

基于叠加协同表示分类的人脸识别

林国军, 蒋行国, 杨明中, 李兆飞, 解梅

引用本文:

林国军, 蒋行国, 杨明中, 等. 基于叠加协同表示分类的人脸识别[J]. 液晶与显示, 2020, 35(2): 161–166.

LIN Guo-jun, JIANG Xing-guo, YANG Ming-zhong, et al. Face recognition based on superposed collaborative representation based classification[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(2): 161–166.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203502.0161>

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>

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>

改进非负矩阵分解的神经网络人脸识别

Face recognition based on improved NMF and neural network

液晶与显示. 2017, 32(3): 213–218 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173203.0213>

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)02-0161-06

基于叠加协同表示分类的人脸识别

林国军¹, 蒋行国¹, 杨明中², 李兆飞^{1*}, 解 梅³

(1. 四川轻化工大学 自动化与信息工程学院, 四川 自贡 643000;

2. 成都工业学院 电子工程学院, 四川 成都 611730;

3. 电子科技大学 电子工程学院, 四川 成都 611731)

摘要:针对叠加稀疏表示分类(SSRC)计算复杂度大的问题,利用协同表示分类(CRC)的计算复杂度比 SRC 少得多且识别率相似于 SRC 的优点,提出基于叠加协同表示分类(SCRC)的人脸识别。基于原型和变化的表示模型,在 SCRC 中,利用类质心和样本与质心的差异来构造成字典,可以显著地改善 CRC 的性能。实验结果表明,利用基于原型和变化的表示模型,协同表示在人脸识别中能起作用,甚至字典基在非受控和每类只有一个样本的条件下被汇集,协同表示也具有很好的性能。与其他算法相比,SCRC 在大幅降低计算复杂度的同时保证了识别率。

关键词:人脸识别;协同表示;稀疏表示;字典

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20203502.0161

Face recognition based on superposed collaborative representation based classification

LIN Guo-jun¹, JIANG Xing-guo¹, YANG Ming-zhong², LI Zhao-fei^{1*}, XIE Mei³

(1. School of Automation & Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China;

2. School of Electronic Engineering, Chengdu Technological University, Chengdu 611730, China;

3. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: For the problem of the high computational complexity of the superposed sparse representation based classification (SSRC), the advantages of the collaborative representation based classification (CRC) that has significantly less complexity than SRC is used and its recognition rate is similar to SRC. The face recognition based on superposed collaborative representation based classification (SCRC) is proposed. Based on a prototype plus variation model, the dictionary is assembled by the class centroids and the sample-to-centroid differences in the SCRC, which can leads to a substantial

收稿日期:2019-06-21; **修订日期:**2019-10-12.

基金项目:四川省教育厅项目(No. 17ZB0302); 四川轻化工大学科研项目(No. 2019RC11, No. 2019RC12)

Supported by Project of Sichuan Provincial Department of Education (No. 17ZB0302); Scientific Research Project of Sichuan University of Science and Engineering (No. 2019RC11, No. 2019RC12)

* 通信联系人, E-mail: lzf825@suse.edu.cn

improvement on CRC. The experimental results show that, if the proposed prototype plus variation representation model is applied, the collaborative representation plays a crucial role in face recognition, and performs well even when the dictionary bases are collected under uncontrolled conditions and only a single sample per classes is available. Compared with the other algorithms, SCRC greatly reduces the computational complexity and ensures the recognition rates.

Key words: face recognition; collaborative representation; sparse representation; dictionary

1 引言

由于来源丰富、采集方便、具有非侵犯性等特点,人脸识别作为身份识别与人体生物认证技术在政府、工业和商业中得到了广泛应用^[1-5]。最近, Wright 等^[6]将稀疏编码应用于人脸识别,提出了基于稀疏表示的分类(SRC)方法,在人脸受控和每类多样本条件下取得了很好的识别效果。Deng 等^[7-8]提出了基于叠加稀疏表示分类(SSRC)的人脸识别,是对 SRC 的一种改进,在人脸非受控和每类只有一个样本的条件下也能取得比较好的识别效果。SRC 和 SSRC 都采用 L1 范数稀疏约束,导致计算复杂度较大。Zhang 等^[9]采用协同表示而不是 L1 范数稀疏约束使 SRC 成功适用于人脸识别,并提出了基于协同表示的分类(CRC)方法用于人脸识别,获得了类似于 SRC 的识别率,但计算复杂度低很多。Yang 等^[10-11]提出了鲁棒稀疏编码(RSC)方法,寻求稀疏编码问题的最大似然估计解,对受遮挡的人脸识别具有比 SRC 更强的鲁棒性。针对 RSC 计算复杂度较大的问题, Lin 等^[12]提出了鲁棒协同表示(RCR)方法,拥有 RSC 相似的识别率,但计算复杂度低很多。Yang 等^[13]提出了一种基于低秩特征脸与协同表示的人脸识别算法,识别率和识别速度都得到了有效提高。

