

# 基于 Gabor 滤波器包络的人脸识别算法

张莹 王耀南

(湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082)

**摘要** 2维 Gabor 滤波器已在文字、人脸和虹膜识别等方面得到广泛应用, Gabor 滤波器在特征提取方面具有独特的优势,但高计算复杂度限制了应用。如何快速地利用 Gabor 滤波器进行识别成为当前研究的重点。提出了基于2维 Gabor 滤波器包络的人脸识别算法,通过忽略 Gabor 滤波器的正弦部分,保留高斯成分构造矩形包络,将椭圆滤波器转换为矩形滤波器进行特征提取,即可以在不影响特征提取性能的情况下,只计算滤波器的主要能量区间,忽略区间以外的部分,提高了运算速度。在 Yale 和 ORL 人脸库上的测试结果证明,该算法分类准确度优于 Eigenface 和 Fisherface 方法,且速度较传统的 Gabor 滤波器方法快 20%,取得了满意的结果。

**关键词** Gabor 滤波器 人脸检测 Gabor 包络 Eigen 脸 Fisher 脸

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)12-2314-07

## Gabor Filter Envelopes-based Face Recognition Algorithm

ZHANG Ying, WANG Yao-nan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082)

**Abstract** Gabor filter responses have successfully used in various important computer vision tasks, such as in texture segmentation, face detection, and iris pattern description. It is evident that Gabor filters have many advantageous or even superior properties for feature extraction. But if the computational complexity cannot be improved their application areas will remain limited. How quickly and accurately using Gabor filter was the identification of the characteristics to become the focus of current research. The paper present Gabor filter envelope based face recognition only the Gaussian part of the filter has to be taken into account; the envelope is similarly the smallest area which includes certain percent of the total filter energy, outside this area can be discarded with only negligible effect in accuracy. The effective envelope is an ellipse which can be encapsulated by a minimal size rectangle. The size of the rectangle may significantly reduce the computational complexity in the spatial domain filtering and save memory in the frequency domain filtering. Experiments using ORL and Yale database indicate that the improved method accuracy outperforms Eigenface and Fisherface algorithm. The new algorithm saves time 20% than traditional methods and gets satisfactory results.

**Keywords** Gabor filters, face detection, Gabor filter envelopes, Eigenface, Fisherface

## 1 引言

人脸识别技术在近几年来成为图像处理与模式识别领域的研究热点。按照图像表示的策略和重点不同,人脸识别算法分为两类:基于全局的算法偏重于将人脸图像作为一个整体来进行分析计算,基于

局部的算法则在关注全局性信息的同时更侧重于从局部来描述人脸图像,因为不同人脸差异主要在局部细微特征,利用局部特性可以在识别时表现出更多明显的优势。

当进行人脸识别时,模式特征容易受到表情、光照条件和各种几何变换的影响,难以取得很高的识别精度。2维 Gabor 小波变换能够捕捉对应于空间

基金项目:国家自然科学基金项目(60775047);国家863项目(2007AA04Z244)

收稿日期:2006-12-13;改回日期:2008-03-27

第一作者简介:张莹(1972~),男,现为湖南大学电气与信息工程学院博士研究生。主要研究方向为信息融合、图像处理等。

E-mail:gdutzy@hotmail.com

位置、空间频率及方向选择性的局部结构信息,其变换系数描述了图像上给定位置附近区域的灰度特征,适合表示人脸的局部特征。Gabor 小波核函数具有与哺育动物大脑皮层简单细胞的 2 维反射区相同的特性,即具有较强的空间位置和方向选择性,并且能够捕捉对应于空间和频率的局部结构信息。Campbell 和 Robson<sup>[1]</sup>在心理学实验中证实人类的视皮层简单细胞具有多通道和多分辨率的特征。

2 维 Gabor 滤波器在实际应用中需要进行复杂的卷积计算,速度较慢。本文提出的基于 2 维 Gabor 包络的人脸识别算法通过忽略 Gabor 滤波器的正弦部分,保留高斯成分,即在不影响特征提取结果的情况下只计算滤波器的主要能量区间,忽略区间以外的部分,将椭圆滤波器转换为矩形滤波器进行特征提取,降低了计算复杂度。

