

8-14-2020

Face Recognition Algorithm Based on Mixed Multiple Distance Image and Linear Discriminant Analysis

Yaling Cheng

Hunan Industry Polytechnic, Changsha 410208, China;

Aiping Tan

Hunan Industry Polytechnic, Changsha 410208, China;

Zhang Min

Hunan Industry Polytechnic, Changsha 410208, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Face Recognition Algorithm Based on Mixed Multiple Distance Image and Linear Discriminant Analysis

Abstract

Abstract: The existing face recognition algorithms used in intelligent monitoring system are mainly applied to short distance images, which still have the problem of low face recognition rate when being applied to long distance images because the image quality decreases as the distance grows. *To improve the face recognition accuracy in long distance images, a novel face recognition algorithm was proposed based on using mixed multiple different distance images and Linear Discriminant Analysis (LDA). The proposed algorithm used mixed images extracted from multiple different distances to train images, and used bilinear interpolation method to normalize the image set, and then uses the Manhattan distance to measure the similarity of images to realize the face recognition.* The experimental results demonstrate that, compared to the traditional algorithm based on short single distance image and LDA, the proposed algorithm can improve significantly the face recognition rate 6.2% in short distance and 31% in long distance respectively.

Keywords

intelligent surveillance system, face recognition, linear discriminant analysis, bilinear interpolation method, manhattan distance, face recognition rate

Recommended Citation

Cheng Yaling, Tan Aiping, Zhang Min. Face Recognition Algorithm Based on Mixed Multiple Distance Image and Linear Discriminant Analysis[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(9): 2254-2260.

混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法

成亚玲, 谭爱平, 张敏

(湖南工业职业技术学院, 长沙 410208)

摘要: 现有应用于智能监控系统的人脸识别算法主要适用于近距离摄像, 由于图像质量随距离增加快速下降的原因, 其在远距离摄像条件下仍存在人脸识别精度较低的问题。为了提高远距离摄像环境下的人脸识别精度, 提出了一种基于混合多距离图像和线性判别分析的人脸识别算法。该算法混合使用多种不同距离提取的图像来训练图像集, 并使用双线性内插法对训练图像集归一化, 使用曼哈坦距离测量相似度完成人脸识别。实验结果表明, 和传统的基于近距离图像的线性判别人脸识别算法相比, 本算法可以在替换和远距离条件分别提高人脸识别精确度为 6.2% 和 31%。

关键词: 智能监视系统; 人脸识别; 线性判别分析; 双线性内插法; 曼哈坦距离; 人脸识别精确度
中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 09-2254-07

Face Recognition Algorithm Based on Mixed Multiple Distance Image and Linear Discriminant Analysis

Cheng Yaling, Tan Aiping, Zhang Min

(Hunan Industry Polytechnic, Changsha 410208, China)

Abstract: The existing face recognition algorithms used in intelligent monitoring system are mainly applied to short distance images, which still have the problem of low face recognition rate when being applied to long distance images because the image quality decreases as the distance grows. To improve the face recognition accuracy in long distance images, a novel face recognition algorithm was proposed based on using mixed multiple different distance images and Linear Discriminant Analysis (LDA). The proposed algorithm used mixed images extracted from multiple different distances to train images, and used bilinear interpolation method to normalize the image set, and then uses the Manhattan distance to measure the similarity of images to realize the face recognition. The experimental results demonstrate that, compared to the traditional algorithm based on short single distance image and LDA, the proposed algorithm can improve significantly the face recognition rate 6.2% in short distance and 31% in long distance respectively.

Keywords: intelligent surveillance system; face recognition; linear discriminant analysis; bilinear interpolation method; manhattan distance; face recognition rate

引言

近年来, 视频监控系统的智能化程度发展迅速, 通过利用图像分析、计算机视觉和模式识别等

技术来自动实现寻找罪犯和火灾预警等功能^[1]。为了满足智能监控系统的需求, 应用于监控摄像机环境的远距离人物识别技术成为关注热点^[2]。虽然和指纹、语音识别技术相比, 人脸识别具有相对较低的识别效率, 但是由于其在非联系和非协作环境下, 特别是远距离环境下, 人脸识别技术具有其他识别技术无可比拟的优势, 因此, 基于人脸识别的远距离人物识别技术具有重要的研究价值^[3-4]。



