

## 基于超球支持向量机的多姿态协同人脸检测

滕少华\*, 陈海涛, 张巍

(广东工业大学 计算机学院, 广州 510006)

(\*通信作者电子邮箱 shteng@gdut.edu.cn)

**摘要:**针对多姿态的人脸检测准确度差的问题,提出了一种多姿态的协同人脸检测模型。该模型由一组超球支持向量机组成,它们被分成三层:第一层1个、第二层3个、第三层9个,共13个支持向量机(SVM)。这些SVM按逐层精细化检测设计,协同完成人脸检测任务。因为一幅图像的大部分区域是非人脸,采用三层模型的设计一方面能提高人脸检测速度,另一方面也增强了检测的针对性,使得能逐层履行更精细的局部区域检测。另外,改进了 $k$ 近邻( $k$ NN)算法,使其能用于超球重叠样本的检测,并提高了人脸检测的准确度。实验结果表明,相对于传统基于SVM的人脸检测,所提算法在人脸检测的准确率上有5%左右的提升,通过逐层过滤,保证了人脸检测的速度。

**关键字:**超球支持向量机;协同人脸检测;多姿态; $k$ 近邻;超球重叠

**中图分类号:**TP391.413 **文献标志码:**A

### Multi-pose cooperative face detection based on hypersphere support vector machine

TENG Shaohua\*, CHEN Haitao, ZHANG Wei

(School of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China)

**Abstract:** With regard to poor accuracy of multi-pose face detection, a hyper-sphere Support Vector Machine (SVM) was used to detect human faces. A model was proposed in this paper, which was composed by thirteen SVMs. These SVMs were divided into three levels, the first level had one SVM, the second level had three SVMs, and the third level had nine SVMs. Each SVM was a hyper-sphere support vector machine, which was exploited to detect multi-pose faces from various angles. The 3-tier model was applied to fast reduce detection area. On one hand, it accelerated the speed of detection; on the other hand it was favorable to make a careful detection in a small local area. In addition, the  $k$ -Nearest Neighbor ( $k$ NN) algorithm was improved in this paper. The improved  $k$ NN algorithm was applied to deal with the detection of hyper-sphere overlap samples. The experimental results show that the proposed algorithm can promote about 5% in the face detection accuracy than the traditional SVM-based face detection algorithm, but also ensure the speed of face detection.

**Key words:** Hyper-Sphere Support Vector Machine (HSSVM); cooperative face detection; multi-pose;  $k$ -Nearest Neighbor ( $k$ NN); hyper-sphere overlap

## 0 引言

人脸检测是从一张图像中检测出人脸的位置、姿势和大小的技术。它是人脸信息处理的关键步骤,并广泛应用于智能人机交互、智能监控、视频会议等领域。现有的有关正面人脸检测的方法已经比较成熟了,但在现实生活中,大多数采集到的人脸都是非正面的。据统计,大约有75%的人脸图像是非正面的。所以多姿态人脸检测的研究比正面人脸检测更具有实际意义<sup>[1]</sup>。

由于非正面人脸的多样性,多姿态人脸检测的任务仍是一个很大的难题。很多学者在这方面做出了探索。Rowley等<sup>[2]</sup>针对不同角度的人脸训练多个人工神经网络,并使用姿态预估计来提高人脸检测的速度;Feraud等<sup>[3]</sup>使用了CGM(Constrained Generative Model)方法构造四个分别针对 $[0^\circ, 20^\circ]$ 和 $[20^\circ, 40^\circ]$ 的人脸检测器;Li等<sup>[4]</sup>则用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法进行多视角的人脸检测和

识别,进一步开拓了SVM方法在人脸检测领域的研究。

本文针对多姿态人脸提出了一种基于超球支持向量机的三层结构模型人脸检测算法。算法首先针对人脸的多视角构建对应角度的人脸检测器,分成三个层级,最高一级为最粗的检测器,对应 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 的人脸,向下分别是更细粒度的检测器,到底层检测器检测的人脸角度范围是 $20^\circ$ 。另外,考虑重叠超球的半径大小对重叠样本的影响,本文改进了基于 $k$ 近邻( $k$ -Nearest Neighbor,  $k$ NN)的超球重叠样本的判断算法<sup>[5]</sup>。实验结果表明,该算法能够快速检测出多姿态的人脸图像。

