

ALPSO-SVM 道路限速标志识别

王进 熊虎

(重庆邮电大学计算智能重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘要 提出了一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的道路限速标志识别方法。为了提高算法对限速标志的识别精度,采用了一种可在进化过程中通过调整学习参数来协调粒子全局与局部搜索能力的自适应学习粒子群算法(Adaptive Learning Particle Swarm Optimization, ALPSO)对支持向量机的相关参数进行优化。实验结果表明,提出的 ALPSO-SVM 方法在识别性能上优于传统的 SVM,在算法收敛性能上优于标准 PSO-SVM。

关键词 限速标志识别,粒子群优化算法,支持向量机,参数优化

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

ALPSO-SVM for Road Speed Limit Signs Recognition

WANG Jin XIONG Hu

(Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract This paper proposed a support vector machine (SVM)-based road speed limit signs recognition method. In order to improve the recognition performance of the algorithm, an adaptive learning particle swarm optimization (ALPSO) algorithm was employed to optimize the parameters of SVM. The proposed ALPSO may adjust its learning parameters during the evolutionary process to coordinate the local search with the global search of the PSO algorithm. Experimental results show that the proposed ALPSO-SVM is superior to the traditional SVM in terms of the recognition rate, and its convergence performance is better than the standard PSO-SVM.

Keywords Speed limit signs recognition, Particle swarm optimization, Support vector machine, Parameters optimization

1 引言

限速标志是一类常见的道路交通标志,用于限制车辆的最高行驶速度。道路限速标志的自动识别是智能交通领域的一项重要研究内容,它的研究有利于避免潜在事故,提供驾驶人没有注意到的道路信息,提高车辆的主动安全性能。

道路限速标志识别主要包括两个基本的技术环节:(1)限速标志的检测,包括限速标志的定位及图像预处理;(2)限速标志的识别,包括限速标志的特征提取与分类。

随着计算智能技术的发展,模板匹配^[1]、神经网络^[2]等方法已在限速标志识别领域得到了成功的应用。文献^[3]采用基于结构风险最小化准则的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对道路标志进行识别,具有良好的泛化能力和较高的识别能力,能够有效避免经典机器学习方法中存在的维数灾难、局部极小、过学习等问题^[4]。在 SVM 分类器中,其相关参数的设置对 SVM 的识别性能有着决定性影响。传统的 SVM 参数设置方法主要有经验法、交叉验证法、穷举法等。经验法带有很强的主观性,其 SVM 参数选择效果主要依赖于人的先验知识;交叉验证法的 SVM 参数优化结果往往具有一定的不确定性;而穷举法耗时较多。

本文提出了一种基于 SVM 的道路限速标志识别方法。针对 SVM 中相关参数的设置问题,采用了粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对 SVM 中的惩罚因子 C 和核函数参数进行设定和优化^[5],以提高 SVM 的识别性能。

PSO 是当前非常流行的优化方法,该算法简单、易于实现,在寻优的过程中不易陷入局部最优,能够有效地搜索全局最优解。传统的 PSO 算法随着求解问题复杂度的增加,通常存在过早熟、全局收敛性能差等局限。近年来,研究人员提出了突变算子^[6]、随机扰动^[7]、混沌算子^[8]等策略来避免 PSO 的早期收敛。本文采用了一种自适应学习 PSO 策略^[9],该方法通过调整 PSO 学习参数的概率特性来保持粒子种群的多样性;同时引入学习参数随进化状态自适应调整策略来协调粒子的全局与局部搜索能力。

2 支持向量机

支持向量机^[10]是一种基于结构风险最小化的二元分类器,其本质思想是通过某种事先选择的非线性映射(核函数)将输入向量映射到一个高维特征空间,并在该空间中寻找最优分类超平面。其描述如下:

(1) 训练样本集 $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (x \times y)^l$,

到稿日期:2012-03-11 返修日期:2012-06-15 本文受国家自然科学基金(61203308, 61075019),教育部留学回国人员科研启动基金(教外司留[2010]1174号)资助。

王进(1979-),男,博士,教授,主要研究方向为演化硬件、模式识别、智能信息处理、智能交通, E-mail: wangjin_liips@yahoo.com.cn;熊虎(1986-),硕士生,主要研究方向为计算智能、模式识别。

