

基于监督 Isomap 的步态识别方法*

张善文^{1,2}, 张传雷²

(1. 西京学院 工程技术系, 西安 710123; 2. Ryerson 大学 电子与计算机工程系, 加拿大 多伦多 M5B 2K3)

摘要: 由于步态图像的复杂性,使得很多维数约简方法不能有效地应用于步态识别中。等距特征映射(Isomap)是一种很好的非线性维数约简算法,但在实际应用中该算法没有利用样本的类别信息,并存在泛化能力差的问题。在该算法的基础上,提出了一种新的监督 Isomap 算法,并应用于步态识别中。该方法不但具有 Isomap 算法的特性,而且能对新样本进行低维映射。在真实的三个步态图像数据库上的实验结果表明,该方法对步态识别是有效而可行的。

关键词: 步态识别; 维数约简; Isomap 算法; 监督 Isomap 算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4338-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.087

Method of gait recognition based on supervised Isomap

ZHANG Shan-wen^{1,2}, ZHANG Chuan-lei²

(1. Dept. of Engineering & Technology, Xijing University, Xi'an 710123, China; 2. Dept. of Electrical & Computer Engineering, Ryerson University, Toronto M5B 2K3, Canada)

Abstract: Because of the complexity of the gait images, many dimension reduction methods can not effectively apply to gait recognition. Isomap is a promising nonlinear dimensionality reduction algorithm. However, in real-world application, Isomap does not use the label information of the observed data, and its generalization ability is weak. Based on Isomap, this paper proposed a novel supervised Isomap applied to gait recognition. The method could not only inherit the advantages of Isomap, but also reduce new samples to low-dimensionality. The experimental results on the three real-world gait databases show that the proposed method is effective and feasible for gait recognition.

Key words: gait recognition; dimensional reduction; Isomap; supervised Isomap

0 引言

基于步态的身份识别方法与指纹、掌纹、虹膜和人脸等生物识别相比具有显著的优势:a)该方法对图像分辨率要求不高;b)步态图像可以通过远距离的摄像机捕获,因此很多学者认为,与其他生物识别方法相比,步态是唯一不受距离影响的生物特征;c)步态具有非接触性、难以伪装、受环境影响小等特征,不要求人停下来被扫描或拍照,对于在机场和城市交通干道等区域研究移动对象尤其重要。而且,当一些生物识别技术识别不清时,步态识别方法仍然可用。

在智能监控系统的实际应用中,要获得清晰度较高的人脸或虹膜图像来实现非接触式的远距离身份识别是比较困难的,而步态信息此时仍是可感知的。因此,近年来步态识别得到了各国学术科研机构的高度重视和广泛研究,并在生命力学、人体运动学、心理物理学和物理医学等研究领域取得了一系列探索性的研究成果。

基于特征的方法是步态识别中最常见的方法,主要是利用步态的明显特征,如几何、纹理等。Yoo 等人^[1]根据解剖学的知识,提取人的头、脖颈、肩、胸、骨盆、膝盖和脚踝的位置,然后计算各个位置的运动学特征(相对于垂直方向的摆动角度)进行步态的分类识别。由于步态图像不同于指纹、掌纹和人脸图

像,它随时间和位置的变化较大,所以该方法的识别率不高。陈昌由^[2]提出了一种基于流形的半监督核学习算法并应用于步态识别中。该算法利用数据流形和半监督中流形的假设,把半监督流形学习的问题整合到核学习的框架上。但该算法的复杂度较高,而且核函数的选择没有依据,一般依赖于实际经验。Xu 等人^[3]提出了一种基于模糊 PCA 的步态识别方法,但该方法得到的识别特征不稳定。Sivapalan 等人^[4]在 2011 年提出了一种角度观察的步态识别方法,该方法对步态图像进行了较详细的分析,并利用欧氏距离进行识别。但是,由于步态图像是非线性数据,欧氏距离不能反映步态图像之间的内在关系。王斐等人^[5]提出了一种基于时-频分析的步态模式自动分类方案,该方案利用小波变换得到步态图像的分类特征,但由于小波变换反适用于线性结构数据,不能有效处理步态数据。贲焜焜等人^[6-9]对多种步态识别方法进行了分析,在此基础上提出了数个比较有效的步态识别方法。这些方法属于线性特征提取方法。因为步态图像与人脸图像一样是非线性数据^[10],所以利用这些方法不能得到步态图像的本质特征。

