

基于神经网络的快速核子空间人脸识别算法研究

王 坚 张媛媛 柴艳妹

(中央财经大学信息学院 北京 100081)

摘 要 针对现有核子空间人脸识别算法计算量大且速度缓慢的现状,提出了一种基于神经网络的快速核子空间人脸识别算法模型,利用神经网络的隐含层神经元将核特征子空间的基表示进行约减,从而大幅提高了识别速度。进而基于 KPCA 和 KFDA 两种核子空间人脸识别算法,建立了神经网络逼近模型,并基于 ORL、UMIST 和 YALE 3 种人脸数据库进行了实证分析。实验结果表明,当隐含层神经元个数设置为训练样本总数一半或更少时,基于神经网络的快速核子空间算法能够取得相近甚至相当于核子空间算法的识别率。从而在满足一定识别正确率的条件下,能将识别时间缩短到 50% 甚至更低。

关键词 人脸识别,特征提取,核主成分分析,核判别分析,神经网络

中图法分类号 TP391.9 **文献标识码** A

Fast Kernel Subspace Face Recognition Algorithm Based on Neural Network

WANG Jian ZHANG Yuan-yuan CHAI Yan-mei

(School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China)

Abstract Aiming at the situation of large calculation amount and slow calculation speed of existing kernel subspace face recognition algorithm, this paper presented a fast kernel subspace face recognition algorithm based on neural network model, and used neuron of neural network hidden layer to reduce base representation of nuclear feature subspace in order to improve the speed of recognition. Then we established the neural network approximation model based on the KPCA and KFDA kernel subspace face recognition algorithms and made an analysis on the database of ORL, UMIST and YALE. The experimental results show that when the number of the hidden layer neuron is set as half of the training samples or less, the fast kernel subspace algorithm based on neural network can achieve similar or even equal recognition rate to the nuclear subspace algorithm, and the recognition time can be reduced to 50% or even lower with certain correct recognition rate.

Keywords Face recognition, Feature extraction, KPCA, KFDA, Neural network

1 引言

随着经济的发展,安全问题已逐步成为人们关注的焦点,因此,社会对精准高效的自动身份鉴别的需求日益增长。现有用于身份鉴别的方法很多,由于人脸识别技术能够通过生物体本身的生物特征来区分个体,提高了生物体识别的精度^[1],因此该技术得到了广泛关注和推崇,使该领域也成为了生物识别特征研究中的热点。人脸识别是典型的基于图像模式识别范畴的一种高维度大数据集的应用问题。多年来,研究人员在人脸识别的研究中开展了大量的工作,也取得了多项成果。目前,基于核子空间的人脸识别技术是人脸识别领域中应用最为广泛的技术之一^[2]。然而由于核子空间中基的表示要用到所有的训练样本,因此随着训练样本个数的增多,测试样本的投影速度减慢,进而严重影响了人脸识别速度^[3],尤其在实时系统和在线系统中这种弊端体现得更为明显。本文主要讨论的是基于子空间的人脸识别方法。

2 核子空间人脸识别

2.1 核方法概述

如图 1(a),两类数据在二维空间中不可能找到一个投影方向来区分,因为这两类数据本身就是线性不可分的,虽然从直观上发现,在二维空间中可以用一个椭圆把两类区分开,但设计非线性算法通常非常复杂。当前这两类简单的数据可用椭圆方程来区分,而在实际的某些更复杂的问题中往往很难通过一个有效的非线性方程来描述一个正确的分类曲线(面)。对上述二维空间中的点通过 $\Phi(x) = (x_1^2, \sqrt{2} x_1 x_2, x_2^2)^T$ 映射到三维空间。映射后的情况如图 1(b)所示。

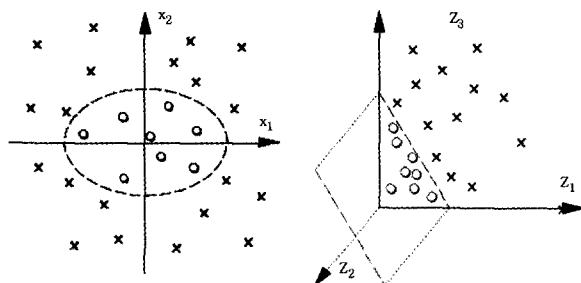
可以看到原来二维空间中不可分的点映射到三维空间后变得线性可分。因此对于含有非线性结构的数据,有必要在线性子空间降维之前先对数据实施从低维空间到高维空间的某种非线性映射,以使其非线性结构线性化。

