

基于模糊-神经网络的肤色像素检测算法

李怀颖

凯里学院计算机与信息科学学院, 贵州凯里 556011

摘要 肤色像素检测技术是成人图像识别、人脸识别等与人体相关的图像识别系统的基础和重要组成部分。为了提高肤色像素检测的准确度, 本文提出一种模糊理论与 FP 神经网络(Forward Propagation Neural Network)相结合的肤色像素检测算法。算法首先通过模糊理论和直觉模糊理论提取待识别像素的颜色特征, 构成特征向量, 其中包括像素对常见肤色像素颜色值的隶属度和犹豫度, 为完整的表达肤色像素的特征, 再加入粗糙度特征进行补充; 然后训练出 FP 神经网络, 对所提取的特征向量进行肤色像素与非肤色像素的分类。实验证明, 该算法能够提高肤色像素检测的准确度, 可以有效地应用在有关人体的识别系统中。

关键词 肤色像素检测; 模糊; 直觉模糊; FP 神经网络

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.17.008

A Skin Pixel Detection Algorithm Based on Fuzzy-Neural Network

LI Huaiying

Institute of Computer Science and Information, Kaili University, Kaili 556011, Guizhou Province, China

Abstract Skin pixel detection technique is a basic and important part of image recognition system related to human being, such as adult image recognition, face recognition, etc. In order to improve the precision of skin pixel detection technique, a skin pixel detection algorithm that combines fuzzy theory with Forward Propagation (FP) Neural Network is proposed. The algorithm composes a feature vector based on extracted color features of the pixel through fuzzy theory and intuitionistic fuzzy theory. The feature vector includes membership and hesitancy degree of the pixel to common skin pixels. Roughness is a supplementary feature in the feature vector in order to completely express the feature of skin pixel. Then the algorithm is used to train a FP neural network and the feature vectors are classified into skin pixels and non-skin pixels. Experiment shows that the algorithm could improve the precision of skin detection and be effectively used in recognition systems related to human being.

Keywords skin pixel detection; fuzzy; intuitionistic fuzzy; FP Neural Network

0 引言

肤色像素检测常用在与人体相关的图像识别技术中, 如人脸识别、手势识别及成人图像识别等。作为基础, 肤色像素检测对于接下来的识别工作有极其重要的作用, 肤色像素检测的准确度直接影响到整体系统的性能。但是由于图像种类和内容的多样化, 如不同光照、背景、化妆等各种因素, 肤色像素检测技术较难实现。

近 10 年里, 出现了一些肤色像素检测系统。Kakumanu 等^[1]调研了不同肤色模型和检测方法, 并给出了各种算法的性能比较; 陈锻生等^[2]将肤色检测技术分为基于统计检测和基于物理检测, 并分别对两类技术中的算法进行描述和评

价。两篇综述全面分析了现有的肤色检测技术, 基于物理的方法计算量和存储量大, 且实现困难; 基于统计的方法对各种客观条件的适应性较差, 虽然已经提出了一些自适应算法, 但建立一个能够准确检测不同条件下的所有肤色像素的算法仍然是一个难题。采用神经网络是其中一种解决途径, Brown 等^[3]将一种无监督神经网络 SOM(Self-Organizing Map)应用到肤色像素检测算法中, 对 500 张手动标记后的图像做训练, 得出肤色像素和非肤色像素模型; Nayak 和 Chaudhuri^[4]使用神经网络跟踪人类的手掌, 神经网络的训练样本为不同光照条件下的人类手掌, 结果说明神经网络能够适应光照变化; Kakumanu 等^[5]提出了 3 层的神经网络直接用于评估光照

收稿日期: 2011-02-01; 修回日期: 2011-05-26

作者简介: 李怀颖, 讲师, 研究方向为计算机技术, 电子信箱: alihya@163.com

条件,输入为一个RG直方图,输出为RG空间中肤色像素期望的光照条件。

本文根据人眼对图像的认知过程,以“软计算”方法^[6]设计了一种模糊理论和神经网络相结合的肤色像素检测算法。现有系统在特征提取部分还停留在传统的“硬计算”方法,图像拍摄过程中,光照条件的影响使得图像中的肤色像素颜色在一定范围内发生变化,现有的肤色像素识别算法无法很好地适应此类肤色变化情况,而人眼在分辨时往往能够适应此类肤色变化情况。人眼在面对由光照条件变化而产生的颜色在一定范围内发生变化的时候,视觉系统将感知到的颜色模糊处理到经常看到的颜色,以至于当光照条件发生改变时,也没有意识到颜色在一定范围内的变化^[7],通过模糊处理过程模拟人类视觉系统对图像的感知过程是合理的。本算法以此为出发点,通过模糊理论对提取的像素特征进行处理,由颜色和粗糙度两种特征构建特征向量,为使模糊处理过程尽量完整的包含所有特征量,引入直觉模糊参数作补充,再采用FP神经网络对特征向量做肤色像素-非肤色像素的分类。由于肤色像素检测是各种识别系统中的基础部分,不同的应用环境需要检测不同的肤色像素,因此可以根据具体应用要求,在神经网络部分调整样本像素的种类和数量,提高算法对于各种识别系统的适应性,且由于样本有针对性,极大减少了计算量和存储量。

