

基于欠样本混合内变基字典的扩展协同表示算法

董林鹭, 赵良军, 黄慧, 石小仕, 林国军, 杨平先

引用本文:

董林鹭, 赵良军, 黄慧, 等. 基于欠样本混合内变基字典的扩展协同表示算法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(5): 491–498.

DONG Lin-lu, ZHAO Liang-jun, HUANG Hui, et al. Extended cooperative representation algorithm based on undersample mixed internal variable base dictionary[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(5): 491–498.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203505.0491>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于低秩特征脸与协同表示的人脸识别算法

Face recognition algorithm based on low-rank eigenface and collaborative representation

液晶与显示. 2017, 32(8): 650–655 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173208.0650>

混合样本协同表示算法的人脸识别研究

Face recognition research based on variant samples and collaborative representation

液晶与显示. 2017, 32(12): 987–992 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173212.0987>

基于叠加协同表示分类的人脸识别

Face recognition based on superposed collaborative representation based classification

液晶与显示. 2020, 35(2): 161–166 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203502.0161>

非控场景下主成分稀疏表示与低秩分解的人脸识别

Face recognition based on sparse representation of principal components and low rank decomposition in uncontrolled scenes

液晶与显示. 2019, 34(8): 816–824 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193408.0816>

角度空间三元组损失微调的人脸识别

Face recognition of triple loss fine-tuning in angular space

液晶与显示. 2019, 34(1): 110–117 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193401.0110>

文章编号:1007-2780(2020)05-0491-08

基于欠样本混合内变基字典的扩展协同表示算法

董林鹭¹, 赵良军^{2*}, 黄 慧¹, 石小仕¹, 林国军¹, 杨平先¹

(1. 四川轻化工大学 自动化与信息工程学院, 四川 自贡 643000;

2. 企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室, 四川 自贡 643000)

摘要: 协同表示算法对人脸图像具有快速分类的特点,但在单样本或欠样本情况下,对变化复杂的人脸识别率还不够理想,无法满足工程要求。针对该问题,提出一种基于欠样本混合内变基字典的扩展协同表示算法。首先借助在同一环境下采集到的不同人脸的变化过程,提取人脸的变化共同特征并生成内变基,再融合两种及两种以上不同人脸变化的共同特征生成混合内变基,提高内变基的通用性,建立训练样本与测试样本之间变化的稀疏字典。训练样本在字典帮助下近似构建出测试样本的特征人脸,达到扩展训练样本集的目的,再对人脸协同分类。利用 AR 库、ORL 库、Yale 库和 Yale B 库进行识别实验。结果表明,本文算法能有效提高协同表示算法的识别率,在欠样本情况下识别率提高 7.33%~33.17%,在单样本情况下识别率提高 6.78%~24.47%。

关键词: 人脸识别;协同表示;权值融合;欠样本;特征提取;稀疏字典;机器学习;图像处理

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20203505.0491

Extended cooperative representation algorithm based on undersample mixed internal variable base dictionary

DONG Lin-lu¹, ZHAO Liang-jun^{2*}, HUANG Hui¹, SHI Xiao-shi¹,
LIN Guo-jun¹, YANG Ping-xian¹(1. School of Automation and Information Engineering,
Sichuan University of Science and Engineering, Zigong 643000, China;2. Key Laboratory of Higher Education of Sichuan Province for Enterprise
Informationalization and Internet of Things, Zigong 643000, China)

Abstract: The cooperative representation algorithm has the characteristics of rapid classification of face images, but in the case of single or undersample, the complex change of face recognition rate is not ideal enough to meet the engineering requirements. For this problem, a cooperative representation of

收稿日期: 2019-10-23; **修订日期:** 2020-01-08.

基金项目: 企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室开放基金资助(No.2019WZY04); 基于高分辨数据的新疆地区反恐维稳监测技术(No.95-Y20A10-9001-16/17); 四川省教育厅项目基金(No.17ZB0302); 自贡市科技计划项目(No.2019RKX03); 四川轻化工大学科研项目(No.2018RCL21)

Supported by Information Technology and Internet of Things Measurement and Control Technology Sichuan University Key Laboratory Open Fund (No. 2019WZY04); Xinjiang Region Anti-Terrorism Stability Monitoring Technology Based on High-resolution Data (No. 95-Y20A10-9001-16/17); Sichuan Education Department Project Fund (No. 17ZB0302); Zigong City Science and Technology Project (No. 2019RKX03); Sichuan Light Chemical University Scientific Research Project (No. 2018RCL21)

