

文章编号:1001-9081(2005)09-2131-03

基于 Gabor 特征量和核函数判决分析方法的人脸识别

刘靖,周激流

(四川大学电子信息学院,四川成都610064)

(liujing_623@163.com)

摘要:研究了基于 Gabor 特征量和核函数判决方法的人脸识别方法,即首先利用 Gabor 滤波器组对输入样本进行处理,获得 Gabor 特征量;然后利用核函数判决方法实现人脸识别。Gabor 滤波器组通过提取具有空间频率、空间位置和取向选择性的特征,较好克服了实际中由于表情和光照不同带来的变化;而核函数判决分析方法具有提取输入样本空间的非线性最佳鉴别特征的优点。实验仿真表明了该方法的有效性。

关键词:Gabor 特征量;核函数判决分析;人脸识别

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Face recognition based on Gabor features and kernel discriminant analysis method

LIU Jing, ZHOU Ji-liu

(School of Electronics and Information Science, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: A Gabor features based classification using kernel discriminant analysis for face recognition was introduced. First an augmented Gabor feature vector was derived from the Gabor filters. Then the kernel discriminant analysis (KDA) method was used for enhanced face recognition performance. The Gabor features characterized by spatial frequency, spatial locality, and orientation selectivity can do with the variations due to changes in illumination and facial expression. The KDA method can derive the nonlinear discriminant features in the input space. The feasibility of this method has been tested by experiments.

Key words: Gabor features; kernel discriminant analysis (KDA); face recognition

0 引言

人脸识别是模式识别中的一个重要应用,在人机交互、安全鉴别、机器人等方面有着重要的应用。目前较好的人脸识别方法主要有特征脸方法(Eigenface)^[1]、费歇脸方法(Fisherface)^[2]、独立成分分析方法(Independent Component Analysis)^[3]、贝叶斯脸方法(Bayesianface)^[4]等。实际的物理信号的信息通常是局部,因此对其处理也应该采用一种偏重于局部信息的算子。近年来,基于时频域局部特性和视觉原理对信号/图像分析和处理受到了关注。Daugman 和 MacLennan 研究了 Gabor 滤波器的基本性质以及它们与人类视觉的关系。研究表明 Gabor 滤波器是一种时频处理,综合不同的 Gabor 滤波器处理结果能够获得充分的信号信息;而且其对人类视觉系统中感受野的神经元有良好的逼近性能。Jain 和 Farrokhnia 用偶对称的 Gabor 滤波器组来描述视觉皮层通道,即通过非线性变换对图像进行滤波以实现纹理的分割。利用 Gabor 滤波器组对图像进行处理,从生物视觉原理上讲是一种多通道分析,它能很好的提取特征向量。因此用其对图像进行处理能够在局部信息分析中考虑视觉特性和生物学背景;同时 Gabor 时频分析的快速算法也获得了较好的实现^[5]。

核方法是当前模式识别领域中一个新方向。其最初是由 V. Vapnik 应用于支持向量机中。Scholkopf^[9]等提出了核函数主成分分析方法(KPCA);Baudat^[14]等利用核方法将 Fisher 线性判决方法推广到非线性的情况,提出了核函数判决分析

(KDA)方法,该方法能够提取高维特征空间中的最佳判别特征,获得更好的处理模式分类的能力。

本文利用 Gabor 滤波器组对人脸图像进行处理,将滤波后的值作为特征向量;然后,运用核函数判决方法进行模式的分类判决。实验仿真表明该方法是有效的。

1 Gabor 滤波器

Gabor 滤波器能够提取诸如空间位置、方向取向选择性和空间频率特性等视觉特征,因此在人脸识别中得到了广泛应用。

二维对称 Gabor 滤波器^[7,8]可表示为:

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{(-\|k_{u,v}\|^2 \cdot \|z\|^2 / 2\sigma^2)} [e^{ik_{u,v} \cdot z} - e^{-\sigma^2/2}] \quad (1)$$

其中, $k_{u,v} = k_e e^{i\phi_u}$, $k_e = k_{\max}/f^\circ$ 与滤波器的频率有关; $\phi_u = u\pi/8$, $\phi_u \in [0, \pi)$ 与滤波器的方向的取向有关; $z = (x, y)$ 。上式中,参数 v 控制 Gabor 滤波器的尺度,即确定滤波器的频域中心; u 控制滤波器的方向的取向。选取不同的参数,则形成不同的带通滤波器,其中一些对应特别的空间和频率特性的参数组对于图像识别是特别有意义的,通常,方向特性是纹理结构区别中最重要的因素之一。本文中滤波器取下列参数:尺度 $v \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$; 方向取向 $u \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$; $\sigma = 2\pi$, $k_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ 。

