

核协同表示在人脸识别的遮挡问题中的应用

董吉文,赵磊,张亮

(济南大学信息科学与工程学院,山东济南250022)

摘要:人脸识别算法是一个特征提取和分类器设计的过程。针对人脸识别中的遮挡问题,提出一种基于核主成分分析(KPCA)和协同表示(CRC)相结合的人脸识别算法。提取特征时,利用KPCA提取人脸图像中利于判决的非线性结构特征,使得样本在保留了最有效判别信息的同时降低了特征维数。设计分类器时,考虑到样本之间的协同性,采用综合考虑样本之间信息的协同表示分类器进行分类识别。实验结果证明,该算法获得了很好的识别效果,效率也得到了提高。

关键词:人脸识别;核主成分分析;协同表示分类器;遮挡问题

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)07-0141-03

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.07.036

Application of Kernel Collaborative Representation in Occlusion Problem of Face Recognition

DONG Ji-wen, ZHAO Lei, ZHANG Liang

(College of Computer Science and Technology, Jinan University, Jinan 250022, China)

Abstract: Face recognition algorithms are a process of feature extraction and classifier design. According to the problems of occlusion and illumination in face recognition, a new method of face recognition based on Kernel Principal Components Analysis (KPCA) and Collaborative Representation Classifier (CRC) is developed. When extracting features, the KPCA can extract faces' nonlinear structures features which were benefit to discriminate, by this way, the samples retained the effective discriminating information, at the same time reduced the feature dimensions. When designing classifier, considering the collaboration among the samples, the CRC which synthetically consider the relationship among samples was being used. Experimental results demonstrated that the algorithm could obtain good recognition effect and also improve the efficiency.

Key words: face recognition; KPCA; CRC; occlusion problem

0 引言

人脸识别技术是计算机视觉和模式识别中最具可视化和挑战性的研究热点。虽然现实人脸图像特征维数非常高,但经常依赖于低维子空间或者子流形^[1],因此近年来子空间学习方法和流形学习方法在人脸识别中占主导地位并取得了很大的研究成果。但是典型的无监督学习的特征脸方法^[2],有监督学习的费歇脸方法^[3]都只考虑了训练样本的全局散布,而忽略了嵌入在高维特征空间中的非线性的数据结构。而核主成分分析(KPCA)^[4-6]的提出解决了这一难题。最近,赖特提出了将稀疏表示^[7]应用到人脸识别中,并在解决相对大样本的人脸识别中的光照、遮挡等问题中取得

了很好的效果。针对样本各类之间的相互的协同性还是 l_1 -范数最小化的稀疏性对人脸识别起到了关键作用这个问题,文献[8]提出了效率比较高的基于协同性的人脸识别分类器。但协同表示分类器对遮挡问题鲁棒性不强,基于此将KPCA与协同表示相结合,对解决遮挡问题取得了很好的效果。

1 核主成分分析(KPCA)

给定零均值的数据集 $x_k, k=1,2,\dots,M, x_k \in R^n$, 即 $\sum_{k=1}^M x_k = 0$, 则协方差矩阵为(1)式:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i x_i^T \quad (1)$$

收稿日期:2012-10-16

修回日期:2013-01-20

网络出版时间:2013-04-08

基金项目:山东省自然科学基金(ZR2010FL006)

作者简介:董吉文(1964-),男,山东莱州人,教授,研究生导师,研究领域为图像处理、数据库技术;赵磊(1988-),男,山东威海人,硕士研究生,研究领域为图像处理、模式识别。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130408.1600.025.html>