式中, $x_i \in x = R^n$, $y_i \in y = \{1, -1\}$, $i = 1, \dots, l$, n 为输入样本维数。

(2) 选择适当的核函数 $K(x_i \cdot x)$ 和惩罚参数 $C > 0$, 构造并求解最优化问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l$$

求得 $a^* = (a_1^*, \dots, a_l^*)^T$ 。

(3) 计算 $w^* = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* x_i$, 选择 a^* 的一个分量 $0 < \alpha_j^* < C$, 并据此计算出:

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i \cdot x_j) \quad (2)$$

(4) 构造分划超平面 $(w^* \cdot x) + b^* = 0$, 决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*) \quad (3)$$

本文使用径向基函数(Radial Basis Function, RBF):

$$K(x_i, x) = \exp\left\{-\frac{(x_i - x)^2}{\sigma^2}\right\} \quad (4)$$

通常不同核函数对 SVM 的性能影响不大, 而核函数的参数选取对 SVM 的性能具有较大影响^[11]。RBF 核函数的主要参数为核的宽度 σ^2 ; 在 SVM 算法中, 还有一个误差惩罚参数 C , 它确定数据子空间中调节置信范围和经验风险的比例, 以优化 SVM 的推广能力。因此, 本文研究 SVM 的 C 和 σ 两个参数的优化选择问题。

3 改进的粒子群优化算法

3.1 PSO 算法

粒子群优化算法^[12]是 Kennedy 和 Eberhart 受人工生命研究结果的启发, 通过模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为而提出的一种基于群体智能的全局启发式搜索算法。PSO 算法通过对随机粒子群进行迭代运算, 寻找最优解。粒子通过跟踪两个极值来更新自己的速度和位置, 第一个极值是粒子本身所找到的最优解: 个体最优 p_{best} , 另一个是整个种群目前找到的最优解: 全局最优 g_{best} 。其运动方程描述如下:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{bj}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (5)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (6)$$

式中, v_{ij} 和 x_{ij} 分别代表第 i 个粒子第 j 维的速度与位置分量; ω 为惯性权重; c_1, c_2 为加速常数, 分别调节个体最优粒子和全局最优粒子飞行方向的最大步长; p_{bj} 为个体所经历的历史最佳位置分量; p_{gj} 为群体所经历的历史最佳位置分量; r_1, r_2 为两个相互独立的随机数, 其区间为 $[0, 1]$ 。

3.2 ALPSO 算法

由于 PSO 中的各个粒子向自身历史最佳位置或群体历史最佳位置聚集, 形成粒子种群的快速趋同效应, 使得粒子快速地聚集在一个较小的搜索区域内, 群体多样性降低, 容易陷入局部极值, 导致出现早期收敛现象^[13]。同时, PSO 算法的参数设定对其性能也有所影响^[14]。为克服上述不足, 本文采用了一种自适应学习粒子群优化算法(Adaptive Learning Particle Swarm Optimization, ALPSO)^[9], 其具体思想如下:

为方便研究, 选取某个粒子的一维运动方程来进行分析。将式(5)代入式(6), 可得:

$$x(t+1) = x(t) + \omega v(t) + c_1 r_1(t)(p_b(t) - x(t)) + c_2 r_2(t)(p_g(t) - x(t)) \quad (7)$$

式中, 随着加速常数 c_1, c_2 在 $[0, 1]$ 区间遍历取值, 粒子的自身认知和群体认知的总和对应一个搜索空间, 其称为一步搜索空间。对一步搜索空间的概率特性进行分析, 由式(7)进行因式提取和变量替换可得:

$$x(t+1) = x(t) + \omega v(t) + (c_1 + c_2) Y [Z p_b(t) + (1-Z) p_g(t) - x(t)] \quad (8)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} k = c_1 / (c_1 + c_2) \\ Y = k r_1 + (1-k) r_2 \\ Z = k r_1 / (k r_1 + (1-k) r_2) \end{cases}$$

