

面向视觉交互的室内肤色建模研究^{*}

刘 婧 孙正兴

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

摘要 肤色检测是视觉交互技术中的重要环节。本文通过分析室内光照条件下的肤色分布特性,提出了基于 Adaboost 的肤色建模技术,实现了肤色建模过程与颜色空间选择的有机结合,所构建的特征空间具有良好的类别区分性,弥补了传统方法仅能针对特定颜色空间进行肤色建模的不足。多种肤色建模方法性能比较实验表明:本文所提出的方法能更好地满足视觉交互对识别率和实时性的要求。

关键词 视觉交互,肤色建模,颜色空间,Adaboost

Indoor Skin-Modeling for Vision-based Interface

LIU Jing SUN Zheng-Xing

(State Key Lab for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract Skin detection is an important primary step in Vision-based Interface. This paper presents a skin-modeling method based on Adaboost algorithm according to the skin distribution property under indoor illumination. It combines skin-modeling process with color space selection and constructs a distinguishable feature space. This overcomes the disadvantage of traditional approaches, where skin-modeling is done only in specific color spaces. The comparative experiments for several skin-modeling methods prove that the proposed method in this paper is more effective for VBI application in both recognition rate and computation cost.

Keywords Vision-based interface, Skin-modeling, Color space, Adaboost

1 引言

随着计算机媒体信息处理能力的增强,视觉交互界面 VBI(Vision Based Interface)已成为“以用户为中心”的新一代人机交互方式的核心之一,它涉及到人脸检测、人体跟踪、手势识别、表情分析等关键技术,包括对图像或视频中的颜色、形状、纹理、运动等视觉特征的提取。其中,肤色特征是一类计算快速且相对稳定的识别线索,它不受检测对象在方向和大小上的影响,对用户姿态、表情变化的敏感度低,适合实时的交互计算,因此有效的肤色建模是视觉交互技术中的重要环节。

目前已有大量肤色建模的相关研究工作,大致可以分为四类方法:非参数化的分布建模、参数化的分布建模、肤色区域的显式定义和基于机器学习的方法。非参数化的肤色建模技术采用了离散直方图或其变种形式来表示模型,需要大量的存储空间,且无法对训练集进行插值或泛化操作^[1],并不适用于视觉交互应用;参数化方法假设了肤色像素在空间中符合某种形态的概率分布并以精简的参数化模型来表示,如单高斯模型^[2]、混合高斯模型^[3]、椭圆模型^[4]等,研究结果显示了不同颜色空间下的模型性能存在着较大的差异^[4,5];肤色区域显式定义法则以一组规则或多阈值的形式直接定义肤色聚簇在颜色空间中的闭包边界^[6,7],避免了肤色分布概率的计算,简单、高效,但该类模型大多通过经验观察,由先验知识描述而来,因此要获得较高的识别率,找到最佳的特征空间和足够鲁棒的判定规则是一大难点;作为典型的二值分类问题,

MLP 多层感知器、SOM 自组织映射图、BN 贝叶斯网络等机器学习方法也被广泛地用于构建肤色分类器,如 Chen 和 Chiang^[8]在 CIE-nxy 空间中训练了一个 3 层向前反馈神经网络, Karlekar 和 Desai^[9]、Phung^[10]在 CbCr 颜色空间中采用 MLP 进行肤色分类,机器学习方法能够克服经验规则构造的健壮性不足等问题,但受到参数设定以及学习算法的泛化性等方面的制约。此外,现有的肤色建模研究工作主要面向图像检索、图像过滤等互联网应用^[11,12]和访问监控、人脸检测等视频应用^[3,6]。而 VBI 应用大多发生在室内场景,但目前尚缺乏面向室内视觉人机交互的肤色研究,因此本文将深入分析室内光照条件下的肤色分布和相应的建模方法。