PCA 旨在找到能最大化协方差矩阵的投影方向, 这等价于从协方差矩阵中找出对应的特征值, 如(2)式所示:

$$\lambda w = Cw \quad (2)$$

上式中 $\lambda \geq 0$ 且 $w \in R^N$ 。由于 $Cw = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (x_j \cdot w)x_j$, 所以当 $\lambda \neq 0$ 时所有解: w 是由 x_1, \dots, x_M 所有数据共同决定的, 如式(3)所示:

$$\lambda(x_k \cdot w) = (x_k \cdot Cw), k = 1, \dots, M \quad (3)$$

在 KPCA 中, 每个向量 x 都通过非线性变换从输入特征空间 R^N 映射到高维特征空间 R^F , 且核特征空间的维数可以任意大, 如(4)式所示:

$$\Phi: R^N \rightarrow R^F, F > N \quad (4)$$

在 R^F 中, $\Phi(x)$ 的协方差矩阵如(5)式所示:

$$C^\Phi = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \Phi(x_j) \Phi(x_j)^T \quad (5)$$

相对应的特征值问题就为(6)式:

$$\lambda w^\Phi = Cw^\Phi \quad (6)$$

$$w^\Phi = \sum_{i=1}^M \alpha_i \Phi(x_i) \quad (7)$$

定义如(8)式的核矩阵 $K, K \in R^{M \times M}$:

$$K_{ij} = k(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \Phi(x_j)^T \quad (8)$$

对应的核空间的特征值问题如式(9):

$$M\lambda\alpha = K\alpha \quad (9)$$

对式(9)求解特征值和特征向量, 根据贡献率来确定最终所需要的维数, 从而获得最具判别信息的特征空间。

在实验中使用高斯核函数: $\kappa(x_1, x_2) = \exp(-\gamma \|x_1 - x_2\|^2)$ 来对训练样本集和测试样本集向非线性空间做变换, 然后提取主成分。

2 协同表示分析

压缩感知理论^[9,10]和稀疏表示^[11]在人脸识别中取得了很好的效果, 在稀疏性的讨论中, 认为人脸库中的每类的训练样本 X_i 是过完备的, 但在人脸库中训练样本集 X_i 一般来说都是欠完备的。样本不足的问题可以通过把所有其它类的人脸图像都看成是该测试样本的训练样本来解决。也就是说, 用所有的类的人脸图像 $X = [X_1, X_2, \dots, X_k]$ 在一定的 l_1 -范数的约束条件下协同表示测试样本 y , 协同性会起到关键作用。

在用所有训练样本协同表示 y 后, 再用稀疏表示分类器单独的对每个类进行分类。为了突出协同表示的作用, 把 l_1 -范数最小化约束项去掉, 于是稀疏表示问题就成了最小二乘法的问题: $(\alpha) = \arg\min_{\alpha} \|y - X\alpha\|$ 。相对应的表示: $y = \sum_i X_i \alpha_i$ 事实上就是测试样本 y 垂直投影到由训练样本集 X 所形成的空间。在稀

疏表示中, 每个类的重建误差 $e_i = \|y - X_i \alpha_i\|_2^2$ 可以用来进行分类。根据向量知识, 可以推出 $e_i = \|y - X_i \alpha_i\|_2^2 = \|y - \bar{y}\|_2^2 + \|\bar{y} - X_i \alpha_i\|_2^2$, 显然, 因为 $\|y - \bar{y}\|_2^2$ 对所有类来说是个常数, 主要由 $e_i = \|\bar{y} - X_i \alpha_i\|_2^2$ 来决定分类。

用 $\chi_i = X_i \alpha_i$ 和 $\bar{\chi}_i = \sum_{j \neq i} X_j \alpha_j$ 分别表示测试集在第 i 类投影向量和除 i 类之外所有投影向量之和^[6]。

由于 $\bar{\chi}_i$ 平行于 $y - X_i \alpha_i$, 根据正弦定理得式(10):

$$\frac{\|y\|_2}{\sin(\chi_i, \bar{\chi}_i)} = \frac{\|\bar{y} - X_i \alpha_i\|_2}{\sin(y, \chi_i)} \quad (10)$$

