

文章编号:1000-582X(2011)02-108-05

一类支持向量机中引导式量子粒子群优化机理及实现

姚富光¹, 钟先信²

(1. 重庆教育学院 计算机科学系, 重庆 400067;
2. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

摘要:通过分析量子粒子群在一类超球面支持向量机训练优化的应用机理,提出一种基于引导式量子粒子群(D-QDPSO)的一类超球面支持向量机训练优化算法,根据 Zoutendijk 最速下行策略确定全局最优 g_{best} 的优化方向,计算引导粒子位置;同时在初始化时根据序列最小优化算法(SMO)得到靠近最优解的近似位置,并以约束平面边界点作为初始化粒子,扩大了搜索范围。实验表明,D-QDPSO 算法有较好的收敛性能和泛化性能,其误识率比 SMO 降低约 0.12%,运算速度比 LPSO 提高 2 倍左右。

关键词:粒子群优化;支持向量机;Zoutendijk 最速下行策略;引导粒子;序列最小优化;LPSO
中图分类号:TP13 **文献标志码:**A

Mechanism and implementation of directional quantum-behaved particle swarm optimization in OC-SVM

YAO Fu-guang¹, ZHONG Xian-xin²

(1. Department of Computer Science, Chongqing Education College, Chongqing 400067, P. R. China;
2. Key Laboratory of Opto-electronic and System, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: This paper uses the training of OC-SVM to analyze the mechanism of the Quantum-behaved particle swarm and develops a method of training OC-SVM based on the directional- QDPSO . The new position of the directional particle is calculated based on the current global best point (g_{Best}), which identified the optimized direction conforms to Zoutendijk fastest decline method principle. In the initialization, the position of one particle is initialized according to SMO, which makes its position nearer to the global optimum solution. The boundary points of subjected plane are concerned as the initialized position of other particles, so as to make the searching area wider. The experiment result shows that the convergence and the generalization of D-QDPSO is good, the misrecognition of D-QDPSO is 0.12% lower than that of SMO, and the operating speed is 2 times faster than that of LPSO.

Key words: particle swarm optimization; support vector machines; zoutendijk fastest decline principle; directional particle; sequential minimal optimization; LPSO

收稿日期:2010-09-15

基金项目:国家高科技产业工业过程自动化专项/企业集成自动化系统(计高技[2000]1882号);云南省省院省校科技合作计划项目(2004XY16)

作者简介:姚富光(1978-),男,博士,主要从事模式识别和智能在线检测等研究,(E-mail)yaofuguang@163.com。
钟先信(联系人),男,重庆大学教授,(Tel)023-65103134,(E-mail)xxzhong@cqu.edu.cn.

支持向量机是基于统计学习理论的模式识别分类器。它通过结构风险最小化准则和核函数方法,较好地解决了模式分类器复杂性和推广性之间的矛盾。传统的支持向量机是基于二类问题提出的,而近年来,一类支持向量机(OC-SVM)被更广泛的应用到文字识别、故障诊断、异物检测、网络安全等各个领域,用以解决单类分析,多类识别等问题。

支持向量机的关键是求解拉格朗日乘子的二次规划问题。PLATT J C 最早中提出了 SMO 方法,将 SVM 的二次规划问题简化为线性寻优问题^[1],其特点是每次迭代只优化 2 个样本,即可求得工作集的解析解,实现简单,收敛效率高;许多学者在此基础上对算法进行了优化^[2-4],主要在判别条件、循环策略和确定工作集等方面进行了改进,在实现速度上有了很大提高,SMO 也成为求解 SVM 最常用的算法。SMO 的提出和优化一般是针对 2 类问题,文献[5]针对 OC-SVM 的特点提出了离心系数的概念,优化了 SMO 的迭代策略,尤其简化了针对径向核函数的工作集解析解,并应用于烟草异物识别中。但由于 OC-SVM 的特殊性,SMO 的优化结果往往泛化性不强,在工程应用中存在较多误判。U PAUET 将粒子群算法应用到 SVM 的求解中,提出了 LPSO 算法,实验证明 LPSO 有更好的泛化能力,但该方法求解过程的迭代寻优步骤具有一定随机性,收敛速度较慢,运算量大。笔者在此基础上分析了一类超球面支持向量机的特点,结合 SMO 算法,提出一种改进的量子粒子群训练算法,有效的解决了 LPSO 中寻优随机性的问题,极大提高了运算效率。

