

基于 Fisherface 和补偿模糊神经网络的人脸识别方法*

邵俊, 朱锦新

(盐城工学院 实验教学部, 江苏 盐城 224003)

摘要:对基于 Fisherface 和补偿模糊神经网络的人脸识别方法进行了研究, 首先用 Fisherface 进行特征抽取, 构成特征空间。然后对文献中提出的补偿模糊神经网络进行调整使其能解决多类分类问题。最后在特征空间里设计补偿模糊神经网络。实验结果表明, 该方法具有良好的性能。

关键词:主成分分析; 线性判别分析; 模糊神经网络; 补偿模糊神经网络

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1671-5322(2007)02-0018-04

目前国内外研究用于人脸识别的方法很多。但根据人脸表征方式的不同, 总体上可分为以下3种: 基于几何特征的认识方法、基于代数特征的认识方法和基于连接机制的认识方法^[1-9]。

本文首先用 Fisherface 对高维的人脸数据进行特征抽取, 然后针对文献[10]提出的补偿神经网络主要解决的是两类问题和函数逼近, 对补偿神经网络的输出函数及其相关的学习参数进行调整, 使其能解决多类人脸识别问题。最后将 Fisherface 抽取的特征作为学习参数调整后的补偿模糊神经网络的输入, 这样对多类人脸的分类是有利的。

1 特征提取——主成分分析(PCA)和线性判别分析(LDA)

1.1 主成分分析(PCA)

一幅 $m \times n$ 大小的人脸图像, 将其按行展开成一维的行向量 x_i , μ 为均值向量, 令 $X = [x_1 - \mu, x_2 - \mu, \dots, x_i - \mu]^T$, 则 $s_i = XX^T$ 。将 $s_i = W \Lambda W^T$ 对角化, 对 W 的每个行向量正交归一化, 记为 $[w_1, w_2, \dots, w_i]^T$, 人脸向量 P_i 向由 $w_1, w_2, \dots, w_i$ 组成的子空间中投影 $Q = WP_i$, 将特征值从大到小排列, 取前 K 个特征值对应的特征向量, 将人脸图像向量向这 K 个特征值对应的特征向量投影, 可

获得一组投影坐标系数, 它可作为人脸鉴别的依据^[11]。

1.2 线性判别分析(LDA)

LDA 的目的是从高维特征空间里提取出最具有鉴别能力的低维特征, 这些特征能将同一个类别的所有样本聚集在一起, 而不同类别的样本尽量地分开, 也就是说它选择使样本类内离散度和样本类内离散度的比值最大的特征。

Fisherface 方法实现上是在 PCA 数据重构的基础上完成的, 首先利用 PCA 将高维人脸映射到低维的特征脸空间, 然后在特征脸空间用 LDA 特征提取方法(最多提取 $C-1$ 个特征, C 是类别数目)得到 Fisherface^[12]。

2 补偿模糊神经网络

2.1 补偿模糊神经网络的结构

文献[10]提出的补偿模糊神经网络学习算法最多解决两类识别问题, 如异或问题。对于多类人脸的识别则要对补偿模糊神经网络的结构和算法进行调整。

对于多输入单输出的补偿模糊神经网络可以通过融合的方法来解决多类问题, 这样对于一个 c 类 $(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \dots, \omega_c)$ 问题, 决策函数定义为:

$$g_k = \max_j f(\omega_j/x), \text{ 则 } x \in \omega_k$$

* 收稿日期: 2007-01-08

作者简介: 邵俊(1978-), 男, 江苏盐城人, 硕士, 助教, 主要研究方向为粗糙集、模式识别和神经网络。

其中 $f(\omega_j/x)$ 表示 x 属于 ω_j 的程度。

多类补偿模糊神经网络的系统结构如图 1 所示,每个分类器代表一个多输入单输出的补偿模糊神经网络分类器。

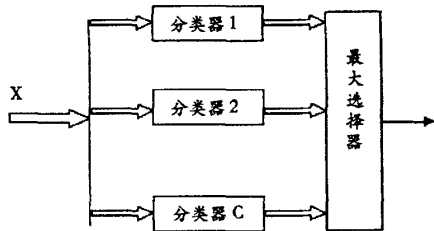


图 1 多类 CFNN 结构

Fig.1 The structure of multi-class CFNN

引入一个新的参数:权系数 w^k (初始值可取随机数),则输出函数定义为:

$$f(x^p) = \frac{\sum_{k=1}^m w^k b^k \delta^k z^k}{\sum_{k=1}^m w^k \delta^k z^k} \quad (1)$$

其中:

$$z^k = \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(X_i^p) \right]^{1-\gamma+\gamma/n} \quad (2)$$

$$\mu_{A_i^k}(X_i^p) = \exp \left[- \left(\frac{X_i - a_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \quad (3)$$

目标函数定义为:

$$E^p = \frac{1}{2} [f(x^p) - y^p]^2 \quad (4)$$

2.2 补偿模糊神经网络的学习算法

设计一个监督学习算法,该算法根据梯度下降法来训练模糊神经网络的输出隶属度函数的中心,输出隶属度函数的宽度,输入隶属度函数的中心,输入隶属度函数的宽度,补偿度以及权系数。具体的学习算法步骤如下:

(1) 训练输出隶属度函数的中心

$$b^k(t+1) = b^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial b^k} \Big|_t = b^k(t) - \eta \frac{[f(x^p) - y^p] \delta^k z^k}{\sum_{i=1}^m w^i \delta^i z^i} \Big|_t \quad (5)$$

(2) 训练输出隶属度函数的宽度

$$\delta^k(t+1) = \delta^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial \delta^k} \Big|_t = \delta^k(t) - \eta \frac{[f(x^p) - y^p] [b^k - f(x^p)] w^k z^k}{\sum_{i=1}^m w^i \delta^i z^i} \Big|_t \quad (6)$$

(3) 训练输入隶属度函数的中心

$$\frac{\partial E^p}{\partial \alpha_i^k} = \frac{2[f(x^p) - y^p] [b^k - f(x^p)] [x_i^p - \alpha_i^k] [1 - \gamma + \frac{\gamma}{n}] w^k \delta^k z^k}{\delta_i^{k2} \sum_{i=1}^m w^i \delta^i z^i} \Big|_t \quad (7)$$

(4) 训练输入隶属度函数的宽度

$$\frac{\partial E^p}{\partial \sigma_i^k} = \frac{2[f(x^p) - y^p] [b^k - f(x^p)] [x_i^p - \alpha_i^k] [1 - \gamma + \frac{\gamma}{n}] w^k \delta^k z^k}{\delta_i^{k3} \sum_{i=1}^m w^i \delta^i z^i} \Big|_t \quad (8)$$

(5) 训练补偿度

$$\frac{\partial E^p}{\partial \gamma} = \frac{[f(x^p) - y^p] [b^k - f(x^p)] \left[\frac{1}{n} - 1 \right] w^k \delta^k z^k \ln \left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i^p) \right]}{\sum_{i=1}^m w^i \delta^i z^i} \Big|_t \quad (9)$$

(6) 训练权系数

$$\frac{\partial E^p}{\partial w^k} = \frac{[f(x^p) - y^p] [b^k - f(x^p)] \left[\frac{1}{n} - 1 \right] \delta^k z^k}{\sum_{i=1}^m w^i \delta^i z^i} \Big|_t \quad (10)$$

然后有

$$w^k(t+1) = w^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial w^k} \quad (11)$$

3 实验结果与分析

本文采用 ORL 人脸库进行分类实验。ORL 人脸库由 40 人的脸部图像组成,每类人脸有 10 幅图像,每幅图像大小为 92×112 , 总共有 400 个人脸数据,取每类人脸的前 5 幅图像作为训练集,后 5 幅作为测试集。则整个训练集和测试集的数据个数均为 200。初始条件如下:PCA 提取的特征数为 60,在 PCA 基础上提取的 LDA 特征数为 30。输出隶属度函数的中心,输出隶属度函数的宽度,输入隶属度函数的中心,输入隶属度函数的宽度,补偿度以及权系数的初始值均取随机数。

在以上初始条件下,先用 PCA 和 LDA 对高维人脸图像进行降维处理^[11-12],得到 Fisherface。然后用学习参数调整后的补偿模糊神经网络(CFNN)对 Fisherface 进行训练分类,测试其识别率。

表 1 分别列出了 Fisherface + 最小距离分类器、Fisherface + FNN^[9]、Fisherface + CFNN 在 ORL 人脸库上不同类别数的识别率。可以看出在类别数较低的情况(如 10 类)下, Fisherface + 最小距离分类、Fisherface + FNN 和 Fisherface + CFNN 的识别率均达到 100%,随着类别数的增加,3 种方法的识别率均会降低。相对而言, Fisherface + CFNN 的识别率要略高于 Fisherface + FNN,明显高于 Fisherface + 最小距离分类器。

表 1 Fisherface + 最小距离分类、Fisherface + FNN、Fisherface + CFNN 在 ORL 上的实验结果

Table 1 Experiments results of Fisherface + MD, Fisherface + FNN and Fisherface + CFNN on the facial database of ORL

识别方法	类数	10	20	30	40
Fisherface + 最小距离分类	识别率/%	100	95	93.5	92.5
Fisherface + FNN	识别率/%	100	97	96	95.5
Fisherface + CFNN	识别率/%	100	98	97.5	96.5

图 2 显示了在其它初始条件不变的情况下,提取不同的 PCA 特征数, Fisherface + 最小距离分类器, Fisherface + CFNN 在 ORL 人脸库的识别率,可以看到随着提取的 PCA 特征数 m 的增加, Fisherface + 最小距离分类器和 Fisherface + CFNN

的识别率在不断提高,当 m 为 60 的时候,两种方法的识别率均达到最高,但随着 m 的进一步增加(如 70)的时候,识别率均会降低。总体上, Fisherface + CFNN 的识别率要明显高于 Fisherface + 最小距离分类器。

