

基于 Haar 小波和模糊逻辑的纸币图像特征提取方法^①

盖 杉^② 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 哈尔滨 150001)

摘 要 针对如何提取纸币图像特征的问题,提出了一种基于离散 Haar 小波变换和模糊逻辑相结合的纸币特征提取方法。该方法首先使用 Haar 小波对纸币图像进行分解操作,提取出图像的低频小波系数、高频小波系数。在此基础上引入模糊逻辑方法,把提取的小波系数分别作为语言变量,并构造出相应的隶属度函数,在模糊特征空间中求出每个模糊区域对应的激活强度值,将这些激活强度值进行归一化处理后构成纸币特征向量,使用神经网络分类器对纸币进行识别。此方法在资源约束的嵌入式系统(TI TMS320C 6713 DSP)上实现,实验结果表明,离散 Haar 小波变换和模糊逻辑相结合的特征提取方法可以取得较高的识别率。

关键词 Haar 小波变换,语言变量,模糊逻辑,神经网络,纸币图像识别

0 引 言

纸币图像特征提取是一种可有效用于纸币清分的技术,纸币清分是指对纸币面值、纸币面向、纸币真伪及新旧残缺程度进行分类的过程。提取纸币特征的常用方法主要有自由掩模法^[1]和网格特征法^[2,3]。自由掩模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,如何找到一个最优的掩盖集是这种方法的一个技术难点。另外,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,因此用掩模特征处理低质量纸币时,稳定性欠佳。网格特征法是将纸币图像以一定的大小划分为若干个矩形子区域,统计子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,对于网格的数量和大小的选取是一个难点。另一方面,网格特征对于噪声比较敏感,而且该方法提取纸币特征过于单一,不具备灵活性。

本文提出一种基于 Haar 小波变换和模糊逻辑相结合的纸币特征提取(Wavelet-Fuzzy Feature Extraction, WFFE)方法,并把它应用到纸币识别中。小波理论最初是由 Morlet 于 1974 年提出的, Grossmann^[4]等人对小波理论进行了改进。快速小波变

换^[5]则使用级联滤波器计算小波变换的系数。小波基函数决定了小波变换的效率和效果,本文采用 Haar 小波,是因为它的变换核函数为初等函数,具有简单的特点,此外 Harr 小波变换能够很好地反映纸币图像在不同尺度、方向、分辨率下的图像特征,能够克服掩模特征方法中的最优掩盖集难确定、图像需要二值化、网格特征中提取方式过于单一、网格数量大小、个数难确定等技术难题,同时能有效地解决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。提取的纸币特征需要具有足够的敏感性使它能够更好地反映图像的主要信息,同时又要具有足够的抗干扰性,能够容忍噪声、形变、污损对纸币图像造成的影响,因此运用模糊逻辑理论能够很好地平衡纸币特征的敏感性和抗干扰性。WFFE 方法把纸币图像模式看作是在空间域中特定范围内的纹理结构,通过把纹理结构分解为具有不同频率的子带来达到区分不同纸币的纹理特征区域。将待处理的二维纸币图像转换为一维图像,然后对信号进行离散 Haar 小波变换,用高通滤波器提取图像信号的细节系数,用低通滤波器提取图像信号的近似系数。把细节系数和近似系数看作两个语言变量,设置相对应的语言值集合,令其作为模糊逻辑系统的输入端,通过构造相应的隶属度函数,计算出每个语言值相应的隶属度值作为系统的输出值即

^① 国家自然科学基金(60702032)资助项目。

^② 男,1980 年生,博士生;研究方向:模式识别,数字图像处理;联系人, E-mail: gaishan886@163.com
(收稿日期:2009-07-08)

最终的纸币图像特征向量。实验结果表明采用该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。

1 小波变换与模糊逻辑

小波变换已广泛应用到了信号处理、特征提取、模式识别等领域。连续小波变换函数的表达式 $f(t) \in L^2(R)$ 定义如下:

$$(W_\psi f)(u, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (1)$$

式中 $u, s \in R (s \neq 0)$ 是实连续变量, s 为尺度参数, u 为变换参数, $\frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right)$ 为基函数, $1/\sqrt{s}$ 为规范化系数。