1 一类超球面支持向量机基础

假设 n 个 d 维训练样本点,记作 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,一类超球面支持向量机通过特征映射 $\varphi: R^n \rightarrow F$ 将样本投影到一个高维特征空间中,并建立一个体积尽量小且包含尽可能多训练样本点的超球面。设 α 和 R 分别为超球面的球心和半径。则原问题可描述为求解以下的二次优化问题^[6]:

$$\min F(R, \alpha, \xi_i) = R^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad (1)$$

S. T. $\|\varphi(x_i) - \alpha\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l$
其中,参数 C 为正则化系数,控制错分比例,实现超球面半径与包含样本数的折衷。 ξ_i 为错分松弛因子。其对偶形式为

$$\min F(\alpha) = \min \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x_i, x_i), \quad (2)$$

$$\text{S. T. } \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l$$

其中, $K(x, y) = \phi(x)\phi(y)$ 为核函数。这样,原问题就转化为求解以 α 为函数的二次优化问题。求解该二次优化问题可以得到 α 的值,通常大部分 α_i 为零,不为零的 α_i 对应的样本成为支持向量。根据 KKT 互补条件,对于 $0 < \alpha_i < C$ 的样本满足:

$$\begin{cases} \xi_i = 0 \\ R^2 - K(x_i, x_i) + 2 \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j) - \alpha^2 = 0 \end{cases} \quad (3)$$

这样的样本称之为支持向量。

令: $E_i = \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j), K_{ij} = K(x_i, x_j)$, 则对于任一 $x_i \in SV$, 根据有: $\alpha^2 - R^2 = 2E_i - K_{ii}$ 。
对所有支持向量取平均,定义离心系数^[4]:

$$\omega = \alpha^2 - R^2 = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{x_i \in SV} (2E_i - K_{ii}), \quad (4)$$

其中, N_{SV} 是支持向量的个数, ω 表示超球球心与半径的空间关系。

根据 SMO 算法,假设工作集为 α_1 和 α_2 , 令 $\kappa = K_{11} + K_{22} - 2K_{12}$, 可得解析解^[6]:

$$\begin{cases} \alpha_2^{\text{new}} = \frac{\alpha_2^{\text{old}}}{2} + \frac{[K_{22} - K_{11} + E_1 - E_2 + \lambda(K_{11} - K_{12})]}{2\kappa} \\ \alpha_1^{\text{new}} = \lambda - \alpha_2^{\text{new}} \end{cases}, \quad (5)$$

2 引导式量子粒子群优化算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 是一种基于迭代的优化工具,是根据鸟群觅食的原理衍化而来,群中每个粒子就是空间中的一个解,根据个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} 更新粒子位置^[7-8]。

量子粒子群算法^[9-10] (Quantum Delta-Potential-Well-based particle swarm optimization, 也称为 Quantum-behaved particle swarm optimization, 简称 QDPSO) 步骤与 PSO 基本一致,只是粒子新位置的确定方法有所不同,假设粒子数量为 M , 则第 i 个粒子按照如下方式更新飞行位置:

$$m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^n p_{\text{best}}[i], \quad (6)$$

$$p[i] = f \times p_{\text{best}}[i] + (1-f) \times g_{\text{best}}, \quad (7)$$

$$X[i] = p[i] \pm \beta \times |m_{\text{best}} - X[i]| \times \ln(1/u). \quad (8)$$

其中, m_{best} 为个体极值 p_{best} 的中点,即重心位置;

$p[i]$ 为全局最优解 g_{best} 和个体最优解 $p_{\text{best}}[i]$ 之间的随机位置, f 为 $[0, 1)$ 的随机数; β 为收缩扩张系数, 控制的收敛速度。