## 2 Gabor 滤波器的构造

### 2.1 1 维 Gabor 滤波器的构造

Gabor 在 1946 年将短时傅里叶变换的窗函数取成高斯函数,提出了 Gabor 变换<sup>[2]</sup>。Gabor 函数可以看作是高斯函数乘以一个调制函数,因为高斯函数在时间和频率域中的形式是一致的,用高斯函数调制的复正弦形式表示的信号都可以达到时域和频域联合不确定关系的下限,可以同时有时域和频域获得最佳的分辨率。

正规化的 1 维 Gabor 滤波器定义为

$$\phi(t) = \frac{|f|}{\gamma/\pi} e^{-(\frac{t}{\gamma})^2} e^{j2\pi ft} \quad (1)$$

式中, $f$ 是滤波器的频率, $\gamma$ 是滤波器的波长,其傅里叶变换为

$$\psi(f) = e^{-(\frac{\gamma f}{2})^2} \quad (2)$$

$u$ 为傅里叶变换后滤波器的频率。

### 2.2 2 维 Gabor 滤波器的构造

2 维 Gabor 滤波器由 Daugman 在 1985 年首次提出<sup>[3]</sup>,它是高斯小波族中 Morlet 小波的特殊形式,是能够取得空域和频域联合测不准原理下限的唯一函数,并且可以同时空域、频域和方向上获得最佳分辨率。另外,无论是从空间域的起伏特性上,方向选择的特性上,空间域与频率域的选择上,还是从正交相位的关系到,2 维 Gabor 基函数都具有与大多数哺乳动物的视觉皮层简单细胞的 2 维感知域模型相似的性质,所以 2 维 Gabor 变换在图像分析

与压缩中是非常有用的。

正规化的 2 维 Gabor 滤波器定义为

$$\phi(x, y, f, \theta) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} e^{-(\frac{f^2 x'^2}{\gamma^2} - \frac{f^2 y'^2}{\eta^2})} e^{j2\pi f x'} \quad (3)$$

式中,

$$\begin{aligned} x' &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' &= y \cos \theta - x \sin \theta \end{aligned}$$

$f$ 是滤波器的中心频率, $\theta$ 是滤波器的相位, $\gamma$ 和 $\eta$ 分别为滤波器在 $x$ (长轴)和 $y$ (短轴)方向上的波长,其傅里叶变换为

$$\psi(u, v, f, \theta) = e^{-\frac{\pi^2}{f^2}(\gamma^2(u'-f)^2 + \eta^2 v'^2)} \quad (4)$$

式中, $u, v$ 为傅里叶变换后的滤波器频率,

$$\begin{aligned} u' &= u \cos \theta + v \sin \theta \\ v' &= -u \sin \theta + v \cos \theta \end{aligned}$$

## 3 Gabor 滤波器包络算法

本文提出的滤波器包络算法<sup>[4]</sup>只计算 Gabor 滤波器包络系数决定的包含滤波器主要能量区间,而忽略区间以外的部分。

### 3.1 1 维 Gabor 滤波器的包络

1 维 Gabor 滤波器的包络定义为

$$g(t) = \frac{1}{\sigma/\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

令 $\mu = f$ , $\sigma = \frac{f}{\sqrt{2}\gamma\pi}$ ,则式(5)即为 1 维 Gabor 滤波器的高斯部分

$$g(t) = \phi(t) = \frac{|f|}{\gamma/\pi} e^{-(\frac{t}{\gamma})^2} \quad (6)$$

### 3.2 2 维 Gabor 滤波器的包络

2 维 Gabor 滤波器的包络由两个正交的 1 维 Gabor 滤波器包络组成,是由包络系数 $p$ 指定的包含滤波器能量的最小矩形。由式(6)可得两个 1 维高斯分布的方差分别为 $\sigma_x = \frac{f}{\sqrt{2}\gamma\pi}$ , $\sigma_y = \frac{f}{\sqrt{2}\eta\pi}$ ,设正态分布的均值 $\mu = 0$ ,通过式(7),式(8)求得的在指定包络系数下,由正态分布累积函数的逆函数得到的两个上分位点,即为 2 维 Gabor 滤波器的长轴 $a$ 和短轴 $b$ ,如图 1(a)所示。

