

快速 PCA 与 MB-LBP 融合的人脸识别算法研究

田璐萍

(西安建筑科技大学 陕西 西安 720000)

摘要:人脸识别目前存在的突出问题就是受可见光光照明暗的变化影响极大,本文采用近红外对于脸部进行识别,在一定程度上将解决光照变化的影响。在近红外的基础上,文章提出融合快速 PCA 与 MB-LBP 对人脸进行特征提取,利用 SVM 算法对于脸部进行识别。

关键词:人脸识别;PCA 算法;MB-LBP 算法;SVM 算法

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-1131(2019)06-0012-03

0 引言

人脸识别技术起于 19 世纪末 20 世纪初非自动识别将面部信息应用于身份辨识。1888 年在 Nature 上 Galton 发表了有关人脸识别研究上的论文,1965 年 Chan 等在 Panoramic Research Incorporated 上发表的技术报告是自动人脸识别技术的开始。自上世纪六十年代以来,人脸识别方面获得许多成果,研究出了许多优秀的人脸识别算法包括:①基于子空间几何特征:主成分分析法、线性判别方法;②基于局部特征:局部二值,三值模式以及 Gabor 小波;目前应用比较多的方法有:深度神经网络等,并且这些方法在正面人脸图像库及理想条件下具有一定的可观性^[1-3]。PCA 主要用于数据降维,但它的缺点是对图像的细节丢失明显,而 MB-LBP 对图像全局信息的把握更好^[4]。

1 快速 PCA 特征提取

主成分分析(principal components analysis, PCA)^[5]通过减少数据维数以简化数据结构。为完成图像数据中重要特征的提取,以正交变换的方式将高维空间中的数据投影到低维空间中。使用此方法求解某子空间时,用于训练和测试的图像将投影到某子空间中,可以获得作为识别用的特征向量,即用于区分不同人脸的主要特征。

(1) PCA 算法原理

设 d 维空间中的 n 个样本为 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$, 以 \vec{m} 代表样本的平均值,则有:

$$\vec{m} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{x}_i \quad (1)$$

1 维空间中,对所有样本通过 \vec{m} 的一条直线做垂直投影。假设 \vec{e} 为通过 \vec{m} 的单位方向向量,则有 $\vec{x} = \vec{m} + a\vec{e}$, a 为标量即直线上某点到 m 的距离。S 为 $d \times d$ 散布矩阵 $S = \sum_{i=1}^n (\vec{x}_i - \vec{m})(\vec{x}_i - \vec{m})^T$, $-\vec{e}^T S \vec{e}$ 最大化利用拉格朗日求解,约束条件 $|\vec{e}|=1$,有:

$$\vec{e}^T S \vec{e} = \lambda \vec{e}^T \vec{e} = \lambda \quad (2)$$

可以发现投影到 \vec{e} , 一维空间 \vec{x}' 的某个样本为:

$$\vec{x}' = \vec{m} + a\vec{e} \quad (3)$$

d' 维空间,其中 $d' \leq d$ 根据公式(3),有:

$$\vec{x}' = \vec{m} + \sum_{k=1}^{d'} a_k \vec{e}_k \quad (4)$$

平方误差准则函数为:

$$E_d(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_{d'}) = \sum_{i=1}^n \left\| \vec{m} + \sum_{k=1}^{d'} a_k \vec{e}_k - \vec{x}_i \right\|^2 \quad (5)$$

$\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_{d'}$ 构成了低维空间的一组基向量,任何一个 d' 的向量 \vec{x}' 可由基表示:

$$\vec{x}' = \vec{m} + \sum_{k=1}^{d'} a_k \vec{e}_k \quad (6)$$

对应于基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_{d'}$ 的系数 $a_1, a_2, \dots, a_{d'}$ 即为主成分。