然而,以一个 28×28 像素的图片为例,它的原始图像数

本文受中央财经大学重点学科建设项目资助。

王 坚(1975—),男,博士,讲师,主要研究方向为模式识别、数据挖掘, E-mail: wanderingful@126.com; 张媛媛(1982—),女,硕士,工程师,主要研究方向为数据挖掘。

据高达 $28 \times 28 = 784$ 维。如果同样采用二次单项式向高维空间映射的方法,每个映射后的向量维数达到了 615440,如果为了追求更高的可分性,向更高空间映射,则维数会迅速增长。随之产生了计算上超高的时间和空间复杂度,因而无法利用高维空间的良好性质。如果某个函数可以映射到无限维,那么根本无法计算。于是,研究人员提出了一种可以不直接在高维空间中进行显式运算的方法^[4],即采用将核空间中的内积转化成为样本空间中的核函数的方法来解决上述问题。



(a)数据在二维空间中的分布

(b)数据在三维空间中的分布

图1 数据的空间分布

利用核方法进行非线性子空间降维的过程中,有一个矩阵起着至关重要的作用,即核矩阵,也称为 Gram 矩阵。核方法的基本思想主要由以下 4 个方面组成:(1)对样本数据进行从样本空间到核空间的非线性映射,其目的是增强数据的线性可分性;(2)将核空间中的线性操作全部表示成内积形式;(3)将核空间中的内积全部用核函数或核矩阵替代;(4)以核函数的形式进行子空间降维操作。

2.2 KPCA 与 KFDA 人脸识别技术

核主成分分析(KPCA)通过核方法,将样本数据从低维空间映射到高维空间,使 PCA 算法具有处理非线性数据的能力^[5]。因此 KPCA 算法能够运用在非线性可分的模式识别问题中。KPCA 算法的核心就是在核空间中进行线性主成分分析,将低维空间中线性不可分的样本数据映射到高维空间。这样核主成分分析在具有主成分分析分类速度快、精度高的优点的同时,还具有了非线性数据信息的处理能力。

基于 KPCA 的人脸识别的算法可归纳如下:

(1)对给定的 M 个训练集数据 $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ 计算核矩阵 K ,其中 $K_{i,j} = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j))$ 。

(2)构造中心化矩阵 H ,求解特征方程 $HKH = UAU^T$ 。

(3)计算向量 $K_x = [K(x, x_1), K(x, x_2), \dots, K(x, x_M)]^T$ 和 $\tilde{K}_x = H(K_x - \frac{1}{M}KI)$ 。

(4)通过提取总贡献率达到 90% 以上的前 k 个主成分,形成特征子空间,并得到人脸数据主成分分析后保留的样本数据集 Y 。

(5)对于测试数据集 X' ,将其投影至训练集的特征子空间中,得到特征提取后的测试数据集 Y' 。

(6)通过最近邻分类器,将样本 Y' 进行分类识别。

核判别分析(KFDA)同样借助核方法,将样本数据从低维空间映射到高维空间,从而使低维线性不可分问题转化为高维线性可分^[6]。通过核函数将低维空间中的样本数据映射到高维的核空间中,从而在核空间中运用 LDA 方法,弥补了

LDA 方法对非线性数据的处理能力的不足,提高了对人脸非线性特征的鉴别能力,从而能够获得较高的人脸识别正确率。

LDA 在人脸识别中遇到的首要问题是类内协方差矩阵的奇异值问题,也被称为小样本问题。KFDA 作为 LDA 的线性推广,小样本问题同样存在。解决 KFDA 小样本问题的一个经典方法是用 KPCA 对核空间中的训练集进行降维,然后在降维空间中实施 LDA,这种方法被称为 KPCA+LDA 算法。本文采用的就是这种算法进行 KFDA 人脸识别实验。

应用 KFDA 实现人脸识别的算法可归纳如下:

(1)首先进行上述基于 KPCA 的人脸识别的算法的第 (1)~(3)步。

(2)通过提取总贡献率达到 90% 以上的前 k 个主成分,完成第一次人脸特征提取,得到人脸数据主成分分析后保留的样本 Y 。

(3)利用线性判别分析法对 Y 进行二次特征提取。根据式 $\max J(\alpha) \frac{\partial^T M \alpha}{\alpha^T L \alpha}$ 中的准则函数计算最佳投影方向 W ,将 Y 投影到 LDA 的最佳投影方向 W ,进而完成 KFDA 特征提取,形成特征子空间,并得到训练样本数据集 Z 。

