

一种新的图像距离在人脸识别中的应用

蔡正, 王福龙, 徐爱辉

(广东工业大学 应用数学学院, 广东 广州 510006)

摘要: 提出了一种新的图像距离——图像匹配距离 (Image Matching Distance, IMMD). IMMD 考虑图像中每个像素与对应图像特定区域的关系, 在特定区域寻找与该像素匹配的点, 从而将图像的灰度值及其坐标位置引入到图像的相似性度量中. 这样使得 IMMD 对人脸姿态、表情、角度变化具有较好的鲁棒性. 用基于图像匹配距离的最近邻分类器进行人脸识别. 实验结果表明, 基于 IMMD 的方法优于基于传统欧氏距离和图像欧氏距离的同类型方法.

关键词: 图像距离; 人脸识别; 欧氏距离; 图像欧氏距离; 图像匹配距离

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2010)03-0064-04

人脸识别已成为计算机视觉研究的重要课题^[1]. 在人脸图像分析中, 关键问题是找到一种有效的人脸描述方法. 基于表观的人脸识别方法往往直接把 2D 图像转化为 1D 向量, 利用图像灰度作为特征进行分类或者作为特征选择的基础, 如主成分分析 (PCA)^[2]、线性判别方法 (LDA)^[3]、二维主成分分析 (2DPCA)^[4]、独立成分分析^[5]等, 这种方式丢失了一些在人脸识别中起重要作用的图像结构形状信息.

人脸识别中人脸图像的相似性度量至今一直是个难题, 通常的方法主要包括传统欧氏距离 (Euclidean Distance)、Mahalanobis 距离、图像欧氏距离 (IMED)、Hausdorff 距离、卡方距离、切距离 (Tangent Distance) 等. 其中传统欧氏距离、Mahalanobis 距离没有考虑像素点的空间关系. 图像欧氏距离 (IMED)^[6] 考虑了像素点的空间关系, 但只对小的图像形变具有鲁棒性. 以上定义的两幅图像的距离都是由相同位置像素点的灰度差决定的, 这样由图像形变而引起的特征点错位会对其有较大影响. Hausdorff 距离^[7]主要是用于二值图像, 用来衡量两个集合的最大不匹配程度, 虽然其距离不是由相同位置像素点的灰度差唯一决定, 但如果用在灰度图中会丢失部分图像光照对比度等信息. 卡方距离只用了图像的灰度信息而没有考虑像素点的位置信息. 切距离 (Tangent Distance)^[8]充分考虑了图像的变化, 所有经变化得到的图像构成图像空间中的 k 维流形, 但是, 由于流形是非线性的, 求解流形间的距离非常困难. 为了提高图像相似度量的准确性, 本文充分考虑人脸图像的整体角度、姿态、表情的变化对局部像素点的影响, 引入图像每个像素点与对应图像特定区域的关系, 在一特定区域寻找与该像素点匹配的点

(就是与该像素点灰度值大小最接近的点), 从而定义了一新的图像距离——图像匹配距离 (IMMD). 区别于传统欧氏距离和图像欧氏距离等只考虑图像相同位置像素点灰度差, 使得本方法不仅适用于人脸图像的局部形变, 而且对人脸图像的整体角度、姿态及表情变化都有较好的鲁棒性.

本文将新定义的图像匹配距离用于人脸识别, 采用基于图像匹配距离的最近邻分类器, 实验结果证明基于图像匹配距离的人脸识别算法优于基于传统欧氏距离和图像欧氏距离的相同方法.

1 图像相似性度量

1.1 传统欧氏距离 (ED)

两幅图像 x 与 y 的传统欧氏距离可表示为

$$d_{ED} = \left[\sum_{i=1}^{MN} (x_i - y_i)^2 \right]^{1/2}, \quad (1)$$

其中 x_i 与 y_i 是图像 x 与 y 对应像素点的灰度值.

1.2 图像欧氏距离 (IMED)

一幅 $M \times N$ 的图像被看做 $M \times N$ 维欧氏空间中的一个点, 每个坐标值对应一个像素的灰度值, 把这样的欧氏空间叫做图像空间. 在图像空间坐标系中, 基坐标用 $e_1, e_2, e_3, \dots, e_{MN}$ 表示, 其中 $e_{(k-1)N+l}$ 对应于原图像中的坐标 (k, l) . 于是一幅图像表示为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_{MN})$ (其中 $x_{(k-1)N+l}$ 是像素点 (k, l) 的灰度值), 图像空间中的原点代表一幅灰度值处处为零的图像.

