

不变矩的改进支持向量机在显微目标识别中的应用研究

曾祥进, 黄心汉, 王 敏

(华中科技大学控制科学与工程系, 湖北 武汉 430074)

摘要: 为完成多个微小零件的识别, 提出了一种改进的支持向量机分类算法. 该算法应用基于边缘提取的不变矩获得特征属性, 利用基于粗糙集的可辨识矩阵的启发式属性约简算法获得特征属性的约简, 最后应用支持向量机进行目标识别分类. 比较了使用支持向量机分类和使用提出的改进支持向量机分类对多个微小零件识别的效果. 在显微视觉环境下的实验表明, 提出的改进支持向量机分类方法能满足系统应用要求, 分辨率达 95%.

关键词: 不变矩; 改进的支持向量机; 粗糙集; 属性约简; 目标识别

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

Application of Invariant Moment's Improved Support Vector Machine to Micro-target Identification

ZENG Xiang-jin, HUANG Xin-han, WANG Min

(Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to identify multi micro parts, an improved SVM (support vector machine) algorithm is presented, which employs invariant moments based on edge extraction to obtain feature attribute and then presents a heuristic attribute reduction algorithm based on rough set's discernable matrix to obtain attribute reduction. At last, SVM is used to identify and classify the targets. The effect on identifying multi micro parts by SVM is compared with that by the proposed improved SVM. The experiment results under micro vision environment show that the proposed improved SVM classification method can meet the system application requirements, with the resolution of 95 percents.

Keywords: invariant moment; improved support vector machine; rough set; attribute reduction; target identification

1 引言 (Introduction)

要进行多目标物体识别必须首先提取图像的特征参数, 然后根据特征参数进行目标分类. 提取图像特征参数的方法已有多种. 图像的形状特征是特征提取的重要对象. 其中, 矩特征是应用广泛的形状特征之一, 一些最基本的二维形状特征都与矩有直接的关系. 不变矩^[1~3]是图像的统计特性, 满足平移、伸缩、旋转均不变的不变性. Hu 首先提出了用于区域形状识别的不变矩, 但对封闭和不封闭结构, 由于不能直接计算矩的特征, 因而还需要先构造区域; 另外, Chen 也提出了基于边界的计算区域不变矩的快速算法. 目前, 矩特征广泛应用于目标识别、景物匹配、形状分析以及字符识别等许多方面. 因此, 我们应用不变矩来完成零件特征属性的提取.

完成目标特征的提取之后, 必须应用一种分类

算法进行最终的目标识别. 目前使用的分类器主要可以分为三种: 一是基于统计的方法, 具有代表性的有贝叶斯方法、KNN (KNN, k-nearest neighbor) 方法以及类中心向量和支持向量机 (SVM) 等; 二是基于规则的方法, 代表性的有决策树和粗糙集; 三是人工神经网络方法. 支持向量^[4~7]算法是一个凸优化问题, 所以局部最优解一定是全局最优解, 这是其他学习算法所不及的, 支持向量机在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出了许多特有的优势, 并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中. 在文本分类方面支持向量机的表现尤为突出, 其分类的查全率和查准率几乎超过了现有的所有方法. 因此, 我们选用支持向量机分类算法进行最终的目标分类. 但是, 经典的支持向量机算法建立在二次规划基础之上, 它无法区分训练集样本属性的重要性. 另外, 对于大数据量的模式分类和时间序列预测等问题, 如何提高其数据处理的实

时性、缩短训练样本的时间、减少大训练样本集所占用的空间等仍是亟待解决的问题。

针对上述问题, 必须对特征向量进行降维处理。降维处理有以下两种主要方法: 一种是主分量分析方法, 该方法是将原来众多具有一定相关性的指标重新组合成新的互相无关的综合指标, 代替原来的指标, 使新指标既包含原始数据的主要信息, 又能更集中地显示出研究对象的特征。主分量分析方法的研究重点在于如何选择主分量用作分类特征, 虽然 K-L 变换优化方法可行, 但是这种方法不能适应所有的分类目标。另外, 主分量分析方法会按照某种策略舍弃部分属性, 因此造成原属性集中的部分有用信息的损失。另一种是粗糙集方法, 该方法能对待分类的特征属性进行适当的约简, 提取最小核用于分类, 它是在保持分类结果不变的条件下消除冗余信息的, 能防止因约简造成的重要信息的丢失。所以, 我们应用粗糙集理论来进行特征属性的约简, 然后再进行目标分类。

