

文章编号: 1001-2265(2009)09-0007-04

# 微镜阵列的缺陷提取与识别<sup>\*</sup>

胡凯<sup>1,2</sup>, 张志辉<sup>2</sup>, 蒋向前<sup>1,3</sup>, 孔令豹<sup>2</sup>

(1. 华中科技大学机械学院仪器系, 武汉 430074 2. 香港理工大学工业工程系先进光学制造中心, 香港; 3. 哈德斯菲尔德大学, 英国哈德斯菲尔德 HD1 3DH)

**摘要:** 微镜阵列作为现在广泛应用的一种微米量级的微小型光学元件, 缺陷识别是其加工制造的一个重要问题。文章着重于微镜特征提取和微镜阵列的评定。使用 Gabor滤波和灰度共生矩阵提取缺陷特征, 提出了基于支持向量机的多类分类缺陷识别方法。根据统计学原理, 使用核函数将样本映射到高维空间进行训练。综合各种核函数的测试准确率, 得到解决该问题的最佳核函数。通过比较不同的多类分类算法, 提出了基于 DAGSVM的诊断模型。并通过不同的特征向量与不同的分类器的比较, 实验结果表明该方法识别率高, 识别速度快, 容错性好, 而且能够正确识别有缺陷的微镜图像。

**关键词:** 微镜阵列; Gabor滤波; 支持向量机

**中图分类号:** TG156 **文献标识码:** A

Defects Recognition of Microlens Array Using Gabor Filters and Supported Vector Machine

HU Kai<sup>2</sup>, ZHANG Zhihui<sup>2</sup>, JIANG Xiangqian<sup>3</sup>, KONG Lingbao<sup>2</sup>

(1. Department of Instrumentation School of Mechanical Science and Engineering Huazhong University of Science and Technology Wuhan 430074 China; 2. Advanced Optics Manufacturing Centre Department of Industrial and Systems Engineering The Hong Kong Polytechnic University Hung Hom, Kowloon, Hong Kong)

**Abstract** Defects recognition is an important problem with application to fabrication of MLA (Microlens Array). The focus of this paper is on the problem of feature extraction and classification for defects recognition of MLA. Specifically we propose using Gabor filters for MLA feature extraction and SVM (Support Vector Machine) for defects detection. a multi-classification method based on support vector machine (SVM) is proposed. According to statistic learning theory we use kernel functions to map the training samples into a high dimensional space for training. Combining the testing accuracy of different kernel functions, an optimal kernel function is obtained to solve this problem. BY comparing different multi-classification strategies, a diagnosis model based on DAGSVM (directed acyclic graph SVM) is constructed. Extensive experimentation and comparisons using real data, different features and different classifiers (e.g., Neural Networks and Support Vector Machine) demonstrate the superiority of the proposed approach which has achieved an average accuracy.

**Key words:** MLA, Gabor filters, SVM

## 0 引言

微透镜阵列是阵列光学器件中一类重要的光学元件, 它是一系列孔径在几个微米至几百微米的微小型透镜按一定排列组成的阵列。由于微透镜具有尺寸

小, 便于大规模制造、传输损耗小, 可制成阵列形式、有特殊功能等优点, 因而广泛用于微光学系统中的微型元件, 光学及神经网络计算, 光学平行处理系统中的互连元件, 宽场和红外成像系统中的元件, 光学滤波和材

收稿日期: 2009-04-16

<sup>\*</sup>基金项目: 国家自然科学基金重点项目微型机械电子系统 (MEMS) 测试计量技术与理论研究 (50535030); 香港理工大学研究委员会 (G-YE95)

作者简介: 胡凯 (1981-), 男, 湖北十堰人, 华中科技大学机械学院仪器系博士研究生, 主要研究方向为微纳米表面计量, 信号处理, 模式识别等。  
(E-mail) hukai\_hus@163.com