相对于 PSO, QDPDSO 有更好的全局搜索能力, 但由于其搜索具有跳跃性, 迭代后期其局部寻优能力反而不如 PSO 好, 尤其在算法运行的后期, 粒子搜索性能明显下降; 同时, 其搜索方法带有一定的随机性, 虽然可以在初期较快的寻优, 但不能保证每次搜索都能向全局最优逼近, 造成较多无意义的迭代运算。同时, 该算法是一种无约束下的寻优模型, 如果增加约束条件, 则运算量将大大增加^[11]。因此, 根据 OC-SVM 的优化特点, 提出一种引导式量子粒子群优化算法 (Directional QDPDSO, 简称 D-QDPDSO), 用以解决 OC-SVM 中线性等式约束的二次优化问题。

据式(2)的目标函数, 适应度函数可写成

$$Fit = \sum_{i=1}^l \alpha_i E_i - \sum_{i=1}^l \alpha_i K_{ii}, \quad (9)$$

约束要求解在式 $\sum_{i=1}^l \alpha_i = 1$ 的超平面内, 并满足 $0 \leq \alpha_i \leq C$ 。

首先, 需要使 QDPDSO 中的粒子新位置满足 OC-SVM 可行解要求。假设空间超平面 R 上有 n 个点 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 点 P 由线性函数构成: $P = \gamma_1 P_1 + \gamma_2 P_2 + \dots + \gamma_n P_n$, 可证明, 当 $\sum_{i=1}^n \gamma_i = 1$ 时, 则点 P 也在超平面 R 上。下面为证明过程:

假设空间超平面 R 为: $AX = B$, 则 $AP_i = B$,

$$AP = A(\gamma_1 P_1 + \gamma_2 P_2 + \dots + \gamma_n P_n) = \gamma_1 AP_1 + \dots + \gamma_n AP_n = \sum_{i=1}^n \gamma_i \cdot B = B, \quad (10)$$

则说明点 P 亦在超平面 R 上。

由此, 根据式(6)~式(8), 只需要初始化粒子满足式(2)的约束超平面, 则 m_{best} 、 p_{best} 均在该超平面内, 可得 $p[i]$ 和粒子的新位置 $X[i]$ 也在超平面上。因此, 只需要在优化过程中使粒子分量满足 $0 \leq \alpha_i \leq C$, 即可让优化结果满足约束条件。

QDPDSO 是根据 m_{best} 、 p_{best} 、 g_{best} 来确定粒子的新位置, 为了避免随机搜索导致无意义的迭代运算, 增加一个特殊粒子以引导整个群体向最优解靠拢, 称之为引导粒子。根据 Zoutendijk 最速下降方向原理, 当前粒子位置有一个明确的优化方向, 即梯度方向^[12]。

假设优化的拉氏乘子数量为 m , $m < l$, 则假设 $\alpha_1 \sim \alpha_m$ 为当前工作集, 可得 $\sum_{j=1}^m \alpha_j = \lambda \leq 1$, 可行解在

超平面 $\sum_{j=1}^m \alpha_j = \lambda$ 上。为了使目标函数变化为负且变化值最大, 令

$$h(\alpha_i) = \frac{\partial F}{\partial \alpha_i} = 2 \sum_{j=1}^l \alpha_j K(x_i, x_j) - K(x_i, x_i) = 2E_i - K_{ii}, \quad (11)$$

则无约束情况下的优化方向为

$$v = -\nabla F(\alpha) = \{-h(\alpha_1), -h(\alpha_2), \dots, -h(\alpha_m)\}, \quad (12)$$

令 $b = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m h(\alpha_j)$, 可得 v 在超平面的投影为

$$d = \{d \mid d_i = -h(\alpha_i) + b, i = 1, 2, \dots, m\}, \quad (13)$$

则粒子新位置可表示为

$$x^{(t+1)} = x^{(t)} + kd. \quad (14)$$

其中, k 为步长系数, 决定粒子的搜索速度, 过大会导致跳过最优解, 过小则会降低收敛速度。令 $U = \min(\lambda, C)$, 一般取

$$k = \frac{U}{\sum_{j=1}^m |d_j|}, \quad (15)$$

由 $\sum_{j=1}^m d_j = 0$ 可知, 粒子位置 $x^{(t)}$ 将会在可行解超平面内。

为了能让粒子位置满足盒约束 $0 \leq x_i^{(t)} + kd_i \leq U$, 令

$$Q = \min\left(\frac{U - x_i^{(t)}}{d_i} \mid d_i > 0, \frac{-x_i^{(t)}}{d_i} \mid d_i < 0, i = 1, 2, \dots, m\right), \quad (16)$$