设 $G(x, y)$ 表示图像的灰度分布,将原始输入图像与由(1)构造的滤波器进行卷积运算,即可得到不同尺度和方向

收稿日期:2005-03-09;修订日期:2005-05-29

作者简介:刘靖(1977-),男,四川西昌人,博士研究生,主要研究方向:模式识别、通信信号处理;周激流(1963-),男,四川威远人,教授,博士生导师,主要研究方向:人工智能、模式识别、现代信号处理。

取向的 Gabor 特征。

$$T_{\mu,v}(x,y) = G(x,y) * \psi_{\mu,v}(x,y) \quad (2)$$

根据 Donato 等^[7,8]的研究表明,可以对每个滤波器处理所得的 Gabor 特征量进行减采样处理,并规格化,再将处理后的数据按列构成特征量矩阵。

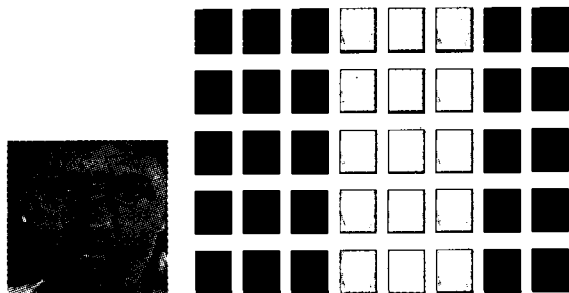


图1 原始图像图 图2 不同尺度和方向取向滤波结果

2 核函数判决方法

假设给定训练集合 $\{\tilde{x}_i\} (i=1, \dots, N)$, 含有的模式分类种类数为 K 。选择满足 Mercer 条件的非线性映射 ϕ , 将训练集合映射到高维特征空间, 得到 $\{\phi(\tilde{x}_i)\}$ 。定义

$$k_{ij} = k(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j) = (\phi(\tilde{x}_i) \cdot \phi(\tilde{x}_j)) = (\tilde{\varphi}_i \cdot \tilde{\varphi}_j) \quad (3)$$

将其中心化可得:

$$\vec{\varphi}_i = \tilde{\varphi}_i - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{\varphi}_n \quad (4)$$

设 $\vec{\varphi}_i^l$ 为训练集合的第 l 类中第 i 个向量的非线性映射, 定义类间协方差矩阵为:

$$\tilde{S}_b = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \tilde{\mu}_l \tilde{\mu}_l^T \quad (5)$$

$$\text{其中, } \tilde{\mu}_l = \frac{1}{L_l} \sum_{i=1}^{L_l} (\vec{\varphi}_i^l - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \vec{\varphi}_j)$$

类内协方差矩阵为:

$$\tilde{S}_w = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{1}{L_l} \sum_{i=1}^{L_l} (\vec{\varphi}_i^l - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \vec{\varphi}_j) \cdot (\vec{\varphi}_i^l - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \vec{\varphi}_j)^T \quad (6)$$

如果矩阵 \tilde{S}_w 可逆, 则实现向量 $\vec{\varphi}_i$ 的类间方差最大化、类内方差最小化可通过在特征空间对下述矩阵进行特征值分解得到。

$$\tilde{S} = \tilde{S}_w^{-1} \tilde{S}_b \quad (7)$$

设 \tilde{v} 是其中的一个特征向量, λ 是对应的特征值, 则有:

$$\tilde{S} \tilde{v} = \lambda \tilde{v} \quad (8)$$

将上式两端与向量 $\vec{\varphi}_i (i=1, \dots, N)$ 进行内积运算, 可得:

$$\tilde{S} \tilde{v} \cdot \vec{\varphi}_m = \lambda \tilde{v} \cdot \vec{\varphi}_m \quad (9)$$

则存在系数向量 $\tilde{\alpha} = (\tilde{\alpha}_1, \dots, \tilde{\alpha}_N)^T$ 满足

$$\tilde{v} = \sum_{i=1}^N \tilde{\alpha}_i \vec{\varphi}_i \quad (10)$$

综合公式(5)~(10)有:

$$\left(\sum_{l=1}^L \frac{1}{L_l} \tilde{K}_l \tilde{K}_l^T \right) \tilde{\alpha} = \lambda \left(\sum_{l=1}^L \frac{1}{L_l} \tilde{K}_l \tilde{K}_l^T \right) \tilde{\alpha} \quad (11)$$

式中, L_l 表示属于第 l 类的数量; \tilde{K}_l 表示 $L_l \times L_l$ 维全1矩阵;

$$(\tilde{K}_l)_{ij} = \left[\left(\vec{\varphi}_i - \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \vec{\varphi}_p \right) \cdot \left(\vec{\varphi}_j - \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \vec{\varphi}_q \right) \right]$$

