

文章编号:1671-251X(2014)05-0046-03 DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2014.05.012
杨宇.基于级联稀疏表示分类器的人脸识别算法[J].工矿自动化,2014,40(5):46-48.

基于级联稀疏表示分类器的人脸识别算法

杨宇

(河北工程大学 信息与电气工程学院,河北 邯郸 056038)

摘要:针对基于稀疏表示的分类器算法复杂度高、识别速度较慢的问题,提出了基于级联稀疏表示分类器的人脸识别算法。该算法采用级联的思想,通过多次重复使用基于稀疏表示的分类器,逐级精确确定待分类样本所在的类,降低了计算复杂度和识别难度,达到了识别率高、鲁棒性强、识别速度快的目标。

关键词:人脸识别;级联稀疏表示分类器;识别率;鲁棒性

中图分类号:TD679 文献标志码:A 网络出版时间:2014-04-29 17:02

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/doi/10.13272/j.issn.1671-251x.2014.05.012.html>

Face recognition algorithm based on cascade sparse representation-based classifier

YANG Yu

(School of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering,
Handan 056038, China)

Abstract: For problem of high complexity, slow identification of algorithm based on sparse representation-based classifier, the paper proposed face recognition algorithm based on cascade sparse representation-based classifier. The algorithm uses ideas of cascade, through repeated using of sparse

收稿日期:2013-09-09;修回日期:2014-03-11;责任编辑:胡娴。

基金项目:国家自然科学基金项目(61240050)。

作者简介:杨宇(1989—),男,河北邯郸人,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、图像处理、人工智能、嵌入式技术等,E-mail:549303468@qq.com。

- [4] BRUMSICKLE W E, DIVAN D M, LUCKJIFF G A, *et al.* Operational experience with a nationwide power quality and reliability monitoring system [C]// Conference Record of the Industry Applications Conference, 2003:1063-1067.
- [5] CAICEDO J, NAVARRO F, RIVAS E, *et al.* Voltage sag characterization with Matlab/Simulink [C]// Workshop on Engineering Applications, Bogota, 2012:1-6.
- [6] 电能质量 电压暂升、暂降与短时中断[S].
- [7] SANGHOON L, JAESIG K, CHOI J. A new control algorithm for instantaneous voltage sag corrector using series compensator[C]//4th IEEE International Conference on Power Electronics and Drive Systems, 2001:789-795.
- [8] LIM P K, DORR D S. Understanding and resolving voltage sag related problems for sensitive industrial customers [C]//IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, Singapore, 2000:2886-2890.
- [9] 肖湘宁,徐永海,刘昊.电压凹陷特征量检测算法研究[J].电力自动化设备,2002,22(1):19-22.
- [10] 杨亚飞,颜湘武,娄尧林.一种新的电压骤降特征量检测方法[J].电力系统自动化,2004,28(2):41-44.
- [11] 李江,李国庆,王振浩. $p-q-r$ 理论在单相动态电压调节器中的应用[J].电网技术,2005,29(17):72-75.
- [12] 邱志,韩富春,任婷婷.一种改进的电压凹陷特征量检测方法[J].电力系统保护与控制,2009,37(20):39-42.
- [13] 张庆超,肖玉龙.一种改进的电压暂降检测方法[J].电工技术学报,2006,21(2):123-126.
- [14] 袁帅,佟为明.基于 Hilbert 变换和 dq 变换的电压暂降检测新方法[J].高电压技术,2009,35(5):1220-1224.
- [15] 周晖,齐智平.动态电压恢复器检测方法和补偿策略综述[J].电网技术,2006,30(6):23-29.

representation-based classifier to determine the class which the sample to be classified belongs to step by step and accurately. The algorithm reduces computational complexity and identifying difficulty, and reaches goals of high recognition rate, good robustness and fast identifying speed.