在实际应用中,为了提高计算效率常常把连续小波变换离散化,即把连续实变量 s, u 离散化 $s = s_0^{-j}, u = nu_0 s_0^{-j}$ 。离散小波变换函数表达式定义为

$$\begin{aligned} \psi_{j,n}(t) &= \frac{1}{\sqrt{s_0^{-j}}} \psi\left(\frac{t - nu_0 s_0^{-j}}{s_0^{-j}}\right) \\ &= s_0^{j/2} \psi(s_0^j t - nu_0) \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $j, n \in Z, s_0 > 1, u_0 > 0$ 分别为尺度和变换因子。 s_0, u_0 相互独立,通常情况下 $s_0 = 2, u_0 = 1$ 。因此用尺度和变换小波基函数 $\psi(t)$ 可以表示实空间中的任何信号,其定义为

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_{j,n} d_{j,n} \psi_{j,n}(t) \\ &= \sum_{j,n} d_{j,n} 2^{j/2} \psi(2^j t - n) \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $d_{j,n}$ 为离散小波变换的系数,式(3)为小波逆变换函数。

模糊逻辑^[6]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^[7,8]是一种模糊变量,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,语言变量通过消除集合元素和非集合元素之间的骤变边界从而引入集合的敏感性和鲁棒性。因此一个模糊集合的隶属度函数变化是渐变的而不是骤变的。集合的敏感性和鲁棒性是互不相容的,而在特征提取过程中模糊逻辑理论为两者提供了一个连接的桥梁。

2 基于小波变换和模糊逻辑的纸币特征提取方法(WFFE)

用传感器采集纸币图像,会不可避免地受到噪声干扰,同时由于采集过程是在高速运行的装置中进行,所以纸币必然会存在一定程度的形变。为了克服噪声和形变对纸币特征的影响,把纸币信号 $f(t)$ 经过 Haar 小波变换之后分解为近似信号 $cA(t)$ 和细节信号 $cD(t)$ 。由于纸币在流通过程中存在不同程度的污损、折旧,这样使纸币图像具有一定程度的模糊性,可以引入模糊逻辑来描述上述问题。经过 Haar 小波变换后的系数 $cA(t), cD(t)$ 作为模糊系统的两个语言变量,信号的真值集合可以用语言表示法来描述。把 $cA(t)$ 和 $cD(t)$ 的论域结合起来构成小波模糊特征空间,其中特征空间的水平和垂直两维分量分别为 $cA(t)$ 和 $cD(t)$ 。分别对 $cA(t)$ 和 $cD(t)$ 引入相应的模糊集合, $cA(t)$ 和 $cD(t)$ 是模糊集合的基变量,两维坐标轴上的模糊集合把整个模糊特征空间分成了若干个区域,计算每个区域中的 $cA(t)$ 和 $cD(t)$ 相对应的模糊集合的隶属度值,把两者的数量积作为该区域的激活强度值。这样在小波模糊特征空间中计算所有区域的激活强度值并且把它们组合起来输出作为识别的特征向量。图 1 所示为用 WFFE 方法提取特征向量的流程图。