* 通信联系人, E-mail: 149189602@qq.com

face recognition algorithm with a mixed internal variable-base sparse dictionary is proposed. Firstly, with the help of the change process of different faces collected in the same environment, the common features of the change of the face are extracted and the invariant basis is generated, the generality of the invariant basis generated by the common features of two or more different changes of the face is improved, and the sparse dictionary of the change between the training sample and the test sample is established. With the help of the dictionary, the training samples can construct the feature faces of the test samples approximately, so as to expand the training sample set, the characteristic face of the test sample is constructed. Using the AR, ORL, Yale and Yale B library for identification experiments, the results show that this algorithm can effectively improve the recognition rate of the cooperative representation algorithm, and increase the recognition rate by 7.33% to 33.17% in the case of undersamples, and 6.78% to 24.47% in the case of single samples.

Key words: face recognition; cooperative representation; weight fusion; due sample ; feature extraction; sparse dictionary; image processing

1 引言

人工智能发展到现在,对计算机的应用越来越普遍^[1-2],其中利用计算机对公民身份进行识别,将向着全面自动化的方向普及。到目前为止,应用计算机识别身份常用方法有虹膜识别^[3]、人脸识别^[4]、指纹识别^[5]、DNA 识别^[6]和掌纹识别^[7],其中人脸识别因其采集数据方便和安装成本较低的优势被广泛应用于各种公共场所^[8]。但人脸识别技术在欠样本、光照变化、遮挡和姿态变化等^[9]干扰情况下的识别率较低。提高人脸识别算法在非理想条件下的识别率,对于人脸识别技术的推广具有重要的研究意义。

人脸识别技术最初的方法是利用图像匹配的方式进行归类达到识别的目的,但是该方法对于姿态变化、光照影响和表情的人脸识别是无能为力的。随着社会对人脸识别技术的需求越来越大,Wright 等人证明了人脸识别的关键点并非主要依靠空间提取,该团队利用训练样本图像的稀疏线性组合来表示测试样本图像,提出了稀疏表示分类器(Sparse Representation based Classification, SRC)^[10-11],开创了人脸识别技术的新局面,但该方法识别速度无法满足实际工程的要求。Zhang 等人提出一种利用正则化范数最小化的协同表示分类器(Collaborative Representation based Classification, CRC)^[12],该算法计算复杂度远低于稀疏表示算法,但在非理想条件下其识别率较低。于是基于协同表示分类器,许多学者

提出了改进的算法,主要思想是利用原始样本构造虚拟样本增加人脸特征。项晓丽^[13]利用原始样本与镜像样本权值融合,采用协同表示分类器识别取得较好的识别率。杨明中^[14]利用原始样本与对称样本权值融合再利用协同表示分类器识别来提高识别率,但这些改进方法都无法大幅度提高协同表示分类器的识别率^[15-16]。线性表示分类器(Linear representation classifier, LRC)^[17]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[18]这两种算法在机器学习中较为有效,常作为图像分类算法的对比实验。徐竞泽^[19]等人提出了一种基于 PCA、LDA 和 SVM 算法融合的人脸识别方法,首先利用主成分分析算法提取人脸的特征,再利用线性判别对人脸降维处理,最后利用支持向量机算法对人脸图像进行分类识别,达到提高人脸识别率的目的。但该算法在人脸变化复杂情况下(遮挡、光照、姿态和噪声^[20])识别率较低。本文采用这几种算法作为对比实验。

分析了人脸识别工程中影响协同表示分类器识别率的原因,发现当训练样本不足且测试样本出现算法无法模拟的噪声(遮挡、姿态变化、光照)时,测试样本与训练样本的重构误差过大,导致协同表示分类器无法准确地将人脸归类,使得识别率不够理想。本文研究了同一人脸在不同噪声下(遮挡、姿态变化、光照)的内变基,为了提高内变基的通用性,将不同人的内变基进行加权融合构成内变基字典,目的是使协同表示分类器算法在样本过少时,通过内变基字典与训练样本构建出人脸样本的噪声,解决协同表示分类算法在欠样

