



## 基于笔迹的身份鉴别<sup>1)</sup>

朱 勇 谭铁牛 王蕴红

(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100080)

(E-mail: zhuyong, tieniu. tan, yunhong. wang@nlpr. ia. ac. cn)

**摘 要** 提出了一种鉴别笔迹的新方法. 现有的笔迹识别方法大多需要进行分割或关联部分的分析, 都是与内容相关的方法. 在新方法里, 把手写笔迹作为一种纹理来看待, 将笔迹鉴别的问题转化为纹理识别来处理, 这是一种与内容无关的方法. 使用多通道二维 Gabor 滤波器来提取这些纹理的特征, 并使用加权欧氏距离分类器来完成匹配工作. 在实验中, 使用了17个人的不同笔迹, 取得了很好的结果.

**关键词** 笔迹鉴别, 纹理分析, 多通道 Gabor 滤波器.

### WRITER IDENTIFICATION BASED ON TEXTURE ANALYSIS

ZHU Yong TAN Tie-Niu WANG Yun-Hong

(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

(E-mail: zhuyong, tieniu. tan, yunhong. wang@nlpr. ia. ac. cn)

**Abstract** In this paper, we describe a new method to identify the writer of Chinese handwriting documents. There are many methods for signature verification or writer identification, but most of them require segmentation or connected component analysis. In our new method, we take the handwriting as an image containing some special texture and writer identification is regarded as texture identification. This is a content independent method. We employ the well-established 2-D Gabor filtering technique to extract features of such textures and a weighted Euclidean distance classifier to fulfil the identification task. Experiments were made using Chinese handwritings from 17 different people and very promising results were achieved.

**Key words** Writer identification, texture analysis, multi-channel Gabor filtering.

## 1 引言

手写体笔迹的识别是计算机视觉和模式识别领域中一个非常活跃的研究课题<sup>[1]</sup>. 作

1) 国家杰出青年科学基金、中国科学院“百人计划”和863基金资助项目. 本文工作已经由国家知识产权局受理专利申请(申请号:99105851.8).

收稿日期 1999-07-20 收修改稿日期 2000-01-18

为一种身份鉴别的手段,它有许多优点.手写笔迹易于获取,而且不同的人有不同的笔迹.基于笔迹的身份鉴定有着十分广泛的应用范围,可以用于金融、保安甚至考古学等领域.

可是,大多数现有的笔迹鉴别方法要求被识别的文字是固定的(最典型的例子是签名的识别).这些与内容有关的分析方法有许多问题,以至于在某些情况下,根本就不能完成

实际任务.用笔迹进行身份鉴别的目的是鉴别出某一笔迹的风格,所以不必关心具体的笔迹内容.本文提出了一种新的笔迹鉴别方法,它的特点是利用纹理分析来提取笔迹的特征.实验表明这种新的笔迹鉴别方法对于英文笔迹的鉴别具有很好的效果<sup>[2]</sup>.本文将着重阐述

中文笔迹的鉴别.该鉴别是一个典型的模式识别问题.它的过程可以用图1来表示.

原始的笔迹图像经过预处理形成具有统一纹理的图像.利用多通道 Gabor 滤波来对纹理图像进行特征提取.加权欧氏距离分类器用来进行模式分类,鉴别出书写笔迹的人.