(2) 快速 PCA 算法研究

当维数很大时直接计算很难得迅速到样本协方差矩阵的全部特征值。因此,本文通过快速 PCA 算法来解决耗时问题,以提高效率。

首先设样本矩阵 X 中各个样本减去均值 \vec{m} 而获得的矩阵为 $Z_{n \times d}$, 其散布矩阵 S 是 $(Z^T Z)_{d \times d}$, 引入一个新的矩阵 R, 令 $R = (Z Z^T)_{n \times n}$ 观察矩阵为 n 维矩阵。设新矩阵的特征向量为 n 维列向量 \vec{v} , 则有:

$$(Z^T Z) \vec{v} = \lambda \vec{v} \quad (7)$$

等式两端左乘 Z^T , 得到以下公式:

$$(Z^T Z) (Z^T \vec{v}) = \lambda (Z^T \vec{v}) \quad (8)$$

其中 $Z^T \vec{v}$ 为散布矩阵的特征值。

比较 PCA 和快速 PCA, 因此在 MATLAB 仿真平台上进行实验,选取近红外图像库中编号为 676 的人脸图像。以一样维数的图像进行实验,PCA 耗时 68.3099 秒,而快速 PCA 耗时 65.0254 秒,可以发现 PCA 方法的效率明显低于快速 PCA。并且通过实验发现图像维数的增加会有时间上会有更明显的差距。通过实验可以证明利用快速 PCA 这种做法可以大大减小传统 PCA 算法中由于维数大计算量大造成运行缓慢的问题,提高运算速度。

2 MB-LBP 算子

MB-LBP 被提出用来弥补 LBP 算子易受噪声影响而不够健壮缺点。MB-LBP 计算中,在传统的 LBP 算子像素值之间的比较被像素块之间的平均灰度比较替代,如图 1 所示:

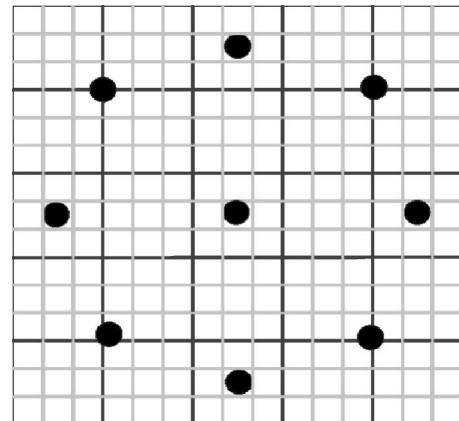


图 1 MB-LBP 算子

3 SVM 识别算法

SVM 算法最初主要解决两类样本的线性可分问题,之后逐渐研究发展到解决非线性可分的多分类问题,通过非线性变换将非线性可分样本的输入向量映射到其他高维空间,并在高维空间中寻优分界面^[6]。样本可以分为线性可分和非线性可分。

人脸识别作为一个多分类问题,使用支持向量机进行人脸识别,首先任务是二分类和多类的转换。在前文基于人脸特征提取的主成分分析的基础上,本文通过“一对一”投票策略来解决人脸识别的多分类问题。训练阶段,使用 n 类样本构造 $n(n-1)/2$ 个二分类器,并且将所有二分类器的结果保存到细胞数组中,将分类是需要的全部信息保存至结构体中返回,就是训练成果。

4 实验分析

(1) 基于主成分分析的人脸特征提取

从 NIR 近红外人脸图像库内选取 40 个人的 800 幅人脸图像,分辨率为 640×480 ,首先将样本用向量表达,然后形成样本矩阵。CBSR 近红外库中 40 个实验对象如图 2 所示,20 个主成分脸图像如图 3 所示:

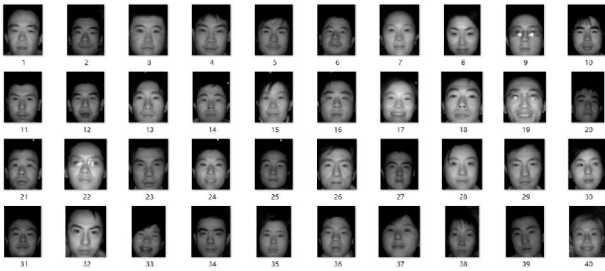


图 2 近红外库中 40 个实验对象

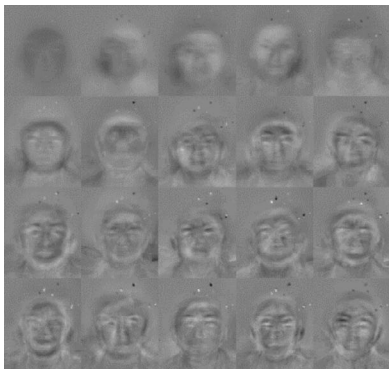
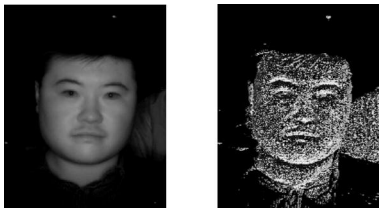


