

基于 Gabor 小波变换和支持向量机的人脸识别

李云峰^{1,2}, 欧宗瑛¹

(1. 大连理工大学精密与特种加工教育部重点实验室, 大连 116023; 2. 河南科技大学机电工程学院, 洛阳 471003)

摘要: 将 Gabor 小波变换和支持向量机分类方法结合起来进行人脸识别。通过由 Gabor 小波变换系数表示的若干个人脸模板和人脸图像之间的匹配来确定特征点的近似位置; 在所有的特征点位置计算 Gabor 小波变换系数并将其串联成表示人脸图像的向量; 采用一种层次分解的支持向量机二叉决策树进行分类识别。实验结果表明了该方法的可行性。

关键词: 人脸识别; Gabor 小波变换; 支持向量机

Face Recognition Based on Gabor Wavelet Transform and Support Vector Machines

LI Yunfeng^{1,2}, OU Zongying¹

(1. Key Laboratory for Precision and Non-traditional Machining Technology of Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116023; 2. Electromechanical Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003)

【Abstract】 This paper combines the Gabor wavelet transform with support vector machines classification method for face recognition. Facial feature points are located roughly through the matching between certain face templates which are represented by Gabor wavelet transform coefficients and a face image. Gabor wavelet transform coefficients are extracted at every facial feature points and these coefficients are catenated into a vector to represent a face image. A hierarchical decomposed support vector machines binary decision tree is used for classification. Experimental results show the feasibility of the proposed face recognition method.

【Key words】 Face recognition; Gabor wavelet transform; Support vector machines

人脸识别具有直观、友好、方便、用户接受程度高、识别方式可以隐蔽等优点, 被认为是最有发展潜力的生物特征识别技术。人脸识别问题主要包括两个方面的内容: (1) 提取对识别有意义的人脸特征; (2) 设计或选取适当的分类策略。本文将 Gabor 小波变换^[1,2]和支持向量机^[3]分类方法结合起来, 利用人脸几何特征的先验知识, 通过由 Gabor 小波变换系数表示的若干个人脸模板和人脸图像之间的匹配来确定特征点的近似位置, 在所有的特征点位置计算 Gabor 小波变换系数并将其串联成表示人脸图像的向量, 采用层次分解的支持向量机二叉决策树进行分类识别。

1 Gabor 小波特征

二维 Gabor 小波变换经常用来表示和分析图像信号, 小波变换是通过计算一组 Gabor 滤波器函数与给定图像信号的卷积来实现的。在空域中, 二维 Gabor 滤波器是一个被高斯函数包络函数约束的复数值平面波。通常使用的 Gabor 滤波器的函数形式为^[4]:

$$\psi_j(\vec{x}) = \frac{\|\vec{k}_j\|^2}{\sigma^2} \exp\left(\frac{\|\vec{k}_j\|^2 \|\vec{x}\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(i\vec{k}_j \vec{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

式中:

$$\vec{k}_j = \begin{pmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_\mu \\ k_v \sin \varphi_\mu \end{pmatrix}, \quad k_v = 2 \frac{v+2}{2} \pi, \quad \varphi_\mu = \mu \frac{\pi}{8} \quad (2)$$

k_v 为滤波器的中心频率, φ_μ 为滤波器的方向, 对 k_v 和 φ_μ 的不同取值便产生了不同的滤波器。本文采用由 5 个中心频率 ($v=0, \dots, 4$) 8 个方向 ($\mu=0, \dots, 7$) 构成的 40 个滤波器来进行小波变换。图像 $I(\vec{x})$ 上一点 \vec{x} 的二维 Gabor 小波变换定义为这

一点附近领域内的像素灰度值与滤波器函数的卷积:

$$J_j(\vec{x}) = \int I(\vec{x}') \psi_j(\vec{x} - \vec{x}') d^2 \vec{x}' \quad (3)$$

通过小波变换, 可以得到 40 个复系数, 由于复系数包含了图像的相位信息, 相位信息对位置十分敏感, 因此本文采用复系数的幅值组成的 40 维向量来表示人脸图像。