为完成多个微小零件的自动识别, 本文提出了一种改进的支持向量机分类算法。该算法应用基于边缘信息的不变矩获得目标的特征属性, 应用粗糙集的可辨识矩阵的启发式属性约简算法区分训练集样本属性的重要性, 提高了系统分类效果, 缩短了样本训练时间, 满足了系统应用要求。在改进的支持向量机分类器上完成了多个微小零件的识别。在显微视觉环境下的实验表明, 所提出的改进的支持向量机分类器能满足系统应用要求, 分辨率达 95%。

2 不变矩理论 (Invariant moment theory)

图像的 $p+q$ 阶矩: 给定二维连续函数 $f(i, j)$, 其 $p+q$ 阶矩 M_{pq} 可由式 (1) 表示:

$$M_{pq} = \int \int i^p j^q f(i, j) di dj (p, q = 0, 1, 2, \dots) \quad (1)$$

在图像计算中, 一般应用 $p+q$ 阶矩的求和式, 即式 (2):

$$M_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) i^p j^q (p, q = 0, 1, 2, \dots) \quad (2)$$

式 (2) 中, 由于 p 和 q 可取所有的非负整数, 因此可以生成一个矩的无限集, 根据帕普利斯唯一性定理, 这个无限集可以确定二维图像函数 $f(i, j)$ 本身。对于二值图像, 令其背景值为 0, 形状区域内的值为 1, 则其零阶矩表示该形状区域的面积。

图像的 $p+q$ 阶中心矩: 为了保证形状特征的位置不变性, 必须计算中心矩, 即以物体的质心为原

点计算图像的不变矩值。由零阶矩和一阶矩可以算出图像的质心 (i', j') , 则该图像矩阵的 $p+q$ 阶中心矩 M''_{pq} 计算公式如式 (3) 所示:

$$M''_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) (i-i')^p (j-j')^q \quad (p, q = 0, 1, 2, \dots) \quad (3)$$

如果对中心矩根据形状区域面积进行归一化, 即将 M''_{pq} 用 M''_{pq}/M''_{00} (其中 $n = (p+q)/2 + 1$) 代替, 那么得到的不变矩可以满足尺度无关性。

当前关于二维不变矩的研究中, 大多讨论的是整体灰度图像目标矩的提取。显然, 这样必然会加大系统的计算量, 影响系统的实时性。为此, 我们提出了一种基于边缘信息的图像不变矩的方法。该方法首先应用 Canny 边缘算子得到边缘图像, 然后再对边缘图像提取其不变矩特征, 这样计算出的不变矩仍能保持矩的区域特性。由于边缘提取的作用, 参加计算的数据量急剧下降, 从而大大减小了计算量。

图像的不变矩是 7 个矩的函数, 满足形状的平移、旋转和尺度不变性, 其计算如式 (4) 所示:

$$\begin{aligned} \Phi_1 &= m_{20} + m_{02} \\ \Phi_2 &= (m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11} \\ \Phi_3 &= (m_{30} - 3m_{12})^2 + (3m_{21} - m_{03})^2 \\ \Phi_4 &= (m_{30} + m_{12})^2 + (m_{21} + m_{03})^2 \\ \Phi_5 &= (m_{30} - 3m_{12})^2 (m_{30} + m_{12}) [(m_{30} + m_{12})^2 \\ &\quad - 3(m_{21} + m_{03})^2] + (3m_{21} - m_{03})(m_{21} - m_{03}) \\ &\quad [3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2] \\ \Phi_6 &= (m_{20} - m_{02}) [(m_{30} + m_{12})^2 - 3(m_{21} + m_{03})^2] \\ &\quad + 4m_{11} (m_{30} + m_{12})(m_{21} + m_{03}) \\ \Phi_7 &= (3m_{12} - m_{30})^2 (m_{30} + m_{12}) [(m_{30} + m_{12})^2 \\ &\quad - 3(m_{21} + m_{03})^2] - (m_{03} - 3m_{21}) \\ &\quad [3(m_{30} + m_{12})^2 - (m_{21} + m_{03})^2] \end{aligned} \quad (4)$$

