

一种有监督的稀疏保持近邻嵌入算法

郑 豪^{1,2}, 金 忠¹

(1. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094; 2. 南京晓庄学院数学与信息技术学院, 南京 211171)

摘 要: 为充分利用样本的类别信息, 提出一种有监督的稀疏保持近邻嵌入算法(SSNPE)。该算法结合稀疏表示和保持近邻的思想, 根据先验类标签信息保持局部邻域的固有几何关系。采用最小近邻分类器估算识别率, 测试结果表明, 在姿态、光照和表情变化的情况下, SSNPE 都具有较高的识别率。

关键词: 人脸识别; 稀疏表示; 保持近邻嵌入; 有监督; 稀疏重构权值

Supervised Sparse Neighborhood Preserving Embedding Algorithm

ZHENG Hao^{1,2}, JIN Zhong¹

(1. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. School of Mathematics and Information Technology, Nanjing Xiaozhuang University, Nanjing 211171, China)

【Abstract】 In order to make full use of the classification information of samples, an Supervised Sparsity Neighborhood Preserving Embedding (SSNPE) algorithm is proposed. It combines the ideas of Sparse representation and NPE, so it can hold the strong discriminating power while preserving the intrinsic geometry relations of the local neighborhoods according to prior class-label information. Nearest neighborhood algorithm is used to construct classifiers, the proposed method is tested and evaluated in the Yale face database and AR face database. Experimental results show that SSNPE has good performance even if pose, illumination, face expression change.

【Key words】 face recognition; sparse representation; Neighborhood Preserving Embedding(NPE); supervised; sparse reconstruction weight

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.16.053

1 概述

在线性降维方法中, 主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[1]、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[2]是最流行的一种方法, 它在一些实际应用中比较简单和有效, 但是 PCA 等传统线性方法具有难以保持原始数据非线性流行的特点。在非线性方法中, Isomap、局部线性嵌入算法(Locally Linear Embedding, LLE)^[3]、Laplacian Eigenmaps^[4]等具有代表性, 但它们又具有非线性方法难以获得新样本点低维投影等缺点。

克服非线性方法缺点的一个有效方法是用线性逼近非线性降维方法。例如保持近邻嵌入算法(Neighborhood Preserving Embedding, NPE)就是 LLE 的线性逼近。文献[5]提出了用于人脸识别的保持近邻嵌入算法, 提取的是样本的局部结构特征, 但该方法属于无监督算法。文献[6]通过利用先验类信息构造新的权值矩阵的方法(DNPE)对其进行了改进, 取得了较好的效果, 然而, 其计算过程繁琐, 且仅考虑了缩小类内样本间的距离。另外, 人脸图像受光照等非理想条件的影响较大, 当光照、姿态、表情导致人脸图像的类内差异超过图像的类间差异时, 一些人脸图像就会偏离它的类中心, 而靠向其他类, 从而导致识别错误。文献[7]通过在子空间分析方法中融入线性鉴别思想, 从而获得较好的鉴别特征向量, 但识别率并没有很大的提高。

现有实验证明, 稀疏表示在人脸识别的应用, 特别是对于人脸图像的光照、姿态、表情等有较大变化的情况下识别率有很大的提高。为此, 本文提出一种有监督的稀疏保持近邻嵌入算法(SSNPE), 该算法结合了稀疏和保持近邻嵌入

的思想, 具有很较强的全局判别力, 因为采用了稀疏表示的过程, 所以还具有局部保持的特性。

2 保持近邻嵌入算法

设 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是由 D 维向量组成的数据集矩阵, 寻找一个投影变换矩阵 A , 将这些数据映射到一个相对低维的特征空间 $R^d(d \ll D)$ 中。数据集在 R^d 中表示为矩阵 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$, 且 $Y=AX$ 。

保持邻域嵌入算法可分为以下步骤:

(1) 构建近邻图 G

NPE 是 LLE 的线性近似, 因此, 用与 LLE 类似的方法构建数据集上的近邻图。假定每个局部近邻都是线性的, 因此, 可以通过线性组合系数矩阵 W 描述这些平面局部几何特征。近邻图有 N 个节点构成, 第 i 个节点对应于向量 x_i 。如果向量 x_j 属于向量 x_i 的 k 近邻, 则连接两点, 如此构成近邻图 G 。

(2) 计算重建权重

按近邻图 G , 训练样本集里的每一点都可通过它的 k 近邻点的线性组合进行重建。向量 w_j 可以通过如下重建代价函数计算:

$$\min_i \sum_{j=1}^K \|x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_j\|^2 \quad \text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^K w_{ij} = 1 \quad (1)$$