1 算法框架及基本理论

1.1 直觉模糊集理论

直觉模糊集理论是在原有模糊集理论的基础上提出的^[8]。设 X 是一个给定论域,则 X 上的一个直觉模糊集 A 为

$$A=\{ \langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle | x \in X \} \quad (1)$$

其中, $\mu_A(x):X \rightarrow [0,1]$ 和 $\gamma_A(x):X \rightarrow [0,1]$ 分别代表 A 的隶属度函数 $\mu_A(x)$ 和非隶属度函数 $\gamma_A(x)$, 且对于 A 上的所有 $x \in X$, 都有 $0 \leq \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$ 成立。

对于 X 中的每一个直觉模糊子集, $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \gamma_A(x)$, 称为 A 中 x 的直觉指数, 也是 x 对 A 的犹豫程度的一种测度, $0 \leq \pi_A(x) \leq 1, \forall x \in X$ 。对于 X 中的每一个一般模糊子集 $A, \pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - [1 - \mu_A(x)] = 0, \forall x \in X$ 。

1.2 FP神经网络

FP神经网络是在给出了M-P神经元的另一种几何解释的基础上提出的一种前向神经网络的构造式学习算法^[9],简称FP网络。其基本思想是试图从样本数据本身的特征逼近它在空间的分布状况,并以此为依据构造神经网络。它用多个M-P神经元对应的多个球形邻域去覆盖各类训练样本,属于该类的则将其覆盖,不属于该类样本的不覆盖。判断一个新样本属于哪一类时,分别计算该样本对各个几何区域的隶属度,隶属度最大的区域所对应的类别即是它所属的类别。

1.3 算法框架

算法的输入为待识别图像,从中提取各像素特征进行识

别,输出为图像中的各像素是否为肤色像素,算法模块图如图1所示。

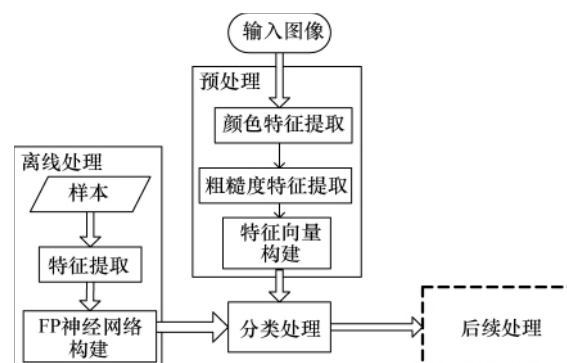


图1 肤色像素检测算法模块

Fig. 1 Modules of skin detection algorithm

算法分为离线处理、预处理、分类处理、后续处理4部分。离线处理的目的是将复杂且耗时很长的特征训练过程分离到实时的肤色像素检测过程之外,以提高肤色像素检测的速度,另外,根据后续处理过程的具体应用选择相应的样本数据,形成了像素特征向量分类所用的神经网络。在预处理过程中,从图像的像素中获取系统所需的特征形式,包括颜色和粗糙度两方面特征,在特征提取过程中,为更好地模拟人脑认知过程,本文对像素特征做模糊处理,模糊隶属度仅表示像素对于肤色像素的从属程度,丢失了非隶属度方面的信息,对此,本算法引入直觉模糊理论进行补充。分类过程属于两类分类算法,采用对样本数据有100%识别率的FP神经网络,以超球覆盖原则确定待识别像素是否在肤色像素超球范围内,超球在离线处理过程中已经形成,分类过程不占用太多的系统资源和时间。后续处理不属于本文所建算法的范畴,在各人体相关识别系统中,肤色像素的检测仅是基础部分,重点在于后续处理,为明确肤色像素检测的作用,保持系统完整性,且确定离线处理过程的样本数据,将后续处理加入模块图中。

2 肤色像素检测算法描述

2.1 颜色空间的确定

在目前复杂多样的图像中,颜色是最稳定、直观的特征^[10]。要利用颜色特征,需要在选择颜色空间之后,对图像的像素进行颜色量化。Phung等^[11]和Albiol等^[12]已经证明了所有颜色空间在表达肤色像素颜色的时候有相同的能力,不存在某种方法在某个颜色空间上有最佳的效果,而在另一个颜色空间上无法取得最好的结果。本文采用肤色像素检测中普遍使用的YCbCr颜色空间,肤色分布在CbCr上有不错的集中效果,且各色人种的肤色在CbCr上分布差异不大^[13]。