式 (4) 中的 m_{ij} 可由式 (3) 的 M''_{pq} 计算。

3 改进的支持向量机 (Improved SVM)

3.1 支持向量机理论^[8~12]

支持向量机方法是在统计学习理论之上的一种机器学习方法, 它建立在 VC 理论和结构风险最小化原理基础上, 根据有限样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中效果, 以期获得更好的泛化能力。其基本思想就是通过一个非线性映射, 把输入空间的数据映射到一个高维特征空间中, 然后在这一高维空间中进行线性分类。

设线性可分样本集为 $(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, n, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$, 即 \mathbf{x}_i 是 d 维特征向量, $y_i \in \{-1, 1\}$, 是类别号, 其空间线性判断函数的一般形式为 $f(\mathbf{x}_i) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b$, 其中 \mathbf{w} 为权向量, b 为分类域值. 那么分类面方程为:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b = 0 \quad (5)$$

若集合中的类 m 和类 n 线性可分, 则存在 (\mathbf{w}, b) , 使得:

$$\begin{aligned} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b &> 0, (\mathbf{x}_i \in m) \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b &< 0, (\mathbf{x}_i \in n) \end{aligned} \quad (6)$$

根据式 (5) 可知, 若 \mathbf{w} 和 b 同时被放大或缩小, 那么由式 (5) 确定的分类面不变. 假设训练集中的所有样本都满足 $|f(\mathbf{x}_i)| \geq 1$, 即使离分类面最近的样本满足 $|f(\mathbf{x}_i)| = 1$, 这样分类间隙就等于 $2/\|\mathbf{w}\|$. 因此使间隙最大等价于使 $\|\mathbf{w}\|$ 最小.

利用拉格朗日优化方法可以把上述最优分类面问题转化为对偶问题, 求解上述问题得到支持向量机的判决函数为:

$$f(\mathbf{v}) = \text{sgn}\left(\sum t_i y_i (\mathbf{x}_i, \mathbf{v}) + b^*\right) \quad (7)$$

其中 b^* 为分类阈值, t_i 为每个样本对应的拉格朗日乘子, \mathbf{v} 为样本, $\text{sgn}()$ 为符号函数. 对于线性不可分的情况, 加入松弛项 $\xi_i \geq 0$, 那么相应的优化问题变为:

$$\min J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \beta \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (8)$$

其中 β 为误差惩罚参数. 适当地选择 SVM 模型的相关参数对分类的效果有重大意义.

下面给出支持向量机的几种主要训练算法. 一是分块方法, 它是 Vapnik 为了解决较大规模的 SVM 训练问题而提出的方法; 二是分解方法, 它将训练样本分为工作集和非工作集, 工作集的样本个数远小于总样本个数, 算法每次只针对工作集中的样本训练; 此外, 还有求解二次规划对偶问题的隐拉格朗日公式算法、增量学习算法^[13]、最近点算法^[14]等.

支持向量机虽然具有较好的分类性能, 但它只能对两类样本进行分类, 而实际应用中往往需对多个类别进行分类. 因此, 需要将 SVM 推广到多类分类的问题中, 支持多类分类的算法有两种方式, 一种是将所有类别的样本组合在一起进行分类的方法; 另一种是分解重构法, 即将多类问题转化为多个两类问题的方法. 针对微操作中的多个微小零件的识别问题, 我们应用台湾学者 Liu^[15] 提出的基于“一对多”方法的模糊支持向量机来进行多目标分类. 其基本思想是:

分解策略: 每次从其中挑选一类为正类, 剩下的为负类.

组合策略: 将未知样本归为决策函数值最大的类.

3.2 改进的支持向量机

为完成系统的样本训练, 通常是将所有的特征属性值归一化后全部用于样本建模, 这样必然会加大系统的计算量, 同时由于所有属性都参与运算, 可能会因为有些不必要的特征属性而引起系统的分类误判, 因此, 必须要提出一种属性特征的重要性判别方法. 我们引入粗糙集理论完成样本特征属性的重要性判定, 得到系统的属性约简, 然后根据约简后的属性进行支持向量机预测分类.