取

$$k = \min(k, Q). \quad (17)$$

因此, 当工作集规模为 m , $m = 2n < l$ 。假设 $\alpha_1 \sim \alpha_m$ 为需要优化的拉格朗日乘子, 且事先选择工作集时, 选择 $h(\alpha_i)$ 为正为负的样本各 n 个。则 D-QDPDSO 步骤如下:

1) 初始化粒子群: 第一个粒子初始位置采用工作集当前值, 即 $x_j = \alpha_j$; 第二个粒子根据 SMO 算法, 由下列方法求得较靠近近似最优解的位置, 将 $2n$ 个需要优化的样本分为 2 组:

$$\{\alpha_{1j} \mid h(\alpha_{1j}) > 0, j = 1, 2, \dots, n\}, \{\alpha_{2j} \mid h(\alpha_{2j}) < 0, j = 1, 2, \dots, n\}.$$

其中, α_{1j} 按 $h(\alpha_{1j})$ 降序排列, α_{2j} 按 $h(\alpha_{2j})$ 升序排列。可根据 SMO 算法, 对于任意一对 α_{1j} 和 α_{2j} , 令 $\alpha_1 = \alpha_{1j}$, $\alpha_2 = \alpha_{2j}$, 则其初始化粒子对应的参数为

$$\begin{cases} x_{1j} = \frac{\alpha_{1j}}{2} + \frac{[K_{22} - K_{11} + E_1 - E_2 + \lambda(K_{11} - K_{12})]}{2\kappa}, \\ x_{2j} = \alpha_{1j} + \alpha_{2j} - x_{1j} \end{cases}, \quad (18)$$

其他粒子的取可行解上的边界点,取随机数 c ,

$$1 \leq c \leq m, \sum_{j=1}^m \alpha_j = \lambda, \text{粒子初始位置为 } x = \{x_j = 0, j \neq c; x_j = \lambda, j = c\}.$$

2) 根据下式计算每个粒子(含引导粒子)当前拉氏乘子对应的 E_i

$$E_i^{\text{new}} = E_i^{\text{old}} + \sum_{j=1}^m (\alpha_j^{\text{new}} - \alpha_j^{\text{old}}) K(x_j, x_i), \quad (19)$$

其中, $\alpha_j \in$ 工作集。

3) 计算每个粒子的适应度函数 $Fit[k]$, 如果 $Fit[k] < p_{\text{best}}[k]$ 则 $p_{\text{best}}[k] = Fit[k]$, 如果 $Fit[k] < g_{\text{best}}$ 则 $g_{\text{best}} = Fit[k]$, 同时更新 p_{best} 和 g_{best} 对应的位置。

4) 判断优化过程是否满足下列任一结束条件, 满足则退出 D-QDPSO, 否则向下运行: ① 判断 g_{best} 粒子中对应拉氏乘子是否满足 KKT 条件; ② 是否达到预设迭代次数。

5) 根据式(14)计算 g_{best} 的引导粒子位置。

6) 根据式(6)~(8), 计算各个粒子的新位置。

7) 返回步骤 2)。

3 D-QDPSO 在 OC-SVM 中的应用分析

D-QDPSO 实现步骤如下:

1) 初始化拉格朗日乘子 α , 使之满足 $\sum_{i=1}^l \alpha_i = 1$, $0 \leq \alpha_i \leq C < 1$ 。根据粒子群规模, 随机选取 m 个样本, 使之对应的 $\alpha_i = 1/m$, 其余样本的 $\alpha_i = 0$ 。则不为 0 的样本为初始支持向量。由初始支持向量计算可各样本对应的 E_i 。