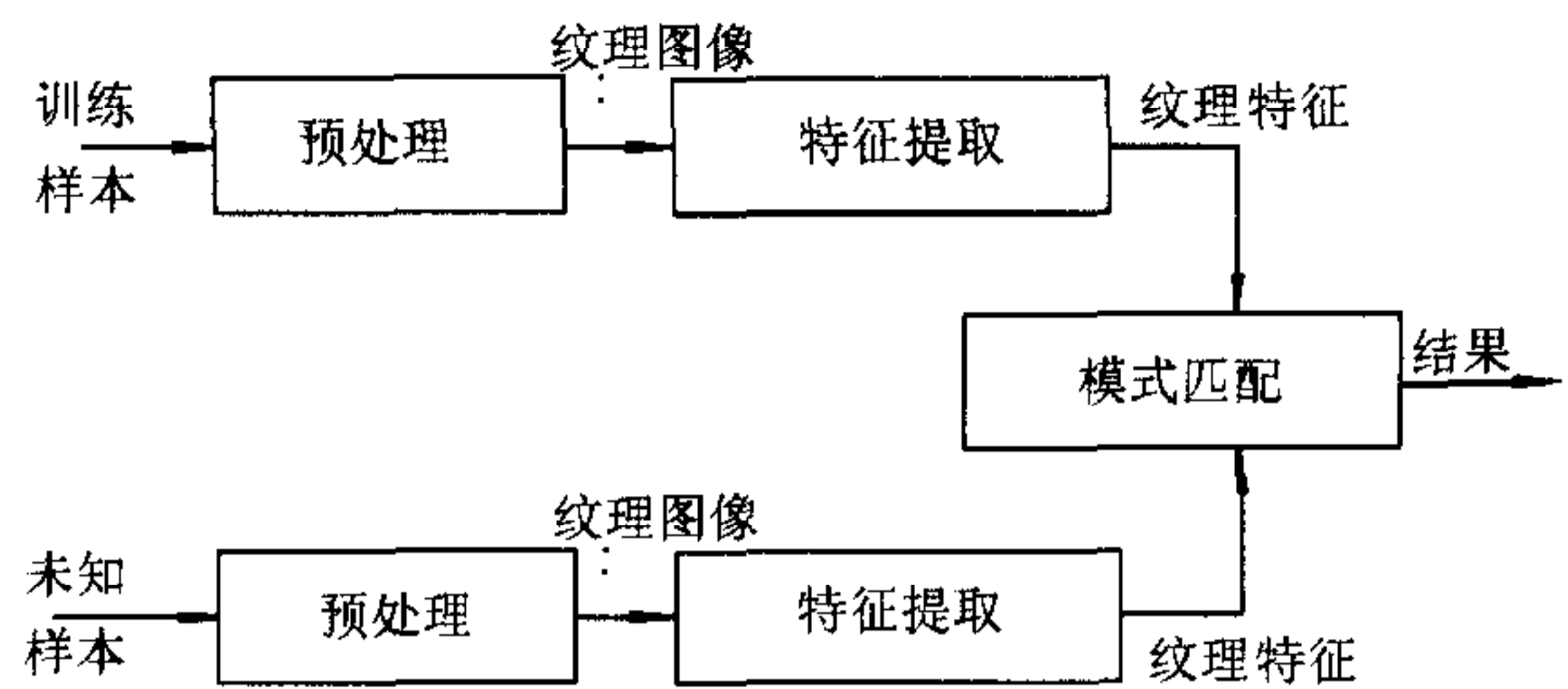


图1 笔迹鉴别系统的示意图

## 2 预处理:产生统一纹理

原始的输入是一个二值图像,其中可能包含不同大小的字符和空白.为了进行纹理的特征提取,输入文档需要进行归一化以形成适宜于纹理分析的图像.预处理部分包含四个步骤:

步骤1. 计算出输入图像在水平方向上的投影曲线.曲线上位于两个相邻峰值之间的波谷对应于两行之间的空白,两个波谷之间的距离对应于一行字的高度.行定位完成以后,对于每一行笔迹,计算出它在垂直方向上的投影,采用与行定位相似的方法,可以得到每个字符的宽度以及它们之间的间隔.

步骤2. 在同一手稿中,字符的大小可能有很大变化,为了形成统一的纹理,需要将字符的大小归一化到相同的尺寸.步骤1已经得到了字符的大小,所以很容易进行字符尺寸的归一化.

步骤3. 一篇手写笔迹的字与字,行与行之间可能包含大小不同的空白,这些空白对于笔迹鉴别来说是没有意义的,但却会影响图像的纹理,所以必须进行字距与行距的归一化.本算法使用水平和垂直投影来实现归一化<sup>[3]</sup>.

步骤4. 进行字块纹理的拼接.在一些特殊情况下(比如签名、作案现场的笔迹等等),输入的笔迹可能只含有很少量的字符或包含不完整的段落以至于无法直接进行纹理分析.在本文的方法里,采用拼接的方法把少量文字拼成所需要大小的纹理图像,并用类似的方法填充缺省的段落.