图 3 主成分脸

实验以 20 定为主成分的数目,经过投影方法处理完成到基的转换,训练集中所有人脸维数从 307200 降到 20 维。随后的识别实验,使用降维特征向量来替换原始面部样本。

(2) MB-LBP 算子

以 CBSR 人脸库内任意一个实验对象为例,在 MATLAB 平台上对其特征进行提取,如图 4 所示:



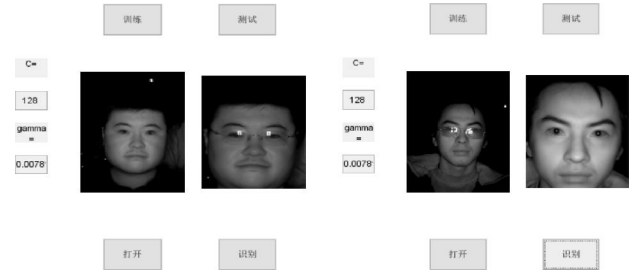
(a)原图像 (b)MB-LBP 滤波

图 4 MB-LBP 滤波的图像

通过多次实验发现,像素块的增加会影响图像中的 LBP 算子的纹理描绘变粗,并趋于稳定。

(3) SVM 识别验证

在 MATLAB 仿真平台上,通过 CBSR 近红外人脸库内的 800 幅图像进行实验。通过训练优化参数设置 γ 为 0.0076 和 C 为 128,单独使用快速 PCA 测试识别率可达到 82.5%,结合 MB-LBP 识别到达 85%,从实验角度证明了融合算法使识别率的提升。实验结果部分图如图 5,图 6 所示,可以发现对于人的一些姿势变化、佩戴饰物以及由于近红外摄像头远近造成的明暗变化依然可以准确识别。



(a)戴眼镜进行识别

(b)不戴眼镜进行识别

图 5 摘戴眼睛条件下的人脸识别

图 5(a)代表了训练库内实验对象未配戴眼镜,识别时以此人不戴眼镜的图像进行测试;图 5(b)表示训练库内配戴眼镜的实验对象,识别时以此人佩戴眼镜的图像进行测试,均能够准确识别。



图 6 距离摄像头远近条件下的人脸识别

图 6 代表了训练的实验对象距红外摄像镜头的远近不同造成面部明暗的变化以及大小的变化,同时姿势也有变化。

5 结语

本文结合快速 PCA 与 MB-LBP 对于脸部进行特征提取,在特征提取的基础上,采取 SVM 分类算法对于脸部进行识别。文章对比了 PCA 算法与快速 PCA,证明了快速 PCA 更适用于维数较大的特征提取,可以提高后续识别的快速性。以 CBSR 人脸库为实验数据集,在 MATLAB 仿真平台进行实验,结果表明:相对于单独采用快速 PCA 结合 SVM 算法方法进行人脸识别,快速 PCA 结合 MB-LBP 进行特征提取结合 SVM 进行识别的识别率较好。

基于多元异构模型的通信网络安全态势评估方法研究

林伟炬

(广东工业大学华立学院 广东 广州 511325)

摘要:传统方法评价通信网络安全态势花费时间长,评价结果不准确。为解决上述问题,基于多元异构模型建立一种新的通信网络安全态势评估方法,设立新的IP地址去除通信网络入侵系统中的误告警信息,通过挖掘信息之间的关联模式评估通信网络安全态势。为了检测方法有效性,与传统评估方法进行对比实验,结果表明,给出的评估方法可以在短时间内精准地评估出通信网络安全态势。

关键词:多元异构模型;通信网络;网络安全;安全态势;安全评估

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-1131(2019)06-0014-02

0 引言

通信网络安全态势评判指标是网络故障情况以及可靠性。随着科技的进步,通信网络传输速度的加快、规模的扩大,复杂性和异构性随之增加。目前对于通信网络安全态势评估的研究不多,被研发的评估手段在实际操作中有着很大局限性^[1]。迫切需要能够评估通信网络安全态势的模型。多元异构模型是近年来被新提出的模型,具有有效性高、可信赖性好、能力强等优点,以多元化的方式分配资源,使用户能够清晰直观地操作,理解和计算也更加容易^[2]。目前多元化异构模型在众多领域都有应用。本文基于多元异构模型建立了一种有效的通信网络安全态势评估方法,通过实验对方法的可靠性进行验证。本文的研究对于网络资源配置优化和维修有着重要的参考意义。