由于人的行走姿势受各种因素的影响,无论在相同还是不同的环境条件下人的行走姿势是不稳定的(图 1),使得目前已有的步态识别算法的识别准确度还不够高,远低于指纹和掌纹等第一代身份识别技术,不能达到识别系统的实际要求。流形

收稿日期: 2012-03-17; 修回日期: 2012-04-28 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60975005); 陕西省科技厅自然科学基金资助项目(2011JM8011)

作者简介: 张善文(1965-),男,陕西西安人,教授,博士,主要研究方向为模式识别与信息安全(wjdw716@163.com)。

学习方法作为一种新兴的非线性维数约简方法,能够探索事物的内在规律和本征结构,已经广泛应用于人脸和掌纹等生物特征识别中。

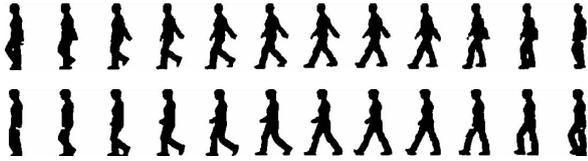


图1 一个人的步态图像序列

等距特征映射(Isomap)是一个经典的流形学习算法。本文利用测地距离揭示步态图像之间的本质关系,在 Isomap 算法的基础上,提出了一种监督 Isomap 步态识别方法,并进行了实验验证。

1 经典等距特征映射算法

Isomap^[11]是建立在多维尺度分析(multi-dimensional scaling, MDS)^[12]基础上的一种非线性维数约简方法。原始数据经过 MDS 方法的映射后,数据点之间的欧氏距离可以在低维空间近似地保存下来。但针对实际非线性数据,特别是流形分布的数据,点与点之间的欧氏距离不能完全反映数据点之间的实际位置关系。因此,在 Isomap 中引入了测地距离来衡量点与点之间的相互关系。当任意两点 X_i 与 X_j 是 K-最近邻时,其测地距离 $d_c(X_i, X_j)$ 为它们之间的欧氏距离 $d(X_i, X_j)$; 否则其测地距离应该是它们在流形上的最短路径距离。此处的测地距离可看做是构成点对点最短路径点之间的欧氏距离的累加。因此测地距离定义为

$$d_c(X_i, X_j) = \begin{cases} d(X_i, X_j) & \text{如果 } X_i, X_j \text{ 是最近邻点} \\ \min\{d_c(X_i, X_j), d_c(X_i, X_k) + d_c(X_k, X_j)\} & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

采用 MDS 对测地距离进行映射,保持映射前后的测地距离不变。Isomap 的算法主要步骤描述如下:

a) 利用 K-最近邻准则构建近邻图 G 。计算每个样本点与其他样本点之间的欧氏距离。如果点 X_i, X_j 互为 K-最近邻点,则连接这两点,记边长为 $d_x(X_i, X_j)$, 得到近邻图 G 。

b) 利用式(1)计算最短路径。如果两个点 X_i, X_j 有边连接,计算 $d_c(X_i, X_j) = \min\{d_c(X_i, X_j), d_c(X_i, X_k) + d_c(X_k, X_j)\}$; 否则 $d_c(X_i, X_j) = \infty$, 则最短路径矩阵 $D_c = \{d_c(X_i, X_j)\}$ 将包含近邻图 G 中任意两个点之间的最短路径距离。

c) 计算 d 维嵌入。将 MDS 算法应用到最短路径距离矩阵 D_c 中,构造保持内部流形全局几何特性的 d 维嵌入坐标 Y 。设 λ_p 是矩阵 $\tau(D_c)$ 的第 p 个特征值,其中 $\tau(D_c) = -\frac{1}{2}HSH$, H 是中心化矩阵, $S = \{S_{ij}\} = \{d_c^2(X_i, X_j)\}$ 。记 V_p^i 是第 p 个特征向量的第 i 个分量,则 d 维嵌入 Y_i 的第 p 个分量就是 $\sqrt{\lambda_p} V_p^i$, 即 $Y = [y_1, \dots, y_n] = [\sqrt{\lambda_1} v_1, \dots, \sqrt{\lambda_d} v_d]^T$ 为 X 的 d 维嵌入。