式中, Y, Z 为 $[0, 1]$ 上的随机数, 且 Y 和 Z 相关。 Z 是对 $p_b(t)$ 与 $p_g(t)$ 两个信息进行合成的加权系数, 其值的大小可以体现粒子对极值信息 $p_b(t)$ 和 $p_g(t)$ 的学习差异。 $Z > 0.5$ 时, 粒子偏向对 $p_b(t)$ 的学习; $Z < 0.5$ 时, 粒子偏向对 $p_g(t)$ 的学习。因此, Z 称为学习因子。 Y 表达了粒子对 $p_b(t)$ 与 $p_g(t)$ 的合成信息继承的程度, 称为继承因子。

为平衡算法的全局和局部搜索能力, ALPSO 算法的速度更新公式如下:

$$\begin{cases} v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + (c_1 + c_2) Y [Z p_{bj}(t) + (1-Z) p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \\ Z = Z_{\max} - (Z_{\max} - Z_{\min}) t / \text{itermax} \\ f_Y(y) = 1, Y \in [0, 1] \end{cases} \quad (9)$$

式中, $Z_{\max} = 1, Z_{\min} = 0, \text{itermax}$ 为最大迭代数, 学习因子 Z 初始值为 1, $(1-Z) p_{gj}(t)$ 为 0, 这样在进化初期粒子只学习 $p_{bj}(t)$, 随着迭代数的增加缓慢地偏向对 $p_{gj}(t)$ 的学习。学习因子时变的递减策略使粒子在学习前期增强全局搜索能力, 而在后期增强局部搜索能力, 能有效地平衡算法的局部与全局搜索能力。ALPSO 中继承因子 Y 服从 $[0, 1]$ 均匀分布, 使得粒子在进化过程中, 能够等概率落到一步搜索空间的任一位置, 有利于保持粒子群的多样性。

4 ALPSO-SVM

本文采用 ALPSO 进行 SVM 参数 C 和 σ 的优化(ALPSO-SVM)。ALPSO 中每个粒子在解空间的位置代表 SVM 参数 C, σ 的一个候选解, 解的优劣程度由适应函数决定。其算法流程如下:

1) 初始化 ALPSO 参数以及 SVM 参数 C, σ 的最大值和最小值, 在定义空间 R^n 中随机产生 n 个粒子的初始位置和初始速度, 构成初始种群 $X(t) \{t=1, 2, \dots, n\}$ 和速度矩阵 $V(t) \{t=1, 2, \dots, n\}$ 。每个粒子的 x_i 的初始值为其个体最优解 $p_b(i)$, 通过适应度函数计算每个粒子的初始适应度求得全局最优解 $p_g(i)$ 。

2) 计算各个粒子适应度: 本文采用对训练集进行 5 倍交叉验证(5-fold Cross Validation, 5-CV)的准确率作为 ALPSO 的适应度函数:

$$f(x_i) = \frac{\sum_{i=1}^k p_i^j}{k} \quad (10)$$

式中, i 为粒子序号, 将原始训练数据平均分为 k 组 ($k=5$), p_i^j 为第 i 个粒子在第 j 组交叉验证测试中的识别率。

3) 迭代寻优: 按照式(8)、式(9)进行迭代计算, 分别更新

粒子的位置和速度,并且考虑更新后的速度和位置是否在SVM参数限定范围内。

4)比较每个粒子的当前适应度 $f(x_i)$ 和历史最优位置适应度 $f(p_b(i))$,如果 $f(x_i) > f(p_b(i))$,则 $p_b(i) = x_i$;比较每个粒子的当前适应度 $f(x_i)$ 和全局最优位置适应度 $f(p_g(i))$,如果 $f(x_i) > f(p_g(i))$,则 $p_g(i) = x_i$ 。

5)设定最大迭代次数为 $itermax$,如果没达到最大迭代次数,转至步骤3),否则算法迭代结束。

5 道路限速标志识别

道路限速标志识别系统的工作流程一般分为3个部分:限速标志定位、特征提取、特征分类。

5.1 限速标志定位

样本图像取自普通道路上多角度拍摄的4类常见限速标志:20km/h、40km/h、60km/h、80km/h,其原始大小为3264×2448像素。为了方便处理,采用兰兹采样滤镜将其缩小为800×600像素。

