

稀疏保留判决分析在人脸表情识别中的应用

黄 勇

(柳州铁道职业技术学院电子工程系, 广西 柳州 545007)

摘 要: 提出一种基于稀疏保留判决分析的人脸表情识别方法——SPDA 方法。引入稀疏描述理论结合半监督判决分析 SDA, 通过稀疏重构处理, 可获得图像的局部结构信息。由于稀疏描述本身具有的判决性, SPDA 只需少量的样本就能获得较好的效果。CED-WYU 和 JAFFE 的 2 个表情数据库的识别结果表明, 该方法能有效提高识别率。

关键词: 数据降维; 线性判决分析; 半监督判决分析; 稀疏保留判决分析; 人脸表情识别

Application of Sparse Preserving Discriminant Analysis in Facial Expression Recognition

HUANG Yong

(Department of Electronic Engineering, Liuzhou Railway Vocational Technical College, Liuzhou 545007, China)

【Abstract】 A facial expression recognition method based on Sparse Preserving Discriminant Analysis (SPDA) is proposed. The graph in SPDA is constructed by sparse representation, and thus the local structure information is automatically modeled, and with the natural discriminative power of sparse representation, SPDA can get better performance only resorting to very few extra unlabeled samples. Experimental result on CED-WYU and JAFFE show that SPDA is an effective method for improving the recognition accuracy.

【Key words】 dimensionality reduction; Linear Discriminant Analysis (LDA); Semi-supervised Discriminant Analysis (SDA); Sparse Preserving Discriminant Analysis (SPDA); facial expression recognition

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.055

1 概述

在高维数据的分析和学习中, 数据降维发挥越来越重要的作用, 很多经典的降维方法如线性判决分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA)^[1-2], 被广泛并成功地应用于人脸识别及表情识别等领域。

近年来, 一种半监督的数据降维方法——半监督判决分析^[3] (Semi-supervised Discriminant Analysis, SDA) 也成功地用于人脸识别领域。SDA 是经典 LDA 的一种半监督扩展, 与 LDA 一样, SDA 需要很多的训练样本来预估数据的分布特性, 对于高维空间要获得这样的样本不容易。此外, SDA 是在未经训练的图像上依据最近邻法则构建邻图像, 因此, 很难从原始的高维图像空间中获得足够的判决性信息。同时, 对所有样本来说, 要确定近邻值这个参数也有困难。

受稀疏描述^[4]的启发, 本文提出了稀疏保留判决分析 (Sparse Preserving Discriminant Analysis, SPDA) 方法。SPDA 通过稀疏重构处理, 不用预定义即可获得图像的局部结构信息, 而且由于稀疏描述本身的判决性, 只需很少的样本就能获得较好的效果, 降低运算的复杂度, 加快图像重构进程。

在 CED-WYU 和 JAFFE 这 2 个表情数据库上, 利用 LDA、SDA、SPDA 进行表情特征提取, 结合最近邻分类器进行表情的分类识别。

2 半监督判决分析 SDA

半监督判决分析 SDA^[3] 是经典 LDA 的一种半监督扩展, SDA 尝试在完好保持数据结构的同时尽可能地保留判决性信息。

若表情样本 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n], x_i \in \mathbb{R}^m$ 。为探寻最优

投影向量 w , SDA 的目标函数为:

$$\max_w \frac{w^T S_b w}{w^T S_t w + \lambda_1 w^T w + \lambda_2 J_D(w)} \quad (1)$$

其中, S_b 、 S_t 分别为样本的类间散度矩阵和总体散度矩阵; λ_1 、 λ_2 为平衡参数, 若 $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$, SDA 就变为 LDA; $w^T w$ 为 Tikhonov 正则化算子; $J_D(w)$ 是依赖于数据的流形正则化算子, 用于保存数据的流形结构。

若样本 x_j 是 x_i 的 k 个近邻点, x_j 、 x_i 间的对称权值矩阵 P 采用 k 近邻定义:

$$P_{ij} = \exp\{-(x_i - x_j)^2 / 2\sigma^2\} \quad (2)$$

$$J_D(w) = \sum_{i,j} (w^T x_i - w^T x_j)^2 P_{ij} = w^T X Q X^T w \quad (3)$$

其中, $Q = H - P$, H_{ii} 是权值矩阵的行和或列和。

式(1)的优化即投影向量 w 的最优化可转化为如下广义特征值问题^[3]:

$$S_b w = \eta (S_t + \lambda_1 I + \lambda_2 X Q X^T) w \quad (4)$$

3 稀疏保留判决分析 SPDA

受稀疏描述^[4]的启发, 由于稀疏度在 k 近邻图像中表征数据的分布特性和稀疏描述本身固有的判决性, 因此本文引入稀疏描述来重构表情图像, 提出稀疏保留判决分析特征提取方法 SPDA。