2) 计算 ω , 计算 $h(\alpha_i)$ 。

3) 遍历样本寻找违反 KKT 条件的样本, 得到违反 KKT 条件的样本集 $\{\alpha_B\}$, 按照下列规则从中选择 $2n$ 个最速下行方向样本作为工作集:

$$\begin{cases} \alpha_{1i} = \max_n \{\alpha_i | \alpha_i > 0, h(\alpha_i) < 0, \alpha_i \in \{\alpha_B\}\} \\ \alpha_{1j} = \min_n \{\alpha_i | \alpha_i < C, h(\alpha_i) > 0, \alpha_i \in \{\alpha_B\}\} \end{cases},$$

$$\text{且} \begin{cases} h(\alpha_{1i+1}) > h(\alpha_{1i+1}) \\ h(\alpha_{1j+1}) < h(\alpha_{1j+1}) \end{cases}$$

即分别找到 n 个 $h(\alpha_i)$ 最大和最小的样本, 且将它们分别降序和升序排列。

4) 用 D-QDPSO 算法优化工作集, 优化结果

g_{best} 最为新的拉氏乘子值。

5) 返回步骤 2)。

将 D-QDPSO 与 LPSO 和改进的 SMO^[13] 进行了对比, 实验数据为云南某烟厂软包红梅生产线的实时图像, 分别为几组不同批次不同采样相机采集, 需要将混入烟叶中的异物识别出来^[14-15]。其中 LPSO 为 U PAQUET 提出的一种基于 PSO 的训练算法^[16-17], 算法通过初始速度为 0, 从而满足约束条件。实验中 LPSO 和 D-QDPSO 的粒子群规模为 40, 优化拉氏乘子数量 $2n = 50$, 最大迭代次数设置为 100, 比较结果如表 1 所示。

表 1 D-QDPSO 实验结果及对比

采样批次	软红梅	软红梅	软红梅	
	1 号机	2 号机	3 号机	
SMO	支持向量个数	1 864	1 031	1 248
	运算时间/s	478	350	336
	识别率/%	92.3	94.5	90.8
	误识率/%	0.37	0.35	0.22
LPSO	支持向量个数	1 847	1 024	1 219
	运算时间/s	2 633	1 727	2 077
	识别率/%	92.2	94.4	91.0
	误识率/%	0.28	0.26	0.20
D-QDPSO	支持向量个数	1 842	1 015	1 221
	运算时间/s	726	532	627
	识别率/%	92.3	94.5	90.8
	误识率/%	0.26	0.25	0.20

由表 1 可看出, 粒子群算法得到的训练结果, 其识别率与 SMO 算法很接近, 但是由于得到的支持向量数更少, 泛化能力更强, 因此误识率更低(LPSO 和 D-QDPSO 比 SMO 误识率平均降低 0.12%)。在烟草异物剔除系统中, 更低的误识率意味着剔除机械动作相对减少。在高速异物剔除系统中, 剔除机构的动作是很频繁的, 降低误识率有利于延长剔除机构的寿命。但同时可以看出, 粒子群算法由于需要计算多个粒子的运行位置, 而且在确定工作集时排序运算较 SMO 复杂, 训练时间相对较长。由于 Q-DPSO 增加了引导粒子, 同时在初始化时优化了初始粒子的位置, 其收敛速度比普通粒子群算法提高了 2 倍以上。

图 1 为 D-QDPSO 和 LPSO 的收敛性能比较, 其中横坐标为迭代次数。从中可以看出, D-QDPSO 在初始化时即可得到较小值, 同时由于引导粒子, 基本上每次迭代都能向全局最优解靠拢, 尤其在迭代后期, 粒子局部寻优能力下降时, 引导粒子能明确得

