

文章编号:1001-9081(2005)10-2339-03

基于小波分析与 KPCA 的人脸识别方法

李伟红, 龚卫国, 陈伟民, 梁毅雄, 尹克重

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

(weihongli@cqu.edu.cn)

摘 要:提出结合小波变换及 KPCA 的特点获取人脸特征,设计线性 SVM 分类器进行分类识别。由于 KPCA 中核函数的参数选择以及训练样本与测试样本的划分对分类识别有一定的影响,为了获得最优的识别效果,在 UMIST 人脸数据库上进行相应的实验。结果表明本方法可以获得较好的分类识别率,是一种快速、有效的人脸识别方法。

关键词:人脸识别;小波变换(WT);核主元分析(KPCA);支持向量机(SVM)

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

Method based on wavelet multiresolution analysis and KPCA for face recognition

LI Wei-hong, GONG Wei-guo, CHENG Wei-ming, LIANG Yi-xiong, YING Ke-zhong

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology & Systems of Education Ministry of China, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Feature selection is very important for face recognition. The valuable facial low-frequency features can be obtained by wavelet multiresolution analysis and the non-linear features kernel principle component analysis (KPCA) can be extracted from initial face images. In this paper, an efficient method based on wavelet multiresolution analysis and KPCA was proposed for face feature selection and a linear support vector machine(SVM) classifier was designed for face recognition. Experimental results on UMIST face databases indicate the effectiveness of the proposed method.

Key words: face recognition; Wavelet Transform(WT); Kernel Principle Component Analysis(KPCA); Support Vector Machine(SVM)

0 引言

有关研究表明^[1~5],人脸识别实质是一个稀疏超高维空间的模式识别问题,解决这类问题的关键在于选择对分类有意义的特征。小波变换(Wavelet Transform)的特点是,通过它的多分辨率分析可以获得有效的人脸低频特征,Nastar^[6]等研究了人脸外观变化与频谱变化之间的关系,指出人脸的光照、少许遮罩、旋转扭曲和面部表情只影响图像中高频部分,人脸图像的低频部分仍然保持稳定。为此近年来有不少基于小波变换的人脸识别方法^[7~8]。核主元分析法(KPCA)是由主元分析法(PCA)发展起来的一种有效的特征提取方法,最近在人脸识别方面的研究也有所报道。Moghaddam^[9]比较了几种子空间方法的性能,认为 KPCA 优于 PCA、独立元分析(ICA)方法,原因是它考虑了图像的非线性特性。但在 KPCA 方法的研究中,核函数以及核参数的选择是一个不容忽视的问题,它在一定程度上将影响分类识别精度。支持向量机(Support Vector Machine)作为一种有效的分类工具近年来广泛用于人脸识别中^[10]。本文提出将 KPCA 运用到小波变换所获得的人脸低频信息上,通过多项式核函数投影到相应的高维空间,再在此空间进行主元分析,解决人脸非线性特征的可分性问题,理论上将获得较好的分类结果。在人脸分类识别中另一个影响分类识别率的因素是,在样本总数较少的情

况下,如何划分训练样本与测试样本。

为了得到一种快速、有效的人脸识别方法,本文针对不同的训练样本与测试样本组合,在不同特征维数、不同核参数下,对 UMIST 人脸数据库分别进行了实验。结果显示,由于结合了小波变换、KPCA 以及 SVM 的优点,较单独采用小波变换或 KPCA 进行特征提取有明显的优势,同时分类速度较快,是一种快速、实用有效的人脸识别方法。

1 小波多分辨率分析

小波变换实质上是对信号用一种多尺度的带通滤波器进行滤波,将信号分解到不同的频带上再进行分析处理,具有良好的时频域局部性能、多分辨率分析等优点。小波变换被用于人脸识别主要由于:人脸图像通过小波分解后,在不同方向上子图的分辨率减少,计算复杂度相应降低;同时它在空域和频域都提供了良好的局部信息;人脸图像信息中低频部分描述的是图像的整体(形状),高频部分描述的是图像的细节信息,人脸的光照、少许遮罩、旋转扭曲和面部表情等只影响图像中高频部分。利用小波变换所获得的人脸低频信息可以较好的描述对分类有用的人脸特征。

一幅图像经小波变换的 2 阶分解后可分为 7 幅子图,图 1(a)表示小波变换 1 阶分解图,其中 LL 是原始图像的近似,

收稿日期:2005-04-11;修订日期:2005-06-08

基金项目:教育部科学研究重点项目(02057);重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2005BA2002;CSTC2005BB2181)

