

基于 IM ED -Isom ap 与 Direct LDA 的人脸识别

甘俊英, 邝永辉, 肖娟

(五邑大学 信息工程学院, 广东 江门 529020)

摘要: 提出了基于图像欧氏距离(IM ED, Image Euclidean distance)和直接线性判别分析(D LDA, direct linear discriminant analysis)的改进 Isom ap 算法——IM ED -Isom ap+D LDA。该算法针对 Isom ap 对图像噪声和形变顽健性较差的特点, 引入了图像欧氏距离代替传统欧氏距离, 并针对 Fisher 线性判别在人脸识别中可能会出现小样本问题以及为得到更有利于分类的投影方向, 将 D LDA 替代 LDA。实验结果表明, 该算法有较好的识别率, 对少量噪声、微小形变的人脸图像具有较好的顽健性。

关键词: 流形学习; 图像欧氏距离; 直接线性判别分析; 等距映射

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2011)9A-0054-05

Face recognition based on IM ED -Isom ap and direct LDA

G AN Jun-ying, K U AN G Y ong-hui, X IA O Juan

(School of Information Engineering, Wuyi University, Jiangmen 529020, China)

Abstract: IM ED -Isom ap+D LDA algorithm was presented by the combination of Image Euclidean distance (IM ED) and direct linear discriminant analysis (D LDA). Unlike the traditional Euclidean distance, the spatial relationships of pixels were taken into account in IM ED, therefore it is robust to small perturbation of images. D LDA was used to replace multi-dimensional scaling (MDS) for acquiring better projection direction and solving the problem of small samples in Fisher linear discriminant. Experimental results on ORL and Yale face database show that the algorithm reaches higher recognition rate, and has a better performance for face images with small noise and geometrical deformation.

Key words: manifold learning; image Euclidean distance; direct LDA; isometric mapping

1 引言

传统 Isom ap 首先构建每个输入数据点的邻域连接图; 然后, 利用邻接图中的最短路径得到近似的测地距离, 代替不能表达内在流形结构的经典欧氏距离; 最后, 经过多维尺度分析法(MDS, multidimensional scaling), 发现高维输入空间的低维嵌入。但是, Isom ap 算法是基于重构误差最小化的

思想进行降维, 没有清晰的投影矩阵, 对模式分类不是最优, 不能直接用于识别。鉴于此, Yang^[1]提出 Ext-Isom ap, 用 FLD 取代 MDS 算法, 并在人脸识别中取得了良好的效果。此外, Isom ap 算法需要通过计算点与点间的欧氏距离寻找最近邻, 进而得到点与点间的最短路径也就是测地距离。Balasubramanian 等^[2]论证了 Isom ap 算法不具有拓扑稳定性, 这种基于点间欧氏距离的运算对噪

收稿日期: 2011-07-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61072127, 61070167); 广东省自然科学基金资助项目(10152902001000002, S2011010001085, S2011040004211, 07010869); 广东省高等学校高层次人才基金资助项目([2010]79)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61072127, 61070167); The Natural Science Foundation of Guangdong Province (10152902001000002, S2011010001085, S2011040004211, 07010869); The High Level Personnel Project of Guangdong Colleges ([2010]79)

声、形变高度敏感，尤其在图像识别领域，很小的噪声、形变都会影响整个算法的识别效果。因此，传统 Isoam p 及 Ext-Isoam p 算法均存在一些问题。

本文针对传统 Isoam p 和 Ext-Isoam p 算法不足，提出了 IM ED-Isoam p+D LDA 算法。针对 Isoam p 算法中的欧氏距离对噪声、形变高度敏感的特点，引入了图像欧氏距离 (IM ED, Image Euclidean distance) [3]，并用于寻找最近邻。因图像欧氏距离考虑了像素间的空间关系，因此，对噪声、几何形变具有较好的顽健性。针对 Ext-Isoam p 算法中的 FLD 会出现小样本以及类内离散度矩阵可能奇异、计算量大等情况，将 D LDA [4]代替 LDA，解决 LDA 可能出现的小样本问题，使改进后的算法具有更好的分类能力。