从图像中提取各像素的RGB数值,由RGB颜色空间的数值转换到YCbCr空间的数值,公式如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 65.738 & 129.057 & 25.064 \\ -37.945 & -74.494 & 112.439 \\ 112.439 & -94.154 & -18.285 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

提取出的像素特征中,亮度通过 Y 元素反应, Cb 和 Cr 元素没有对亮度的体现,建立肤色像素分类器的时候,将亮度元素排除掉,能够使不同光照条件下的肤色像素都可以被准确分类。同时,空间维数的减少也有助于降低计算复杂度。

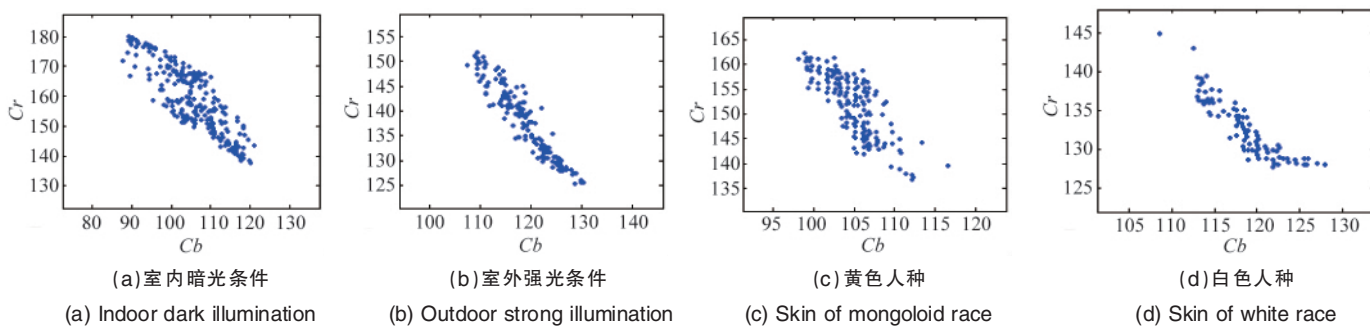


图2 肤色像素 $CbCr$ 分布

Fig. 2 Distribution of $CbCr$ values for skin pixel

仅通过设置适当的阈值,无法包含所有的肤色像素颜色,且容易将一些类似肤色像素的其他像素误判为肤色像素,例如木头等。需要通过多种肤色像素经常表现的颜色,由待识别像素与各种颜色之间的隶属程度判断像素为肤色像素元素的可能程度。由于像素被量化为 Cb 和 Cr 两个数值,需要分别对两个数值进行处理。本文仅针对 Cb 数值描述, Cr 数值的处理与其完全相同。

初始化时,确定预定肤色像素元素颜色,包括个数 n 及具体颜色值。肤色像素的识别往往处于一定的应用背景下,例如人脸识别、成人图像识别等,在初始化过程中,根据肤色像素识别的应用背景,确定肤色像素的样本,例如人脸图像中经常出现的肤色像素,或成人图像中经常出现的肤色像素等。先构成图像像素针对肤色像素颜色的确定性颜色向量 (Certain Color Vector, CCV):

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{n \times 1} &= [c_1, c_2, \dots, c_n]^T \\ c_i &= 1 - \left| \frac{c_b - c_{sib}}{c_b} \right| \end{aligned} \quad (3)$$

其中, c_b 为该像素的确定性 Cb 数值, c_{sib} 为预定肤色像素的第 i 个颜色值的 Cb 数值。

再通过 CCV 构成图像像素针对肤色像素颜色的模糊颜色向量 (Fuzzy Color Vector, FCV),在建立肤色像素的模糊颜色特征的过程中,通过待识别像素特征与预先设定的 n 个肤色样本像素颜色特征之间的关系进行表示,针对 n 个肤色样本像素,待识别像素对第 i 个样本颜色特征之间的关系由该像素对于第 i 个样本颜色特征的隶属度表示。像素的 FCV 表达为

$$\mathbf{F}_{n \times 1} = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T$$

2.2 模糊颜色特征提取

直接利用计算机从图像像素提取 $CbCr$ 数值进行肤色像素的分类,不符合人眼对外界感知的模糊过程,没有完整地模拟人眼的动作。需要在算法中,以提取的确定性 Cb 和 Cr 数值为基础,采用模糊理论转换颜色特征,将像素的特征聚类为肤色像素相应的模糊数值。通过调研大量的肤色像素,得出肤色像素在 $CbCr$ 空间中的分布情况如图2所示。

利用 FCM 聚类技术将像素的颜色聚类到 n 种预选肤色像素颜色。像素的一个 FCV 值通过像素相对于精确颜色值的隶属度表示。计算过程如下。

FCM 最小化一个目标函数 J_m ,它是每一组方差权重的总和^[14]:

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{W}; \mathbf{X}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m \|x_k - w_i\|^2 \quad 1 < m < \infty \quad (4)$$

