

## 新的纸币图像特征提取方法

盖杉, 刘鹏, 刘家锋, 唐降龙

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 综合利用 Contourlet 变换和模糊逻辑方法的优点, 提出一种新的基于 Contourlet 变换和模糊逻辑的纸币图像特征提取方法。该方法通过对纸币图像进行 Contourlet 变换, 提取纸币图像在不同尺度不同方向上的变换系数。把提取的系数作为语言变量, 在此基础上引入模糊逻辑方法, 计算出模糊特征空间中每个模糊区域的激活强度值, 并将其进行归一化处理构成纸币的特征向量。同时结合纸币的几何特征来进行粗分类。采用神经网络作为识别分类器并且在识别阶段引入拒识类。实验结果表明, 提出的方法取得了较高的识别率并且满足清分系统实时性的要求, 该方法已经在资源约束的嵌入式系统中得到应用。

**关键词:** Contourlet 变换; 模糊逻辑; 语言变量; 神经网络; 纸币识别

中图分类号: TP391.43

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2010)04-0128-06

## New method of banknote feature extraction

GAI Shan, LIU Peng, LIU Jia-feng, TANG Xiang-long

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Combined with the merits of Contourlet transform and fuzzy logic, a new method of banknote image feature extraction was proposed. Contourlet coefficients were extracted in different scales and directions by using Contourlet transform on the banknote image. The extracted coefficients were considered as linguistic variables. Then it calculates the firing strength on the fuzzy feature plane and normalizes them as feature vector. Coarse classification was conducted by banknote geometric features. Then the neural network was constructed for the recognition of banknote and the scheme of reject class was introduced. The experimental results show that this method achieves a high recognition rate and fast recognition speed. The proposed method was applied in the resource constrained of embedded system.

**Key words:** Contourlet transform; fuzzy logic; linguistic variable; neural network; banknote recognition

### 1 引言

纸币清分是银行的一项重要任务, 用来完成纸币面值、纸币面向和纸币新旧残缺的等级清分。纸币图像在流通过程中不断地磨损、折叠甚至涂

改和撕裂, 而且不同面额的纸币图案相似, 使同一面值面向的纸币样本识别率的离散性大; 同时高速运行清分机的不稳定性使纸币几何形状发生畸变, 因此不能用简单的纸币几何特征作为可靠的分类判据。模板匹配技术是一种快速、简单的

收稿日期: 2009-10-16; 修回日期: 2010-02-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60702032); 哈尔滨市科技创新人才研究专项资金资助项目(2009RFQXG208); 黑龙江省自然科学基金资助项目(QC2009C06); 广东省科技计划基金资助项目(2009B010800069)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China(60702032); Harbin Special Funds for Technological Innovation Research(2009RFQXG208); The Natural Science Foundation of Heilongjiang(QC2009C06); The Science and Technology Plan Project of Guangdong Province(2009B010800069)

纸币分类技术,通过对每个币种预先定义规则来实现。这种方法的不足之处在于增加新币种的时候,必须增加与其对应的规则。一种更为有效的方法就是对纸币图像的特性进行分析,提取对纸币分类更为有效的全局特征。

目前提取纸币图像特征的常用方法主要有几何特征<sup>[1]</sup>、自由掩模<sup>[2]</sup>、类 Haar 特征<sup>[3]</sup>和网格特征<sup>[4,5]</sup>。文献[1]中提到意大利纸币不同币种的长度有明显的差别,因此可以把长度作为特征进行面值识别,由于人民币的不同币种具有不同的长度和宽度,所以长度和宽度可以作为纸币面值识别的重要几何特征。Takeda 等人 1993 年提出使用自由掩模提取纸币特征,它的思想是遮掩部分图像区域,通过计算未被遮掩的像素个数(slab value)得到特征向量,该方法需要对纸币图像进行二值化,对于色调丰富且污损程度不一的纸币来说,纸币图像的二值化本身也是一个技术难题,另外如何找到一个最优的掩盖集也是这种方法的一个技术难点。2003 年 Viola 等人提出类 Haar 特征提取方法,采用与 Haar 小波类似的方法,通过不同位置、不同尺度的矩形模板来提取大量特征,利用 Boosting 方法挑选有效特征。该方法计算复杂度比较高,很难满足纸币清分系统的实时性要求。在文献[6]中刘家锋等人将人民币图像以一定的大小划分为若干个矩形区域,统计每个区域的灰度均值作为原始特征,然后经过 K-L 变换提取最终的特征。该方法对于噪声比较敏感而且网格的数量和大小如何选取也是一个技术难点。