2 图像欧氏距离

IM ED 认为图像中的任意 2 个像素间存在灰度相关性，相关程度与像素间的距离成反比，距离越大关联程度越低，2 幅图像间的距离由所有像素距离叠加而成。设大小为 M N 的 2 幅图像分别表示为 x、y，则图像欧氏距离定义为

$$d_{M ED}^2(x,y) = (x - y)^T G (x - y) \tag{1}$$

其中， $G = (g_{ij})_{M N \times M N}$ 是一个正定对称的系数度量矩阵，度量系数 g_{ij} 定义为

$$g_{ij} = f(|p_i - p_j|) = \frac{1}{2\pi d^2} \exp\left(-\frac{|p_i - p_j|^2}{2d^2}\right) \tag{2}$$

其中，d 为宽度参数， $p_i、p_j (i, j = 1, 2, \dots, M N)$ 分别为 i, j 处的像素， $|p_i - p_j|$ 表示它们之间的距离。

3 基于 IM ED-Isoam p 与 Direct LDA 的人脸识别

设 n 维数据空间中有 c 类训练样本集，n 个样本组成的数据集 $\{x_1, \dots, x_n\}$ ，其中， $x_i \in \mathbb{R}^n$ ，且每个样本属于第 l 类， $l \in \{1, \dots, c\}$ 。首先，应用 IM ED 算法计算数据集中任意 2 个样本的图像欧氏距离，进而得到输入空间 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 的低维流形 M 上的距离度量矩阵 $d_X(x_i, x_j)$ 。 $d_X(x_i, x_j)$ 用于计算邻域点间的测地距离，度量矩阵能够用于衡量样本

点是否是邻域内的点。Isoam p 有 2 种确定一个样本点邻域的方法：一种是取与点 x_i 最近的 k 个点作为该点的邻域；另一种是以点 x_i 为球心，以 e 为半径的超球内的点作为邻域。样本间的邻域关系可以用带权值的图 G 表示， $G \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ，且如果 2 个样本点 x_i 和 x_j 是邻域， $d_G(x_i, x_j) = d_X(x_i, x_j)$ ，否则， $d_G(x_i, x_j) = \infty$ 。第二步是依据邻域关系图 G 估计嵌套流形 M 上的测地距离 $d_M(x_i, x_j)$ 。对于邻域点 x_i 和 x_j ，其测地距离为 $d_G(x_i, x_j)$ ；对于非邻域点，可采用 Floyd 算法，即

$$d_M(x_i, x_j) = \min\{d_G(x_i, x_j), d_G(x_i, x_k) + d_G(x_k, x_j)\} \tag{3}$$

任意两点的最短路径可以用矩阵图 D 表示，其中， $D_{ij} = d_M(x_i, x_j) \in [0, 1]$ ，并令 $f_i = [D_{ij}]$ 。图 D 也可表示为 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ ，其中， $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ， d_i 为对应于样本 x_i 的特征向量。

为了避免小样本问题，采用 D LDA 计算特征向量矩阵 D 的最优的分类投影方向，即

$$S_B = \sum_{l=1}^c N_l (m_l - m)(m_l - m)^T \tag{4}$$

$$S_W = \sum_{l=1}^c \sum_{j=1}^{n_l} (f_l - m_l)(f_l - m_l)^T \tag{5}$$

其中， $u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$ ， $u_l = \frac{1}{n_l} \sum_{j=1}^{n_l} f_j$ ， N_l 是第 l 类样本的总数。使类间离散度矩阵与类内离散度矩阵的行列式比值最大，得到投影矩阵 W。

IM ED-Isoam p+D LDA 算法具体步骤如下。

1) 选取邻域，构造邻域图

计算每个样本点同其他样本点的欧氏距离 $d_{M ED}(x_i, x_j)$ ，当 x_j 是 x_i 最近的 k 个邻点之一时认为它们是相近邻的，即图 G 有边 $x_i x_j$ (此种邻域称为 k-邻域)；或者当 x_i 和 x_j 的欧氏距离 $d(x_i, x_j)$ 小于固定值 e 时，认为图 G 有边 $x_i x_j$ (此种邻域称为 e-邻域)。图 G 可以表示为

$$d_G(x_i, x_j) = \begin{cases} d_{M ED}(x_i, x_j), & \text{当 } x_i \text{ 和 } x_j \text{ 相邻时} \\ \infty, & \text{当 } x_i \text{ 和 } x_j \text{ 不相邻时} \end{cases} \tag{6}$$