$$a = F^{-1}(p | \mu, \sigma_x) = \{x: F(x | \mu, \sigma_x) = p\} \quad (7)$$

$$b = F^{-1}(p | \mu, \sigma_y) = \{y: F(y | \mu, \sigma_y) = p\} \quad (8)$$

波形上任一点  $(x, y)$  满足

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad a > 0, b > 0 \quad (9)$$

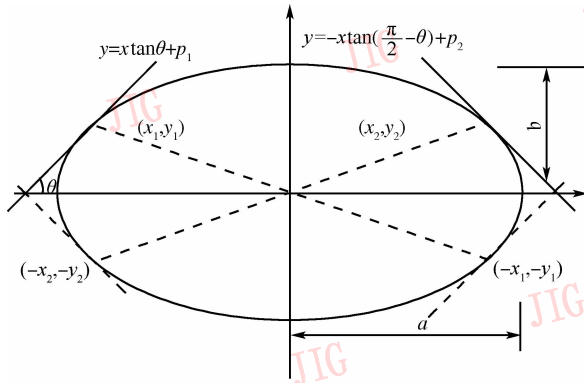
即  $y = \pm \frac{b}{a} \sqrt{a^2 - x^2}$  (10)

求导  $y' = \pm \frac{-bx}{a \sqrt{a^2 - x^2}}$  (11)

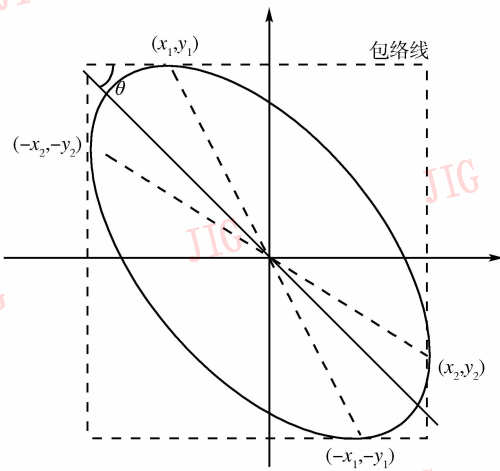
令  $y' = \tan\theta$  或  $y' = -\tan\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right)$  (12)

则  $x = \pm \frac{a^2 y'}{\sqrt{b^2 + a^2 y'^2}}$  (13)

由式 (10), 式 (13) 得到 4 个坐标点  $(x_1, y_1)$ ,  $(-x_1, -y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $(-x_2, -y_2)$ , 然后构造矩形, 使之代替原滤波器 (包络系数  $p = 0.99$ ), 如图 1(b) 所示。



(a) 频域波形



(b) 矩形包络  $p=0.99$

图 1 2 维 Gabor 滤波器包络

Fig. 1 Effective envelope for a 2D Gabor filter

若  $\theta = n \frac{\pi}{2}, n = 0, 1, 2, \dots$ , 包络为  $(a, 0)$ ,

$(-a, 0), (0, b), (0, -b)$  4 点构成的外切矩形, 某

一频率滤波器组完整的包络如图 2 所示。

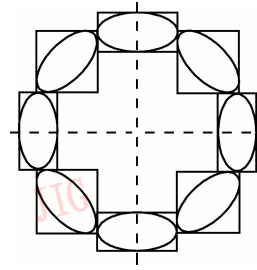


图 2 2 维 Gabor 滤波器包络示意图

Fig. 2 Complete envelope bank for a 2D Gabor filter in frequency space

### 4 包络算法参数的确定

由于实际应用中需要的是多个 Gabor 滤波器构成的滤波器组, 不同的参数产生不同的特征提取性能, 所以需要选择最佳滤波器参数来获取最优的分类识别能力。

#### 4.1 $\gamma$ 参数求解

在图 3 中, 滤波器的相邻频率被选择在幅值  $p_1 = 0.5$  处重叠<sup>[4]</sup>, 此时图像的直流分量和频域分量在两倍于调制频率外衰减大于 54dB, 混叠影响可以忽略。滤波器上点  $u_a$  可由式 (2) 求解

$$\psi(u_a) = e^{-\left(\frac{2\pi}{f}\right)^2 (u_a - f)^2} = p_1 \quad (14)$$

即  $u_a = f \left( 1 \pm \frac{1}{\gamma\pi} \sqrt{-\ln p_1} \right)$  (15)