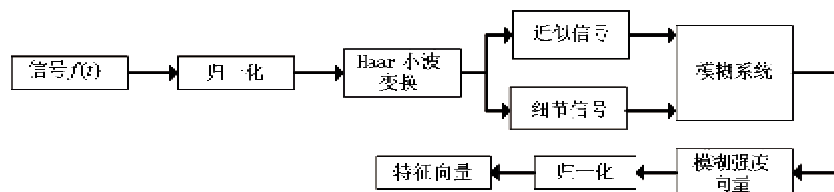


图 1 WFFE 流程图

2.1 WFFE 方法

首先对于输入的纸币图像信号 $f(t)$ 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。采用公式

$$\tilde{f}(t) = \frac{f(t) - \min[f(t)]}{\max[f(t)] - \min[f(t)]} \quad (4)$$

对信号进行处理。

由于纸币图像不可避免地存在噪声、形变,本文

对归一化后的纸币图像信号进行离散 Haar 小波变换。假定该信号有 N_0 个离散的数据点,对原始信号进行分辨率为 j 的 Haar 小波变换后,所得到的近似信号 $cA(t)$ 和细节信号 $cD(t)$ 的大小为 $N_0 \times 2^j$ ($j = -1, -2, \dots, J$)。其中 $cA(t)$ 包含了原始信号的低频率、高尺度信息,而 $cD(t)$ 则包含了原始信号的高频率、低尺度信息。 $[cA(t), cD(t)]$ ($t = 1, 2, \dots, N_0 \times 2^j$) 作为模糊系统的输入来提取纸币特征向量。

为了克服由于污损、折旧对纸币图像特征的影响,本文引入了模糊逻辑方法。首先定义语言变量 x_A, x_D 分别表示近似信号 $cA(t)$ 和细节信号 $cD(t)$, 并且把它们作为 WFFE 的输入语言变量。 x_A, x_D 相应的语言真值集合定义如下:

$$\begin{aligned} T_A &= [V_{A,1}, V_{A,2}, \dots, V_{A,nA}]^T, \\ T_D &= [V_{D,1}, V_{D,2}, \dots, V_{D,nD}]^T \end{aligned} \quad (5)$$

其中 T_A 和 T_D 表示 $cA(t)$ 和 $cD(t)$ 的词语集合, $V_{A,k}$ ($k = 1, 2, \dots, nA$) 和 $V_{D,l}$ ($l = 1, 2, \dots, nD$) 分别为 x_A, x_D 的语言真值, nA, nD 分别表示 T_A, T_D 的语言真值个数。 T_A, T_D 相对应的隶属度函数定义为

$$\begin{cases} \mu_{T_A}[cA(t)] = [\mu_{V_{A,1}}(cA(t)), \mu_{V_{A,2}}(cA(t)), \\ \dots, \mu_{V_{A,nA}}(cA(t))]^T \\ \mu_{T_D}[cD(t)] = [\mu_{V_{D,1}}(cD(t)), \mu_{V_{D,2}}(cD(t)), \\ \dots, \mu_{V_{D,nD}}(cD(t))]^T \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\mu_{V_{A,k}}$ 和 $\mu_{V_{D,l}}$ 分别为 x_A, x_D 的第 k 个和第 l 个隶属度函数。 cA 和 cD 分别是 x_A 和 x_D 的基变量。语言真值集合和相应的隶属度函数关系定义如下:

$$\begin{aligned} S_A[cA(t)] &= T_A \otimes \mu_{T_A}[cA(t)] \\ &= \begin{pmatrix} (V_{A,1}, \mu_{V_{A,1}}[cA(t)]) \\ (V_{A,2}, \mu_{V_{A,2}}[cA(t)]) \\ \vdots \\ (V_{A,nA}, \mu_{V_{A,nA}}[cA(t)]) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} S_{A,1}[cA(t)] \\ S_{A,2}[cA(t)] \\ \vdots \\ S_{A,nA}[cA(t)] \end{pmatrix} \\ S_D[cD(t)] &= T_D \otimes \mu_{T_D}[cD(t)] \\ &= \begin{pmatrix} (V_{D,1}, \mu_{V_{D,1}}[cD(t)]) \\ (V_{D,2}, \mu_{V_{D,2}}[cD(t)]) \\ \vdots \\ (V_{D,nD}, \mu_{V_{D,nD}}[cD(t)]) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

