

面部分层过滤的银行客户识别系统^①

马胜蓝

(福建省农村信用社联合社科技服务中心, 福州 350001)

摘要: 银行客户识别具有深远的意义, 在不同的应用场景下可以采用人脸识别算法识别出银行的重要客户. 当人脸的特征部位信息发生变化或被掩盖时, 人脸识别的精确度会大大降低. 本文通过引进面部分层过滤算法, 在进行人脸识别之前去除脸部的非特征信息(例如胡子, 眼镜, 疤等), 从而使得人脸识别的处理对象具有更高的统一性. 通过 MUCI 数据集验证了面部分层过滤的可行性, 并通过在统一识别模块中加入面部分层过滤算法, 提高了识别率, 验证了该算法的可行性.

关键词: 客户识别; 面部分层过滤; 人脸识别; 特征信息; 银行

Bank Customers Recognition System Based on Face Layered Filter

MA Sheng-Lan

(Science and Technology Service Center, Fujian Rural Credit Cooperatives, Fuzhou 350001, China)

Abstract: Bank customer identification has a far-reaching significance, which can identify the bank's important customers by using face recognition algorithm in different application scenarios. When the feature information of face is changed or masked, the accuracy of recognition will be greatly reduced. The paper introduces the face layered filtering algorithm to remove non characteristic information (such as beard, glasses, scars, etc.) before doing face recognition, so that the face recognition target has a higher unity. By using MUCI data sets to verify the feasibility of facial layered filterer, we add the face layered filtering algorithm in unified recognition module to improve the recognition efficiency. And the feasibility of the algorithm is verified.

Key words: customer identification; face layered filter; face recognition; character features; bank

根据权威机构统计, 目前银行业内 80% 的收入来自于 20% 的客户, 即使是面向服务三农的农村信用社, 大部分的收入也是来自于农村的高级客户群体^[1]. 然而传统银行 VIP 客户服务中, 客户到银行现场办理业务还需要由客户经理进行重新登记, 调出电话预约, 增加了客户的等待时间, 使银行的服务满意度大打折扣^[2]. 此外, 银行的很多场所和业务也需要严格的身份认证^[3], 例如银行金库、自助银行清机加钞室、押钞车等, 传统的刷卡、密码、指纹等身份验证手段均无法从根本上保证身份的真实性, 人脸识别技术与生俱来的无法复制、无法盗取、自然直观、保密性强、安全性高等, 是解决银行身份验证问题的最佳手段^[4]. 因此诸多银行都在自己的应用服务中加入了人脸识别

模块, 例如 VTM 中对人脸识别到的 VIP 客户推送信息; 大堂在 VIP 客户进入时就检测到对应的 VIP 客户, 并通知给大堂经理出来服务客户^[5].

人脸识别身份验证主要是通过提取人脸的几何特征, 如眼角、嘴角、鼻尖等部位所构成的二维拓扑结构进行识别的方法^[6]. 当人们对自身脸部特征进行伪装时, 如戴墨镜, 戴假胡子, 戴假发等, 人脸识别的准确度会明显降低. 而在银行应用场景中, 不能强制客户脱掉眼镜或者剃掉胡子, 而应该通过摄像头在自然场景下实现客户的身份识别^[7]. 因此, 若在进行人脸识别前能通过图像处理的手段将人脸上的胡子、眼镜等去除, 将有利于提高人脸识别的精确度.

为此本文采用面部分层过滤算法, 基于 ASM 模型

① 收稿时间:2016-05-31;收到修改稿时间:2016-07-17 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005627]

对人脸进行标定^[8], 利用迭代重加权最小二乘拟合和 PCA 主成分分析, 将面部分为三个层次^[9]; 通过设置异物层的参数, 实现面部的过滤效果. 本文还在银行内的统一识别系统中引入面部分层过滤算法, 提高客户识别的适用性. 通过 MUCT 数据集和实际的识别系统验证, 本文提出的基于面部分层过滤的银行客户识别系统具有应用价值.