收稿日期: 2015-03-25 修回日期: 2015-07-22;
基金项目: 国家自然科学基金(61173166), 湖南省教育厅科研项目 (15B072);
作者简介: 成亚玲(1981-), 女, 上海青浦, 回族, 硕士, 讲师, 高工, 研究方向为软件工程、模式识别和人工智能。

<http://www.china-simulation.com>

• 2254 •

人脸识别领域, 主要是通过几何特征方法进行人脸特征识别, 比如通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)获得整张脸的统计数值, 以此识别脸部器官的尺寸和位置, 比如眼睛、鼻子和嘴巴^[5-6]。当人和监控摄像机的距离增加时, 目前多数摄像机会降低图像质量。因此当现有的人脸识别算法应用于智能监控系统时, 识别效率会随摄像机和人的距离增加而快速下降。因此, 为了更好的将人脸识别算法应用监控系统, 随距离增加而引起的图像质量下降问题需要进一步考虑。目前市场上有通过使用更加昂贵的摄像机来提高远距离摄像的图像质量, 相关的技术研究见文献[7-8]。不过, 在人脸识别技术中, 使用昂贵摄像机会增加额外的成本、安装和管理费用, 而且很难大范围应用。因此, 在现有已安装的监控摄像机系统的环境下, 研究远距离人脸识别算法成为本文的核心关注点。

本文拟使用线性判别分析方法来识别远距离人脸, 因此要求归一化用于识别的图像的尺寸大小, 以保证和训练图像集的数据大小相适应。一般而言, 远距离拍摄的图像小于近距离拍摄获取的图像, 因此需要使用内插法来归一化图像大小。内插法是一种基于图像插入的放大或缩小输入分辨率的技术, 主要有最近邻居法, 双线性法和双立方卷积法等^[9]。

为提高远距离摄像环境下的人脸识别效率, 本文提出了一种应用于智能监控系统的基于混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法。不同于传统人脸识别使用单位距离的人脸图像来训练图像, 该算法使用从 1~5 m 范围内的多个距离的图像集合来训练图像。由于不同距离拍摄获取的图像的大小互不相同, 因此我们利用双线性内插法来对这些图像进行大小归一化。此外, 该算法使用曼哈距离测量图像相似度。从实验结果可以看到, 现有人脸识别率在近距离为 85.8%, 远距离为 44.0%, 但是本文所提算法的人脸识别率分别在近距离为 92%, 远距离为 75%。

1 问题描述

1.1 人脸识别

人脸识别技术主要分为应用于受控环境下的基于图像的人脸识别技术和应用于拥挤环境下的基于视频的人脸识别技术^[10]。本文中, 我们采用利用基向量特征提取方法的线性判别分析法来进行人脸识别。为了表达二维人脸图像, 将人脸形状和纹理信息矢量化。对于人脸形状信息, 使用了如眼睛、鼻子和嘴巴等脸部元素的比值和距离等特征。纹理特征主要是表达脸部区域的亮度信息。通过依次排列二维人脸图像的亮度值, 并且表达成为一维向量来完成特征提取。人脸识别中的特征提取是为了找到用于线性变换的基向量。主成分分析技术旨在找到用于协方差矩阵的特征向量作为基向量, 而线性判别分析法是为了找到能够降低样本类内离散度和增加每个样本类内平均距离的基向量。线性判别分析法使用人脸图像作为特征向量, 将人脸图像映射为基向量, 以此用做人脸识别。

线性判别分析法的训练过程主要步骤如下:

步骤 1: 定义数量为 P 的训练图像向量 $\mathbf{X}$ 为

$$\mathbf{X} = [x^1 | x^2 | \cdots | x^P] \quad (1)$$

步骤 2: 定义样本类内散布矩阵的元素 S_i , 表达式为

$$S_i = \sum_{x \in X_i} (x - \text{mean}_i)(x - \text{mean})^T \quad (2)$$

$$\text{mean} = \frac{1}{P_i} \sum_{x \in X_i} x^i \quad (3)$$

步骤 3: 定义样本类内散布矩阵为 S_w , 表达式为

$$S_w = \sum_{i=1}^C S_i \quad (4)$$

步骤 4: 定义样本类间散布矩阵 S_b , 表达式为

$$S_b = \sum_{i=1}^C n_i (\text{mean}_i - \text{mean})(\text{mean}_i - \text{mean})^T \quad (5)$$

$$\text{mean} = \frac{1}{P_i} \sum_{i=1}^P x^i \quad (6)$$

步骤 5: 定义最大化 S_w 和 S_b 的矩阵为 W_{opt} ,

表达式如

$$W_{opt} = \arg \max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (7)$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