则在相邻频率组交点  $p_1$  处

$$f_0 \left( 1 - \frac{1}{\gamma\pi} \sqrt{-\ln p_1} \right) = \frac{f_0}{k} \left( 1 + \frac{1}{\gamma\pi} \sqrt{-\ln p_1} \right) \quad (16)$$

得到  $\gamma = \frac{1}{\pi} \frac{k+1}{k-1} \sqrt{-\ln p_1}$  (17)

$k$  是相邻滤波器频率缩放因子。

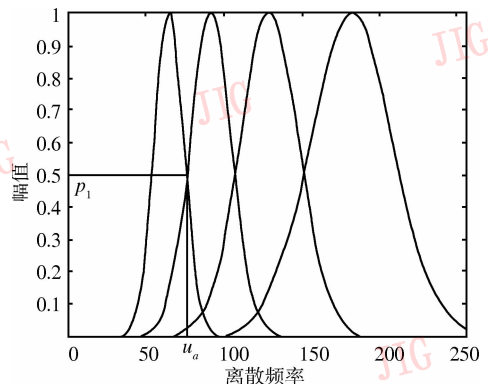


图 3 不同频率滤波器组

Fig. 3 Sequential frequencies in a filters bank

### 4.2 $\eta$ 参数求解

如同  $\gamma$  参数求解一样,相邻相位的滤波器也选择在  $p_2 = 0.5$  处重叠。从图 4 可得:

$$u_b = f_0 \tan \alpha = f_0 \tan\left(\frac{\pi}{2n}\right) \quad (18)$$

$n$  为滤波器方向的个数,由式(2)得:

$$\psi(u_b) = e^{\left(\frac{\pi}{f_0}\right)^2 u_b^2} = p_2 \quad (19)$$

$$\text{即 } \eta = \frac{f_0}{\pi} \frac{\sqrt{-\ln p_2}}{u_b} = \frac{1}{\pi} \frac{\sqrt{-\ln p_2}}{\tan\left(\frac{\pi}{2n}\right)} \quad (20)$$

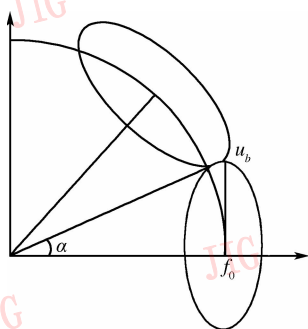


图 4 不同方向滤波器组

Fig. 4 Different orientations in a filters bank

### 4.3 滤波器的最高频率 $f_{\text{high}}$

根据信号采样定理,滤波器频率可以是  $0 \sim 0.5$  的任意值,但实际图像的频率通常分布在一个有限的范围,所以滤波器频率也只能在一定范围内选择。

如图 5 所示,Gabor 频域中心点为  $(f_0, 0)$ ,波形上任一点  $(x, y)$  距原点距离即为其最高频率值  $f_{\text{high}}$ ,距离

$$d(f_0 + x) = \sqrt{(f_0 + x)^2 + \left(\frac{b}{a} \sqrt{a^2 - x^2}\right)^2} \quad |x| \leq a \quad (21)$$

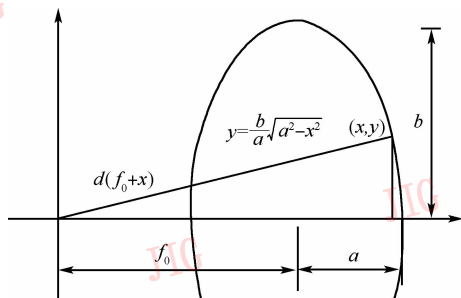


图 5 利用 Gabor 频域波形求最高频率

Fig. 5 Determining  $f_{\text{high}}$  with the help of curve of Gabor in frequency space

