

# 基于 Kinect 的实时人脸识别系统

杨文璐 郭 明  
(上海海事大学信息工程学院 上海 201306)

**摘 要** 实现一个基于 Kinect 体传感器的实时人脸识别系统。利用先进的 Kinect 传感器跟踪视频序列中的人脸特征参数,并可自动分割。通过 Gabor 滤波器提取特征,运用 PCA、LDA 特征降维和最近邻准则等实现最终人脸识别和分类。测试结果表明该系统对于视频中多姿态低分辨率的人脸有较好识别效果。这对于实时人脸识别系统的设计,尤其是对现今新兴的基于体传感器的人机交互应用,有重要借鉴意义。

**关键词** 人脸识别 Kinect Gabor 滤波器 线性判别

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2014.05.016

## A REAL-TIME FACE RECOGNITION SYSTEM BASED ON KINECT

Yang Wenlu Guo Ming  
(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

**Abstract** A real-time face recognition system based on Kinect body sensor is implemented. We first use the advanced Kinect sensor to track the face feature parameters in video sequence, and they can be automatically segmented. Through Gabor filter to extract features, applying the principal component analysis and linear discriminant analysis to deduct the dimensionalities of features, and using nearest neighbour criterion, the final face recognition and classification is achieved. Testing results demonstrate that the system has preferably good recognition effect on multi-view low-resolution face in video. This provides an important reference meaning for the design of real-time face recognition system, especially for the rising body sensor-based interactive applications.

**Keywords** Face recognition Kinect Gabor filter Linear discriminant

### 0 引 言

人脸识别问题,特别是视频中的人脸识别在诸如生物特征认证、安全、视频监控、人机交互等领域有着广阔的应用前景。由于视频中人脸的低分辨率、光照变化、运动模糊和多姿态等难点<sup>[1]</sup>,使得视频人脸识别面临着许多困难。

视频人脸识别的研究一般使用一些视频人脸数据库,常用的有 CMU Motion of Body( Mobo )<sup>[2]</sup>、Honda/UCSD<sup>[3]</sup>、Face In Action( FIA )<sup>[4]</sup>等数据库。Mobo 库使用了 6 台 Sony DXC 9000's 高清彩色摄像头( 3 CCD,640×480,24bit,30fps )采集在跑步机上以 4 种不同方式行走的 25 个人的视频。Honda 库使用 SONY EVI-D30 摄像头( 640×480,15fps ),采集了室内条件下姿态变化的 20 个人的视频。FIA 库使用 3 个 Sony ICX424 高清摄像头( 640×480,24bit,30fps ),采集室内室外情况下姿态变化,运动,光照变化的 214 个人的视频。其中 Mobo 和 FIA 在多个方向采集人脸,因而也可进行 3D 人脸识别研究。

但现有视频人脸数据库大多存在以下问题:(1) 仅采集二维彩色视频信息,导致进行人脸识别任务时,还需要考虑人脸检测、人脸跟踪等问题,使得人脸识别系统的实现很复杂以及难以保证实时性。(2) 采集人数少,现实变化因素考虑少,许多算法<sup>[5,6]</sup>已经达到较高的正确识别率 CRR( Correct Recognition

Rate)。

近年来,具有深度信息的传感器 Kinect<sup>[7]</sup> 在游戏娱乐、医疗、健身、服装和汽车展览等领域有了越来越多的应用。截止至 2012 年初,微软公司开发的 Kinect 一代( Kinect for Xbox )已经销售了 1800 万台。2012 年 2 月 1 日,微软发布了新的 Kinect ( Kinect for Windows ),同时提供了 Kinect 开发工具包 SDK( Software Development Kit, )。Kinect for Windows 可以采集到更精确的彩色和深度视频信息,更适合于开发人脸识别应用系统,因此本文使用此传感器来构建 Windows 平台下的视频人脸识别系统。

使用 Kinect 研究视频人脸识别至少有以下优点:(1) 每秒可以采集 30 幅高质量的( 640×480 )彩色和深度图像,易于实现实时人脸的检测、跟踪和分割,以及获取人距离摄像头的距离甚至声音等其他信息。(2) 是人机交互的先进设备之一,其中人脸识别在人机交互应用系统中也是很很重要的一环。(3) 使用深度信息可以更准确地建立 3D 模型,进行 3D 人脸识别。(4) Kinect 廉价且易购得。