$$= \begin{pmatrix} S_{D,1}[cD(t)] \\ S_{D,2}[cD(t)] \\ \vdots \\ S_{D,nD}[cD(t)] \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中 $S_A[cA(t)]$ 和 $S_D[cD(t)]$ 分别为 x_A, x_D 的模糊集结构集合, $\otimes$ 表示两个集合的笛卡儿积,这里采用的是两个集合的一对一方式的笛卡儿积。把 $S_A[cA(t)]$ 和 $S_D[cD(t)]$ 组合起来构成模糊基,如式

$$S[C(t)] = \{S_A[cA(t)], S_D[cD(t)]\} \quad (9)$$

所示,其中 $C(t) = [cA(t) \ cD(t)]^T$ 。

在模糊特征空间中的模糊区域是由 $S_A[cA(t)]$ 和 $S_D[cD(t)]$ 的模糊关联构成的,模糊关联被定义为模糊集合的笛卡儿积,即 $S_A[cA(t)] \otimes S_D[cD(t)]$ 。其中模糊区域的个数 nR 为 $nA \times nD$ 。模糊空间中的每个模糊区域是由 $S_A[cA(t)]$ 中的每个模糊集合和 $S_D[cD(t)]$ 中的每个模糊集合相互关联构成,每个模糊区域定义如下:

$$\begin{aligned} R_{1,1}[S(C(t))] &= \{S_{A,1}[cA(t)], S_{D,1}[cD(t)]\} \\ &= \{[V_{A,1}, \mu_{V_{A,1}}(cA(t))], \\ &\quad [V_{D,1}, \mu_{V_{D,1}}(cD(t))]\} \\ &= V_{1,1} \otimes \mu_{1,1}[C(t)] \\ &\quad \vdots \\ R_{1,nD}[S(C(t))] &= \{S_{A,1}[cA(t)], S_{D,nD}[cD(t)]\} \\ &= \{[V_{A,1}, \mu_{V_{A,1}}(cA(t))], \\ &\quad [V_{D,nD}, \mu_{V_{D,nD}}(cD(t))]\} \\ &= V_{1,nD} \otimes \mu_{1,nD}[C(t)] \\ R_{2,1}[S(C(t))] &= \{S_{A,2}[cA(t)], S_{D,1}[cD(t)]\} \\ &= \{[V_{A,2}, \mu_{V_{A,2}}(cA(t))], \\ &\quad [V_{D,1}, \mu_{V_{D,1}}(cD(t))]\} \\ &= V_{2,1} \otimes \mu_{2,1}[C(t)] \\ &\quad \vdots \\ R_{nA,nD}[S(C(t))] &= \{S_{A,nA}[cA(t)], S_{D,nD}[cD(t)]\} \\ &= \{[V_{A,nA}, \mu_{V_{A,nA}}(cA(t))], \\ &\quad [V_{D,nD}, \mu_{V_{D,nD}}(cD(t))]\} \\ &= V_{nA,nD} \otimes \mu_{nA,nD}[C(t)] \end{aligned} \quad (10)$$

在式

$$\begin{aligned} R_{i,j}[S(C(t))] &= \{S_{A,i}[cA(t)], S_{D,j}[cD(t)]\} \\ &= \{[V_{A,i}, \mu_{V_{A,i}}(cA(t))], \\ &\quad [V_{D,j}, \mu_{V_{D,j}}(cD(t))]\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & [V_{D,j}, \mu_{V_{D,j}}(cD(t))] \} \\ & = V_{i,j} \otimes \mu_{i,j}[C(t)] \end{aligned} \quad (11)$$

中, $V_{i,j} = (v_{A,i}, v_{D,j})$ 是模糊区域 $R_{i,j}$ 的语言变量真值集合, $\mu_{i,j}[C(t)]$ 为其对应的隶属度函数集合。