若  $b > a$ ,对式(21)求导

$$d'(f_0 + x) = \frac{\left(2f_0 + 2x - \frac{2b^2x}{a^2}\right)}{\sqrt{(f_0 + x)^2 + \left(\frac{b}{a} \sqrt{a^2 - x^2}\right)^2}} = 0 \quad (22)$$

$$\text{解得 } x = \frac{a^2 f_0}{b^2 - a^2} \quad (23)$$

代入  $d(f_0 + x)$  即可得  $f_{\text{high}}$ 。

$$\text{若 } b \leq a, \text{ 则 } f_{\text{high}} = f_0 + a \quad (24)$$

综合上述分析

$$\begin{aligned} f_{\text{high}} &= f_0 + a & x &\geq a \\ f_{\text{high}} &= d(f_0 + x) & x &< a \end{aligned} \quad (25)$$

### 4.4 不同 $\gamma, \eta$ 参数的滤波器波形比较

由图 6 可以发现不同的  $\gamma, \eta$  参数得到不同的滤波器。其中,  $m$  为滤波器尺度个数,  $n$  为滤波器方向的个数。由于高斯窗  $e^{-(f/\gamma)^2}$  的大小正比于  $1/\gamma$ ,窗口过大会导致 Gabor 特征对图像局部区域的表示能力降低,而窗口宽度过小会使特征对噪声和图像细节过于敏感,所以  $\gamma, \eta$  参数的选择也需综合考虑。

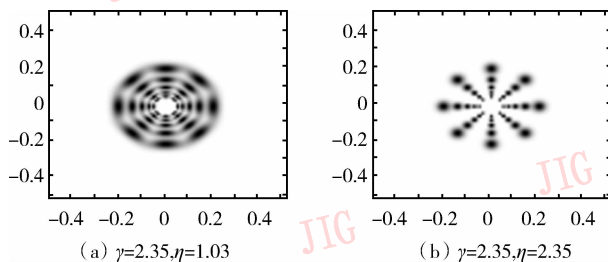


图 6 频率域滤波器组波形,参数  $f = 0.2, m = 5, n = 8, k = \sqrt{2}$

Fig. 6 Examples of filters bank in frequency space,

both use  $f = 0.2, m = 5, n = 8, k = \sqrt{2}$

## 5 基于 Gabor 滤波器包络的特征提取

对图像  $R(x, y)$  进行特征提取是通过 Gabor 滤波器与图像中所有像素  $(x, y)$  卷积,即

$$r(x, y; f, \theta) = \phi(x, y; f, \theta) * R(x, y)$$

为了对一幅图像的整个频率域采样,常通过多个频率和相位的 Gabor 滤波器组获取图像的多通道和多分辨率特征,其参数的选择通常在频率空间进行考虑<sup>[5]</sup>。对点  $(x_0, y_0)$  用各个滤波器组卷积后即可得到图像的 Gabor 小波表示

$$G = \begin{pmatrix} r(x_0, y_0; f_0, \theta_0) & \cdots & r(x_0, y_0; f_0, \theta_{n-1}) \\ r(x_0, y_0; f_1, \theta_0) & \cdots & r(x_0, y_0; f_1, \theta_{n-1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r(x_0, y_0; f_{m-1}, \theta_0) & \cdots & r(x_0, y_0; f_{m-1}, \theta_{n-1}) \end{pmatrix}$$

滤波器组的频率选择为  $f_l = k^{-l} f_{\text{high}}, l = \{0, \dots, m-1\}$ ,  $f_l$  为第  $l$  个滤波器频率,  $f_{\text{high}}$  是滤波器的最高频率, 对人类视觉神经细胞的频率响应带宽  $\phi = 0.5$  倍频程,  $k = \sqrt{2}$ ;  $\phi = 1$  倍频程,  $k = 2$ ;  $\phi = 1.5$  倍频程,  $k = 2\sqrt{2}$ 。