综上所述,研究如何使用 Kinect 来构建人脸识别系统,具有很高的实用价值。尽管配有 Kinect 的 Xbox360 娱乐应用中已经

收稿日期:2012-11-14。交通部应用基础研究项目(2012-319-810-190);上海市教委创新项目(12YZ116)。杨文璐,副教授,主研领域:医学影像分析,生物信号处理,视觉感知计算。郭明,硕士。

实现了人脸识别功能<sup>[8]</sup>,但如何使用 Kinect,尤其是其人脸追踪功能来构建一个人脸识别系统的文献还十分稀少<sup>[9]</sup>。因此本文将深入探讨如何利用 Kinect 的实时人脸跟踪功能,构建实时人脸识别系统。

### 1 系统框架

本系统主要由三大模块组成:人脸采集模块、训练模块、识别模块(如图 1 所示)。软硬件平台包括 PC(Intel Core i7-2630QM 2.00GHz CPU,4G 内存)、Windows 7 操作系统和 Visual Studio2010 开发环境。关于使用 Kinect 进行开发的软件和硬件配置要求,可参考官方网站<sup>[10]</sup>。使用微软基础类库进行界面开发,开源计算机视觉库实现人脸识别算法。

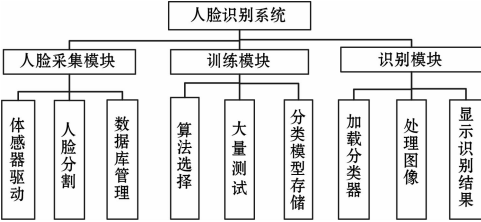


图 1 系统框架图

实现的系统主界面如图 2 所示,后面将详细介绍系统主要模块的功能。

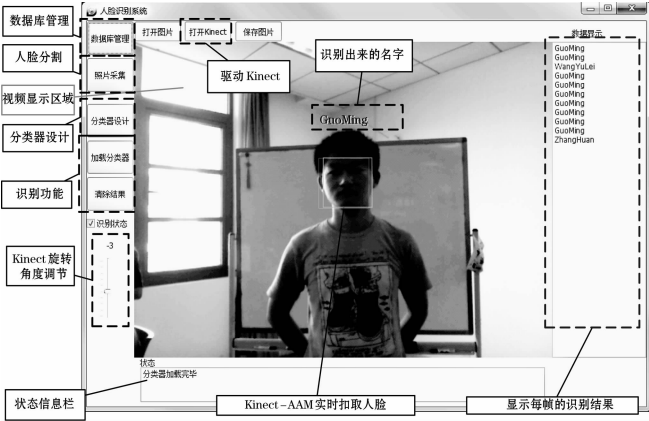


图 2 系统主界面

### 2 人脸数据采集

视频人脸数据库一般由许多摄像头在特定角度同时采集完成,这既十分昂贵又耗时耗力。本系统使用微软的主动外观模型 Kinect-AAM(Active appearance model)算法(2.2 节介绍)可以便捷地分割出各种人脸姿态图像中的人脸。

#### 2.1 人脸数据库的采集

视频采集时参与者站在 Kinect 前,头部进行旋转,使用 Kinect SDK 中的 Kinect Studio 录制并保存彩色和深度视频数据。笔者在室内严格控制了光照(夏季的下午 2 点到 4 点)、距离(1m)等因素,而表情、姿态、眨眼等其他因素都时刻变化。同时还采集了戴眼镜(WGlass)、戴墨镜(Glass)、远距离(Far,2m)、近距离(Near,0.5m)等不同情况下的正面人脸视频。

