

基于肤色信息马氏距离图的人脸检测

徐从东^{1,2}, 罗家融¹, 肖炳甲¹

(1. 中国科学院等离子体物理研究所, 合肥 230031; 2. 解放军炮兵学院, 合肥 230031)

摘要: 提出了一种基于肤色信息的人脸检测方法。构造了皮肤颜色模型、检测图像的皮肤区域, 并计算出该区域相对于皮肤的马氏距离图。根据马氏距离图寻找特征脸子空间, 构造出 BP 神经网络。以马氏距离图在各特征脸子空间的投影系数为 BP 神经网络的输入, 计算该区域是否为人脸图像。实验证明, 该方法是有效的。

关键词: 人脸检测; 马氏距离图; 特征脸; BP 神经网络

Face Detection Based on Map of Mahalanobis Distance to Skin in Color Image

XU Congdong^{1,2}, LUO Jiarong¹, XIAO Bingjia¹

(1. Institute of Plasma Physics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031; 2. Artillery Academy of PLA, Hefei 230031)

【Abstract】 A method of face detection is proposed, which is based on the color of skin. A skin color model is constructed, which detects skin area in a color image and figures out map of Mahalanobis distance to skin. Based on map of Mahalanobis distance eigenface subspace is found out and a BP neural network model is constructed. On the BP neural network, input is coefficient vector obtained from map of Mahalanobis distance projecting on subspace, and output determines whether this area is face image. Experimental results show the method is effective.

【Key words】 Face detection; Map of Mahalanobis distance; Eigenface; BP neural network

人脸识别是一个具有广阔应用前景和挑战性的研究课题, 近年来在模式识别与计算机视觉领域受到广泛关注。人脸检测是指在输入图像中确定存在的所有人脸的位置与大小, 并将它分割出来。作为人脸识别系统的前提, 快速有效的人脸检测至关重要。人脸检测在图像检索、数字视频处理、视觉监测、人机智能交互等方面也有着重要的应用价值。人脸检测算法自 20 世纪 90 年代初以来得到了广泛的研究, 并提出了很多解决方案。大体可分为 4 类: 基于知识的方法(knowledge-based methods), 基于特征的方法(feature-based methods), 基于模板的方法(template-based methods)和基于表象的方法(appearance-based methods)^[1]。由于肤色是人脸的重要信息, 不依赖面部的细节特征, 对于旋转、表情等变化情况都能适用, 具有相对的稳定性并且和大多数背景物体的颜色相区别, 因此, 肤色特征在人脸检测中是最常用的一种特征。本文提出了一种在肤色分割基础上, 基于马氏距离图的特征脸和 BP 神经网络相结合的人脸检测方法。首先利用肤色信息将彩色图像分割成皮肤区域和非皮肤区域, 然后将可能的人脸区域图转化为基于皮肤色彩的马氏距离图, 对马氏距离图进行特征空间变换, 利用特征脸和 BP 神经网络相结合的方法进行人脸检测。

1 皮肤颜色模型

研究人员发现, 皮肤颜色在某些颜色空间中具有良好的类聚性, 不同肤色的人种, 或者同一个人不同亮度的光线下得到的彩色图像, 虽然看起来肤色差别很大, 但实际上色度变化并不大^[2]。因此, 利用这一点可以进行皮肤检测。当利用皮肤颜色作为特征进行人脸检测时, 首先要选择特定的颜色空间, 不同的颜色空间, 人的皮肤可能表现出不同的特

征。目前常用的颜色空间主要有 RGB、SHI、YIQ、YUV、YCbCr 等^[3]。基于颜色空间的皮肤分割方法可分为 3 类: (1) 基于颜色值的外在的规则, 通常, 这类方法的实现与计算都很简单, 但它们要求都很严格, 且不能处理复杂的问题; (2) 基于皮肤颜色分布的非参数模型。这类方法通常从训练样本数据中估计出皮肤颜色的分布模型, 包括构造和使用皮肤颜色分布图, 一般计算速度较快, 但需要一些有意义的存储空间, 而且它的实现效果严重依赖于训练样本集的选择; (3) 皮肤颜色分布的参数模型。这类模型通常由高斯函数或混合高斯函数等组成, 并表示通过对训练样本数据的归纳和更改, 提供一种更高效的皮肤表示方法^[3]。本文用高斯函数来描述皮肤颜色分布的状况, 构造皮肤颜色分布模型。