滤波器组的相位选择为  $\theta_l = \frac{2\pi l}{n}, l = \{0, \dots, n-1\}$ ,  $\theta_l$  为第  $l$  个滤波器相位, 由于区间  $(0, \pi)$  与  $(\pi, 2\pi)$  完全对称, 通常只需要在  $(0, \pi)$  区间计算, 也就是说  $\pi + \theta$  方向上的滤波结果完全可由  $\theta$  方向的结果确定。

## 6 人脸图像分类实验

Lee 证明在离散状况下采用 5 个尺度和 8 个方向的采样得到的一组具有自相似性质的, 拥有  $5 \times 8 = 40$  个滤波器的滤波器组, 能够保证 Gabor 变换不丢失原有图像信息<sup>[6]</sup>。每个滤波器用于抽取一定方向和尺度下的图像局域特征, 图像中每一个点将对应一个 40 维的特征矢量。这样将图像之间的相似性比较转化为代表各自图像的 Gabor 特征矢量之间的相似性比较。Gabor 的频率特征可以用来估计目标与模型间的相似性测度和尺度化; Gabor 的相位特征可以用来评估模型与目标间的匹配结果, 从而实现人脸识别。

人脸识别问题本质上属于小样本、非线性模式识别问题, 而支持向量机 (SVM)<sup>[7]</sup> 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势, 如泛化性能好, 无需先验知识等, 并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中, 因此把支持向量机作为人脸图像分类器是一种合适的选择。

文中支持向量机使用台湾大学林智仁教授等人开发设计的 LIBSVM 软件 2.84 版<sup>[8]</sup>, LIBSVM 是一个简单、易于使用和快速有效的 SVM 模式识别与回归的软件包, 是 Platt 的 SMO 和 Joachims 的 SVMlight 的简化。

### 6.1 ORL 人脸库测试

ORL 标准人脸库<sup>[9]</sup>有 40 人, 每人 10 幅图像, 分辨率都是  $112 \times 92$  像素, 部分图像如图 7 所示。实验把前 5 幅图像作为训练, 后 5 幅图像作为测试。滤波器参数为

$$f_{\text{high}} = 0.2, m = 5, n = 8 \\ k = \sqrt{2}, \gamma = 2.35, \eta = 1.03$$



图 7 ORL 人脸库

Fig. 7 ORL face database

为了比较测试结果, 用另外 3 种常用方法进行了实验, 结果如表 1 所示。

表 1 ORL 人脸数据库识别率

Tab. 1 Accuracies of ORL face database

测试方法	Eigenface	Fisherface	Kernel Fisher 高斯核	Gabor 包络 $P=0.99$
识别率 (%)	92.5	94	95	96.5

### 6.2 Yale 人脸库测试

Yale 标准人脸库<sup>[10]</sup>有 15 人, 每人 11 幅图像, 分辨率都是  $320 \times 243$  像素。人脸的表情、光照等都要比 ORL 人脸库的变化大。为了测试 Gabor 滤波器的鲁棒性能, 将 Yale 人脸按正常情况如图 8(a), 光照变化如图 8(b), 表情变化如图 8(c) 分为 3 类, Gabor 包络算法每类选一幅图像进行训练, 其余图像用作测试, 结果如表 2 所示。

表 2 Yale 人脸数据库子类识别率

Tab. 2 Accuracies of Yale face subset database

Yale	正常情况	光照变化	表情变化
样本数	45	45	75
识别率 (%)	93.3	53.3	95



图 8 Yale 人脸库

Fig. 8 Yale face database

实验发现 Yale 原始图像中光照变化对识别率影响很大,故需要通过几何归一化和灰度归一化对人脸图像进行预处理。几何归一化是指根据人脸定位结果将图像中人脸变换到同一位置和同样大小。灰度归一化是指对图像进行光照补偿等处理,光照补偿能够在一定的程度上克服光照变化的影响而提高识别率。规范化后图像如图 9 所示,分辨率为  $64 \times 64$  像素,然后选每人前 6 幅作为训练,后 5 幅作为测试,Gabor 参数不变,同样用另外 3 种常用方法做了比较,测试结果如表 3 所示。



