

基于DCT和KDA的人脸特征提取新方法

王孝国, 张雄伟

(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

【摘要】提出了一种新的人脸特征提取方法,该方法采用DCT对人脸图像进行降维和去噪,并通过KDA提取人脸特征。基于该特征,采用NN分类器,对ORL人脸库进行分类识别,仅用28个特征平均识别率就达到97.3%，“留一法”识别率为99.5%。仿真结果表明:该方法有效地滤除了人脸图像中的高频干扰信息,明显增强了特征的辨别能力,同时显著地降低了特征维数和计算复杂度。

关键词 人脸识别; 核判别分析; 最近邻分类器
中图分类号 TN911.73; TP391.41 文献标识码 A

A Novel Face Features Extraction Method Based on DCT and KDA

WANG Xiao-guo, ZHANG Xiong-wei

(Institute of Communications Engineering, PLA Univ. of Sci. & Tech. Nanjing 210007)

Abstract A novel face feature extraction method is presented in this paper. In this method, the raw face images are denoised by DCT, and dimension reduced features are obtained, then the KDA is performed on the feature vectors to enhance discriminant power. Finally, the NN classifier is selected to perform face classification. The experimental results on ORL face database show that the proposed method achieves an average recognition accuracy of 97.3% using only 28 features and the ‘leave one out’ recognition rate is 99.5%. Moreover, the discriminant power is enhanced effectively, and the computing complexity and feature dimensions are reduced greatly.

Key words face recognition; kernel discriminant analysis; nearest neighbor classifier

人脸识别是模式识别和图像处理领域中研究的一个热点,在身份鉴别、信用卡识别及监控系统等方面有着广泛的应用。人脸图像由于受光照、表情以及姿态等因素的影响,使得同一个人的脸像矩阵差异也比较大。因此,进行人脸识别时,所选取的特征必须对上述因素具备一定的稳定性和不变性。

离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)是一种简单有效的特征提取方法^[1-2],该方法可以有效地降低特征维数,同时又保留了对光照、表情以及姿态具有一定的不敏感性的类别信息。但是,由于DCT特征是基于统计表征的,并不包含丰富的类别信息,因此对DCT系数进一步作判别分析,可以提取识别性能更好的人脸特征。和线性判别分析相比^[3],核判别分析(Kernel Discriminant Analysis, KDA)是从像素的高阶相关上考虑的^[4],用于提取图像的轮廓、曲线等利于识别的最优判别特征。文献[5]将核判别脸(Kernel Fisherfaces)特征用于人脸识别,仿真结果表明,核判别特征的辨别能力优于线性判别特征。但是,文献[5]没有对人脸原始图像进行降维和去噪,因此该方法特征提取计算量大,而且,提取的特征对光照、表情以及姿态变化较敏感。本文提出了一种基于DCT和KDA的人脸特征提取新方法。

1 KD-DCT特征提取

DCT是一种常用的图像数据压缩方法,具有很好的能量集中特性,变换后的图像能量主要集中在变换系数的低频分量上,这些低频分量幅值较大,可以用来重建图像。当用DCT系数重建图像时,保留少数离散余弦变换的低频分量,而舍去大部分高频分量,利用逆变换仍可获得与原始图像相近的重建图像,新图

收稿日期:2004-11-08

基金项目:江苏省高校重点实验室基金资助项目(KJS03036)

作者简介:王孝国(1973-),男,博士生,主要从事图像处理与模式识别方面的研究;张雄伟(1963-),男,教授,主要从事智能信息处理方面的研究。

像与原图像存在一定误差,但重要信息被保存下来。

图1为 人脸图像的 DCT 以及利用 DCT 系数重建原始图像的示意图,其中图 1a 和图 1b 是 ORL 人脸库中同一人不同表情的两张脸像,大小为 92×112 ,图 1c 是对子图 1a 进行二维 DCT,然后对 DCT 系数取对数后的图像,可以看出该图像左上角像素值较大,图像信号的能量主要集中在该区域,根据 DCT 的这一特点,可以采用如子图 1d 所示的 Zig-Zag 扫描方式将 DCT 系数由二维矩阵变成一维 DCT 系数矢量 Z , Z 中各个分量包含的能量由大到小排列。因此,可以用矢量 Z 中能量较大的低频分量重建原始图像。图 1e、图 1f 是用 45 个 DCT 系数分别对子图 1a 和图 1b 进行逆变换重建脸像,图 1g、图 1h 是用 120 个 DCT 系数分别对图 1a 和图 1b 进行逆变换重建脸像。