作者简介:李伟红(1962-),女,四川人,讲师,博士研究生,主要研究方向:模式识别;龚卫国(1957-),男,重庆人,教授,博士生导师,主要研究方向:模式识别与机器视觉、智能化信息技术及系统;陈伟民(1955-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:光学工程;梁毅雄(1977-),男,博士研究生,主要研究方向:模式识别;尹克重(1977-),女,硕士研究生,主要研究方向:模式识别。

LH 和 HL 是水平和垂直方向的子图,HH 是图像的高频子图;图 1(b)表示小波变换 2 阶分解图。图 2 是 UMIST 人脸图像库中人脸实例的小波变换 2 阶分解图。

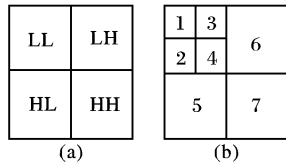


图 1 1 阶和 2 阶小波变换分解图

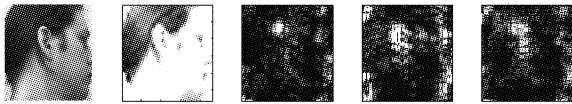


图 2 UMIST 人脸数据库图像实例以及小波变换 2 阶分解图

2 非线性特征提取——KPCA

传统的主元分析法(PCA)是基于原始特征的一种线性变换,当原始数据存在非线性属性时,使用 PCA 分析后留下的显著成分就可能不再反映这种非线性属性。在人脸图像中,我们认为含有相当部分对分类有用的非线性成分,理论上 KPCA 方法将优于 PCA。由于 PCA 仅从像素的 2 阶依赖上考虑,对于多像素之间的依赖性或者像素的高阶关系不敏感。考虑了人脸的高阶统计量(HOS)的核主元分析法(KPCA)将有利于人脸识别。

KPCA 的基本思想^[11]是通过一个非线性变换 Φ 把输入数据 $x, x \in R^n$ 映射到一个高维的特征空间 $F, F = \{\Phi(x) : x \in R^n\}$ 。即可以把在输入空间无法线性分类的数据变换到特征空间再利用 PCA 进行特征提取,并实现线性分类。

设给定一组均值为 0 的样本 $x_k, k = 1, \dots, M, x_k \in R^N$, $\sum_{k=1}^M x_k = 0$, 其协方差矩阵为 $C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i x_i^T$, 对角化 C 为特征值问题 $\lambda v = Cv$, 对于所有特征值 $\lambda \geq 0$, 且 $v \in R^N \setminus \{0\}$, 由于 $Cv = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \langle x_i, v \rangle x_i$, 因此所有的特征矢量都是 x_1, \dots, x_M 的线性组合, 特征值问题可以写成:

$$\lambda \langle x_k, v \rangle = \langle x_k, Cv \rangle, k = 1, \dots, M \quad (1)$$

由于存在非线性映射 $\Phi: R^N \mapsto R^F, x \mapsto \Phi(x), F > N$, 则协方差矩阵为:

$$C^\Phi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T \quad (2)$$

对角化协方差矩阵就等效于特征值问题:

$$\lambda v^\Phi = C^\Phi v^\Phi \quad (3)$$

考虑到所有 v^Φ 都是 $\Phi(x)$ 的线性组合, 即 $v^\Phi = \sum_{i=1}^M \alpha_i \Phi(x_i)$ 。对式(3)两边作内积, 得:

$$\lambda \langle \Phi(x_k), v^\Phi \rangle = \langle \Phi(x_k), C^\Phi v^\Phi \rangle, k = 1, \dots, M \quad (4)$$

将 v^Φ 代入式(4)

$$\lambda \sum_{i=1}^M \alpha_i \langle \Phi(x_k), \Phi(x_i) \rangle = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha_i \langle \Phi(x_k), \Phi(x_i) \rangle, \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^M \Phi(x_j) \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle = \sum_{j=1}^M \Phi(x_j) \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle, k = 1, \dots, M \quad (5)$$

定义 $K_{ij} = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle$, 式(5)则简化为:

$$M \lambda K \alpha = K^2 \alpha \text{ 或 } M \lambda \alpha = K \alpha \quad (6)$$

3 分类识别——SVM

支持向量机(SVM)的基本思想是:通过非线性变换将输

入空间变换到一个高维空间,在这个新空间中求取最优线性分类面,其最优分类面可以最大化分类间隔(margin)。考虑一个二分类的问题,设给定样本点:

$$(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l), x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\} \quad (7)$$