## 1 超球支持向量机

传统的超球结构多类支持向量机(Hypersphere Structure Multiclass Support Vector Machine, HSMCSVM)的非负松弛变量 $\xi$ 可能会将非离群点分到超球外部。本文采用改进的超球支持向量机 $\delta$ -HSMCSVM<sup>[6]</sup>。该算法使超球尽可能多地包裹同类样本,并且使之尽量靠近球心,减少了将正常样本当作噪

收稿日期:2013-01-14;修回日期:2013-03-06。

**基金项目:**教育部重点实验室基金资助项目(110411);广东省自然科学基金资助项目(10451009001004804, 9151009001000007);广东省科技计划项目(2012B091000173);广州市科技计划项目(2012J5100054);韶关市科技计划项目(2010CXY/C05)。

**作者简介:**滕少华(1962-),男,江西南昌人,教授,博士,主要研究方向:协同计算、数据挖掘、图像分析与处理、网络安全;陈海涛(1987-),男,湖南邵阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像分析与处理、数据挖掘、算法设计;张巍(1964-),女,江西南昌人,副教授,主要研究方向:协同计算、数据挖掘、网络安全。

声而置于超球外部的问题。该算法原理如下。

设系统中有  $K$  个类, 给定  $k$  个多维空间的元素集合  $A^m$  ( $m=1, 2, \dots, k$ ), 每一个集合  $A^m$  包含  $n$  个点  $X_i^m$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ), 这些点都属于同一类别。根据改进型的超球支持向量机, 第  $m$  类的目标函数可表示为:

$$\begin{aligned} \min & \left( (R^m)^2 + C^m \left( \sum_{i=1}^n \xi_i^m - (1-\lambda) \sum_{i=1}^n \delta_i^m \right) \right) \\ \text{s. t. } & \|x_i^m - a^m\|^2 \leq (R^m)^2 + \xi_i^m - \delta_i^m; \xi_i^m \geq 0, \delta_i^m \geq 0, \\ & i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $R$  是第  $m$  类超球的半径;  $a$  是第  $m$  类超球的球心;  $\xi$  是松弛变量, 用来控制允许有一部分样本位于球的外部;  $C$  是惩罚因子, 控制对错分样本的惩罚力度。  $\delta$  参数是  $\delta$ -HSMCSVM 算法的核心, 它被用来保证包裹在超球内的样本到球面的距离尽可能大。

引入 Lagrange 函数对式(1)化简, 并代入核函数得到它的对偶优化问题:

$$\begin{aligned} \Phi(a) = \max & \left( \sum_{i=1}^n a_i^m K(x_i^m, x_i^m) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i^m a_j^m K(x_i^m, x_j^m) \right) \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^n a_i^m = 1; C^m(1-\lambda) \leq a_i^m \leq C^m \end{aligned} \quad (2)$$

通过最优化理论的 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优化条件来求解对偶问题, 最优解在 Lagrange 乘子与其对应的约束乘积等于 0 处取得, 则式(1)最终转化为式(3)的求解问题:

$$(R^m)^2 - \|x_i^m - a^m\|^2 = \delta_i^m - \xi_i^m \quad (3)$$

当样本处于超球内时,  $\xi$  等于 0, 超球内样本到球面的距离由  $\delta$  控制; 当  $\xi = \delta$ , 此时的样本点称之为支持向量; 当  $\delta$  等于 0, 超球外的样本到球面的距离由  $\xi$  控制。这样, 通过同时调节超球外部样本和超球内部样本到超球面的距离, 兼顾了超球两边样本到球面的距离, 提高了检测的准确率<sup>[7-8]</sup>。

## 2 基于 $\delta$ -HSMCSVM 的人脸协同检测模型

由于一个检测器难以检测出多种角度的人脸, 本文设计了一种基于  $\delta$ -HSMCSVM 的人脸协同检测模型, 依据图像上人脸姿态, 从不同角度出发, 以三个层次共 13 个检测器协同完成检测任务, 第一层 1 个检测器, 第二层 3 个检测器, 第三层 9 个检测器, 逐层精细化检测, 以确定被检测的图像是否为人脸。这种设计源于如下考虑, 扫描图片时, 由于一幅图像的大部分区域是非人脸, 采用三层模型的设计一方面能加快人脸检测速度, 另一方面又提高了检测的针对性, 使得逐层能履行更精细的局部区域检测。

