基于提升小波变换和分形维数的声纳图像识别

赵春晖，马梅真，尚政国
（哈尔滨工程大学信息与通信工程学院，哈尔滨 150001）

摘要：分形理论在图像的纹理识别中得到了广泛应用，由于分形维数不能反映图像的空间信息，容易造成误识别。针对该问题并结合声纳图像的特点，通过提升结构构造了 Haar 小波，并将提升小波变换同分形理论相结合，利用小波分解的多分辨率特点和分形维数的多尺度特性，提高图像的识别率。采用 Levenberg-Marquardt（L-M）算法优化的 BP 神经网络对不同信噪比的声纳图像进行分类识别。实验结果表明，文中方法不论在识别率还是识别时间上均优于传统纹理识别方法。

关键词：提升小波；分形维数；声纳图像；识别
中图分类号：TP391 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-3630（2007）-05-0811-06

Sonar image recognition based on lifting scheme and fractal dimension

Zhao Chun-hui, Ma Mei-zhen, Shang Zheng-guo
(College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Fractal dimension has been widely used in the recognition of the texture images, but it lacks the ability to describe spatial information of images. In Considering the characteristic of a sonar image, the paper uses the lifting scheme to construct the Haar wavelet, and relates the lifting scheme with fractal dimension. Amalgamation of multi-scales characteristics of wavelet transform and fractal dimension increased the recognition rate. LMBP neural network is used to recognize the sonar images of different SNR. The results show that the new method has a higher classification rate and is more efficient than traditional methods.

Key words: lifting scheme; fractal dimension; sonar image; recognition

1 引 言

随着声纳成像技术的发展，声纳图像在海洋开发领域的应用日益广泛，利用声纳图像进行目标识别已经成为数字图像处理领域的一个重要课题。由于声纳图像中含有丰富的纹理信息，因此提取图像中的纹理特征做为识别依据是声纳图像识别的有效手段之一。

基于对复杂自然景物自相似性的描述，Mandelbrot创立了分形几何学理论，提出用分形维数的概念来度量自然现象的不规则程度[1]。Pentland 通过对自然景物纹理图像的研究[2]，验证了分形维数与人类视觉系统对图像粗糙度的感知是一致的，分形维数越大，对应的图像表面越粗糙，分形维数越小，对应的图像表面越光滑。对于纹理图像分析而言，分形维数可以很好地表征纹理的粗糙程度。并且对尺度的变化不敏感。这非常适于声纳图像分类：它使得从一种比例尺的声纳图像中计算得到的分类特征，在另一比例尺的声纳图像中依然适用[3]。

由于不同声纳图像的分形维数可能相同或相

收稿日期：2006-10-08，修回日期：2007-01-04
基金项目：国家自然科学基金（60672034）、高校博士点基金（200602-17021）和黑龙江省自然科学基金（ZJG0606-01）资助。
作者简介：赵春晖（1965-），男，黑龙江人，博士，教授，研究方向：非线性信号与图像处理。
通信作者：赵春晖，E-mail：zhaochunhui@hrbeu.edu.cn

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.

近,只用图像的分形维数作为图像特征进行识别,就会造成误识别,使得识别率下降。本文提出将提升小波变换同分形理论相结合,将小波分解的多分辨率特点和分形维数的多尺度特性相结合,应用在声纳图像的纹理特征提取上,使得所提取的纹理特征对噪声的鲁棒性得到增强,图像识别率得到提高,并且由于提升小波变换是一种比传统小波变换更快、更简便的另类小波变换方法,因此也缩短了图像的识别时间。

2 提升小波变换的基本原理

在实际应用中,传统小波变换存在一些问题:它的实现是通过卷积完成的,计算复杂,运算速度慢,对内存的需求量较大,不适于实时实现;信号经过传统小波变换后产生的是浮点数,由于计算机有限字长的影响,往往不能精确的重构原始信号;传统小波对原始图像的尺寸有严格的要求,不能对任意尺寸的图像进行变换,实际应用中较多的是二进小波,要求图像的长宽必须是 2 的整数次幂的倍数。