其中向量 x_i 可能是从对象样本集中抽取某些特征直接构造的向量,也可能是原始向量通过某个核函数映射到核空间中的映射向量。在特征空间中分类面为:

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (8)$$

使得:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1, 2, \dots, l \quad (9)$$

满足条件(9)且使 $M = 2 / \|w\|$ 最大的分类面就是最优分类面。Vapnik 等人证明了分类面的法向量 w_0 是所有训练集向量的线性组合。

$$w_0 = \sum_{i=1}^l (a_i^0 y_i) x_i, (a_i^0 \geq 0), i = 1, \dots, l \quad (10)$$

为此,判别函数为:

$$f(x) = w_0 \cdot x + b_0 \quad (11)$$

在多数情况下,式(10)中的系数 a_i^0 为零值,而非零值所对应的 x_i 就称为支持向量 SV 。这些向量充分描述了整个训练数据集的特征,使得对 SV 集的线性分类等价于对整个数据集的分类。

4 实验结果及分析

本实验采用 UMIST 人脸数据库,包括 20 个人的 559 幅图像(112×92),每个人的图像为 19~42 幅不等,图 3 为图像数据库原始图像实例。随机选出每人 19 幅图像进行实验。KPCA 中核函数采用多项式核 $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)^d$ 。

基本实验首先将小波变换获得的人脸低频特征输入 KPCA 进行特征提取,然后将其输入线性 SVM 分类器进行分类。为了比较还进行如下实验:1)将原始特征直接输入线性 SVM 分类器进行分类;2)原始图像通过小波变换,将其 2 阶低频信息输入线性 SVM 分类器进行分类;3)对原始图像直接采用 KPCA 提取人脸特征,输入线性 SVM 分类器进行分类。同时为了获得最佳的分类识别率,针对不同的多项式核参数 d 对分类识别率的影响进行了实验。另外,就训练样本及测试样本不同的划分方法也进行了相应的实验。



图 3 UMIST 图像数据库原始图像实例

4.1 人脸识别基本实验

随机选择 20 人,每人 19 幅原始图像,6 幅作为训练样本,13 幅作为测试样本。实验结果比较如表 1 所示。

表 1 实验结果比较

UMIST 人脸数据库	特征维数	分类识别率 (%)	运行时间 (s)
原始特征 + SVM	10 304	91.54	11.470 0
小波 2 阶分解 + SVM	1 326	92.69	1.041 0
KPCA + SVM	199	91.92($d = 2.0$)	0.130 0
小波 2 阶分解 + KPCA + SVM	199	94.62($d = 0.1$)	0.190 0

从表 1 可以得到采用原始特征进行分类识别,其分类识别率最低且运行时间较长;通过小波变换、KPCA 进行特征提取后分类识别率均能得到提高,同时运行时间大幅度降低;而

本方法分类效果最佳,运行时间略有增加。

4.2 多项式核参数变化及样本划分不同对分类识别率影响

由于多项式核参数 d 的变化、训练样本与测试样本的划分不同对分类识别率有一定影响。为此,本实验在不同的样本

划分组合下,对不同多项式核参数 d 进行了分类实验。

表 2 显示了获得的最佳参数 d 及相应的分类识别率和运行时间。图 4 则表示了在最佳核参数处,样本的不同组合与特征维数对分类识别率的影响。

表 2 不同样本组合与多项式参数 d 及分类识别率实验

训练样本与 测试样本比	最佳核参数 d (原始特征 + KPCA)	分类识别率 (%)	运行平均时间 (s)	最佳核参数 d (小波 2 阶 + KPCA)	分类识别率 (%)	运行平均时间 (s)
4/15	0.5	79.00	0.120 0	0.4 - 1.0	85.33	0.110 0
5/14	0.3 - 0.4	88.93	0.120 0	1 - 1.5	92.86	0.490 0
6/13	2	91.92	0.130 0	0.1	94.62	0.171 0
7/12	0.1 - 0.2	95.42	0.330 0	0.2	95.00	0.190 0
8/11	1.5 - 2.0	92.27	0.171 0	0.1 - 1.0	97.27	0.317 0
9/10	0.4 - 0.5	96.50	0.195 0	0.4 - 0.5	100.00	0.201 0