2 监督等距特征映射算法

Isomap 为实际数据提供了一种有效的可视化效果。但该算法存在泛化能力差和非监督性问题。为此,本文提出了一种新的监督 Isomap 算法。

假设 n 个图像样本点为 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, $X_i \in R^D$ ($i = 1, 2, \dots, n$), C_i 为样本点 X_i 的类别标签,记 $N(X_i)$ 为点 X_i 的 K-

最近邻点集合。监督 Isomap 算法的步骤描述如下:

a) 计算任意两点 X_i, X_j 之间的欧氏距离 $d(X_i, X_j)$ 。

b) 在步骤 a) 的基础上,利用 K-最近邻准则构建近邻图 G 。若数据点 X_i, X_j 互为 K-最近邻点,则连接这两点,得到近邻图 G 。

c) 若任意两点 X_i, X_j 连接,利用式(1)计算 X_i, X_j 之间的测地距离 $d_c(X_i, X_j)$; 否则令 $d_c(X_i, X_j) = +\infty$ 。

d) 引入样本的类别信息,由此定义任意两点最近邻点 X_i, X_j 之间新的测地距离 $d_c^*(X_i, X_j)$:

$$d_c^*(X_i, X_j) = d_c(X_i, X_j) + \alpha \times \Delta_{ij} \times \max_{1 < i, j < n} \{ \min\{d_c(X_i, X_j), d_c(X_j, X_i)\} \} \quad (2)$$

其中: α 为一常数, $\Delta_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{if } C_i = C_j \\ 1 & \text{if } C_i \neq C_j \end{cases}$ 。得测地距离矩阵 $D_c^* = \{d_c^*(X_i, X_j)\}$ 。

e) 构造算子矩阵 $\tau(D_c^*) = -\frac{1}{2}HS^*H$, 其中 $H = \{H_{ij}\}$, $H_{ij} =$

$$\begin{cases} 1 - 1/n & \text{if } i = j \\ -1/n & \text{if } i \neq j \end{cases}, S^* = \{S_{ij}^*\} = \{[d_c^*(X_i, X_j)]^2\}。$$

f) 计算 $\tau(D_c^*)$ 的 d 个最大特征值对应的特征向量, $d \ll D$ 。设 λ_p 是矩阵 $\tau(D_c^*)$ 的第 p 个特征值, V_p^i 是第 p 个特征向量的第 i 个分量(降序排列), 则 X_i 的 d 维嵌入 $Y_i = \sqrt{\lambda_p} V_p^i$, 得 X 的 d 维嵌入为 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 。

g) 计算新样本点集(即样本外点)的 d 维嵌入。设新的样本点集为 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$, 计算任一点 $Z_l \in Z$ 与所有 $X_i \in X$ 的测地距离 $d_c(Z_l, X_i)$ 。在实际中 $d_c(Z_l, X_i) = \min_{X_j \in X} \{d(Z_l, X_j) + d_c(X_j, X_i)\}$, 得到新的数据点 Z_l 的 d 维嵌入 Y_l 表示为

$$Y_l = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n d_c^2(X_i, X_j)) - d_c^2(Z_l, X_i)] (\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T)^{-1} Y_i \quad (3)$$

因为经典的 Isomap 非线性映射算法没有给出低维映射的解析式,故不容易计算新的样本点的低维嵌入。有学者采用一种非线性函数逼近方法,如神经网络,去学习这个非线性映射,然后再用所建立的模型预测新样本点的低维嵌入。由于涉及到学习过程中的参数设定等问题,使得这种逼近方法过于复杂。本文采用式(3)能够比较容易得到新样本点的低维嵌入,提高了经典 Isomap 算法的泛化能力。