线性判别分析法的人脸识别过程主要步骤如下:

步骤 1: 定义数目为 P 的识别图像向量为 Y , 其表达式如

$$Y = [y^1 | y^2 | \dots | y^P] \quad (9)$$

步骤 2: 定义图像向量与平均图像向量差为

$$\bar{y}^i = y^i - \text{mean}, \text{mean} = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P y^i \quad (10)$$

步骤 3: 结合式(7), 定义识别图像的特征向量 $\bar{y}^i$, 其表达式为

$$\bar{y}^i = W_{opt} \bar{y}^i \quad (11)$$

从上述的训练过程和人脸识别过程可知, 通过测量训练图像集和识别图像的特征向量的相似度, 具有最近似的特征向量的图像会被作为识别结果。

1.2 内插

针对远距离人脸识别, 由于摄像机和目标人物的距离不同, 提取的脸部图像大小不同, 因此这些脸部图像需要归一化来适应训练图集的大小。最近邻居插入法是插入法中最简单的方法, 其是指产生的输出像素是和其位置最近的原始图像的像素。双线性插入法是一种使用邻接 4 个像素完成像素生成的技术, 被生成的像素由 4 个邻接像素和一定权值相乘的和决定。同时, 权值线性确定, 并能够部分反映出每个邻接像素点的距离关系。图 1 给出了使用一维线性插值的双线性内插法。为了得到被插入的像素 I , 双线性内插法使用 4 个邻接像素的值分别为 A , B , C 和 D 。双线性内插法提供了比最近邻居内插法更好的图像质量, 但其增加了计算复杂度, 并存在图像边缘部分不够光滑的问题。

使用高阶多项式的内插法定义权重值的函数表达式, 是一种可以将原始图像的邻居像素点值进

行权重相加来计算插入像素值的方法。典型的使用高阶多项式的方法包括立方卷积内插法。图 2 利用 1 维立方卷积内插表示出 2 维立方卷积内插法的过程示意图。双立方卷积内插法使用原始图像的 16 个像素点来生成新的插入像素点。通过如图 2(a) 所示的 Y 轴方向的立方卷积内插的四倍乘积, 可以生成如 P_0 , P_1 , P_2 和 P_3 的像素值点。使用新产生的这四个像素点, 当 X 轴方向使用立方卷积内插法, 产生最终的内插像素点 I 如图 2(b) 所示。双立方卷积内插法会产生相比双线性内插法更多的像素点, 以此具有更高的图像质量, 但它需要更高的计算复杂度。

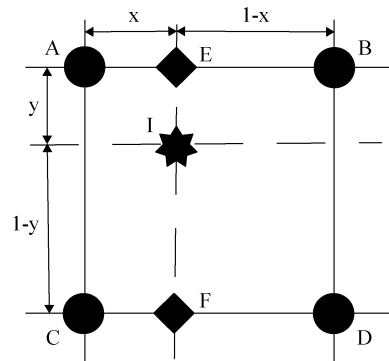


图 1 双线性内插法示意图

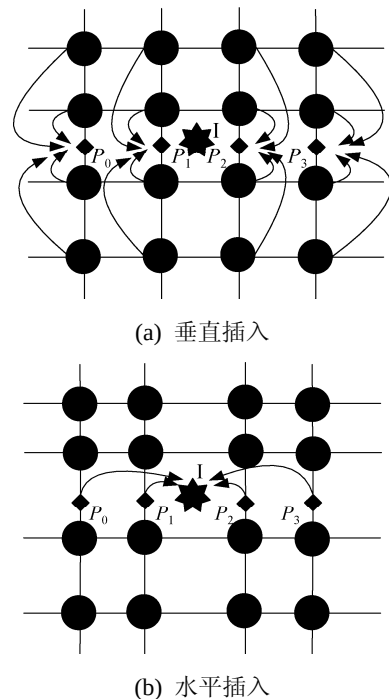
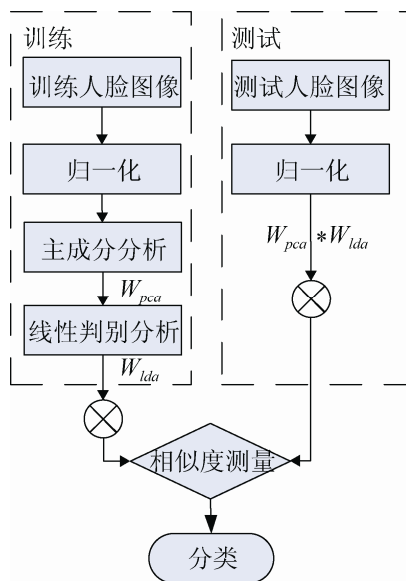