采集完毕后统一对视频数据进行人脸分割,系统实现的处理界面如图 3 所示。在界面中输入参与者姓名,截取到的彩色

和深度图像同时保存到数据库中。而人物其他信息可以进入数据库管理界面进行添加和修改。

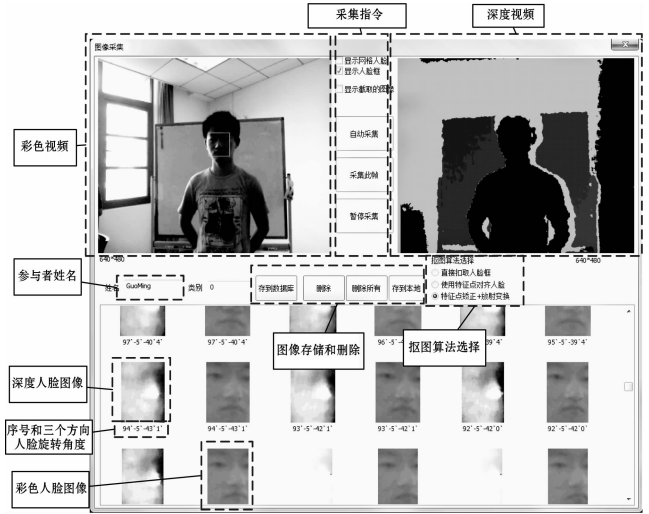


图 3 人脸分割和存储界面

#### 2.2 Kinect-AAM 算法

人脸多姿态检测方法有 AAM、Adaboost、Discriminant Features 等。微软充分利用 Kinect 额外的深度信息,开发了一种联合深度和彩色信息的人脸检测和跟踪的 AAM 算法,本文简称为 Kinect-AAM。其算法可以实时跟踪 121 个人脸面部特征点(Candide-3 标准<sup>[11]</sup>),一般 5~10ms 即可完成对一帧图像中面部特征点的跟踪<sup>[12,13]</sup>。本系统使用微软的人脸跟踪开发工具包(Face Tracking SDK),通过计算 16 个面部特征点(如图 4 和表 1 所示)的外接矩形,来分割视频中的人脸部分。

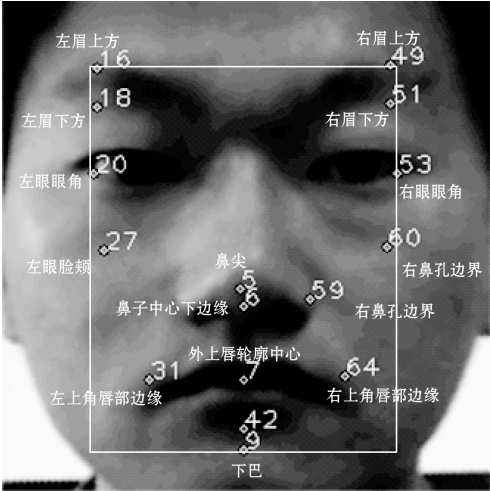


图 4 面部特征点和分割效果

表 1 16 个面部特征点

顶点	含义	顶点	类型
5	鼻尖	31	左上角唇部边缘
6	鼻子中心下边缘	42	下巴下方
7	外上唇轮廓中心	59	右眉上方
9	下巴	51	右眉下方
16	左眉上方	53	右眼眼角
18	左眉下方	59	左鼻孔边界
20	左眼眼角	60	右脸颊骨
27	左脸颊骨	64	左上角唇部边缘

Kinect-AAM 算法的最佳人脸跟踪范围:Yaw ( 左右旋转 ):正负 45 度,Roll ( 平面内旋转 ):正负 90 度,Pitch ( 俯仰旋转 ):正负 25 度。其中,人脸在 Roll 方向上的旋转,可以通过平面旋转予以消除。笔者对采集到的人脸姿态划分成以下几类:当 Yaw 和 Pitch 角度都小于 5 度时,判定为 F( frontal )。而当 Pitch 变化小于 10 度时,对 Yaw 变化从 - 45 ~ + 45 度平均划分成五类,Y1、Y2、Y3、Y4 和 Y5。同样,Pitch 方向被划分为 P1、P2、P3、P4 和 P5 五类。对采集的 40 个受试者的视频数据按照此分类方法进行处理,最终提取到 120 000 余张多姿态人脸的彩色图像和深度图像。