Sweldens 和 Daubechies 等学者于 20 世纪 90 年代中期引入了提升框架(Lifting scheme)[4]方法构造非线性小波,也称为第二代小波变换。提升方法是一种不依赖于傅立叶变换的小波构造方法[5]。它既保持了传统的小波的时频局部化等特性,又克服了它的局限性。

2.1 提升小波分解

为了简单清楚地说明其工作原理,且不失一般性,这里先以一维信号变换为例来进行说明。提升小波变换的基本思想是将 Mallat 算法中的每一级滤波运算分解为剖分(Split)、预测(Predict)和更新(Update)三个步骤[6]。

剖分(Split):将原始信号 s_j 分裂为两个互不相交的子集 s_{j-1} 和 d_{j-1},通常 s_{j-1} 表示信号的低频近似分量,d_{j-1} 表示信号的高频细节分量。一般的是将信号分为偶数序列和奇数序列,即

$$split(s_j)=(even_{j-1}, odd_{j-1})=(s_{j-1}, d_{j-1}) \quad (1)$$

预测(Predict):利用数据间的相关性,用 s_{j-1} 预测 d_{j-1},即采用一个与数据集无关的预测算子 P,使得 $d_{j-1}=P(s_{j-1})$,由于可以用 s_{j-1} 预测 d_{j-1},因此,就可以用数据子集 s_{j-1} 代替原始的数据集 s_j。由于实际应用中,无法用预测算子去精确地预测子集 d_{j-1},$P(s_{j-1})$ 只是尽可能地接近 d_{j-1},若用子集 d_{j-1} 与 $P(s_{j-1})$ 的差值去代替 d_{j-1},此差值反映了两者之间的逼近程度,如果预测是合理的,则差值数据集所包含的信息比原始子集 d_{j-1} 包含的信息要少得多,预测过程的表达式为:

$$d_{j-1}=odd_{j-1}-P(even_{j-1})=d_{j-1}-P(s_{j-1}) \quad (2)$$

更新(Update):经过剖分步骤产生的子集 s_{j-1} 的某些整体性质(如均值)并不和原始数据的一致,因此需要采用一个更新过程,方法是通过算子 U 产生一个更好的子数据集 s_{j-1},使之保持原有数据集 s_j 的一些特性,更新过程表达式为:

$$s_{j-1}=even_{j-1}+U(d_{j-1})=s_{j-1}+U(d_{j-1}) \quad (3)$$

对低频分量递归的进行提升小波分解,从而创建了多分辨分解的多级变换。提升小波的分解过程如图 1 所示:

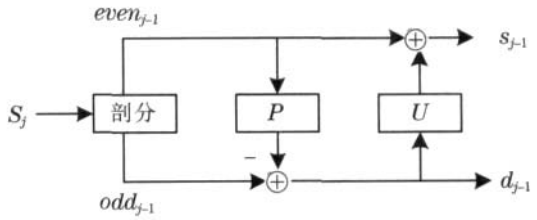

图 1 一维提升小波的分解过程

Fig.1 The 1D lifting scheme transform: decomposition

2.2 二维离散提升小波变换

若将其推广到二维图像,则二维离散提升小波变换过程如图 2 所示。图中 $A^d_{2^{j+1}}f$ 为 j+1 尺度上的原始图像,$A^d_{2^j}f$、$D^1_{2^j}f$、$D^2_{2^j}f$、$D^3_{2^j}f$ 为 $A^d_{2^{j+1}}f$ 分解后的图像,P 是预测算子,U 是更新算子。