本文后续部分的结构如下: 第一节介绍面部分层过滤算法; 第二节阐述基于面部分层过滤算法的客户识别应用; 第三节结合 MUCT 数据集进行实验结果比较, 并利用统一识别模块进行应用性验证.

1 面部分层过滤算法

面部分层过滤算法过程可以概括如下: 首先对所有有应用到的图像进行人脸标准化, 之后建立一个训练集, 训练集中的图像全为无异物图像(无胡子、无眼睛等). 对于每一张有异物图片, 通过无异物训练集中重建, 可以粗略地得到一张无异物图片. 然后再针对每一张有异物图片和与之对应的无异物图片, 找出两张图片之间的差别, 便是异物区域. 现在, 每张图片可以分成三个部分, 一个是没有异物的子区域, 一个是有异物的子区域, 另一个是噪声. 依据这种分解, 可以对异物区域进行修改, 以达到去除异物的效果^[10].

1.1 面部标准化

面部标准化过程的第一步是从图像中检测到人脸区域, 并将人脸部分准确地提取出来. 通过利用 ASM 是一种主动形状建模工具^[11], 在人脸上市标记 n 个标定. 设每个标定点的坐标为 (x_i, y_i) , 则由这 n 个标定. 点形成的向量能表示人脸的形状, 该向量表示为 $(x_0, y_0, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)$. 第二部通过 Delaunay 三角剖分算法生成提取的人脸部分 Delaunay 三角网, 再对 Delaunay 三角网中的每个小三角形进行仿射变换, 使其与标准坐标对齐(此处的标准坐标指, 选定一张标准人脸图, 将其坐标作为标准坐标), 最终获得标准人脸.

1.2 面部第一次过滤

假定本文中用到的字母, 粗体大写字母表示矩阵, 粗体小写字母表示列向量, 非粗体表示标量 a_i 和 a_i^T 是矩阵 A 的第 i 行和第 j 列, a_{ij} 是矩阵 A 的第 i 行第 j 列元素, u_i 是列向量 u 的第 i 个元素, $\|u_i^2\| = u^T u$, 表示误差平方和. 将每一张图像看作一个向量, 令矩阵 $V \in R^{d \times n}$, V 表示由无异物图像训练集组成的矩阵, 每

一个列向量表示一幅图像. 设 x 为要去异物的图像, x^* 表示去异物后的图像, 根据最小二乘拟合算法, 在无异物图像训练集中重新构造有异物图像 x , 得到 x^* , 即:

$$x^* = Vc^* \tag{1}$$

其中:

$$c^* = \arg \min_c \|x - Vc\|_2^2 = (V^T V)^{-1} V^T x \tag{2}$$

为了使求得的图像 x^* 与 x 尽可能的接近, 必须找出系数 c^* , 使得两者的误差平方和最小. 由此可见, x^* 与系数 c^* 密切相关, 系数 c^* 使得 x^* 与 x 尽可能的接近. 将人脸看成无异物部分和异物部分的叠加, 即胡子可以视为无异物部分的外层部分. 根据 M-estimator^[15]提到的消除外层部分的影响, 可以利用 M-estimator 的文件函数消除异物对无异物部分的影响.

$$c^* = \arg \min_c \sum_{i=1}^d \rho(x_i - \bar{V}_i c_i \sigma) \tag{3}$$

其中 $\rho(x, \sigma) = \frac{x^2}{x^2 + \sigma^2}$, 即 Geman-McClure 函数, \bar{V}_i^T 代表 V 的第 i 行.