本情况下的识别率。

2 协同表示分算法

协同表示算法给出第 i 类变化丰富的训练样本,其中包含了属于第 i 类的测试样本位于第 i 类的训练样本的线性空间中。将剩余的 k 类训练样本记作 $\mathbf{A}=[\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k] \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 子矩阵 $\mathbf{A}_i \in \mathbf{R}^{m \times n_i}$ 为第 i 类的训练样本。测试样本 $\mathbf{y}$ 的线性表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \mathbf{z}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_0$ 表示系数向量,只有当测试样本与第 i 类训练样本相关时 $\mathbf{x}_0$ 系数才有值,其余项无关项 $\mathbf{x}_0$ 系数都为 0。 $\mathbf{z} \in \mathbf{R}^m$ 是一个能量有界的噪声项满足 $\|\mathbf{z}\|_2 < \epsilon$ 。为了降低训练样本 $\mathbf{A}$ 线性表示测试样本 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^m$ 的计算复杂度,采用正则化最小二乘法化解。表达式如下:

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \{ \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_2^2 \}, \quad (2)$$

式中 λ 为正则化参数, $\mathbf{x}$ 为系数向量,对式(2)可解析推导为:

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \cdot \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}, \quad (3)$$

式中, $\mathbf{I}$ 表示单位矩阵,令 $\mathbf{P} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \cdot \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T$,则可将式(3)表达为 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{P}\mathbf{y}$,可以看出 $\mathbf{P}$ 与 $\mathbf{y}$ 无关,在给定测试样本 $\mathbf{y}$ 时,通过 $\mathbf{P}\mathbf{y}$ 将 $\mathbf{y}$ 映射到 $\mathbf{P}$ 上求出 $\hat{\mathbf{x}}$,协同表示分类器的快速特性就是由 $\mathbf{P}$ 决定的。

再计算出正则化系数的残差:

$$\mathbf{r}_i(\mathbf{y}) = \frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{A}_i \cdot \hat{\mathbf{x}}_i\|_2}{\|\hat{\mathbf{x}}_i\|_2}, \quad (4)$$

协同表示分类器最终输出结果如下所示:

$$\text{identity}(\mathbf{y}) = \arg \min_i \{ \mathbf{r}_i(\mathbf{y}) \}. \quad (5)$$

3 本文算法

分析协同表示分类器算法的数学模型,当训练样本过少且测试样本噪声(遮挡、姿态变化、光照)变化较大时,式(1)中有界能量噪声 $\mathbf{z}$ 将无法模拟出这样的变化噪声。从而造成式(4)计算出的残差过大,使得协同表示分类器算法在小样本

且噪声变化大的识别率不够理想。

为了解决上述问题,在测试人脸库中选择一位志愿者的人脸变化图像,用于构建内部基字典,由于一个人脸的内变基存在特殊性,仅依靠该内变基来构成稀疏字典同样无法正确地模拟出不同人的变化噪声。因此,本文在人脸库中选择多为志愿者的人脸变化图像,对同类噪声内变基进行权值融合,构建出尽可能接近真实的内变基字典。为了表达该思想,本文选取两位志愿者的人脸变化图像,来构建内部基字典。

设矩阵 $\mathbf{D}_b$ 为内变基。当矩阵 $\mathbf{A}$ 属于欠样本时,测试样本 $\mathbf{y}$ 的线性表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 + \mathbf{D}_b \boldsymbol{\beta}_0 + \mathbf{z}, \quad (6)$$

当测试样本与训练样本偏差较大时,协同表示分类算法(CRC)中噪声 $\mathbf{z}$ 无法模拟出这样的偏差,则需要借助内变化基矩阵 $\mathbf{D}_b$,其主要作用是模拟出测试样本与训练样本的较大噪声偏差。若内变化基 $\mathbf{D}_b$ 是冗余积过完备人脸的变化基,则 $\boldsymbol{\beta}_0$ 是自然稀疏的, $\boldsymbol{\beta}_0$ 是内变化基 $\mathbf{D}_b$ 的系数向量。式(6)中系数向量正则化最小二乘法化解表达式为:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}} \\ \hat{\boldsymbol{\beta}} \end{bmatrix} = \arg \min_{\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}} \left\{ \left\| \mathbf{y} - [\mathbf{A}, \mathbf{D}_b] \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \boldsymbol{\beta} \end{bmatrix} \right\|_2^2 + \lambda \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \boldsymbol{\beta} \end{bmatrix} \right\|_2^2 \right\}, \quad (7)$$

式中: λ 为正则化参数, $\mathbf{x}$ 为训练样本系数向量, $\boldsymbol{\beta}$ 为内变化基系数向量,对式(7)可解析推导为:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}} \\ \hat{\boldsymbol{\beta}} \end{bmatrix} = ([\mathbf{A}, \mathbf{D}_b]^T [\mathbf{A}, \mathbf{D}_b] + \lambda \cdot \mathbf{I})^{-1} [\mathbf{A}, \mathbf{D}_b]^T \mathbf{y}. \quad (8)$$