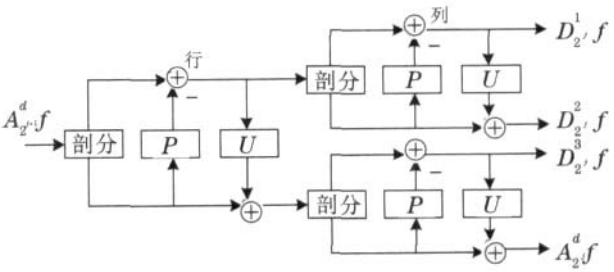

图 2 二维离散提升小波变换分解过程

Fig.2 The 2D lifting scheme transform: decomposition

2.3 用提升方法构造 Haar 小波

设一个序列中的两个邻近取样点值为 a 和 b,我们感兴趣的是 a 和 b 间的相关性,用它们的均值 s 和差值 d 来代替,其中:

$$s=\frac{a+b}{2},\ d=b-a \quad (4)$$

如果希望所有的运算都能本位完成,而在内存

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. http://www.cnki.net

中用 s 和 d 来代替 a 和 b，将产生错误的结果。因此需分步运算：

第一步：$d=b-a$　　(5)

用 d 代替 b 的位置，下一步用 a 和新产生的差值 d 计算均值 s：

第二步：$s=a+\frac{d}{2}$　　(6)

这样不需要额外的存储空间就可以完成运算。更为方便的是，如果要用 s 和 d 得到 a 和 b，只须反向计算就可将 a 和 b 的值恢复在原有的内存位置，即：

$$a=s-\frac{d}{2},\ b=d+a \qquad (7)$$

Haar 小波构造假定原始信号都是常量，预测和更新级数均为 1。其它小波变换的构造使用了不同的预测和更新步骤，而且可以使用多级预测和更新。

S 型变换[7]的 Haar 正向提升变换如下：

剖分：

$$even_{j-1}=s_{j,2l},\ odd_{j-1}=s_{j,2l+1} \qquad (8)$$

预测：

$$d_{j-1,l}=odd_{j-1}-P(even_{j-1})=s_{j,2l+1}-s_{j,2l} \qquad (9)$$

更新：

$$s_{j-1,l}=even_{j-1}+U(d_{j-1,l})=\frac{s_{j,2l}+s_{j,2l+1}}{2} \qquad (10)$$

用提升方法进行非线性小波变换时，首先对信号进行了 lazy 小波分解，而 lazy 小波分解的过程很简单，就是对信号进行抽取，由信号的偶数序列作为 lazy 小波变换后的低频系数，信号的奇数序列则作为 lazy 小波变换后的高频系数，在对二维的图像信号进行非线性小波变换时，采用了可分离的分解方式。首先对图像的行进行非线性小波变换，而后对变换后的结果进行列非线形小波变换。

2　分形(fractal)理论基础及差分盒维数(DBC)法

2.1　分形理论基础

Mandelbrot 认为具有分形特征的表面具有自相似性，n 维欧氏空间中的有界集合 A，若 A 可以表示为其自身 N_r 个互不覆盖的子集的并时，则 A 是自相似的。此时，A 的分形相似维数 D 定义为：

$$D=\frac{\lg(N_r)}{\lg(1/r)} \qquad (11)$$

其中，r 是所有坐标方向上的尺度因子，N_r 是有界集合 A 的互不覆盖的子集个数。

对于分形维数，除了 Mandelbrot 给出的定义之外，至今数学家们已经发展出了十多种不同的维数，如拓扑维、Hausdorf 维、自相似维、盒子维、容量维、信息维、相关维、Lyapunov 维等[8]。基于不同的测度和分形构造方法，以及各个应用领域的差异，还有其他一些维数定义。大多数定义都是基于‘尺度 r 下的度量’这一思想：对每个 r，在不考虑尺度小于 r 的不规则集下度量一个集合 A，观察在 $r\to 0$ 时这些度量的变化。集合的维数由 $r\to 0$ 时度量 N_r 所服从的指数率确定。

对于图像而言，把二维图像视作一个三维空间中的一个表面$((x,y,f(x,y))$，其中 $f(x,y)$ 为图像 (x,y) 位置处的灰度值，于是图像灰度的变化情况将反映在该表面的粗糙程度上，使用不同尺度去度量该表面，得到的维数就是图像的分形维数。目前已有许多估计其分形维数的方法，例如频域方法[2]、计盒维数法[9]和基于数学形态学的方法等。其中，计算盒维数法应用最为广泛。

