

# 基于支持向量机的肤色滤波器\*

李素梅<sup>1</sup> 张延炘<sup>1</sup> 董磊<sup>2</sup> 常胜江<sup>1</sup> 申金媛<sup>1</sup>

(1 南开大学信息技术科学学院, 教育部光电信息技术重点实验室, 天津 300071)

(2 河北农业大学理学院, 保定 071001)

**摘要** 为了探测图像中的肤色像素, 提出了一种新的方法—支持向量机(SVM: Support Vector Machine)方法. 它是一种基于肤色的非特定人的面部定位方法, 是非接触人机交互技术和机器视觉中的一个重要内容. 实验结果表明, 采用支持向量机方法较传统人工神经网络方法不仅有更高的探测准确性, 而且具有更好的推广性能. 由于 SVM 采用结构风险最小化(SRM: Structural Risk Minimization)准则, 在最小化训练误差(经验风险)的同时, 尽量缩小模型预测误差的上界, 从而使模型有更好的泛化能力.

**关键词** 人工神经网络; 支持向量机; 肤色滤波; 机器视觉

**中图分类号** TP183; TP18; TP391.4

**文献标识码** A

## 0 引言

随着机器人和人机交互技术的发展, 非接触人机交互技术已提到日程, 其中用机器视觉实现对手势指令的识别和人眼注视与否的探知是一个重要内容<sup>[1,2]</sup>. 要识别手势和人眼注视与否, 一个重要的前提就是从背景图像中探测并分割出面部和手势图像<sup>[3~6]</sup>. 文献[7]在选择最佳肤色色空间的基础上, 构造了一种 BP 多层感知机神经网络肤色滤波器, 得到了较好的识别结果. 但由于人的肤色离散度很大, 不仅不同人的肤色差别很大, 而且在不同的光照条件下, 或者即使是在同一照明条件下, 同一人的肤色或者同一人不同部位的肤色也是不同的. 由于在实际构造肤色滤波神经网络时, 不可能得到非特定人肤色的完备样本, 加之神经网络单纯追求训练误差最小以及容易陷入局部极小点的缺陷, 使 BP 网络肤色滤波器的推广能力较差, 不能达到很好的识别结果. 为此, 本文构造了基于 SVM 的面部肤色滤波器. SVM 采用 SRM 准则<sup>[8,9]</sup>, 在最小化训练样本误差的同时, 缩小了模型预测误差的上界, 从而使模型有更好的泛化能力. 且 SVM 方法对推广风险的考虑使它更适合处理肤色这种离散度很大的情况.

## 1 SVM 理论简介及其网络结构

SVM 是从线性可分情况下对分类超平面的最优化发展而来的, 其基本思想可用图 1 的二维情况来说明. 图中圆形和方形的点代表已知的两类样

本,  $H$  为分类面,  $H_1, H_2$  分别为过各类中离分类面最近的样本(实心点)且平行于分类线的直线, 它们之间的距离叫做分类间隔(margin). 把位于  $H_1, H_2$  两条线上的样本称为支持向量(SVs: Support Vectors). 所谓最优分类面就是要求分类面不但能将两类样本正确分开(即训练误差为 0), 而且使分类间隔最大. 这就是 SVM 的核心思想. 使分类间隔最大实际上减少了对未学习样本错误分类的风险概率, 因此是对分类函数泛化能力的优化.

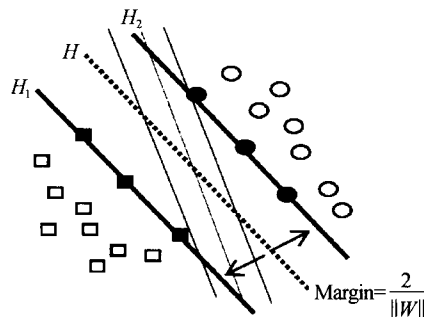


图 1 支持向量机最优分类面示意图  
Fig. 1 Illustration of the optimal hyperplane of SVM

实际中, 所遇到的问题基本上都是非线性的. 假设样本点为  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n, x \in R^d, d \in \{+1, -1\}$ , SVM 推广到非线性情况时, 其目标函数与约束条件分别为

$$\begin{cases} \max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

其判别函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right) \quad (2)$$

式中,  $\alpha_i$  为与每个样本对应的 Lagrange 乘子,  $C$  是一个常量, 它控制对错分样本的惩罚程度.  $\alpha_i^*$  为支

\*天津市自然科学基金重点项目(023800811)、国家自然科学基金(60277022, 60477009)和博士点基金(20030055022)资助  
Tel: 022-23504571 Email: tjnkls@163.com  
收稿日期: 2005-04-20

持向量所对应的 Lorange 乘子,  $b^*$  为分类阈值, 它可以由任何一个支持向量求得, 或通过两类中任意一对支持向量取中值求得.  $K(x, x_i)$  为核函数, 常用的满足 Mercer 条件的核函数有: 1)  $d$  次多项式核函数  $K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^d$ ; 2) 径向基函数核函数  $K(x, x_i) = \exp \left[ -\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2} \right]$ ; 3) 2 层神经网络核函数  $K(x, x_i) = \tanh [v(x \cdot x_i) + \alpha]$ . 选用不同的核函数可以构造不同的支持向量机<sup>[8,9]</sup>, SVM 的网络结构如图 2.