3 基于监督 Isomap 的步态识别

步态识别主要针对人的运动图像序列进行分析处理,一般包括运动图像分割、特征提取与表示以及步态识别三个过程。下面给出基于监督 Isomap 的步态识别步骤。

a) 步态图像预处理。假设背景图像不变,利用均值法建立背景图像模型,通过当前图像与背景模型相减,来检测运动区域,然后对图像进行二值化和归一化处理。本文采用 128×64 的尺寸来处理二值化后的步态图像序列。如图 2 所示,使用一个矩形框框住步态轮廓,使得矩形的高与宽之比为 $128:64$, 矩形的高为步态轮廓的高度,矩形水平方向的中心为步态轮廓质心的水平坐标。将该矩形框截取出来,并按 $1:1$ 的缩放比例归一化为 128×64 大小。再利用 MATLAB 中的函数 `imresize` 函数将每个图像矩阵转换成一个向量,第 i 个步态图像转换成的向量记为 $X_i \in R^D$ ($i = 1, 2, \dots$), 其中 D 表示该向量的维数。



图2 步态图像的归一化

b) 计算步态图像周期。一个步态周期一般是指从足跟着地到同侧腿足跟再次着地所经历的时间。计算步态周期是步态识别中一项很重要的工作。当一个人行走时,其下半部分步态轮廓的最大宽度呈现出明显的周期变化。多帧步态图像对应的下半部分步态轮廓的最大宽度曲线基本就可以呈现出周期信息。通过对这些最大宽度进行自相关,得到自相关系数,再查找自相关曲线波峰,通过波峰的位置就可以计算出步态周期^[13]。利用简单的加权平均将一周期步态图像合成为一幅图像,由此可以大幅度减少步态数据量。

c) 为避免降维过程中算法的复杂性和可能的奇异矩阵问题,使用主成分分析(PCA)抛弃与零特征值对应的成分,将样本点投影到不丢失本征信息的 PCA 子空间,使矩阵 XX^T 为非奇异(X 为图像集)。

d) 将预处理后的步态图像数据集划分为训练集 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 和测试集 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$ 两部分。利用监督 Isomap 算法对 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 进行低维嵌入,得到 d 维嵌入 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 。

e) 根据式(3)求测试集 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$ 的 d 维嵌入,不妨记为 $\{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ 。

f) 步态类别判别。对于每个 T_j 计算 $\min_{1 \leq i \leq n} \|T_j - Y_i\|$,假设训练集的所有步态的类别已知,若 $\|T_j - Y_i\| = \min_{1 \leq i \leq n} \|T_j - Y_i\|$,则 T_j 对应的 Z_j 的类别与 Y_i 对应的 X_i 的类别相同。

本文利用中国科学院自动化研究所提供的三个数据集进行实验(<http://www.cbsr.ia.ac.cn>)。

a) 小规模步态数据库 CASIA Dataset A: 在室外的环境下使用一部摄像机采集了 20 个人的步态图像序列,每人从 12 个角度共采集 12 个步态图像序列,整个数据库总共有 240 个步态图像序列;b) 较大规模数据库 CASIA Dataset B: 这个步态数据库在室内环境下采集,充分考虑了视角、衣着和携带物等因素对步态识别算法带来的影响,共采集 124 个人的步态图像序列,其中男性女性分别为 93 和 31 个,每人从每个角度采集 10 个步态图像序列,共 13 640 个步态图像序列;c) CASIA Dataset C: 是在室外环境下,使用红外摄像机在夜间拍摄的红外步态数据库,其中每个人在正常、快走、慢走、带包四个状态下行走,采集了 153 个人各 10 个步态图像序列,共 1 530 个步态图像序列。

利用本文提出的识别算法在三个数据集上分别进行步态识别实验。在实验过程中,在三个不同的数据集中分别选择 10 人每人 30 幅共 300 幅步态图像,进行零均值化处理,得到新的图像集。在实验中,采用监督 Isomap 算法提取步态图像的 d 维特征向量,然后由式(3)计算待测步态图像的 d 维特征向量。计算 d 维待测图像与其他 d 维图像的欧式距离,由此判别待测图像类别。本文提出的算法中的三个参数的选取目前还没有更好的理论指导,因此暂由实验结果的最优值来确定。现选取最近邻数 $K = 10$,参数 $\alpha = 0.45$,并采用留一交叉验证法来获得步态识别率的无偏估计。图 3 为 Isomap 和监督 Isomap 在数据库 CASIA Dataset A 上步态图像的可视化图。由此可以看出本文提出的方法具有较高的聚集性,适合于图像分