料加工系统中的衍射元件,以及用于抗反射和偏振态控制的亚波长光栅结构等<sup>[1]</sup>。

常规的微镜阵列缺陷的检测是靠光学显微镜或光学成像技术完成的,这种方法不仅检测速度慢,而且分辨率也很难满足纳米制造发展的要求。有缺陷的微透镜将不可能得到恢复,整个硅片上很低的缺陷密度也会造成成品率的严重损失。这类问题如果不及时发现并加以解决,就会导致生产线成品率大幅度下降。欲提高微镜阵列的表面质量,必须首先分析其图像特征解决其表面缺陷的检测与分类问题,继而分析应缺陷产生的原因,最终提出消除缺陷的。图像特征主要有灰度共生矩阵、统计特征矩阵、傅立叶功率谱、灰度差分及 Laws 纹理能量等<sup>[2]</sup>。通过研究,灰度共生矩阵和 Gabo 滤波器提取的特征对微镜阵列图像缺陷具有较好的描述能力,所以本文采用这 2 种方法对微镜阵列进行特征提取。

人工神经网络是一个高度复杂的非线性动力学系统,与传统的识别方法相比,具有高维性、广泛互联性及自适应性和极强的容错能力与联想能力,因而在模式识别应用中具有很大的优势。BP 网络的神经元采用的传递函数通常是 sigmoid 型可微函数,所以可以实现输入和输出间的任意非线性映射。然而,神经网络是一种基于渐进理论的机器学习方法,往往需要大量的故障数据样本或先验知识。在这种情况下,神经网络就难以得到有价值的、有较好推广能力的结果。另外,神经网络是一种连接主义的学习方法,它以经验风险最小化来进行网络的学习训练,因而不可避免地存在网络结构难以确定、收敛速度慢、局部极小点、过学习与欠学习等问题,而这些问题都成为神经网络应用的瓶颈。本文推荐使用支持向量机 (support vector machine SVM) 的方法解决微镜阵列的缺陷识别问题。SVM 是一种建立在统计学习理论上的机器学习方法,它追求结构化风险最小而不是经验风险最小,被认为是神经网络学习的替代算法,具有很强的推广能力,尤其对于小样本的学习具有无可比拟的优越性。

## 1 特征提取

在本研究中使用的数据由 WYKO NT8000 非接触三维测量仪测的 24 幅显示为 512×512 的 256 色图像。在进行图像分析之前,首先要对其进行预处理,一般的预处理过程主要包括消除噪声、使用形态学方法去除背景噪声,并转化为灰度图像。然后我们用以下

方法抽取其特征向量。

### 1.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix) 是分析图像特征的重要方法,建立基础是图像的二阶组合条件概率密度,通过计算图像中一定距离和一定方向的两点灰度之间的相关性,反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息,从而精确地描述图像的粗糙程度和重复方向<sup>[3]</sup>。

灰度共生矩阵描述了图像中满足一定距离和一定方向的两点灰度出现的概率,具体定义为:灰度  $i$  和  $j$  的一对像素点位置方向为  $\theta$  方向上,距离为  $d$  的概率,记为  $P(i, j, d, \theta)$ 。一般,  $\theta$  有四种情况:  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$ , 像素对  $(k, l) = (m, n)$  在这四个方向上的出现概率为:

$$P(i, j, d, 0) = \lambda \{ [(k, l) = (m, n)] / k - m = d, l - n = d, (k, l) = (i, j), (m, n) = (j, i) \} \quad (1)$$

$$P(i, j, d, 45) = \lambda \{ [(k, l) = (m, n)] / k - m = d, l - n = d, (k, l) = (i, j), (m, n) = (j, i) \} \quad (2)$$

$$P(i, j, d, 90) = \lambda \{ [(k, l) = (m, n)] / k - m = d, l - n = d, (k, l) = (i, j), (m, n) = (j, i) \} \quad (3)$$

$$P(i, j, d, 135) = \lambda \{ [(k, l) = (m, n)] / k - m = -d, l - n = -d, (k, l) = (i, j), (m, n) = (j, i) \} \quad (4)$$

其中,  $\lambda$  表示在该集合中的元素的数目。可见,灰度共生矩阵是对称的,即

$$P(i, j, d, \theta) = P(j, i, d, \theta) \quad (5)$$

由灰度共生矩阵衍生的纹理特征参数 Haralick 提出了用于分析灰度共生矩阵的 14 个特征,本文研究过程中用了能量、对比度、相关、均一性 4 个参数<sup>[2,4]</sup>。