式(10)中 $(\chi_i, \bar{\chi}_i)$ 是 χ_i 和 $\bar{\chi}_i$ 的夹角, (y, χ_i) 是 y 和 χ_i 的夹角, 最终的误差项可表示成式(11):

$$e_i^* = \frac{\sin^2(y, \chi_i) \|y\|_2^2}{\sin^2(\chi_i, \bar{\chi}_i)} \quad (11)$$

式(11)说明了用协同表示来判断 y 是否属于 i 类, 不仅要考虑 y 和 χ_i 之间的夹角是否小, 而且还要考虑 χ_i 和 $\bar{\chi}_i$ 之间的夹角是否大, 这样的双重检查机制使得协同表示更有效, 由此得出, 人脸识别率的提高是由于协同性而不是由于 l_1 范数的稀疏约束条件。

3 KPCA_CRC

在本部分, 提出一种 KPCA_CRC 人脸识别算法, 利用协同表示分类器, 采用正则化的最小二乘法模式:

$(p) = \arg\min_p \{ \|y - Xp\|_2^2 + \lambda \|p\|_2^2 \}$, 其中 λ 是正则化参数, 引入 $\|p\|_2^2$ 项既可以使最小二乘解稳定, 也可以带来一定量的稀疏性, 且式子的解也较容易推出:

$\hat{p} = (X^T X + \lambda \cdot D)^{-1} X^T y$, 令 $p = (X^T X + \lambda \cdot D)^{-1} X^T$, 可以看出 p 是独立于 y 的, 这样 p 可以作为一个投影矩阵提前计算, 使得算法执行速度大大提高。

综上所述, 将算法过程总结如下:

(1) 给定人脸库中 m 类的样本作为训练样本集 X_1, \dots, X_m 以及测试样本集 Y_1, \dots, Y_m 。

(2) 对训练样本集通过高斯核: $\kappa(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$ 计算训练核矩阵 K^* 。

(3) 对训练核矩阵 K^* 进行特征值和特征向量计算, 并对特征值进行排序, 根据贡献率取前 l 个特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_l$, 并把与特征值对应特征向量作为核投影空间 $W = \{w_1, \dots, w_l\}$, 对核投影矩阵进行归一化处理。

(4) 对测试样本集通过 $\kappa(y_i, y_j) = \exp(-\gamma \|y_i - y_j\|^2)$ 计算得到测试核矩阵 K^* , 分别把训练样本集和测试样本集都向核投影矩阵做映射, 分别得到

核训练样本集 X_1^k, \dots, X_m^k 和核测试样本集 Y_1^k, \dots, Y_m^k , 并对两个核数据集进行归一化处理。

(5) 对核测试样本集中的每个样本 y^k 用核训练样本集 X^k 中的数据表示如下:

$$\hat{p} = Py \text{ 且 } P = (X^{kT} X^k + \lambda \cdot I)^{-1} X^{kT}$$

(6) 计算规则化的残差:

$$r_i = \|y - X_i^k \cdot \hat{p}_i\|_2 / \|\hat{p}_i\|_2$$

(7) 根据最小残差原则来确定每个核测试样本的类别:

$$\text{Identity}(y) = \arg \min_i \{r_i\}$$

4 实验结果

4.1 实物遮挡

针对现实生活中常见的遮挡(眼镜和口罩),在 AR^[12]人脸库中把带眼镜和戴口罩的图片分类分别进行识别,图 1 表示了 AR 人脸库中第 1 类人脸遮挡图像。使用 AR 人脸库中的第一部分的 100 个人(50 男性与 50 女性)在各种光照条件下的 3 张照片作为训练集。然后对应的分别用第二部分中 100 个人(50 男性与 50 女性)的带眼镜和戴口罩的 3 张人脸图片作为测试集。各种算法的识别率由表 1 所示。



图 1 AR 人脸库中第一类的遮挡图像

表 1 各种算法在实物遮挡中的识别率

算法	KPCA_CRC	KPCA	CRC
眼镜识别率	99%	74.5%	30.667%
口罩识别率	99%	75%	34%

从表 1 可看出 KPCA_CRC 获得了很好的识别效果,核 PCA 的贡献率只用了 40%,可以看出只用 KPCA 或者 CRC 对解决实物遮挡问题的效果不理想。