Contourlet 变换<sup>[7,8]</sup>是小波变换的新发展,具有多分辨、局部性和多方向性的特点。能够很好地捕捉纸币图像在不同尺度、方向和分辨率下的图像特征。有效地解决了相似纸币间的区分问题和采集纸币图像时噪声对纸币图像的影响。同时能够克服掩模特征中的难题——最优掩盖集难确定、图像需要二值化、类 Haar 特征提取计算复杂度高、网格特征中提取方式过于单一、网格数量大小、个数难确定等。由于噪声、形变和污损现象的存在使纸币图像特征具有模糊性,因此运用模糊逻辑理论能够使提取的纸币特征具有足够的敏感性和较强的抗干扰性。

纸币图像具有丰富的纹理结构,通过把该结构分解为不同频率不同方向的子带达到区分不同纸币图像的纹理特征区域。本文提出一种基于

Contourlet 变换和模糊逻辑相结合的纸币特征提取(CFFE, Contourlet-fuzzy feature extraction)方法,并结合人民币的几何特征,采用 BP 神经网络分类器完成识别。实验结果表明采用本文方法提取的纸币特征具有良好的可分性,取得了较高的识别率,并且能够满足实际纸币清分机每分钟识别 650 张的实时性要求。

## 2 基本理论

### 2.1 Contourlet 变换原理

处理二维图像使用的可分离二维小波是由 2 个一维小波的张量积形成的。小波变换只能够捕捉到图像信号的点奇异性特征,是一种用点表达线的过程。Do MN 等人于 2002 年提出了一种真正的二维图像稀疏表达方法,即 Contourlet 变换。该变换是一种真正的图像二维变换,用一种类似于轮廓段(contour segment)的基结构来逼近原图像。基函数的支撑区间长度比随着尺度变化而变化。Contourlet 变换不仅继承了小波变换的多分辨率时频分析特性,而且拥有良好的各向异性特征,能够更好地反映出图像的方向信息。

Contourlet 变换是通过塔形方向滤波器组(FDFB)把图像分解成各个尺度上的方向子带。主要由 2 个步骤实现:首先运用 Burt<sup>[9]</sup>等人于 1983 年提出的拉普拉斯塔式(LP, Laplacian pyramid)滤波器结构对图像进行分解以捕捉奇异点,在分解的每一步用隔行隔列下抽样技术产生一个低频图像分量。用原始图像减去低频分量得到一个包含图像边缘信息的高频分量。在低频图像上反复进行如上过程,最终得到一个低通图像和多级高通图像序列。其次,应用二维方向滤波器组(DFB, directional filter banks)<sup>[10]</sup>捕捉高频图像的方向信息,将分布在不同方向上的奇异点合成为一个系数。其中 LP 分解和 DFB 分解都具有完全重构性。

### 2.2 模糊逻辑

模糊逻辑<sup>[11]</sup>是建立在多值逻辑上,运用模糊集合的方法来研究模糊性事物、语言形式及其规律的科学。语言变量<sup>[12]</sup>是一种模糊变量,它用来描述自然界中的复杂事物,它用词句而不是用数学来表示变量的值。其中一个模糊集合就可以认为是一个语言变量,每个语言变量可以有多个语言值。语言值个数越多,其隶属度函数的密度越大,模糊系统的分辨率就越高,但是模糊规则会明显增多;相反如

果语言值过少,则模糊系统的响应就会不敏感。语言值个数一般在 3~9 个为宜。隶属度函数是模糊集合的基础,反映的是事物的渐变性。如何确定隶属度函数目前还没有一个统一的规则,通常的方法是初步确定粗略的隶属度函数,然后通过学习和实践修整和完善,达到主观和客观的统一。

