

基于独立负样本集和 SVM 的人脸确认算法

张星明 李和恒

(华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510641)

(cszxm@scut.edu.cn)

A Face Verification Algorithm Based on Negative Independent Sample Set and SVM

Zhang Xingming and Li Heheng

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641)

Abstract In many face verification applications, there are no face database for SVM training, such as PC face security logging-on system. A new face verification algorithm based on negative independent sample (NIS) set is presented, by analyzing existing SVM-based face verification algorithm and the demand for practical application. The approach generates enough positive samples by means of wobbling eyes of the user's registered image, employs FLD to extract feature, and deletes uniform samples in NIS with the rank-based FLD face recognition method. This scheme can resolve the classification conflict problem between the negative and the positive sample sets. After the negative and positive samples are sent to SVM for training, the SVM can do face verification for face image. The experiments on the SCUT face database indicate that the proposed method can ensure lower FAR if the negative samples are large enough, and the number of support vectors does not increase alone with the number of negative samples. A PC security logging-on system has been developed based on this face verification algorithm.

Key words negative independent sample set (NIS); support vector machine (SVM); face verification

摘要 在许多人脸确认应用领域,例如人脸计算机安全登录系统中,没有用于 SVM 训练的人脸数据库可以提供,在现有基于 SVM 的人脸确认算法的基础上,根据实际应用的需求,提出了一种新的基于独立负样本集和 SVM 的人脸确认算法,该方法对注册的用户图像通过眼睛抖动的方法生成足够多的正样本,利用 FLD 技术进行特征提取,并利用基于 Rank 的一对多的识别方法去除同类项,解决了训练样本与负样本类别冲突问题。正负样本送 SVM 进行训练可以得到相应的 SVM 模型,对于待确认的人脸图像就可以采用 SVM 进行验证了。对 SCUT 人脸数据库的测试表明:足够数量的负样本能够保证较低的 FAR,且支持向量的数量不会随着负样本集的数量增长而增长。应用这个算法,实现了一个计算机安全登录系统。

关键词 独立负样本集(NIS);支持向量机(SVM);人脸确认

中图法分类号 TP391.4

人脸确认技术在公安、海关、出入境、电子商务身份认证等领域具有十分重要的作用,人脸确认与

人脸识别不同的是它是 1:1 的识别验证,而人脸识别是 1:N 的识别过程,初看起来,人脸确认的这种

一对一的验证好象很简单,但实际上由于人脸确认技术的负样本空间十分巨大,使得人脸确认技术变得复杂。由于人脸确认技术本质上是一个二分类问题,而 SVM(support vector machine)最擅长的就是对模式进行二分类,因此,我们关注的重点就放在基于 SVM 的人脸确认。近些年来,国内外在基于 SVM 的人脸确认技术方面已经有了一定数量的文献报道,文献[1-2]构建多个 SVM 二分类面的方法来实现多类人脸识别。文献[3]用 100 人的数据库进行实验,不对人脸图像进行任何特征提取直接采用图像数据输入到 SVM,对于任意注册用户,将此人的样本作为类内对象,其他 99 人的样本作为类外对象来训练 SVM。文献[4]采用 PCA(principal components analysis)和 LDA(linear discriminant analysis)对人脸图像进行特征提取,利用 SVM 进行人脸的二分类,还结合 Lausanne 评估协议^[5],用评估集得出用户相关的阈值。文献[6]采用小波变换对人脸图像进行特征提取,利用 ORL 人脸数据库对 SVM 进行训练和测试。这些基于 SVM 的人脸确认研究工作都取得很好的实验效果,有力地证明了 SVM 在人脸确认上的作用,但以上文献均采用一个人脸数据库对 SVM 进行训练和测试,对于实用的人脸确认系统,有时根本没有数据库,也即没有负样本集(例如人脸登录系统),即使存在负样本集合,也存在训练 SVM 的全体样本集与各个用户给出的训练样本集有着较大的关联这样的问题,对 SVM 训练的效果产生较大的影响。为了解决这个问题,本文提出了独立负样本(NIS)集的概念,并使用识别去除同类项的方法避免用户样本出现在独立负样本集中的影响,此外对于正样本集数量偏少的问题,本文采用通过抖动眼睛坐标的方法,来得到足够数量的正样本(positive sample, PS),从而达到正负样本数量的平衡。