本模型的输入为图像, 输出为该图像是否为人脸。

### 2.1 超球重叠区域的判断

如果一个样本没有被任何超球包围, 则它不属于任何超球分类, 如果样本只被一个超球包围, 则该样本属于这个角度的超球, 如果一个样本属于多个超球, 则需要在重叠区域对样本重新进行判断<sup>[9]</sup>。由于原始的  $k$ NN 算法仅仅比较样本点到重叠超球的  $k$  个邻近点的平均距离, 而没有考虑重叠超球半径的大小对样本的影响, 所以在超球半径大小相差比较大时误差也会比较大。本文综合考虑了重叠超球的大小关系基础上, 改进了  $k$ NN 算法, 下面给出本文的判断算法, 这里不妨假定待区分的测试点  $x$  处于  $M$  个超球的重叠部分:

1) 分别计算测试点  $x$  到  $M$  个超球内各点的距离  $d_i^m$ ,  $i$  表示超球内的样本数,  $m$  ( $m=1, 2, \dots, M$ ) 是重叠的超球个数。

2) 按照  $k$ NN 算法对每个重叠的超球选取  $k$  个  $d_i^m$  最小的样本  $X_i^m$  ( $i=1, 2, \dots, k$ )。按照下面的式子计算每个重叠超球  $k$  个样本的均值:

$$\bar{X}^m = \frac{X_1^m + X_2^m + \dots + X_k^m}{k}$$

3) 分别计算每个重叠超球的  $\bar{X}^m$  到测试点  $x$  的平均距离  $dis^m(x)$ , 针对超球的半径大小, 计算平均距离  $dis^m(x)$  和各个超球半径  $R^m$  的比值, 取最小的比值  $\min(dis^m(x)/R^m)$ , 并将该测试点  $x$  归于比值最小的超球。

可以看出该算法只需计算少量平均距离与半径的比值, 因此该方法在检测阶段的时间复杂度低于传统的 SVM 方法, 由于本算法考虑了重叠超球的大小, 因而算法具有较好的去噪性, 因此该算法比传统的  $k$ NN 判断算法具有更高的准确率。

### 2.2 协同人脸检测模型

由于一个检测器不能检测出多种角度的人脸, 所以本文按照图像上人脸的姿态分别处理, 从不同角度出发训练对应的检测器。考虑到人脸的对称性, 可以对检测的图像做对称处理得到对称部位的人脸<sup>[10]</sup>, 所以针对某些角度的检测器可以复用, 例如  $[40^\circ, 50^\circ]$  的检测器可以检测  $[-50^\circ, -40^\circ]$  的人脸, 只要把待检测的图像做对称转换就可以。此处省略了对称部分检测器的分析。整个检测器模型从粗粒度到细粒度分成三个层次<sup>[11]</sup>, 最高一层对应角度为  $[-90^\circ, 90^\circ]$  的人脸, 这一层能排除大部分非人脸图像, 提高了检测速度; 中间一层分为三个检测器, 分别是对应角度为  $[-30^\circ, 30^\circ]$ 、 $[-60^\circ, -30^\circ; 30^\circ, 60^\circ]$ 、 $[-60^\circ, -30^\circ; 30^\circ, 60^\circ]$ ; 最底下一层是最精细粒度的检测器, 共有 9 个检测器, 每个检测器的人脸角度粒度范围为  $10^\circ$ 。图 1 给出了本文提出的检测器的协同检测模型, 这组检测器分三个层次, 共同完成协同检测任务。

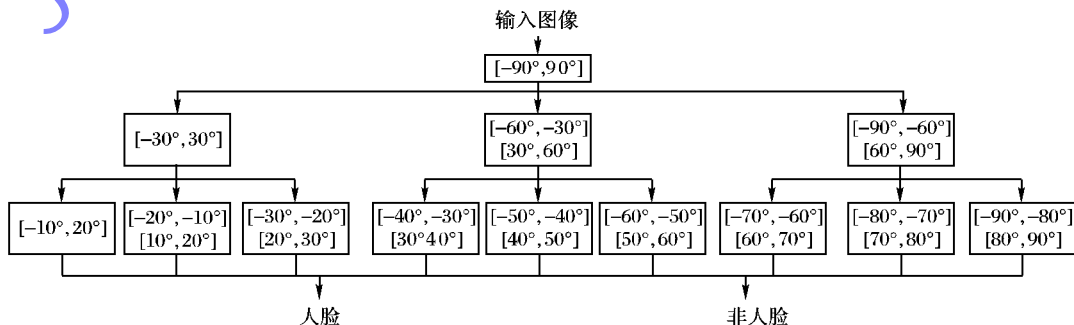


图1 三层结构人脸检测模型

图中每一个检测器都是用相应角度的人脸图像进行训练而得到的一个超球, 比如  $[20^\circ, 30^\circ]$  的检测器是选用  $[20^\circ,$