其中, x_k 为像素的精确颜色特征值,即式(3)中的颜色特征值 c_i ; w_i 为聚类中心,即为预先设定的肤色样本像素的颜色特征; u_{ik} 是颜色 x_k 相对于聚类中心 w_i 的隶属度;内积 $\|x_k - w_i\|^2$ 替代为 $\|x_k - w_i\|^2$,即精确颜色 x_k 和聚类中心 w_i 之间的欧氏距离;权重指数 m 控制着模糊聚类成员间共享的程度,即模糊聚类成员之间的关联程度。通过计算得到 FCM 的模糊聚类结果 $\mathbf{U} = [u_{ik}]_{n \times n}$,也就是颜色对于预定肤色像素颜色之间的隶属关系,具体计算过程如下。

对于所有的 i 和 k 以及 $m > 1$,如果 $\|x_k - w_i\| > 0$,那么 J_m 在 $(\mathbf{U}, \mathbf{W})$ 处被最小化^[15]:

$$w_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad 1 \leq m \leq c \quad (5)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - w_i\|^2}{\|x_k - w_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (6)$$

等式(5)和(6)不能解析地解决,可通过反复执行下面的步骤得出近似结果。

步骤1 输入预定肤色像素颜色值的种类数量 n , 权重指数 m 及误差容忍程度 ε 。

步骤 2 初始化聚类中心 $w_i, 1 \leq i \leq c$ 。

步骤 3 输入数据 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。

步骤 4 通过式(5)计算聚类中心 $\{w_i^{(l)}\}$, l 为重复次数。

步骤 5 通过式(6)更新 $U^{(l)}$ 。

步骤 6 如果 $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| > \varepsilon, l=l+1$, 跳回步骤 4; 否则跳出得结果。

因此, 像素的 FCV 值能够直接从 CCV 数值得出, 而不用计算每一个像素的隶属度。

$$F_{n \times 1} = U_{n \times n} C_{n \times 1} \quad (7)$$

仅使用模糊颜色隶属度向量不能完整地描述像素属于已定义肤色像素颜色的概率, 进一步采用直觉模糊集理论, 利用非隶属度函数完善颜色特征表达, 产生一个犹豫度颜色向量 (Hesitancy Color Vector, HCV), $H_{n \times 1} = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n]^T$ 。

$$\pi_i = 1 - f_i - \nu_i \quad 0 \leq \pi_i \leq 1 \quad (8)$$

其中, ν_i 是像素不属于第 i 个颜色值的隶属度。在模糊量化过程中, 仅保留了待识别像素对样本像素的隶属度关系, 而忽略了非隶属度关系, 忽略的信息可以通过犹豫度进行消除。根据非隶属度的定义, 可知像素的颜色犹豫值应正比于确定颜色值和模糊颜色值之差。

$$\pi_i \propto \frac{|1 - f_i| \cdot c_i}{\max\{|1 - f_i| \cdot c_i\}} \quad (9)$$

另外, 根据式(8)可知存在特殊的颜色值, 即 $\nu_i=0$ 的时

候, 犹豫度达到最大值 $\pi_i^{\max}$, 这种特殊的 π_i 计算如下。

$$\pi_i^{\max} = 1 - f_i \quad (10)$$

式(10)描述了像素属于第 i 个颜色值的犹豫度随着隶属度的增加而减少的性质, 通过式(11)满足(10)式的限制条件:

$$\pi_i \propto (1 - f_i) \quad (11)$$

联合式(9)和式(11)得出了像素对于第 i 个颜色值的犹豫度计算公式为

$$\pi_i = \frac{|1 - f_i| \cdot c_i}{\max\{|1 - f_i| \cdot c_i\}} (1 - f_i) \quad (12)$$

显然, π_i 在 $[0, 1]$ 区间内, 符合 π_i 的定义。根据 $F_{n \times 1}$ 和 $H_{n \times 1}$, 像素对于第 i 个颜色值的颜色特征向量 CH_i 为

$$CH_i = (f_i, \pi_i) \quad (13)$$

对像素的 Cb 和 Cr 数值做上述处理后, 可得一个像素的颜色特征向量表达形式为

$$X = [f_{b1}, f_{b2}, \dots, f_{bm}, \pi_{b1}, \pi_{b2}, \dots, \pi_{bm}, f_{r1}, f_{r2}, \dots, f_{rm}, \pi_{r1}, \pi_{r2}, \dots, \pi_{rm}] \quad (14)$$

为使下面的论述简单, 特征表达形式简化为

$$X = [f_1, f_2, \dots, f_{2n}, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{2n}] \quad (15)$$

2.3 粗糙度特征提取

人眼在识别肤色像素时, 除颜色外, 另一个非常重要的特征是粗糙度特征, 以此避免一些颜色和肤色像素类似, 但表面粗糙度和肤色像素不同的物体引起的误警, 如图 3 所示。