除非参数化的分布建模方法之外,颜色空间的选择对分类器性能有着重要的影响,被视为肤色检测的核心问题之一。目前大多数肤色分类器的构建选择基于特定的颜色空间,但我们注意到用于表示色彩的颜色空间在识别任务中并非最适合的特征空间。Gomez^[13]首次对肤色的特征选择进行了研究,通过观察肤色和非肤色在各个颜色分量上的分布,选择重叠区小且尽可能互补的分量组成一个混合色彩空间(E-G/R-H^[13], H-GY-Wr^[14])。然而,以往的方法都没有将肤色建模与特征空间构造过程有效地结合,这种分离导致了模型与空间的适用性存在着验证问题,且由于空间的限制使得模型无法兼具高效性和有效性。据此,本文针对室内视觉交互的要求和特点,采用了具有特征选择功能的基于 Adaboost 的肤色建模技术,弥补了上述不足。另外,线性规则式的分类器能够快速识别,非常适合人机交互的实时应用。本文将通过实验

^{*} 本文得到国家自然科学基金(69903006, 60373065)和教育部“新世纪优秀人才资助计划”(NCET-04-0460)资助。刘婧 硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉和智能人机交互;孙正兴 博士,教授,博士生导师,主要研究方向为多媒体计算、计算机视觉和智能人机交互。

比较其与传统的基于特定色彩空间的高斯参数化分布建模、神经网络等肤色建模技术的性能。

2 基于 Adaboost 的肤色建模技术

2.1 Adaboost 学习算法原理

1995 年 Freund 和 Schapire 等在原 Boosting 算法的基础上进行了改进,提出了 Adaptive Boosting(Adaboost)^[15],它能够快速且显著地提高学习精度,具有数学上可被证明的泛化能力和收敛性。

Adaboost 分类器本质上是一组弱分类器($h(x)$)的线性加权组合 $f(x) = \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x)$ 。分类性能好的弱分类器,被赋予了较高的权值 α ,反之则低。最终所构成的强分类器表示为一种多数投票问题: $H(x) = \text{sign}(f(x) - \theta)$ 。通过调节阈值 θ ,控制分类器的正确接受率 TP 与错误接受率 FP 的平衡。算法采用了迭代式的分类器构造过程,每次迭代时从特征池中选择一个加权训练误差 ϵ_j 最小的弱分类器:

$$h_t(x) = \arg_{h_j \in H} \min \epsilon_j = \sum_{i=1}^m D_t(i) [y_i \neq h_j(x_i)]$$

其中 $D_t(i)$ 代表各样本的权值。Adaboost 正是通过迭代时不断调整样本例子权重的分布 $D_t(i)$,指导下一轮弱分类器或特征的选择,逐渐将重心用于解决较难样本的分类,从而实现弱分类器性能的提升。起初,标准的样本例子很容易通过简单的分类器被准确判断,这些例子的权重便被减小,而一些处于分布边缘的特殊例子被错误分类,则加重其权值。加权训练误差 ϵ_j 反映了弱分类器的性能,因此弱分类器对应的权重 α_i 与 ϵ_j 之间关系表示为

$$\alpha_i = \frac{1}{2} \log \frac{1 - \epsilon_j}{\epsilon_j}$$

α_i 同时也是每个样本例子的权重调整的参数之一。若当前弱分类器对该样本分类正确,则样本的权重 $d^{(t+1)}$ 降为 $d^{(t)} \exp(-\alpha_i)/Z_t$,反之,则上升为 $d^{(t)} \exp(\alpha_i)/Z_t$ 。 Z_t 是归一化常量,使调整后的各样本权重之和为 1。因此,算法事实上管理了两套相互关联的权值:弱分类器的权重 α_i 和例子权重 $D_t(i)$ 。随着弱分类器的迭代产生,强分类器的整体识别率不断提升,当满足预设识别率时,停止迭代过程。

2.2 基于 Adaboost 的肤色分类器算法

本文选取 52 个颜色分量作为候选特征集,除应用于 CRT 显示器的默认颜色空间 RGB 及其归一化色彩空间 nrg 外,还包括以下四类典型的颜色空间:

(1)经 RGB 线性变换将亮度和色度分离的正交颜色空间:YCbCr、YPbPr、YIQ、YUV、YES,常用于硬件设备的颜色表示;

(2)非线性感知色彩空间:HSV、HSL、TSL,它们用三分量分别表示色调、饱和度和强度,这种模型显式区分了色彩与亮度,更符合人们的直观感受;

(3)经过 CIE 标准化的均匀色彩空间:线性 CIE-XYZ、CIE-nxy、CIE-L * ab、CIE-L * uv、CIE-L * ch,是一种力图描述人类主观色彩辨识感的颜色空间,所谓均匀指的是某个分量上的变化距离与人们所感觉的变化幅度相一致,该类空间变换函数复杂,计算量高;

(4)其它颜色分量变换、组合或变形等,如:R/G、R/B、G/B、X/Y、Y/Z、X/Z、PCA 变换后的 KLT、 W_r ^[14]等。

此外,我们注意到肤色通常偏红色色调,跨越两个区间:[330~360]和[0~30],为保证肤色在所有分量上的分布连贯

性,本文对 HSV、HSL、CIE_L * ch 等涉及到色调(hue)角度的分量均做了预处理,使其范围由 [0,360] 转换到 [-110,250]内;而对于 R/G 等在 [0,∞)区间的特征分量,则取其 \tan^{-1} 函数: $\arctan(R/G)/\pi$,以映射到 [0,0.5]的有限区间内。

Adaboost 中的弱分类器通常表示为以特征为自变量的简单函数形式,如单节点的二叉树 stump 结构。由于肤色与非肤色为非对称的二值类别,肤色在颜色空间上呈簇状分布,且各特征均是连续属性,因此本文将弱分类器 $h(x)$ 定义成关于特征 x 的双阈值形式:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } (\theta_1 < x < \theta_2) \\ -1 & \text{else} \end{cases}$$

通过遍历特征取值区间上所有可能的阈值对,分别计算其在训练样本中的分类误差,选取分类误差最小的阈值对 $\langle \theta_1, \theta_2 \rangle$ 作为特征 x 对应的最具区分力的弱分类器 $h(x)$ 。为避免分类器的过拟合现象,同时确保分类器的实时快速计算能力,我们将迭代次数 T 控制在 4 次以内,基于 Adaboost 的肤色分类器构造过程如算法 1 所示。

算法 1 基于 Adaboost 的肤色分类器算法

- 样本标注为: $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$,
 其中: $x_i \in X, y_i \in \{1, -1\}, X$ 为 52 维的颜色特征向量;
 • 初始化样本权重: $D_1(i) = 0.5/p, D_1(j) = 0.5/q$, 其中 p 和 q 分别代表肤色、非肤色样本数目;
 • For $t = 1, \dots, T_1 (T_1 \leq 4)$
 1. 依据当前的样本权重分布 $D_t(i)$,选择 ϵ_j 最小的弱分类器 $h_t: X \rightarrow \{1, -1\}$;
 2. 计算权重 $\alpha_t = 1/2 * \log(1 - \epsilon_t)/\epsilon_t$, 其中 ϵ_t 为弱分类器 h_t 的加权训练误差;
 3. 更新样本例子权重:

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}{Z_t}$$

 • 最后输出强分类器:

$$H(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) - \theta)$$

3 实验结果与分析

3.1 样本数据集

本文的肤色样本采用了 UCD(University College Dublin) VALID 数据集中的图像库部分,该数据集是面向鲁棒的音频、人脸及多模态的用户身份识别系统而设计的^[16]。与 ECL、Compaq 等由 Web 图像构成的样本集或是 Gomez 研究中的室内外光照肤色集^[14]不同的是,VALID 采集于没有任何光照控制的真实办公室场景,它包含了 106 个对象在 4 种典型的室内办公室光照环境下和 1 种控制光照条件下的人脸图像,其中涵盖了高加索、黄色、棕色以及黑色等不同种族、性别、年龄的人群,与面向视觉交互的应用背景相吻合,具有代表性。本文对该库进行了严格的手工标注,从图像中提取出去除五官和配饰遮挡后的人脸和颈部等皮肤区域,包括了不同光源光照以及阴影条件下的肤色像素,如图 1 所示。最终标注得到 3637807 个肤色像素。