类(图中每个点代表一个步态图像,坐标值没有物理意义,只能说明所有图像经过维数压缩到 2 维空间的聚类程度,以此说明维数约简算法的有效性)。作为比较,图 4 给出了本文提出的算法和两种常用算法 LPP^[14] 和 LSDA^[15] 在 Dataset A 数据库上在不同约简维数下的识别结果。

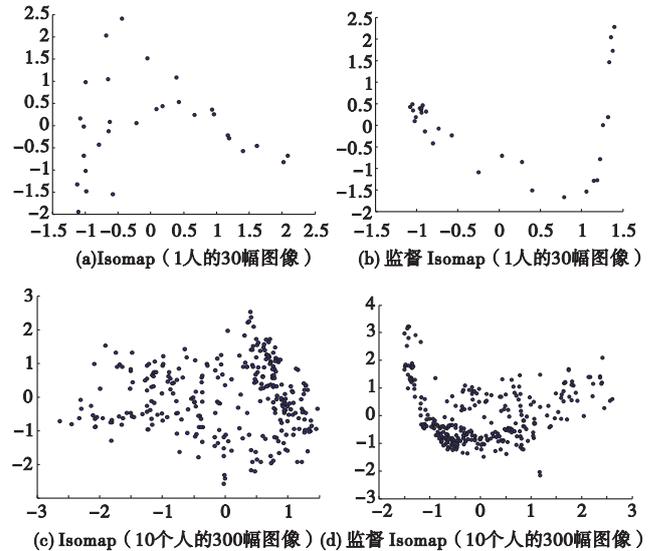


图3 在CASIA Dataset A上步态图像的可视化

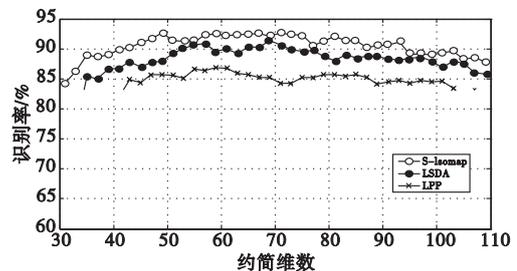


图4 在CASIA Dataset A上步态识别率

每次实验重复 50 次,为了说明本文提出算法的有效性,表 1 给出了同等条件下,各种算法在三个数据集上的平均识别结果。其中 baseline 为不进行维数约简而直接利用分类器在 $128 \times 64 = 8 232$ 维向量空间进行识别。

表 1 在三个数据库上的步态平均正确识别率 /%

方法	CASIA Dataset A	CASIA Dataset B	CASIA Dataset C
baseline	58.46	63.53	66.95
LPP ^[14]	85.38	83.62	83.83
LSDA ^[15]	89.31	85.67	85.25
Isomap ^[11]	73.55	69.37	72.50
时-频分析 ^[5]	89.72	83.28	82.36
Trace 变换 ^[7]	90.32	85.31	84.05
监督 Isomap	91.85	91.27	90.79

由图 3、4 和表 1 可知,本文提出的算法是有效的。

通过实验可以看出,监督 Isomap 的识别率最高;Isomap 是无监督的流形学习算法,而本文提出的监督 Isomap 是一种监督学习算法,因此监督 Isomap 的效果更好。在三个不同数据集上的实验结果表明,邻域数 k 的选择对识别率影响很大。为了保证处于流形中的近邻点满足局部线性的关系,当样本稀疏采样时, k 应该设置得更小;而对于稠密取样的数据点, k 就应该设置较大,其目的就是使其足以保持数据点之间的几何拓扑关系。

与 LPP 相比较,监督 Isomap 的复杂度较高,识别所用时间较长,而且本算法涉及到的两个参数还没有更好的方法进行确定,所以之后还有很多工作要做。

4 结束语

步态识别是生物特征识别技术中的一个新兴领域,它旨在根据个体的行走方式识别身份,具有重要的现实意义。本文在 Isomap 的基础上,提出了一种监督 Isomap 算法。该方法引入了样本的类别信息,提高了分类能力,并且提高了原 Isomap 算法的泛化能力。将该方法应用于步态识别中,实验结果表明该算法是有效可行的。但由于步态特征不像指纹和掌纹那样稳定不变,易受行走速度、衣着、携带品、遮挡、行走路面等情况影响,所以本文提出算法的识别性能还有待提高,主要包括提高步态识别算法的鲁棒性以及研究多模态的步态识别方法。