$30^\circ]$  的人脸图像来训练一个超球。

人脸检测步骤如下:

1) 输入一张待检测图像, 将图像进行直方图均衡化、梯度照度修正、去光照、均方差标准化处理<sup>[12]</sup>。

2) 以一定的窗口大小(如  $20 \times 20$  像素)分割图像<sup>[13]</sup>, 按照图像遍历算法遍历待检测图像。此处采用  $20 \times 20$  像素的窗口, 参考了文献[11], 经开源数据集检验, 有良好的检测效果。

3) 当不存在未遍历的图像时, 转第7)步; 否则, 按某种图像遍历算法取一个大小为  $20 \times 20$  像素的窗口图像。

4) 使用  $[-90^\circ, 90^\circ]$  的检测器循环检测该窗口, 如果该窗口图像属于  $[-90^\circ, 90^\circ]$  的超球, 则转第5)步; 否则输出非人脸, 转第3)步。

5) 调用第二层检测器检测窗口进行协同检测。如果此窗口图像属于第二层的任何一个超球, 则转第6)步; 否则输出非人脸, 转第3)步。

6) 调用第三层检测器检测窗口进行协同检测。如果此窗口图像属于第三层中的任何一个超球, 输出人脸; 否则输出非人脸, 转第3)步。

7) 将窗口大小按比例增大 1.2 倍, 重复第3)~7)步, 直到窗口大小大于待检测图像。

由于扫描一张图像得到的大多数是非人脸, 三层模型的

顶层能快速排除非人脸图像, 大部分的窗口不需要经过第5)~6)步, 所以分层次的检测器能大幅度提高检测速度。

### 3 实验与结果分析

为了测试该模型的有效性, 本文用标准人脸库进行了实验, 分别是东方人脸库<sup>[14]</sup>和 CMU 人脸库<sup>[15]</sup>, 其中东方人脸库共采集了每位志愿者 19 张  $1280 \times 960$  分辨率的视点图像。从标准人脸库中总共选取了 400 个人的人脸图像用来训练检测器, 其中 300 个人的人脸图像用来训练, 100 个人的人脸图像和 500 张非人脸图像用来测试。每个人包含了 19 个平面外偏转的各视角图像, 偏转范围在  $[-90^\circ, 90^\circ]$ , 以  $10^\circ$  为间隔, 因此共有 7600 张图像被采用。

对最顶层的检测器, 300 个人的 5700 张图片全部用来训练  $[-90^\circ, 90^\circ]$  检测器; 第二层和第三层则只抽取其中特定角度的人脸来训练相应的检测器。比如  $[-10^\circ, 10^\circ]$  的检测器只使用  $-10^\circ$  和  $10^\circ$  的人脸来训练。

实验中超球支持向量机的训练采用高斯核函数<sup>[16]</sup>, 其中各参数分别取  $C=0.005$ ,  $\lambda=0.4$ , 高斯核函数参数  $\sigma=50$  能代表平均的实验水平, 表1中给出了实验数据及实验结果。

表1 实验数据和实验结果

角度范围(分三层)	训练样本数 (仅有人脸)	测试样本数 (包括人脸和非人脸)	实验结果	
			平均检测率/%	平均误检率/%
$[-90^\circ, 90^\circ]$	5700	1900 张人脸 + 500 张非人脸	99	15
$[-30^\circ, 30^\circ]$	2100			
$[-60^\circ, -30^\circ]/[30^\circ, 60^\circ]$	2100	1300 张人脸 + 500 张非人脸	97	3
$[-90^\circ, -60^\circ]/[60^\circ, 90^\circ]$	2100			
$[-10^\circ, 10^\circ]$	900			
$[-10^\circ, -20^\circ]/[10^\circ, 20^\circ]$	900			
$[-20^\circ, -30^\circ]/[20^\circ, 30^\circ]$	900			
$[-30^\circ, -40^\circ]/[30^\circ, 40^\circ]$	900			
$[-40^\circ, -50^\circ]/[40^\circ, 50^\circ]$	900	1100 张人脸 + 500 张非人脸	91	0.3
$[-50^\circ, -60^\circ]/[50^\circ, 60^\circ]$	900			
$[-60^\circ, -70^\circ]/[60^\circ, 70^\circ]$	900			
$[-70^\circ, -80^\circ]/[70^\circ, 80^\circ]$	900			
$[-80^\circ, -90^\circ]/[80^\circ, 90^\circ]$	900			