### 3 基于 Contourlet 变换和模糊逻辑的纸币特征提取方法

#### 3.1 CFFE 方法

综合利用 Contourlet 变换和模糊逻辑的优点,提出一种基于 Contourlet 变换和模糊逻辑的纸币特征提取方法。首先对输入的纸币图像信号  $I(t)$  采用式(1)进行归一化处理,其目的是使信号的值在区间[0,1]内,并且采用像素插值使信号具有相同的大小。

$$f(t) = \frac{I(t) - \min[I(t)]}{\max[I(t)] - \min[I(t)]} \quad (1)$$

将式(1)归一化后的纸币图像信号  $f(t)$  进行尺度为  $J$ ,方向为  $K$  的 Contourlet 变换后得到低频图像分量系数为  $cA_j(t)$  和 高频图像序列系数  $cD_{j,k,m}(t)$  ( $j=1,2,\dots,2^{-J};k=1,2,\dots,K;m=1,2,\dots,2^K$ )。其中  $cA(t) = \sum_j cA_j(t)$  包含了原始信号  $f(t)$  的低频率、高尺度信息,  $cD(t) = \sum_{j,k,m} cD_{j,k,m}(t)$  则包含了原始信号  $f(t)$  的高频率和低尺度信息。通过引入模糊逻辑方法有效地克服了由于污损和折旧对纸币特征造成的模糊性。首先对近似信号  $cA(t)$  和 细节信号  $cD(t)$  分别引入语言变量  $L_A$ 、 $L_D$ ,并且把它们作为 CFFE 的输入语言变量。 $L_A$ 、 $L_D$  相应的语言值集合定义如下:

$$\mathbf{T}_A = [V_{A,1}, V_{A,2}, \dots, V_{A,nA}]^T, \mathbf{T}_D = [V_{D,1}, V_{D,2}, \dots, V_{D,nD}]^T \quad (2)$$

其中  $nA$ 、 $nD$  分别表示  $\mathbf{T}_A$ 、 $\mathbf{T}_D$  的语言值的个数,  $V_{A,k}$  ( $k=1,2,\dots,nA$ ) 和  $V_{D,l}$  ( $l=1,2,\dots,nD$ ) 分别为  $L_A$ 、 $L_D$  的语言值。 $\mathbf{T}_A$ 、 $\mathbf{T}_D$  相对应的隶属度函数定义如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_A[cA(t)] = [\boldsymbol{\mu}_{V_{A,1}}(cA(t)), \boldsymbol{\mu}_{V_{A,2}}(cA(t)), \dots, \boldsymbol{\mu}_{V_{A,nA}}(cA(t))]^T \\ \boldsymbol{\mu}_D[cD(t)] = [\boldsymbol{\mu}_{V_{D,1}}(cD(t)), \boldsymbol{\mu}_{V_{D,2}}(cD(t)), \dots, \boldsymbol{\mu}_{V_{D,nD}}(cD(t))]^T \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中,  $\boldsymbol{\mu}_{V_{A,k}}$  ( $k=1,\dots,nA$ ) 和  $\boldsymbol{\mu}_{V_{D,l}}$  ( $l=1,\dots,nD$ ) 分别为  $L_A$ 、 $L_D$  的第  $k$  个和第  $l$  个隶属度函数。 $cA(t)$  和  $cD(t)$  分别是  $L_A$  和  $L_D$  的基变量。语言值集合和相应的隶属度函数的关系定义如下:

$$\mathbf{S}_A[cA(t)] = \mathbf{T}_A \otimes \boldsymbol{\mu}_A[cA(t)], \mathbf{S}_D[cD(t)] = \mathbf{T}_D \otimes \boldsymbol{\mu}_D[cD(t)] \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{S}_A[cA(t)]$  和  $\mathbf{S}_D[cD(t)]$  分别为语言变量  $L_A$ 、 $L_D$  的模糊结构集合。定义  $\mathbf{S}[\mathbf{C}(t)] = \{\mathbf{S}_A[cA(t)], \mathbf{S}_D[cD(t)]\}$  为模糊基,其中  $\mathbf{C}(t) = [cA(t) \ cD(t)]^T$ 。