传统欧氏距离在描述图像时只用各坐标点的灰度值描述图像, 没有考虑坐标点之间的空间关系. 图像欧氏距离考虑坐标点之间的空间关系, 引入度量系数矩阵

$$\mathbf{G} = (g_{ij})_{MN \times MN}, \quad (2)$$

其中

$$g_{ij} = \sqrt{\langle e_i, e_i \rangle} \sqrt{\langle e_j, e_j \rangle} \cos \theta_{ij}.$$

两幅图像 x 和 y 的图像欧氏距离定义为

$$d_{IMED}^2 = \sum_{i,j=1}^{MN} g_{ij} (x_i - y_i) (x_j - y_j). \quad (3)$$

对于距离很近的像素, 给它们所对应的度量系数一个较大的值就能使诱导的欧氏距离对小的形变比较鲁棒。度量系数 g_{ij} 完全由像素间距离 p_i, p_j 决定。可用 f 来表示这一函数关系:

$g_{ij} = f(|p_i - p_j|)$, f 是连续函数, 随着 $|p_i - p_j|$ 的增大而减小, 而且 f 必须是正定函数。

常用的度量系数有

$$g_{ij} = f(|p_i - p_j|) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp(-|p_i - p_j|^2/2\delta^2). \quad (4)$$

2 本文定义的图像距离

在相同光照条件下同一个人的人脸在相同部位的灰度值是相同或是相近的, 但是由于角度、姿态、表情的影响, 会导致同一人脸的相同部位(如眼睛、鼻子等)在两张图像中的位置不一样。本文在欧氏距离的基础上考虑图像由于角度、姿态、表情引起的图像形变, 在两幅图像之间的距离中引入图像像素点与另一图像对应区域的关系。

设有两幅灰度图像: $\mathbf{A} = (a_{ij})_{m \times n}$, $\mathbf{B} = (b_{ij})_{m \times n}$ (a_{ij}, b_{ij} 都是 ij 位置像素的灰度值)。

定义 1 类似于数学形态学中定义结构元素, 定义: $\mathbf{S} = (\mu_{kl})_{s \times t}$ (其中 μ_{kl} 只能取 0 或 1), 指定其中心位置为 $Q = [p, q]$, 用结构元素取出图像的特定部分。具体做法是: 用结构元素覆盖图像, 使结构元素 \mathbf{S} 处在中心位置 Q 的元素与图像 \mathbf{A} 中 (i, j) 位置像素重合, 如果 \mathbf{A} 中有像素点与 Q 中的元素 μ_{kl} 重合, 并且 μ_{kl} 的值为 1, 则在 \mathbf{A} 中取出该元素 k, l 取遍所有可能的值。所有取出来的元素组成一个集合 \mathbf{A}_{ij} 。用同样的方法定义 \mathbf{B}_{ij} 。这样, 图像中的每一个像素点都对应一个集合。

例如, 用结构元素 $\mathbf{S} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 中心位置 Q

$= [2, 2]$, 则

$$\mathbf{A}_{11} = (a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}),$$

$$\mathbf{B}_{11} = (b_{11}, b_{12}, b_{21}, b_{22}).$$

如图 1 所示, 图像矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 中被圆圈圈起来的部分分别为 \mathbf{A}_{11} 、 \mathbf{B}_{11} 。

$$\mathbf{A}_{22} = (a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{21}, a_{22}, a_{23}, a_{31}, a_{32}, a_{33}),$$

$$\mathbf{B}_{22} = (b_{11}, b_{12}, b_{13}, b_{21}, b_{22}, b_{23}, b_{31}, b_{32}, b_{33}).$$

如图 2 所示, 图像矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 中被圆圈圈起来的部分分别为 \mathbf{A}_{22} 、 \mathbf{B}_{22} 。

定义 2 定义像素点 a_{ij} 到集合 \mathbf{B}_{ij} 的距离为。

$$d(a_{ij}, \mathbf{B}_{ij}) = \min_{b \in \mathbf{B}_{ij}} (|a_{ij} - b|). \quad (5)$$