注: 平均检测率 = 正确检测图片数 / 总图片数;  
平均误检率 = 错误检测图片数 / 总图片数



图2 多姿态人脸检测结果

由表1可以看出, 在第一层检测器中, 误检率非常高, 但是随着检测器的视角范围变小, 虽然检测率有些下滑, 但是误检率明显下降到只有 0.3%。图2给出了一些多姿态有代表性的图像的检测结果。

从测试中可以看出, 对于大部分正面人脸和侧面人脸, 该算法都能取得比较好的效果, 由于缺少对人脸上下角度的训练, 对于上下偏转较为严重的人脸, 准确率不高, 如果增加这种人脸的训练样本, 应该能提高对上下偏转人脸的检测率。

总体来说, 该算法将超球支持向量机应用于多姿态的人脸检测, 通过对  $k$ NN 算法的改进, 取得了整体比较满意的效果。

### 4 结语

本文提出了一种基于超球支持向量机的多姿态协同人脸检测模型, 该模型分为三层, 第一层 1 个、第二层 3 个、第三层 9 个, 共 13 个支持向量机。这些 SVM 被设计成逐层细化, 履行更精细的检测, 协同完成人脸检测任务。考虑到扫描图片时, 一幅图像的大部分区域是非人脸, 三层模型的设计一方面加快了人脸检测速度, 另一方面又提高了检测的针对性, 使得逐层能履行更精细的局部区域检测。同时, 本文改进了  $k$ NN 算法, 通过引入超球半径使其能用于超球重叠样本的检测, 从而提高了人脸检测的准确度。实验结果表明, 该算法与其他采用支持向量机的算法相比, 有更好的检测率和检测速度。

#### 参考文献:

- [1] QIAN Z M, XU D. Research advances in face recognition [C]// Proceedings of the 2009 Chinese Conference on Pattern Recognition and the 1st CJK Joint Workshop on Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 478-482.

(下转第 2017 页)



为边缘项效果好。

表1 7组数据实验结果均值

性能指标	改进 BET	全局水平混合集模型	本文算法
Jaccard	0.9208	0.8908	0.9270
Dice	0.9576	0.9420	0.9612
Sensitivity	0.9731	0.9168	0.9664
Specificity	0.9850	0.9928	0.9889
TMC	0.0875	0.1133	0.0789
VD	0.0395	0.0618	0.0331

表2 第5组数据采用不同边缘信息实验结果均值

性能指标	边缘信息项为 $g$	边缘信息项为 $l$ (本文算法)
Jaccard	0.8999	0.9131
Dice	0.9456	0.9535
Sensitivity	0.9844	0.9735
Specificity	0.9770	0.9841
TMC	0.1179	0.0966
VD	0.0867	0.0451

### 3 结语

本文主要讨论了一种结合改进 BET 算法和改进混合水平集算法的脑组织提取方法,并取得了较为满意的结果。在后续的工作中,将考虑如何将图像序列中相邻图像之间的相似关系作为约束以得到更为稳定精确的结果。