## 3 笔迹特征提取

理论上,任何一种纹理分析方法,如多通道 Gabor 滤波器或灰度共生矩阵方法,都可



以用在笔迹纹理的特征提取. 多通道 Gabor 滤波器是一种比较成熟的纹理分析方法, 它在纹理识别和分割中取得了良好的效果<sup>[2-10]</sup>. 所以, 我们选择多通道 Gabor 滤波的方法来提取笔迹纹理的特征.

### 3.1 Gabor 滤波器

本文使用的是具有正交相位关系的各向同性的 Gabor 滤波器<sup>[4]</sup>. 这种二维 Gabor 滤波器的数学模型如下:

$$\begin{cases} h_e(x, y) = g(x, y) \cdot \cos[2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta)], \\ h_o(x, y) = g(x, y) \cdot \sin[2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta)], \end{cases} \quad (1)$$

其中  $h_e, h_o$  分别表示奇、偶 Gabor 滤波器

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]. \quad (2)$$

式(1)奇、偶 Gabor 滤波器的频域形式是

$$\begin{cases} H_e(u, v) = \frac{[H_1(u, v) + H_2(u, v)]}{2}, \\ H_o(u, v) = \frac{[H_1(u, v) - H_2(u, v)]}{2j}, \end{cases} \quad (3)$$

其中 ( $j = \sqrt{-1}$ ), 且

$$\begin{cases} H_1(u, v) = \exp\{-2\pi^2\sigma^2[(u - f\cos\theta)^2 + (v - f\sin\theta)^2]\}, \\ H_2(u, v) = \exp\{-2\pi^2\sigma^2[(u + f\cos\theta)^2 + (v + f\sin\theta)^2]\}, \end{cases} \quad (4)$$

其中  $f, \theta, \sigma$  分别是 Gabor 滤波器中的三个重要的参数: 空间频率、方向以及空间常数.

### 3.2 滤波器设计

在本算法中, 每一对 Gabor 滤波器  $h_e(x, y), h_o(x, y)$  对应于一个特定的空间频率和方向. 特征提取同时抽取频率信息和方向信息; 就纹理识别的目的而言, 没有必要选择覆盖整个频域的滤波器参数空间<sup>[4]</sup>. 由于 Gabor 滤波器在频域的共轭对称性, 所以只需  $0^\circ - 180^\circ$  内选择方向参数  $\theta$  即可. 本算法选择四个相位参数  $\theta: 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ . 对于每一个相位角, 中心频率按照等对数关系间隔开来. 为了取得良好效果, 对于一幅大小为  $N \times N$  的图像, 中心频率  $f$  的选择范围为  $f \leq N/2$ . 滤波器的中心频率越小, 提取的纹理特征的尺度越大. 实验表明, 对应于很低中心频率的滤波器在笔迹鉴别中用处不大, 这是因为它们提取空间的变化信息对应的是大尺度的纹理, 不能反映出笔迹的特点.

在本算法的实验中, 输入图像的大小是  $128 \times 128$ . 对应于每一个相位角  $\theta$ , 选取 2, 4, 8, 16, 32, 64 作为中心频率, 这样总共有 24 个 Gabor 通道. Gabor 通道的空间常数  $\sigma$  决定了通道的带宽,  $\sigma$  与通道的中心频率成反比. 图 2 是用来进行笔迹鉴别的多通道 Gabor 滤波器的频率响应.

这些通道的输出图像的均值和方差就作为输入纹理图像的特征. 这样, 一幅纹理图像中提取出 48 个特征, 组成了一个 48 维的特征向量. 图 3 是用多通道 Gabor 滤波技术进行特征提取的流程.