定义像素点 b_{ij} 到集合 \mathbf{A}_{ij} 的距离为

$$d(\mathbf{A}_{ij}, b_{ij}) = \min_{a \in \mathbf{A}_{ij}} (|b_{ij} - a|). \quad (6)$$

如图 1、图 2 所示。

定义 3 定义 a_{ij} 与 b_{ij} 的距离

$$h_{ij} = \max(d(a_{ij}, \mathbf{B}_{ij}), d(\mathbf{A}_{ij}, b_{ij})). \quad (7)$$

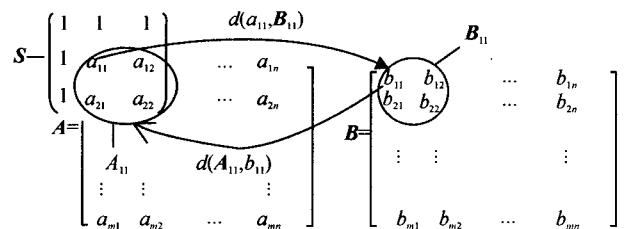


图 1 $d(a_{11}, \mathbf{B}_{11})$ 和 $d(\mathbf{A}_{11}, b_{11})$

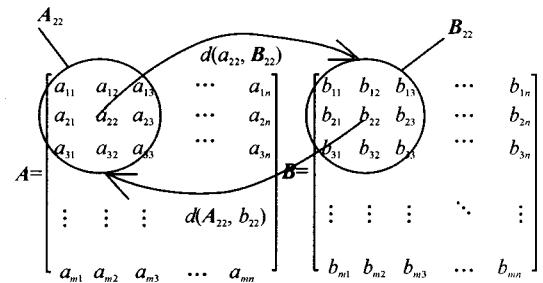


图 2 $d(a_{22}, \mathbf{B}_{22})$ 和 $d(\mathbf{A}_{22}, b_{22})$

定义 4 定义图像 A 与 B 的距离为

$$d_{IMMD}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{h_{ij}^2}, \quad (8)$$

其中, m 表示图像的行数, n 表示图像的列数。

本文把新定义的图像距离命名为——图像匹配距离 (Image Matching Distance, IMMD)。

图像匹配距离用 h_{ij} 代替传统欧氏距离的两幅图像 (i, j) 位置像素灰度值的差值, h_{ij} 表示两幅图像 (i, j) 位置的像素互相在对方图像中对应区域选择与该像素最匹配的点(即灰度值最接近的点), 取其大者。

因为在相同光照条件下同一个人的人脸在相同部位的灰度值是相同或是相近的, 但是由于角度、姿态、表情的影响, 会导致同一人脸的相同部位(如眼睛、鼻子等)在两张图像中的位置不一样, 而传统欧氏距离和图像欧氏距离都是由两幅图像相同位置的像素灰度值的差决定的, 这就有可能导致在计算同一个人的两幅图像的距离时, 会出现不同部位的灰度值相减的情况, 比如说会出现一幅图像中的鼻子部分和另一幅图像的嘴巴部分相减的情况, 这就会导致同

一个人的图像之间的距离变大,从而使同一类的图像之间的距离大于不同类的图像距离.所以传统欧氏距离和图像欧氏距离对图像形变都比较敏感.

而本文定义的两幅图像之间的图像匹配距离,是使两幅图像中的每一像素点在另外一幅图像中的特定区域搜索与其最接近的像素点,所以即使由于角度、表情等变化使同一部位在两幅图像中的位置不同,在计算图像匹配距离时也能使同一部位对应起来.从而使图像匹配距离对图像形变有更好的鲁棒性.

在图3的3幅图像中,由于拍摄角度的变化,传统欧氏距离和图像欧氏距离都不能正确分类图像,而图像匹配距离则能正确分类.

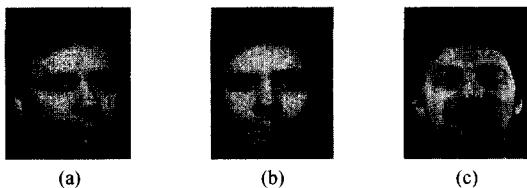


图3 3幅人脸图像

以上三幅图像距离为

传统欧氏距离(ED):

$$d_{ED}(a, b) = 2.97 \times 10^3 > d_{ED}(b, c) = 2.95 \times 10^3;$$

图像欧氏距离(IMED):

$$d_{IMED}(a, b) = 2.1 \times 10^3 > d_{IMED}(b, c) = 1.8 \times 10^3;$$

图像匹配距离(IMMD):

$$d_{IMMD}(a, b) = 8 \times 10^2 < d_{IMMD}(b, c) = 14 \times 10^2.$$

3 实验结果和分析

本文试验分别在 ORL Face Database 和更大规模的 Georgia Tech Face Database 上进行.