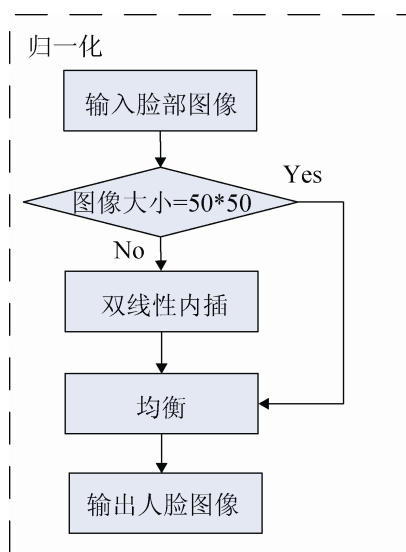
图 2 双立方卷积内插法

2 混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法

图 3 给出了混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法的流程框图, 其中图 3(a)表示了算法的整体框架, 图 3(b)表演示了人脸图像的归一化过程。人脸识别算法的整体流程框架和现有的算法相同。区别在于, 本文所提算法使用了从 1~5 m 距离的多张图像作为训练图像集使用, 并增加了这些不同距离图像混合使用的归一化过程。



(a) 算法整体流程框架



(b) 混合多距离图像的归一化过程

图 3 混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法

使用混合多距离图像作为人脸图像的训练过程如下。如果从 1~5 m 距离的人脸图像被录入, 可以通过归一化过程计算归一化脸部图像的平均脸部向量, 然后计算每个脸部图像中的平均脸部向量差后获得协方差矩阵。从协方差矩阵找到特征向量和特征值, 再通过主成分分析法生成 W_{pca} , 再通过线性判别分析法再次优化 W_{pca} , 最后找到线性判别分析中类间散布矩阵和类内散布矩阵比值最大的 W_{lda} 。使用 1~5 m 距离的多张人脸图像的测试过程如下。当录入多张人脸图像时, 通过归一化过程归一化这些脸部图像。从归一化后的脸部图像, 可通过 W_{lda} 和平均脸部图像的差值得到脸部特征向量。最后, 通过比较测试区和训练区的特征向量, 得到具有最近相似值的脸部图像。

混合多距离图像的归一化过程如下。当录入用于训练的脸部图像时, 判断输入脸部图像的大小。如果图像大小是预定大小, 则下一步进入均衡过程; 如果小于预定大小, 首先通过双线性插值法扩大图像至预定大小, 再进入均衡过程。所有通过归一化过程的输出脸部图像大小都将是预定大小。

3 实验分析

3.1 实验准备

原始脸部图像集的图像拍摄距离分别设为 1 m, 2 m, 3 m, 4 m 和 5 m, 对应的图像大小分别依次为 50×50, 40×40, 30×30, 20×20 和 10×10。多种距离的原始脸部图像如图 4 所示。原始脸部图集的归一化过程分别采用最近邻居内插法, 双线性内插法和双立方卷积内插法, 归一化脸部图像的效果图如图 5 所示。

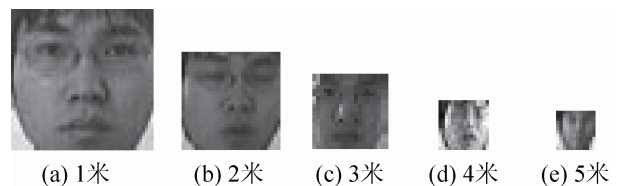


图 4 多种距离的原始人脸图像示例



(a) 最近邻居内插法



(b) 双线性内插法



(c) 双立方卷积内插法

图 5 距离归一化后的脸部图像示意图

实验采用 MIT 人脸数据库^[8], 从此数据库获得每个人 500 张脸部图像, 其中每个距离分别是 100 张, 总共有 10 个人物参加实验。为便于比较分析, 设近距离拍摄指 1 m 和 2 m 的距离, 其他距离指远距离拍摄。实验中, 假设每张人脸部图像都是不考虑距离从输入图像中提取, 且不考虑脸部图像的扭曲和翻转等特殊情况。