到全局最优的优化方向,在 60 次左右,完成优化计算。而且初始化的粒子中包含了各个边界点,因此搜索范围足够大,不会陷入局部最优和早熟。

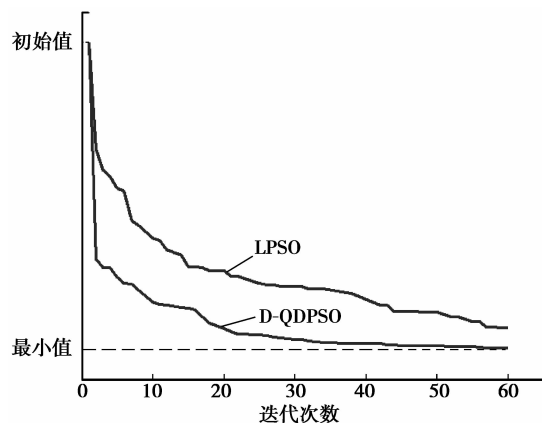


图 1 D-QDPSO 和 LPSO 的收敛性能比较

4 结 论

结合粒子群优化算法,针对 OC-SVM 的特点提出了 D-QDPSO 算法。算法在初始化粒子群时即可获得最优解附近位置,同时采用边界点作为初始粒子,在最大范围内搜索避免了陷入局部最优;同时根据每次迭代的群最优 g_{best} ,由 Zoutendijk 策略求其引导粒子,加快了收敛速度。实验表明,D-QDPSO 算法的运算效率比 LPSO 算法提高 2 倍左右,运算效率虽然仍不如 SMO,但其得到的支持向量个数更少,泛化性更高,得到的训练结果其误判更低。该算法参数较少,无需先验知识,具有较好的通用性。

参考文献:

- [1] PLATT J C. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999: 185-208.
- [2] SCHOLKOPF B, PLATT J. Estimating the support of a high-dimensional distribution [J]. Neural Computation, 2001, 3(7): 1443-1471.
- [3] KEERTHI S S, SHEVADE S K, BHATTACHARYYA, et al. Improvements to platt's SMO algorithm for SVM classifier design[J]. Neural computation, 2001, 13(3): 637-649.
- [4] DONG J, SUEN C Y. A fast SVM training algorithm [J]. International Journal of Pattern Recognition and artificial Intelligence, 2003, 17(3):367-384.
- [5] 姚富光,钟先信,唐向阳. 异物在线识别中一类支持向量机理及实现[J]. 光学精密工程, 2009, 17(4): 937-942.
- [6] YAO FU-GUANG, ZHONG XIAN-XIN, TANG XIANG-YANG. Mechanism and implementation of one class support vector machines in fast foreign real-time recognition [J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(4):937-942.
- [7] JIA J, ZHANG H R. A Fast Learning Algorithm for One-Class Support Vector Machine [C/OL] // 3rd International Conference on Natural Computation, Haikou, August 24-27, 2007 [2007-11-05]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4344146&tag=1.
- [8] KENNEDY J. Particle Swarm Optimization[C/OL] // Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, WA, Australia, November 27-December 1, 1995[2002-08-06]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=488968.
- [9] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C/OL] // Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, October 4-6, 1995 [2002-08-06]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=494215.
- [10] SUN J, FENG B, XU W. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C/OL] // Congress on Evolutionary Computation, June 19-23, 2004 [2004-09-03]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1330875.
- [11] SUN J, XU W, FENG B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C/OL] // IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, Singapore, December 1-3, 2004 [2005-07-05]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1460396.
- [12] 张利彪,周春光,刘小华,等. 求解约束优化问题的一种新的进化[J]. 吉林大学学报:理学版, 2004, 42(4): 534-540.
- [13] ZHANG LI-BIAO, ZHOU CHUN-GUANG, LIU XIAO-HUA, et al. A novel evolutionary algorithm for solving constrained optimization problems[J]. Journal of Jilin University: Science Edition, 2004, 42(4): 534-540.
- [14] 徐成贤,陈志平,李乃成. 近代优化方法[M]. 北京:科学出版社, 2002.
- [15] CHANG C, LIN C. LIBSVM- a library for support vector machines[EB/OL]. (2010-09-13) [2010-12-23]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.