2.2　差分盒维数法

陆续有学者提出了一些盒维数的计算方法。Gangepain 首先提出网格计数法[10]，而后 Keller 根据网格计数法的思想提出一种像素概率分形盒模型算法[11]。但是，这两种算法都存在实现比较困难的缺点。B.B.Chaudhuri 在前人的基础上提出一种简单、快速、精确的算法，被其称之为差分盒维数算法(Differential Box Counting)[12,13]。其主要思想如下：

将 M×M 大小的图像分割成 s×s 的子块，s 是介于 1 和 M/2 之间的一个整数。令 r=s/M，将图像视为一个三维空间中的一个表面$((x,y,f(x,y))$，(x,y) 表示为像素点的平面位置，第三维用来表示像素点的灰度值 $f(x,y)$。平面被分割成许多 s×s 的网格，在每个网格上，是一列 s×s×s 的盒子。假设在图像的第(i,j)个网格内图像灰度的最小值和最大值分别落在第 k 个和第 l 个盒子内，则 N_r 在第(i,j)个网格内的分布 $n_r(i,j)$ 为：

$$n_r(i,j)=l-k+1 \qquad (12)$$

$n_r(i,j)$ 是覆盖第(i,j)网格中的图像所需的盒子数，则覆盖整个图像所需的盒子数 N_r 为：

$$N_r=\sum_{i,j} n_r(i,j) \qquad (13)$$

分形维数为：

$$D=\lim_{r\to 0}\frac{\lg(N_r)}{\lg(1/r)} \qquad (14)$$

对于不同的 r，可以得到不同的 N_r 值，采用最小二乘法可以拟合出 $\lg N_r\sim\lg(1/r)$ 的斜率，即可得

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

到对应的分维值 D。如图 3 所示。

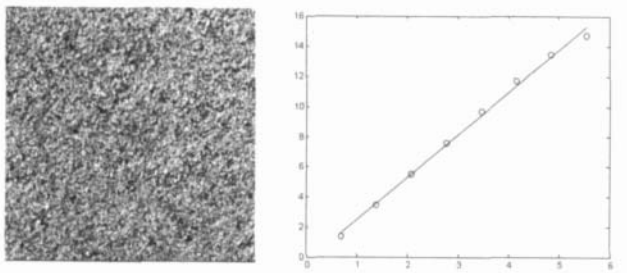

图 3 水下细砂及利用 DBC 法计算分形维数(D=2.8 413)
Fig.3 Gravel and its fractal dimension (D=2.8 413)

3 特征提取和分类器设计

3.1 基于小波变换的特征提取

特征提取的目的是获得一些纹理测度,用于区分不同的纹理。由于小波系数具有移变的特点,不能直接用来作为纹理特征,所以要对所获得的小波系数矩阵进行特征提取。小波系数的熵与图像的纹理特征有紧密的物理联系,另外,图像的熵特征满足平移、旋转不变性。基于这些原因,本文选用了小波系数的熵作为图像的纹理特征表示,其定义为:

$$ENT=-\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\frac{A(i,j)^2}{\|A\|_2^2}\lg\left(\frac{A(i,j)^2}{\|A\|_2^2}\right) \qquad (15)$$

其中,$A(i,j)$为小波分解后系数矩阵中的元素,矩阵 A 的尺寸为 M×N,$\|A\|_2^2$表示矩阵 A 的二范数。

3.2 基于分形维数的特征提取

由于分形维数不能反映图像的空间信息,而小波分解的多分辨分析特性有效的反映了图像的空间分布信息和结构信息,因此将分形维数法与小波变换方法相结合,使得提取的图像特征既体现了整幅图像的全局和局部特征,又包含了高频子图像的细节信息。因此,本文将提升 Haar 小波变换与差分盒维数法计算图像的分形维数有机的结合起来,提取了声纳图像的如下特征:

特征 1:利用 DBC 法计算原图像的分形维数作为第一个特征,它能有效的反映纹理的粗糙程度。

特征 2~5:由于声纳图像的纹理信息大多集中在中高频,因此将原图像进行一层提升 Haar 小波分解,将得到一幅低频子图和三幅中高频子图,分别计算各子图的分形维数,作为特征 2~5。

3.3 分类器

分类器选用 LMBP 神经网络,利用具有二阶收敛效应的 Levenberg-Marquardt(L-M)算法优化 BP 的权值修正量,是一种具有快速收敛性的多层前向神经网络。它的网络拓扑结构与传统的 BP 网络相同。以三层网络为例,如图 4 所示。图中字母上标代表网络层序号。有 R 个输入,S^2 个输出。每一层都有不同数目的神经元和不同的激活函数。为了简单起见,网络结构可表示为 R- S^1- S^2,字母分别表示输入变量个数及各层的神经元数目。由于采用了 LMBP 算法进行学习,网络的收敛速度快,迭代次数少,而且稳定性和精度都大大优于传统的 BP 网络[14]。

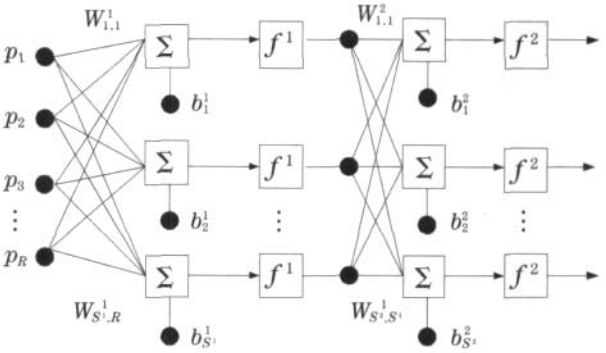

图 4 LMBP 神经网络结构
Fig.4 LMBP neural network

4 实验结果及分析

实验中,选取 16 幅 512×512 的声纳图像,如图5所示,为了得到足够多的训练样本和测试样本,对原图像进行多次采样,每幅采样子图都是大小为 64×64 的图像。按每隔 32 个点采样一次,则每类有 225 幅图像,共可得到 3 600 幅图像。每类中选 100 幅作训练样本,余下的 125 幅用作测试样本,这样共有训练样本 1 600 幅,测试样本 2 000 幅。为了验证本文算法的识别率和识别时间,进行了如下对比实验,其中分类器均采用 LMBP 神经网络进行训练和识别。

(1)为了验证本文算法的识别率,将本文算法同分形维数法、传统小波变换法、提升小波变换法、传统小波域分形维数法进行对比实验,其中由于相同尺寸的声纳图像的纹理识别对选择不同的小波基在识别率上没有明显差别[15],因此传统小波变换选取消失矩为 2 的 Daubechies 小波基。

(2)为了验证本文方法对噪声的鲁棒性,实验中对采样获得的各训练样本和测试样本加入信噪比(SNR)为 5dB、10dB 和 15dB 的高斯白噪声,测试识别 2 000 幅声纳图像的识别率,实验结果如表 1 所示。

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

(3) 为了验证本文算法的识别时间，将本文算法同传统小波域分形维数法进行对比实验，分别测试识别 2 000 幅声纳图像所用的时间，实验结果如表 2 所示。

实验所用计算机中央处理器 CPU 为奔腾4，3.00GHz，512M 内存，实验运行环境为 Matlab6.5。

表 1　不同算法对不同信噪比的声纳图像的识别率

Table 1　Classification rate of different methods

	无噪声图像	SNR=15dB	SNR=10dB	SNR=5dB
分形维数法	76.8	74.0	70.6	60.0
小波变换法	91.4	83.4	77.5	70.2
提升小波变换法	96.8	93.2	85.2	81.6
传统小波域分形维数法	98.6	93.7	89.8	81.6
本文算法	99.8	95.1	91.2	86.8