受到协同表示而不是 L1 范数稀疏约束使 SRC 成功适用于人脸识别的启发,本文提出了基于叠加协同表示分类(SCRC)的人脸识别。与 SSRC 相似, SCRC 也将测试样本表示为类质心和样本与质心的差异的稀疏线性组合。实验结果表明,利用基于原型和变化的表示模型,协同表示在人脸识别中能起作用,甚至字典基在非受控和每类只有一个样本的条件下被汇集,协同表示也具有很好的性能。SCRC 拥有 SSRC 相似的识别率,但计算复杂度低很多。

2 CRC 的回顾

假定一个人脸库有 k 类训练样本,记为矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k] \in \mathbf{R}^{d \times n}$, $\mathbf{A}_i \in \mathbf{R}^{d \times n_i}$ 是第 i 类的训练样本。一个测试样本 y 可以用所有训练样本的线性组合来表示:

$$y = \mathbf{A}x_0 + z, \quad (1)$$

x_0 是一个稀疏解, x_0 中除对应于和测试样本同类的训练样本的系数不是 0 外,其余系数几乎都为 0。 $z \in \mathbf{R}^d$ 是噪声项,其能量约束是 $\|z\|_2 < \epsilon$, $\epsilon > 0$ 是一个常数。为了用 $\mathbf{A}$ 来协同表示测试样本 y ,我们提出正则化最小二乘方法:

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

其中: λ 是正数型参数, $\hat{x}$ 是稀疏解。式(2)的解能被分析推导出:

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

令 $\mathbf{Q} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \cdot \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T$, 明显地, $\mathbf{Q}$ 相对于 y 是独立的,可以被预先计算出来作为一个投影矩阵。一旦测试样本 y 到来时,我们就简单直接地将 y 通过 $\mathbf{Q}y$ 投影到 $\mathbf{Q}$ 上来求得 $\hat{x}$,这使得协同表示的计算速度很快。

3 叠加协同表示分类(SCRC)

当训练图像被腐蚀和每类训练样本数量不充足时,基于协同表示的人脸识别具有局限性。本节将介绍基于原型和变化的模型,提出叠加协同表示分类来解决 CRC 的局限性。

3.1 信号=原型+变化

假定受观察的信号是两种不同子信号 y_p, y_v 和噪声 z 的叠加,即 $y = y_p + y_v + z$ 。 y_p 可以使用模型中的原型字典 $\mathbf{P} = [\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_k] \in \mathbf{R}^{d \times m}$ 来稀疏产生, $\mathbf{P}_i \in \mathbf{R}^{d \times m_i}$ 表示第 i 类的 m_i

个原型基。同理, y_v 可以使用模型中的变化字典 $V \in \mathbf{R}^{d \times q}$ 来稀疏产生, 变化字典表示通用类内变化基, 例如不平衡的光照变化、夸张的表情或者遮挡, 这些都不能被小密度噪声 z 模拟。一个测试样本 y 的线性组合表示可以被重写为:

$$y = Px_0 + V\beta_0 + z, \quad (4)$$

假定测试样本 y 来自第 i 类, 那么 x_0 中除对应于 P_i 的系数不是 0 外, 其余系数几乎都为 0。如果 V 中存在冗余的和过完备的人脸变化基, 那么 β_0 是稀疏解。

3.2 SCRC 算法

根据 $P+V$ 模型, 我们提出一种简单的分类算法, 能够在人脸非受控的条件下也能取得比较好的识别率。给定一个人脸库, 每类都有多个样本, 第 i 类拥有 n_i 个样本, 拉成向量, 形成一个矩阵 $A_i \in \mathbf{R}^{d \times n_i}$, $i=1, \dots, k$, $\sum_{i=1}^k n_i = n$ 。原型矩阵可表示为:

$$P = [c_1, \dots, c_i, \dots, c_k] \in \mathbf{R}^{d \times k}, \quad (5)$$

其中: $c_i = \frac{1}{n_i} A_i e_i$ 是第 i 类的类质心, $e_i = [1, \dots, 1]^T \in \mathbf{R}^{n_i \times 1}$ 。原型用类质心表示, 变化矩阵用样本和类质心的差异来构造, 如下:

$$V = [A_1 - c_1 e_1^T, \dots, A_k - c_k e_k^T] \in \mathbf{R}^{d \times n}, \quad (6)$$