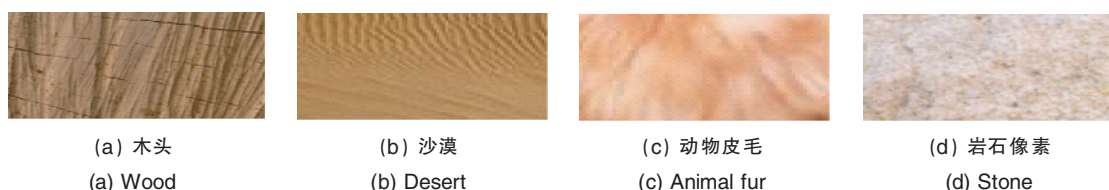


图 3 颜色与肤色像素类似的像素图例

Fig. 3 Pixels with the color similar to skin color

通过观察发现, 物体越粗糙, 在图像饱和度方面的极限数值越多。文献[15]提出了极限密度方法表征图像的粗糙程度。此方法虽然能够一定程度地避免误警, 但各类肤色像素不一定完全光滑, 对于一些有粗糙质感的成人肤色像素, 此方法无法做准确的判断。本文对此粗糙度判定方法进行改进, 由变化率的形式表征粗糙度。具体步骤如下。

步骤 1 将输入图像转换成饱和度图像 I , 并且赋初值为 0。

步骤 2 $I(x, y)$ 表示位置为 (x, y) 的饱和度数值, 取其周围 8 个位置的饱和度, 分别标记为 $I(x+\Delta x, y+\Delta y)$, 其中 $\Delta x, \Delta y \in \{-1, 0, 1\}$ 。

步骤 3 计算饱和度变化率, $\delta = (I(x, y) - I(x+\Delta x, y+\Delta y)) / I(x, y)$, δ 越小说明该点的光滑程度越大, 粗糙程度越小。

步骤 4 取像素周围 8 个 δ 值的平均数值作为该像素点粗糙程度的最终结果。

将得出的粗糙度特征加入式(15), 作为 FP 网络的输入:

$$X = [f_1, f_2, \dots, f_{2n}, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{2n}, \delta] \quad (16)$$

2.4 肤色像素分类

FP 网络的实质是用一系列“球形邻域”范围模拟训练样本在特征空间的分布, 通过调整“球形邻域”的位置和大小, 完成特征训练过程。在构建 FP 网络时, 主要解决两个问题: 建立特征之间的距离公式以及肤色像素识别的神经元模型。

特征之间的距离是建立 FP 网络的基础。肤色像素识别算法中, 各预定颜色特征在表达像素是否为肤色像素时, 重要性基本相同, 使用欧几里得距离既简单, 又可以较好地度量特征的相似性。而粗糙度作为补充特征对于肤色像素检测的重要性略差, 加入 0.5 的权重系数做修正。 X_1 表达的像素与 X_2 表达的像素之间的特征权重距离公式为

$$D(X_1, X_2) = \left\{ \sum_{i=1}^{2n} [(X_{1i} - X_{2i})^2 + (X_{1m} - X_{2m})^2] + 0.5 \cdot (X_{1\delta} - X_{2\delta})^2 \right\}^{1/2} \quad (17)$$

单个神经元是以特征空间中某个特征向量为圆心, 以某

个常数为半径的“球形邻域”的形式。神经网络是由多个结构相同的肤色像素样本特征“球形”神经元构成,在此球形邻域之外的图像为非肤色像素。

通过对图像样本特征库中肤色像素和非肤色像素的特征学习构建球形邻域。设肤色像素样本特征库 $S_{\text{skin}}=\{X_{\text{skin}_1}, X_{\text{skin}_2}, \dots, X_{\text{skin}_m}\}$, 非肤色像素样本特征库 $N_{\text{non}}=\{X_{\text{nonskin}_1}, X_{\text{nonskin}_2}, \dots, X_{\text{nonskin}_k}\}$, m 和 k 分别为两个特征库中的样本数量。通过特征库建立由 m 个球形邻域构成的 FP 网络 $\{(C_i, R_i)\}$, C_i 为球心, R_i 为相应的半径, 具体步骤如下。

步骤 1 为肤色像素样本特征库中各样本建立标记位, $\text{Flag}=0$, FP 网络 $\{(C_i, R_i)\}$ 初始化为 0。

步骤 2 从肤色像素样本特征库中选取 Flag 为 0 的特征, 若没有, 退出; 若有, 选取其一, 从步骤 3 开始构建球形邻域, 同时 $\text{Flag}=1$ 。

步骤 3 令 $d_{\min}=\min_i \{D(X_{\text{skin}_i}, X_{\text{nonskin}_j}) | j \in [1, k]\}$, 表示该肤色像素样本到非肤色像素样本库各样本的最小距离; $d_{\max}=\max_i \{D(X_{\text{skin}_i}, X_{\text{skin}_j}) | j \in [1, m], \text{Flag}=0\}$, 表示该肤色像素样本到其他未训练的肤色像素样本的最大距离。