表 1 Haralick 的 4 个特征参数

中值	$\frac{1}{2} \sum_i i P_s(i)$
对比	$\sum_i (i - P_d(i))$
相关	$\frac{1}{2} \left( \sum_i (i - 2P_s(i))^2 P_s(i) - \sum_i i P_d(i) \right)$
均一性	$\sum_i \sum_j \left( \frac{1}{1 + P_d(i, j)} \right)$

### 1.2 Gabo 滤波器特征提取

由于局域化的频率描述需要一个在空间域中固定宽度的“窗”,则频率域带宽也就被固定在一个定长的尺度上。所以局域化的频率描述还不能够完全适合于特征描述。为了优化检测不同尺度下的局部特征,就需要不同尺度的滤波器,而不是一个固定大小的滤波器。因此,采用基小波为 Gabo 函数的小波变换来提取图

像特征<sup>[5]</sup>。Gabor滤波器具有良好的多尺度特性和方向特性,能最好地兼顾信号在时域和频域中的分辨能力,同时具有与生物视觉系统相近的特点。二维的Gabo函数  $g(x, y)$  可以表示为:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} * \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp\{2\pi Wx\} \quad (6)$$

Gabor小波族为:

$$g_{mn} = a^{-m}g(x, y) \quad a \geq 1, m, n \in Z \quad (7)$$

$$x = a^{-m}(x\cos\theta + y\sin\theta) \quad (8)$$

$$y = a^{-m}(-x\sin\theta + y\cos\theta)$$

$\theta$ 是方向数,  $a^{-m}$ 是尺度因子。对图像进行如下 Gabor小波变换:

$$I_{mn}(x, y) = |i(x, y) * g_{mn}(x, y)| \quad (9)$$

其中  $i(x, y)$  代表一幅图像,  $I_{mn}(x, y)$  是其滤波输出图像,  $*$  表示卷积,  $|*|$  表示进行模运算。采用 6 尺度 4 方向  $\Theta = \{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$ , 2 个中心频率  $\Omega = \{0.5, 0.4\}$  的滤波器来进行特征提取。所以,我们有 48 个 (4 方向 \* 2 中心频率 \* 6 尺度) Gabor 滤波器去提取特征, 包括 48 个 Gabor 特征, 加上 4 个 Haralick 纹理参数, 共有 52 个参数。额外的, 我们增加了 2 个参数用于形状特征的描述, 最小外接矩形的长宽比和微镜的面积周长比。所以一共我们获得了 54 个参数。

## 2 分类器

为了检验这种方法的有效性, 实验采用实际测量图片。在微镜阵列的制造中, 有 2 个主要的缺陷发生在微镜表面, 微镜变形和表面粗糙。在实验中, 2 种缺陷同时出现时被认为是属于微镜变形缺陷。所以, 我们需要将实验图片分为有 2 种缺陷和完好共三个分类。

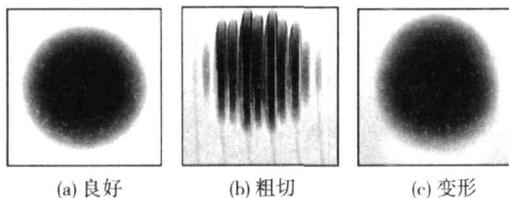


图 1 实验图片

### 2.1 BP神经网络

在人们提出的很多种神经网络结构模型中, 前向多层神经网络是一种用得较多也比较有效的网络, 由于该网络在学习 (训练) 过程中采用了 BP (Back Propagation) 算法, 故有时该网络又称为 BP 网络。BP 算法把神经网络各节点的输出误差归结为各个节点的“过错”, 通过将网络输出层单元的误差逐

层向输入层逆向传播以“分摊”给各个单元, 从而获得各层单元的参考误差以调整相应的连接权值。标准的 BP 网络由三层神经元组成, 其结构如图 2 所示。最下面为输入层, 中间层为隐含层, 最上面为输出层。网络中相邻层采取全互联方式连接, 同层各神经元之间没有任何连接, 输出层与输入层之间也没有任何连接。可以证明: 在隐含层节点可以根据需要自由设置的情况下, 那么用三层前向神经网络可以实现以任意精度逼近任意连续函数, 因此在具体设计神经网络识别系统时采用三层神经网络<sup>[6]</sup>。