有表情样本 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n], x_i \in \mathbb{R}^m, i = 1, 2, \dots, n$ 。依

作者简介: 黄 勇 (1980—), 男, 讲师、硕士, 主研方向: 模式识别, 图像处理, 自动检测技术

收稿日期: 2010-12-22 **E-mail:** huanglongqhy@126.com

稀疏描述理论, SPDA 首先重构每个表情样本 x_i 并获取其对应的稀疏重构权值向量 s_i 。根据文献[5], s_i 的求取转化为如下最小化问题:

$$\min_{s_i} \|s_i\| \text{ s.t. } x_i = Xs_i \quad (5)$$

其中, $\|\cdot\|$ 是伪 l_1 范数^[5]; s_i 是 n 维且第 i 个元素为 0 的向量, $s_i = [s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,i-1}, 0, s_{i,i+1}, \dots, s_{i,n}]^T$ 。

在实际应用中, 表情样本一般都有噪声信号, 如恐惧表情中也有惊奇的表情特征——嘴巴张大, 于是 $x_i = Xs_i$ 就不满足, 为此将式(5)进行扩展:

$$\min_{s_i} \|s_i\| \text{ s.t. } \|x_i - Xs_i\| < \varepsilon \quad (6)$$

其中, ε 为重构误差容忍度, 是一个足够小的数。

根据文献[5]介绍的方法, 计算并优化每一个表情样本 x_i 的权值向量 s_i , 表情样本的稀疏重构权值矩阵 $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, 样本集 X 的重构图像为 $G = \{X, S\}$ 。

由于权值向量 s_i 的对称性和稀疏性约束, 权值矩阵 S 反映了原始表情信息的内在属性, 也保留了一些潜在的判决性信息。但在降维过程中, 从原始的高维空间投影到低维子空间时总是希望保留所需要的特征信息。为探寻最优的权值向量, 依赖于数据的流形正则化算子定义为:

$$J_S(w) = \sum_{i=1}^n (w^T x_i - w^T Xs_i)^2 \quad (7)$$

式(7)试图保留稀疏重构信息, 称为稀疏保留正则化算子。进行代数变换, 可得:

$$\sum_{i=1}^n (w^T x_i - w^T Xs_i)^2 = w^T (\sum_{i=1}^n (x_i - Xs_i)(x_i - Xs_i)^T) w \quad (8)$$

记 u_i 为 n 维的单位向量且第 i 个元素为 1, 其余为 0, 则式(8)等效为:

$$\begin{aligned} &w^T (\sum_{i=1}^n (Xu_i - Xs_i)(Xu_i - Xs_i)^T) w = \\ &w^T X (\sum_{i=1}^n (u_i u_i^T - s_i u_i^T - u_i s_i + s_i s_i^T)) X^T w = \\ &w^T X (I - S - S^T + S^T S) X^T w = w^T X Q_S X^T w \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $Q_S = I - S - S^T + S^T S$; I 为单位矩阵; $w^T X Q_S X^T w$ 为新的稀疏保留正则化算子, 结合式(9), SPDA 的目标函数定义为:

$$\max_w \frac{w^T S_b w}{w^T (S_i + \lambda_1 I + \lambda_2 X Q_S X^T) w} \quad (10)$$

与 SDA 类似, 式(10)优化问题转换为如下广义特征值问题:

$$S_b w = \eta (S_i + \lambda_1 I + \lambda_2 X Q_S X^T) w \quad (11)$$

综上所述, 假设 n 个表情训练样本中有 l 个标明样本 X_L , 有 m 个未标明样本 X_M , 即

$$X = [X_L, X_M] = [x_1, x_2, \dots, x_l, x_{l+1}, \dots, x_{l+m}]$$

SPDA 先计算标明样本 X_L 的类间散度矩阵 S_b 和总体散度矩阵 S_i ; 通过式(6)获得稀疏重构权值矩阵 S , 训练样本的重构图像为 $G = \{X, S\}$; 然后计算式(9)获得稀疏保留正则化算子 $w^T X Q_S X^T w$; 再计算式(11)的前 d 个最大的特征值所对应的特征向量 w , SPDA 的投影矩阵则为 $W = [w_1, w_2, \dots, w_d]$ 。