计算模糊特征空间中每个模糊区域的激活强度时, 激活条件可以用如下的模糊规则加以描述: 如果 (x_A 是 $V_{A,i}$ 并且 x_D 是 $V_{D,j}$), 那么模糊区域 $R_{i,j}$ 将被激活。其中模糊特征空间中的模糊区域 $R_{i,j}$ 的激活强度定义如下:

$$[\chi_{i,j}, \beta_{i,j}(t)] = \wedge R_{i,j}[C(t)] \quad (12)$$

式中符号 $\wedge$ 为模糊交集, $\chi_{i,j} = \wedge (V_{i,j})$ 表示激活条件等同于 ($x_A = V_{A,i}$) $\wedge$ ($x_D = V_{D,j}$), $\beta_{i,j}$ 为激活强度, 表达式为

$$\begin{aligned} \beta_{i,j} &= \wedge [\mu_{i,j}(C(t))] \\ &= \mu_{V_{A,i}}[cA(t)] \wedge \mu_{V_{D,j}}[cD(t)] \\ &= \mu_{V_{A,i}}[cA(t)] \cdot \mu_{V_{D,j}}[cD(t)] \end{aligned} \quad (13)$$

对原始连续纸币图像信号 $f(t)$ 离散抽取 N_0 个数据点, 那么经过 Haar 离散小波变换后近似信号和细节信号的数据点个数为 $N_0/2$, 每个模糊区域的激活强度都是由式

$$\begin{aligned} \beta_{i,j}^{acc} &= \sum_{t=1}^{N_0/2} \beta_{i,j}(t) \\ &= \sum_{t=1}^{N_0/2} (\mu_{V_{A,i}}[cA(t)] \cdot \mu_{V_{D,j}}[cD(t)]) \end{aligned} \quad (14)$$

计算得到。

计算出模糊特征空间中所有模糊区域的激活强度值, 并且把它们组合成列向量作为纸币图像信号 $f(t)$ 的特征向量:

$$\begin{aligned} \delta &= \begin{bmatrix} \beta_{1,1}^{acc} \\ \beta_{1,2}^{acc} \\ \vdots \\ \beta_{nA,nD}^{acc} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^{N_0/2} [\mu_{V_{A,1}}(cA(t)) \cdot \mu_{V_{D,1}}(cD(t))] \\ \sum_{t=1}^{N_0/2} [\mu_{V_{A,1}}(cA(t)) \cdot \mu_{V_{D,2}}(cD(t))] \\ \vdots \\ \sum_{t=1}^{N_0/2} [\mu_{V_{A,nA}}(cA(t)) \cdot \mu_{V_{D,nD}}(cD(t))] \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

对式(15)的特征向量进行归一化如式

$$\delta_{Norm} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{nA} \sum_{j=1}^{nD} [\beta_{i,j}^{acc}]^2}} \begin{bmatrix} \beta_{1,1}^{acc} \\ \beta_{1,2}^{acc} \\ \vdots \\ \beta_{nA,nD}^{acc} \end{bmatrix} \quad (16)$$

所示, 其中 δ_{Norm} 为经过 WFFE 之后提取出的纸币特征向量, 维数为 $nR = nA \cdot nD$ 。

2.2 WFFE 方法分析

对纸币图像信号采用 Haar 小波变换能够提取出表现纸币图像主要信息的近似信号和表现纸币图像边缘信息的细节信号。这个步骤可以使提取的纸币特征克服由于在采集过程中噪声、形变对纸币图像特征的影响。同时纸币在流通过程中必将受到不同程度的磨损, 这样纸币图像的特征信息将具有模糊性, 纸币的这个特点正是本方法将模糊逻辑引入的根本原因, 它能有效地克服纸币污渍对图像特征的影响。

3 实验结果与结论分析

3.1 实验数据库的构建

为了验证本文提出方法的有效性, 从自行设计的多功能验钞仪中采集了 20000 张 2005 版人民币构成纸币图像库。其中验钞仪的硬件部分主要由接触式图像传感器 (CIS), 数模转换芯片 A/D, FPGA (XILINX XC3S200), DSP (TI TMS320C 6713B), FLASH, SDRAM 等部分组成。其中采用分辨率为 200dpi 的传感器, 样本为 2005 版人民币的 5 种主币, 每个币种有 4 个面共 20 类。每一类 1000 个样本, 其中 400 个样本用于训练, 600 个样本用于测试, 如图 2 所示。