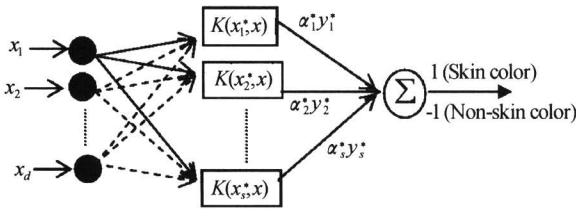


图 2 SVM 的网络模型  
Fig. 2 SVM network

## 2 实验及其结果分析

图 3 为四种照明(日光灯, 白炽灯, 太阳光(顺光, 逆光))条件下采集的部分样本图像, 为了消除因摄像机本身、光照等因素所带来噪音的干扰, 首先将图像数据进行适当的预处理. 对红、绿和蓝三基色分量分别进行预处理, 即除了各分量矩阵四个边缘



图 3 不同照明下的图像  
Fig. 3 The images at different illumination

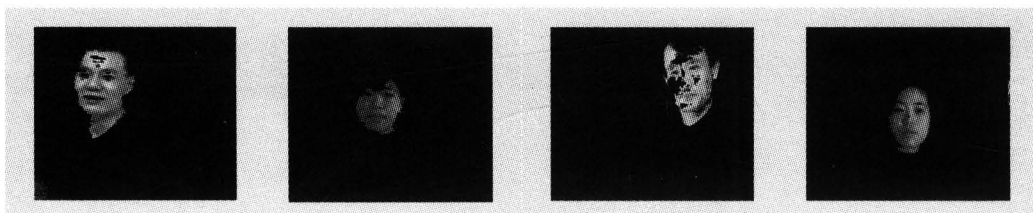
的像素点之外, 其余各像素点取相邻 8 个像素点的平均值, 并且对处理后的数据进行归一化及零均值处理. 设一幅图像在取平均前的大小为  $M \times N$ , 则预处理之后图像矩阵大小变为  $(M-2) \times (N-2)$ . 为了方便, 假设红、绿、蓝三基色分量经预处理后得到的矩阵形式分别为

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1(N-2)} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2(N-2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{(M-2)1} & r_{(M-2)2} & \cdots & r_{(M-2)(N-2)} \end{bmatrix}$$

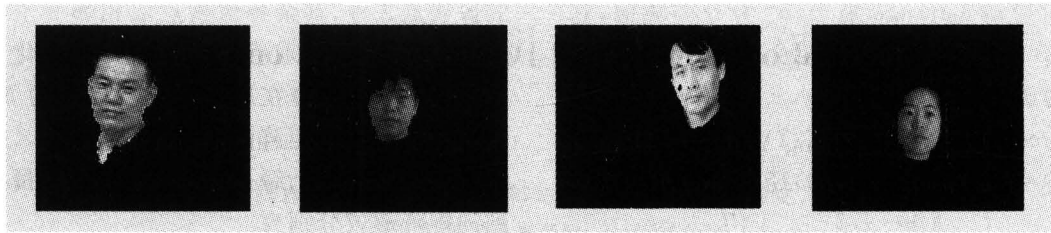
$$G = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & \cdots & g_{1(N-2)} \\ g_{21} & g_{22} & \cdots & g_{2(N-2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g_{(M-2)1} & g_{(M-2)2} & \cdots & g_{(M-2)(N-2)} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1(N-2)} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2(N-2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{(M-2)1} & b_{(M-2)2} & \cdots & b_{(M-2)(N-2)} \end{bmatrix}$$