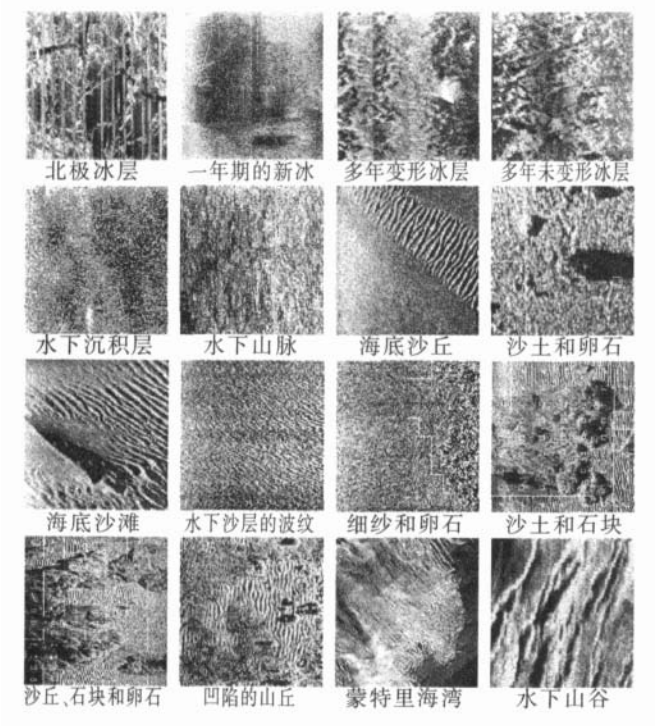

图 5　16 类声纳图像

Fig.5　16 classes of sonar image

为了方便的比较实验结果，将表 1 中的内容绘制成折线图，如图 6 所示。

不同算法对不同信噪比的声纳图像的识别率实验结果(表 1、图 6)表明，无噪声情况下单独使用分形维数法或者小波变换法识别率均低于小波域分形维数法和本文算法，充分说明了将分形维数法与小波变换法结合能更有效的提取图像的纹理特征。本文基于提升 Haar 小波变换和分形维数算法的识别率明显优于传统小波域分形维数法。同时，随着信噪比的降低，由于各维特征值的波动范围较大，其他

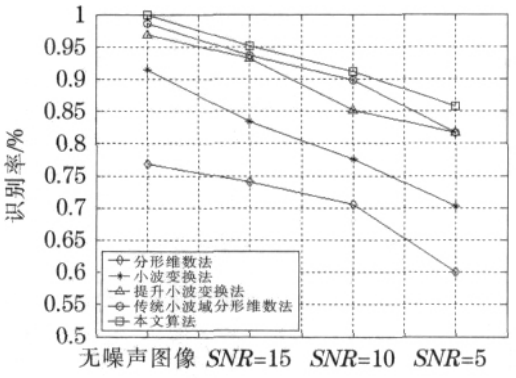

图 6　不同算法对不同信噪比的声纳图像的识别率曲线

Fig.6　Plot of classification rate of different methods

方法的识别率匀低于本文算法，表明了本文算法对噪声具有较好的鲁棒性。

通过测试传统小波域分形维数法和本文算法对 2000 幅声纳图像的识别时间(表 2)，可以看出由于本文算法采用提升 Haar 小波变换，基于提升小波变换的快速、高速、构造简单的特点，从而大大缩短了识别时间。从这两种方法识别信噪比为 15dB 的声纳图象的 LMBP 神经网络的训练迭代误差曲线(图 7、图 8)，可以看出传统小波域分形维数法在迭代到 1000 余步时，训练误差才接近 0.001，而本文算法迭代 89 步就已经达到了目标误差，充分表明了本文算法提取特征的有效性，同时也缩短了训练时间。