步骤 4 如果 $d_{\min}>d_{\max}$, 取 $r=(d_{\min}+d_{\max})/2$, 否则取 $r=\lambda d_{\min}$, $0<\lambda<1$, 此处 λ 取 0.85。

步骤 5 增加一个球形 ($C_i=X_{\text{skin}_i}, R_i=r$), 跳转到步骤 2。

反复执行 m 次后得出肤色像素分类的 FP 网络。当有待识别像素时, 输入此神经网络进行识别判断。肤色像素分类过程的关键在于求出待识别像素到 FP 网络各球形邻域球心的最近距离, 针对待识别特征库 $D_{\text{database}}=\{X_{\text{skindata}_1}, X_{\text{skindata}_2}, \dots, X_{\text{skindata}_j}\}$ 中每一个像素的特征 X_{skindata_j} , 判断是否存在 (C_j, R_j) , 使 $D(X_{\text{skindata}_j}, C_j) \leq R_j$, 即 X_{skindata_j} 能够被球形邻域 (C_j, R_j) 覆盖, 若

存在此球形邻域则认为该特征对应的像素为肤色像素; 否则, 认为是非肤色像素。

3 仿真实验与结果分析

本文提出的肤色像素检测算法与应用背景有直接关系, 为验证算法的性能, 分别针对成人图像识别和人脸识别两种应用系统进行实验。实验采用 Pentium 4 CPU 3.0GHz, 512MB 内存配置的计算机进行。数据库由从 Wang 研究小组使用的测试图像数据库 (<http://wang.ist.psu.edu/docs/related.shtml>) 中选取含有人脸的图像 100 张, 以及从网络上下载成人图像 100 张构成, 图像尺寸标准化为 128×96。从中选取典型的 200 个肤色像素和 200 个非肤色像素构成训练样本集合。实验中, 识别效果采用查全率 p_r 和查准率 p_p 表示, 分别用来衡量肤色像素检测算法识别肤色像素的能力和准确度。

$$p_r = \frac{n_p}{n_i} \quad (18)$$

$$p_p = \frac{n_p}{n_e} \quad (19)$$

其中, n_p 为正检数, 即正确识别出的肤色像素数量; n_e 为检出数, 即算法识别出的肤色像素数量; n_i 为肤色像素总数。两项指标越高说明识别的性能越好, 反之越差。

3.1 性能比较测试

为了明显得出本文提出的肤色像素检测算法的性能, 将其与 Lee 提出的自适应肤色像素检测算法^[14]进行比较, 该算法已经取得了相对较为准确的识别效果。对本文建立的数据库中的图像进行肤色像素检测, 得出的部分图像检测结果如表 1 所示, 其中两类算法中的肤色像素样本数量均设定为 $m=200$ 。

表 1 肤色像素检测算法在图像识别系统中的检测结果

Table 1 Detection result of skin detection algorithm in an adult image recognition system

肤色像素数量	自适应肤色像素检测算法 ^[16]				基于模糊-FP 神经网络的肤色像素检测算法			
	检测数量	正确数量	查全率/%	查准率/%	检测数量	正确数量	查全率/%	查准率/%
6321	5942	4106	64.96	69.10	5764	4997	79.05	86.69
9873	5794	3934	39.85	67.90	8159	7104	71.95	87.07
8759	6009	4095	46.75	68.15	8988	7808	89.14	86.87
5215	4718	3387	64.95	71.79	4818	4066	77.97	84.39
6204	5366	3859	62.20	71.92	5932	4932	79.50	83.14
7139	7053	5287	74.06	74.96	6987	6159	86.27	88.14
6998	6238	4258	60.85	68.25	5957	4893	69.92	82.14
5690	4986	3165	55.62	63.48	4529	3953	69.47	87.28
5516	5651	3941	71.45	69.74	4988	4159	75.40	83.38
6731	5249	3553	52.79	67.69	6357	5485	81.49	86.28

实验发现, 本文提出的基于模糊理论-神经网络的肤色像素检测算法的识别查全率和查准率均有提高, 且本文提出的算法在识别过程中 CPU 的占用率低于 3.5%, 说明本文提出的肤色像素检测算法占用资源较少。在识别效率方面, 本