1 通信网络入侵检测系统信息处理

网络安全态势评估方法建立在安全事件检测基础上,通过在通信网络各关键位置上部署入侵检测系统,确定告警信息。通信网络告警信息中大部分信息都是误告警信息,不能起到评估作用^[3]。真实告警通知信息和误告警通知信息混杂很难区分,如果在采集的信息中处理误告警信息,需要花费大量时间,且效果并不理想,因此本文建立的通信网络安全态势评估方法能够对告警信息数据进行深入分析,内部含有冗余数据剔除机制,为后续的安全态势评估工作提供真实可靠的依据^[4]。

为了降低通信网络中入侵系统的误告警信息数量,本文设计了精准地IP地址,通过分析每个信息与IP地址的相似度判断信息是否为误告警信息^[5]。通常误告警信息攻击性较强,且可以持续攻击,所以它们的源IP地址是一致的,因此只需要分析出所有告警信息的IP地址就可以评判信息是否为误告警。

2 通信网络安全态势评估

去除掉误告警信息后,对通信网络安全态势进行评估。聚合所有告警信息,并表示成不同的高级告警,每一个高级告警对应一次网络攻击行为,分析信息与信息之间的关联性,评估

安全态势,判断威胁度。

网络攻击与网络安全防护是在通信网络中的一场信息战。攻击者为能够达到攻击目的,会对目标系统进行了解,部署相关的攻击方案,攻击方案布置过程如下:①探测攻击目标。利用扫描法探测需要攻击的目标;②挖掘通信网络中的漏洞。在确认攻击目标后,对通信网络中漏洞进行挖掘,并选择可利用的漏洞;③目标渗透。将攻击信息利用漏洞渗透到通信网络中,直到完全渗透后,获得非法访问权;④提升权限。利用渗透进去的信息提升自己的权限,方便下一次访问;⑤盗取信息。盗取想要获得的信息。

检测时,要针对每一步进行检测,判断攻击通信网络中的漏洞与漏洞之间的关联,建立关联规则,如果攻击方法的步骤完整,且按照规定时间完成,则代表攻击性强,通信网络安全受到严重破坏;如果攻击方法中步骤不完整,则代表该方法攻击性差。本文设计的网络安全态势评估方法用AS表示安全态势评估结果,通过分析攻击途径、攻击复杂度、通信网络可用内存以及告警严重程度得到评估数值。

为保证安全态势评估方法在工作过程中不会对通信网络的正常运行造成影响,本文设计了多个信道,负责不同的工作,通过输入不同的参数评估网络运行状态得到评估结果。多信道同时工作不仅能够确保评估过程与通信过程相互独立,还能降低评估时间,提高工作效率,对于通信网络安全评估有帮助。

不同评估结果拥有不同显示结果,当评估结果为安全时,直接显示“安全”,颜色为绿色;当评估结果为轻度威胁时,显示“较差”,颜色为黄色;当评估结果为受到严重威胁时,显示“极差”,颜色为红色。

3 实验研究

为了检测本文评估方法实际工作效果,与传统网络安全态势评估方法进行对比,设计了如下实验。

3.1 实验参数

实验参数如下表1:

参考文献:

- [1] 郭梦丽,达飞鹏,邓星,盖绍彦.基于关键点和局部特征的三维人脸识别[J].浙江大学学报,2017,51(3):585-586.
- [2] 邹国锋,傅桂霞,李海涛,高明亮,王科俊.多姿态人脸识别综述[J].模式识别与人工智能,2015,28(7):614-622.
- [3] 杨晋吉,王焱.离散正交S变换在人脸识别中的应用研究[J].小型微型计算机系统,2017,38(01):169-173.

- [4] 刘斌,米强,徐岩.LBP和MB-LBP加权融合的人脸识别[J].计算机工程与设计,2018,39(02):551-556.
- [5] Z Peng, Q Zhang, J Wang, et al. Dim target detection based on nonlinear multi-feature fusion by Karhunen-Loeve transform[J]. Optical Engineering, 2004, 43(12): 2954-2958.
- [6] 石琴,仇多洋,吴冰,李一鸣,刘炳姣.基于粒子群优化支持向量机算法的行驶工况识别及应用[J].中国机械工程,2018,29(15):1875-1883.