2) 计算最短路径

应用 Floyd-Warshall 方法计算任意 2 个点 x_i 和

x_j 的最短路径，而

$$d_M(x_i, x_j) = \min\{d_G(x_i, x_j), d_G(x_i, x_k) + d_G(x_k, x_j)\} \quad (7)$$

得到的任意 2 个点的最短路径构成矩阵图 D ，且 D 为 $n \times n$ 。令 $f_i = [D_{ij}]$ ， $i \in (1, \dots, n)$ ， $j \in (1, \dots, n)$ 。

3) 通过 DLDA 寻找矩阵图 D 的最佳投影矩阵 W 。

4 算法仿真实验

实验对象采用 ORL 和 Yale 人脸数据库。ORL 人脸数据库是基于表情和姿态变化的人脸数据库，该数据库有 40 个人，每人 10 张不同姿态和表情的人脸图像，总共 400 张。其中，人脸图像的姿态变化，如上下、左右旋转可达 20°，同时人脸图像的尺度变化也近 10%；人脸表情及细节变化为笑或不笑、闭眼或睁眼、戴或不戴眼镜。这些图像是从不同角度拍摄的，分辨率为 112 × 92，灰度级为 256。Yale 人脸数据库共有 15 人，每人 11 张不同表情、姿态和受光照影响的图像。其中，表情和姿态的变化为笑或不笑、闭眼或睁眼、戴或不戴眼镜等；光照变化为左边光照、右边光照以及正面光照。这些图像的分辨率为 243 × 320，灰度级为 256。

实验过程中，为便于统一处理，采用已经裁剪好的标准人脸图像数据库，分辨率为 32 × 32。分类器采用“一对多”SVM 分类器。为了提供尽可能多地训练样本，采取“leave-one-out”策略，即每次将 $n - 1$ 个样本作为训练样本，剩余的一个为测试样本。

4.1 高斯噪声下人脸识别性能分析

为了说明引入图像欧氏距离的 IMED-ISOMAP+DLDA 算法对噪声有一定的顽健性，本文对 2 个人脸数据库的图像分别加高斯噪声，噪声强度(方差)由小到大，在不同噪声强度下，分别用 Eigenface、Fisherface、Isomap、Ext-Isomap、IMED+Isomap+DLDA 算法对有图像的噪声进行实验，采用“leave-one-out”策略。高斯噪声下基于 ORL 和 Yale 人脸数据库的识别结果分别如图 1 和图 2 所示。

从图 1 可知，在 ORL 人脸数据库中，对于微弱噪声污染的人脸图像，当噪声强度方差 $d < 1$ 时，Fisherface、Isomap 的识别率从 95% 左右降到 70% 左右，识别率受噪声影响最大；而 Eigenface、

Ext-Isomap 的识别率从 95% 左右降到 85% 左右，识别率受噪声影响次之；而 IMED+Isomap+DLDA 识别率波动变化不大，识别率维持在 98% 到 93% 之间。当噪声强度方差 $1 \leq d < 2$ 时，各算法的识别率都下降较快，但 IMED+Isomap+DLDA 相对于其他方法，识别率波动变化相对最小，并且识别率都比其他算法高。因此，基于 ORL 人脸库的实验中，IMED+Isomap+DLDA 算法对高斯噪声有较好的顽健性。