设第 i 类人脸有多幅不同种类,如光照、遮挡、姿态和表情的变化图像,这些图像数量用 m_i 表示,转化为矩阵向量,可表示为 $\mathbf{D}_i \in \mathbf{R}^{d \times m_i}$, $i = 1, 2, \dots, l$, $\sum_{i=1}^l m_i = m$ 。变化基 $\mathbf{D}$ 为由同类人脸图像减去正脸无干扰图像的差。

$$\mathbf{D}_i = [\mathbf{D}_1^- - \mathbf{a}_1^* \mathbf{e}_1, \mathbf{D}_2^- - \mathbf{a}_2^* \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{D}_l^- - \mathbf{a}_l^* \mathbf{e}_l] \in \mathbf{R}^{d \times (m-l)}, \quad (9)$$

式中: $\mathbf{e}_i = [1, 1, \dots, 1] \in \mathbf{R}^{1 \times (m_i-1)}$, $\mathbf{a}_i^*$ 表示人脸库中第 i 类人脸中正脸无干扰的图像矩阵, $\mathbf{D}_i^-$ 表示人脸库中第 i 类人脸中除正脸无干扰的图像外,有光照、遮挡、姿态和表情变化的人脸图

像矩阵。

令矩阵 $P_i \in \mathbf{R}^{d \times [m_i(m_i-1)/2]}$ 的列是第 i 类中的不同噪声人脸图像两两之差的向量, 则第 i 类人脸构成的字典用 D_i 表示:

$$D_i = [P_1, P_2, \dots, P_i] \in \mathbf{R}^{d \times \sum_i [m_i(m_i-1)/2]}, \quad (10)$$

同理, 人脸库中第 j 类人脸构成的字典用 D_j 表示:

$$D_j = [P_1, P_2, \dots, P_j] \in \mathbf{R}^{d \times \sum_i [m_i(m_i-1)/2]}, \quad (11)$$

则本文算法构成的混合内变基字典 D_b 表示如下:

$$D_b = \frac{D_i + D_j}{2}, \quad (12)$$

构造好内变基字典后, 在内变基的帮助下利用协同表示算法对测试样本进行分类, 其中计算残差的思想如图 1 所示, 本文用几何图解的方法阐述了该原理。

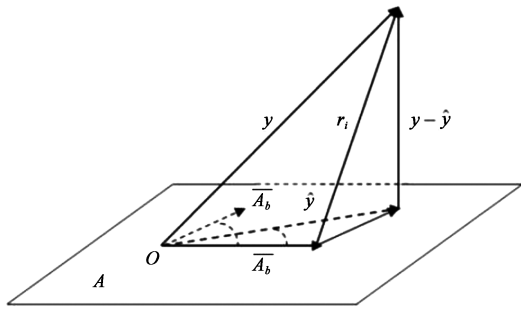


图 1 y 在 $[A, D_b]$ 上的表示的几何图解

Fig.1 Geometric representation of y on $[A, D_b]$

$A_b = [A, D_b]_b \begin{bmatrix} \delta_b(x_1) \\ \beta_1 \end{bmatrix}$ 是用 A_b 张成的一个

空间向量, 而 $\overline{A_b} = \sum_{j \neq i} [A, D_b]_j \begin{bmatrix} \delta_b(x_1) \\ \beta_1 \end{bmatrix}$ 表示所有的其他类 $A_b, j \neq i$ 张成的空间里的一个向量。图 1 显示 y 在 $[A, D_b]$ 上的几何表示, 由于 $\overline{A_b}$ 与

$y - [A, D]_b \begin{bmatrix} \delta_b(x_1) \\ \beta_1 \end{bmatrix}$ 平行, 通过几何解可得:

$$\frac{\|\hat{y}\|_2}{\sin(A_b, \overline{A_b})} = \frac{\|y - [A, D]_b \begin{bmatrix} \delta_b(x_1) \\ \beta_1 \end{bmatrix}\|_2}{\sin(\hat{y}, A_b)}, \quad (13)$$

其中: $(A_b, \overline{A_b})$ 是 A_b 和 $\overline{A_b}$ 之间的夹角, $(\hat{y}, A_b)$ 是 $\hat{y}$ 和 A_b 之间的夹角。最后, 通过几何观点, 可以将 r_i^* 写成:

$$r_i^* = \frac{\sin^2(\hat{y}, A_b) \|\hat{y}\|_2^2}{\sin^2(A_b, \overline{A_b})}, \quad (14)$$