然后, 分别将这三个矩阵的每一行首尾连接, 得到支持向量机网络的一个输入样本为:  $X = (r_{ij}, g_{ij}, b_{ij})^T$ , 其中,  $i = 1, 2, \dots, (M-2), j = 1, 2, \dots, (N-2)$ , 支持向量机网络隐层节点数为支持向量的个数, 输出层有一个节点, 输出 +1 为肤色, 输出 -1 为非肤色. 在实验中, 本文选取 100 个(其中肤色样本为 60 个, 非肤色样本为 40 个)样本对网络进行训练, 将训练完成后的网络用于肤色滤波. 其核函数选用径向基函数形式. 在训练过程中采用 Cross-Validation 方案<sup>[10]</sup>来确定径向基核函数中的参量  $\sigma$  和目标函数(1)中的参量  $C$ , 其最优值分别为 800 和 60. 图 4 为 BP 神经网络滤波器和支持向量机方法的肤色探测结果比较. 从图 4 中可以发现, 用 BP 神经网络方法所得到的识别结果中, 本来应该是皮肤的区域却有很多斑点出现, 而采用支持向量机方法所得到的识别结果中斑点明显减少, 甚至没有斑点. 这表明支持向量机方法比 BP 神经网络滤波器方法具有更好的推广性能, 也更好地体现了支持向量机方法的结构风险最小化原则.



(a) BP algorithm



(b)SVM algorithm

图4 不同照明下的图像滤波结果的比较

Fig. 4 The result comparison of complexion filtering at different illumination

### 3 结论

本文提出了一种基于支持向量机的肤色滤波器,由于 SVM 采用了结构风险最小化准则,在最小化样本点误差的同时,缩小模型预测误差的上界,从而大大提高了模型的泛化能力.它特别适合于处理对推广性要求较高的问题.实验模拟结果显示,此方法较 BP 神经网络方法不仅有更高的识别准确性,而且其推广能力更强.

实验使用的样本是在四种照明情况下采集的,当照明变化较大时,还可以通过重新调节参量来训练网络,以便具有更强的自适应性.

#### 参考文献

- 1 Wang Y, Yuan J H, Chang S J, *et al.* Gesture labeling based on gaze direction recognition for human - machine interaction. *Optical Engineering*, 2002, **41**(8): 1840 ~ 1844
- 2 李素梅,张延焯,常胜江,等.基于 SVM 实现人眼注视与否的探知. *光电子·激光*, 2004, **15**(10):1229~1233  
Li S M, Zhang Y X, Chang S J, *et al.* *Journal of Optoelectronics · laser*, 2004, **15**(10):1229~1233
- 3 周军妮,曹剑中,刘波,等.一种基于局部最小代价分水岭变换的图像分割新方法. *光子学报*, 2005, **34**(1): 142 ~ 145  
Zhou J N, Cao J Z, Liu B, *et al.* *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(1):142~145
- 4 王萍,苏秀琴,刘雅轩.基于区域合并的动态阈值分割算法. *光子学报*, 2004, **33**(3):378~381  
Wang P, Su X Q, Liu Y X. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(3):378~381
- 5 胡岩峰,刘波,李峰,等.一种基于统计分析的图像变化检测方法. *光子学报*, 2005, **34**(1):146~149  
Hu Y F, Liu B, Li F, *et al.* *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(1):146~149
- 6 Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, *et al.* Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(10):2259~2281
- 7 Yuan J H, Xu Z Z, Li S M, *et al.* Novel approach for region merging and image segmentation for human-computer interaction. *Optical Engineering*, 2003, **42**(8):1~4
- 8 Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (second edition). Beijing: the Press of Tsinghua University, 2001. 318~350
- 9 Simon Haykin 著,《神经网络原理》.叶世伟,史忠植译.北京:机械工业出版社,2004. 229~252  
Haykin S. *The principle of Neural Networks*. Translated by Ye SW, Shi Z Z. The press of mechanism industry, 2004. 229~252

## A method of Complexion Detection based on SVM

Li Sumei<sup>1</sup>, Zhang Yanxin<sup>1</sup>, Dong Lei<sup>2</sup>, Chang Shengjiang<sup>1</sup>, Shen Jinyuan<sup>1</sup>

*1 College of Information Technical Science, Key Laboratory of Opto-electronics Information Technical Science, CME, Nankai University, Tianjin 300071*

*2 College of Science, Agricultural University of Hebei, Baoding 071001*

Received date: 2005-04-20

**Abstract** A detection method of complexion based on SVM is proposed in this paper. The technique is an approach for locating faces in a scene image based on the detection of skin color of an unspecific human which is essentially important in development of contact free human-machine-interaction (HMI) as well as in machine vision's. The simulation results show that it may not only get better rate of correct recognition of complexion than that by using traditional artificial neural network but also is better in generalization. This is because that according the criteria of structural risk minimization of support vector machine (SVM), the errors between sample-data and model-data are minimized and the upper bound of predicting error of the model is also decreased simultaneously.

**Keywords** Artificial Neural Network; Support vector machine; Complexion filter; Machine vision

**Li Sumei** Received her engineering Ph. D. degree from the Institute of Modern Optics, Nankai University, China, 2004. Her major interest is Artificial Neural Network, machine vision and image processing.