3.1 ORL Face Database 上的实验

ORL Face Database 由 40 人、每人 10 幅 112×92 像素图像组成(图4),其中有些图像是拍摄于不同时期的;人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化,比如,笑或不笑,眼睛或睁或闭,戴或不戴眼镜;人脸姿态也有相当程度的变化,深度旋转和平面旋转可达 20%. 人脸的尺度也有多达 10% 的变化.为减小计量,对每幅人脸图像进行三级小波变换,取低频部分,每幅图形就可缩小成 14×12 像素的图像.

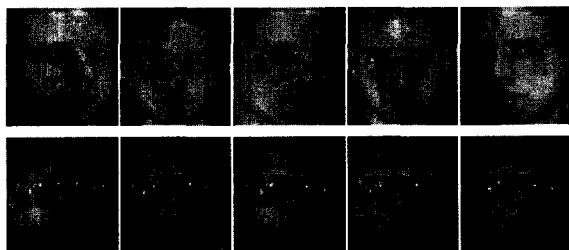


图4 ORL Face Database 中的部分人脸图像

本文的试验,以不同训练样本数进行测试,且每类所选样本数均相同,确定训练样本数后再随机选择训练样本,剩下的所有图像为测试样本. 40 个人的 400 幅图像随机地分为两组,一组为训练样本,一组为测试样本. 每次试验的训练样本数为 1~9. 同一次试验中的不同方法都选取同样的训练样本和测试样本. 本次试验所有的参数选取如下:

1) 图像匹配距离(IMMD)的参数,结构元素

$$S = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \text{中心位置 } Q = [2, 2];$$

2) 图像欧氏距离(IMED)选择式(4)的度量系数,将其参数 δ 设为 0.5.

为消除单次选择样本的随机性,本文每种试验均进行 30 次,再取平均识别率. 用基于三种不同距离(ED、IMED、IMMD)的最近邻分类器进行人脸识别试验,然后比较其结果,实验结果见图 5.

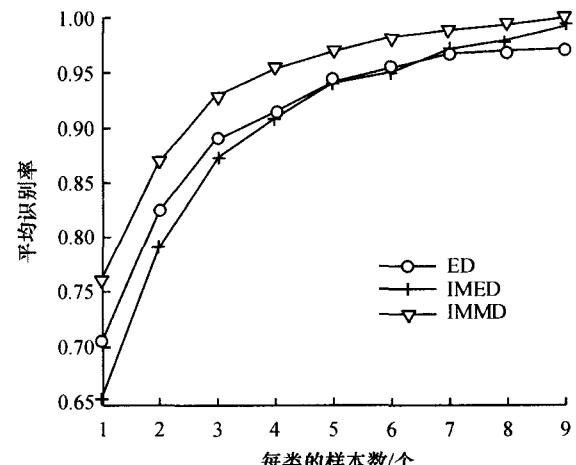


图5 基于 ED、IMED、IMMD 最近邻分类器的平均识别率

3.2 Georgia Tech Face Database 上的实验

Georgia Tech Face Database 由 50 个人、每人 15 幅图像组成(图 6),每幅图像由手动标记确定面部图像位置,面部图像的像素不完全相同. 其中包括光

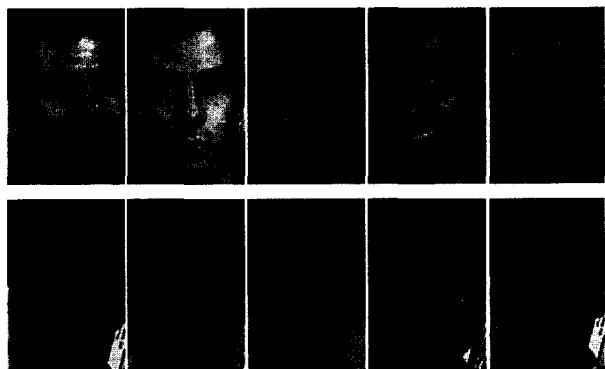


图6 Georgia Tech Face Database 中的部分人脸图像

照、表情、姿态等的变化. 本文试验先将所有图像统一处理成 120×180 像素大小, 再进行三级小波变换, 取低频部分, 这样每幅图像处理成 23×15 像素的图像.