式(3)可以用迭代重加权最小二乘法(IRLS)来解决. 若等式(3)中的 σ 是固定的, 那么可以用迭代加权最小二乘法来解这个等式. 在第 K 次迭代中, 图像中每个像素的重要性在对角加权矩阵 $W \in R^{d \times d}$ W 中用不同的权重来表示, 从而解决了加权最小二乘问题.

$$c^{(k)} = \arg \min_c \|W(x - VC)\|_2^2 = (V^T W^T W V)^{-1} V^T W^T W x$$

对角矩阵 W 在每一次迭代中, 都通过一个函数来计算有异物图像和迭代计算后无异物图像之间的差别, 即 $e = x - Vc^{(k-1)}$. 通过 e 来得到矩阵的每个元素, 即

$$w_{ii} = \frac{1}{2e_i} * \frac{\partial \rho(e_i \sigma)}{\partial e_i} = \frac{\sigma^2}{(e_i^2 + \sigma^2)^2} \tag{4}$$

等式(4)中的 σ 在每一次迭代中都需要进行重新计算, 即:

$$\sigma = 1.4826 * \text{median}(\{|x_i - x_i^*| : i = 1, d\})$$

通过如上步骤就可使每一张有异物的图片在无异物训练集图像中进行重建, 得到一张初步去除异物后的图片.

1.3 面部第二次过滤

针对有异物图像训练集以及与之对应的初步去除异物后的无异物图像训练集. V 和 U 分别表示为共同

和非共同的子区域(例如有异物区和无异物区), 即给出 U 和 V , 能分解出两个区域, 共同区(人脸)和非共同区(异物). 令矩阵 D 表示由所有有异物图像和与之对应的无异物图像相减而形成的矩阵, 即:

$$D = [(u_1 - u_1^*), (u_2 - u_2^*), \dots, (u_{n1} - u_{n1}^*)]$$

在计算时需要将矩阵 D 进行 PCA 主成分分析, 对矩阵 D 进行降维. 令矩阵 B 表示运用 PCA 后留下的 95% 部分的组成部分, B 定义了有异物子空间和无异物子空间的差别—异物部分. 对于图像 d , 可以将图像 d 分为三个部分, 有异物部分, 无异物部分以及噪声部分, 即 $d = V\alpha^* + B\beta^* + d^*$, 其中 $V\alpha^*$ 表示无异物部分, $B\beta^*$ 表示异物部分, d^* 表示噪声部分. 接下来便是系数 α^* 和系数 β^* 的求解.

$$\alpha^*, \beta^* = \arg \min_{\alpha, \beta} \|d - V\alpha - B\beta\|_2^2 \quad (5)$$

α^*, β^* 值可以通过解线性等式来确定, 即:

$$\begin{bmatrix} \alpha^* \\ \beta^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V^T \\ B^T \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} V^T \\ B^T \end{bmatrix} d \quad (6)$$

若 $\begin{bmatrix} V^T \\ B^T \end{bmatrix}^{-1}$ 不存在, 则式 (6) 中的

$\begin{bmatrix} V^T \\ B^T \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} V^T \\ B^T \end{bmatrix}$ 可以用 $[V \ B]$ 的逆来代替. 由

上述可知, 一张图像被分成三个部分, 其中噪声部分存在有几个原因, 训练集数据不完备, 输入图像 d 中本身存在噪声或者图片中本身就有双下巴、伤痕等特征. 据以上分析, 任意一张图像可以表示成 $d(\lambda) = V\alpha^* + \lambda B\beta^* + d^*$, 其中系数 λ 表示异物的程度.

因此可以利用如上过滤算法实现面部的异物过滤, 获得无异物的面部图像 $V\alpha^*$.

2 基于面部分层过滤算法的客户识别应用

在银行系统应用中, 建立统一识别系统, 对客户的人脸数据进行统一识别, 并能够在多个场景下进行人脸识别. 统一识别的网络拓扑结构如图 1 所示.