4.2 图像的块遮挡问题

在该实验中,在 AR 人脸库中,用第 1 部分中 100 个人(50 男性和 50 女性)的每个人的 4 张照片作为训练集,对应的把第 2 部分中的 100 个人的每个人的 4 张图片进行处理,处理办法为:选择与人脸库中图像无关的适当比例的图像对测试的图片进行遮挡。

图 2 为 AR 人脸库中第 1 类图像块遮挡后的图像,表 2 为各种块遮挡比例下的识别率。



图 2 AR 人脸库中第 1 类图像块遮挡后的图像

表 2 各种块遮挡比例下的识别率

遮挡率(%)	识别率(%)	KPCA(%)
10	98.25	97.5
20	97.25	96.5
30	95.25	94.75
40	92	93.25
50	87.5	87
60	77	75
70	42.5	42.25

在此遮挡中,KPCA 对解决此类遮挡还具有一定的鲁棒性,但 CRC 的效果非常差,鲁棒性差。

5 结束语

文中应用 KPCA 与协同表示结合起来的人脸识别算法,然后在各种遮挡情况下进行分析,从而表明了 KPCA 的特征选择与协同表示分类器的结合对解决遮挡问题会有很好的效果。在今后的工作中,要继续探究核函数在特征提取的作用以及对协同表示有更进一步的探究,着重解决人脸识别中的位势问题。

参考文献:

[1] Basri R, Jacobs D. Lambertian reflection and linear subspaces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(3): 218-233.

[2] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.

[3] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. on PAMI, 1997, 19(7): 711-720.

[4] Scholkopf B, Smola A, Muller K R. Kernel principal component analysis [M]//Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning. Cambridge: MIT Press, 1999: 327-352.

[5] 杜卓明,屠宏,耿国华. KPCA 方法过程研究与应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(7): 8-10.

[6] 陈财明,宋加涛,张石清. 基于 2DPCA 和压缩感知的人脸识别方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(22): 176-178.

[7] Wright J, Ganesh A, Yang A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Anal-

(下转第 170 页)

进行全局搜索。当一代进化完后,局部搜索和全局搜索就互换搜索信息。这种搜索策略不但能有效地保持种群的多样性,避免算法早熟的缺点,还能有效地提高搜索解的精度,增强算法的鲁棒性,从而能够提高整个模型系统的鲁棒性。

4 实验结果与分析

为了评价文中构建的模型系统,实验数据采用 KDD Cup99 网络数据集来测试模型系统的性能。该数据集分成具有标识的训练数据和未加标识的测试数据。训练数据和测试数据具有不同的概率分布,训练数据集包含 1 种正常的标识类型 normal 和 22 种训练攻击类型,测试数据集包含一些未出现在训练数据集中的攻击类型,使得入侵检测更具有现实性。文中用 KDD Cup99 数据集 10% 的子集进行仿真实验,以随机方式抽取样本数据集,经过数据预处理,做成测试集。

文中构建的模型系统在 Windows XP 系统、奔腾双核 2.0GHz CPU、2.0GB 内存下,在 VC++6.0 软件平台上进行仿真。针对 Probe、DoS、U2R 和 R2L 四类攻击,将文中实现的入侵检测系统与文献[15]基于数据挖掘技术的入侵检测系统进行比较,实验结果如表 2 所示。

表 2 两种入侵检测系统针对四类攻击的检测率(%)

攻击类型	文献[15]的系统	文中的系统
Probing	96.7	97.8
DoS	24.3	87.6
U2R	81.8	73.2
R2L	5.9	52.9
平均检测率	37.7	79.89