参数设置: 图像匹配距离 (IMMD) 的结构元素

$$S = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \text{中心位置 } Q = [3, 2], \text{其它参数和试}$$

验步骤与 ORL Face Database 中的实验设定的参数相同. 图 7 是 Georgia Tech Face Database 上的实验结果.

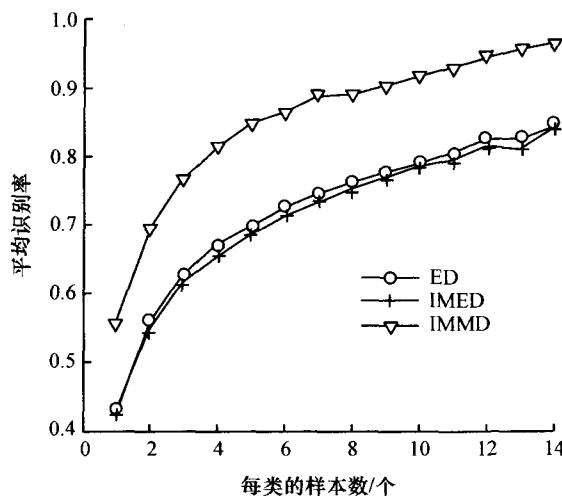


图 7 基于 ED、IMED、IMMD 最近邻分类器的平均识别率

3.3 实验分析

从 ORL Face Database 和 Georgia Tech Face Database 上的试验结果可以看出, 用最近邻分类器进行人脸识别时, 基于 IMMD 与基于 ED 和 IMED 相比有着显著的优势.

4 结束语

本文提出了一种新的图像距离, 将图像的灰度值及其坐标位置引入到图像的相似性度量中. 在 ORL Face Database 和 Georgia Tech Face Database 上的试验结果表明, 在不同样本数的情况下, 基于新距离的人脸识别算法的识别率均高于基于传统欧氏距离和图像欧氏距离的方法. 不足之处是新的图像距离运算速度较慢, 如何提高速度有待进一步研究.

参考文献:

- [1] Zhao W, Chellappa R, Rosenfel A, et al. Face recognition: a literature survey [J]. ACM Computing, 2003, 35 (4): 399-458.
- [2] 李乐, 章毓晋. 利用符号假设检验比较两类 PCA 人脸识别算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21 (4): 433-440.
- [3] Haitao Zhao. Incremental linear discriminant analysis for face recognition [J]. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics, 2008, 38 (1): 210-221.
- [4] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance based face representation and recognition [J]. IEEE Trans PaRem An-alysis and Machine Intelligence, 2004, 26 (1): 131-1 37.
- [5] Keun-Chang Kwak. Face recognition using an enhanced independent component analysis approach [J]. IEEE Tr-ansactions on Neural Networks, 2007, 18: 530-541.
- [6] Li Wei, Yan Zhang, Feng Ju-fu. On the euclidean dista-nce of images [J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Maching Intelligence, 2005, 27 (8): 1334-1339.
- [7] 刘福新, 杜世培, 陈益强. 基于改进 Hausdorff 距离的人脸匹配方法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (35): 169-171.
- [8] Daniel Keysers. Adaptation in statistical pattern recognition using tangent vectors [J]. IEEE Transa-c-tions on Pattern A-nalysis And Machine Intelligence, 2004, 26 (2): 269-274.

A New Image Distance Applied in Face Recognition

Cai Zheng, Wang Fu-long, Xu Ai-hui

(Faculty of Applied Mathematics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: It presents a new image distance-Image Matching Distance (IMMD). It considers the relationship between every point of the image pixel and the specific area of the corresponding image, and finds the matching point in this special area, to let the image of the gray value and its coordinates into the similarity measure of image. It makes IMMD have good robustness for the changes of face posture, angle, and the expression. The nearest neighbor classifier is used, based on the IMMD for face recognition. The experimental results show that this method is superior to the method based on Euclidean Distance and Image Euclidean Distance.

Key words: image Distance; face recognition; Euclidean Distance; Image Euclidean Distance (IMED); Image Matching Distance (IMMD)