利用 Gabor 小波变换来表示人脸图像时有两种方案: 一是对整幅图像进行变换; 二是仅对一些局部特征进行变换。为减少计算量, 本文采用第 2 种方案, 但这种方案需要事先确定人脸局部特征的位置。人脸的局部特征, 如眉、眼睛、鼻子、嘴巴等具有相同的分布规律, 这可以作为人脸特征点定位的先验知识加以利用; 不同的人脸之间, 局部特征的分布有所差异, 但可以通过聚类分析的方法将人脸的几何特征近似地简化为有限的种类, 这又是一种可以利用的先验知识。利用这些先验知识, 可以采用一组由 Gabor 小波变换系数表示的人脸模板来确定人脸特征点的近似位置, 人脸模板的特征点位置通过对一批人脸图像特征点位置的聚类得到, 模板特征点的 Gabor 小波变换系数为这批人脸图像对应特征点 Gabor 小波变换系数的平均。在本文中, 人脸图像首先经过几何标准化处理, 处理以后的图像大小为 128×128 , 眼睛坐标分别为 (52, 64) 和 (72, 64), 在人脸的特殊部位选 48 个特征点进行计算。在进行人脸特征点定位时, 从所有的人脸模板选取最合适的模板来确定特征点的近似位置。从图 1 可以

作者简介: 李云峰(1973 -), 男, 博士生, 主研方向: 人脸识别, 机器学习, 计算机视觉; 欧宗瑛, 教授、博导

收稿日期: 2005-12-27 **E-mail:** yunfengli2004@tom.com

看出,对于具有不同几何特征的人脸,采用聚类得到的人脸模板总能非常近似地确定特征点的位置。特征点位置确定后,在所有的特征点位置计算 Gabor 小波变换系数并将其串联成表示人脸图像的向量。



图 1 不同几何特征的人脸的特征点定位效果

2 支持向量机

支持向量机理论是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的。基本思想可用图 2 的二维情况来说明。图中十字星点和方形空点分别表示两类训练样本, H 为分类线, H_1 、 H_2 分别为过两类样本中离分类线最近的点且平行于分类线的直线, H_1 和 H_2 之间的距离叫做分类间隙。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开,而且使分类间隔最大。在高维空间中,最优分类线就成为最优分类超平面。

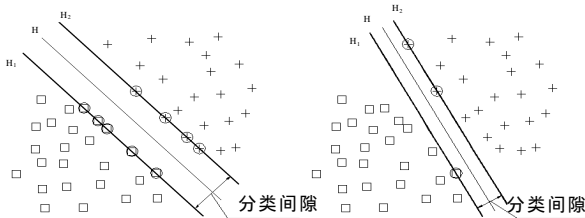


图 2 最优分类面

设线性可分样本集 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, $x_i \in R^d$, $y_i \in \{-1, 1\}$ 可以被超平面 $w \cdot x + b = 0$ 分开,通过求解一个约束极值问题,可以得到一个最优分类超平面,则最优分类判别函数可以表示为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\} \quad (4)$$

式中, α_i^* 和 b^* 为约束极值问题最优解。

对于非线性可分问题来说,可以通过核函数 $K(x_i, x)$ 将输入向量 x 映射到一个高维空间中进行分类运算,此时,最优分类判别函数式(4)变为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right) \quad (5)$$

常用的核函数有多项式 $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d$ 、径向基函数 $K(x, y) = \exp\{-g\|x - y\|^2\}$ 、双曲正切函数 $K(x, y) = \tanh[v(x \cdot y) + c]$ 等,式中的参数 d 、 g 、 v 和 c 均为常数。