利用人脸识别和追踪技术^[12,13], 可以给予客户 VIP 的服务体验, 例如系统安装在入口处的摄像头, 实时对进入营业厅的人群进行扫描, 并和后台的 VIP 人脸库进行比对, 一旦发现相似度高的人员出现, 即进行提示. 方便银行工作人员能够主动服务 VIP 客户. 流程如图 2 所示.

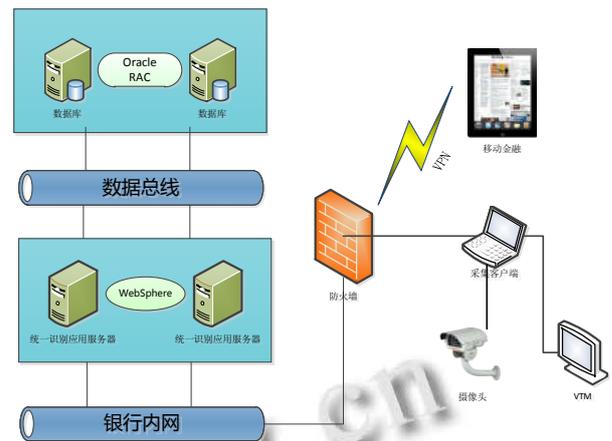


图 1 银行内统一识别网络拓扑图

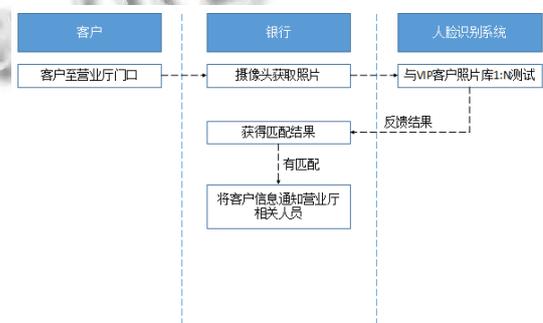


图 2 客户识别应用流程图

通过在统一识别模块中加入面部分层过滤算法, 可以提高人脸识别的准确率, 训练过程和识别过程如图 3 所示.

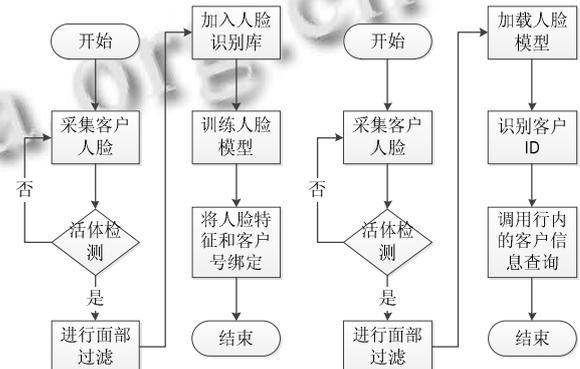


图 3 客户人脸训练和识别流程图

由于大部分的识别场景中, 摄像头均为正对着客户头像, 对于入口有轻微角度变化的情况下, 客户的人脸会有视角变化; 因此采集的面部头像经过了 ASM 模型来标定, 做了一个归一化的处理, 所以对视角和尺度其实是具有不变性的^[14]. 当然, 对于角度出现较大变化情况下, 就会有较大的误差, 但在银行应用场

景中无需此类场景。

3 实验

本章采用 MUCT 数据集和银行统一识别模块验证基于面部分层过滤的客户识别应用的可行性。

3.1 MUCT 数据集测试实验

MUCT 数据库^[16]有 3755 张人脸图像, 本文只选择了其中的一部分。MUCT 人脸库中的人脸图像在光照、年龄以及肤色方面都具有差异性, 每张图都具有 76 个手动标定的点, 在主动形状模型 ASM 中非常适用。在 MUCT 数据库中共 276 个不同的人, 每个人有 10-15 张的图像, 因实验中主要是采用去除胡子异物, 因此从中选出胡子明显的男人的图像, 选择图像 400 张。