1 算法的总体流程

首先对需要进行确认的用户进行注册,先进行人脸检测和眼睛定位,再进行人脸图像的标准化,通过眼睛坐标进行抖动形成正样本图像集,再采用 FLD(fisher linear discriminant)方法进行特征提取形成正样本集,FLD 的详细情况请见文献[7],与独立负样本集一起对 SVM 进行训练,形成若干个 SVM 分类模型。然后,对于给定的一个需要确认的人脸图像,先进行人脸检测和眼睛定位,再进行人脸图像

的标准化,通过 FLD 特征提取后,送 SVM 分类器进行分类,所得到的结果为接受或者拒绝。具体流程如图 1 所示:

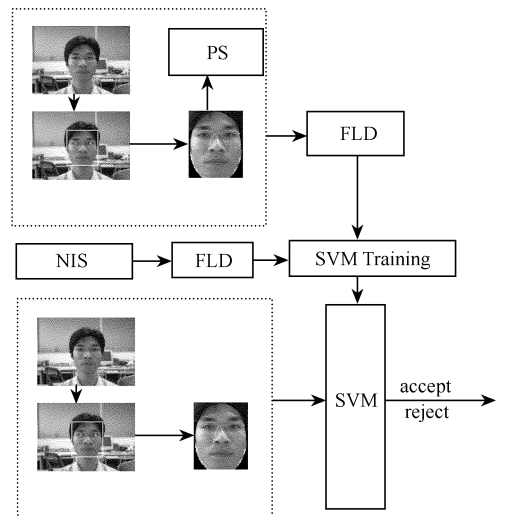


Fig.1 Face verification algorithm based on NIS and SVM.

图 1 基于 SVM 和独立负样本集的人脸确认算法

2 支持向量机

支持向量机初期也被称为支持向量网络,是统计学习理论中最崭新的部分^[8].SVM 可以用于高维小样本集的学习,这是吸引人脸确认研究者目光的地方.SVM 基于结构风险最小化原则,目标是期望最小化期望风险或实际风险的上限,在线性可分情况下寻求最优分类面(optimal hyperplane),对于线性不可分问题,引入非线性映射把输入向量映射到高维特征空间,在高维空间中寻求最优分类面。

最优分类函数变为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_i \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right\}. \quad (1)$$

支持向量机求得的分类函数形式上类似于神经网络,其计算复杂度取决于支持向量的个数。支持向量机可以采用不同的内积函数,目前主要得到研究的内积函数主要有 3 类形式,多项式形式、高斯核函数形式和 Sigmoid 函数形式。

3 独立负样本集

针对文章开头所提到的问题,考虑一个实用的人脸确认系统通常具有以下特点:

- 1) 统计学习所需要的样本不能太多。
- 2) 用户无需控制复杂的系统学习过程。

3) 数据库的数据量变化较大.

所以,对比文章开头提到的文献中的实验条件,实际应用中我们无法做到:

- 1) 提供数十至上百个不同的正样本.
- 2) 让用户准确的分别选定正负样本集合进行训练.
- 3) 让用户保证数据库中至少有上百个不同的人.

对于第 1 个问题,文献[3]使用合成正样本的方法得到足够的正样本,保证 SVM 的训练不会受到正负样本量差别过大的影响.我们采用了这一方法,不同的是由于我们实现了定位眼睛的技术,每个原始人脸样本都具有一对眼睛坐标,因此,合成正样本的抖动只是针对眼睛位置而实施.因为眼睛坐标的偏移可以分别施加在两个眼睛上,所以小偏移量即可合成出大量的正样本.具体做法如图 2 所示,左边是包含人脸的原始图像,眼睛位置已被定了出来,利用文献[9]中的几何标准化算法,可以把原始图像的人脸投影到右上角的标准大小的图像中,使得眼睛固定在指定坐标上;如果在眼睛坐标上施加偏移量,例如图 2 中对左边的眼睛向下偏移若干像素,则把人脸投影到右下角的图像中,人脸的整体发生了旋转,也就是几何形变,偏移量可以分别作用在两只眼睛上,得到为数众多的组合.