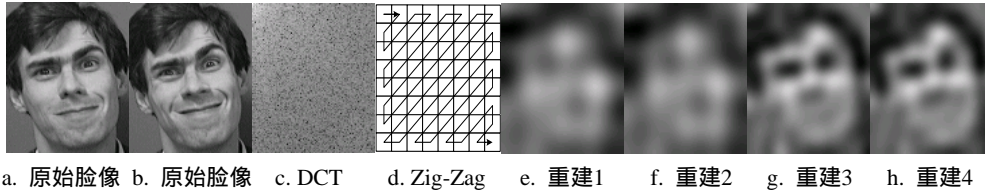


图1 人脸图像DCT及重建图像

从图1中可以看出:1) 重建的人脸图像保留了大部分的面部特征(包括眼、耳、鼻、嘴等),与全部 10 304 个灰度值相比,只需要几十个或几百个 DCT 系数就可以很好的表征原始图像,这使得数据量庞大的人脸图像可用它的部分离散余弦变换分量来表示,从而实现了 对高维信息的降维;2) DCT 低频分量重建图像对人脸表情变化不敏感(几乎看不出子图 1e 和图 1f 以及图 1g 和图 1h 之间的表情差别)。因此,可以将 DCT 特征提取 看成 一个 滤波过程,即滤除了人脸图像中不利于识别的高频噪声信息(如表情、发型等变化),将 DCT 系数中的 低频分量作为特征可以有效地减少高频干扰对特征的影响。

考虑到 DCT 是基于统计表征的, DCT 系数可以较好的表征原始图像,但它并不包含最优的辨别信息,因此,对矢量 Z 作 KDA,可以进一步降低特征维数、提高特征的辨别能力。

设人脸样本类别总数是 L ,第 l 类的样本数是 n_l ,则人脸样本总数 $M = \sum_{l=1}^L n_l$,人脸样本矢量为 DCT 系数 矢量 Z 。设存在映射 $\phi: R^N \rightarrow R^F, Z \rightarrow \phi(Z), F > N$,将人脸样本矢量 Z 映射到一个高维空间 R^F 中。在 R^F 空间 中,定义协方差矩阵

$$C^\phi = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \phi(Z_j)\phi(Z_j)^T \tag{1}$$

类间散布矩阵

$$B^\phi = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^L n_l a_l \bar{\phi}_l \bar{\phi}_l^T \tag{2}$$

式中 $\bar{\phi}_l = \frac{1}{n_l} \sum_{k=1}^{n_l} \phi(Z_{lk})$ 是第 l 类样本的均值。则 KDA 等效为如下的特征值问题:

$$\lambda C^\phi v^\phi = B^\phi v^\phi \tag{3}$$

式中 当 $\lambda = \frac{v^{\phi T} B^\phi v^\phi}{v^{\phi T} C^\phi v^\phi}$ 取最大值时就求得最大特征值,求解过程可参考文献[4]。将求解得到的特征值由大到 小排列: $\lambda_0 \lambda_1 \dots \lambda_{r-1}$,与其对应的特征向量为 v_i 。这样每一幅人脸图像的 DCT 系数矢量 Z 都可以通过 核函数^[4]映射后投影到由特征向量 v 张成的子空间中,子空间中的点和人脸图像之间一一对应。因此可以将 人脸图像在子空间中的坐标系数作为人脸识别的判据:人脸特征。

2 仿真结果及性能分析

在 ORL(Olivetti Research Ltd)人脸库上采用解释性语言 Matlab6.5 对本文方法进行计算机仿真。仿真时每 次随机选取 200 幅(每人 5 幅)脸像作为训练样本,其余的 200 幅脸像作为测试样本,采用最近邻分类器(Nearest Neighbor, NN)进行分类识别,如此重复进行 30 次实验,最后的结果取其平均值。根据仿真结果,本文对提 出的特征提取方法进行性能比较和分析如下:

(1) 基于DCT进行特征提取是一种简单有效的人脸特征提取方法。图2比较了基于DCT和原始脸像(Eigenfaces)特征^[4],采用NN分类器进行人脸识别的性能,图2中的KD-DCT特征矢量维数等于28(当DCT系数个数小于28时,KD-DCT特征数目等于DCT系数个数)。

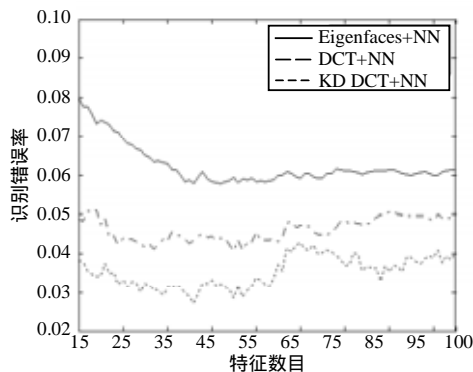


图2 DCT/Eigenfaces特征的识别错误率曲线

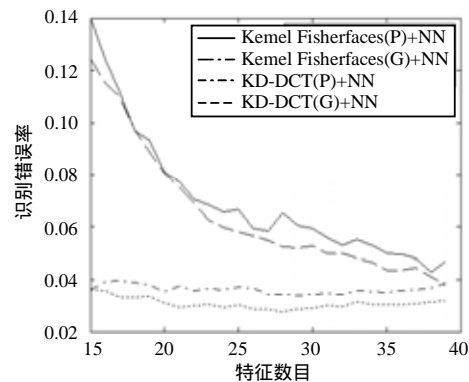


图3 不同特征数目的识别错误率曲线

从图2中可以看出,基于DCT特征的识别错误率低于Eigenfaces,采用较少的DCT系数就可以获得较高的识别率,这表明基于DCT提取的人脸特征辨别能力优于基于KL变换提取的Eigenfaces特征。KL变换是均方误差最小意义下的最佳正交变换,用KL变换提取的Eigenfaces可以最优的表征人脸原始图像,但是其中包含的类别信息并不丰富,而DCT被认为是对图像信号的准最佳变换,基于DCT提取的特征虽不能最优地表征人脸原始图像,但其中包含了更丰富的类别信息,对光照、表情变化具有一定的不敏感性。同时,KD-DCT特征的辨别能力优于DCT特征,这是因为,KDA能够充分利用图像像素之间的高阶依赖关系提取利于识别的非线性特征,有效地提高了特征的可辨别能力。

(2) DCT可以有效滤除人脸图像中的高频干扰信息。图3和表1给出了本文方法和文献[5]Kernel Fisherfaces方法的性能比较。图3中用于KDA的DCT系数个数等于41,核函数分别为高斯(Gauss:G)和多项式(Poly:P)函数,特征提取时间以及存储空间的大小考虑的训练样本个数为200。

从图3和表1可以看出,基于KD-DCT特征的识别错误率明显低于Kernel Fisherfaces,这是因为DCT有效地滤除了人脸图像中的高频噪声信息,与直接对人脸原始图像进行KDA相比,对人脸图像的DCT系数矢量进行KDA显著提高了特征的可辨别能力,明显减少了人脸表情变化等高频干扰对特征的影响,使得人脸特征对表情变化等高频干扰具有一定的不敏感性。从图3中还可以看出,随着特征数目的增加,基于KD-DCT特征的识别错误率缓慢减小,当特征数目等于28时,识别错误率达到最小,然后随着特征数目的继续增加,识别错误率有所回升,这是因为并非所有的特征都利于识别,特征数目越多,识别率可能越低,而且,过多的特征会增加识别系统的训练和识别时间。因此,基于本文方法,采用28个KD-DCT特征使得识别性能达到最优。

同时,不同的核函数的特征提取性能也不一样,高斯函数核辨别特征提取性能优于多项式核函数。这表明,对于人脸识别来说,高斯函数更适合于提取最优的非线性辨别特征。而且,和多项式函数相比,高斯函数形式较简单,选取高斯函数作为核函数可以简化非线性分析的模型设计。