图 9 预处理后 Yale 人脸库

Fig. 9 Pre-processed Yale face database

表 3 Yale 人脸预处理后识别率

Tab. 3 Accuracies of preprocessed Yale face database

测试方法	Eigenface	Fisherface	Kernel Fisher 高斯核	Gabor 包络 $p = 0.99$
识别率 (%)	81.3	85.3	88	90.67

### 6.3 Gabor 包络算法特征提取速度比较

为了比较 Gabor 包络算法与传统 Gabor 算法在提取图像特征速度的区别,测试了 ORL 数据库 400 张脸和 Yale 数据库 165 张脸的特征提取时间,实验

用的计算机 CPU 为 P4 2.4G,内存 DDR 512M,测试结果如表 4 所示,可以发现速度提高了大约 20%。

表 4 Gabor 包络算法与原来方法比较

Tab. 4 Compare of Gabor filter envelope algorithm and Gabor algorithm

数据库	Gabor 包络算法 (s)	Gabor 算法 (s)	速度提高 (%)
Yale	251.73	312.67	19.5
ORL	469.18	608.67	22.8

### 6.4 不同包络系数的分类准确率比较

为了比较包络系数的影响,测试了不同包络系数对 ORL 数据库分类准确性,测试结果如表 5 所示,发现包络系数  $p$  在 0.9 以上基本能满足分类要求。

表 5 不同 Gabor 包络系数识别率

Tab. 5 Accuracies of different Gabor filter envelope coefficients

包络系数	0.7	0.8	0.85	0.9	0.95	0.99
准确率 (%)	82	86	88.5	94	95	96.5

### 6.5 Gabor 包络与 Gabor 算法分类准确率比较

对两个人脸数据库进行了比较,实验结果如表 6 所示,Gabor 算法中除包络系数外其余参数与 Gabor 包络算法相同,考虑到测试误差,可以看出两种方法分类准确率基本相同。

表 6 Gabor 包络算法与 Gabor 算法分类准确率

Tab. 6 Accuracies of Gabor filter envelope algorithm and Gabor algorithm

数据库	Gabor 包络算法 ( $p = 0.99$ )	Gabor 算法
Yale	90.67	89.33
ORL	96.5	97

单位: %

## 7 结 论

Gabor 滤波器包络算法是对传统 Gabor 算法的改进,在人脸识别实验中取得了良好效果,能够有效地改善运算速度。近年来人脸识别技术虽然得到了前所未有的发展,但仍然存在许多尚未解决的问题,其识别精度还远不如指纹和虹膜识别。随着图像处理、模式识别、计算机视觉以及神经网络等学科的进一步发展,人脸识别技术必将得到很大的发展。

### 参考文献 (References)

- 1 Campbell F W, Robson J G. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings [J]. The Journal of Physiology, 1968, **197**(3): 551 ~ 566.
- 2 Gabor D. Theory of communication [J]. Journal of the Institute of Electrical Engineers, 1946, **93**(26):429 ~ 457.
- 3 Daugman J G. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. 1988, **36**(7): 1169 ~ 1179.
- 4 Kamarainen J K. Feature Extraction Using Gabor Filters [D]. Finland: Lappeenranta University of Technology, 2003.
- 5 Kyrki V, Kamarainen J K, Kalviainen H. Simple Gabor feature space for invariant object recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, **25**(3):311 ~ 318.
- 6 Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, **18**(10):959 ~ 971.
- 7 Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer Verlag, 2000.
- 8 Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>,2001.
- 9 Samaria F, Harter A. Parameterisation of a stochastic model for human face identification [DB/OL], [http://www.cl.cam.ac.uk/Research/DTG/attarchive/pub/data/att\\_faces.tar.Z](http://www.cl.cam.ac.uk/Research/DTG/attarchive/pub/data/att_faces.tar.Z). 1994-09-05.
- 10 Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs Fisherface: Recognition using class specific linear projection [DB/OL]. 1997-07. <ftp://plucky.cs.yale.edu/CVC/pub/images/yalefaces/yalefaces.tar>.