3.2 纸币图像预处理

纸币图像进行特征提取之前需要对图像进行定位, 也就是找到纸币图像的位置, 本文首先检测出纸币边缘上的若干离散点, 然后对边缘序列点采用最小二乘法拟合出纸币图像的边缘直线, 如图 3 所示。纸币图像是在纸币运动过程中通过传感器扫描获取的, 因此一般情况下都会存在一定程度的几何变形。这种变形来自两个方面, 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, 所以需要纸币图像进行倾斜校正, 如图 4 所示。

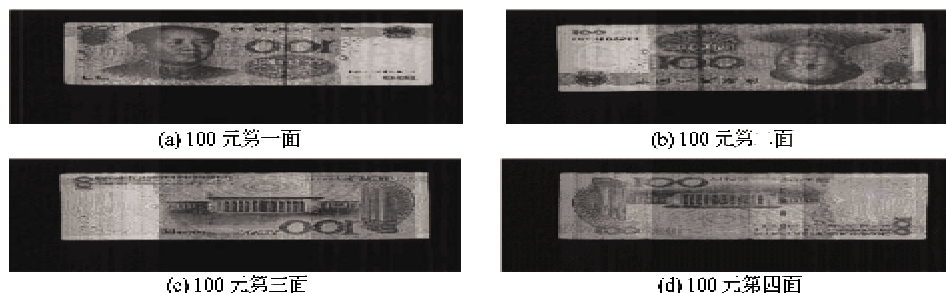


图 2 纸币的四个面向图



图 3 纸币图像定位

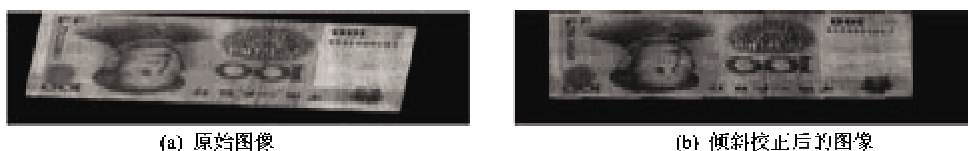


图 4 倾斜校正图像

3.3 WFFE 方法实验结果

把本文的 WFFE 方法应用到纸币识别中,首先图像在计算机中是用具有不同灰度级的像素矩阵来表示的,每个像素用一个字节即 8 位数据表示,这样可以编码为 256 个灰度等级。图 5(a)为预处理后的 100 元纸币原始图像,大小归一化为 288×152 ,为了能用 WFFE 方法提取特征,需要把原始图像重构为 1×43776 ,即:

$$\begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \Rightarrow (a_{11}, a_{12}, \cdots, a_{1n}, a_{21}, a_{22}, \cdots,$$

$$a_{2n}, \cdots, a_{m1}, \cdots, a_{mn})_{1 \times (m \cdot n)}$$

其中 $m = 152, n = 288, a_{i,j} (i = 1, 2, \cdots, m; j = 1, 2, \cdots, n)$ 是图像像素的灰度值。图 5(b)为原始图像经过一层 Haar 小波变换后的图像。经过一层小波变换后提取的近似系数、细节系数矩阵的大小为 21888,如图 6 所示。从图中可知,纸币图像的近似信号表现出纸币的主要图像信息,而细节信号表现出纸币图像的边缘信息。