3 支持向量机决策树

支持向量机是从两类问题的分类发展而来的,但在实际应用中的模式识别多是多类分类问题。对于多类分类问题,可以将多类分类问题分解为多个两类分类问题^[5]:一对多分类和一对一分类以及决策树。由于决策树有较高的效率,因此将支持向量机和决策树结合起来既能利用支持向量机在解决两类分类问题时的优良性能,又发挥了决策树的效率优势。本文提出了一种层次分解的支持向量机二叉决策树方案。决策树的根节点和所有的内部节点均为支持向量机分类器,叶子节点为待分类模式所属的类别。在层次分类法中,决策树的每一个节点将当前的模式集分为两部分,该方法首先将所有类别分成两个子类,再将子类进一步划分成两个次级子类,

以此类推,直到得到一个单独的类别为止。如图 3 所示,决策树第 1 层的根节点将模式集 $\{A, B, C, D, E, F\}$ 分为 $\{A, B, C\}$ 和 $\{D, E, F\}$ 两部分,第 2 层节点分别将 $\{A, B, C\}$ 分为 $\{A, B\}$ 和 $\{C\}$,将 $\{D, E, F\}$ 分为 $\{E, F\}$ 和 $\{D\}$,以此类推,直到得到所有模式的类别。在训练时,通过聚类分析的方法将每一个分类节点的模式集划分为两部分。首先,计算模式集中每一类样本的平均值得到该类的中心;然后,采用 C-均值算法将这 N 个类中心分为两部分;最后,用这两部分样本进行支持向量机训练。在分类时,将待分类模式从决策树的根节点输入,由每个节点判断待分类模式所属的类别,然后按照判断结果向下移动直到叶子节点,从而确定模式的类别。这种方案逐步缩小模式集的规模,随着类别数目的减少,分类精度越来越高。在训练时,至多需要 $2^{\lceil \log_2 N \rceil} - 1$ 个支持向量机;在测试时,至多需要 $\lceil \log_2 N \rceil$ 个支持向量机。

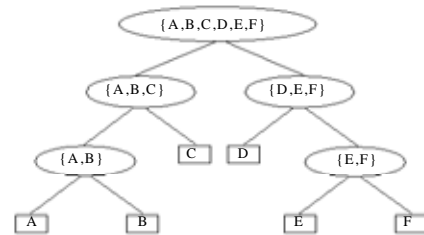


图 3 支持向量机二叉决策树

4 实验结果

实验采用第 1 届中国生物特征识别竞赛^[6]提供的人脸数据库的 B 库。B 库包含 100 个人的 2 000 幅人脸图像。这些人脸图像具有不同表情、光照条件、背景和一定程度的姿势变化。本文采用每个人的前 10 幅图像作为训练样本,后 10 幅图像作为测试样本。实验比较了本文的“模板匹配+SVM”方法和 Wiskott^[7]的“弹性匹配+NN”方法的识别性能,并研究了在支持向量机选用不同的核函数和参数时对识别性能的影响。实验结果如表 1 所示,从表中可以看出:“模板匹配+SVM”方法的识别率明显优于“弹性匹配+NN”方法;特征点的定位精度提高以后,识别率只有轻微的提高;当采用不同的核函数和参数时,识别率变化不大,这说明支持向量机分类方法不依赖于核函数和参数的选择。综合以上结果,在同时考虑效率和精度的情况下,本文所提出的模板匹配和支持向量机相结合的方法更符合应用的需要。

表 1 不同方法的识别率比较

核函数	识别方法		
	弹性匹配+NN	模板匹配+SVM	弹性匹配+SVM
线性函数	97.1	98.5	99.0
多项式函数 ($d=1$)		98.5	99.0
多项式函数 ($d=2$)		97.8	98.4
径向基函数 ($g=0.5$)		99.1	99.3
Sigmoid 函数 ($v=0.001, c=0$)		98.8	98.3

5 结论

本文将 Gabor 小波变换和支持向量机分类方法结合起来,利用人脸几何特征的先验知识,通过由 Gabor 小波变换系数表示的若干人脸模板和人脸图像之间的匹配来确定特征点的近似位置,在所有的特征点位置计算 Gabor 小波变换系数并将其串联成表示人脸图像的向量,最后采用层次分解的支持向量机二叉决策树进行分类。实验结果显示:本文所

(下转第 226 页)