首先先对面部第一次过滤进行实验。当 $k=5$ 时, 迭代次数为 5, 其相应的 σ 值如图 4 所示。当 $k=10$ 时, 迭代次数为 10, 相应的 σ 值如图 5 所示。

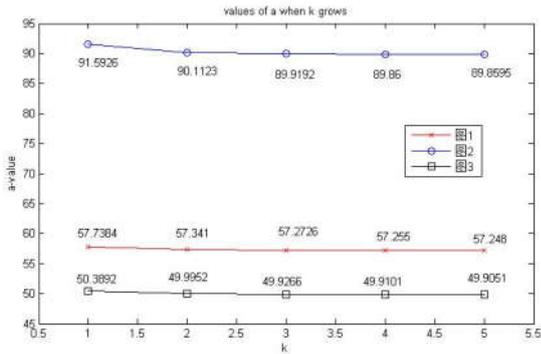


图 4 $k=5$ 时 σ 图

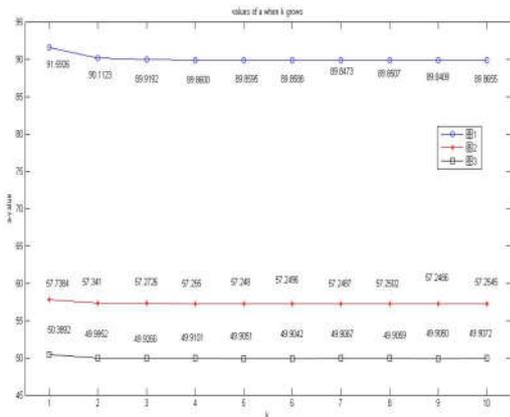


图 5 $k=10$ 时 σ 图

在时间上, 由于面部第一次过滤是采用迭代法来进行的, 因此 k 的值越小, 速度越快。综合以上两点分析, 采用 $k=5$ 为迭代系数能获得较好的实验结果, 且

执行速度上也不会太慢。

接下来对 PCA 主成分分析的降维效果进行测试。主成分分析的作用是对多维运算进行降维, 从而减少运算量。在本实验的面部过滤算法中, 当我们得到矩阵 D 时(矩阵 D 表示无异物部分的外层, 即胡子、眼镜等), 对 D 进行主成分分析, 以得到异物部分。通过实验分析对比, 实验中将主成分分析比例设为 95%。下面分别介绍主成分比例为 75%, 85%, 95% 时的实验结果。 $\theta=0.75$ 和 0.85 时, 面部过滤效果如图 6 所示。 $\theta=0.95$ 时, 面部过滤效果如图 7 所示。



图 6 主成分分析比例为 0.75 和 0.85 时过滤效果



图 7 主成分分析比例为 0.95

由实验比较结果可以看出, 当 $\theta=0.95$ 时, 大部分胡子(异物)都被去除了, 因此面部过滤算法具有可行性。

3.2 结合统一识别模块测试实验

本实验中通过在统一识别模块中接入面部识别过滤算法, 来进行验证。其中统一识别模块中人脸识别算法采用重庆中科云丛科技有限公司的基于深度学习^[17]的双层异构神经网络算法。测试中采用两个指标: 一是认假率, 即人脸验证过程中, 发生错误接受的次数占冒充者比占总次数的比率, 用百分比表示; 二是识真率, 即人脸验证过程中, 发生正确接受的次

数占真是人比对综述的比率,用百分比表示.在测试中,对照证件照(身份证头像)和真实现场照(相机拍摄)进行配对,形成人脸验证测试对.其中两张图为同一人的为正例,要求1000对以上,同时带有眼镜和胡子的照片不少于20%;两张图不是同一个人的为反例,要求10000对以上,同时带有眼镜和胡子的照片不少于20%.测试认假率为百分之一、千分之一与万分之一时的识真率,分别统计负例只出现1%例识别错误、0.1%例识别错误和0.001%例识别错误时的识真率.测试结果如下表1所示.