### 2.2 支持向量机

支持向量机是统计学习理论中最年轻的内容, 也是最实用的部分。其核心内容是在 1992 ~ 1995 年间提出的, 目前仍处于不断发展阶段。SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的, 其基本思想可用图 2 的二维情况说明。

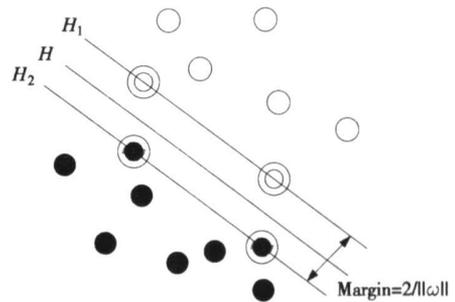


图 2 支持向量机原理示意图

图中, 实心点和空心点分别代表 2 类样本,  $H$  为分类线,  $H_1$  和  $H_2$  分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线, 它们之间的距离叫做分类间隔 (margin)。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将 2 类正确分开, 而且使分类间隔最大。

对两类问题, 设样本集为  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \in R^d \times \{1, -1\}$ , 应使两类样本到分类超平面  $\omega \cdot x + b = 0$  的最小距离最大, 即最大化分类间隔。可证分类间隔为  $2/\|\omega\|^2$ , 使分类间隔最大等价于  $\|\omega\|^2$  最小。Vapnik 指出,  $\|\omega\|^2$  最小就相当于使 VC 维上界最小, 故问题最小化目标函数为:

$$R(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (11)$$

约束条件为:

$$y_i[\omega \cdot x_i + b] \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中,  $\xi_i$  为松弛项, 在线性不可分的情况下, 允许一定的错分。可见目标函数的第一项减小 VC 维, 第二项减

小经验风险,可得到最小的期望风险。在线性可分的情况下,经验风险为 0, VC 维得到最小化。在线性不可分的情况下,折中考虑了经验风险和 VC 维的最小化。

基本 SVM 算法是从两类分类问题推导出来的,故在解决多故障诊断这类典型的多分类问题时需要作一定的改进,这被认为是 SVM 唯一不如 ANN 的地方。已提出来的解决该问题的思路有:其主要可归纳为二类想法:第一类想法是一次考虑所有的类别,第二类想法为建立复合单位的二类支向机,并再加以结合成一个多类支向机, one against all method, one against one method 与 DAGSVM 这三种方法。根据 C. W. Hsu and C. J. Lin<sup>[7-11]</sup> 研究所得实际资料测试结果,其发现上述五种方法并没有任何一种在处理多类别的分类问题时,绝对比其它方法好用;但是在处理大量数据时, one against one method 和 DAGSVM 在训练阶段 (training Phase) 会比其它方法有效率,本文使用这 2 种方法进行分类。

one against one 算法,其基本思想是在 K 个类别中,构造所有可能的两类分类器,每个两类分类器只使用 k 类中两类样本进行训练,这样需要建立  $k(k-1)/2$  个两类分类器。在识别时,对构成的多个两类分类器进行综合判断。一般采用投票方式完成多值识别,得票最多的类为待测样本所属的类。DAG 算法在训练阶段也采用一对一的模式,有  $k(k-1)/2$  个二分 SVM 分类器,用所有的分类器构造成一个有向无环图,共有  $k(k-1)/2$  个节点,其分支是单向的,每一个节点与下一层的两个节点相连或没有分支,图的阶数为 k。图中每个节点对应一个二分 SVM 分类器,从根节点输入训练数据,估计每一个节点的二分类决策函数,根据决策函数的结果决定训练数据的流向。