图 1 阐明了原型和变化矩阵的典型例子。当每类的样本数量不足, 特别是每类只有一个样本时, 类内变化矩阵将崩溃。为了解决这个困难, 可以从模板库之外的普通对象中获得变化基, 因为 $P+V$ 模型假定不同对象的类内变化是可以共享的。

基于式(4)的 $P+V$ 模型, 我们提出基于叠加协同表示分类(SCRC)的人脸识别, 把测试图像作为类质心和类内差异的叠加, 非零系数将集中于与测试样本同类的质心和相关的类内差异上。

叠加协同表示分类(SCRC)算法步骤:

(1) 输入: 拥有 k 类训练样本的矩阵 $A = [A_1, A_2, \dots, A_k] \in \mathbf{R}^{d \times n}$, 和正数型参数 $\lambda > 0$ 。根据式(5)计算原型矩阵 P , 根据式(6)计算变化矩阵 V 。当每类样本数量不充分时, 矩阵 V 可以通过模板库之外的普通样本集计算得到。

(2) 通过把 PCA 应用在训练样本上, 可以推导出投影矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{d \times p}$, 把原型矩阵和变化矩



(a)



(b)

图 1 阐述原型加变化($P+V$)模型。(a) 来自 AR 人脸库的 7 幅中性图像和 2 幅遮挡图像;(b) 第 1 列是相同对象图像的平均值, 即原型, 余下的列是样本与质心的差异图像。

Fig.1 Illustrative of the prototype plus variation ($P+V$) model. (a) Seven neutral images and two disguised images from AR database; (b) The first column is the prototypes achieved by averaging the images of the same subject, and the rest columns are the sample to centroid variation images.

阵投影到 p 维空间:

$$\Phi^T P \rightarrow P, \Phi^T V \rightarrow V, \quad (7)$$

(3) 归一化 P 和 V 的列向量, 使每个列向量具有单位 l_2 范数, 计算 y 在 $[P, V]$ 上的系数向量:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{\beta}_1 \end{bmatrix} = Qy, \quad (8)$$

其中 $Q = ([P, V]^T [P, V] + \lambda \cdot I)^{-1} [P, V]^T$, $\hat{x}_1 \in \mathbf{R}^k$, $\hat{\beta}_1 \in \mathbf{R}^n$ 。

(4) 计算残差:

$$r_i(y) = \left\| y - [P, V] \begin{bmatrix} \delta_i(\hat{x}_1) \\ \hat{\beta}_1 \end{bmatrix} \right\|_2, \quad (9)$$

其中: $i=1, 2, \dots, k$, $\delta_i(\hat{x}_1) \in \mathbf{R}^n$ 是一个新向量, 它的非零元素是 $\hat{x}_1$ 中对应于第 i 类的元素。

(5) 输出 y 的类别:

$$\text{identity}(y) = \arg\min_i r_i(y). \quad (10)$$

4 实验结果及讨论

为了检验 SCRC 算法的有效性,将它与 SRC、CRC 和 SSRC 在 AR 和 FERET 人脸库上进行实验比较。SRC 和 SSRC 使用 Homotopy 方法来解决 L1 范数最小化问题。实验平台为 MATLAB2013a,主频是 3.3 GHz,内存是 4 G。

4.1 AR 人脸库

选择 AR 人脸库的一个子集用于实验,该子集包含 100 个人,其中男性 50 人、女性 50 人,每个人有 26 幅图像,是在 2 个不同时期获得的。该人脸库的人脸包含光照变化、表情变化和受遮挡(即戴墨镜和围围巾)。对于每个人,从第 1 期中

选择 7 幅中性图像和 2 幅受遮挡的图像(1 幅戴墨镜和另 1 幅围围巾)作为训练样本,第 2 期的 13 幅图像作为测试样本。特征空间维数分别是 200,500,800,表 1 显示了正数型参数 λ 为 0.01 的情况下不同算法在 AR 人脸库上的识别率和识别时间(括号内为识别时间比较)。识别时间是指对 1 幅测试图像的识别时间(括号内为识别时间)。从表 1 可以看出,除特征空间维数为 200 时,SCRC 的识别率稍低于 SSRC 外,SCRC 的识别率是最高的。SCRC 的运行速度比较快,和 CRC 差不多快。SCRC 的运行速度比 SRC 和 SSRC 快 14 倍以上。图 2 显示了特征空间维数是 500 时的识别率与 λ 之间的关系。从图 2 可以看出, λ 从 0.01 开始,SCRC 的识别率高于 SSRC。