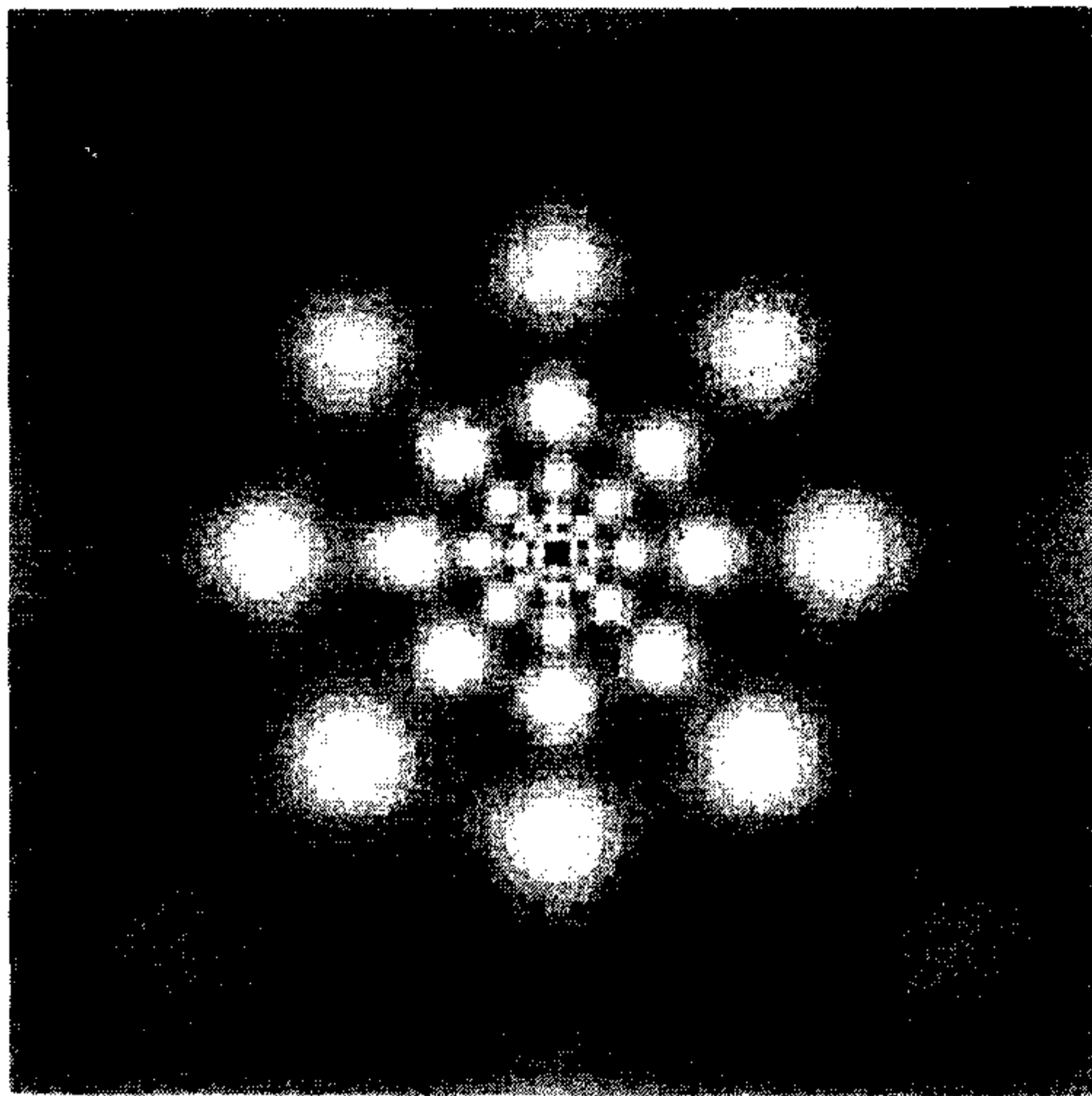


图2 用来进行笔迹鉴别的多通道 Gabor 滤波器的频率响应(128×128)  
注. 共有48个 Gabor 通道. 为了清楚显示, 响应图象经过了幅度增强.