本文采用颜色分割和形状分析相结合的方法对限速标志进行定位。定位分为3个步骤:颜色分割、边缘提取和Hough找圆。

第1步 颜色分割。利用红色像素值分割图像^[15]。将非红色像素点填为“0”,红色像素点填为“1”,这样得到一幅黑白二值图像(见图1(b))。

第2步 边缘提取。采用sobel算子^[16]对上述二值图像进行边缘提取(见如图1(c))。

第3步 Hough找圆^[17]。限速标志是一种具有圆形轮廓的图形。然而在拍摄到的限速标志实景图,通常有很多的圆形轮廓。利用Hough变换可以检测到非常多的圆,其中大部分的圆与标志定位无关。因此,首先需要根据半径的差异去掉一些相同的圆,任意的两个圆如果满足以下的关系则被认为是同一个圆:

$$|x_1 - x_2| < 3, |y_1 - y_2| < 3, |r_1 - r_2| < 3 \quad (11)$$

式中, $x_1, y_1, r_1, x_2, y_2, r_2$ 分别为两个圆圆心的横坐标、纵坐标和半径。然后根据圆圈内部红色像素在整个圆圈内部的像素中所占的比例(通常大于5%的不是限速标志)去除其他无关的圆。通过该步骤,图1(c)中右边的禁止停车标志被去除。Hough变换找圆结果中找到的圆心和半径对应限速标志的位置和大小。

5.2 特征提取

根据Hough找圆的结果,设圆心坐标为 (x_0, y_0) ,半径为 r ,则在原始图片(见图1(a))上以 (x_0, y_0) 为中心、以 $\sqrt{2} * r$ 取整后的数值作为边长截取一个正方形,提取结果如图1(d)所示。

根据文献[18]中的限速标志特征提取方法,对图像进行处理,其具体步骤如下:

第1步 二值化处理。二值化是为了区分数字(黑色)和背景(白色),因此红色像素不计算在内。因为黑、白两种颜色在R、G、B 3个分量上都有很明显的差异,所以以R分量的平均值作为阈值即可取得较好的二值化结果(见图1(e))。

第2步 特征提取。特征提取首先要突出数字部分。找到数字边界,根据边界提取数字(见图1(f))。因为限速标志

右边的0对分类没有贡献,所以只截取数字的左边部分。将限速标志左边部分划分成7×5个小方块并将其初始化为一个7×5向量,计算每个小方块内部白色像素的比例,如果该方块内白色像素的比例大于整幅图片中白色像素的比例,则对应的7×5向量位置标记为1(白色),否则标记为0(黑色)(见图1(g))。

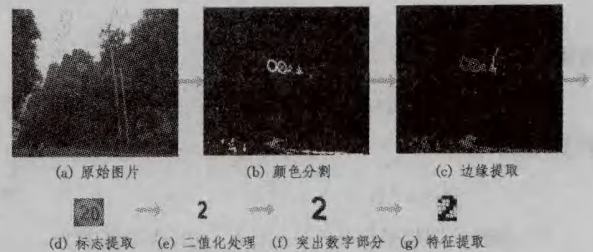


图1 标志定位与特征提取

图2给出了4种限速标志经特征提取后得到的部分特征向量。

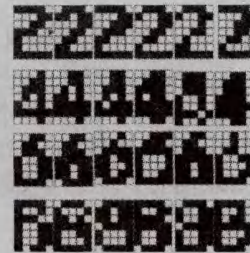


图2 7×5特征向量(限速标志20、40、60、80km/h)

5.3 特征分类

本文采用一对多支持向量机(one-vs-all SVM)^[19]分类策略,在一类样本与剩余的多类样本之间构造决策平面,从而达到多类识别的目的。该策略只需在每一类样本和对应的剩余样本之间产生一个最优决策面,而不用在两两之间进行分类。具体步骤如下:

首先,根据4种不同限速标志类别建立4个训练样本集。第1个训练样本集,20km/h的样本为一类,其他3种限速标志样本为另一类;第2个训练样本集,40km/h的样本为一类,其他3种限速标志样本为另一类;第3个训练样本集,60km/h的样本为一类,其他3种限速标志样本为另一类;第4个训练样本集,80km/h的样本为一类,其他3种限速标志样本为另一类。然后,利用ALPSO-SVM算法对上述4个训练样本集进行训练得到4个基分类器。最后,根据训练得到的4个分类器对独立的测试样本集进行分类。