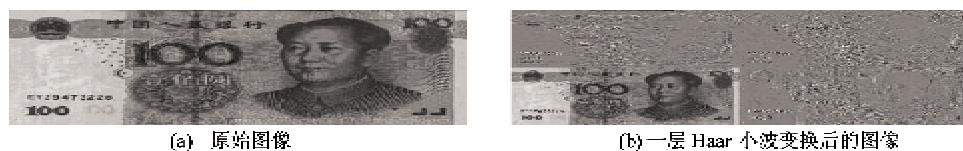


图 5 图像 Haar 小波变换

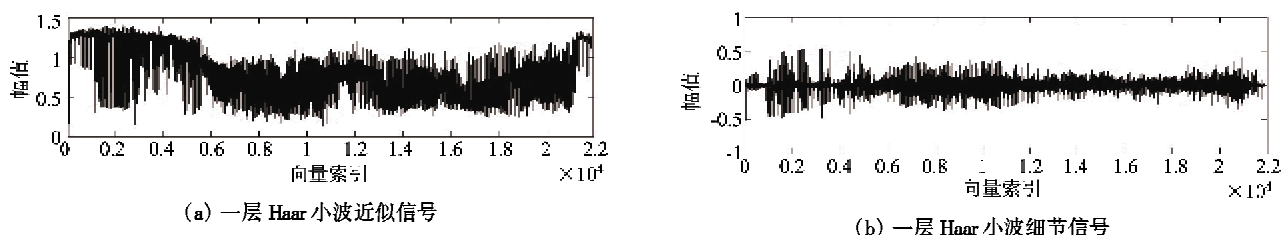


图 6 图像小波变换信号

运用本文提出的 WFFE 方法对小波变换后的系数进行处理,处理中引入了语言变量 x_A, x_D 及相应的基变量 cA, cD 和真值集合 T_A, T_D 。其中 T_A 的语言真值个数 $nA = 10, T_B$ 的语言真值个数 $nB = 5$, 隶

属度函数选择三角函数,这些作为 WFFE 的初始条件,代入本文的方法中,可以把经过小波变换后的纸币图像原始的高维特征向量映射为 $nA \cdot nB = 50$ 维特征向量,如图 7 所示。

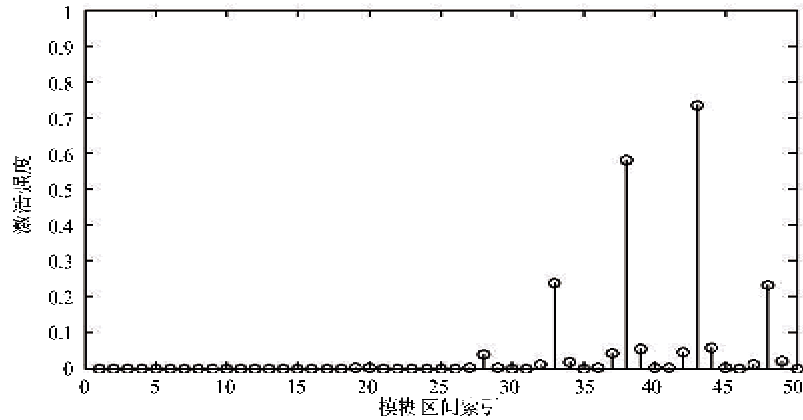


图 7 一层小波分解后的特征向量

文献[9]首先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。由于 BP 算法^[10]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。为了验证 WFFE 方法解决纸币分类问题的有效性,表 1 分析了样本库中样本的特点。对纸币库中的样本分别采用文献[9]、文献[11]和本文的 WFFE 方法所得到的实测识别率、误识率、拒识率如表 2、3、4 所示。文献[11]中调节敏感性参数 K_A 和鲁棒性参数 K_D 的值均为 1。表 2 说明采用本文的方法提取特征比其它两种方法具有更高的识别率。

表 1 样本特点分析

纸币特点	全新纸币	扭曲变形 纸币	噪声纸币	不同程度 污损纸币
所占比例 (%)	45.20	7.80	5.60	67.85

表 2 识别率实际测试数据

识别率 (%) 方法	币种				
	五元	十元	二十元	五十元	一百元
文献[9] + BP	96.20	97.10	97.08	96.60	97.50
文献[11] + BP	96.80	97.60	98.15	97.40	98.30
WFFE + BP	97.50	98.00	98.50	97.95	99.30