(4)对于测试数据集 X' ,将其投影至训练集的特征子空间中,得到特征提取后的测试数据集 Z' 。

(5)通过最近邻分类器,将样本 Z' 进行分类识别。

3 神经网络核子空间人脸识别

在人脸识别过程中,使测试样本避免向由全部训练样本构成的特征子空间的基进行投影,而是向约减的近似子空间投影,以此来提高人脸识别速度^[7]。本文提出了基于神经网络的快速核子空间算法模型,利用训练样本数据和核子空间算法在核空间中提取的一组基,形成训练神经网络的输入输出样本对。从而使测试集数据输入这个神经网络后,能够快速输出测试集图像特征提取结果。

选择 RBF 神经网络作为训练神经网络。RBF 函数为 RBF 神经网络节点激活函数,其自变量由输入向量与权值向量二者之间的距离 $\|dist\|$ 构成。RBF 神经网络激活函数表达式如下:

$$R \|dist\| = \exp(-\|dist\|^2) \quad (1)$$

神经网络的输出随权值与输入向量两者距离的缩减呈现递增态势,当二者相等时,输出为 1^[8]。基于 RBF 神经网络的 KPCA 逼近算法流程图如图 2 所示。从图中可以清楚看到,运用 RBF 神经网络能够明显简化测试集图像的特征提取运算,再结合 RBF 神经网络并行处理数据的自身特点,可以预测本文提出的算法模型相对于一般的 KPCA 人脸识别算法模型能够缩短识别时间。

算法描述如下:

(1)建立训练集图像集合,对训练集人脸位图进行存储,并读取位图数据。

(2)利用 KPCA 算法对原始输入空间的训练样本进行特征提取,形成训练集样本集合。

(3)利用训练集位图数据和特征提取后的训练集样本集合训练一个 RBF 神经网络。

(4)建立测试集图像集合,对测试集人脸位图进行存储,

并读取位图数据。

(5)将测试集位图数据输入训练完成的 RBF 神经网络,得到测试集样本点集合。

(6)利用分类器,对测试集图像进行分类识别。

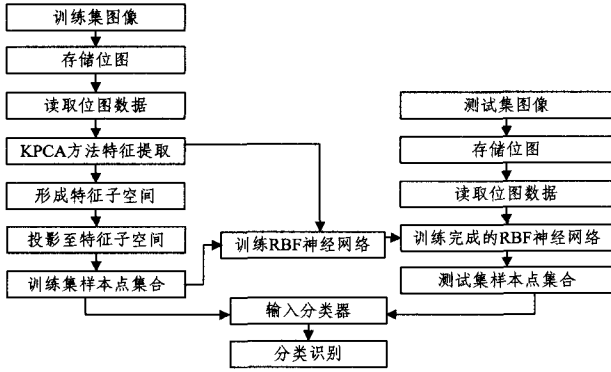


图2 基于RBF神经网络的KPCA逼近算法流程图

建立基于RBF神经网络的KFDA逼近算法模型的思想与基于RBF神经网络的KPCA逼近算法模型相似,但为了解决KFDA算法的小样本问题,本文采用KPCA+LDA的方法对训练集图像进行特征提取。基于RBF神经网络的KFDA算法模型如图3所示。

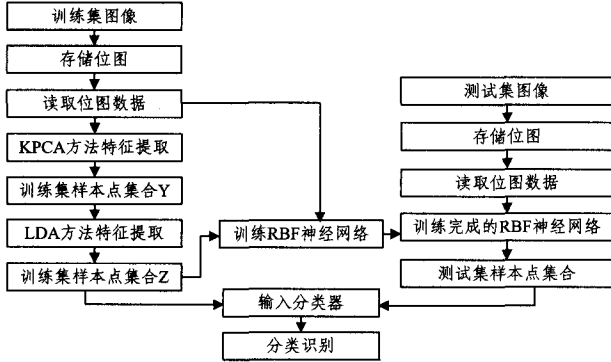


图3 基于RBF神经网络的KFDA逼近算法流程图

算法描述如下:

(1)建立训练集图像集合,对训练集人脸位图进行存储,并读取位图数据。

(2)利用KPCA算法对原始输入空间中的训练样本进行特征提取,形成训练集样本集合Y。

(3)对训练样本集合Y进行LDA特征提取,形成训练样本集合Z。

(4)利用训练集位图数据和特征提取后的训练集样本集合Z,训练一个RBF神经网络。

(5)建立测试集图像集合,对测试集人脸位图进行存储,并读取位图数据。

(6)将测试集位图数据输入训练完成的RBF神经网络,得到测试集样本点集合。

(7)利用分类器,对测试集图像进行分类识别。

4 实验结果与分析

4.1 实验设置

本文在运用ORL人脸库进行实验的过程中,选取每人前5张图片作为训练图像,每人后5张图片作为测试图像。在

存储位图的过程中,将每张图片进行二维数组到一维数组的转化,最后训练图像集合和测试图像集合分别存储成 200×10304 的数组。在运用UMIST人脸库进行实验的过程中,为了简化识别率运算,对该数据库进行了筛选,选择了其中14个人,每人25张图片构成实验数据库。选取每人前5张图片作为训练图像,剩余的20张图片作为测试图像。在存储位图的过程中,同样将每张图片进行二维数组到一维数组的转化,最后训练图像集合和测试图像集合分别存储成 70×10304 和 280×10304 的数组。在运用Yale人脸库进行实验的过程中,采用已经经过预处理剪裁的YALE人脸库,剪裁后的图像为 80×80 像素的BMP格式灰度图像。选取每人前8张图片作为训练图像,剩余的3张图片作为测试图像。在存储位图的过程中,同样将每张图片进行二维数组到一维数组的转化,最后训练图像集合和测试图像集合分别存储成 120×6400 和 45×6400 的数组。



图4 实验结构图

表1 实验详细描述表

实验名称	实验目的	实验方法	其它参数设置	分类器
实验一:核子空间算法人脸识别率实验	确定核函数参数进行实验二、三、四	对核函数参数进行调整,直到得到80%以上的识别率	贡献率=90%	
实验二:基于神经网络的快速核子空间算法人脸识别率实验	比较核子空间算法与基于神经网络的快速核子空间算法的识别率和识别时间	选取训练样本总数的1/4,1/2,3/4,1作为隐含层神经元个数进行识别实验	贡献率=90%,误差容忍度=0	
实验三:基于神经网络的快速核子空间算法隐含层神经元设置实验	分析基于神经网络的快速核子空间算法隐含层神经元个数与识别精度的关系	对隐含层神经元个数设置从5增加到训练样本总数,步长为5,进行识别实验,生成以隐含层神经元个数为横轴,以识别率为纵轴的Matlab图表	贡献率=90%,误差容忍度=0	欧氏距离分类器
实验四:基于神经网络的快速核子空间算法核函数比较实验	比较基于神经网络的核子空间算法中3种核函数的识别率和识别时间	对实验三中生成的Matlab图表进行整合,使同一人脸数据库下3种核函数的识别结果在1张图表中显示	贡献率=90%,误差容忍度=0	

选取3种常用的核函数(多项式核函数、高斯核函数、多层感知器核函数)进行实验,实验由KPCA和KFDA两部分构成,每个部分分别进行4组实验,每组实验在ORL、UMIST、YALE人脸数据库中利用3种核函数(多项式核函数、高斯核函数、多层感知器核函数)进行,本文的实验结构如图4所示。实验详细描述表如表1所列。

4.2 算法适用性分析

通过 KPCA 实验二的结果可以发现,KPCA 算法与基于神经网络的 KPCA 逼近算法取得了相近的识别率,KFDA 算法与基于神经网络的 KFDA 逼近算法也取得了相近的识别率。因此可以推出基于神经网络的快速核子空间算法不仅能够对一次映射的 KPCA 算法结果进行逼近,同时能够对改进的 KFDA 算法即包含二次映射的算法结果进行逼近。进而也可以推出基于神经网络的快速核子空间算法对多次映射的核子空间算法都可以进行逼近。

4.3 识别时间分析

综合 KPCA 实验二和 KFDA 实验二的结果可以得出,随着隐含层神经元个数的增加,基于神经网络的快速核子空间算法的人脸识别时间增长。通过比较实验二中核子空间算法和基于神经网络的快速核子空间算法的识别时间可以得出,核子空间算法的识别时间与隐含层神经元数为全训练样本数的基于神经网络的快速核子空间算法的识别时间相近,进而可以得到隐含层神经元个数与全样本个数的比值,与该隐含层基于神经网络的核子空间算法识别时间与核子空间算法的识别时间的比值存在相近关系。

4.4 隐含层神经元设置分析

综合 KPCA 实验三和 KFDA 实验三的结果可以发现,基于神经网络的快速核子空间算法的识别率能够与核子空间算法识别率相近甚至相当。当隐含层神经元个数设置为训练样本数量的一半或更少时,快速核子空间算法能够取得相近甚至相当于核子空间算法的识别率。从而在满足一定识别正确率的条件下,基于神经网络的快速核子空间算法的识别时间能够减少 50% 甚至更低。