首先介绍粗糙集理论. 决策系统 $S = (U, A, V, f)$, 其中 U 是全域, 为一个非空有限集; $A = C \cup D$, C 和 D 分别为条件属性集和决策属性集; V 是属性的值域集, $V = \bigcup_{a \in A} V_a$, V_a 是属性 a 的值域; f 是信息函数, $f: U \times A \rightarrow V$, 对 $\forall z \in U, a \in A$, 存在 $f(z, a) \in V_a$. $\forall B \subseteq A$ 是条件属性集的一个子集, 称二元关系 $I_{\text{nd}}(B)$ 为 $S = (U, A, V, f)$ 的不可区分关系: $I_{\text{nd}}(B) = \{(\theta, \lambda) \in U \times U | \forall a \in B, f(\theta, a) = f(\lambda, a)\}$, 它表示对象 θ 和对象 λ 关于属性集 A 的子集 B 是不可分的.

粗糙集属性的约简^[16~18] 是在不损失信息的前提下删除冗余的属性, 属性的约简集的集合 R 可以表示为 $R = \{R | R \subseteq A, \gamma(R, D) = \gamma(C, D)\}$, 其中 γ 为属性依赖度, 因此属性依赖度相等可以作为迭代运算的终止条件.

为完成属性的约简, 我们提出了一种基于可辨识矩阵的启发式属性约简算法, 该算法应用可辨识矩阵中属性出现的频率作为启发规则, 从而获得属性的最小相对约简.

可辨识矩阵由 Skowron 提出, 可辨识矩阵的元素 c_{ij} 定义为:

$$c_{ij} = \begin{cases} r \in A : r(\theta_i) \neq r(\theta_j) & D(\theta_i) \neq D(\theta_j) \\ 0 & D(\theta_i) = D(\theta_j) \\ -1 & \forall r, \exists r(\theta_i) = r(\theta_j) \\ & D(\theta_i) \neq D(\theta_j) \end{cases} \quad (9)$$

式 (9) 中, $r(\theta)$ 是对象 θ 在属性 r 上的值, $D(\theta)$ 是记录 θ 在 D 上的值. 式 (9) 表示: 当决策属性不同且条件属性也完全不相同时, 元素值是互不相同的属性组合; 当决策属性相同时, 元素值为 0; 当决策不同而条件属性完全不同时, 元素值为 -1.

设 $p(a)$ 为属性 a 的属性重要性计算公式, 那么

根据可辨识矩阵中属性出现的频率, 我们提出形如式 (10) 的计算公式:

$$p(a) = \psi \frac{1}{|U|^2} \sum_{a \in c_{ij}} \frac{1}{|c_{ij}|} \quad (10)$$

式 (10) 中 ψ 为一般参数, 显然, 属性出现的频率越大, 其重要性也越大. 因此, 通过式 (10) 的启发式规则, 先计算各属性的重要性, 然后消去重要性较小的属性 (较小属性重要性取 $p(a) < 0.6$), 从而得到相对最小约简属性.

下面是粗糙集的可辨识矩阵的启发式属性约简算法:

输入: 决策表 $(U, A \cup D, V, f)$

输出: 相对约简

算法步骤:

(1) 计算可辨识矩阵;

(2) 确定核属性, 并找出不含核属性的属性集合;

(3) 得到步骤 (2) 属性组合的合取范式的形式 $F = \wedge (\vee c_{ij} : (i = 1, 2, 3 \dots s; j = 1, 2, 3 \dots m))$, 然后将得到的属性集合转化为析取范式的形式;

(4) 依据式 (10) 计算并判断所得的属性的属性的重要性;

(5) 根据步骤 (4) 得到较小重要性的属性, 然后减去较小重要性属性, 得到约简后的属性.

将约简后的特征属性送入支持向量机样本建模器中进行建模. 支持向量机采用高斯核函数 $G(g, h) = \exp\left\{-\frac{\|g-h\|^2}{2\sigma^2}\right\}$, 其中 g, h 为一般变量. 高斯核函数在实际应用中表现出良好的学习性能, 其外推能力随着参数 σ 的增大而减弱, 一般取 $\sigma = 0.45$, 而式 (8) 中的误差惩罚参数 β 是通过控制不同的错分率来影响学习机器的推广能力, 因此, 在应用过程中必须综合考虑两个参数才能得到性能最优的 SVM 分类器. 我们在应用中取 $\sigma = 0.45, \beta = 5500$.