2.3 人脸数据的存储管理

采集的人脸图像存储到 Access 数据库中。在数据库中有 2 张表,将人物信息存放在 Person 表中,图像信息存放在 Photo 表中,最终形成了一个 840MB 大小的 Access 人脸数据库。Person 表中姓名( NAME)、身份标识( PersonID,主键)、地址( ADDRESS)、联系方式( CONTACT)和注册时间( REGISTER\_TIME)等字段都是数据长度有限的文本类型,最长 255 个字符。而 REMARK 的类型是备注型,文本长度不限。还有是否类型(0 标识女,1 标识男)的性别( SEX)字段,数字类型的身高( HEIGHT)字段,以及日期类型的出生日期( BIRTHDAY)字段等。Photo 表中的图像( PHOTO\_DATA )数据类型是 OLE 对象,使用 OLE 对象可以很便捷的存储和读取图像数据。图像高度( Height)、宽度( Width)、通道类型( Channels)和大小( Size)等字段都是数字类型。Person 表和 Photo 表中都有同一个 PersonID 字段,通过这个字段可以便捷地从 Person 表或 Photo 表中提取到相应人物信息或图像数据。

数据库管理界面如图 5 所示,其中某个身份标识“SMU-Col-or-GuoMing-F”中包含四段信息,分别表示数据库名、图像数据类型、姓名、人脸类别。通过该用户界面,可对采集信息和图像数据进行新增、修改、删除、查找和显示等维护操作。

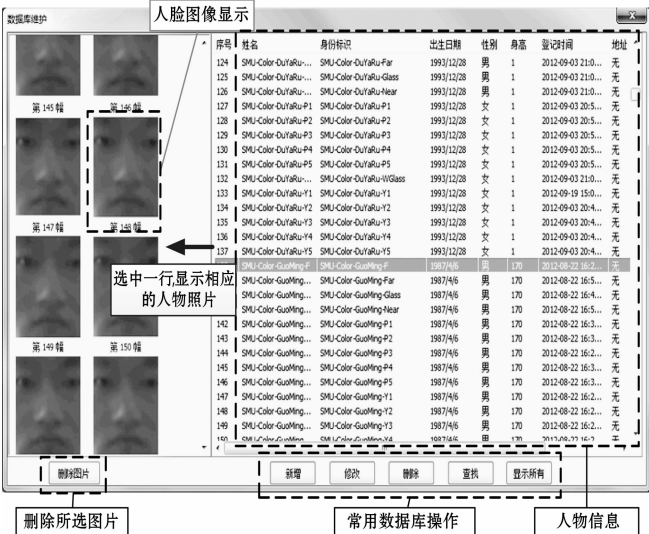


图 5 人脸数据的存储和管理

3 训练模块

训练数据是从 Access 数据库中存储的彩色人脸图像中随机提取的,一般抽取同一类的 10 张图像作为训练数据集,其余作为测试数据集。比如提取每人 25 张正面人脸图像,10 张用

作训练,剩余 15 张用作测试,一共 40 人,共使用 1 000 张人脸图像。然后对这些图像都进行光照预处理,特征提取和降维,选择分类算法,最终得到了一个分类器 C1。如采集模块所述,其它人脸姿态也可获得相应的分类器,标记为 C2、C3、C4、...,然后将测试集输入分类器进行测试并统计分类准确率。

本系统实现了局部二值模式 LBP( Local Binary Pattern )<sup>[14]</sup>, Gabor<sup>[15]</sup> 等特征提取方法,主成分分析 PCA( Principle Component Analysis ),线性鉴别分析 LDA( Linear Discriminant Analysis ),下抽样等降维方法,相关系数、最近邻、支持向量机( SVM )和贝叶斯( Bayes )等四种分类算法,这些方法可以有机组合(如图 6 所示)。经实验发现“直方图均衡 + Gabor + LDA + 相关系数”的组合方式在大部分情况下可以获得较高的分类准确率,具体实验结果可以参考第 5 节。