6 实验与分析

实验数据集由4类国内道路上常见的限速标志组成(20、40、60、80km/h),总共102张图像(<http://cs.cqupt.edu.cn/MemberReadNews.asp?NewsID=11124&SpecialID=0>)。在matlab上运行限速标志定位与特征提取程序,其中12张图片由于天气(雨天,雾)、光照(太阳光线太强或者太弱)、距离太远、障碍物遮挡等原因导致限速标志无法有效定位而提取失败。把成功提取的90张图片的特征作为实验数据集,随机选取实验数据集中的64个样本作为训练集,剩下的26个样本作为测试集。用于训练和测试的样本分布如表1所列。

表1 训练及测试集样本数量

标志类别	总样本	成功提取样本		漏检率
		训练集	测试集	
限速 20	19	12	7	0%
限速 40	35	24	7	11.43%
限速 60	34	20	7	20.59%
限速 80	14	8	5	7.14%
总计	102	64	26	11.76%

ALPSO 中粒子种群大小为 20, $itermax$ 为 200, c_1 为 1.5, c_2 为 1.7。选择 RBF 径向基函数作为核函数。SVM 中参数 C 的最大值为 100, 最小值为 0.1; 参数 σ 的最大值为 1000, 最小值为 0.01。

为了验证本文方法的有效性, 将 ALPSO-SVM、PSO-SVM、SVM 和演化硬件(Evolvable Hardware, EHW)方法^[17]在上述道路限速标志识别应用中进行了识别率对比测试, 实验结果如表 2 所列。从表 2 可以看出, 传统 SVM 算法在对限速标志 40 进行识别时, 多误判了一个样本。通过采用 ALPSO 和 PSO 对 SVM 的相关参数 C 和 σ 进行优化, 不仅能够有效避免手工设置参数的繁琐, 而且能够有效提高系统识别率。文献^[17]中的 EHW 在集成较少基分类器时, 识别率较低; 当单元阵列数量为 1 和 2 时, 其识别率分别为 89.43% 和 91.35%; 只有在集成大量基分类器时, 才能获得较高的识别率; 当单元阵列数量为 4 和 8 时, 其识别率为 92.31%。这说明 EHW 分类器识别率的提高是以增加硬件资源消耗和分类器学习时间为代价的, 而本文提出的 ALPSO-SVM 不需要集成大量基分类器就能获得较高的识别率。

表2 不同方法的识别率对比

识别方法	各类限速标志测试集识别率				测试集平均识别率
	20	40	60	80	
SVM	100%	85.71%	71.43%	100%	88.46%
PSO-SVM	100%	100%	71.43%	100%	92.31%
EHW ^[17]	100%	100%	71.43%	100%	92.31%
ALPSO-SVM	100%	100%	71.43%	100%	92.31%

为了更好地对比 ALPSO-SVM 和 PSO-SVM 的收敛性能, 采用平均适应度作为算法评估标准, 即每代 20 个粒子对训练集进行 5-CV 测试所得识别率的平均值。从图 3—图 6 可以看出, 随着算法迭代次数的增加, ALPSO 的平均适应度呈波动上涨的趋势, ALPSO-SVM 的最终平均适应度在 4 类识别器中都高于传统的 PSO-SVM。与 PSO-SVM 相比, ALPSO-SVM 在进化前期的平均适应度增长缓慢, 主要是因为 ALPSO-SVM 在此阶段侧重于对解空间进行全局探索; 在进化后期, ALPSO-SVM 通过在前期全局搜索的基础上加强局部搜索, 有效提高了寻优速度和寻优精度, 所以在平均适应度上的提升明显高于 PSO-SVM。

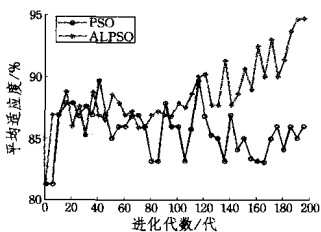


图3 ALPSO 和 PSO 限速标志 20 分类器的平均适应度对比 (5-CV)