从表 2 中的实验结果可知,文中系统与已有的系统相比,该模型系统提高了入侵检测率,整体检测性能较好。

5 结束语

文中借鉴生物免疫系统的免疫原理,提出了一种基于生物免疫原理的网络入侵检测模型,并将现阶段一些先进的理论成果运用到模型当中。该模型系统具有准确性、分布性、动态性、鲁棒性以及自适应性等特点,能较好地解决网络入侵检测系统分布性差、自适应

性差以及误报率高等问题,提高入侵检测率。

参考文献:

- [1] 顾巧论. 计算机网络安全[M]. 第 3 版. 北京: 科学出版社, 2011.
- [2] 肖人彬, 王 磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望[J]. 计算机学报, 2002, 25(12): 1281-1293.
- [3] 楚 赟, 戴英侠, 万国龙. 一个基于免疫的分布式入侵检测系统模型[J]. 计算机应用, 2005, 25(5): 1153-1157.
- [4] Forrest S, Perelson A S, Allen L, et al. Self-nonself discrimination in a computer[C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Research in Security and Privacy. Los Alamos, USA: [s. n.], 1994: 202-212.
- [5] Dasgupta D. An Immune Agent Architecture for Intrusion Detection[C]//Proc. of GECCO 2000. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2000: 42-44.
- [6] Paula F S, Reis M A, Fernandes D A M. A Hybrid IDS Based on the Immune System[C]//Proc. of the 9th International Conference on Neural Information Processing. Singapore: IEEE Press, 2002: 1479-1484.
- [7] Kim J, Greensmith J, Twycross J, et al. Malicious Code Execution Detection and Response Immune System Inspired by the Danger Theory[C]//Proc. of Adaptive and Resilient Computing Security Workshop(ARCS-05). [s. l.]: [s. n.], 2005.
- [8] 梁意文. 网络信息安全的免疫模型[D]. 武汉: 武汉大学, 2002.
- [9] 李 涛. 基于免疫的网络安全风险检测[J]. 中国科学 E 辑, 2005, 35(8): 798-816.
- [10] 肖 锋, 杨树堂, 陆松年, 等. 基于人工免疫的入侵检测模型研究[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(2): 258-260.
- [11] 安辉耀, 吴泽俊, 王新安, 等. 用于网络入侵检测的群体协同人工淋巴细胞模型[J]. 通信学报, 2010, 31(9): 122-130.
- [12] 王 辉, 于立君, 王科俊, 等. 一种可变模糊匹配阴性选择算法[J]. 智能系统学报, 2011, 6(2): 178-184.
- [13] 李 岩, 张凤斌. 量子驱动的克隆选择在入侵检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 46(30): 112-114.
- [14] 余 航, 焦李成, 公茂果, 等. 基于正交试验设计的克隆选择函数优化[J]. 软件学报, 2010, 21(5): 950-967.
- [15] Lee W K, Stolfo S J, Mok K W. A Data Mining Framework for Building Intrusion Detection Models[C]//Proc. of 1999 IEEE Symposium on Security and Privacy. Oakland, USA: IEEE Press, 1999.

(上接第 143 页)

- ysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 1-21.
- [8] Zhang L, Yang M, Feng X. Sparse Representation or Collaborative Representation: Which Helps Face Recognition? [C]//ICCV. Washington, D C: IEEE Computer Society, 2011.
- [9] 平 强. 压缩感知人脸识别算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011.

- [10] 戴琼海, 付长军, 季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434.
- [11] 杨荣根, 任明武, 杨静宇. 基于稀疏表示的人脸识别方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(9): 266-269.
- [12] Martinez A, Benavente R. The AR face database[R]. [s. l.]: [s. n.], 1998.

核协同表示在人脸识别的遮挡问题中的应用

作者：

董吉文， 赵磊， 张亮， [DONG Ji-wen](#), [ZHAO Lei](#), [ZHANG Liang](#)

作者单位：

[济南大学信息科学与工程学院, 山东济南, 250022](#)

刊名：

[计算机技术与发展](#) 

英文刊名：

[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：

2013, 23(7)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201307036.aspx