参考文献:

- [1] YOO J-H, NIXON M S, HARRIS C J. Extracting human gait signatures by body segment properties [C]//Proc of the 5th IEEE South-west Symposium on Image Analysis and Interpretation. Washington DC:IEEE Computer Society, 2002:35-39.
- [2] 陈昌由. 流形学习理论和算法及其在生物认证中的应用 [D]. 上海:复旦大学,2010.
- [3] XU Su-li, ZHANG Qian-jin. Gait recognition using fuzzy principal component analysis [C]//Proc of the 2nd International Conference on e-Business and Information System Security. Piscataway, NJ: IEEE Press,2010:1-4.
- [4] SIVAPALAN S, CHEN D, DENMAN S. 3D ellipsoid fitting for multi-view gait recognition [C]//Proc of the 8th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance. Piscataway, NJ: IEEE Press,2011:355-360.

- [5] 王斐, 闻时光, 张育中, 等. 基于时-频分析的步态模式自动分类 [J]. 北京科技大学学报, 2012, 34(1):32-36.
- [6] 贲晓辉, 徐森, 王科俊. 行人步态的特征表达及识别综述 [J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(1):71-81.
- [7] 贲晓辉, 徐森, 王科俊. 基于 Trace 变换的步态识别算法 [J]. 吉林大学学报:工学版, 2012, 42(1):156-160.
- [8] 贲晓辉, 王科俊, 马慧. 视频下的正面人体身份自动识别 [J]. 智能系统学报, 2012, 7(1):69-74.
- [9] 贲晓辉, 安实, 王健, 等. 基于线性插值的张量步态识别算法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1):355-358.
- [10] ZHANG Chang-shui, WANG Jun, ZHAO Nan-yuan, et al. Reconstruction and analysis of multi-pose face images based on nonlinear dimensionality reduction [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(2):325-336.
- [11] TENENBAUM J B, De SILVA V, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290(5500):2319-2323.
- [12] COX T F, COX M A A. Multidimensional scaling [M]. London: Chapman & Hall, 1994.
- [13] BEN Xian-ye, MENG Wei-xiao, YAN Rui. Dual-ellipse fitting approach for robust gait periodicity detection [J]. Neurocomputing, 2012, 79(1):173-178.
- [14] ZHAO Hai-tao, SUN Shao-yuan. Optimal locality preserving projection [C]//Proc of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. 2010:1861-1864.
- [15] CAI Deng, HE Xiao-fei, ZHOU Kun, et al. Locality sensitive discriminant analysis [C]//Proc of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2007:708-713.

(上接第 4337 页)

表 3 增量学习新类别时的测试识别率/%

测试集	初始	学习 1	学习 2	学习 3	学习 4	学习 5
初始	96.6	96.6	96.6	96.6	96.6	96
A	-	100	100	100	100	100
B	-	-	100	100	100	100
C	-	-	-	60	60	60
D	-	-	-	-	100	100
E	-	-	-	-	-	40

由于整个分类器由相互独立的子网络构成,使得分类器的结构比较灵活。各子网络的识别率只与该子网络的训练样本以及训练效果有关。当新样本规模较大时,只需向集成网络中添加或者重新训练相应的子网络,就能在保持良好泛化能力的同时快速达到增量学习的目的,从而避免了对整个分类器的重新训练。

5 结束语

本文在对人脸图像进行小波分解与 PCA 特征提取的基础上,使用集成 BP 网络实现对面脸图像的识别,克服了单一 BP 网络规模大、训练时间长、容易陷入局部极小的缺点。当有新的样本需要学习时,向集成网络中添加新的子网络获取未知类型的样本知识,或者通过重新训练相应的子网络来实现对错误识别的新样本的学习。文中集成网络的增量学习时子网络的训练用到了所有样本的特征信息,用时间保证了较优的识别率。这为下一步的研究提供了方向,即在训练集庞大的情况

下,如何选取部分训练样本集使得集成网络的增量学习保持良好的效果。

参考文献:

- [1] 马怡然, 张凤玲. 基于 DCT 的 PCA 及神经网络的人脸识别研究 [J]. 郑州大学学报:理学版, 2007, 39(3):76-79.
- [2] 韩力群. 神经网络教程 [M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2006:74-75.
- [3] 李军梅, 胡以华, 陶小红. 基于主成分分析与 BP 神经网络的识别方法研究 [J]. 红外与激光工程, 2005, 34(6):719-723.
- [4] 刘建军, 胡卫东, 郁文贤. 基于前馈神经网络的增量学习研究 [J]. 计算机与现代化, 2009(7):1-4.
- [5] FU Li-min, HSU H-H, PRINCIPE J C. Incremental backpropagation learning networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1996, 7(3):757-761.
- [6] ZHANG Jie, MORRIS A J. A sequential learning approach for single hidden layer neural networks [J]. Neural Networks, 1998, 11(1):65-80.
- [7] 周静, 程兴国, 肖南峰. CPN 网络模拟仿人机器人学习推理能力的应用 [J]. 重庆理工大学学报:自然科学版, 2011, 25(6):73-78.
- [8] POLIKAR R, UPDA L, UPDA S, et al. Learn ++: an incremental learning algorithm for supervised neural networks [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2001, 31(4):497-508.
- [9] FREUND Y, SCHAPIRE R. A decision-theoretic generalization of on-line learning and application to boosting [J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1):119-139.

4 实验与分析

实验在 Intel T6570 2.1 GHz、2.00 GB 内存、Windows 7 的环境下,使用 MATLAB 2011a 编程进行。实验使用剑桥大学 AT&T 实验室创建的 ORL 人脸数据库。该人脸数据库由 112 × 92 的 256 级灰度图像组成,库中包含 40 个人的 400 张面部图像,其中每人 10 幅图像。所有的图片都是以暗色作为背景,人脸姿态各异,表情、位置、角度、尺度都有所不同,深度旋转和平旋转可达 20°,脸的尺度也有多达 10% 的变化。

适当的小波分解层数和 PCA 贡献值,既可节省训练时间又可提高识别率。实验中使用两层小波分解后的低频图像 (28 × 23 维) 进行贡献值为 0.85 的 PCA 特征提取。训练前,对输入数据按式 (8) 进行归一化处理,将其限制在 [-1, 1] 范围内。

$$x_{new}^i = 2 \frac{x^i - x_{min}^i}{x_{max}^i - x_{min}^i} - 1 \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (8)$$

其中: l 为提取的特征矢量的维数; x_{min}^i 、 x_{max}^i 分别为所有训练样本数据矢量的第 i 分量 x^i 的最小值和最大值。

4.1 人脸识别的仿真与分析

实验中,将 ORL 数据库中每人的第 1、3、5、7、9 幅,共 200 幅人脸图像组成训练集。将训练集外的 200 幅样本图像作为测试集。为检验出集成网络的识别效果,实验对 ORL 人脸库各采用 PCA + 单一 BP 网、WT (小波变换) + PCA + 单一 BP 网、PCA + 单一 BP 网、WT + PCA + 集成 BP 网四种方法进行实验,重复多次,最后取平均识别率和平均用时,结果如表 1 所示。

表 1 不同识别方法的识别率比较

编号	识别方法	识别率/%	平均用时/s
1	PCA + 单一 BP 网	66.2	117.94
2	WT + PCA + 单一 BP 网	67.29	70.79
3	PCA + 集成 BP 网	91.7	35.44
4	WT + PCA + 集成 BP 网	93.3	30.78

从表中看出,同样的特征提取方法,集成 BP 网与单一 BP 网相比,识别时间大大缩短,识别率也得到大幅度提升;同样的分类器 (单一 BP 网或集成 BP 网) 下,基于 WT 的 PCA 特征提取比单独的 PCA 特征提取所用时间稍短,识别率也稍有提高。从图 4 与 5 的对比中,能够更加直观地看出,单一 BP 网在迭代到 20 次左右时 MSE 的下降变得十分缓慢,导致网络的训练不能达到要求的精度。而集成网络中各子网络的结构相对简单,能够快速收敛,达到目标精度。本文的人脸识别方法与前三种方法相比,取得了非常好的效果:较高的识别率,在四种方法中识别率最高;识别时间更短,比 PCA + 单一 BP 网方法所用时间减少将近三倍。另外,在本实验中,集成 BP 网中各子网络的训练串行进行的,即在上一个子网络训练完成后才进行下一个子网络的训练。若集成网络运行在并行机之上,可使各子网络的训练并行进行,网络的训练时间将会进一步缩短。由此可以看出,本文的人脸识别方法是一种有效的识别方法。