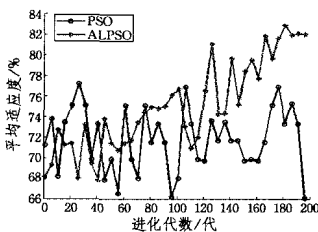


图4 ALPSO 和 PSO 限速标志 40 分类器的平均适应度对比 (5-CV)

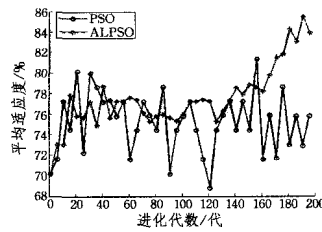


图5 ALPSO 和 PSO 限速标志 60 分类器的平均适应度对比 (5-CV)

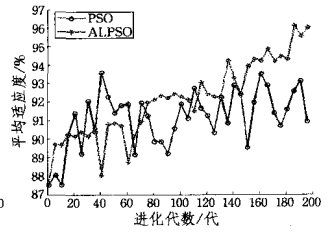


图6 ALPSO 和 PSO 限速标志 80 分类器的平均适应度对比 (5-CV)

结束语 为进一步提高道路限速标志的识别精度, 提出了一种能够在进化过程中通过调整学习参数来协调粒子全局与局部搜索能力的自适应粒子群算法对支持向量机进行参数优化。通过与传统的 SVM、PSO-SVM 的对比实验表明: ALPSO-SVM 对 4 类常见的道路限速标志的识别率达到 92.31%, 优于传统的 SVM; ALPSO-SVM 在进化学习过程中的收敛性能优于 PSO-SVM。

下一步的工作主要是对 ALPSO 算法、限速标志定位和特征提取方法进行改进, 以提高 ALPSO-SVM 道路限速标志识别方法在复杂道路和光照环境下的识别精度, 使该模型具有更强的实用性和鲁棒性。

参考文献

- [1] Hoferlin B, Zimmermann K. Towards reliable traffic sign recognition [C] // 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IVS 2009). 2009:324-329
- [2] 初秀民, 严新平, 毛喆. 道路标志图案识别方法研究[J]. 汽车工程, 2006, 28(11):1051-1055
- [3] Maldonado-Bascón S, Lafuente-Arroyo S, Gil-Jiménez P, et al. Road-sign detection and recognition based on support vector machines[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2):264-278
- [4] Senf A, Chen X, Zhang A. Comparison of one-class SVM and two-class SVM for fold recognition [C] // 13th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2006). 2006:140-149
- [5] Melgani F, Bazi Y. Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2008, 12(5):667-677
- [6] Niu Q, Jiao B, Gu X S. Particle swarm optimization combined with genetic operators for job shop scheduling problem with fuzzy processing time [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(1):148-158
- [7] Zhao X C. A perturbed particle swarm algorithm for numerical optimization [J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(1):119-124
- [8] Coelho L D S, Lee C S. Solving economic load dispatch problems in power systems using chaotic and Gaussian particle swarm optimization approaches [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2008, 30(5):297-307
- [9] 申元霞, 王国胤. 粒子群优化算法的概率特性分析及算法改进 [J]. 控制与决策, 2011, 26(6):816-825
- [10] Campbell W M, Campbell J P, Reynolds D A. Support vector machines for speaker and language recognition [J]. Computer Speech and Language, 2006, 20(2):210-229