模糊特征空间中的每个模糊区域是由  $\mathbf{S}_A[cA(t)]$  中的每个模糊集合和  $\mathbf{S}_D[cD(t)]$  中的每个模糊集合相互关联构成,每个模糊区域定义如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{i,j}[\mathbf{S}(\mathbf{C}(t))] &= \{\mathbf{S}_{A,i}[cA(t)], \mathbf{S}_{D,j}[cD(t)]\} \\ &= \mathbf{V}_{i,j} \otimes \boldsymbol{\mu}_{i,j}[\mathbf{C}(t)] \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $\boldsymbol{\mu}_{i,j}[\mathbf{C}(t)]$  为其对应的隶属度函数集合,  $\mathbf{V}_{i,j} = (v_{A,i}, v_{D,j})$  是模糊区域  $\mathbf{R}_{i,j}$  的语言变量值集合。模糊特征空间中每个模糊区域  $\mathbf{R}_{i,j}$  的激活强度定义如下:

$$\chi_{i,j}^{\text{acc}} = \sum_t \boldsymbol{\mu}_{i,j}[\mathbf{C}(t)] = \sum_t (\boldsymbol{\mu}_{V_{A,i}}[cA(t)] \times \boldsymbol{\mu}_{V_{D,j}}[cD(t)]) \quad (6)$$

式(6)中  $\chi_{i,j}^{\text{acc}}$  为每个模糊区域的激活强度,其中模糊规则描述为:如果  $L_A$  是  $V_{A,i}$  并且  $L_D$  是  $V_{D,j}$ ,那么模糊区域  $\mathbf{R}_{i,j}$  将被激活。根据式(6)计算出所有模糊区域的激活强度值,并把它们组合成列向量作为纸币图像的特征向量。

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \chi_{1,1}^{\text{acc}} \\ \chi_{1,2}^{\text{acc}} \\ \vdots \\ \chi_{nA,nD}^{\text{acc}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_t [\boldsymbol{\mu}_{V_{A,1}}(cA(t)) \times \boldsymbol{\mu}_{V_{D,1}}(cD(t))] \\ \sum_t [\boldsymbol{\mu}_{V_{A,1}}(cA(t)) \times \boldsymbol{\mu}_{V_{D,2}}(cD(t))] \\ \vdots \\ \sum_t [\boldsymbol{\mu}_{V_{A,nA}}(cA(t)) \times \boldsymbol{\mu}_{V_{D,nD}}(cD(t))] \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{v}$  的维数大小为  $nR = nA \times nD$ , 对其进行归一化后构成最后的纸币图像特征向量如式(8)所示。

$$\boldsymbol{\delta} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{nA} \sum_{j=1}^{nD} [\chi_{i,j}^{\text{acc}}]^2}} \begin{bmatrix} \chi_{1,1}^{\text{acc}} \\ \chi_{1,2}^{\text{acc}} \\ \vdots \\ \chi_{nA,nD}^{\text{acc}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

### 3.2 CFFE 方法分析

纸币图像具有丰富的纹理结构，因此本文的 CFFE 方法首先采用 Contourlet 变换捕捉纸币图像在不同尺度、不同方向下的纹理特征和方向信息；这样做可以使提取的纸币特征克服由于在采集过程中噪声和形变对纸币特征的影响。纸币流通量大，在流通过程中纸币不断地磨损甚至被涂改。因此纸币特征存在一定的模糊性，纸币的这个特点正是本文方法引入模糊逻辑的原因，它能够克服纸币污损对图像特征的影响。

## 4 实验结果与分析

从自行设计的多功能验钞仪中采集了 24 000 张 2005 版人民币图像作为实验样本。其中验钞仪的硬件部分主要由分辨率为 200 点每英寸的接触式图像传感器 (CIS)、数模转换芯片 A/D、FPGA(Xilinx XC3S200)、DSP(TI TMS320C6713B)、Flash 和 SDRAM 等部分组成。5 种人民币主币种的 4 个面向 (正面向上 FT, 正面向下 FB, 反面向上 BT, 反面向下 BB) 共 20 类。每一类 1 200 个样本, 取其中 300 个样本用于训练, 另外 900 个样本用于测试。表 1 分析了所采集样本的特点。

