如表 1 和表 2 所示。

从表 1 和表 2 的分析可以看到, 本文算法 NC 值较接近于 1, 分割时间的消耗较少, 误割率较低。这是因为在分割过程中利用不规则度统计图像邻域灰度均值连通区域的离散程度, 每个像素点的特征带入到分类器中预测每个像素的类别, 获得最优分类面。

表 1 图像 1 定性分析

Table 1 Qualitative analysis of image 1			
算法	NC	分割时间/s	误割率
BT	0.9213	1.1219	0.1246
GA	0.9348	1.0937	0.1090
ARG	0.9689	0.9156	0.1135
FMC	0.9213	0.8996	0.0967
SVM	0.9946	0.7512	0.0361

表 2 图像 2 定性分析

Table 2 Qualitative analysis of image 2			
算法	NC	分割时间/s	误割率
BT	0.9605	1.5957	0.1011
GA	0.9549	1.4649	0.1099
ARG	0.9699	0.9456	0.1215
FMC	0.9645	0.9013	0.0821
SVM	0.9876	0.8146	0.0237

3 结论

寻找像素分类间隔最大的最优分类面，将非线性输入空间的样本映射到高维特征空间进行求解；局部核函数选择高斯径向基核函数，全局核函数选择多项式核函数，为了满足训练集中支持向量取值带来的连续性要求，通过组合系数平衡高斯核函数和多项式核函数的权重；接着选择像素的邻域灰度均值作为用于分割的特征，利用不规则度统计图像邻域灰度均值连通区域的离散程度；实验仿真显示本文算法分割图像清晰，目标区域十分突出，定性分析中指标归一化互相关系数为 0.9946，分割时间为 0.7512，误割率为 0.0237，进一步的研究将集中在核函数优化方面。

参考文献：

[1] 徐晔烨, 王敬东, 朱晨雨, 等. 基于 Otsu 算法和分形维数相结合的红外云图分割[J]. 红外技术, 2014, 36(6): 496-502.  
Xu Ye ye, Wang Jing dong, Zhu Chen yu, et al. Segmentation of infrared cloud image based on otsu algorithm and fractal dimension [J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(6): 496-502.

[2] 李晓冰. 基于自适应模糊加权指数的 FCM 聚类测量图像分割方法[J]. 红外技术, 2013, 35(3): 146-149.  
Li Xiao bing. FCM segmentation method of measurement of image based on adaptive coefficient of fuzzy weight[J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(3): 146-149.

[3] 杨名字, 李刚. 利用区域信息的航拍图像分割[J]. 中国光学, 2014, 7(5): 779-785.  
Yang Ming yu, Li Gang. Aerial image segmentation with region information[J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(5): 779-785.

[4] 杨名字. 基于改进 Chan-Vese 模型的图像分割[J]. 液晶与显示, 2014, 29(3): 473-478.  
Yang Ming Yu. An infrared image segmentation approach based on improved Chan-Vese model[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(3): 473-478.

[5] Wu Hui, Shangguan Xu-ming. Regional logistics information resources integration patterns and countermeasures[J]. *Physics Procedia*, 2012, 25(2): 1610-1615

[6] Kwon Hyuk Ju, Lee Sung Hak, Lee Geun Young. Luminance adaptation transform based on brightness functions for LDR image reproduction[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 30(7): 74-85.

[7] 王琳, 胡翠英, 庞其昌, 等. 基于自适应图像分割的中药光谱图像检测[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(12): 66-72.  
Wang Lin, Hu Cui ying, Pang Qi chang, et al. TCM spectral imaging detection based on self-adaptive region segmentation method[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(12): 66-72.

[8] 郭艾侠, 肖德琴. 基于探索性分析的荔枝串与结果母枝图像识别[J]. 实验室研究与探索, 2014, 33(2): 4-9, 30.  
Guo Ai Xia, Xiao De Qin. Image recognition of litchi cluster and their main fruit bearing based on exploratory analysis[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2014, 33(2): 4-9, 30.

[9] 伊力哈木·亚尔买买提. 基于改进的自适应分水岭图像分割方法研究[J]. 计算机仿真, 2013, 30(2): 373-377.  
Yi li ha mu·Ya er mai mai ti. Based on the improved adaptive watershed image segmentation method research[J]. *Computer Simulation*, 2013, 30(2): 373-377.

[10] Xing Yan, Nurul A. Chowdhury Mid-term electricity market clearing price forecasting: A multiple SVM approach[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 58(6): 206-214.