4.5 3 种核函数的比较分析

综合 KPCA 实验四和 KFDA 实验四的结果可以发现,基于神经网络的 KPCA 逼近算法和基于神经网络的 KFDA 逼近算法利用 3 种核函数的识别率最高值相似,但高斯核函数逼近速度最快,且识别率较其它两种核函数略高。

结束语 本文提出了一种基于神经网络的快速核子空间人脸识别算法模型,利用训练样本数据和核子空间算法在核空间中提取的一组基,形成训练神经网络的输入输出样本对,从而能够利用神经网络的隐含层神经元将核特征子空间的基表示进行约减。在人脸识别的过程中,避免了测试样本向由全部训练样本构成的特征子空间的基的投影,而是向由隐含层神经元构成的近似子空间投影,因而当隐含层神经元个数较少时,能够大幅提高识别速度。

参 考 文 献

- [1] 李扬,孙劲光,孟祥福,等. AMSR 与 SVM 相结合的人脸识别方法[J]. 计算机测量与控制,2012,20(3):823-825,844
- [2] Paul Suetens, et al. A Comparative Study Of 3-D Face Recognition Under Expression Variations [J]. IEEE Transactions On Systems, Man & Cybernetics, Part C-Applications & Reviews, 2011,42(5):710-727
- [3] Arandjelović, Ognjen. Colour Invariants Under A Non-Linear Photometric Camera Model And Their Application To Face Recognition From Video[J]. Pattern Recognition, 2012, 36(8): 2499-2509
- [4] Oka, Yuki, Shakunaga T. Real-Time Face Tracking And Recognition By Sparse Eigentracker With Associative Mapping To 3D Shape[J]. Image & Vision Computing, 2011, 32(2): 147-158
- [5] Zuo Xi-Nian. New Robust Face Recognition Methods Based On Linear Regression[J]. Plos ONE, 2012, 7(8): 1-10
- [6] Van Huffel S, et al. Application Of Kernel Principal Component Analysis For Single-Lead-ECG-Derived Respiration [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 59(4): 1169-1176
- [7] 文平. 基于主动数据选取的半监督自适应聚类算法研究[D]. 兰州:兰州大学,2012
- [8] Chu Wen-sheng, Chen Ju-chin, Lien J-J J. Kernel Discriminant Transformation For Image Set-Based Face Recognition[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(8): 1567-1580

(上接第 174 页)

从实验结果中可以看出,采用混合高斯模型法提取出的运动目标较完整,但是同时存在噪声干扰,且对阴影抑制效果较差。四帧差法能检测出人体的轮廓,但提取出的运动目标存在空洞现象。相对而言,本文方法吸取了两种方法的优点,并且弥补了各自的不足,不但能检测出较完整的运动目标,而且对噪声和阴影的抑制效果较好。

结束语 本文提出了一种改进的基于混合高斯模型的运动目标检测算法,将四帧差法的结果进行形态学膨胀处理后与混合高斯模型法进行一次逻辑与操作,得到最终的运动目标。实验结果表明,本文的方法结合了混合高斯模型法和四帧差法的优点,能检测出较完整的运动目标,并且克服了彼此的不足之处,对噪声和阴影的抑制效果较好。对于复杂的环境,本算法的鲁棒性较强。但是本文方法也有不足之处,计算速度分别比混合高斯模型法和四帧差法要慢,需要进一步改进。

参 考 文 献

- [1] 任克强,余启明,罗会兰. 一种改进的混合高斯模型运动目标检测算法[J]. 电视技术,2012,36(23):168-171
- [2] 茅正冲,王丹,徐昊. 一种基于混合高斯模型的运动目标检测新算法[J]. 科学技术与工程,2013,14:4070-4073
- [3] 魏玮,吴琪. 三帧差结合改进高斯建模的运动目标检测算法[J]. 计算机工程与设计,2014,3:949-952
- [4] 陈雪莹. 基于混合高斯的背景建模与更新算法的研究与实现[D]. 沈阳:东北大学,2009
- [5] 刘光宇,刘国栋. 基于混合高斯模型的运动目标检测方法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(24):180-182
- [6] 田頔,王佐成,薛丽霞. 基于混合高斯模型的运动目标检测改进算法[J]. 视频应用与工程,2012,36(17):144-147