4 实验结果及分析

4.1 表情数据库

实验是在 CED-WYU 和 JAFFE 这 2 个表情数据库^[6]上进行训练和测试的。

CED-WYU 静态表情数据库于 2006 年由五邑大学人脸表情识别研究小组采集完成, 有 10 人共 210 幅图像, 每人展示生气、厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤、惊讶等 7 种表情, 每种表情有 3 幅稍有差异的图像, 如图 1 所示。



图 1 CED-WYU 表情库中的部分原始图像

日本女性表情数据库 JAFFE 由日本 ART 研究所采集完成, 有 10 名女性共 210 幅图像, 每人展示 7 种表情, 每种表情有 3 幅稍有差异的图像。对表情识别来说, 头发等都是噪声, 实验中对原始图像进行切割、灰度归一化等预处理, 处理后的图像为 30×24 像素, 如图 2 所示。



图 2 JAFFE 表情库中的部分原始图像和处理后的图像

4.2 表情特征提取

实验中采用 LDA、SDA、SPDA 算法进行降维和表情特征提取。在 SDA、SPDA 中, $\varepsilon = 0.01$, 近邻数 $k = 6$, $\lambda_1 = 0.01$, $\lambda_2 = 0.1$ 。

4.3 实验及结果分析

采用 1-近邻分类器对 7 种表情进行分类识别。

在实验中, 先对样本进行训练再进行分类识别。其中, LDA、SDA 每次随机取每人每种表情各 1 幅图像共 70 幅图像作为训练样本, 每种表情有 10 个训练样本, 剩余 140 幅作为测试识别样本, 每种表情共有 20 个测试样本, 以获取每种表情的正确识别率; 应用 SPDA 时, 先随机标明每种表情 10 个训练样本中的其中 5 个, 而剩余的不标明, 再进行训练测试。均随机重复 10 次, 取平均值为最终的识别结果。实验统计结果如表 1、表 2 所示。

表 1 CED-WYU 数据库上各表情识别率 (%)

方法	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
LDA	76.35	73.62	76.35	86.50	95.0	80.75	77.30
SDA	78.44	75.80	80.23	87.23	95.7	82.63	81.37
SPDA	81.65	79.34	83.58	89.78	98.1	85.65	86.15

表 2 JAFFE 数据库上各表情识别率 (%)

方法	生气	厌恶	恐惧	高兴	中性	悲伤	惊讶
LDA	75.00	72.82	74.31	84.13	95.0	80.75	75.70
SDA	76.50	75.43	79.52	85.67	95.7	81.94	77.45
SPDA	79.12	78.75	83.65	88.34	98.1	84.64	82.76

从表 1、表 2 可以看出, SDA、SPDA 在 2 个表情数据库上对 7 种表情的正确识别率较 LDA 高, 说明 SDA、SPDA 更适合表情识别。如 CED-WYU 数据库上, 恐惧表情的识别率 SDA 高出 LDA 3.88 个百分点, SPDA 高出 LDA 7.23 个百分点。而 SPDA 在 2 个表情数据库上对 7 种表情的正确识别率均较 SDA 高, 如 JAFFE 数据库上, 惊讶表情的识别率 SPDA 高出 SDA 5.31 个百分点; 悲伤表情的识别率 SPDA 高出 SDA 2.7 个百分点。实验识别结果表明, SPDA 所提取的表情特征优于 SDA、LDA, 说明 SPDA 中标明的训练样本信息及其完好重构的表情图像有利于改善识别效果, 提高正确识别率。

5 结束语

本文提出了一种基于稀疏保留判决分析的表情特征提取方法 SPDA。SPDA 通过稀疏重构处理, 可获得图像的局部结构信息, 而且由于稀疏描述本身具有的判决性, SPDA 只需很少的样本就能获得较好的效果, 同时标明的训练样本信息及其完好重构的表情图像也有利于改善识别效果, 提高识别率。实验结果也证实了这一点。

(下转第 171 页)