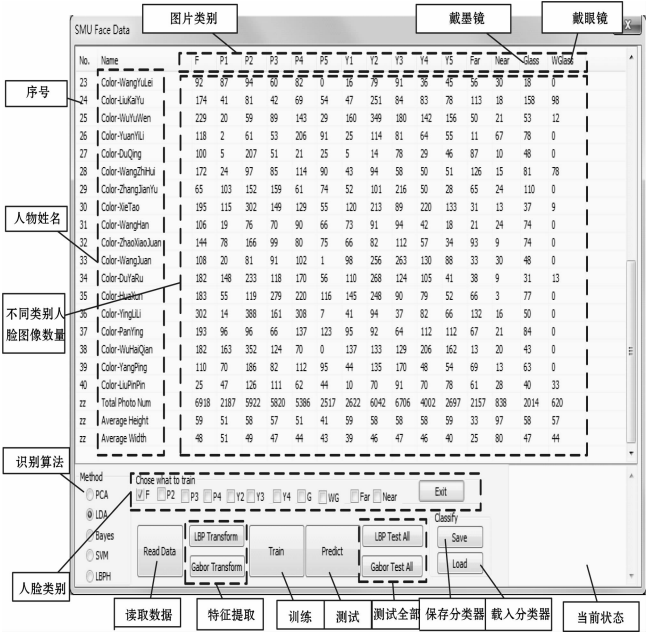


图 6 分类器设计界面

3.1 数据预处理

本系统对人脸图像统一归一到 32 × 32 像素大小,灰度分辨率 256 级。

在不同光照条件下,同一个人脸的图像变化往往比在相同光照条件下不同人脸图像变化更大<sup>[16]</sup>。经典的评测也表明,即使是最好的商业系统,其性能也会在室外光照条件下急剧下降<sup>[17]</sup>。本系统使用最常用的直方图均衡方法对人脸图像进行光照预处理。

3.2 特征提取算法:Gabor + LDA

由于人脸在不同角度、不同光照、不同表情下的变化是高度非线性的。因此,直接使用线性方法对原始图像像素进行操作,比如 PCA 或者 LDA,则不能获得一个可靠和稳健的识别结果。至今,解决人脸非凸性的方法是提取局部特征,因为局部特征对于面部外观的变化不敏感<sup>[18]</sup>。最常用的局部特征提取算法是 LBP<sup>[14]</sup> 和 Gabor。

生物学研究发现,Gabor 小波<sup>[15]</sup> 可以模拟大脑皮层中简单细胞感光轮廓,能够捕获空间定位、方向选择等视觉属性。二维 Gabor 小波变换在能在一定程度上克服光照、表情等的变化对人脸图像模式的影响,也容忍图像特征的轻微几何形变,还对较小图像噪声不敏感。

通过改变 Gabor 滤波器的位置、尺寸和方向等参数,可以提取到局部人脸特征维数非常大,比如  $5 \times 8$  的 Gabor 滤波器,对  $100 \times 100$  的图像可以提取 400 000 维的特征(如图 7 所示)。本系统选择  $11 \times 11$  大小的 Gabor 卷积核,进行  $4 \times 4$  的下抽样(每 16 个点采样一个),最终获得了 2 560 维( $32 \times 32 \times 40/16$ )的浮点特征向量。

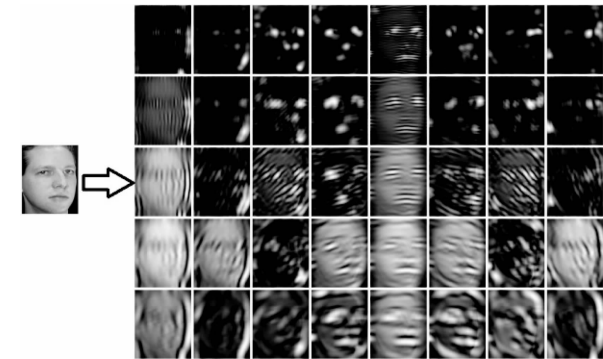


图 7 人脸图像进行 Gabor 卷积后的幅值图像

对  $N$  张图像的测试集进行相同处理,得到  $N \times 2\,560$  的特征矩阵,再对它进行 PCA + LDA 降维,得到一个  $N \times M$ (本系统中  $M = 39$ )的人脸子空间矩阵。一张测试图像进行特征提取和降维后投影到人脸子空间矩阵,得到  $1 \times M$  的投影向量,使用基础线性相关系数(式(1))等分类算法可以判断图像所属的类别。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^M (A_i - \bar{A})(B_i - \bar{B})}{\sqrt{(\sum_{i=1}^M (A_i - \bar{A})^2)(\sum_{i=1}^M (B_i - \bar{B})^2)}} \quad (1)$$