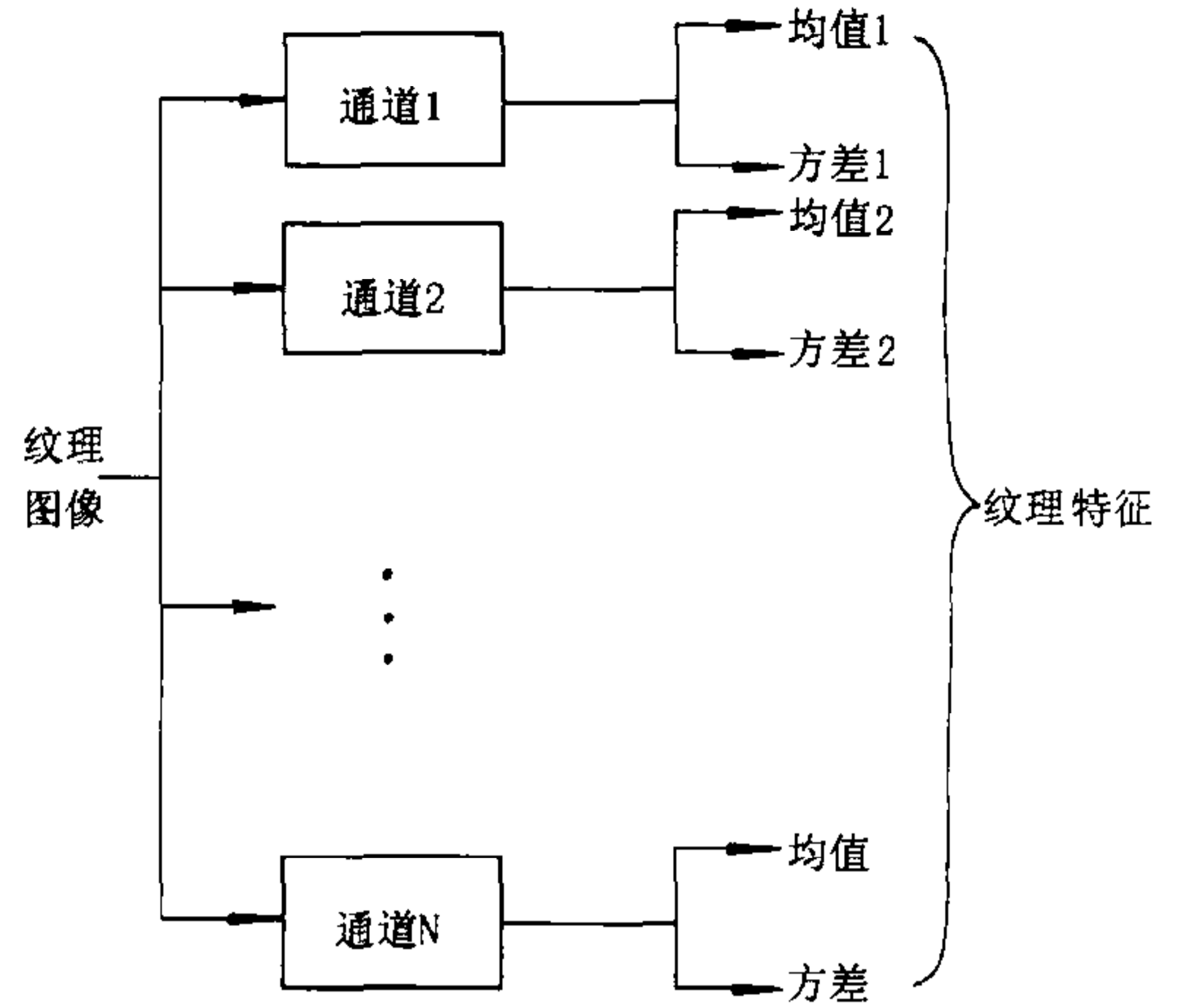


图3 利用多通道 Gabor 滤波提取纹理特征的流程

#### 4 分类器设计: 笔迹的鉴别

获得特征向量以后, 笔迹鉴别的问题就是一个典型的模式匹配识别问题. 本算法在理论上可以使用任何一种分类器. 为简单起见, 采用加权欧氏距离分类器来进行识别, 把未知笔迹的特征向量同已经训练好的已知样本的笔迹相比较, 当且仅当它的特征向量与第  $k$  类样本的加权欧氏距离 WED 最小时, 输入笔迹被分类为第  $k$  类笔迹. 加权欧氏距离按下面的公式计算:

$$WED(k) = \sum_{i=1}^N \frac{(f_i - f_i^{(k)})^2}{(\delta_i^{(k)})^2}, \tag{5}$$

其中  $f_i$  表示未知样本的第  $i$  个特征,  $f_i^{(k)}, \delta_i^{(k)}$  分别表示第  $k$  类样本的第  $i$  个特征的均值和方差,  $N$  表示每个样本所提取的特征总数.