其中, K 是 x_i 的近邻点的个数; x_j 是 x_i 的第 j 个近邻。

基金项目: 江苏省高校自然科学基金资助项目(09KJD520011)

作者简介: 郑 豪(1976—), 男, 讲师、博士研究生, 主研方向: 模式识别, 图像处理; 金 忠, 教授、博士生导师

收稿日期: 2011-02-21 **E-mail:** zhh710@163.com

(3)求变换矩阵

NPE 算法认为如果 w_{ij} 能在 D 维空间里重建数据点 x_i , 则它也可以重建该点在 D 维空间中对应的点。因此, 线性变换 A 可以通过求解如下最小化问题获得:

$$\Phi(y) = \sum_{i=1}^N (y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_j)^2 = Y^T (I - W)^T (I - W) Y = A^T X M X^T A$$

$$\text{s.t. } A^T X X^T A = 1 \quad (2)$$

其中,

$$M = (I - W)^T (I - W) \quad (3)$$

最小目标函数的变换向量求解可以转换为求解下面广义特征向量的最小特征值问题:

$$X M X^T a = \lambda X X^T a \quad (4)$$

其中, a 是变换矩阵的基向量。显然, $X M X^T$ 和 $X X^T$ 都是对称和半正定的。 d 个最小的非零特征值所对应的特征向量 $a_1, a_2, \dots, a_d$ 构成变换矩阵 $A = (a_1, a_2, \dots, a_d)$ 。

3 基于监督的稀疏保持近邻嵌入

虽然 NPE 算法保持局部特性, 但是没有加入类判别标志。为了进一步提高 NPE 的识别性能, 本文提出一种有监督的稀疏保持近邻嵌入算法(SSNPE)。在这种算法中, 由于加入了稀疏表示的思想, 因此首先要求出稀疏重构权值。

3.1 稀疏重构权值

给定一组训练样本向量 $\{x_i\}$, 其中, $x_i \in R_m$ 。设定 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in R_{m \times n}$, 每一列是一个训练样本。笔者期望用最少的样本重构每一个样本 x_i 。因此, 要通过下列被修改的 L_1 最小问题来寻找一个稀疏重构权值向量 S_i 来表示 x_i [8-9]。

$$\min \|S_i\|_1$$

$$\text{s.t. } x_i = X S_i, \sum_{i=1}^n S_i = 1 \quad (5)$$

其中, $S_i = [S_{i1}, S_{i2}, L, S_{ij-1}, 0, S_{ij+1}, S_{ij+2}, L, S_{in}]^T$ 是一个 n 维的向量, 它的第 S_{ij} 元素为 0 (意味着不包含 x_i)。在计算出每个 x_i 的权值向量 S_i 后, 能够定义稀疏重构权值矩阵

$S = [S_1, S_2, L, S_n]$, S_i 是式(5)最优解。

推广之, 如果 x_i 属于 j 类, x_n^j 表示为 x_i 样本属于的第 j 类的第 n 个样本, 那么当 $X = [x_1^j, x_2^j, \dots, 0, \dots, x_n^j]$ (0 表示不包含 x_i) 由式(5)可计算出 x_i 的最优类内稀疏重构权值向量 SS_i ; 当 $X = [x_1^1, x_2^1, \dots, x_{j-1}^1, x_{j+1}^1, \dots, x_n^1, 0, 0, \dots, 0, x_{j+1}^j, x_{j+2}^j, \dots]$ (0 表示不包含 x_i 所在的 j 类), 由式(5)可计算出 x_i 的最优类间稀疏重构权值向量 SD_i 。进而可以得到类内稀疏重构权值矩阵 SS 和类间稀疏重构权值矩阵 SD 。

3.2 有监督的稀疏保持近邻嵌入算法

为尽可能减少类内样本间的距离和增大类间样本间的距离, 从而改善识别性能, 本文借鉴了线性鉴别分析的思想, 目标函数定义如下:

$$\min \frac{\sum_i (y_i - Y S S_i)^2}{\sum_i (y_i - Y S D_i)^2} \quad (6)$$

其中, SS_i 是第 i 个样本的最优类内稀疏重构权值向量; SD_i 是第 i 个样本的最优类间稀疏重构权值向量。目标函数包含分子和分母两部分, 分子约束类内样本的投影, 分母约束类间样本的投影, 尽可能减小类内样本间的距离和增大类间样本间的距离, 因此, 改进后的算法考虑了样本的类别信息, 将更有利于识别性能的改善。