其中  $\bar{A}$  和  $\bar{B}$  分别表示向量  $A$  和  $B$  的均值。当  $r$  接近 1 表示  $A$  与  $B$  向量相似度大,当接近于 0 时表示相似低。

4 识别模块

识别时,先加载训练出的分类器  $C_1, C_2, \dots, C_n$ 。当 Kinect 捕捉到一帧人脸图像后,使用 Kinect-AAM 算法实时分割出人脸区域,再进行预处理,特征提取和降维,方法同前所述。最后根据人脸姿态选择相应的分类器  $C_i$  进行识别,即可获得一次分类结果  $R_1$ 。

Kinect 不断捕获人脸,使用同样的处理流程可以得到一系列识别结果  $R_1, R_2, \dots, R_s$ ( $s$  是序列长度,  $SeqNum$ ),统计识别结果中相关系数累积最大的人脸数据库记录编号作为输出。对相关系数归一化,若大于等于某个阈值  $threshold$ ,则把编号对应的名字显示在视频中人物头部的正上方。如果小于阈值,则认为是陌生人,则把字符串“Stranger”作为名字显示。识别示例如图 2 中的“GuoMing”所示。

5 实验结果与分析

5.1 多姿态人脸识别

为确定一种最佳算法组合,笔者对正面人脸数据进行实验得到表 2 结果。结果显示特征提取算法中 Gabor 比 LBP 更有效,但也更耗时间。笔者还对 ORL 数据库使用 Gabor + LDA 进行闭集测试(5 张训练 5 张测试,归一到  $32 \times 32$  大小),获得了 94% 的识别率,而 Gabor + PCA 只有 89% 识别率。二次实验都说明当涉及到模式分时, LDA<sup>[19]</sup> 一般比 PCA 效果更好。

表 2 不同识别算法效果

算法	准确率	耗时	帧/秒
LBP + Eigenface	84.5%	0.0043 s	232
LBP + Fisherface	93%	0.0044 s	225
LBP + PCA + SVM	90%	0.0377 s	26
LBP + PCA + Bayes	89%	0.0474 s	21
Gabor + Eigenface	88%	0.025 s	40
Gabor + Fisherface	97%	0.022 s	45

经过上面的实验,笔者选择 Gabor + LDA 的组合作为人脸识别系统的基础算法。扩展此方法到其它人脸姿态上,得到如图 8 所示实验结果(闭集实验结果)。由于有些方向的人脸比较难采集( $Y_1, Y_5, P_1, P_5$ ),实验时忽略了这些方向。实验结果表明在人脸没有饰物时, CRR 很高,而一旦戴上眼镜(Glass, WGlass)则 CRR 明显下降。同时还能看出 Gabor 特征提取效果稳定, CRR 波动不大。

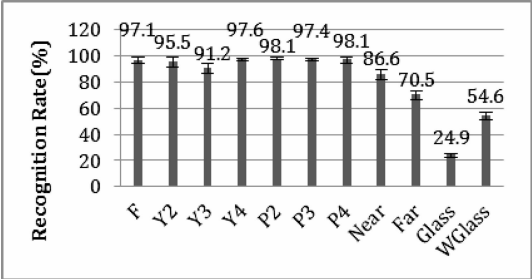


图 8 各种姿态和情况下的人脸识别准确率

由于捕获的人脸头像是图像序列,有必要讨论序列长度( $SeqNum$ )对开集人脸识别效果的影响。笔者对四种序列长度情况下的系统性能进行测试, ROC 曲线如图 9 所示。本系统在  $SeqNum = 20$ , FAR = FRR (0.073,  $threshold = 0.37$  时取得)时, CRR 可以达到 92.7%。