#### 5 实验和结果

作者用17个人的中文笔迹进行了测试, 包含400个手写汉字的笔迹在按黑白模式被扫描成二值图像输入计算机, 每幅图像被裁成两幅互不重叠的子图像, 一幅用来训练, 另一幅用来鉴别. 每一个子图像又经过预处理形成一幅大小为  $640 \times 640$  的具有统一纹理的图像, 它被划分成25个互不重叠的大小为  $128 \times 128$  的图像块. 图4是原始输入图像和预处理后的图像.

我们对于各种不同的特征组合进行实验, 结果如表1所示.



大江东去，浪淘尽 千古风  
 流人物，故垒西边，人道是、  
 三国周郎赤壁。乱石穿空，  
 惊涛拍岸，卷起千堆雪。江  
 山如画，一时多少豪杰。遥  
 想公瑾当年，小  
 乔初嫁了，  
 雄姿英发，羽扇纶巾，谈笑  
 间，檣櫓灰飞烟灭。故国神  
 游，多情应笑我，早生华发。  
 人间如梦，一尊还酹江月。  
 送者去，春去人间无路。秋  
 千外，茅草连天 谁遣风沙  
 暗南浦。依依莲意绪。漫忆  
 海门飞絮。乱鸦过，斗转城  
 荒，不见来时试灯处。春去  
 谁最苦，但箭雁无主。梁燕  
 无主，杜鹃声里长门暮。想  
 玉树凋工，泪盘如露。咸阳  
 宫废西陵 斜日未能度，

大江东去浪淘尽千古风大江东去浪淘尽千古风大江东去浪淘尽千古风  
 流人物故垒西边人道是流人物故垒西边人道是流人物故垒西边人道是流  
 三国周郎赤壁乱石穿空三国周郎赤壁乱石穿空三国周郎赤壁乱石穿空  
 惊涛拍岸卷起千堆雪江惊涛拍岸卷起千堆雪江惊涛拍岸卷起千堆雪江  
 山如画一时多少豪杰遥山如画一时多少豪杰遥山如画一时多少豪杰遥  
 想公瑾当年小乔初嫁了想公瑾当年小乔初嫁了想公瑾当年小乔初嫁了  
 雄姿英发羽扇纶巾谈笑雄姿英发羽扇纶巾谈笑雄姿英发羽扇纶巾谈笑  
 间檣櫓灰飞烟灭故国神间檣櫓灰飞烟灭故国神间檣櫓灰飞烟灭故国神  
 游多情应笑我早生华发游多情应笑我早生华发游多情应笑我早生华发  
 人间如梦一尊还酹江月人间如梦一尊还酹江月人间如梦一尊还酹江月  
 送者去春去人间无路秋送者去春去人间无路秋送者去春去人间无路  
 千外茅草连天谁遣风沙千外茅草连天谁遣风沙千外茅草连天谁遣风沙  
 暗南浦依依莲意绪漫暗南浦依依莲意绪漫暗南浦依依莲意绪漫  
 忆海门飞絮乱鸦过斗忆海门飞絮乱鸦过斗忆海门飞絮乱鸦过斗  
 转城荒不见来时试灯转城荒不见来时试灯转城荒不见来时试灯  
 处春去谁最苦但箭雁处春去谁最苦但箭雁处春去谁最苦但箭雁  
 无主杜鹃声里长门暮无主杜鹃声里长门暮无主杜鹃声里长门暮  
 想玉树凋工泪盘如露想玉树凋工泪盘如露想玉树凋工泪盘如露  
 咸阳宫废西陵斜日未咸阳宫废西陵斜日未咸阳宫废西陵斜日未  
 能度

(a) 原始输入图像(其中可以包含不同大小的空格和字符) (b) 经过预处理后的图像

图4 原始输入图像和预处理后的图像

表1 利用多通道 Gabor 滤波及加权欧氏距离分类器的中文笔迹鉴别算法的实验结果

特征	全部	均值	方差	$f=2$	$f=4$	$f=8$
正确率(%)	94.5	87.4	91.1	56.0	57.9	62.8
$f=16$	$f=32$	$f=64$	$f=4, 8, 16, 32, 64$	$f=4, 8, 16, 32$	$f=8, 16, 32, 64$	$f=2, 4, 8, 16, 32, 64$
63.4	40.3	73.5	95.7	91.4	94.2	88.6
						87.4

注. 均值: 只使用均值; 方差: 只使用标准差全部, 均值和方差; 缺省是全部.  $f$  是 Gabor 通道的中心频率; 缺省是  $f=2, 4, 8, 16, 32, 64$ .