图 1 VALID 肤色样本示例

3.2 室内肤色像素空间分布特性

我们对该数据集进行了空间分布特性的分析。肤色簇的类内紧凑程度、肤色与非肤色分布的重叠程度,是衡量颜色

空间的两个重要品质因素,肤色分布的紧致性越好、重叠程度越高,则一定程度上越有利于肤色与非肤色的可区分性。文[17]中采用了反映分布混乱程度的信息熵 $E = -\sum_{j=1}^L p_j \log_2 p_j$ 来衡量聚簇的紧致性,其中 p_j 代表分布概率。分布越均匀则熵值越大,反之则越小。肤色与非肤色的分布重叠度可由 Shin 等人[18]提出的直方图交迭比(Histogram Intersection)来衡量:

$$HI = \sum_{j=1}^L \min(H_s(j), H_m(j))$$

其中, $H_s(j)$ 和 $H_m(j)$ 分别代表肤色与非肤色的归一化统计直方图。为比较室内光照条件下的肤色分布与一般视频应用下的肤色分布,本文选择了 Gomez[19]的包含室内、外两种光照条件下的肤色像素集作为参考样本集进行对比。由于 E 和 HI 均受到量化级别 L 的影响,我们考察了两种量化级别下的各典型颜色空间(3D,2D)中的 VALID 肤色集(V)和 Gomez 肤色集(G)的肤色分布信息熵,如表 1 所示。此外,表 1 列出了肤色与非肤色在各个颜色空间下的 HI 值,其中非肤色样本源于 Gomez 的非肤色集。从表 1 可以看出,所有颜色

空间下的 VALID 数据集信息熵与 Gomez 相比均更大,这表示室内光照条件下的肤色分布较室内、外混合的更为离散,类内紧致性弱。我们认为,这可能是由于室外条件下光源为自然阳光,与室内复杂的灯源环境相比更均衡一致,因此肤色分布相对集中紧凑。在两个数据集上,TSL 颜色空间上的肤色分布紧致性均最强。其次在 3D 空间中,依次为感知色彩空间、RGB 线性空间、均匀颜色空间;在 2D 空间中则依次为线性颜色空间、均匀颜色空间、感知色彩空间。此外,去除亮度分量后的 3D 到 2D 颜色空间的变换会一致地引起肤色、非肤色分布重叠度的提高,这说明室内光照条件下的肤色分布的亮度相关性。HSV 空间上的重叠度最小,表明 HSV 空间可分离性最强,其次依次为均匀色彩空间和感知色彩空间,而线性颜色空间下的重叠程度最高。尽管 TSL 空间下肤色分布紧致性最佳,但其上的正反例分布重叠度却比较大,仅优于线性色彩空间。而一个良好的颜色空间应同时具备高紧致性和低重叠度。因此综合两个指标来看,感知色彩空间具有较好的品质,在聚类方法中其优势更为明显。

表 1 室内肤色像素在各颜色空间下的分布特性(紧致性、重叠度)