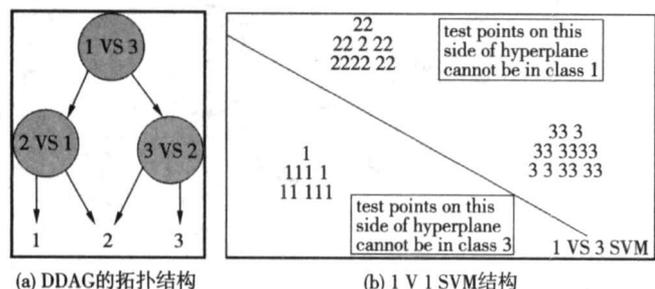


图 3 拓扑结构

### 3 实验结果

不同的样本数以 54 个特征值在不同分类器的分类结果如表 3 所示。从样本中随机抽取 30%, 60%,

90% 作为训练集,其余用于分类器的测试。用人工神经网络的偏相关指数筛选特征参数也有局限性,因为人工神经网络存在“过拟合”问题,“过拟合”问题在“小样本集”或样本集有较大噪声时尤其严重。SVM 和 DAGSVM 基本上是优于 ANN 算法。

表 2 不同训练样本数量下的分类器识别精度

训练样本比重 (%)	ANN	SVM (1 vs 1)	DAGSVM
30	75.0	81.3	91.7
60	81.3	81.3	91.7
90	75.0	100	100

在构造基于多项式核函数的 DAGSVM 故障诊断器的基础上,对测试数据进行单类故障诊断,以便进行详细的性能分析 (50% 的样本被用来训练,得到结果见表 3)。如结果所示,一般来说,在类别特征比较明显的情况下,所有的分类器都会有比较好的表现。

表 3 对每一个类别的平均识别精度

类别	ANN	SVM (1 vs 1)	DAGSVM
良好	100	100	100
粗切	83.3	91.7	100
变形	83.3	91.7	91.7

### 4 结束语

通过对缺陷图像的研究,我们采用 Gabor 滤波器组在不同的尺度和方向上提取特征向量结合灰度共生矩阵衍生的纹理特征参数,辅以形状特征参数,选择了对分类最有效和能够较好地描图像缺陷的特征向量,大大地减少了模式识别训练的计算量,缩短了模式识别的训练时间。建立 BP 神经网络及 SVM 多分类模型,均能不同程度地实现微镜阵列的在线模式识别。相同条件下 SVM 多分类模型的测试正确率高于 BP 神经网络模型,小样本数情况下尤为明显。随训练样本数的减少,神经网络模型的分类能力明显下降,而 SVM 模型仍保持较高的分类正确率。采用 DAGSVM 分类器,具有相对较好的效果。

注:

本文的研究工作得到了香港理工大学研究委员会 (项目编号: G-YE95) 的支持。同时香港理工大学的先进光学制造中心的同事为本文提供了大量的帮助,在此一并感谢。

[参考文献]

[1] DAN DALY. Microlens Arrays. London: Taylor & Francis, 2001. (下转第 14 页)