Key words: face recognition; cascade sparse representation-based classifier; recognition rate; robustness

0 引言

人脸识别技术作为最有潜力的生物识别技术,在煤矿安全中的应用越来越广泛^[1]。人脸识别技术具有精准度高、不易伪造、非接触等优点,但是目前的人脸识别算法对环境的鲁棒性及识别的实时性不强。Wright 等将稀疏表示引入人脸识别领域,并提出一种基于稀疏表示的分类器(Sparse Representation-based Classifier, SRC)^[2]。SRC 是目前对光照、遮挡以及人脸图像污损等鲁棒性最好的分类器,但 SRC 算法识别速度较慢^[3]。因此,本文提出一种基于级联稀疏表示分类器(Cascade Sparse Representation-based Classifier, CSRC)的人脸识别算法(简称为 CSRC 算法)。该算法首先对于每一个测试样本,应用 SRC 算法分别在小的子库中确定其最可能的分类,而后利用所有子类中的可能归属类的样本而并非所有的训练样本来对测试样本进行稀疏表示,从而大大降低算法计算复杂度。人脸库 Extend Yale B 上的试验结果表明,该算法不仅能较大程度地降低算法的计算复杂度,而且具有 SRC 算法优越的鲁棒性。

1 CSRC 算法原理

SRC 是基于低维线性子空间的分类器。如果一个 n 维样本位于一个 k 维子空间,那么按照线性性质,这个样本一定能用 k 个同一子空间的其他样本去线性表示,这就是 SRC 的理论基础。如果用其他子空间的样本表示,那么需要的样本数应该大于 k 。

CSRC 采用级联的思想,通过多次重复使用 SRC 分类器,逐级精确确定待分类样本所在的类。理论上,每个测试样本稀疏表示的时间复杂度为 $O(t^3 + n)$ ^[2],其中 t 为模型解中非零向量的个数, n 为参与计算的训练样本的个数。可以看出,模型的计算复杂度与参与计算的训练样本个数成线性关系。但是,实际上,所求得系数向量并非最佳的稀疏表示向量,其中包含很多很小的非零向量,致使 $t \rightarrow n$,时间复杂度相应地趋近于 $O(n^3)$ 。

假设 SRC 算法的计算时间为 an^3 (忽略低次项),人脸样本共有 C 类,每类中的样本数大致相同。如果将训练样本库按照人脸的类别不同分为 k 个子库,则每个子库中有 n/k 个类。用测试样本对每个子类使用 SRC 模型求解,然后将所有子类的求解出的类组成一个新的子库,再使用 SRC 算法求解,则总共需要进行 $(k+1)$ 次 SRC 算法运算,其中 k 次 SRC 算法的计算时间为 $a(n/k)^3 = an^3/k^3$,最后一次 SRC 算法的计算时间为 ak^3 。整个求解过程的计算时间为 $kan^3/k^3 + ak^3 = an^3/k^2 + ak^3$ 。因为 $k \leq n$,则整个求解过程的计算时间约为 an^3/k^2 。这样理论上计算时间变为原来的 $1/k^2$ 。若原始 SRC 算法的求解时间为 5 s,当 $k=10$ 时,CSRC 算法的运行时间为 $5/10^2 = 0.05$ s,也就是 20 f/s,达到了实时性的要求。

CSRC 算法步骤:

- (1) 归一化训练样本集 A 的每个列向量。
- (2) 将样本库平均分为 k 个子库, $A = [B_1, B_2, \dots, B_k]$ 。
- (3) 对每个字库应用 SRC 算法求解最可能的类标签: ① $x_1 = \arg \min_x \|x\|_1, s. t. B_i x = y$, 其中 B_i 为第 i 个子人脸库, x 为稀疏系数。② 计算残差 $r_j(y) = \|y - B_i \delta_i(x_1)\|_2, i=1, \dots, C$, 其中 $\delta_i(x)$ 表示对 x 中第 i 类样本所对应的系数不变、其他全为 0 的运算。③ 最后计算 y 的标签, $l_i(y) = \arg \min_j r_j(y)$ 。
- (4) 用 k 个类标签 $l_i(y)$ 下的所有人脸样本组成新的子库。
- (5) 在新子库中使用步骤(3)中的方法求得最终的识别结果 $l(y)$ 。