由公式(11), 根据矩阵理论对矩阵:

$$\tilde{A} = \left(\sum_{l=1}^L \frac{1}{L_l} \tilde{K}_l \tilde{K}_l^T \right)^{-1} \cdot \left(\sum_{l=1}^L \frac{1}{L_l} \tilde{K}_l \tilde{K}_l^T \right) \quad (12)$$

进行特征值分解就可以得到向量 $\tilde{\alpha}$ 。

对于原始输入空间的向量 \tilde{y} , 通过下式可将其映射到高维特征空间的 v 轴上的投影:

$$\begin{aligned} [\tilde{\phi}(\tilde{y}) \cdot \tilde{v}] &= \sum_{i=1}^N \tilde{\alpha}_i \left[\left(\vec{\varphi}_i - \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \vec{\varphi}_p \right) \cdot \right. \\ &\quad \left. \left[\tilde{\phi}(\tilde{y}) - \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \vec{\varphi}_q \right] \right] \end{aligned} \quad (13)$$

如果取 \tilde{A} 矩阵特征值分解后的最大的 M 个特征值对应的特征向量 $\tilde{\chi}_i (i=1, \dots, M)$, 则输入空间的向量映射在 M 维特征空间可表示为:

$$\tilde{w} = \tilde{\chi}^T \tilde{\eta} \quad (14)$$

其中 $\tilde{\chi} = [\tilde{\chi}_1, \dots, \tilde{\chi}_M]$;

$$[\tilde{\eta}]_i = \left[\left(\vec{\varphi}_i - \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \vec{\varphi}_p \right) \cdot \left[\tilde{\phi}(\tilde{y}) - \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \vec{\varphi}_q \right] \right] \quad i=1, \dots, N$$

3 识别算法的实现

1) 利用 Gabor 滤波器组对每个原始输入训练样本进行处理, 提取 40 组 Gabor 特征量。对每组特征量, 按减采样因子 64, 进行减采样处理, 再进行规格化处理。然后将 40 组特征量排列为向量 $T^i = [T_{\mu,v}^i]^T, (\mu=0, \dots, 4; v=0, \dots, 7)$;

2) 对 T^i 组成的集合, 计算公式(12), 并对其特征值分解, 获得特征向量;

3) 利用公式(14) 计算每个样本的最终特征量;

4) 取每一类样本特征向量的平均值作为该类的特征量。

对待识别的样本, 首先按照步骤 1) 处理; 然后, 利用步骤 2) 获得的特征向量, 按步骤 3) 进行处理, 将获得的特征量与步骤 4) 中的训练样本特征量按照最邻近距离进行分类判决。

4 实验仿真



图3 一组图像数据

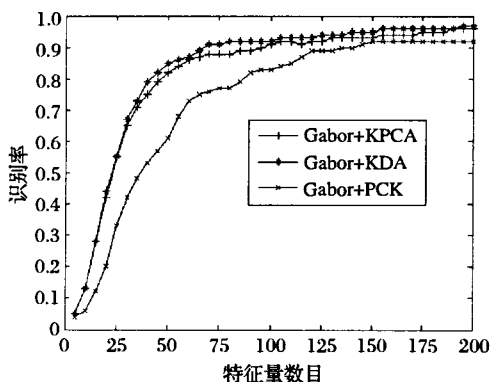


图4 三种人脸识别方法比较结果

本文从 ATT 人脸数据库、YALE 人脸数据库和收集的入脸图像中选取 300 幅人脸图像, 其中每人取 3 幅图像, 2 幅作为训练样本, 剩余的 1 幅图像进行验证。仿真实验前, 预先将所选取的图像的处理成尺寸为 128×128 的灰度图像。图 3 是文中仿真使用数据中某一人的一组图像。图 4 对比研究了本文的方法与基于 Gabor 特征量和核函数主成分分析 (kernel principle component analysis, KPCA) 的识别技术、基于 Gabor 特征量和主成分分析方法 (principle component analysis,