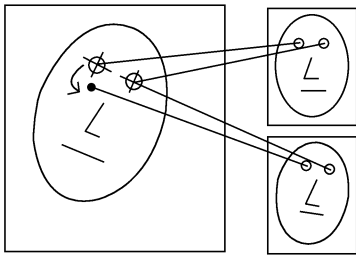


Fig.2 Wobbling eyes.

图 2 眼睛抖动

对于第 2 和第 3 个问题,我们提出用建立独立负样本集的方法来解决.文献[1]仅使用数据库中其他的类别作为负样本集,这样做的结果是负样本集与注册所用的数据库相关——无论是数量还是内容.而建立人脸确认所需要的分类面,负样本一方需要足够的数量和广泛性,显然与数据库相关的负样本集难以做到这一点.为此我们给出一个独立于所有注册样本的负样本集,这个集合有足够数量的样本.注册时,以注册样本作为正样本,以 NIS 作为负样本训练 SVM.这样做的结果是,任意数量的用户进行注册都不会对训练产生影响.

因为 SVM 的训练是寻求支持向量和分类面的过程,在人脸确认中,负样本的数量和广泛性对 SVM 的性能的影响主要表现在错误接受率上.负样本的代表性不够时,支持分类面会产生漏洞,使部分原本不属于正样本范围的样本错误的与正样本落在分类面的同侧,从而造成误判.尽管 SVM 具有适应高维度小样本集的特点,多少数量的负样本,达到怎样的广泛性才能保证支持分类面的完整,目前还没有理论上的结论,只能通过实验的方法确定.后边的实验可以看到,随着负样本数量的上升,错误接受率可以下降到较低的程度.对于实用的人脸确认系统来说,人们相对容易接受较大的错误拒绝率,而不能忍受较大的错误接受率,这是人脸确认系统的实际使用情况所决定的.作为一个门禁系统,用户被错误拒绝时,可以重复测试,只要重复次数不多,用户还可以忍受,但是冒认者被错误接受,则没有机会去弥补这个错误,因此是无法原谅的.

如果负样本集越大错误接受率越低,这样一个前提成立,那么负样本集的数据量是否对确认的实时性能产生影响呢?实验表明这往往与数据的维度有关,支持向量的数量随较低维度的负样本集数据量增加而增加的趋势并不明显.因此,采用通过区分能力和降维能力较好的特征提取方法所得到的样本来构建 NIS,可以恰当增大数据量而无需顾忌损失实时性能.

4 基于独立负样本集的 SVM 训练

NIS 声称与注册样本不相关只是在绝大多数情况下成立.既然 NIS 也是从某些人群中采集得到,那么必然存在这种情况:参与 NIS 构建的人群之中,有人作为用户使用这个确认系统.这时,NIS 与注册样本有相交部分,这里相交的意思是两个样本来自同一个人.用这样的正负样本集训练 SVM 的结果,是使得一部分本应接受的测试样本被错误判定为拒绝,表现为该注册样本的错误拒绝率较大.

因此,进行注册之前,需要排除掉 NIS 中可能的相交的部分.这是一个变相的人脸识别问题:判断注册样本属于 NIS 中的哪一个类别,然后把这个类别从 NIS 中去除掉.这样做会带来另外一个问题:如果注册样本并没有和 NIS 相交,那么识别的结果将无从预测,根据这个并不正确的识别结果,NIS 没有必要的去除了一个类别.

但是实际上这并没有造成太大的后果. NIS 的数量如果不是减少得太多,对 SVM 的训练不会有什么影响. 所以 NIS 中去掉一个或者几个类别,一般不会影响到训练得到的 SVM 的分类性能,哪怕去掉的类别是一个“错误”的分类结果——如果注册样本与 NIS 没有相交,我们并不关心分类结果的正确性.