由式(14)可知: 判断 y 是否归类于第 i 类的同时, 还要兼顾 $\sin(\hat{y}, A_b)$ 与 $\sin(A_b, \overline{A_b})$ 的取值。目的是提高算法的鲁棒性。

再计算出正则化系数的残差:

$$r_b(y) = \|y - [A, D_b] \begin{bmatrix} \delta_b(x_1) \\ \beta_1 \end{bmatrix}\|_2 / \|\delta_b(x_1)\|_2, \quad (15)$$

其中 $\delta_b(x_1) \in \mathbf{R}^n$ 是一个新向量, 它的非 0 元素是 $\hat{x}_1$ 中的元素, 且对应于稀疏字典。最终输出结果如式(6)所示:

$$\text{identity}(y) = \arg \min_b \{r_b(y)\} \quad (16)$$

图 2 给出了一幅带遮挡人脸的测试图像, 图中表示了训练样本和内变基的系数。 $\hat{x}_1$ 表示 80 幅训练样本, β_1 表示字典的 240 个系数, 标记的内变化基表示有遮挡的内变化基。分析图 2, 有遮挡的测试人脸可以利用其他志愿者在有遮挡情况下与自然脸相减下获得的内变基加上测试人脸的自然脸构成。再计重构残差, 根据训练样本与测试样本残差, 对差值进行归类。同理, 利用该方法构建出光照、姿态等变化的内变基字典。

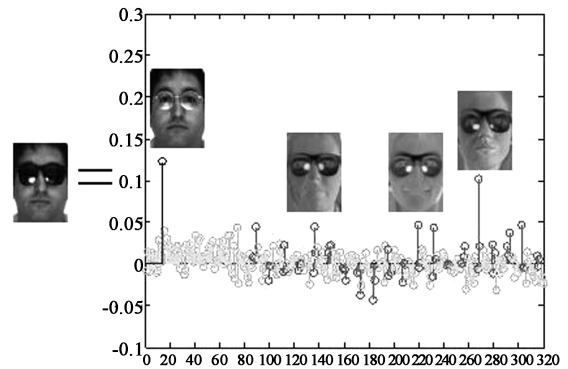


图 2 遮挡测试图像在训练样本和内变基上的系数关系

Fig.2 Coefficient relationship between training samples and internal variable bases of occlusion test images

4 实验分析与讨论

4.1 本文算法思路

如图3所示,第一排和第二排是AR人脸库中不同志愿者人脸变化内变基,观察分析他们在表情、光照和遮挡的内变基大致相同,证明了如果内变基字典构建得恰当,字典就可以帮助算法模拟出各种人脸变化的噪声,从而提高欠样本甚至单样本情况下的识别率。但通过观察图3中两位志愿者的内变基,发现不同人脸的轮廓比较特殊,如果仅依靠某位志愿者的内变基构建内变基字典,因人脸轮廓的特殊性造成构建的内变基字典通用性降低。为了解决该问题,本文将两位志愿者的人脸内变基进行了融合处理,如图3第三排所示。



图3 内变基示意图

Fig.3 Schematic diagram of internal variable base

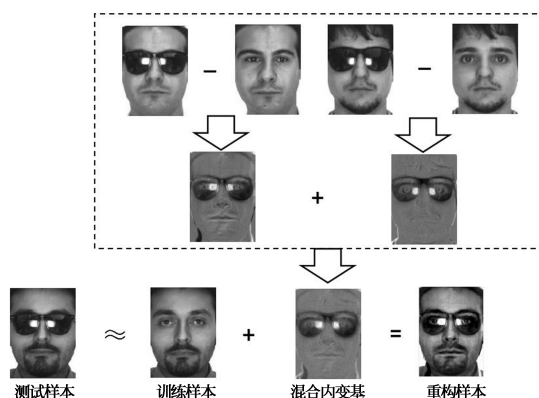


图4 单样本与内变基构建测试样本特征

Fig.4 Characteristics of single sample and internal variable base structural test samples

本文算法主要是利用图3获得的混合内变基与单样本或欠样本人脸,共同构建出与测试样本误差较大的重构样本,让算法自动模拟出测试样本可能的遮挡、光照、表情和姿态情况扩展训练样本特征集,达到提高人脸识别率的目的,如图4所示。