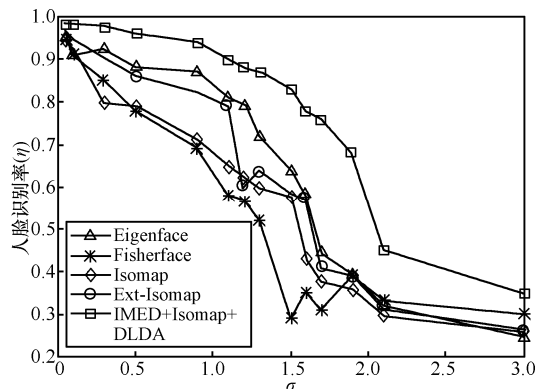


图 1 高斯噪声下基于 ORL 人脸数据库的识别结果

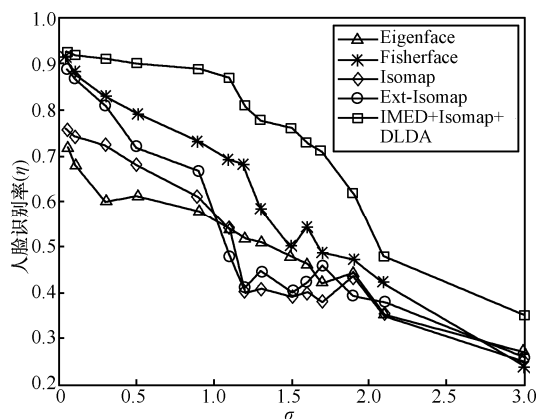


图 2 高斯噪声下基于 Yale 人脸数据库的识别结果

从图 2 可知，在 Yale 人脸数据库中，对于微弱噪声污染的人脸图像，当噪声强度方差 $d < 1$ 时，Fisherface、Ext-Isomap 的识别率从 90% 左右降到 70% 左右，识别率受噪声影响最大；而 Eigenface、Isomap 的识别率从 72% 左右降到 60% 左右，识别率受噪声影响次之；而 IMED+Isomap+DLDA 识别率波动变化不大，识别率维持在 93% 到 89% 之间。当噪声强度方差 $1 \leq d < 2$ 时，各算法的识别率都下降较快，但是 IMED+Isomap+DLDA 算法的识别率相对其他算法要高。因此，在 Yale 人脸数据库的实验中，当噪声强度方差较小时 ($d < 1$)，IMED+

Isomap+DLDA 算法对高斯噪声也有较好的顽健性。

4.2 旋转形变下人脸识别性能分析

为了说明，引入图像欧氏距离的IMED+Isomap+DLDA 算法对形变有一定的顽健性，将2个人脸数据库加一定角度的旋转形变，旋转角度由小到大。在不同旋转角下，分别用Eigenface、Fisherface、Isomap、Ext-Isomap、IMED+Isomap+DLDA 算法进行实验，采用“leave-one-out”策略。旋转一定角度 ($-20^\circ < q < 20^\circ$)后，基于ORL和Yale人脸数据库的识别结果分别如图3和图4所示。

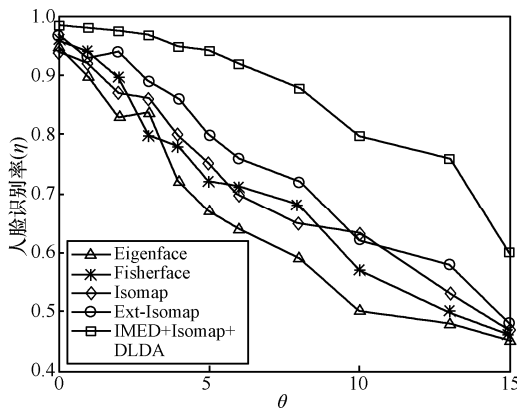


图3 旋转一定角度后，基于ORL人脸数据库的识别结果

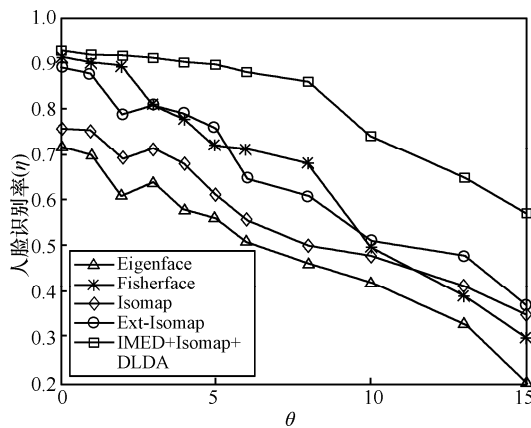


图4 旋转一定角度后，基于Yale人脸数据库的识别结果

从图3可知，在ORL人脸数据库中，对于较小旋转形变的人脸图像，当旋转角 $q \leq 6^\circ$ 时，Eigenface、Fisherface、Isomap、Ext-Isomap的识别率分别从95%左右降到64%、70%、70%、76%左右，各算法受形变影响较大；而IMED+Isomap+DLDA算法的识别率从98%左右下降到92%左右，识别率波动变化相对不大。当旋转角 $6^\circ < q < 13^\circ$ 时，各算法的识别率都下降较快，但IMED+Isomap+DLDA相对于其他方法，识别率