PCA) 的识别技术进行了比较,结果表明本文的方法提高了人脸识别的能力。

5 结语

本文提出了利用 Gabor 滤波器组对人脸图像进行多尺度和多方向选择性的滤波处理,提取特征量;然后运用核函数判决分析方法进行聚类分析的人脸识别的方法。实验仿真结果表明,本文采用的方法在特征的提取方面具有较好的鲁棒性,对光照度、脸部表情变化等有较好的抗干扰性;同时聚类判决分析的时候能够运用高维特征空间中的最佳鉴别特征,即对应于原始输入空间中的最佳鉴别特征的非线性部分。由于 Gabor 滤波器组处理后的数据具有一定的冗余度,如何优化参数的选取,以及核函数的建立,还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for Recognition[J]. J. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [2] BELHUMEUR PN, HESPAHIA JP, KRIEGMAN DJ. Eigenfaces vs Fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans. On PAMI, 1997, 20(7): 711-720.
- [3] BARTLETT MS, LADES HM, *et al.* Independent component representations for face recognition[A]. SPIE Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology; Conference on Human Vision and Electronic Imaging III[C], 1998. 528-539.
- [4] MOGHADDAM B, WAHID W, PENTLAND A. Beyond Eigenfaces: probabilistic matching for face recognition[A]. IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG) [C], 1998. 30-35.
- [5] QIU S, ZHOU F, CRANDALL PE. Discrete Gabor transforms with complexity $O(N \log N)$ [J]. Signal Process, 1999, 77(2): 159-170.
- [6] LIU CJ, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE Trans. On Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.
- [7] DAUGMAN JC. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. Opt. Soc. Amer., 1985, (2): 1160-1169.
- [8] DONATO G, BARTLETT MS, HAGER JC, *et al.* Classifying facial actions[J]. IEEE Trans. PAMI, 1999, 21(10): 974-989.
- [9] SCHÖLKOPF B, SMOLA A, MÜLLER KR. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319.
- [10] SHASHUA A. On the relationship between the support vector machine for classification and sparsified fisher's linear discriminant[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(2): 129-139.
- [11] BAUDAT G, ANOUAR F. Feature vector selection and projection using kernels[J]. Neurocomputing, 2003, 55(1-2): 21-38.
- [12] LI YM, GONG SG, LIDDELL H. Recognising trajectories of facial identities using kernel discriminant analysis[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(13-14): 1077-1086.
- [13] ATT Laboratories Cambridge. The Database of Faces[EB/OL]. <http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>.
- [14] Yale University face database[EB/OL]. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>

(上接第 2127 页)

step4: 若 $Q_c > Q_L$, 则图像分割停止, 否则返回 step2, 对该区域运用 Otus 聚类准则继续分割。

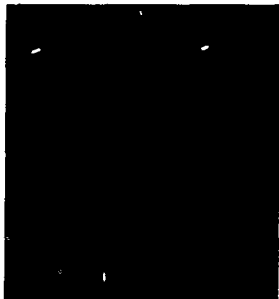


图3 Landsat-7 遥感图像 图4 多级自适应图像分割方法结果图

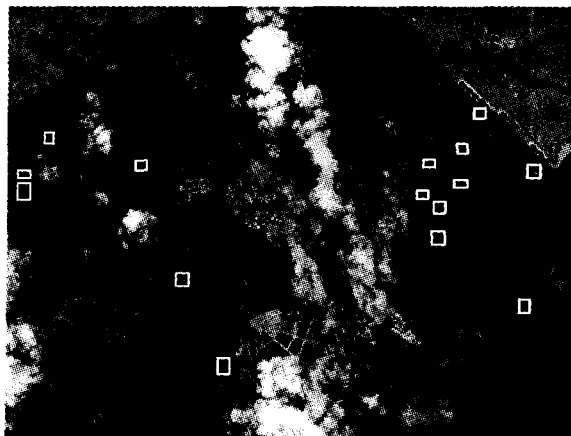


图5 Ikonos 抽取图像的海上目标检测结果

利用本文提出的基于改进型信息熵和 Otus 聚类准则的自适应分割方法,我们进行了图像分割及船舶检测实验,实验

结果表明本文方法对相对复杂背景下的海上目标提取具有较好的效果,十分有利于船舶检测与识别。图3为 Landsat-7 相对复杂海域的海上目标局部遥感图像,图4为本文多级自适应图像分割方法结果图,图3中4个船舶目标均被正确分割出来。根据本文方法我们对图5所示的 Ikonos 抽取图像(2002年5月15日新加坡附近海域,约15米分辨率)上的海上船舶区域进行了目标分割,并进行了船舶检测,取得了很好的船舶检测结果(图5)。

6 结语

本文采用一种图像的改进型信息熵来表征目标区域的复杂程度,并以改进型信息熵和 Otus 聚类算法为基础,提出了一种遥感图像海上船舶多级自适应聚类分割方法。通过对目标区域的自适应分割,不断地缩小分割区域,实现海上船舶目标的分割。实验结果证明,本文方法对于中分辨率(10米左右)遥感图像中相对复杂海域背景下的小目标图像分割有着较好的效果。

参考文献:

- [1] LEUNG CK, LAM FK. Performance Analysis of a Class of Iterative Image Thresholding Algorithms[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(9): 1523-1530.
- [2] OTSU N. A Threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [3] WONG AKC, SAHOO PK. A Gray-Level Threshold Selection Method Based on Maximum Entropy Principle[J]. IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics, 1989, SMC-19(4): 866-871.
- [4] 章毓晋. 图像处理和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.