纸币特点	所占比例/%
全新纸币	50
扭曲变形纸币	10.8
噪声纸币	5.8
不同程度污损纸币	45.5

### 4.1 纸币图像预处理

由于纸币图像是在高速运行的装置中采集的，一般情况下都会存在一定程度的几何变形，这种变形来自 2 个方面，一方面是由于纸币倾斜造成的，另一方面是纸币在扫描过程中横向移动造成的。所以需要 对纸币图像进行倾斜校正。同时为了更有效地提取图像特征，需要对纸币图像进行定位，也就是找到纸币图像 4 个边缘的位置，本文通过检测出纸币 4 条边上的若干离散点，然后对边缘序列点采用最小二乘法拟合出纸币图像的 4 条边缘直线来达到图像定位的目的。图像预处理过程如图 1 所示。

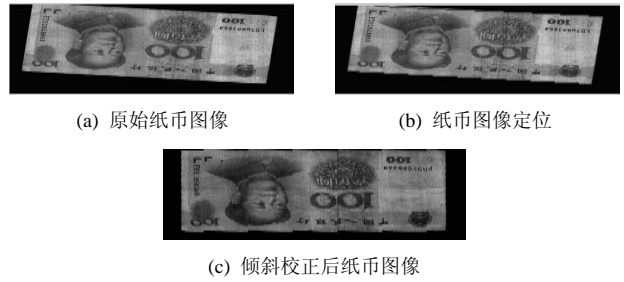


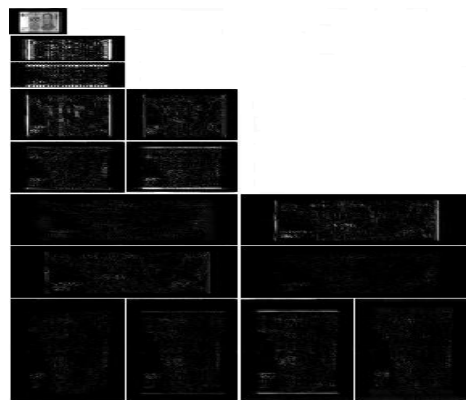
图 1 纸币图像预处理

### 4.2 CFFE 方法实验结果

为了验证本文方法的有效性，将 CFFE 应用到纸币识别中。首先对纸币图像进行 Contourlet 变换。由于“9-7”双正交小波具有线性相位，因此在塔式滤波器组 LP 阶段选用“9-7”双正交小波，LP 分解级数为 3 级。在方向性滤波器 DFB 阶段采用“PKVA”滤波器，该滤波器对纸币轮廓噪声具有较好的消噪能力。每个塔式分解尺度下(从粗到细)的方向数分别为 1, 2, 3, 则经过变换后的 Contourlet 系数结构为一个低频图像分量，第 3 尺度下的 2 个高频图像分量，第 2 尺度下的 4 个高频图像分量，第 1 尺度下的 8 个高频图像分量。将低频图像分量转化为列向量作为模糊系统的一个输入，另外的 14 个高频图像分量组合在一起转化为列向量作为模糊系统的另一个输入。图 2 显示原始纸币图像经过 3 层 Contourlet 变换后的图像。图 3 是纸币图像低频分量和整个高频分量的分布直方图，从图 3 中可以看出经过 Contourlet 变换后图像的能量主要集中在高频部分。