在 YCbCr 颜色空间, 皮肤颜色具有良好的类聚性, 而且它很明确地将照度和色度部分区分开来, 可以通过去除照度分量克服光照的影响。因此, 采用 YCbCr 作为肤色检测的颜色空间。对于常用的 RGB 三色图像, 可以通过式(1)转化为 YCbCr 图像:

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ Cb = B - Y \\ Cr = R - Y \end{cases} \quad (1)$$

其中, Y 表示照度分量; Cb 和 Cr 是 2 个色度分量。

在 YCbCr 空间上由色度 Cb 和 Cr 构成的二维平面上, 皮肤颜色分布相对比较集中, 采用高斯分布来描述, 设

基金项目: 国家发展计划委员会基金资助项目(19981303)

作者简介: 徐从东(1971-), 男, 博士生, 主研方向: 模式识别, 图像处理; 罗家融、肖炳甲, 研究员、博导

收稿日期: 2006-07-23 **E-mail:** congdong@ipp.ac.cn

$c = [Cb \ Cr]^T$ 为输入像素的色度, 则皮肤颜色概率分布为

$$p(c | skin) = \frac{1}{2\pi \sqrt{|\Sigma_s|}} e^{-1/2(c-\mu_s)^T \Sigma_s^{-1} (c-\mu_s)} \quad (2)$$

其中, μ_s 和 Σ_s 是该分布的参数, 分别为均值向量和协方差矩阵。

该模型的参数可以根据训练数据由式(3)、式(4)计算:

$$\mu_s = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n c_j \quad (3)$$

$$\Sigma_s = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (c_j - \mu_s)(c_j - \mu_s)^T \quad (4)$$

其中, n 是皮肤颜色样本 c_j 的总数。实验过程中, 从 100 幅人脸图像中取出皮肤区域部分, 构成 800 幅人的皮肤图像, 利用式(3)、式(4)对 800 幅皮肤图像进行统计得出皮肤颜色分布模型的参数。

$$\mu_s = [113.61 \ 145.37]^T \quad \Sigma_s = \begin{bmatrix} 9.91 & -7.81 \\ -7.81 & 15.55 \end{bmatrix}$$

根据以上的参数, 就可求出任一幅图中任一点颜色值相对应的 $p(c | skin)$, 再根据给定的阈值 θ , 确定该点是否属于皮肤区域。为了表示的方便, 用二值图像表示, 1 表示该点属于皮肤区域, 0 表示该项点不属于皮肤区域。

在确定了皮肤颜色模型及其相关参数后, 就可以应用该模型对给定的图像进行皮肤检测与分割。实际计算过程如下: 首先根据皮肤颜色模型确定图像中各点像素是否是皮肤像素, 再对皮肤像素进行膨胀与腐蚀, 然后去除假皮肤区域。最后确定可能的人脸区域并缩放到标准人脸图像大小, 如图 1 所示, 图 1(a)为原始图像; 图 1(b)为利用皮肤模型确定的皮肤像素的二值图; 图 1(c)为经过处理和去除假皮肤区域之后得到的皮肤区域二值图; 图 1(d)和图 1(e)为可能的人脸区域。

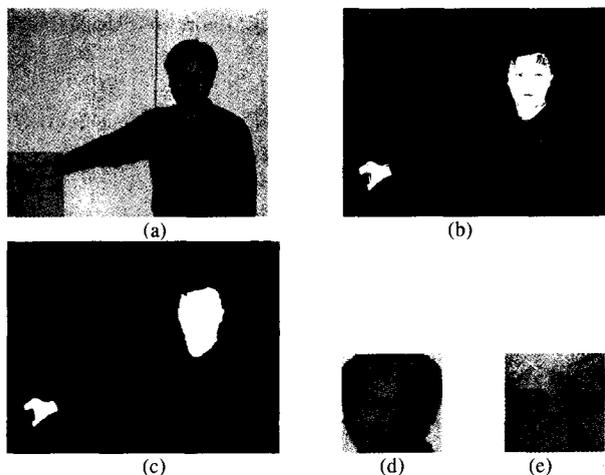


图 1 检测过程中的图像

2 基于马氏距离图的特征脸法

根据上述的皮肤分布概率模型计算出来的概率值 $p(c | skin)$ 可以直接作为颜色 c 是皮肤的可能性的度量, 也可用从颜色向量 c 到均值向量 μ_s 的 Mahalanobis 距离来度量, 即马氏距离:

$$\lambda_s(c) = (c - \mu_s)^T \Sigma_s^{-1} (c - \mu_s) \quad (5)$$

根据上面皮肤检测与分割的结果, 求取分割后的图像的马氏距离图, 即图像中各点的 $\lambda_s(c)$ 的值, 以此构成的原始空间。再利用 K-L 变换方法进行特征变换, 得到基于马氏距离