表 3 误识率实际测试数据

误识率 (%) 方法	币种				
	五元	十元	二十元	五十元	一百元
文献[9] + BP	0.24	0.20	0.36	0.32	0.27
文献[11] + BP	0.20	0.18	0.28	0.26	0.20
WFFE + BP	0.15	0.14	0.21	0.22	0.16

表 4 拒识率实际测试数据

拒识率 (%) 方法	币种				
	五元	十元	二十元	五十元	一百元
文献[9] + BP	3.56	2.70	2.56	3.08	2.23
文献[11] + BP	3.00	2.22	1.57	2.34	1.50
WFFE + BP	2.35	1.86	1.29	1.83	0.54

表 3、4 说明采用本文提出的方法可以取得较低的误识率和拒识率,提取的纸币特征具有较好的抗干扰性。

4 结 论

本文针对纸币图像自身固有的特性,提出了一种基于离散 Haar 小波变换和模糊逻辑相结合的纸币特征提取方法。该方法克服了掩模特征稳定性欠佳和网格特征不易区分风格相近纸币图像的缺陷。提取的纸币特征同时具有敏感性和抗干扰性,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。为了验证 WFFE 的有效性,本文在实验部分把该方法应用到 05 版人民币的识别中。实验结果表明,用 WFFE 方法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,能够克服噪声的干扰。用 WFFE 方法提取的特征向量对 20000 张 05 版人民币样本进行识别,结果表明提取的纸币特征具有良好的可分性和较高的识别率。

参考文献

- [1] Takeda F, Omatu S. Bank note recognition system using neural network with random masks. In: Proceedings of the World Congress on Neural Networks, Portland, USA, 1993. 241-244
- [2] Takeda F, Omatu S. High speed paper currency recognition by neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1995, 6(1):73-77
- [3] Takeda F, Omatu S. A neuro-paper currency recognition method using optimized masks by genetic algorithm. In: Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vancouver, BC, Canada, 1995. 4367-4371
- [4] Goupillaud P, Grossmann A, Morlet J. Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis. *Geoexploration*, 1984, 23(1): 85-102
- [5] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693
- [6] Chandrashekhara M, Ganguli R. Uncertainty handling in structural damage detection using fuzzy logic and probabilistic simulation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(2): 384-404
- [7] Duch W, Adamczak R, Grabczewski k. A new methodology of extraction, optimization and application of crisp and fuzzy logical rules. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2001, 12(2): 277-306
- [8] 杨辉. 模糊控制技术及其应用. 南昌:江西科学技术出版社, 1997. 234
- [9] Choi E, Lee J, Yoon J. Feature extraction for bank note classification using wavelet transform. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference of Pattern Recognition, HongKong, China, 2006. 934-937
- [10] Frosini A, Gori M, Priami P. A neural network-based model for paper currency recognition and verification. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, 7(6): 1482-1490
- [11] Li C, Huang J, Chen C. Soft computing approach to feature extraction. *Fuzzy Sets and Systems*, 2004, 147(1): 119-140

A method for banknote feature extraction based on Haar wavelet and fuzzy logic

Gai Shan, Liu Peng, Liu Jiafeng, Tang Xianglong

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

Abstract

A banknote feature extraction method based on the discrete Haar wavelet transform and the fuzzy logic is proposed aiming at extracting banknote feature efficiently. The Haar wavelet is applied to the operation of banknote image decomposition, which consequently results in the wavelet coefficients of low frequency and high frequency. Based on it, the theory of fuzzy logic is introduced to construct the corresponding membership function when the extracted wavelet coefficients are considered as linguistic variables respectively. The firing strength values of each corresponding fuzzy region are calculated in the fuzzy feature space, which then constitute the banknote feature vector after being normalized. The banknote recognition can be conducted by the neural network classifier. The above method was used to perform the experiment on the resource constrained embedded system of TI TMS320C 6713 DSP, and the results show that the high recognition rate was obtained.

Key words: Haar wavelet transformation, linguistic variable, fuzzy logic, neural networks, banknote image recognition