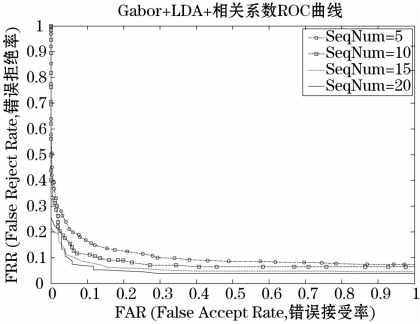


图 9 不同 SeqNum 情况下的 ROC 曲线图

5.2 与其他算法的对比

Mobo 数据库含 25 个人物,而 Honda 数据库仅 20 个,它们大多是姿态变化,而没有考虑光照、表情等的变化。本系统联合之前获得的七种类别( $F, Y_2 \sim Y_4, P_2 \sim P_4$ )分类器,分别对各种姿态人脸进行识别。本系统的数据库不但人数达到 40 个,并且也考虑了表情、饰物和远近的变化。在人物配合情况下(人站在距离摄像头 1 米处,结合姿态和表情变化)可以达到 92.7% 的开集 CRR。在不配合的情况下(人在摄像头前漫步)可以达到 70% 的开集 CRR。图 2 显示的就是人物在配合情况下的系统识别结果,头顶的名字是对多次识别结果(图 2 右侧)投票后的判决。

of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA; IEEE 2005; 309 – 312.

[ 4 ] Papadopoulos C, Parulkar G. Retransmission based error control for continuous media applications [ C ] // Proc 6th International Workshop on Network and Operating System Support for Digital Audio and Video. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1996; 5 – 12.

[ 5 ] Wei Hsiao Cheng, Tsai Yuhchou, Lin Chiawer. Prioritized retransmission for error protection of video streaming over WLANs [ C ] // Proceedings of the 2004 International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2004; 65 – 68.

[ 6 ] Hagino H, Miyazaki Y, Onoe Y, et al. A playout time oriented retransmission scheme for multimedia streaming systems [ M ]. Berlin, Germany: Springer, 2003; 406 – 415.

[ 7 ] 宋彬, 李子诺, 秦浩. 视频通信中的选择性重传技术 [ J ]. 西安交通大学学报, 2009, 43 ( 6 ) : 82 – 87.

[ 8 ] 任志考, 魏志强. 实时视频传输系统的设计与实现 [ J ]. 计算机工程与设计, 2007, 28 ( 11 ) : 2607 – 2610.

[ 9 ] Erika P, Alvarez-Flores, Juan J, et al. Selective packet dropping for VoIP and TCP flows [ J ]. Telecommun Syst, 2011, 46; 1 – 16.

[ 10 ] 徐刚. 实时视频传输的自适应调节方法及其应用 [ J ]. 计算机工程与设计, 2008, 29 ( 9 ) : 2151 – 2155.

[ 11 ] 张辉, 王成良. 视频流自适应传输技术研究 [ J ]. 计算机工程与设计, 2004, 25 ( 2 ) : 226 – 229.

[ 12 ] ISO/IEC JTC1/SC29 CD 13818-1, 2, 3. Information Technology-Genetic Coding of Moving Pictures and Associated Audio Information-Part 1, 2 and 3 [ S ].

(上接第 67 页)

表 3 显示本文算法相对于其它闭集人脸识别算法在实时性和自动性上都十分出色, 而且开集 CRR 也比较高。微软的 Kinect 人脸识别算法<sup>[23]</sup>采集同一个人的 7 种人脸姿态和 4 种光照条件进行训练, 在大部分情况下可以达到 85% 的识别效果。

方法名称	人数 (数据库)	准确率	帧/秒	典型文献	全自动
基于帧方法, 3 个匹配器	240 (FIA)	99%	2	Park 等 <sup>[20]</sup>	是
HMM LDA + LMT (PCA-50)	35 (YouTube)	70%	< 1	Kim 等 <sup>[21]</sup>	是
DCT DTM + DT2ND	41 (自建)	92.5%	25	Ekenel 等 <sup>[22]</sup>	部分 手动
Gabor + Fisherface	40 (自建)	92.7%	33	本文	是