结束语 本文提出一种基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割算法。通过 FCM 算法对图像进行预处理,可自动获取训练样本,实现了彩色图像的自动分割。本文方法无论从数据统计中还是从视觉效果上,算法的有效性都得到了很好的验证。此外,对于较复杂的彩色图像,如何自动确定类别个数,还有待进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] Ohlander R, Price K, Raj R D. Picture segmentation using a recursive region splitting method[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1978, 8(3): 313-333
- [2] 杨红颖, 王向阳, 王春花. 基于特征加权的自适应 FCM 彩色图像分割算法[J]. *计算机科学*, 2009, 36(8): 281-284
- [3] Tremeau A, Borel N. A region growing and merging algorithm to color segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(7): 1191-1203
- [4] Fan J, Aref W G, Hacid M S, et al. An improved automatic isotropic color edge detection technique[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 22(13): 1419-1429
- [5] Ong S H, Yeo N C, Lee K H, et al. Segmentation of color images using a two-stage self-organizing network[J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(4): 279-289
- [6] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995
- [7] Yu Zhi-wen, Wong Hau-San, Wen Gui-hua. A modified support vector machine and its application to image segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(1): 29-40
- [8] Pabitra M, Shankar B U, Sankar K P. Segmentation of multi-spectral remote sensing images using active support vector machine[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(9): 1067-1074
- [9] Genton M G. Classes of kernels for machine learning: a statistics perspective[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 2: 299-312
- [10] 张刚, 马宗民. 一种采用 Gabor 小波的纹理特征提取方法[J]. *中国图像图形学报*, 2010, 15(2): 247-254
- [11] Fowlkes C, Martin D, Malik J. Local Figure/Ground Cues are Valid for Natural Images[J]. *Journal of Vision*, 2007, 7(8): 1-9
- [12] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[C]// *Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington: IEEE Computer Society Press, 1997: 731-737

(上接第 229 页)

- [11] 张学. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 96-105
- [12] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks (NN 1995)*. 1995: 1942-1948
- [13] Ling S H, Lu H, Leung F H F, et al. Improved hybrid particle swarm optimized wavelet neural network for modeling the development of fluid dispensing for electronic packaging[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(9): 3447-3460
- [14] Dos Santos Coelho L, Herrera B M. Fuzzy identification based on a chaotic particle swarm optimization approach applied to a nonlinear yo-yo motion system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, 54(6): 3234-3245
- [15] Sekanina L, Torresen J. Detection of norwegian speed limit signs [C]// *16th European Simulation Multiconference on Modelling and Simulation (ESMMS 2002)*. 2002: 337-340
- [16] 柏春岚. Matlab 在图像边缘提取中的应用[J]. *科技信息*, 2009(14): 224-225
- [17] 王进, 康雄. 基于演化硬件的道路限速标志识别方法[J]. *江苏大学学报: 自然科学版*, 2011, 32(6): 689-694
- [18] Torresen J, Jorgen W B, Sekanin L. Efficient recognition of speed limit signs[C]// *7th Intelligent Transportation System Conference (ITS 2004)*. 2004: 652-656
- [19] Chen Ze-zhi, Pears N, Austin J. Road vehicle classification using Support Vector Machines[C]// *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS 2009)*. 2009: 214-218

(上接第 248 页)

- [2] Wu Chen-yu, Zhou Jie, Bian Zhao-qi, et al. Robust Crease Detection in Fingerprint Images [J]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, 2: 505-510
- [3] Bazen A M, Cerez S H. Systematic Methods for the Computation of the Directional Field and Singular Points of Fingerprints[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 905-919
- [4] Ratha N K, Chen Shao-yun, Jain A K, et al. Adaptive Flow Orientation-based Feature Extraction in Fingerprint Images [J]. *Pattern Recognition*, 1995, 28(11): 1657-1672
- [5] Hong L, Wang Y F, Jain A K. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(8): 777-789
- [6] Kamei T, Mizo M, et al. Image filter design for fingerprint enhancement [C]// *The International Symposium on Computer Vision (ISCV'95)*. Coral Gables, Florida, 1995: 21-23
- [7] Sherlock B, Monro D. A model for interpreting fingerprint topology [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(7): 1047-1055
- [8] 唐良瑞, 谢晓辉, 蔡安妮. 基于 D-S 证据理论的指纹图像分割方法[J]. *计算机学报*, 2003, 26(7): 887-892
- [9] 詹小四, 宁新宝, 尹义龙. 多级分块尺度下的指纹方向信息提取算法[J]. *南京大学学报*, 2003, 39(4): 476-482
- [10] Castleman K R. *数字图像处理*[M]. 朱志刚, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2002: 256-278
- [11] Oliveira M A, Leite N J. A multi scale directional operator and morphological tools for Reconnecting broken ridges in fingerprint images[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41: 367-377
- [12] 张铮, 王艳平, 薛桂香. 数字图像处理与机器视觉——Visual C++与 Matlab 实现[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2011: 210-225