对目标函数进行变形:

$$\min \frac{\sum_i (a^T x_i - a^T X S S_i)^2}{\sum_i (a^T x_i - a^T X S D_i)^2} =$$

$$\min \frac{a^T (\sum_i (x_i - X S S_i)(x_i - X S S_i)^T) a}{a^T (\sum_i (x_i - X S D_i)(x_i - X S D_i)^T) a} =$$

$$\min \frac{a^T X (I - S S^T) (I - S S^T) X^T a}{a^T X (I - S D^T) (I - S D^T) X^T a} =$$

$$\min \frac{a^T X M_{SS} X^T a}{a^T X M_{SD} X^T a} \quad (7)$$

其中, $M_{SS} = I - S S^T - S S^T S S^T$; $M_{SD} = I - S D^T - S D^T S D^T$ 。

求解式(7)中的最优投影向量 a 可以求解如下的广义本征值问题而得到:

$$X M_{SS} X^T a = \lambda X M_{SD} X^T a \quad (8)$$

式(8)的 d 个最小的非零特征值所对应的特征向量构成投影矩阵^[10] $A = [a_1, a_2, \dots, a_d]$ 。

4 实验结果与分析

4.1 Yale 人脸数据库实验

Yale 人脸数据库包含 15 人的 165 张人脸图像。每人有 11 张图像, 每张图像的表情和光照条件是: 中央光照, 眼镜/无眼镜, 高兴, 常态, 左侧光照, 右侧光照, 悲伤, 睡眠, 惊讶和眨眼。每张图像数字化为 32×32 的像素矩阵, 其灰度值变化范围为 $0 \sim 255$ 。Yale 人脸数据库中不同条件下的部分人脸图像样本如图 1 所示。训练样本 5 个, 随机选取训练集和测试集, 重复 10 次。不同情况下人脸识别的实验结果如图 2 所示。



图1 Yale 人脸库图像示例

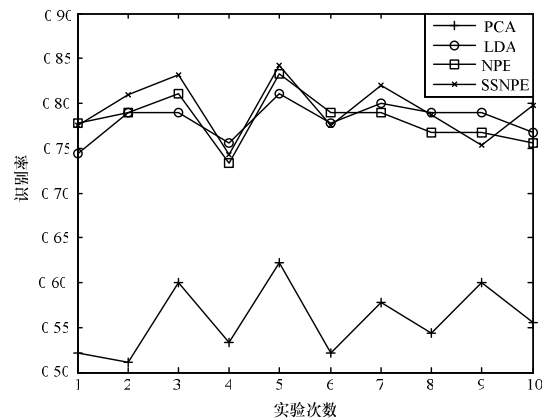


图2 在 Yale 数据库上的识别率比较

表 1 列举了识别率均值与标准差的对比。Yale 人脸数据库含有明显的光照和人脸表情的变化, 由结果可知 SSNPE 算法优于其他的特征提取技术。因此, 本文提出的算法具有较强的健壮性。

表1 在 Yale 数据库上的识别率与标准差对比 (%)

算法	识别率与标准差对比
PCA	55.89±3.89
LDA	77.11±2.03
NPE	78.11±2.82
SSNPE	79.33±3.28

4.2 AR 人脸数据库实验

AR 人脸数据库^[11]包括 126 人(男 70 人, 女 56 人)的共 4 000 张正脸图像, 包括表情、光照、姿态、饰物遮盖等的变化。其中 120 人(男 65 人, 女 55 人)的图像分两阶段(间隔两周)采集, 各阶段每人采集 13 张图片。在本文实验中, 采用的是 AR 数据库的子集, 包括 100 个人(男 50 人, 女 50 人)的 1 400 张图片, 每个人有 14 张图片。为简化实验过程, 对每一张图片手工裁剪并标准化为 50×40。裁剪后的部分图像如图 3 所示。



图 3 AR 人脸库图像示例

实验选取前 7 张做训练, 后 7 张做测试, 共 1 400 张图片, 并和 PCA、LDA 和 NPE 进行比较, 其中, LDA、NPE 和 SSNPE 都是先用 PCA 方法进行降维 90%。实验结果如图 4 所示。可以看出, 与其他算法相比, SSNPE 在识别率上有较大提高。

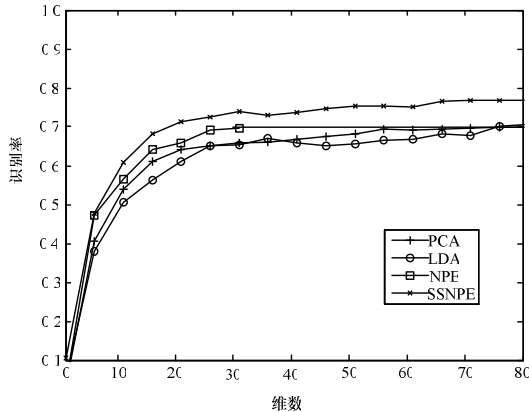


图 4 在 AR 数据库上的识别率比较

(上接第 148 页)