从实验结果可以看出, 本文的新方法在使用全部特征时对于中文笔迹的鉴别具有很好的效果. 实验还表明, 某些具有较低中心频率(如  $f=2$ ) 的 Gabor 通道对于中文笔迹鉴别没有帮助. 当中心频率选为  $f=4, 8, 16, 32, 64$  时, 得到了最高的识别率(95.7%). 事实上, 仅使用部分通道也可以达到较好的效果, 在只使用4个中心频率的通道( $f=8, 16, 32, 64$ ) 时, 可以取得94.2%的识别率.

## 6 结论

本文提出了一种中文笔迹鉴别的新方法. 本算法具有以下优点:

- 1) 该方法是一种与内容无关的方法, 训练和识别的笔迹样本可以包含完全不同的内容;
- 2) 本方法基于全局纹理分析, 不需要进行字符的分割以及字符相连部分的分析;
- 3) 如果输入文稿含有的文字量很少, 仍然可以通过预处理算法产生同一的纹理, 从而进行字体识别;
- 4) 由于汉字的方块结构, 它比拉丁文字更易于进行预处理;
- 5) 本算法不涉及复杂的计算, 易于在实际系统中使用.

综上所述, 新的算法可以有效地完成中文笔迹的鉴别, 具有良好的应用前景. 今后的工作在于把基于全局的纹理特征和基于局部特征的方法结合起来, 进一步提高笔迹鉴别的准确性.

## 参 考 文 献

- 1 Plamond R, Lorette G. Automatic signature verification and writer identification——the state of art. *Pattern Recognition*, 1989, **22**(2):107~131
- 2 Said H E S, Baker K D, Tan T N. Personal identification based on handwriting. In: Proc. 14th IAPR Inter. Conf. Pattern Recognition, 1998. 1761~1764
- 3 Peake G S, Tan T N. Script and language identification from document images. In: Proc. BMVC97, Essex, UK, 1997, 2:169~184
- 4 Tan T N. Texture feature extraction via cortical channel modeling. In: Proc. 11th IAPR Inter. Conf. Pattern Recognition, Brisbane, Australia, 1992, III:607~610
- 5 Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1985, **2**:1160~1169
- 6 Turner M R. Texture discrimination by Gabor functions. *Biol. Cybern*, 1986, **55**:71~82
- 7 Bovik A C, Clark M, Geisler W B. Multichannel texture analysis using localized spatial filters. *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, 1990, **12**(1):55~73
- 8 Bovik A C, Gopal N, Emmoth T, Restrepo A. Localized measurement of emergent image frequencies by Gabor wavelets. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 1992, **38**(2):691~712
- 9 Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised text segmentation using Gabor filters. *Pattern Recognition*, 1991, **24**(12):1167~1186
- 10 Reed T, Hans De Buf J M. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP; Image Understanding*, 1993, **57**:359~372

**朱 勇** 男, 1976年出生于安徽当涂. 1997年于中国科技大学自动化系获学士学位. 现在中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室攻读硕士学位. 研究方向为模式识别、计算机视觉、图像处理.

**谭铁牛** 男, 1964年生于湖南茶陵. 1984年获西安交通大学学士学位, 1986年和1989年分别获英国伦敦大学帝国理工学院硕士与博士学位. 1996年底入选中国科学院“百人计划”, 现为中国科学院自动化研究所所长、模式识别国家重点实验室主任、研究员、博士生导师. 研究方向为图像处理、计算机视觉和模式识别.

**王蕴红** 女, 1968年生于河北. 1998年获南京理工大学博士学位. 现为中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室副研究员. 研究方向为模式识别、图像处理和神经网络.