图的特征脸空间。由于马氏距离图去除了亮度分量, 相对于灰度图而言, 大大减小了外界光照对人图检测的影响, 充分利用了色度信息。图 2 为原图和相应的马氏距离图。



图 2 原始图像和相应的马氏距离图

特征脸方法是根据图像的统计特征进行正交变换(K-L 变换)^[4], 以去除样本间的相关性, 然后根据特征值的大小选择特征向量。这种方法首先将人脸图像映射到高维空间的向量, 然后应用基于统计的离散 K-L 变换方法, 构造一个各分量互不相关的特征空间, 即特征脸空间, 再将人脸图像在高维空间中的向量映射到特征脸空间, 对这些映射后的向量构造相似性度量方法, 进行分类与识别。

设有一组图像的马氏距离图 T_1, T_2, \dots, T_M , 其中, $T_i (i=1, 2, \dots, M)$ 表示图像的一个二维 $N \times N$ 马氏距离图, 将它们转化为向量形式, 得到 M 个 N^2 维向量 $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$, 以此作为训练集。训练集的平均向量可定义为

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (6)$$

用向量 $\Phi_n = \Gamma_n - \Psi$ 来表示每幅图像马氏距离图与平均向量的差。构造成图像集的协方差矩阵为

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad A = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_M] \quad (7)$$

对协方差矩阵 C 进行特征值分解, 求出它的特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, M)$ 和特征向量 $v_i (i=1, 2, \dots, M)$ 。由这些特征向量所构成的空间称为特征空间。该特征空间是从训练样本图像构造的基本集中求出来的特征向量构造的。实际情况下, 在判断一幅图像是否是人脸的过程中, 不需要精确地构造和再现图像, 因此, 可以从以上求得的 M 个特征向量中取出对构造图像影响最大的 M' 个, 这样就可以构造了一个原始的 N^2 维图像空间的 M' 维子空间, 这个 M' 维子空间称为特征脸空间。

设有一幅图像的马氏距离图构成的向量 r , 将它映射到第 k 维上:

$$\omega_k = U_k^T (\Gamma - \Psi) \quad k=1, 2, \dots, M' \quad (8)$$

其中, ω_k 就是该图像的马氏距离图在第 k 维特征脸子空间上的特征系数, 由此构成的特征系数向量 $\Omega^T = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_{M'}]$ 就是这幅人脸图像在特征脸空间中的映射。

为了求得各特征脸子空间, 根据上述的皮肤检测与定位方法, 从 200 幅有人的图像中检测出来的皮肤区域, 并人工确定人脸区域。以这部分构成人脸图像集, 共 200 幅。用 200 幅人脸图像集为样本, 求出各图像的马氏距离图, 再以此进行 K-L 变换, 求得特征值最大的前 14 个特征向量, 图 3 为求得的对应各特征脸子空间。

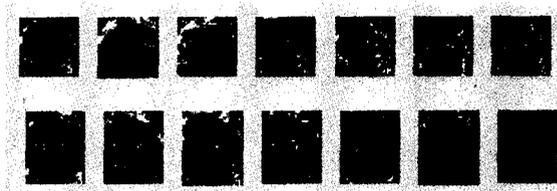


图 3 马氏距离图的特征脸

此时,一幅图像就可以用它在以上 14 个特征脸子空间的投影系数,即特征系数向量表示。

3 基于特征脸空间的 BP 神经网络

基于 BP 算法的前向多层神经网络(简称为 BP 神经网络)的算法、概念及基本理论都很简单,但有很强的学习能力,已经在实际问题中有了大量的成功应用^[5]。

本文中构造 3 层 BP 神经网络,输入神经元为 14 个,对应着特征系数向量的各元素;输出神经元为 2 个,分别对应着人脸图像和非人脸图像的概率;隐含层神经元为 8 个;从输入层到输出层各激励函数依次为

$$\text{tansig}(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2 \times x)} - 1 \quad (9)$$

$$\text{logsig}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (10)$$

训练集由人脸图像集和非人脸图像集两部分构成。人脸图像集由上述的 200 幅人脸图像组成;非人脸图像集由从前文图像中检测出来的皮肤区域,并人工确定的非人脸区域 150 幅图,以及图像中随机取出的 50 幅不包含人脸区域的图像两部分组成。