4 实验及结果分析 (Experiments and result analysis)

4.1 特征提取与数据预处理

分类的主要任务是对显微视觉下的操作手 (微夹钳, 真空吸管) 和被操作对象 (圆柱形金属腔, 玻璃小球) 等进行识别分类, 以便执行后续视觉伺服任务. 显微视觉环境下操作手和被操作对象的原始图像如图 1 所示.

通常情况下, 都是在灰度图像上应用不变矩提

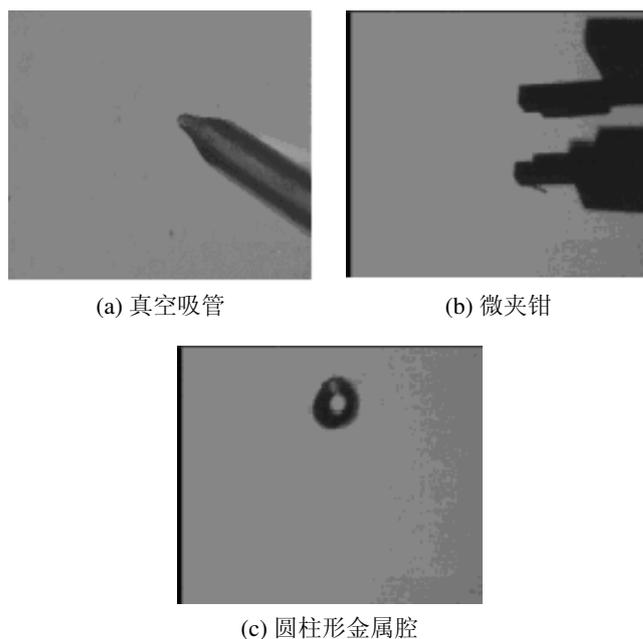


图 1 显微视觉环境下操作手和被操作对象的原始图像
Fig.1 The original images of manipulator and operated object under microscope visual environment

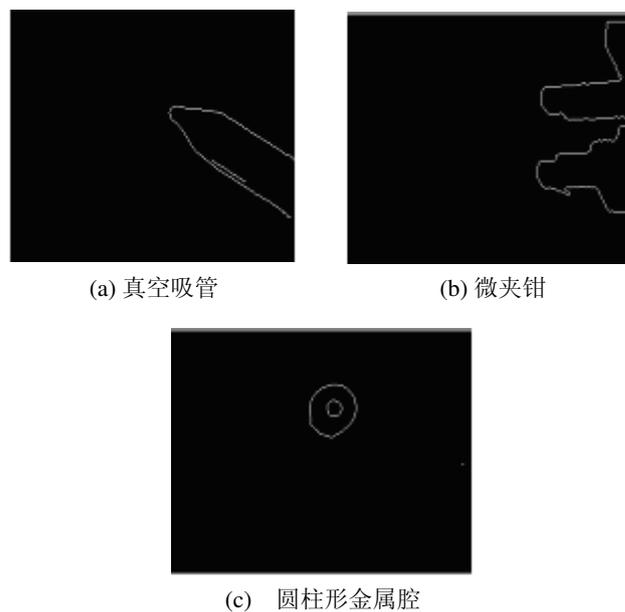


图 2 显微视觉环境下对操作手和被操作对象进行边缘提取后的图像

Fig.2 The images of manipulator and operated object after edge extraction under microscope visual environment

取物体的特征. 这样, 由于处理的像素点很多, 数据的计算量很大, 而且提出的特征不变矩可能不能完全反映物体的形状特征. 因此, 我们首先应用 canny 算子对被分类的物体进行了边缘提取预处理, 然后再进行相应的图像不变矩计算, 这使得参加计算的数据量急剧下降, 从而大大减小了计算量, 而且物

体的边缘信息仍能正确表述物体的形状特征. 图2是在显微视觉环境下对操作手和被操作对象进行边缘提取后的图像.