维 度	室内 vs. 室内、外光照条件下的肤色分布信息熵(E)								肤色/非肤色直方图交迭比(HI)			
	3D				2D				3D	2D	3D	2D
	32 * 32 * 32 (8)		16 * 16 * 16 (16)		557 (8)		151 (16)		32 * 32 (8)		16 * 16 (16)	
量化数	V	G	V	G	V	G	V	G	V(skin)-G(nonskin)			
RGB	10.11	8.845	7.539	6.315	3.791	2.455	2.549	1.552	0.311	0.376	0.366	0.439
YCbCr	9.992	8.657	7.280	5.965	3.808	2.953	2.381	1.815	0.310	0.392	0.398	0.490
YUV	9.996	8.658	7.280	5.965	3.808	2.953	2.381	1.815	0.312	0.392	0.398	0.490
YIQ	9.984	8.679	7.192	6.044	3.768	2.866	2.293	1.389	0.309	0.390	0.339	0.444
YES	9.977	8.687	7.297	5.952	3.762	2.977	2.429	1.603	0.311	0.382	0.347	0.405
HSV	9.911	8.287	7.240	5.790	4.836	3.330	3.216	1.651	0.289	0.358	0.334	0.421
HSL	9.912	8.397	7.217	5.714	5.221	4.561	3.652	3.092	0.304	0.393	0.357	0.437
TSL	9.402	7.798	6.718	5.426	3.690	2.557	2.115	1.036	0.318	0.367	0.370	0.470
CIE-XYZ	10.01	9.075	7.552	6.596	4.802	3.431	3.247	1.995	0.385	0.380	0.444	0.437
CIE-Lab	10.49	9.105	7.651	6.226	4.419	3.330	2.750	1.759	0.294	0.374	0.346	0.462
CIE-Luv	10.69	9.412	7.815	6.562	4.478	3.606	2.928	1.875	0.295	0.376	0.368	0.447
CIE-Lch	10.49	9.094	7.654	6.278	4.359	3.379	2.625	1.950	0.304	0.373	0.365	0.441

3.3 基于 Adaboost 的肤色模型

表 2 Adaboost 4 次迭代产生的最小的前 3 位特征分量

迭代序号	颜色分量	加权训练误差 ϵ_t	θ_1	θ_2
1	T	0.20	0.49	0.59
	(Lc)h	0.206	8.80	73.60
	H	0.207	-12.8	34
2	E	0.34	11.17	66.94
	Cr/Pr	0.342	138.8	190.2
	(U)V	0.342	0.059	0.341
3	R/G	0.375	0.245	0.32
	nr	0.377	0.33	0.47
	T	0.395	0.35	0.49
4	R	0.359	242	255
	T	0.36	0.37	0.49
	H	0.37	34	62.8

我们在 VALID 数据集上采用了第 2 节所述的 Adaboost 分类器构建算法,进行特征选择,以寻找颜色分量的最优联合解,其中 80% 的样本集用于训练,20% 用于测试。通过 4 次迭代计算,Adaboost 算法依次产生了 4 个特征,分别为: T (TSL)-E (YES)-R/G-R。表 2 列出了每次迭代时加权训练误差最小的前 3 个特征分量及其双阈值弱分类器表示。可以看

出,区分性强的特征集中在色调分量(T、H、h)、红色相关分量(Cr/Pr、nr、R、R/G)及 YES_E、YUV_V 这三类中,这与[13]中所构造的混合颜色空间结论较为相似。

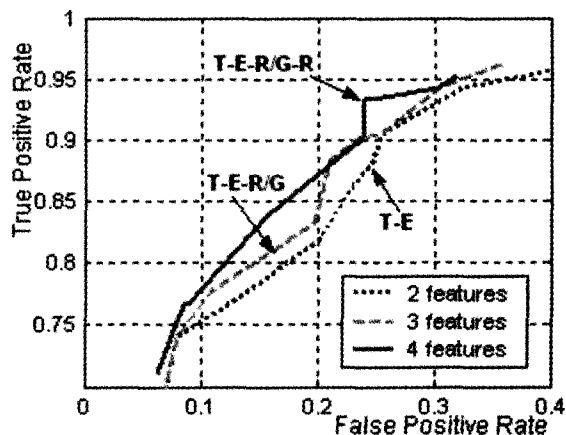


图 2 不同特征数的 Adaboost 肤色分类器 ROC 对比图

图 2 显示了特征(弱分类器)个数分别为 2、3、4 的基于 Adaboost 的肤色分类器性能 ROC 对比图。图中能明显地看出随着特征数目的增多,分类器的性能也逐渐提升。但在肤