表1 KD-DCT + NN和Kernel Fisherface+NN性能比较

特征提取方法	特征维数	识别率/(%)			“留一法”识别率/(%)	特征提取/s	数据存储量/字节
		最高	最低	平均			
KD-DCT(G)	28	100	95.0	97.3	99.5 (398/400)	2.6	200 × 41(训练样本库) +200 × 28(特征库)
Kernel Fisherface (G)	39	98.5	91.5	96.2	98.75 (395/400)	11.2	200 × 10 304(训练库) +200 × 39(特征库)

从表1中还可以看出,采用DCT对人脸原始图像进行降维,在有效提高识别率的同时,明显减少了特征提取过程中的计算量和数据的存储量。

表2给出了几种基于DCT特征的人脸识别方法的识别性能。从表中看出, 本文方法采用了较少的特征获得了较高的识别率。

表2 ORL人脸库上的几种人脸识别方法比较

识别方法	特征维数	识别率(%)
DCT+MLP ^[2]	35	92.9
DCT+HMM ^[1]	-	84.0
KD-DCT+NN	28	97.3

3 结 论

本文研究了基于DCT和KDA的人脸特征提取方法, 该方法将DCT特征提取的简单有效性和KDA强大的非线性辨别特征提取能力相结合, 充分利用图像像素的高阶依赖关系提取人脸图像中利于识别的非线性辨别特征。仿真结果表明了本文方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Nefian A V, Hayes M H. Hidden Markov models for face recognition[C]//Proc of IEEE Int Conf on Image Processing, Michigan Avenue Chicago, Illinois, USA, 1998:141-145.
- [2] Pan Z, Bolouri H. High speed face recognition based on discrete cosine transforms and neural networks[R]. University of Hertfordshire, UK, 1999.
- [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] Baudat G, Anouar F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach [J]. Neural Computation, 2000, 12(10): 40-42.
- [5] Yang M H. Kernel eigenfaces vs kernel fisherfaces: face recognition using kernel methods[C]//Proc of 5th IEEE Int Conf on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington DC, 2002:215-220.

编 辑 刘文珍

(上接第442页)

图5~图7中, Δ ($\Delta = 10$) 为一个足够大的常数。可以看出, 不论网络负载如何变化, $\alpha = 0$ 时, JRA的RUPC和BR性能最佳, 而PST最差; $\alpha = \Delta$ 时, JRA的RUPC和BR性能最差, 而PST最佳; 当 $\alpha = 1$ 时, JRA的RUPC、BR和PST都介于最佳和最差之间。因此, 网络操作人员可以根据实际情况, 灵活地设置 α 值, 使网络满足不同的性能需求。

3 结 论

本文提出了一种新的联合路由算法JRA。该算法既能保证工作路由与对应的保护路由SRLG分离, 又能启发式地接近最佳性能, 并能在资源利用率、阻塞率和保护切换时间之间进行性能折中, 使网络灵活地满足不同的性能要求。

参 考 文 献

- [1] Ramamurthy S, Sahasrabudhe L, Mukherjee B. Survivable WDM mesh networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2003, 21(4): 870-883.
- [2] He Rongxi, Wen Haibo, Li Lemin, et al. Shared sub-path protection algorithm in traffic-grooming WDM mesh networks[J]. Photonic Network Communications, 2004, 8(3): 239-249.
- [3] Poppe F, Jones J, Venkatachalam S, et al. Inference of shared risk link groups[EB/OL]. <http://www.ietf.org/proceedings/01mar/slides/Ccamp-8/sld001.htm>, 2004-04-05.
- [4] Rajagopalan B, Luciani J, Awduche D, et al. IP over optical networks-A framework[EB/OL]. <http://www.ietf.org/proceedings/00jul/SLIDES/ipo-frame.pdf>, 2000-07-10.
- [5] Shandilya V. Fault tolerant LSP establishment in an MPLS network[EB/OL]. <http://www.waterspring.org/links/mlr/draft-shandilya-Fault-tolerant-lsp-00.txt>, 2001-07-08.
- [6] 温海波, 王 晟, 李乐民. 一种不共享风险的双路径选路算法[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(6): 824-830.
- [7] Suurballe J W, Tarjan R E. A quick method for finding shortest pairs of disjoint paths[J]. Networks, 1984, 14: 325-336.

编 辑 漆 蓉