文算法和文献[14]算法对本文所建立的图像库中图像的平均识别时间分别为 0.20 和 0.15s。

虽然在平均识别时间方面, 本算法略长, 但是单张图像的平均识别时间仍在合理范围内, 可以应用于实际系统中。

3.2 参数调整测试

本文建立的肤色像素检测算法中有一些根据经验得出的参数,参数的选择对于识别准确度有较为明显的影响,尤

其是特征提取中预定的颜色位数和 FP 网络中样本数量。针对成人图像识别,对这两种参数进行调整,分别得出识别准确度,实验结果如图 4 所示。

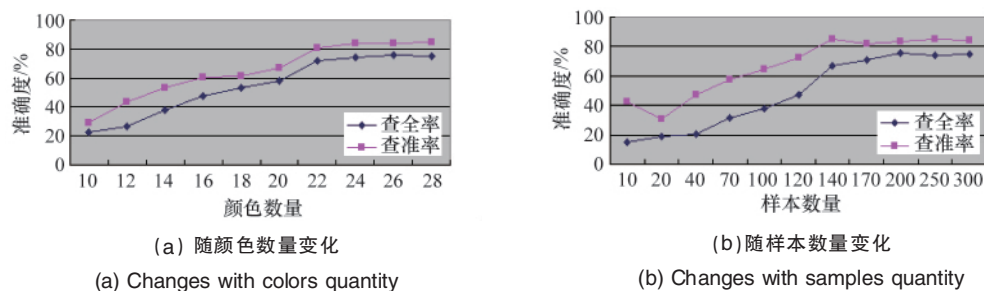


图 4 识别结果变化趋势图

Fig. 4 Trend chart of detection result

通过实验可知,本文提出的肤色像素检测算法在颜色数量很少的时候,受到颜色位数的影响很大,而当颜色增加到一定数量的时候,因其已经能够足够概括肤色像素的情况,再增加颜色数量也不会影响识别结果。样本数量对识别算法的影响与其类似。因此,为不影响识别速率和准确性,应选择适当的颜色数量和样本数量。

另外,本文所提出的肤色像素检测算法中,肤色像素的特征主要包括了模糊颜色特征、颜色犹豫度特征以及粗糙度

特征,各种特征对肤色像素检测结果的影响如图 5 所示,将检测出的肤色像素设置为白色,其他像素设置为黑色。

由图 5 可知,本文算法的肤色像素检测准确度高于 Lee 提出的自适应肤色像素检测算法的检测准确度;但采用本文提出的算法框架,仅包括模糊颜色特征时,由于特征量较少,不能完整地表达像素特征,使得肤色像素的检测准确度很低,大量的非肤色像素被误检测为肤色像素,由于特征表达的不完整,其检测准确度也低于 Lee 提出的算法;加入模糊颜

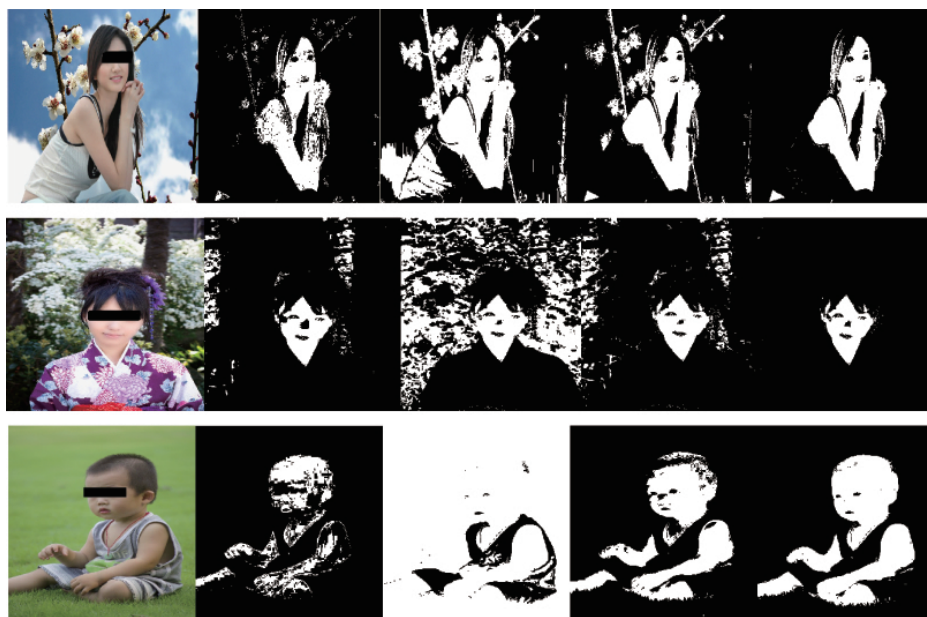


图 5 肤色检测结果二值化图像

Fig. 5 Binary images for skin detection result

注:第 1 列为原图像,第 2 列为采用 Lee 提出的自适应肤色像素检测算法的检测结果,第 3 列为本文算法中仅采用模糊颜色,不含犹豫度和粗糙度特征的检测结果,第 4 列为本文算法中采用模糊颜色特征和颜色犹豫度特征,而不含粗糙度特征的检测结果,第 5 列为本文提出的完整肤色像素检测算法的检测结果。

Notes: The first row is the original image, the second row is the detection result using Lee's adaptive skin detection algorithm, the third row is detection result using proposed fuzzy-FP skin detection algorithm without hesitancy degree and roughness features, the fourth row is detection result using proposed fuzzy-FP skin detection algorithm without roughness feature, the fifth row is detection result using proposed fuzzy-FP skin detection algorithm.