真正造成严重后果的是在注册样本与 NIS 相交的情况下,识别发生了错误. 这时注册样本与 NIS 还是有相交部分,造成错误拒绝率较大. 鉴于前面提到 NIS 的数量允许少量变动而不失性能,我们可以增加去除类别的数量. 在识别过程中,把与注册样本最接近的若干个而不是一个类别从 NIS 中去除,也就是广义的 K 近邻^[8]. 根据文献[5]的工作,这种相当于增加 rank 的方法可以显著提高识别率. 因此视识别所用算法的性能可以适当增加去除类别的数量以减少错误识别的可能.

综上所述,基于独立负样本集的人脸确认训练过程如图 3 所示, G^- 对于任意的 G^+ 都是一样的.

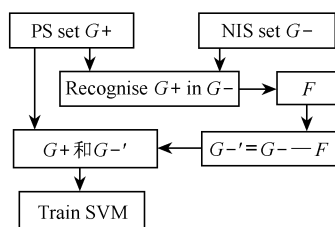


Fig. 3 NIS set construction.

图 3 独立负样本集的构造

5 实验和讨论

5.1 实验条件描述

为了让负样本集达到足够的数量,我们在实验室建立了 116 人的脸数据库(简称 SCUT 人脸数据库),每个人有 50~70 不等数量的样本,每个样本附有对应的眼睛坐标. 为了检验人脸确认算法对不同姿态变化的敏感程度,每个人的脸部姿态包括了上下左右深度旋转 30 度范围内的变化,如图 4 所示.

建立 NIS 的过程是选取 100 个人,每人 5 幅图像的集合,每幅图像根据眼睛坐标不加偏移的预处理标准化(几何标准化^[9]和灰度均衡化光照修正),用子空间方法^[7]把预处理后的图像向量投影到低

维特征空间,这 500 个特征向量构成了 100 个类别的数据库.



Fig. 4 SCUT face database.

图 4 SCUT 人脸数据库

对 SVM 进行训练时,首先对每个注册的图像,根据眼睛坐标不加偏移的预处理标准化并求出低维特征向量,按照图 3 描述的算法(通过计算 Euclidean 距离和最近邻算法做识别)得到 G^- 之后,然后对每个注册的图像,两只眼睛的坐标分别附加水平方向正负两个像素、垂直方向正负一个像素范围内的偏移量,可以得到 15 种组合,左右眼分别全部组合一次加起来共有 30 种组合,每种组合经过预处理标准化和投影为特征向量构成 G^+ . 最后以 G^+ 为正样本集、 G^- 为负样本集训练 SVM.

我们以高斯径向基函数作为 SVM 的内积函数,界限参数 $C=100$. 注册一个用户的速度视子空间特征提取方法而定,主要时间花在生成子空间投影抖动样本上. 以 FLD^[7]特征提取为例,在实验中使用微机(Celeron III 1GHz CPU, 128MB 内存)平均需要 15s,生成的支持向量数量一般在类内支持向量 40 个、类外 50 个上下.

5.2 实验结果

我们采用几种人脸确认方法作为性能对比,分别是 Carnegie Mellon 大学的 Eigenflow^[10],IESM^[10]和 MACE^[11],我们提出的方法使用 FLD^[7]方法作为特征提取的手段,简称为 FLD+SVM.

测试数据是前面提到的 116 人数据库. 除去构成 NIS 的 100 个人,其他 16 人作为测试集,每人用于测试的样本平均有 50 个. 因为训练每个类别的过程仅用到每个类别的训练样本和 NIS,所以在测试每个类别时,测试数据实际上与训练样本、与 NIS 都没有任何交集,这样做的目的是检验靠 NIS 构建的 SVM 分类面能否正确地拒绝未经训练的冒认者样本. 为了比较不同数量的训练样本的影响,我们分别在 5 个和 1 个训练样本条件下进行测试. 测试结果如表 1 所示:

Table 1 Comparison of Several Methods

表 1 本文所属方法与其他 3 种算法的比较 %

| Method | 5 Samples | | 1 Samples | |
|-----------|-----------|-------|-----------|-------|
| | FRR | FAR | FRR | FAR |
| FLD+SVM | 1.86 | 3.49 | 10.63 | 1.06 |
| Eigenflow | 22.33 | 10.09 | 30.92 | 13.00 |
| IESM | 30.10 | 11.50 | 36.43 | 22.15 |
| MACE | 19.49 | 14.87 | 25.76 | 20.12 |

从表中的数据可以看到,本文提出方法的确认性能对比起标准方法(Eigenflow, IESM 和 MACE)有较大幅度的提高,达到实用的程度.另一方面,在训练样本数量较少的情况下,除了 FRR 比较大, FAR 都能够保持比较低的程度;而且 FRR 也在 10% 附近,属于勉强能接受的程度.

为了证实 NIS 的数量对 FAR 有比较大的影响,我们考察不同数量(20, 50 和 100)的 NIS 对个别类别的 FAR 的影响程度.测试的算法是 FLD+SVM,训练样本都是 5 个.测试结果如表 2 所示:

Table 2 The Relationship Between NIS and FAR

表 2 NIS 和 FAR 之间的关系 %

| NIS(20) | | NIS(50) | | NIS(100) | |
|---------|------|---------|------|----------|------|
| FRR | FAR | FRR | FAR | FRR | FAR |
| 0.34 | 7.34 | 0.97 | 5.70 | 1.86 | 3.49 |

可以看到,随着 NIS 数量的增加, FRR 有增加的迹象,而 FAR 则相应的减少.

为了考察不同维度的特征向量对训练 SVM 所得到的支持向量(SV)数量的影响,我们分别在 FLD 和 PCA+KFDA(sig), KLDA(cos)^[12] 进行特征提取的条件下,观察这 3 组不同维度的特征向量训练得到的支持向量的平均数量. NIS 的数量保持在 100, 训练样本数量保持为 5 个.观察结果如表 3 所示:

Table 3 The SV Number of Different Eigenvector Dimension

表 3 不同特征维度对应的支持向量数量 %

| Method | Dimension | SV Number |
|----------|-----------|-----------|
| FLD | 76 | 59 |
| PCA+KFDA | 29 | 24 |
| KLDA | 36 | 28 |

可以看到,支持向量的数量跟随特征向量的维度增长而增长,与 NIS 的数量并没有太大的联系.

6 应用系统

根据上述算法,我们实现了一个基于 SVM 人脸确认的计算机安全登录系统.用户在使用该系统时,需要向系统注册若干数量(一般是 5 幅)的脸部图像,并指定自己的用户名,系统为之训练对应的 SVM 分类器.用户在正常登录之前,会被要求输入用户名,然后在连接计算机的摄像头前面捕捉一小段时间的视频,系统会根据用户名检索相应的 SVM 分类器,然后把定位到的人脸图像,经过特征提取,再送入分类器得出接受或拒绝的信息.如果接受,系统将进入正常的登录界面或者直接登录进入系统.

7 结 论

本文在分析现有基于 SVM 的人脸确认算法的基础上,根据这些方法的不足,结合实用性的要求,提出了基于独立负样本集的人脸确认算法通过上述理论阐述和实验结果,并提出了解决训练样本与负样本类别冲突问题的方法:用识别去除同类项.随后根据实验数据,对比标准算法,基于独立负样本集的算法性能有显著的提高,达到了实用的程度.而且,实验表明足够数量的负样本能够保证较低的 FAR,且支持向量的数量不会随着负样本集的数量增长而增长.应用这个算法,我们实现了一个计算机安全登录系统.综上所述,本文实现了一个基于 SVM 的人脸确认算法,对于注册的用户数量和类别没有要求,在实用的系统中达到足够低的错误拒绝率和错误接受率.