实验基于 MATLAB2016a 编程,以 2.60 GHz 的英特尔处理器、内存为 8 GB 的笔记本为平台进行实验仿真,某一类人脸的内变基可以共享给其他人脸,在遮挡、光照、表情的人脸识别实验中,可由该类人脸的单训练样本或欠训练样本加上混合内变基字典近似地构成遮挡、光照、表情情况下的人脸变化。本文混合内变基字典可以由人脸训练集中任何对象提供。在实际工程中,当采集数据的摄像头固定,同样可以寻找数位志愿者,以不同的遮挡方式、面部表情和人脸姿态出现在监控视频中来获得该区域人脸内变基字典,达到即使只能获得某人的身份证或护照正面人脸图像也能识别出他在不同遮挡、表情和光照影响后的人脸信息。

4.2 欠样本识别实验

欠样本人脸识别中,采用 AR、ORL 人脸库做为实验的人脸数据,其中 AR 库共有 100 位志愿者,每位志愿者包含了各种变化的人脸共 13 幅,部分人脸如图5所示。算法参数 λ 设置为 0.05,训练样本从 2 幅逐步增加到 7 幅被遮挡的人脸始终作为测试样本,并用 CRC 算法、LRC 算法、SVM 算法、文献[14]、文献[19]和本文算法进行人脸识别。实验结果如图6所示。



图5 AR 部分人脸

Fig.5 AR partial face

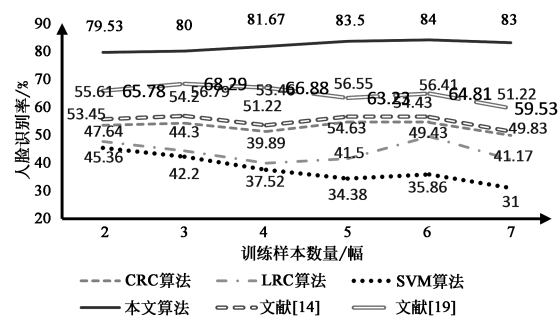


图6 AR 库欠样本识别率比较

Fig.6 Comparison of undersample recognition rate of AR library

从图6可以看到,训练样本从2幅逐渐增加到7幅,数据显示,本文改进算法在不同数量的训练样本下的识别率一直处于高位,较CRC算法的识别提高

33.17%~26.08%，较 LRC 算法提高 31.89%~41.83%，较 SVM 算法提高 34.17%~52.00%，较文献[14]提高 23.21%~31.78%，较文献[19]提高 11.71%~23.47%，同时，可以看出 CRC 算法比常见的机器学习算法分类效果更优越，研究并提升 CRC 算法分类性能的意义更为突出。

ORL 库有 40 位志愿者，每位有 10 幅不同姿态、表情变化的人脸，共有 400 幅。部分人脸图如图 7 所示，每位志愿者选用不同数量的人脸作为训练样本，剩余人脸作为测试样本，实验结果如图 8 所示。



图 7 ORL 部分人脸
Fig.7 ORL partial face

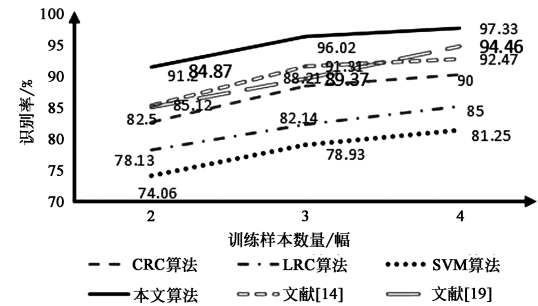


图 8 ORL 库欠样本识别率比较
Fig.8 Comparison of undersample recognition rate of ORL library

分析图 7,在对 ORL 人脸库实验中,当选每位志愿者前两幅人脸作为训练样本时,本文算法识别率比 CRC 算法提高约 9%,较 LRC 算法提高约 13%,较 SVM 算法提高约 17%,较文献[14]提高约 6%,较文献[19]提高约 7%。当选每位志愿者前 3 幅人脸作为训练样本时,本文算法较 CRC 算法提高约 8%,较 LRC 算法提高约 14%,较 SVM 算法提高约 18%,较文献[14]提高约 5%,较文献[19]提高约 7%。当选每位志愿者前 4 幅人脸作为训练样本时,本文算法较 CRC 算法提高约 7%,较 LRC 算法提高 12%,较 SVM 算法提高约 16%,较文献[14]提高约 5%,较文献[19]提高约 3%。