色特征和直觉模糊颜色特征,但没有加入粗糙度特征时,非肤色像素被误检测为肤色像素的数量有所降低,但仍然存在一定量的误检测现象,由于引入了直觉模糊颜色特征,其检测准确度已经接近于 Lee 提出的算法;将模糊颜色特征、直觉模糊颜色特征和粗糙度特征共同引入到算法中,则大大提高了肤色像素检测的准确度,取得了良好的检测效果。

4 结论

本文提出了一种模糊理论和 FP 神经网络相结合的肤色像素检测算法。在特征提取过程中,为使算法贴近人眼的感知过程,本文采用模糊理论和直觉模糊理论对提取的颜色特征进行处理,为避免类似肤色像素颜色的非肤色像素带来的虚警,加入粗糙度特征构成完整的像素特征。然后使用从任何角度出发建立的 FP 网络进行特征分类。实验证明本文提出的肤色像素检测算法能够较为准确地得出识别结果,虽然速度稍慢,但不影响识别过程,仍然可以有效地应用在人脸识别、成人图像识别等人体有关的图像识别系统中。接下来的工作重点是在不影响肤色像素检测算法准确度的前提下,提高检测效率,从而更好地应用于实际系统中。

参考文献 (References)

- [1] Kakumanu P, Makrogiannis S, Bourbakis N. A survey of skin-color modeling and detection methods [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 1106-1122.
- [2] 陈锻生, 刘政凯. 肤色检测技术综述[J]. 计算机学报, 2006, 29(2): 194-207.
Chen Duansheng, Liu Zhengkai. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(2): 194-207.
- [3] Brown D, Craw I, Lewthwaite J. A SOM based approach to skin detection with application in real time system [C]. British Machine Vision Conference, Manchester, UK, Sept 10-13, 2001.
- [4] Nayak A, Chaudhuri S. Self-induced color correction for skin tracking under varying illumination [C]. IEEE International Conference on Image Processing, Barcelona, Spain, Sept 14-17, 2003.
- [5] Kakumanu P, Makrogiannis S, Bryll R, et al. Image chromatic adaptation using ANNs for skin color adaptation [C]. 16th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Florida, USA, Nov 15-17, 2004.
- [6] 王攀, 万君康, 冯珊. 创建计算智能的新方法——软计算的若干问题研究 [J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2004, 28 (4): 618-621.
Wang Pan, Wan Junkang, Feng Shan. *Journal of Wuhan University of Technology: Transportation Science & Engineering*, 2004, 28 (4): 618-621.
- [7] 章海军. 视觉及其应用技术[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2004.
Zhang Haijun. *Visualization and application technology* [M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2004.
- [8] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1986, 2(1): 87-96.
- [9] 张磊, 林福宗, 张钊. 基于前向神经网络的图像检索相关反馈算法设计[J]. 计算机学报, 2002, 25(7): 673-380.
Zhang Lei, Lin Fuzong, Zhang Bo. *Chinese Journal of Computers*, 2002, 25(7): 673-380.
- [10] 王向阳, 胡峰丽. 一种基于位平面综合特征的彩色图像检索方案[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(5): 867-872.
Wang Xiangyang, Hu Fengli. *Journal of Computer Research and Development*, 2007, 44(5): 867-872.
- [11] Phung S L, Bouzerdoun A, Chai D. Skin segmentation using color pixel classification: Analysis and comparison[J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(1): 148-154.
- [12] Albiol A, Torres L, Delp E J. Optimum color spaces for skin detection [C]. IEEE International Conference on Image Processing, Thessaloniki, Greece, Oct 7-10, 2001.
- [13] Chai D, Bouzerdoun A. A bayesian approach to skin color classification in YCbCr color space[C]. IEEE Region Ten Conference, Kuala Lumpur, Malaysia, Sept 24-27, 2000.
- [14] Shokri Z, Kamel M S. On the mathematical and numerical properties of the fuzzy c-means algorithms [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 49(2): 181-191.
- [15] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithm [M]. New York: Plenum, 1981.
- [16] Lee J S, Kuo Y M, Chung P C, et al. Naked image detection based on adaptive and extensible skin color model[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(8): 2261-2270.

(责任编辑 代丽)

·学术动态·

“中国化工学会 2011 年年会”征文

中国化工学会将于 2011 年 10 月 21 日在郑州召开“中国化工学会 2011 年年会”。

征文范围: 节能减排技术论坛; 节水技术论坛; 塔器及塔内件的节能优化技术论坛。

征文对象: 从事化工工艺、分离、传热、热能工程、水处理及系统工程等相关节能节水技术研究的专家、学者、学生, 石油石化行业的相关技术、管理人员, 设计院专家, 化工节能节水技术和产品生产企业的技术人员和管理人员。

征文截稿日期: 2011 年 8 月 15 日。

通信地址: 北京市东城区青年湖南街 13 号(100011); 联系电话: 010-64117524; 电子信箱: hgjzbj@163.com。