参 考 文 献

- [1] Cui Guoqing, Li Jintao, Gao Wen, et al. SVM-based face recognition method[J]. Computer Science, 2003, 30(4): 11-15 (in Chinese)
(崔国勤, 李锦涛, 高文, 等. 基于支持向量机的人脸识别方法[J]. 计算机科学, 2003, 30(4): 11-15)
- [2] Guodong Guo, Stan Z Li, Kap Luk Chan. Support vector machines for face recognition[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19(9-10): 631-638
- [3] Zhuang Li, Ai Haizhou, Xu Guangyou. A video based face verification[J]. Chinese Journal of Electronics, 2002, 30(8): 1222-1225 (in Chinese)

- (庄莉,艾海舟,徐光祐. 基于视频的人脸验证[J]. 电子学报, 2002, 30(8): 1222-1225)
- [4] K Jonsson, J Kittler, Y P Li, *et al.* Support vector machines for face authentication [J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(5-6): 369-375
- [5] Juergen Luettin, Gilbert Maitre. Evaluation protocol for the XM2FDB database (Lausanne Protocol) [C]. *IDIAP Communication, Switzerland*, 1998
- [6] Tao Liang, Zhuang Zhenquan. An effective approach for frontal face verification [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(8): 860-865 (in Chinese)
- (陶亮, 庄镇泉. 一种基于个人身份认证的正面人脸图像识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(8): 860-865)
- [7] Liu Qingshan, Lu Hanqing, Ma Songde. Survey of subspace methods on face recognition [J]. *Chinese Automatic Transaction*, 2003, 29(6): 900-911 (in Chinese)
- 刘青山, 卢汉清, 马颂德. 综述人脸识别中的子空间方法[J]. 自动化学报, 2003, 29(6): 900-911
- [8] Bian Zhaoqi, Zhang Xuegong. *Pattern Recognition* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999 (in Chinese)
- (边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999)
- [9] David S Bolme, J Ross Beveridge, Marcio Teixeira, *et al.* The CSU face identification evaluation system—its purpose, features and structure [C]. *The 3rd Int'l Conf on Computer Vision Systems, Graz*, 2003
- [10] Xiaoming Liu, Tsuhan Chen, B V K Vijaya Kumar. Face authentication for multiple subjects using eigenflow. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 313-328
- [11] K Venkataramani, S Qidwai, B V K Vijayakumar. Face authentication from cell phone camera images with illumination and temporal variations [J]. *IEEE Trans on SMC*, 2005, 35(3): 411-418

- [12] Qingshan Liu, Hanqing Lu, Songde Ma. Improving kernel fisher discriminant analysis for face recognition. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(1): 42-49



Zhang Xingming, born in 1963. He has been an associate professor and master supervisor in the School of Computer Science and Technology, South China University of Technology, received Ph. D. degree from the Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Science in 1999. He is a senior member of China Computer Federation. His research interests are image processing, pattern recognition and multimedia technology.

张星明, 1963年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为图像处理与模式识别、多媒体技术。



Li Heheng, born in 1979. He has been a software engineer in the Microsoft Advanced Technology Center. He received his master degree from the School of Computer Science and Technology, South China University of Technology in 2004. His main research interests are image processing, pattern recognition and multimedia technology.

李和恒, 1979年生, 硕士, 主要研究方向为图像处理与模式识别、多媒体技术。

Research Background

Face verification technology has been of very important application value on public security, custom, airport, video surveillance and checking on work attendance. Because face verification's essence is a binary classification problem and the support vector machine (SVM) is good at it. In recent years, A number of papers have been published for the SVM-based face verification. But all the methods above use a face database to train and test SVM, in some real face verification system (for instance: a face entry system using face verification), there are no a face database, i.e. no negative sample set. Even if exists negative sample set, the relevancy between negative sample set and client specific positive sample (PS) set will be a problem to the SVM training efforts. To solve this problem, this paper puts forward the notion of negative independent sample (NIS) set, and wipes off like terms to avoid the influence of the client sample appear in the NIS set. Otherwise, to the problem of positive sample's lack, this paper introduces the method of wobbling eyes' coordinate to get enough quantity of positive samples to achieve the balance of positive and negative samples. This work is supported by the Guangdong Natural Science Foundation and the Guangdong Sci-Tech Plan Foundation.