表1给出了4个不同物体所对应的特征属性的不变矩归一化的值. 我们只列出了一种特征属性的不变矩.

表1 4个不同物体特征属性的不变矩归一化的值

类别	特征 1	特征 2	特征 3	特征 4	特征 5	特征 6	特征 7
1	1.0000	-0.9910	0.9935	-0.1600	0.1076	1.0000	-0.5762
2	1.0000	0.9900	-0.9946	0.1822	0.1178	0.9952	-0.5486
3	-0.9897	-0.7610	-1.0000	-1.0000	-0.9999	0.9554	-1.0000
4	0.1673	0.9993	0.3131	0.9915	0.9857	-0.9577	0.9861

4.2 识别结果与分析

首先比较了应用传统的支持向量机和应用支持向量机+粗糙集对多个微小零件进行数据分类的效果, 如表2所示.

表2 两种分类方法执行效果比较

Tab.2 The comparison on performance of two classification methods

	支持向量机		支持向量机+粗糙集	
	正确率	分类时间	正确率	分类时间
微小零件	93.45%	2108.24	95.89%	357.65

表3 支持向量机和粗糙集的分类准确度的比较

Tab.3 The comparison on classification accuracy of SVM and SVM + rough set

次数	属性的数量	支持向量机分类准确度	支持向量机+粗糙集分类准确度
1	10	90%	95.10%
2	15	90.25%	96%
3	9	89%	92.87%
4	21	92.15%	97.08%
5	15	90.8%	92.33%
6	12	90%	93.5%
7	12	94%	95.22%
8	20	92.16%	97.4%

从表2可以看出, 使用粗糙集约简属性, 然后再使用支持向量机分类后, 其分类正确率不仅没有下降, 反而有所提高. 除此之外, 相比不进行属性约简而直接进行分类而言, 其计算时间减少了约5倍.

接着, 加入其它25个特征属性(灰度、面积、周长、纹理等), 对使用支持向量机分类和使用支持向量机+粗糙集分类的分类准确度进行了比较, 如表3所示. 其中, 第1列是对数据集的8次随机划分,

第2列是经约简后的条件属性数量, 第3列是支持向量机的8次分类精确度, 第4列是支持向量机+粗糙集8次分类精确度. 最终输入支持向量机作分类的数据集的平均条件属性数量为14.25个, 小于提取的25个特征属性, 从而简化了后续支持向量机预测分类的处理过程.

5 结论 (Conclusion)

针对多个微小零件的识别问题, 本文应用不变矩获得零件目标的特征属性, 根据这些特征属性值, 提出了一种改进的支持向量机分类器, 它应用粗糙集的可辨识矩阵的启发式属性约简算法来区分训练集样本属性的重要性, 从而提高了系统的计算性能和分类能力. 在改进的支持向量机分类器上完成了多个微小零件的识别. 在显微视觉环境下的实验表明, 提出的改进支持向量机分类器能满足系统应用要求, 为实现后续的多目标自动微装配奠定了基础.

参考文献 (References)

- [1] Hu M K. Visual-pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179~187.
- [2] Chen C C. Improved moment invariants for shape discrimination[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(5): 683~686.
- [3] 柳林霞, 陈杰, 窦丽华. 不变矩理论及其在目标识别中的应用[J]. 火力与指挥控制, 2003, 28(2): 13~15.
Liu Lin-xia, Chen Jie, Dou Li-hua. Invariant moments and their application to target recognition[J]. Fire Control and Command Control, 2003, 28(2): 13~15.
- [4] Bermani E, Boni A, Caorsi S, et al. An innovative real-time technique for buried object detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(4): 927~931.
- [5] Kamruzzaman D, Sarker R A, Ahmad I A. SVM based models for predicting foreign currency exchange rates[A]. Proceedings of the Third IEEE International Conference on Data Mining[C]. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2003. 557~560.