(a) 原始纸币图像



(b) 3 层 Contourlet 变换后纸币图像

图 2 纸币图像 Contourlet 变换

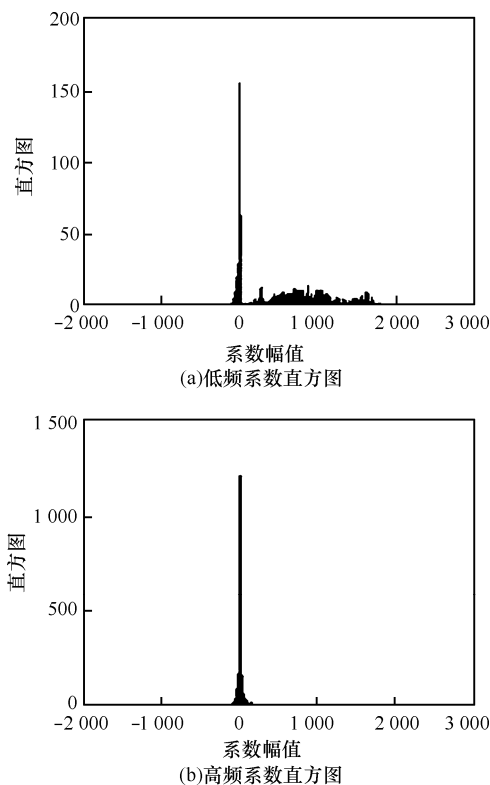


图 3 Contourlet 系数分布

运用本文提出的 CFFE 方法对 Contourlet 变换的低频和低频系数进行处理, 引入语言变量  $L_A, L_D$  及相应的基变量  $cA, cD$  和对应的语言值集合  $T_A, T_D$ 。由于纸币图像在流通过程中会受到不同程度的磨损, 因此纸币图像特征呈现渐变的趋势, 这种处于中间状态的模糊现象可以采用中间型模糊分布来描述。考虑清分系统的实时性要求, 采用其中比较简单的三角函数作为隶属度函数。本文 CFFE 方法的初始条件如下: 隶属度函数选择三角函数,  $T_A, T_D$  的语言值个数  $n_A, n_D$  分别为 8 和 5。经过该方法可以将纸币图像原始的高维特征向量映射为  $n_A \times n_D = 40$  维特征向量, 如图 4 所示。为了验证特征向量的抗干扰性和敏感性, 在实验样本中选取了 4 000 张具有不同程度污损的纸币图像作实验样本, 采用掩模特征、网格特征和 CFFE 特征的识别率分别为 85.6%, 91% 和 98.8%。由此可以看出和其他特征提取方法相比采用本文方法可以有效地克服纸币图像污损对特征造成的影响。

针对纸币倾斜过大, 样本图像残缺不全和噪声干扰导致纸币图像没能正确定位等情况, 本文在识别阶段引入拒识类的判断, 上述情况均按拒识处理。而且先通过几何特征进行粗分类(即纸币面值

识别), 然后采用本文提取特征的方法进行纸币面向识别, 这样可以提高识别准确率和系统识别速度。对所有面值和面向共 20 类进行识别, 面值识别率为 99.3%, 面向识别率为 99.1%。

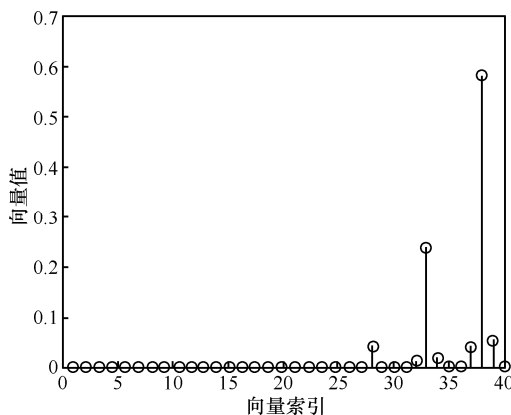


图 4 CFFE 特征向量

BP 算法具有自组织和自学习能力, 能够直接纳入数据进行学习, 并且可以自适应地发现包含在样本数据之中的规律性, 因此本文的分类器选用 BP 神经网络。文献[13]运用边缘算子对图像进行边缘提取, 然后用 Haar 小波提取纸币图像的小波特征。分别采用文献[13](提取纸币图像小波特征), 文献[14]和本文的方法 CFFE 所得到的实测识别率如表 2 所示。文献[14]中调节敏感性参数  $K_A$  和顽健性参数  $K_D$  的值均为 1。表 2 说明采用本文 CFFE 方法比其他 2 种方法取得了更高的识别率, 同时取得了较低的误识率和拒识率, 提取的纸币图像特征具有较好的抗干扰性。在识别速度方面, 在主频为 2.0GHz 的 Intel Pentium 4 CPU 上, 采用文献[13]的方案进行识别需要 80ms, 采用文献[14]的方案进行识别需要 65ms, 采用本文的方法进行识别需要 25ms。从实验结果可以看出本文的方法能够满足实际系统的需求。