色分类问题中,为了保证实时计算效率,弱分类器个数不宜过多。实验表明,特征个数为3的肤色分类器已具有令人满意的识别率。

3.4 肤色建模方法性能比较

传统的肤色建模技术均基于特定的颜色空间,本文分别采用了单高斯分布模型、混合高斯模型和基于 Auto-encoder 的神经网络^[19]方法这三种具有代表性的建模技术进行肤色建模实验,并将基于特征选择的 Adaboost 肤色分类器与之进行比较。

由于参数化分布建模和神经网络方法均会受到颜色空间选择的影响,因此本文首先通过实验选取模型适用性最强的颜色空间以获取高性能的肤色模型。我们分别在 RGB/nrg、(Y)CbCr、(Y)UV、(Y)IQ、(Y)ES、HS(V)、HS(L)、TS(L)、CIE_XYZ/nxy、CIE_(L*)ab、CIE_(L*)uv、CIE_(L*)ch、KL(T)的2D及3D的颜色空间中分别构建SGM、GMM、AutoencoderNN分类器,其中对GMM我们设定了不同的分量值(2,3,5,7,过高会导致难以满足实时应用的计算开销),以考察GMM分量数对分类器性能的影响;Autoencoder网络结构中我们设定了网络隐含层节点个数为5。实验结果表明,在SGM和GMM参数化建模方法中,感知色彩空间均一致地优于其他颜色空间,并且受维度的影响小,这与3.2节中室内肤色分布特性分析的结论相一致,其中TSL空间下分量数为7的GMM模型性能最佳;对于Autoencoder神经网络方法,感知色彩空间以及CIE_L*ch等含色度分量的分类器性能明显优于其它颜色空间,且3D维度并不能提高分类器的性能。由此,我们选择了HS(V)、TS(L)和CIE_(L)ch这三个识别率较高的颜色空间及其对应的SGM、GMM、AutoencoderNN肤色模型与Adaboost肤色模型进行性能比较,如图3、图4所示。结果显示了GMM模型整体性能优于SGM和AutoencoderNN;而Adaboost分类器性能则明显优于其它各个分类器,所选择的特征跨越了多个色彩空间,是一种区分互补性更强的特征空间。

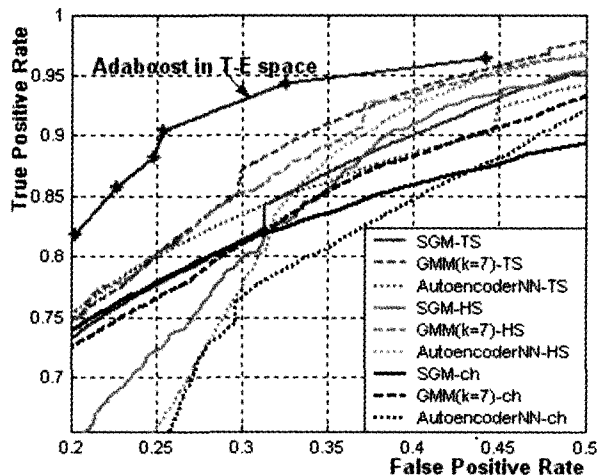


图3 2D颜色空间中的各肤色分类器性能ROC比较图

结论 本文根据室内视觉交互中肤色检测应用的要求,考察了室内光照条件下肤色像素在各颜色空间中的分布,并提出将具有特征选择功能的Adaboost学习算法应用到肤色建模中,实现了肤色建模过程与颜色特征空间构造的有机结合,避免了传统方法中对颜色空间选择的验证性等问题。实验表明,含有色调的感知色彩空间(HSV、HSL、TSL)中,肤色

像素具有良好的分布聚集性和可区分性,是较为理想的特征空间;而Adaboost构造的肤色特征空间;T-E-R/G-R也证明了室内肤色分布模型与色调、红色分量有着紧密的关系。此外,通过与基于特定色彩空间的参数化分布建模和神经网络等传统的肤色建模技术的比较,我们发现基于Adaboost的肤色分类器具有更高的正确识别率,适合于面向视觉交互的实时计算。