[11] 杜娟, 孙君顶. 基于特征加权和支撑向量机的图像分类研究[J]. 激光与红外, 2013, 43(3): 315-308.  
Du Juan, Sun Jun Ding. Image classification based on feature weighting and support vector machine[J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(3): 315-308.

[12] 刘继业, 陈西宏, 刘强, 等. 基于改进粒子群优化 LS-SVM 的卫星钟差预报研究[J]. 宇航学报, 2013, 34(11): 1509-1515.  
Liu Ji Ye, Chen Xi Hong, Liu Qiang, et al. LS-SVM based on improved PSO for prediction of satellite clock error[J]. *Journal of Astronautics*, 2013, 34(11): 1509-1515.

[13] 胡庆辉, 丁立新, 何进荣. 范数约束的多核半监督支持向量机学习方法[J]. 软件学报, 2013, 24(11): 2522-2534.  
Hu Qing Hui, Ding Li Xin, He Jin Rong. Lp norm constraint multi-Kernel learning method for semi-supervised support vector machine[J]. *Journal of Software*, 2013, 24(11): 2522-2534.

[14] 张德发, 何亮. 基于粗糙集和支持向量机的图像分割技术研究[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(6): 111-113.  
Zhang De fa, He Liang. Research on image segmentation technology based on rough set and support vector machine[J]. *Computer Applications and Software*, 2013, 30(6): 111-113.

[15] 杨雯斌. 支持向量机在大规模数据中的应用研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2013: 15-30.  
Yang Wei Bin. Research and Application of the Support Vector Machine on Large-scale Datas[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2013: 15-30.

- [16] 吴鹏, 宋文龙. 一种基于支持向量机的植物根系图像边缘检测算法[J]. 浙江农业学报, 2012, **24**(4): 721-726.  
Wu Peng, Song Wen Long. An image edge detection algorithm of plant roots based on support vector machine[J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2012, **24**(4): 721-726.
- [17] 楼俊钢, 蒋云良, 申情, 等. 软件可靠性预测中不同核函数的预测能力评估[J]. 计算机学报, 2013, **36**(6): 1303-1311.  
Lou Jun Gang, Jiang Yun Liang, Shen Qing, et al. Valuating the prediction performance of different Kernel functions in Kernel based software reliability models[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2013, **36**(6): 1303-1311.
- [18] Victor Wilcox Jr, Ted Trus, Nilson Salas, et al. A proficiency-based skills training curriculum for the SAGES surgical training for endoscopic proficiency (STEP) program[J]. *Journal of Surgical Education*, 2014, **71**(3): 282-288.
- [19] 朱艳丽, 张宝剑, 黄勇. 一种纹理分析方法在皮革图像分类中的应用[J]. 安徽农业科学, 2010, **38**(12): 6515-6516.  
Zhu Yan li, Zhang Bao jian, Huang Yong. Application of texture analysis method in leather classification[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2010, **38**(12): 6515-6516.

(上接第 228 页)

#### 参考文献:

- [1] Hu Weiming, TAN Tieniu, WANG Liang, et al. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2004, **32**(3): 334-352.
- [2] 杨戈, 刘宏. 视觉跟踪算法综述[J]. 智能系统学报, 2010, **5**(2): 95-105.
- [3] 赵红颖, 金宏, 熊经武, 等. 电子稳像技术概述[J]. 光学精密工程, 2001, **9**(4): 353-359.
- [4] 江友谊, 余瑞星, 宋军艳, 等. 基于 ICM 的局部不变特征提取方法[J]. 红外技术, 2012, **34**(3): 177-180.
- [5] Ferrari V, Jurie F, Schmid C. From images to shape models for object detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **87**(3): 284-303.
- [6] 张辰, 赵红颖, 钱旭. 直方图反向投影多目标检测优化算法[J]. 计算机系统应用, 2014(2): 178-182, 218.
- [7] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]// *Proceeding of the Alvey Vision Conference*, 1988: 147-151.
- [8] 罗刚, 张云峰. 应用角点匹配实现目标跟踪[J]. 中国光学, 2009, **2**(6): 477-481.
- [9] Shi J, Tomasi C. Good Features to Track[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994: 593-600.
- [10] Bradski G R, Kaehler A. *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*[M]. O'Reilly Media, Incorporated, 2008.
- [11] 江志军, 易华蓉. 一种基于图像金字塔光流的特征跟踪方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2007(8): 680-683.