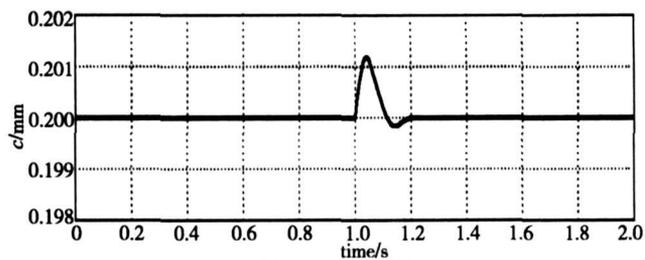


图7 增加500N外力时PDF系统气隙变化

图8和图9为同等条件下PD控制系统在第1秒的时候突然加外力为500N得到的电流和气隙变化波形图。

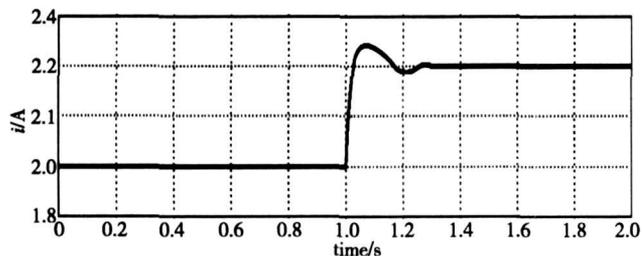


图8 增加500N外力时PID系统电流变化

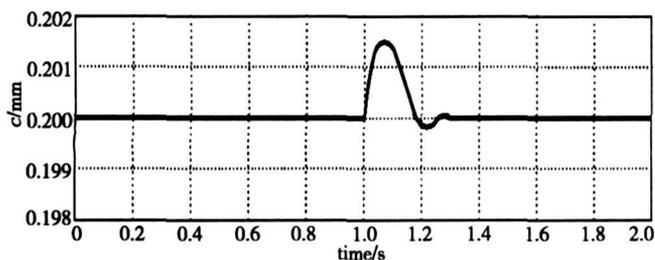


图9 增加500N外力时PID系统气隙变化

从仿真得出结果来看,他们的控制效果是有差别的:当系统受到外力干扰时,两者都可以实现对干扰的控制,但由仿真结果可以看出,PDF控制策略的调节时间为0.15s,气隙超调比较小且变化曲线平滑;PID控

制调节的时间较长大概0.3s左右,并且气隙超调较大,变化曲线较陡。这说明PDF控制降低了调节时间,超调较小,具有很好的鲁棒性。

## 5 结束语

本文在数控机床中引入了磁悬浮技术,彻底消除了摩擦,并采用了反馈线性化的方法。从仿真结果可以看出,反馈线性化方法适用于磁悬浮系统,具有很好的应用前景。通过对开环系统进行PID与PDF反馈控制比较,使得系统由原来的不稳定变成稳定的闭环系统,通过对结果的分析可得出PDF控制方法能够对磁悬浮系统进行精确和有效的稳定控制,保证系统的全局稳定,并且系统能够精确稳定地悬浮于一定的高度,抑制各种干扰,具有良好的鲁棒性。

### [参考文献]

- [1] 张柏霖. 高速切削技术及应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2002
- [2] 汪韶洁. 磁悬浮工作台机床的研究和展望[J]. 机械制造, 2003, 41(11): 27-28
- [3] Cassat A, Juffer M. Maglev projects: technologies, aspects and choices[J]. IEEE Trans Appl Superconductivity, 2002, 12(1): 915-925
- [4] Wu X. Construction of Shanghai Transrapid Demonstration Lines. Proc of international conference on Maglev, 2002(2): 1204-1208
- [5] 刘同娟, 杜玉梅, 徐正国, 等. 电磁永磁混合磁悬浮控制系统刚度的研究[J]. 电气传动, 2006, 36(5): 56-60
- [6] 胡寿松. 自动控制原理[M]. 北京:科学出版社, 2001
- [7] 虞烈. 可控磁悬浮转子系统[M]. 北京:科学出版社, 2003

(编辑 李秀敏)

(上接第10页)

- [2] TUCEVRAN M and A K JAN. "Texture analysis", in Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision. C H Chen, L F Pau and P S P Wang (Eds), chapter 2, 235-276. World Scientific, Singapore, 1993
- [3] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. Proc IEEE, 1979, 67(5): 786-804
- [4] A BARAIDI and F PARMIGIANI. An investigation of the textural characteristic associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters. IEEE Trans GRS, 1995, 33(2): 293-304
- [5] BOVIK A C, GOPAL N, EMMOTH T, Restrepo. Localized measurement of emergent image frequencies by Gabor wavelets. IEEE Trans Inform Theory, 1992, 38(2): 691-712
- [6] RICHARD Q DUDA, PETER E HART, DAVID G STORCK. Pattern Classification (2nd Edition). Wiley-Interscience, 2000
- [7] C W HSU and C J LIN. A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13: 415-425
- [8] Vapnik Vladimir N. The Nature of Statistical Learning Theory. Berlin: Springer, 1995
- [9] Vapnik Vladimir N. Statistical learning theory. New York: Wiley, 1998
- [10] Buhldel R, Trotter M, Buxton B, Holden S. Drug design by machine learning: support vector machines for pharmaceutical data analysis. Computer and Chemistry, 2001, 26(1): 5-14
- [11] Platt J C, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Large margin DAGs for multi-class classification [A]. Advances in Neural Information Processing Systems 12 [C]. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2000, 547-553

(编辑 李秀敏)