2 试验分析

使用参考文献[6]中的方法来解决稀疏约束下的最小化问题。在 Extended Yale B 人脸库^[7]上测试 CSRC 算法和 SRC 算法的识别率和鲁棒性,测试之前先用主成份分析法进行特征抽取。每个试验都重复进行 30 次,并取这些试验结果的平均值。

2.1 识别率及识别速度

Extended Yale B 人脸数据库包涵 38 个人的 2 414 张正面人脸图像,使用裁剪后归一化为 192×168 大小的图像,其中同一个人的不同人脸图像包涵剧烈的光照角度变化。将每人的人脸数据库随机分为两类。一半(大约 32 张图像)用作字典(训练),另一半用作测试。测试了特征维数分别为 30,84,150 和 300 时 SRC 算法和 DSRC 算法的识别率,结果见表 1。从表 1 可看出,CSRC 在不同维数下的识别率均高于 SRC 算法。

表 1 不同维数下 SRC 算法和 DSRC 算法的识别率

维数	识别率/%	
	SRC 算法	CSRC 算法
30	90.90	91.60
84	95.50	97.30
150	96.80	98.20
300	98.30	99.30

人脸识别算法的另一个重要性能是算法的运行速度,也就是识别每张人脸所用的时间。表 2 显示了不同维数下 SRC 算法和 DSRC 算法的识别时间。从表 2 可看出,CSRC 算法的运行速度高于 SRC 算法,识别速度基本可以达到实时系统的要求。

表 2 不同维数下 SRC 算法和 DSRC 算法的识别时间

维数	识别时间/s	
	SRC 算法	CSRC 算法
30	8.38	0.03
84	11.36	0.06
150	21.67	0.11
300	49.65	0.24

2.2 随机块遮挡下的人脸识别

在随机块遮挡的试验中,测试 SRC 算法和 DSRC 算法对不同程度的随机块遮挡问题的鲁棒性。在 Extended Yale B 中随机抽取每人的 32 张人脸样本用做训练,其余 32 张样本用作测试。同样的试验重复 10 次,取平均结果。人脸图像的尺寸缩小为高 96 像素,宽 84 像素。用与人脸无关的图片随机遮挡人脸,在仿真环境下测试遮挡比例为 0%~30%时的识别率,结果见表 3。从表 3 可看出,当遮挡比例小于 30%时,CSRC 算法同样对遮挡具有很强的鲁棒性。

表 3 不同遮挡比例下 SRC 算法和 CSRC 算法的识别率

遮挡比例/%	识别率/%	
	SRC 算法	CSRC 算法
0	100.00	100.00
10	100.00	100.00
20	99.80	99.80
30	98.50	99.10

3 结语

CSRC 算法解决了 SRC 算法计算复杂的问题,级联的使用使得 CSRC 算法在保证鲁棒性的条件下减少了求解时间。在人脸数据 Extended Yale B 中的试验结果表明,CSRC 算法可以大大降低算法的复杂度并保持对遮挡问题的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 盛朝强,王君. 煤矿井下人员签到系统人脸识别算法研究[J]. 计算机技术与发展,2012,22(7):171-173.
- [2] 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.
- [3] LI Chunguang, GUO Jun, ZHANG Honggang. Local sparse representation based classification[C]//20th International Conference on Pattern Recognition, Istanbul,2010: 649-652.
- [4] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [5] BELHUMEUR P N, HESPAHHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [6] KIM S J, KOH K, LUSTIG M, *et al.* An interior-point method for large-scale l1-regularized least squares[J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, 2007,1(4): 606-617.
- [7] GEORGHIADES A S, BELHUMEUR P N, KRIEGMAN D J. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2001,23(6): 643-660.