相应的训练样本由 2 类组成,一类由人脸图像得到,是由人脸图像的马氏距离图相对于特征脸空间的特征系数为输入向量, [1 0] 为输出向量,即第 1 个输出神经元对应的输出是人脸图像的概率为 1,第 2 个输出神经元对应的输出是非人脸图像的概率为 0;另一类由非人脸图像得到,是由非人脸图像的马氏距离图相对应的特征脸空间的特征系数为输入向量, [0 1] 为输出向量。以最小均方误差小于 0.000 2 为学习的目标误差,最大学习次数为 5 000 次。

经过上述神经网络对 2 类样本训练后,该神经网络的各连接权值以知识的形式保存起来。此时,如果有一幅图像就可以在求出马氏距离图后,求出相对于特征脸的特征系数,以此特征系数为该 BP 神经网络的输入,得到神经网络的输出。如果第 1 个输出神经元的数值大于第 2 个输出神经元的数值,则认为为人脸图像,否则是非人脸图像。

4 实验结果

整个算法采用 Visual C++ 和 Matlab 语言混合编程实现。

首先检测出图像中的皮肤区域(包括人脸区域),对这些区域进行分割,求出其马氏距离图,并投影到各特征脸子空间中,得到该区域图像的特征系数,以特征系数为输入,进行 BP 神经网络计算,得到神经网络输出向量,进而判断该区域是否是人脸区域。

本文建立了一个图像库,共 150 幅含人脸的照片,包括单人脸照片和多人脸照片。单人脸照片都是直接由数码相机采集的,多人脸照片部分是直接由数码相机采集的,部分是人工合成的;库中共有人脸 210 个。正确检测到人脸 201 个,正确率为 95.7%。误检人脸 3 个,误检率为 1.4%。通过对计算过程分析得出,漏检的人脸主要是由第 1 步检测皮肤区域造成的,有 2 个检测的皮肤区域太小;有 4 个人脸两两连在一起,皮肤检测时,两个人脸误检为一个皮肤区域;有 2 个人脸与别的皮肤区域相连;只有 1 个人脸,皮肤区域检测正确而出现漏检。

5 结论

本文充分应用皮肤颜色的信息,利用特征脸与 BP 神经网络相结合的方法进行人脸检测,能较为准确地检测定位彩色图像中的人脸,还能检测出一幅图中的多个人脸。本文只针对黄色人种建立的模型,计算出模型参数。对于不同的人种,由于皮肤颜色区别较大,要分别统计并计算出各自的模型参数。

参考文献

- 1 Yang Ming-Hsuan, Kriegman D J, Ahuja N. Detecting Face in Images: A Survey[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(1), 2002: 34-58.
- 2 Angelopoulou E. Understanding the Color of Human Skin[C]//Proc. of Conference on Human Vision and Electronic Imaging VI. 2001: 243-251.
- 3 Vezhnevets V, Sazonov V, Andreeva A. A Survey on Pixel-based Skin Color Detection Techniques[C]//Proc. of GraphiCon'03, Moscow, Russia. 2003.
- 4 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- 5 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.

(上接第 195 页)

将 802.1X 集成到内网管理系统中,实现对局域网内用户接入认证、访问授权、安全鉴别等服务,能使终端内网管理系统充分利用 802.1X 协议的优点,并具有很好的扩展性,如果时间和人力允许,还可以考虑自行开发内网管理系统专用的 802.1X 客户端软件以及对标准的 RADIUS 服务器的功能进行扩展,以达到更大的内网管理系统和 802.1X 的集成度,实现更强大的接入认证和访问授权的功能。

参考文献

- 1 American National Standards Institute. IEEE Standard 802.1X-2001[S]. 2001-10-25.

- 2 Mishra A, Arbaugh W A. An Initial Security Analysis of the IEEE 802.1X Standard[D]. Maryland, USA: University of Maryland Colledge Park, 2002.
- 3 Wu Jinneng. The Design of Security Protocol to Defend Man-In-Middle Attack in 802.1X[D]. Taiwan Ching: National Cheng Kung University, 2004.
- 4 Aboba B, Simon D, Microsoft Co.. PPP EAP TLS Authentication Protocol[S]. RFC 2716, 1999.
- 5 寇晓葵, 颜学雄, 王清贤. Modem 与局域网安全研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(3).