图 3 显示了 Fisherface + CFNN、Fisherface + FNN 在识别 ORL 人脸库全部 40 类人时,10 次实

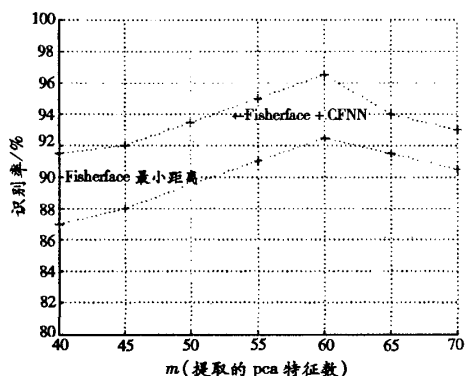


图 2 Fisherface + 最小距离分类器, Fisherface + CFNN 在 m 不同的情况下的人脸识别率

Fig. 2 The recognition ratio of Fisherface + MD and Fisherface + CFNN when m is different

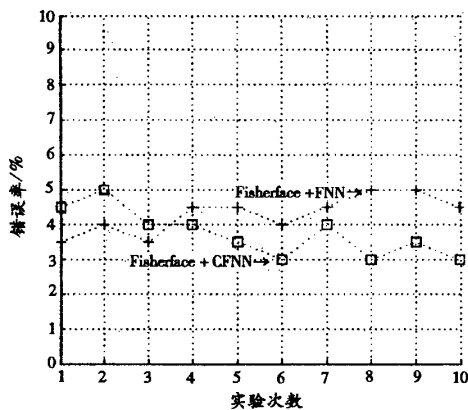


图 3 Fisherface + CFNN、Fisherface + FNN 在 ORL 人脸库 40 类人的 10 次实验结果

Fig. 3 The ten experiments results of Fisherface + FNN and Fisherface + CFNN on the facial database of ORL

验的识别结果,总体上看, Fisherface + CFNN 的识别错误率要略低于 Fisherface + FNN,这是因为 CFNN 利用补偿运算对最差与最好情形做出一个相对折衷的决策将消极输入和积极输入映射到补偿输出,使其识别错误率比 FNN 要低。

上述实验结果表明,在 Fisherface 特征抽取的

基础上,利用补偿模糊神经网络进行人脸识别,性能有了较大的提高,提高了识别率。

4 结论

本文在 Fisherface 基础上用补偿模糊神经网络对多类人脸进行识别,得出以下结论:

(1)利用 Fisherface 不但可以有效降低高维人脸的维数,而且可以引入了鉴别信息。

(2)为了使文献[10]提出的补偿模糊神经网络

能解决多类人脸识别问题,我们引入一个新的参数:权系数,并对补偿神经网络的输出函数及其相关的学习参数进行相应地调整。

(3)由于补偿模糊神经网络引进了补偿运算,识别率和学习算法的收敛速度都略优于后件为实数的模糊神经网络^[9]。但其学习算法采用类似于 BP 网络的学习算法,相应地运行时间比最小距离分类器要长,如何提高算法收敛速度需要本文进一步研究。

参考文献:

- [1] Intrator N. Face recognition using a hybrid supervised/unsupervised neural network[J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(1):67-76.
- [2] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1):71-86.
- [3] Jian - Huang Lai, Pong C Yuen. Face recognition using holistic Fourier invariant features[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(01):95-109.
- [4] 洪子泉,杨静宇.用于图象识别的图象代数特征抽取[J].自动化学报,1992,18(2):232-238.
- [5] 郭跃飞,杨静宇.求解广义最佳鉴别矢量集的一种迭代算法及人脸识别[J].计算机学报,2000,23(11):1189-1195.
- [6] 吴小俊,杨静宇,王士同,等. A new algorithm for solving optimal discriminant vectors[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2002, 17(3):324-330.
- [7] Ranganath S, Arun K. Face recognition using transform features and neural networks. Pattern Recognition[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(10):1615-1622.
- [8] Lee S Y, Ham Y K, Park R H. Recognition of human front faces using knowledge - based feature extraction and neuro - fuzzy algorithm[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(11):1863-1876.
- [9] 吴小俊,杨静宇,王士同,等.基于模糊神经网络的人脸识别方法研究[J].计算机工程与科学,2004,26(4):36-38.
- [10] Yan - Qing Zhang, Abraham Kandel. Compensatory Neurofuzzy Systems with Fast Learning Algorithms[J]. IEEE Transactions on neural networks, 1998, 9(1):83-105.
- [11] Turk M A Pentland A P. Face Recognition Using Eigenface[J]. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1991, 31:586-591.
- [12] Belhumeur P N, Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.

Face Recognition Based on Fisherface and Compensatory Neurofuzzy Systems

SHAO Jun, ZHU Jin - xin

(Department of Experiment Teaching, Yancheng Institute of Technology, Jiangsu Yancheng 224003, China)

Abstract: A study is made on face recognition which is based on Fisherface and Compensatory Neurofuzzy Systems. First, Fisherface is used to feature extract, which is formed into a feature space. Then, a Compensatory Neurofuzzy classifier which is proposed in literature, is designed in the feature space and improved to solve Multi - Class. Experiment results of the facial database of ORL indicate that the proposed method has good performance.

Keywords: PCA; LDA; fuzzy neural networks; compensatory neurofuzzy systems