- [6] Rojo-Alvarez J L, Martinez-Ramon M, de Prado-Cumplido M, *et al.* Support vector method for robust ARMA system identification[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(1): 155~164.
- [7] Chen Y X, Wang J Z. Support vector learning for fuzzy rule-based classification systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(6): 716~728.
- [8] de Kruijff B J, de Vries T J A. Pruning error minimization in least squares support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(3): 696~702.
- [9] Peng J, Heisterkamp D R, Dai H K. LDA/SVM driven nearest neighbor classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(4): 940~942.
- [10] Sung A H, Mukkamala S. Identifying important features for intrusion detection using support vector machines and neural networks[A]. Proceedings of the 2003 International Symposium on Applications and the Internet[C]. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2003. 209~216.
- [11] 崔万照, 朱长纯, 保文星, 等. 最小二乘小波支持向量机在非线性系统辨识中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(6): 562~565, 586.
Cui Wan-zhao, Zhu Chang-chun, Bao Wen-xing, *et al.* Least squares wavelet support vector machines and its application to nonlinear system identification[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(6): 562~565, 586.
- [12] Duan K, Keerthi S S, Poo A N. Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters[J]. Neurocomputing, 2003, 51: 41~59.
- [13] Lau K W, Wu Q H. Online training of support vector classifier[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(8): 1913~1920.
- [14] Keerthi S S, Shevade S K, Bhattacharyya C, *et al.* A fast iterative nearest point algorithm for support vector machine classifier design[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(1): 124~136.
- [15] Lin C F, Wang S D. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464~471.
- [16] 丁守祯, 桑琳, 朱全英, 等. 基于信息熵的粗糙集属性约简及其应用 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(35): 245~248.
Ding Shou-zhen, Sang Lin, Zhu Quan-ying, *et al.* Attribute reduction in rough set based on information entropy and its application[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(35): 245~248.
- [17] 刘映杰, 马义德, 夏春水, 等. 粗糙集理论及其在图像处理中的应用 [J]. 计算机应用研究, 2007, 24(4): 176~178.
Liu Ying-jie, Ma Yi-de, Xia Chun-shui, *et al.* Rough sets theory and its applications in image processing[J]. Application Research of Computers, 2007, 24(4): 176~178.
- [18] 苗夺谦, 胡桂荣. 知识约简的一种启发式算法 [J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(6): 681~684.
Miao Duo-qian, Hu Gui-rong. A heuristic algorithm for reduction of knowledge[J]. Journal of Computer Research and Development, 1999, 36(6): 681~684.

作者简介:

曾祥进 (1977 -), 男, 博士生. 研究领域: 微操作机器人, 集成微型传感, 显微视觉伺服.

黄心汉 (1946 -), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 信息融合, 机器人控制, 图像处理与模式识别.

(上接第 117 页)

- [3] Collins S, Ruina A, Tedrake R, *et al.* Efficient bipedal robots based on passive-dynamic walkers[J]. Science, 2005, 307(5712): 1082~1085.
- [4] Asano F, Yamakita M, Kamamichi N, *et al.* A novel gait generation for biped walking robots based on mechanical energy constraint[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(3): 565~573.
- [5] Ono K, Takahashi R, Shimada T. Self-excited walking of a biped mechanism[J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(12): 953~966.
- [6] Goswami A, Espiau B, Keramane A. Limit cycles in a passive compass gait biped and passivity-mimicking control laws[J]. Autonomous Robots, 1997, 4(3): 273~286.
- [7] 付成龙, 陈恳. 五杆四驱平面双足机器人动态步态规划与非线性控制 [J]. 机器人, 2006, 28(2): 206~212.
Fu Cheng-long, Chen Ken. Gait planning and nonlinear control of dynamic walking for a five-link, four-actuator, planar biped robot[J]. Robot, 2006, 28(2): 206~212.
- [8] 詹佩璇. 神经生物学 [M]. 台北: 合记图书出版社, 2004. 121~141.
Zhan Pei-xuan. Neurobiology[M]. Taipei: Ho-chi Book Publishing Company, 2004. 121~141.
- [9] Basmajian J V. The human bicycle: An ultimate biological convenience[J]. Orthopedic Clinics of North America, 1976, 7(4): 1027~1029.

作者简介:

付成龙 (1980 -), 男, 博士, 助理研究员. 研究领域: 双足机器人, 仿人机器人, 机器人仿生控制.

陈 恳 (1954 -), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人与仿生学, 特种机器人及应用, 机电一体化及系统集成.