混合多距离图像用于训练图像集时, 本文的人脸识别算法提出了适用于长距离的相似度测量方法和脸部图像归一化方法, 为了证明混合多距离图像用于训练图像集优于传统单距离图像时, 设置了两种实验方案。方案 1: 单距离图像, 使用 1 米距离的图像作为训练图像集, 每个人取 20 张图像。方案 2: 混合多距离图像集, 每人每个距离取 4 张图像。两个条件的测试图像集均设置为每人 80 张。

3.2 不同内插法条件下的人脸识别

本小节给出使用不同内插法如最近邻居法, 双线性法和双立方卷积法时人脸识别率的分析, 旨在获得最适合本文所提算法的内插法。同时, 识别算法其他部分均采用线性判别分析法作为人脸识别方法, 曼哈坦距离作为相似度测量标准。图 6 为使用归一化单距离图像的人脸识别算法实验结果示意图, 采用的是上文所描述的方案 1 的单距离图像的参数配置来训练人脸图像库的图像, 而测试图像

集采用每个人 80 张不同距离的图像作为测试使用。如图 6 所示, 替换范围内最近邻居内插法有最佳性能为 97.5%, 远距离范围内双立方卷积内插法有最佳性能为 45.8%。

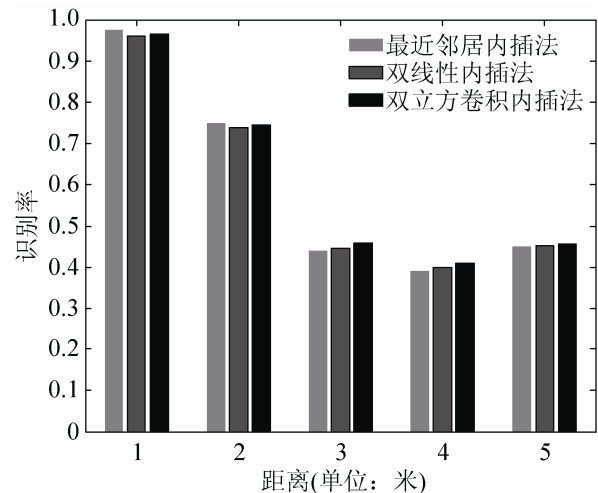


图 6 使用多种内插法对人脸识别算法的影响(方案 1)

图 7 为使用归一化混合多距离图像的人脸识别算法的实验结果示意图, 采用的是方案 2 的混合多距离图像集的参数配置来训练人脸图像库的图像, 测试图像集和图 6 相同。如图 7 所示, 近距离范围可知使用最近邻居内插法有 91.9% 的最佳识别率, 远距离范围可知使用双线性内插法有 75% 的平均最佳识别率。上述可知, 使用双线性内插法可以使本算法具有更高的识别率。

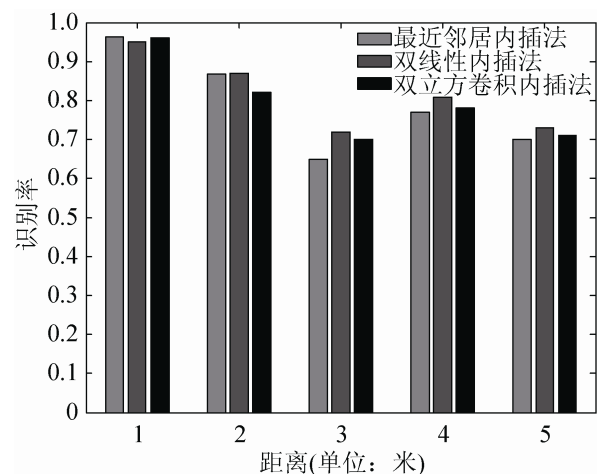


图 7 使用多种内插法对人脸识别算法的影响(方案 2)

3.3 不同训练图像集配置环境下的人脸识别

本小节实验验证了不同训练图像配置环境对人脸识别率的影响, 并证明了使用混合多距离图像作为训练图像集的线性判别分析人脸识别算法的性能优越性。图 8 为受训练图像集影响的线性判别分析人脸识别算法实验结果示意图。在方案 1 条件下, 使用最近邻居内插法归一化人脸图像集, 而在方案 2 条件下则采用双线性内插法归一化多种不同距离的图像集。由图 8 可知, 使用单距离训练图像集在近距离范围有 85.8% 的人脸识别率, 在远距离范围有 44.2% 的人脸识别率。当混合使用多种不同距离训练图像集时, 替换有 92% 的人脸识别率, 远距离范围有 75% 的人脸识别率。由此可证明, 相比单距离图像用作训练图像, 混合使用多种不同距离拍摄的图像用作训练图像可以有效提高人脸识别算法的识别效率。