表1 人脸比对指标结果比较

统一识别算法	认假率	识真率	带面部过滤的 统一识别算法	认假率	识真率
	1%	98.01%		1%	98.03%
0.1%	95.13%	0.1%	95.17%		
0.01%	92.43%	0.01%	92.44%		

从表1中可以加入面部过滤算法后,并没有降低原始的人脸识别算法的识别率,还在部分有胡子、眼睛遮挡的人脸图像上提高了识别精度.

最后对应用场景中的的时间复杂性进行分析,由于该算法需要将实时获取到的人脸提取和过滤图片,再与系统中客户留存图片进行比较.对于系统中留存图片,在客户采集图片后,在夜间进行批量计算,不影响日间的业务处理;而对于实时截取图片,处理的主要开销在人脸提取和异物去除阶段,而这块的操作任务主要是交给分布式服务器来完成.在压力测试中,系统库中存在1000万客户条件下,在12台8C的PC Server配置中,一张图片的去除异物的处理时间在3秒以内,因此满足日常的日间操作.

4 结语

人脸识别在银行客户识别及其他应用领域有着很广的应用范围,能够提高客户识别的精准度,可以很好地提高客户服务能力.基于面部分层过滤的客户识别应用,将人脸分层为异物层、人脸层(无异物层)和噪音层,通过提取人脸层来提高人脸识别的精度.通过MUCT数据集验证了本文提出的算法的可用性,并且在银行统一识别系统上嵌入了面部分层过滤算法,也做了应用上的验证.然而,本文提出的应用研究仍然

存在着不足,如何提高面部过滤下原始人脸层的信息保留度是未来的工作方向.

参考文献

- 林雪峰.农商行如何开发对公客户关系管理系统.银行家,2016(1).
- 俞健,戴军.关于商业银行VIP客户营销发展的思考.经济研究导刊,2012,(7):51-52.
- 朱晓礼.银行身份认证系统设计与实现[硕士学位论文].济南:山东大学,2012.
- 何遥.高仿人脸识别技术在银行安防的应用.中国公共安全:学术版,2015,(2):84-87.
- 罗嘉玲.浅析VTM远程银行的必要性.金融科技时代,2015,(4):83.
- Ron G. Share of wallet's role in customer profitability. Journal of Financial Services Marketing, 2004, 8(3): 259-268.
- 明安龙,马华东,傅慧源.多摄像机监控中基于贝叶斯因果网的人物角色识别.计算机学报,2010,12:2378-2386.
- 李英,赖剑煌,阮邦志.多模板ASM方法及其在人脸特征点检测中的应用.计算机研究与发展,2007,44(1):133-140.
- 史东乘.人脸图像信息处理与识别技术.北京:电子工业出版社,2010.
- Nguyen MH, Lalonde JF, Efros AA, et al. Image-based shaving. Computer Graphics Forum. Blackwell Publishing Ltd, 2008, 27(2): 627-635.
- 冀贞海,孙宁.基于加权主动形状建模的人脸特征定位方法.电子与信息学报,2007,29(4):800-803.
- 包芳,张炎凯,王士同.基于在线增量学习的实时人脸跟踪算法.计算机应用与软件,2016,33(5).
- 施华.头部姿态估计与跟踪系统的研究与实现[硕士学位论文].上海:华东师范大学,2014.
- 施华,黄昶.一种改进的基于ASM模型的人脸跟踪算法.信息技术,2015,(7):88-89.
- Wilcox RR. Introduction to robust estimation and hypothesis testing. CA: Academic Press, 2012.
- Milborrow S, Morkel J, Nicolls F. The MUCT landmarked face database. Pattern Recognition Association of South Africa, 2010.
- 余凯,贾磊,陈雨强,徐伟.深度学习的昨天、今天和明天.计算机研究与发展,2013,50(9):1799-1804.