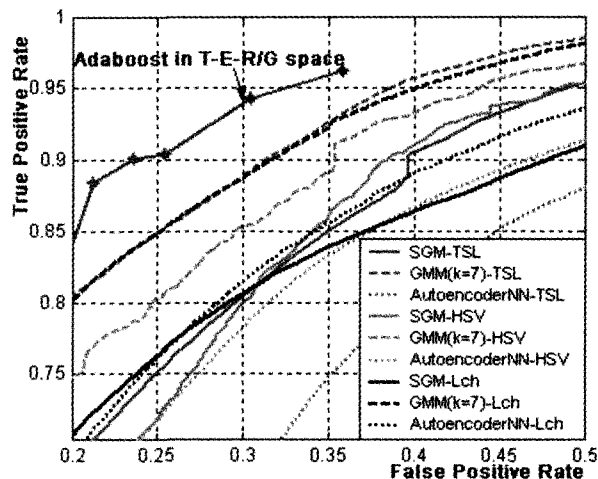


图4 3D颜色空间中的各肤色分类器性能ROC比较图

参考文献

- 1 Vezhnevets V, Sazonov V, Andreeva A. A survey on pixel-based skin color detection techniques. In: Proc. of Graphicon-2003, Moscow, Russia, 2003. 85~92
- 2 Yang J, Lu W, Waibel A. Skin-color modeling and adaptation, ACCV98, 1998
- 3 Yang M, Ahuja N. Gaussian mixture model for human skin color and its application in image and video databases. In: Proc. of the SPIE: Conf on Storage and Retrieval for Image and Video Databases (SPIE 99), 1999, 3656; 458~466
- 4 Lee J Y, Yoo S I. An elliptical boundary model for skin color detection. In: Proceedings of the International Conference on Image Science, Systems and Technology, 2002
- 5 Terrillon J C, Shirazi M N, Fukamachi H, et al. Comparative performance of different skin chrominance models and chrominance spaces for the automatic detection of human faces in color images. In: CFGR00, 2000. 54~61
- 6 Chai D, Ngan K N. Face segmentation using skin-color map in videophone application. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 1999, 9(4): 551~564
- 7 Peer P, Kovac J, Solina F. Human skin color clustering for face detection. In: EUROCON 2003 - International Conference on Computer as a Tool
- 8 Chen C, Chiang S P. Detection of human faces in colour images. In: IEE Proc. Vision Image Signal Processing, 1997, 144 (6); 384~388
- 9 Karlekar J, Desai U B. Finding faces in color images using wavelet transform. In: International Conference on Image Analysis and Processing, 1999
- 10 Phung S L, Chai D, Bouzerdoum A. A universal and robust human skin color model using neural networks. IJCNN01, 2001
- 11 Jones M J, Rehg J M. Statistical color models with application to skin detection. Journal of Computer Vision, 2002, 46(1): 81~96
- 12 Fleck M, Forsyth D A, Bregler C. Finding naked people. In: Proc. of the ECCV, 1996, 2: 592~602
- 13 Gomez G, Sanchez M, Sucar L E. On selecting an appropriate colour space for skin detection. In: Springer-Verlag: Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol 2313, 2002. 70~79
- 14 Gomez G. On Selecting Color Components for Skin Detection. In: Proceedings of the ICPR, vol 2, 2000. 961~964
- 15 Freund Y. Boosting a Weak Algorithm by Majority. Information and Computation, 1995, 121(2): 256~285
- 16 VALID. <http://ee.ucd.ie/validdb/datasets.html>
- 17 徐战武,朱森良. 肤色检测最优空间. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(9): 1350~1356
- 18 Shin M C, Chang K I, Tsap L V. Does colorspace transformation make any difference on skin detection. In: Proc. of IEEE Workshop on Application of Computer Vision, 2002. 275~279
- 19 Bishop C M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford: Oxford University Press, 1995