4.3 单样本识别实验

在单样本识别实验中,本文算法选用 AR 库、ORL 库、Yale 库和 Yale B 库,且都选每个库的第一幅人脸作为训练样本,其余人脸作为测试样本。同样采用 CRC 算法本文算法进行对比实验。其中 Yale 人脸库中包含了 15 位志愿者,每位志愿者又包含了不同表情、光照的特征脸 11 幅图像,该库共有 165 幅人脸图像。Yale B 人脸库包含 10 位志愿者,每位志愿者包含不同光照、表情等特征的 64 幅图像,该库共有 640 幅人脸图像,实验结果如表 1 所示。

表 1 不同人脸库中的单样本人脸识别实验

Tab.1 Single face recognition experiment in different face databases

识别算法	AR 人脸库		Yale 人脸库		Yale B 人脸库		ORL 人脸库	
	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s	识别率/%	时间/s
CRC 算法	53.00	0.189	62.67	0.012	32.70	0.002	77.22	0.030
LRC 算法	49.33	0.204	57.33	0.005	27.46	0.003	70.83	0.038
SVM 算法	49.33	0.111	57.33	0.003	58.50	0.009	70.83	0.018
文献[14]	58.26	0.960	69.42	0.021	35.51	0.131	79.42	0.131
文献[19]	65.22	0.770	62.54	0.009	59.48	0.013	77.38	0.034
本文算法	78.47	1.360	72.67	0.027	48.18	0.175	84.23	0.536

从表 1 中可知,在 AR 库的单样本人脸实验中,本文算法的识别率较 CRC 算法提高 25.47%。对于 Yale 库的单样本人脸实验,本文算法较 CRC 算法提高 10%。对于每位志愿者高达 64 幅不同光

照、表情的 Yale B 库,在仅获得一幅训练样本对剩余的 63 幅测试样本的实验中,本文算法较 CRC 算法识别率提高 15.48%。对于 ORL 人脸库的单样本实验,本文算法较 CRC 算法提高约 7%。识别时

间指每个人脸库中在单样本下,对每位志愿者进行单幅测试样本进行识别所消耗的时间,以秒为单位。从表中分析可知,LRC算法、SVM算法与CRC算法3种算法的运行时间较为相近,文献[14]和文献[19]消耗时间接近,本文算法消耗的时间较多,但对于AR库100位志愿者消耗的时间仅为1 s左右,对于Yale库15位志愿者的识别耗时约为0.02 s,将时间平均到每位志愿者识别时间远远小于1 s。本文算法耗时虽然高于CRC算法、LRC算法和SVM算法,但在大幅度提高识别率的同时也能满足实际工程的要求。

5 结 论

人脸识别技术在小样本或单样本情况下识别率不理想,一直是研究的热点问题。本文重点研

究了在固定环境下,同一类人脸的各种噪声与正面人脸的内变差,并通过研究多组内变差的关联特征,采用加权混合的方法,构建出恰当的内变差字典,帮助协同表示算法模拟出遮挡、光照和表情等噪声,改善协同表示算法在小样本或单样本情况下识别率不理想的问题。结果表明,在欠样本情况下,对于AR人脸库,本文算法比CRC算法识别率提高25.8%~33.17%;对于ORL库,本文算法比CRC算法识别率提高约8%。在单样本情况下,对于AR库,本文算法较CRC算法识别率提高25.47%;对于Yale库,本文算法比CRC算法识别率提高10%;对于Yale B库,本文算法比CRC算法识别率提高15.48%;对于ORL库,本文算法比CRC算法识别率提高7.01%。但本文算法对于仅有单样本且测试样本较大的人脸识别率还有待提高,今后将重点研究该类问题。

参 考 文 献:

- [1] 方明,孙腾腾,邵桢.基于改进YOLOv2的快速安全帽佩戴情况检测[J].光学精密工程,2019,27(5):1196-1205.
FANG M, SUN T T, SHAO Z. Fast helmet-wearing-condition detection based on improved YOLOv2 [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(5): 1196-1205. (in Chinese)
- [2] 应亚宸,张广杰,贾荟琳,等.多光子皮肤成像技术及其应用[J].中国光学,2019,12(1):104-111.
YING Y C, ZHANG G J, JIA H L, et al. Multi-photon skin tissue imaging technology and its applications [J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(1): 104-111. (in Chinese)
- [3] 李海青,孙哲南,谭铁牛,等.虹膜识别技术进展与趋势[J].信息安全研究,2016,2(1):40-43.
LI H Q, SUN Z N, TAN T L, et al. Progress and trends in iris recognition [J]. *Journal of Information Security Research*, 2016, 2(1): 40-43. (in Chinese)
- [4] 高攀,赵恒斌,米珍美,等.方向滤波器组预处理方法在人脸识别中的应用[J].石河子大学学报:自然科学版,2018,36(6):768-773.
GAO P, ZHAO H B, MI Z M, et al. Application of directional filter bank preprocessing method in face recognition [J]. *Journal of Shihezi University: Natural Science*, 2018, 36(6): 768-773. (in Chinese)
- [5] GALBALLY J, ALONSO-FERNANDEZ F, FIERREZ J, et al. A high performance fingerprint liveness detection method based on quality related features [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2012, 28(1): 311-321.
- [6] JORE M M, LUNDGREN M, VAN DUIJN E, et al. Structural basis for CRISPR RNA-guided DNA recognition by cascade [J]. *Nature Structural & Molecular Biology*, 2011, 18(5): 529-536.
- [7] RAUT S D, HUMBE V T. Biometric palm prints feature matching for person identification [J]. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 2012, 4(11): 61-69.
- [8] LIN G J, XIE M, MAO L. Extended CRC: face recognition with a single training image per person via intraclass variant dictionary [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2013, E96-D(10): 2290-2293.
- [9] LI X X, DAI D Q, ZHANG X F, et al. Structured sparse error coding for face recognition with occlusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1889-1900.
- [10] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [11] 金志刚 李静昆.基于对象性和多层线性模型的协同显著性检测[J].光学精密工程,2019,27(8):1845-1853.

- JIN Z G, LI J K. Co-saliency detection based on objectness and multi-layer linear model [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(8): 1845-1853. (in Chinese)
- [12] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 471-478.
- [13] 项晓丽, 武圣, 龙伟, 等. 融合原始样本和虚拟样本的人脸识别算法 [J]. 电视技术, 2016, 40(9): 117-121.
XIANG X L, WU S, LONG W, *et al.* Face recognition based on the fusion of original sample and virtual sample [J]. *Video Engineering*, 2016, 40(9): 117-121. (in Chinese)
- [14] 杨明中, 杨平先, 林国军. 混合样本协同表示算法的人脸识别研究 [J]. 液晶与显示, 2017, 32(12): 987-992.
YANG M Z, YANG P X, LIN G J. Face recognition research based on variant samples and collaborative representation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Display*, 2017, 32(12): 987-992. (in Chinese)
- [15] TRIGEORGIS G, BOUSMALIS K, ZAFEIRIOU S, *et al.* A deep matrix factorization method for learning attribute representations [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(3): 417-429.
- [16] 杨全海. 基于稀疏约束非负矩阵分解的人脸特征提取算法 [J]. 信息技术, 2017(3): 117-120.
YANG Q H. Facial feature extraction algorithm based on non-negative matrix factorization with sparse constraint [J]. *Information Technology*, 2017(3): 117-120. (in Chinese)
- [17] 叶学义, 罗宵晗, 王鹏, 等. 基于非凸低秩分解判别的叠加线性稀疏人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(8): 1327-1337.
YE X Y, LUO X H, WANG P, *et al.* Face recognition with superposed linear sparse representation based on discriminative nonconvex low-rank matrix decomposition [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(8): 1327-1337. (in Chinese)
- [18] 冯璋, 裴东, 王维. 基于改进灰狼算法优化支持向量机的人脸识别 [J]. 计算机工程与科学, 2019, 41(6): 1057-1063.
FENG Z, PEI D, WANG W. Face recognition by support vector machine optimized by an improved grey wolf algorithm [J]. *Computer Engineering & Science*, 2019, 41(6): 1057-1063. (in Chinese)
- [19] 徐竞泽, 吴作宏, 徐岩, 曾建行. 融合 PCA、LDA 和 SVM 算法的人脸识别 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(18): 34-37.
XU J Z, WU Z H, XU Y, *et al.* Face recognition based on PCA, LDA and SVM algorithms [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(18): 34-37. (in Chinese)
- [20] 董林鹭, 林国军, 杨平先, 等. 采用外部数据扩充样本的协同表示去噪算法 [J]. 中国科技论文, 2019, 14(7): 797-802.
DONG L L, LIN G J, YANG P X, *et al.* Cooperative representation denoising algorithm using external data to expand samples [J]. *China Sciencepaper*, 2019, 14(7): 797-802. (in Chinese)

作者简介:



董林鹭(1992—),男,重庆垫江人,硕士研究生,2017年于东北电力大学获得学士学位,主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: dong_linlu@163.com



赵良军(1980—),男,湖北京山人,博士,高级工程师,2017年于新疆大学获得博士学位,主要从事地理信息遥感、计算机应用方面的研究。E-mail: 149189602@qq.com