波动变化相对最小，并且识别率都比其他算法高。因此，基于ORL人脸数据库的实验中，IMED+Isomap+DLDA算法对图像形变有较好的顽健性。

从图4可知，当旋转角 $q \leq 6^\circ$ 时，Eigenface、Fisherface、Isomap、Ext-Isomap的识别率分别从71.52%降到50%左右、91.52%降到70%左右、75.76%降到60%左右、89.10%降到70%左右；而IMED+Isomap+DLDA算法识别率从93.33%下降到89%左右，识别率波动变化相对不大。当旋转角 $6^\circ < q < 13^\circ$ 时，各算法的识别率都下降较快，但是IMED+Isomap+DLDA算法的识别率相对其他算法要高。因此，基于Yale人脸数据库的实验中，当旋转角较小 ($q \leq 6^\circ$)时，IMED+Isomap+DLDA算法对图像形变有较好的顽健性。

综上所述，基于图像欧氏距离与直接线性判别分析的Isomap算法在人脸识别率方面能获得比Eigenface、Fisherface、Isomap、Ext-Isomap算法更理想的实验结果，并且在人脸图像受噪声、形变的影响下，该算法具有较好的顽健性。

5 结束语

针对传统Isomap和Ext-Isomap算法存在的问题，将IMED和DLDA引入到Isomap中，提出了IMED-Isomap+DLDA算法。针对Isomap算法中的欧氏距离对噪声、形变高度敏感的特点，引入了图像欧氏距离，并将其用于寻找最近邻。因图像欧氏距离考虑到像素间的空间关系，因此，对噪声、几何形变具有较好的顽健性；而针对Ext-Isomap算法中的FLD会出现小样本以及类内离散度矩阵可能奇异、计算量大等情况，将DLDA代替LDA，解决LDA可能出现的小样本问题，并使改进的算法具有良好的分类能力。实验结果验证了本算法相对于其他算法有较高的识别率，并且对噪声、形变具有一定的顽健性。

参考文献:

[1] YANG M H. Extended isomap for pattern classification[A]. Proceedings of the 18th National Conference on Artificial Intelligence[C]. Edmonton, Alberta, Canada, 2002.

[2] BALASULWARANANIAN M, SCHWARTZ E L, TENENHAURN J B.

- The Isomap algorithm and topological stability[J]. Science, 2002, 295(5552):7-13.
- [3] W U N G L, Z H U N G L, F E N G J. On the Euclidean distance of images[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8):1334-1339.
- [4] Y U H, Y A N G J. A direct LDA algorithm for high dimensional data with application to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10):2067-2070.
- [5] C H E N L F, M A R K -L I A O H Y, K O M T, et al. A new LDA based face recognition system which can solve the small sample size problem [J]. Pattern Recognition, 2000, 33:1713-1726.
- [6] Y U H, Y A N G J. A direct LDS algorithm for high dimensional data with application to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34: 2067-2070.
- [7] L U J, P L A T A N I O T I S K N, V E N E T S A N O P O U L O S A N. Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithm [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(1):117-126.
- [8] Y U H, Y A N G J. A direct LDA algorithm for high-dimensional data with application to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10):2067-2070.

作者简介:



甘俊英 (1964-), 女, 江西樟树人, 博士, 五邑大学教授, 主要研究方向为图像信息处理、人机互动、图像识别等。



邝永辉 (1983-), 男, 湖南郴州人, 五邑大学硕士生, 主要研究方向为生物特征识别。



肖娟 (1986-), 女, 湖南邵阳人, 五邑大学硕士生, 主要研究方向为生物特征识别。