表 2 实际测试数据

方法	样本总数	正确样本	错误样本	识别率 /%	误识率 /%	拒识率 /%
文献[13]+BP	20 000	17 800	2 200	89.00	0.35	2.45
文献[14]+BP	20 000	18 890	1 110	94.45	0.27	1.38
CFFE+BP	20 000	19 985	15	99.92	0.20	0.52

### 5 结束语

针对纸币图像自身固有的纹理特性, 结合 Contourlet 变换和模糊逻辑的优点提出了一种基于

Contourlet 变换和模糊逻辑相结合的纸币特征提取方法。提取的纸币特征具有敏感性和抗干扰性, 同时克服了掩模特征稳定性欠佳的缺点和网格特征不易区分风格相近纸币图像的缺陷。对于低质量的纸币图像, 如污损图像、受到噪声干扰的图像以及扭曲变形的图像都有很好的识别能力。将本文提出的 CFFE 方法应用到 2005 版人民币的识别系统中, 实验结果表明提取的纸币特征具有很好的灵活性, 能够很好地区分不同种类的样本; 而且还具有很好的抗干扰性, 能够克服噪声对纸币图像特征的干扰, 对污损及扭曲变形的纸币图像也具有较高的识别率。另外本文在识别阶段通过引入拒识类并结合纸币图像的几何特征, 进一步地提高了系统的识别率和识别速度。

### 参考文献:

- [1] KATO N, OMACHI S. A handwriting character recognition system using directional element feature[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(3): 258-262.
- [2] TAKEDA F, OMATU S. Bank note recognition system using neural network with random masks[A]. Proceedings of the World Congress on Neural Networks[C]. USA, 1993. 241-244.
- [3] VIOLA P, JONES M, SNOW D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance[A]. Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision[C]. Nice, France, 2003. 1324-1331.
- [4] TAKEDA F, OMATU S. High speed paper currency recognition by neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1995, 6(1): 73-77.
- [5] TAKEDA F, OMATU S. A neuro-money recognition using optimized masks by CA[M]. Germany: Advance in Fuzzy Logic Neural Networks and Genetic Algorithms, 1995. 190-201.
- [6] 刘家锋, 刘松波, 唐降龙. 一种实时纸币识别方法的研究[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(7): 159-163.  
LIU J F, LIU S B, TANG X L. An algorithm of real-time paper currency recognition[J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(7): 159-163.
- [7] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a directional multiresolution image representation[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing[C]. Rochester, NY, 2002. 357-360.
- [8] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [9] BURT P J, ADELSON E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Trans on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [10] BAMBERGER R H, SMITH M J T. A filter bank for the directional decomposition of images theory and design[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1992, 40(4): 882-893.
- [11] CHANDRASHEKHAR M, GANGULI R. Uncertainty handling in structural damage detection using fuzzy logic and probabilistic simulation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(2): 384-404.
- [12] DUCH W, ADARNCZAK R, GRABCZEWSKI K. A new methodology of extraction optimization and application of crisp and fuzzy logical rules[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 277-306.
- [13] CHOI E, LEE J, YOON J. Feature extraction for bank note classification using wavelet transform[A]. Proceedings of 18th IEEE International Conference on Pattern Recognition[C]. Hongkong, China, 2006. 934-937.
- [14] LI C, HUANG J Y, CHEN C M. Soft computing approach to feature extraction[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 147(1): 119-140.

### 作者简介:



盖杉 (1980-), 男, 吉林长春人, 哈尔滨工业大学博士生, 主要研究方向为模式识别和数字图像处理。



刘鹏 (1973-), 男, 吉林省吉林人, 博士, 哈尔滨工业大学讲师, 主要研究方向为图像处理、视频处理、模式识别和超大规模集成电路设计。



刘家锋 (1968-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 哈尔滨工业大学副教授, 主要研究方向为人工智能、模式识别和中文信息处理。



唐降龙 (1960-), 男, 江苏南京人, 博士, 哈尔滨工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为模式识别、信息处理、运动智能等。