表 1 不同算法在 AR 人脸库上的识别率 (%) 和识别时间(s) 比较

Tab.1 Recognition rates (%) and recognition time(s) of different algorithms on the AR database

算法	特征空间维数		
	800	500	200
SRC	45.15(0.098 1)	45.15(0.029 3)	44.69(0.009 8)
CRC	54.92(0.000 7)	54.85(0.000 7)	52.69(0.000 6)
SSRC	79.46(0.466 2)	79.38(0.102 4)	77.85(0.022 2)
SCRC	85.23(0.001 1)	83.46(0.000 8)	77.54(0.000 7)

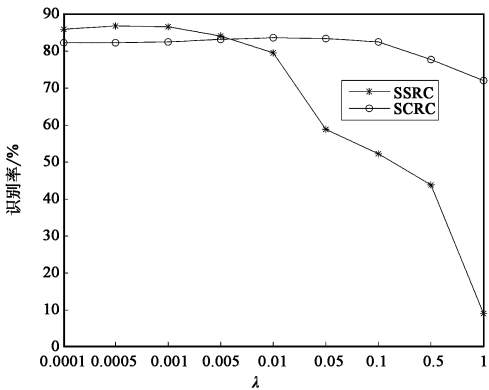


图 2 特征空间位数为 500 时识别率与 λ 之间的关系
Fig.2 Recognition rates vs. λ as the dimension of feature space of 500

4.2 FERET 人脸库

在 FERET 人脸库中,模板训练集包含 1 196 个人的 1 196 幅图像,fc 测试集包含不同光照情况下的 194 幅图像。该人脸库还包含

fb、dup 1 和 dup 2 测试集。在实验中,模板训练集用来训练,fc 测试集用来测试。首先使用相似变换归一化图像,即两眼要成水平线,且间隔 70 个像素,两眼的中心位于(64,34),然后把图像裁剪成 128×128 大小。图 3 显示了一些用于本实验的图像,图像具有复杂的类内变化。在模板库中,因为每类只有一个样本,所以使用 FRGC V2 人脸库的训练图像来构造类内变化矩阵,类内变化矩阵用式(6)计算得到。FRGC V2 人脸库包含在非受控条件下的 222 个人的 12 766 幅正面图像。图 4 显示了 FRGC V2 人脸库的一些图像。表 2 显示了正数型参数 λ 为 0.01 的情况下不同算法在 fc 上的识别率和识别时间比较。识别时间是指对 1 幅测试图像的识别时间(括号内为识别时间)。从表 2 可以看出,除了特征空间维数是 300 时,SCRC 的识别率稍低于 SSRC 外,SCRC 的识别率是最高的。SCRC 的运行速度比较快,和 CRC 差不多快。SCRC

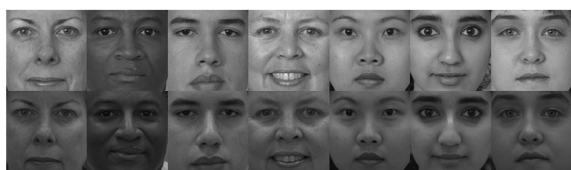


图 3 第 1 行是 FERET 人脸库中的一些模板图像,第 2 行是相应的测试图像。

Fig.3 The first line is some gallery images in the FERET database and the second line is the corresponding images

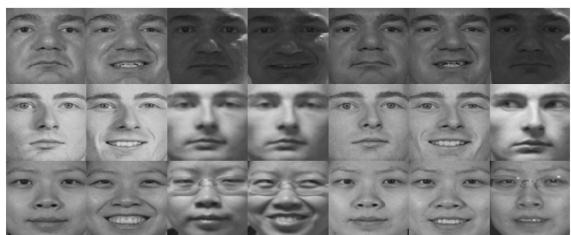


图 4 FRGC V2 人脸库中的一些图像

Fig.4 Some images in the FRGC V2 database

的运行速度比 SRC 和 SSRC 快 10 倍以上。图 5 显示了特征空间维数是 600 时的识别率与 λ 之间的关系。从图 5 可以看出, λ 从 0.01 开始, SCRC 的识别率高于 SSRC。