4.2 增量学习的仿真与分析

实验中用 ORL 数据库中前 35 人的第 1、3、5、7、9 幅人脸图像样本对集成网络进行训练,得到一个能够识别 35 类模式的基础分类器。这 35 人的第 2、4、6、8、10 幅人脸图像作为测试集,余下 5 人的数据作为增量学习中新类别的样本用于学习

与测试。在已训练好的集成网络的基础上,对新样本进行增量学习。根据新样本的所属类别,分两种情况进行实验,即新样本属于已知类别和新样本属于未知类别。

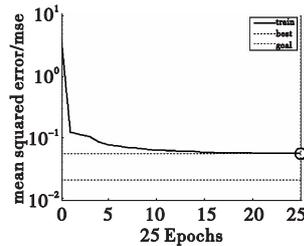


图 4 方法 2 训练时的 MSE

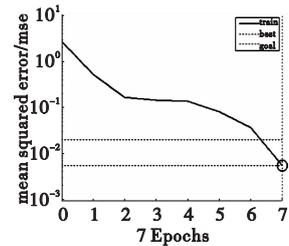


图 5 方法 4 中子网络训练时的 MSE

为了测试新样本为已知类别时的增量学习效果,实验中直接对基本网络测试集中不能正确识别的样本逐个进行学习。通过对比增量学习前后测试集的识别率来检验增量学习的效果。如表 2 所示,初始集成网络的识别率为 94.86%,通过逐步对错误识别的样本进行增量学习,识别率逐渐提升到 100%。由此说明了在增量学习的过程中,集成网络学习新样本知识的同时,能够维持固有知识。另外,集成网络的人脸识别率较高,当新样本为已知类别时,分类器能正确识别新样本的几率很高,因此对已知类别的新样本进行增量学习的可能性较小,避免了集成网络频繁地增量学习。增量学习过程中识别率的变化。如图 6 所示。

表 2 新样本为已知类别时的增量学习测试

分类器状态	识别率/%	识别错误的样本编号
初始	94.9	1, 2, 79, 121, 137, 139, 164, 171, 173
学习样本 1	96	79, 121, 137, 139, 164, 171, 173
学习样本 79	96.6	121, 137, 139, 164, 171, 173
学习样本 121	97.1	137, 139, 164, 171, 173
学习样本 137	98.3	164, 171, 173
学习样本 164	98.9	171, 173
学习样本 171	100	无

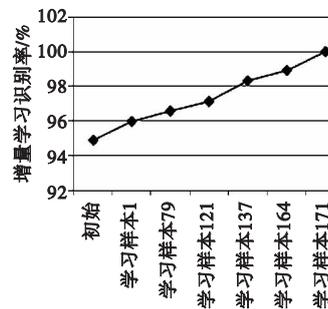


图 6 增量学习过程中识别率的变化

对于新样本为未知类别的情况,有两个方面需要测试,即增量学习的效果以及增量学习是否影响固有的知识。因此,设计了如下实验:在已学习过 35 类人的集成网络上,每次增量学习一个新人物的编号为奇数的五张人脸图片,余下的五张图像作为其测试集,记录测试的识别率,保存增量学习后的集成网络系统,然后再继续下一个新人物的增量学习。共学习 5 个新的人物,编号分别为 1、2、3、4、5。同时,为了检验集成网络是否保持原有的知识,对所有已学习的人物测试集进行识别,5 个人物的测试集分别编号为 A、B、C、D、E。

从表 3 中的结果可知,随着新知识的逐渐增加,增量学习后的分类器对原测试集仍有较高的识别率,新的子网络的增加并不影响集成网络中原有的子网络。 (下转第 4341 页)