#### 参考文献:

- [1] HÖHNE K, HANSON W. Interactive 3D segmentation of MRI and CT volumes using morphological operations [J]. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 1992, 16(2): 185–294.
- [2] SHATTUCK D W, LEAHY R M. BrainSuite: an automated cortical surface identification tool [J]. *Medical Image Analysis*, 2002, 6(2): 129–142.
- [3] HUANG A, ABUGHARBIEH R, RAM R, *et al.* MRI brain extraction with combined expectation maximization and geodesic active contours [C]// *Proceedings of the 6th IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*. Piscataway: IEEE Press, 2007: 107–111.
- [4] SMITH S M. Fast robust automated brain extraction [J]. *Human Brain Mapping*, 2002, 17(3): 143–155.
- [5] ESKILDSEN S F, COUPE P, FONO V, *et al.* BEAST: brain extraction based on nonlocal segmentation technique [J]. *Neuroimage*, 2012, 59(3): 2362–2373.
- [6] SADANANTHAN S, ZHENG W, CHEE M, *et al.* Skull stripping using graph cuts [J]. *Neuroimage*, 2010, 49(1): 225–239.
- [7] IGLESIAS J E, LIU C Y, THOMPSON P M, *et al.* Robust brain extraction across datasets and comparison with publicly available methods [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(9): 1617–1634.
- [8] 税午阳,周明全,耿国华.磁共振颅脑图像的脑组织自动获取方法[J]. *软件学报*, 2009, 20(5): 1139–1145.
- [9] 贾迪,杨金柱,张一飞,等.序列磁共振颅脑影像的脑组织自动提取方法[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(8): 1781–1787.
- [10] 韩翀蛟,林相波,马慧超,等.基于层间先验知识从脑 MRI 图像中自动提取脑组织[J]. *生物医学工程与临床*, 2011, 15(2): 111–115.
- [11] 江少锋,王文辉,陈武凡,等.基于改进 BET 算法的 MR 颅脑图像脑组织自动提取[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(10): 2029–2034.
- [12] ZHANG Y, MATUSZEWSKI B J, SHARK L K, *et al.* Medical image segmentation using new hybrid level-set method [C]// *Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Biomedical Visualization*. Piscataway: IEEE Press, 2008: 71–76.
- [13] IBSR 数据[EB/OL]. [2012–12–25]. <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr/>.
- [1] ROWLEY R, BALUJA S, KANADE T. Rotation invariant neural network-based face detection [C]// *Proceedings of the 1998 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1998: 38–44.
- [2] FERAUD R, BERNIER O J, VIALLAT J E, *et al.* A fast and accurate face detector based on neural networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(1): 42–53.
- [3] LI Y M, GONG S G, LIDDEL S, *et al.* Multil-view face detection using support vector machines and eigenspace modeling [C]// *Proceedings of the Fourth International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies*. Piscataway: IEEE Press, 2000: 241–244.
- [4] RUAN J X, YIN J X. Face detection based on facial features and linear support vector machines [C]// *Proceedings of the 2009 International Conference on Communication Software and Networks*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 371–375.
- [5] ZAKARIA Z, SUANDI S A. Face detection using combination of neural network and Adaboost [C]// *Proceedings of the IEEE Region 10 Annual International Conference*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 335–338.
- [6] RATSCH M, QUICK P, HUBER P, *et al.* Wavelet reduced support vector regression for efficient and robust head pose estimation [C]// *Proceedings of the 2012 Ninth Conference on Computer and Robot Vision*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 260–267.
- [7] FANG X Z, ZHANG W, TENG S H. A research on intrusion detection based on support vector machines [C]// *ICCIIS 2010: 2010 International Conference on Communications and Intelligence Information Security*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 109–112.
- [8] 房小兆,张巍,滕少华,等.基于的协同入侵检测方法[J]. *计算机工程*, 2011, 37(21): 100–104.
- [9] 顾亦然,闵瑞,王保云.三维人脸姿态校正算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(10): 2291–2295.
- [10] 左萍平,孙赞,顾弘,等.基于 SMO 的层次型 1-FSVM 算法[J]. *计算机工程*, 2010 36(19): 188–192.
- [11] WU Z, ZHOU Y, DU C H, *et al.* Research on facial feature points extraction in color images [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(2): 309–313.
- [12] 张永新.基于 SVM 的人脸检测算法研究[D].西安:西北大学, 2009.
- [13] 西安交大人工智能与机器人研究所.东方人脸数据库[EB/OL]. [2012–12–21]. <http://www.aiar.xjtu.edu.cn/dfrlsjk5.htm>.
- [14] ROWLEY H A, BALUJA S, KANADE T. CMU/VASC image database [EB/OL]. [2012–12–20]. [http://vasc.ri.cmu.edu/idb/html/face/frontal\\_images/index.html](http://vasc.ri.cmu.edu/idb/html/face/frontal_images/index.html).
- [15] 房小兆.超球结构支持向量机的研究与应用[D].广州:广东工业大学, 2011.

(上接第 1990 页)