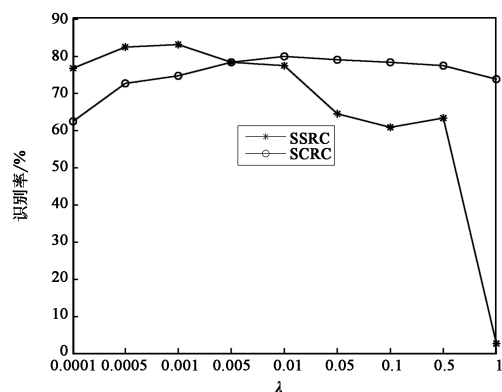


图 5 特征空间维数是 600 时识别率与 λ 之间的关系

Fig.5 Recognition rates vs. λ as the dimension of feature space of 600

表 2 不同算法在 FERET 人脸库上的识别率(%)和识别时间(s)比较

Tab.2 Recognition rates(%) and recognition time(s) of different algorithms on the FERET database

算法	特征空间维数		
	1 000	600	300
SRC	57.22(0.255 8)	56.19(0.045 9)	55.15(0.017 6)
CRC	62.89(0.001 6)	60.82(0.001 5)	58.25(0.0014)
SSRC	78.35(0.566 7)	77.32(0.119 7)	75.77(0.0308)
SCRC	80.93(0.002 4)	79.90(0.001 9)	73.20(0.0017)

5 结 论

本文提出了一种基于叠加协同表示分类(SCRC)的人脸识别算法。在本算法中,基于原

型和变化的表示模型能解决非受控的人脸识别问题。在 AR 和 FERET 人脸库上的实验结果表明,与其他算法相比,SCRC 在大幅降低计算复杂度的同时很好地保证了识别率。可以说,SCRC 是一种比较优秀的算法。

参 考 文 献:

- [1] ZHU N B, LI S T. A kernel-based sparse representation method for face recognition [J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(3/4): 845-852.
- [2] Li H J, SUEN C Y. Robust face recognition based on dynamic rank representation [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 60: 13-24.
- [3] 闵卫东, 石杰, 韩清, 等. 一种分布式人脸识别方法及性能优化 [J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(3): 779-785.
MIN W D, SHI J, HAN Q, *et al.* A distributed face recognition method and performance optimization [J]. *Optics*

- and Precision Engineering*, 2017, 25(3): 779-785. (in Chinese)
- [4] 高瞻宇, 顾营迎, 吕耀宇, 等. 融合通用形变模型信息的面部三维重建 [J]. 光学精密工程, 2018, 26(1): 184-192. GAO Z Y, GU Y Y, LYU Y Y, *et al.* Face reconstruction fused with generic morphable model [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(1): 184-192. (in Chinese)
- [5] 葛微, 程宇奇, 刘春香, 等. 基于子空间分析的人脸识别方法研究 [J]. 中国光学, 2009, 2(5): 377-387. GE W, CHENG Y Q, LIU C X, *et al.* Research of face recognition methods based on subspace analysis [J]. *Chinese Optics*, 2009, 2(5): 377-387. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] DENG W H, HU J N, GUO J. In defense of sparsity based face recognition [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, USA: IEEE, 2013: 399-406.
- [8] DENG W H, HU J N, GUO J. Face recognition via collaborative representation: its discriminant nature and superposed representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(10): 2513-2521.
- [9] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]//*Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 471-478.
- [10] YANG M, ZHANG L, YANG J, *et al.* Robust sparse coding for face recognition [C]//*Proceedings of CVPR 2011*. Colorado, USA: IEEE, 2011: 625-632.
- [11] YANG M, ZHANG L, YANG J, *et al.* Regularized robust coding for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1753-1766.
- [12] 林国军, 解梅. 一种鲁棒协作表示的人脸识别算法 [J]. 计算机应用研究, 2014, 31(8): 2520-2522, 2531. LIN G J, XIE M. Face recognition algorithm of robust collaborative representation [J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(8): 2520-2522, 2531. (in Chinese)
- [13] 杨明中, 杨平先. 基于低秩特征脸与协同表示的人脸识别算法 [J]. 液晶与显示, 2017, 32(8): 650-655. YANG M Z, YANG P X. Face recognition algorithm based on low-rank eigenface and collaborative representation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 31(8): 650-655. (in Chinese)

作者简介:



林国军(1979—), 浙江温岭人, 博士, 讲师, 2014 年于电子科技大学获得博士学位, 主要研究方向为图像处理、人脸检测和人脸识别。E-mail: 386988463@qq.com



李兆飞(1982—), 四川雅安人, 博士, 讲师, 2013 年于重庆大学获得博士学位。主要研究方向为机器学习和信息融合。E-mail: lzf825@suse.edu.cn