度 NC 与文献[5]比较数据如表 1 所示。由此可知, 除缩放攻击的鲁棒性略低于文献[5]外, 本文算法的鲁棒性均高于文献[5]的算法。这说明本文算法亦具有较高的鲁棒性。从算法的不可见性和鲁棒性两方面的实验数据表明, 本文方案总体上优于传统的基于矩阵 SVD 分解的水印方案。

表 1 各种攻击下的水印检测结果

攻击类型	NC 检测结果	
	本文算法	文献[5]算法
中值滤波(滤波窗口 3×3)	0.985 4	0.932 1
高斯噪声(均值 0、方差 0.001)	0.992 2	0.968 3
高斯噪声(均值 0、方差 0.005)	0.752 0	0.685 3
椒盐噪声(密度 0.001)	0.999 0	0.997 6
椒盐噪声(密度 0.005)	0.952 1	0.884 0
缩放 60%	0.918 0	1.000 0
缩放 40%	0.714 8	0.986 6
左下裁剪 25%	0.864 3	0.847 7
左裁剪 50%	0.785 2	0.724 4
JPEG 压缩 80%	1.000 0	1.000 0
JPEG 压缩 50%	1.000 0	1.000 0
JPEG 压缩 40%	1.000 0	0.997 5
JPEG 压缩 30%	0.995 1	-

6 结束语

本文以矩阵的 Schur 分解理论为基础, 并结合 Contourlet 变换的特点, 提出一种新的基于矩阵分解的盲水印方案。其

5 结束语

本文提出一种有监督的稀疏保持近邻嵌入算法(SSNPE), 并将其用于人脸识别。该方法在传统 NPE 算法的基础上进行了改进, 结合了样本的稀疏表示, 考虑了样本的类别信息, 使得同类样本保持固有的局部邻域关系, 不同类样本彼此远离, 从而可以获得最有鉴别力的特征向量。但本文算法计算过程中, 在训练样本较多的情况下特征提取时间较长, 这是下一步的研究方向。

参考文献

[1] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for Recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.

[2] 范 燕. 对称 LDA 及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(1): 201-202, 205.

[3] Roweis S, Saul L. Nonlinear Dimensionality Reduction by Locally Linear Embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.

[4] Belkin M, Niyogi P. Laplacian Eigenmaps for Ddimensionality Reduction and Data Representation[J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373-1396.

[5] He Xiaofei, Cai Deng, Yan Shuicheng, et al. Neighborhood Preserving Embedding[C]//Proc. of ICCV'05. Beijing, China: [s. n.], 2005.

[6] 王国强, 欧宗瑛, 刘典婷, 等. 基于保持近邻判别嵌入的人脸识别[J]. 大连理工大学, 2008, 48(3): 378-382.

[7] 刘 敏, 李晓东. 一种新的有监督保局投影人脸识别算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(5): 1416-1418.

[8] Baraniuk R. A Lecture on Compressive Sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.

[9] Donoho D. Compressed Sensing[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[10] Cai Deng, He Xxiaofei, Han Jiawei. Spectral Regression for Dimensionality Reduction[R]. Urbana, Illinois, USA: University of Illinois at Urbana-Champaign, Tech. Rep.: UIUCDCS-R-2007-2856, 2007.

[11] Martinez A M, Benavente R. The AR Face Database[EB/OL]. [1998-12-30]. http://rvll.ecn.purdue.edu/~aleix/aleix_face_DB.html.

编辑 金胡考

主要特点包括: (1)利用 Contourlet 变换的优良特性确定嵌入位置, 并兼顾水印系统的不可见性和鲁棒性。(2)所利用的矩阵 Schur 分解算法具有计算量小、运算速度快、易实现等优点。此外, 根据矩阵扰动理论, Schur 分解后得到的对角矩阵具有相对稳定性, 从理论上说明水印方案具有鲁棒性。

参考文献

[1] 朱香卫, 肖 亮, 吴慧中. 基于 Contourlet 变换的乘性水印及盲检测算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(5): 150-152.

[2] 刘瑞祯, 谭铁牛. 基于奇异值分解的数字水印方法[J]. 电子学报, 2001, 29(2): 168-171.

[3] 李旭东, 张振跃. 利用矩阵范数实现的公开水印技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(8): 1857-1861.

[4] Gregorio R, Oliveira P R. Proximal Point Algorithm with Schur Decomposition on the Cone of Symmetric Semi Definite Positive Matrices[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2009, 355(2): 469-478.

[5] Zhu Shaomin, Liu Jianming. A Novel Blind Watermarking Scheme in Contourlet Domain Based on Singular Value Decomposition[C]//Proc. of International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Moscow, Russia: IEEE Press, 2009.

编辑 陆燕菲