- Engineering, September 8-10, 2009, Hangzhou, China. [S. l.]:[s. n.], 2009:607-609.
- [17] 衡涛,米海珍,杨文侠. 兰州地区某工程垃圾地基土处理方法研究[J]. 甘肃科学学报, 2007, 19(1):140-144.
HENG TAO, MI HAI-ZHEN, YANG WEN-XIA. The treatment of garbage foundation soil in an engineering project in Lan Zhou[J]. Journal of Gansu Sciences, 2007, 19(1):140-144.
- [18] 马志斌,张宏,王欣. 振冲碎石桩在垃圾填埋场地中的应用[J]. 工业建筑, 2008, 38(9):7-50.
MA ZHI BIN, ZHANG HONG, WANG XIN. The application of vibroflotation gravel pile in garbage site[J]. Industrial Construction, 2008, 38(9):7-11.
- [19] 焦瑞玲,吴连海,崔维孝,等. 北京高速铁路动车段垃圾填埋场地基处理现场试验研究[J]. 铁道设计标准, 2009(2):76-80.
JIAO RUI-LING, WU LIAN-HAI, CUI WEI-XIAO, et al. Studies of site experiment on improvement of landfill for Beijing express-railway station[J]. Railway Standard Design, 2009(2):76-80.
- [20] 许立武,王书芳. 强夯法在处理生活垃圾地基中的应用[J]. 勘察科学技术 2004(5):44-45
XU LI-WU, WANG SHU-FANG. Application of dynamic compaction in MSW foundation[J]. Reconnaissance Science and Technology, 2004(5):44-45.
- [21] 王蕊. 考虑破坏特征的复合地基承载力计算方法研究[D]. 南京:河海大学, 2007.
- [22] MATASOYIC E, KAVAZANJIAN E J DE A, DUNN J. CPT-based seismic stability assessment of hazardous waste site [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2006, 26(1):201-208.
- [23] ROBERTSON P K. Soil classification using cone penetration test [J]. Canadian Geotechnical Journal, 1990, 27(1):151-158.
- [24] 廖红建,赵树德. 岩土工程测试[M]. 北京:机械工业出版社, 2007.
- [25] 张振营,吴世明,陈云敏. 城市生活垃圾土性参数的室内试验研究[J]. 岩土工程学报, 2000, 22(1):35-39.
ZHANG ZHEN-YING, WU SHI-MING, CHEN YUN-MIN. Experimental research on the parameter of life rubbish in city [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2000, 22(1):35-39.
- [26] 施建勇,冒俊. 水泥垃圾土强度特性试验研究[J]. 岩土力学, 2009, 30(7):1951-1996.
SHI JIAN-YONG, MAO JUN. Experimental research of strength characteristic of solid waste mixed with cement [J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(7):1951-1966.

(编辑 陈移峰)

(上接第 112 页)

- [14] 陈杰,李志敏,钟先信,等. 高速物流图像采集与实时异物剔除的原理及实现[J]. 光学精密工程, 2002, 10(5):454-458.
CHEN JIE, LI ZHI-MIN, ZHONG XIAN-XIN, et al. Principle and realization of data acquisition of high speed logistics images and of real time foreign material elimination[J]. Optics and Precision Engineering, 2002, 10(5):454-458.
- [15] 陈文涛,钟先信,李志敏,等. 烟草在线异物剔除系统设计与实验研究[J]. 光学精密工程, 2003, 11(4):384-389.
CEHN WEN-TAO, ZHONG XIAN-XIN, LI ZHI-MIN, et al. Design of a tobacco online foreign body Eliminating system and its experiment [J]. Optics and Precision Engineering, 2003, 11(4):384-389.
- [16] PAUET U, ENGELBRECHT A P. Training support vector machines with particle swarms[C/OL]// Proc. of International Joint Conference on Neural Networks, July 20-24, 2003 [2003-08-26]. http://ieeexplore.ieee.org/search/srchabstract.jsp?tp=&arnumber=1223937&queryText=%3DTraining+support+vector+machines+with+particle+swarms%26openedRefinements%3D*%26searchField%3DSearch+All.
- [17] PAUET U, ENGELBRECHT A P. A new particle swarm optimizer for linearly constrained swarms [C/OL] // Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation, December 8-12, 2003 [2004-05-24]. http://ieeexplore.ieee.org/search/srchabstract.jsp?tp=&arnumber=1299579&queryText=%3DA+new+particle+swarm+optimizer+for+linearly+constrained+swarms%26openedRefinements%3D*%26searchField%3DSearch+All.

(编辑 陈移峰)