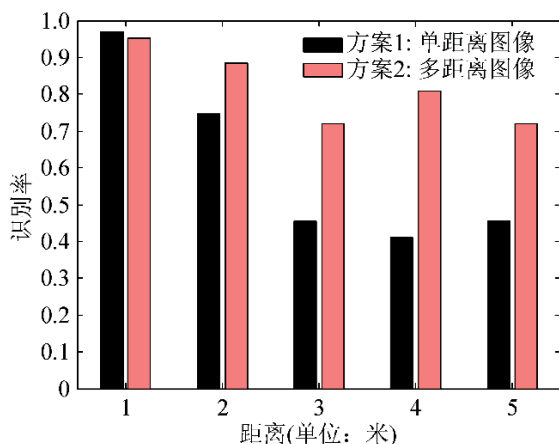


图 8 不同训练图像集对人脸识别率的影响实验结果示意图

3.4 不同相似度测量方法下的人脸识别

本小节实验验证了在使用不同相似度测量方法对本文所提人脸识别算法的人脸识别率的性能影响。根据前述实验结果, 本小节的人脸识别算法验证过程中, 采用由 1 m~5 m 的多距离图像用作训练图像集, 故使用方案 2 的参数配置。人脸识别器仍然采用线性判别分析法, 同时采用双线性内插法作为图像归一化方法。参与方案性能比较的相似度测量方法分别有曼哈坦距离^[11], 欧几里德距离,

余弦相似度和马氏距离^[12]。图 9 给出了不同相似度测量方法条件下的线性判别分析人脸识别算法的实验结果。由图 9 可知, 替换范围内曼哈坦距离有 92% 的最佳识别性能, 远距离范围内曼哈坦距离和欧几里德距离的最佳平均识别率相近, 分别为 75% 和 73.5%。从 1~5 m 的整体平均人脸识别率在使用曼哈坦距离, 欧几里德距离, 余弦相似度和马氏距离时分别为 82.6%, 81.9%, 76.5% 和 80.2%。因此, 当混合使用多距离图像用作训练图像集时, 远距离的线性判别分析人脸识别算法使用曼哈坦距离有最优的识别性能。

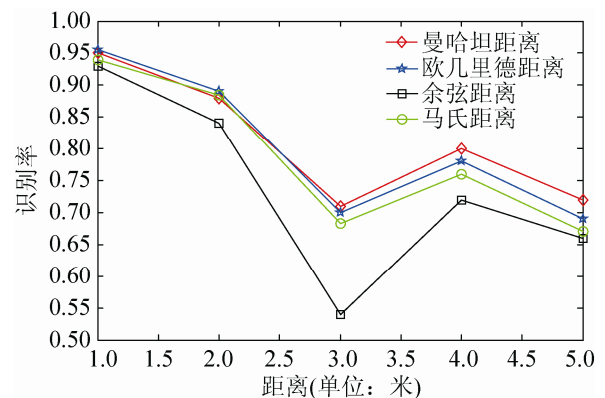


图 9 不同相似度测量标准下的人脸识别率实验结果

4 结论

近些年城市反恐形势越发严峻, 在此背景下远距离的人物识别技术的研究成为智能视频监控系统发展的重要研究方向之一。使用单距离人脸图像的人脸识别算法在远距离拍摄环境下存在识别效率低下的问题。本文针对主流智能视频监控系统提出了一种适用于远距离拍摄环境的基于混合多距离图像的线性判别分析人脸识别算法。该算法选取不同距离拍摄的人脸图像进行图像合成, 并使用双线性内插法来归一化不同距离的图像集。同时, 算法的相似度测量采用曼哈坦距离。通过实验和统计分析, 本文所提算法相比使用单距离图像的线性判别分析人脸识别算法而言, 在替换范围和远距离范围分别提高人脸识别效率 6.2% 和 31.0%, 显示出卓越的识别性能。下一步, 将考虑插值法权重优化对

(下转第 2266 页)