## 6 结 语

本文基于微软 Kinect 体感器及其 Kinect-AAM 算法实现了一个实时人脸识别系统。此方法简化了人脸识别系统的构建, 对于人物不配合的情况也有较好的识别效果, 自建的数据库验证了设计方案的可行性。对于视频人脸识别系统的构建和人机交互应用的开发都有实际借鉴意义。

由于图像预处理部分, 没有利用视频的时空关系对运动模糊、光照等变化进行消除, 在此类情况发生时识别效果会不佳。目前系统中实现了基于静止图像 (视频帧作为一幅静止图像)

的人脸识别算法, 未来工作将考虑在此基础上研究基于视频帧之间连续性和相关性的人脸识别算法。

## 参 考 文 献

[ 1 ] Zhao W, et al. Face recognition; A literature survey [ J ]. ACM Computing Surveys ( CSUR ), 2003, 35; 399 – 458.

[ 2 ] Gross R, Shi J. The cmu motion of body ( mobo ) database [ R ]. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2001.

[ 3 ] Lee K C, Kriegman D. Online learning of probabilistic appearance manifolds for video-based recognition and tracking [ C ] // Proc. of CVPR, 2005; 852 – 859.

[ 4 ] Goh R, et al. The CMU face in action ( FIA ) database [ C ] // AMFG ' 05, Analysis and Modelling of Faces and Gestures, 2005; 255 – 263.

[ 5 ] Lee K C, et al. Visual tracking and recognition using probabilistic appearance manifolds [ J ]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 99; 303 – 331.

[ 6 ] Liu X, Cheng T. Video-based face recognition using adaptive hidden markov models [ C ] // CVPR ' 03, 2003; 340 – 345.

[ 7 ] Zhang Z. Microsoft Kinect Sensor and Its Effect [ J ]. Multimedia, IEEE, 2012, 19; 4 – 10.

[ 8 ] Leyvand T, et al. Kinect identity: Technology and experience [ J ]. Computer, 2011, 44; 94 – 96.

[ 9 ] Weise T, et al. Realtime performance-based facial animation [ J ]. ACM Trans. Graph, 2011, 30; 1 – 10.

[ 10 ] Micorsoft. Kinect for Windows [ OL ]. 2012. <http://www.microsoft.com/zh-cn/kinectforwindows/>.

[ 11 ] Ahlberg J. Candide-3-an updated parameterised face [ R ]. LITH – Isy – R – 2326, 2001.

[ 12 ] Zhou M, et al. AAM based face tracking with temporal matching and face segmentation [ C ] // CVPR, IEEE, 2010; 701 – 708.

[ 13 ] Cai Q, et al. 3d deformable face tracking with a commodity depth camera [ C ] // Computer Vision – ECCV 2010; 229 – 242.

[ 14 ] Ahonen T, et al. Face description with local binary patterns; Application to face recognition [ J ]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2006, 28; 2037 – 2041.

[ 15 ] Shen L, Bai L. A review on Gabor wavelets for face recognition [ J ]. Pattern Analysis & Applications, 2006, 9; 273 – 293.

[ 16 ] Adini Y, et al. Face recognition; The problem of compensating for changes in illumination direction [ J ]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1997, 19; 721 – 732.

[ 17 ] 山世光. 人脸识别中若干关键问题的研究 [ D ]. 北京: 中国科学院计算技术研究所, 2004.

[ 18 ] Li S Z, Jain A K. Handbook of face recognition [ M ]. Springer-Verlag New York Inc, 2011.

[ 19 ] Lu J, et al. A kernel machine based approach for multi-view face recognition [ C ] // IEEE 2002 Internation Confonence on Image Processing 2002; I – 265 – I – 268.

[ 20 ] Park U, et al. Face recognition in video; Adaptive fusion of multiple matchers [ C ] // CVPR ' 07, 2007; 1 – 8.

[ 21 ] Kim M, et al. Face tracking and recognition with visual constraints in real-world videos [ C ] // CVPR ' 08, 2008; 1 – 8.

[ 22 ] Ekenel H I K, et al. A video-based door monitoring system using local appearance-based face models [ J ]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114; 596 – 608.

[ 23 ] Cao Z, et al. Face recognition with learning-based descriptor [ C ] // CVPR ' 10, 2010; 2707 – 2714.