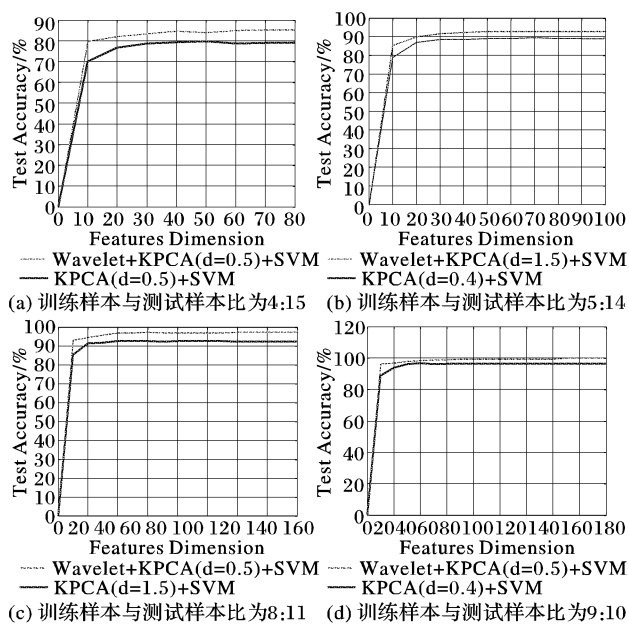


图 4 不同训练和测试样本组合在不同特征维数下的分类识别率

从表 2 可以得到:

- 1) 训练样本在总样本中所占比例越大,分类识别率越高;
- 2) 对不同的样本组合,本方法均优于 KPCA 方法,运行时间基本不变;
- 3) 在相应特征组合下,获得的最佳分类识别率与其对应的多项式核参数均有所不同。

从图 4(a)、(b)、(c)、(d)可以得到在最佳多项式核参数的前提下:

- 1) 特征维数对分类识别率有一定的影响;
- 2) 在不同特征维数下,本方法均优于 KPCA 方法;
- 3) 训练样本在总样本中所占比重较小时,本方法比 KPCA 方法分类识别率的提高幅度大,即本方法在样本较小时更加有效,这更符合人脸识别的特性;
- 4) 当训练样本与测试样本接近相等时(9:10),分类识别率可以达到 100%。

5 结语

本文提出了一种将小波变换(WT)所获取的人脸低频信

息进行核主元分析(KPCA),然后通过线性 SVM 分类器进行人脸识别的方法。并在 UMIST 人脸数据库上进行了验证,实验表明本方法优于 KPCA 方法。同时实验还显示了对于不同的多项式核参数,分类识别率在不同程度上有所不同;通过对核参数的调节,可以较大幅度提高分类识别率。当训练样本在总样本中所占比例为达到一定程度时,可获得 100% 的分类识别效果,运行时间较短。

参考文献:

- [1] SAMAL A, IYENGAR PA. Automatic recognition and analysis of human faces and facial expressions: A survey [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(1): 65 - 77.
- [2] CHELLAPPA R, WILSON CL, SIROHEY S. Human and machine recognition of faces: a survey Proc [J]. IEEE 1995, 83(5): 705 - 740.
- [3] DAUGMAN J. Face and gesture recognition: overview [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 675 - 676.
- [4] MOGHADDAM B, JEBARA T, PENTLAND A. Bayesian face recognition [J]. Pattern Recognition, 2000(33): 1771 - 1782.
- [5] DRAPER BA, BAEK K, BARTLETT MS, et al. Recognizing faces with PCA and ICA [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003(91): 115 - 137.
- [6] NASTAR C, AYACHE N. Frequency-based non-rigid motion analysis [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell. 1996, 18(11): 1067 - 1079.
- [7] 苏宏涛, 赵荣椿. 基于小波变换和多分类器的人脸识别方法 [J]. 计算机应用, 2002, 22(8): 25 - 27.
- [8] 崔新春, 张文龙, 宫建. 基于小波变换与图像矩特征的人脸识别算法 [J]. 计算机科学, 2002, 29(9): 76 - 78.
- [9] MOGHADDAM B. Principal manifolds and probabilistic subspaces for visual recognition [J]. IEEE Tran. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 780 - 788.
- [10] 崔国勤, 李锦涛, 高文, 等. 基于支持向量机的人脸识别方法 [J]. 计算机科学, 2003, 30(4): 11 - 14.
- [11] 孙大瑞, 吴乐南. 基于非线性特征提取和 SVM 的人脸识别算法 [J]. 电子与信息学报, 2004, 26(2): 307 - 311.