表 2　不同算法声纳图像的识别时间

Table 2　Classification time of different methods

	传统小波域分形维数法	本文算法
识别时间/s	334.6880	262.3120

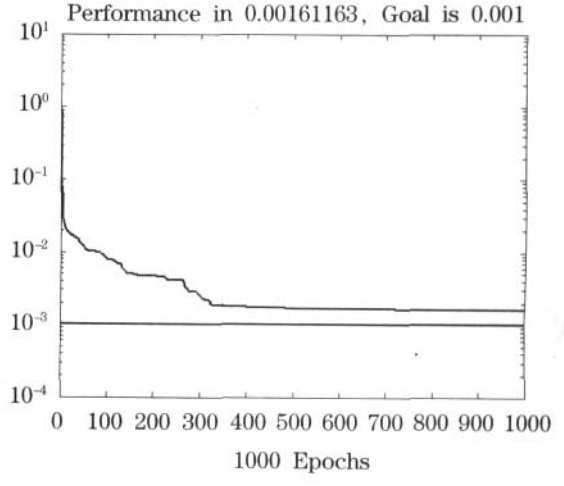

图 7　传统小波域分形维数法迭代误差曲线

Fig.7　Iterative error curve of traditional wavelet-fractal

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

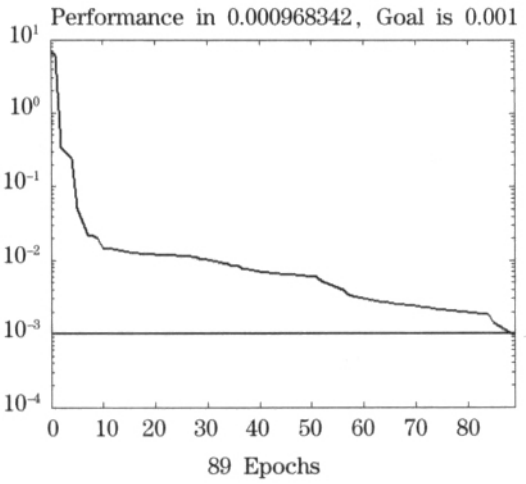

图 8 本文算法迭代误差曲线

Fig.8 Iterative error curve of arithmetic of this paper

5 结 论

本文用提升结构构造了 Haar 小波，并提出将提升小波变换与分形理论相结合，提取声纳的纹理特征，该纹理特征提取方法充分利用了小波分解的多分辨率分析的优点和分形维数的多尺度特性，从而纹理特征集既体现了整幅图像的全局和局部特征，又包含了高频子图像的细节信息。通过与传统纹理识别方法的对比实验可以看出，本文方法提取的特征更加有效，抗噪性能明显提高，有利于准确识别。同时提升方法是一种不依赖于傅立叶变换的小波构造方法，它既保持了传统的小波的时频局部化等特性，又克服了它的计算复杂，运算速度慢，对内存的需求量较大，不适于适时实现的缺点，从而本文提出的算法在识别时间上也得到了优化。由于本文算法不论在识别率上还是在识别时间上均优于传统纹理识别方法，同时构造方法简单，可以考虑硬件实现。

参 考 文 献

[1] MANDELBRORT B B. Fractals: form, chance, and dimension[M]. California: Freeman, 1977.

[2] PENTLAND A P. Fractal-Based description of natural scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 661-674.

[3] **李厚强，刘政凯，林峰. 基于分形理论的航空图像分类方法**[J]. **遥感学报**, 2001, 5(9): 353-357.
LI Houqiang, LIU Zhengkai, LIN Feng. Aerial image classification method based on fractal theory[J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(9): 353-357.

[4] SWELDENS W. The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets[J]. Appl. Compute. Harmon. Anal, 1996, 3(2): 186-200.

[5] SWELDENS W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets[J]. Siam J. Math. Anal, 1997, 29(2): 5l1-546.

[6] DAUBECHIES I, SWELDENS W. Factoring wavelet transform into lifting steps[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 1998, 4(3): 245-267.

[7] CALDERBANK R, D DAUBECHIES I, SWELDENS W. Wavelet transforms that map integers to integers[J]. Appl. Compute. Harmon. Anal, 1998, 5(3): 332-369.

[8] **法尔科内. 分形几何一数学基础及其应用**[M]. **沈阳：东北大学出版社**, 2001.
FALCONER K. Fractal geometry mathematical foundations and applications[M]. Shenyang: Northeastern University Press, 2001.

[9] CHAUDHURI B B, SARKAR N. Texture segmentation using fractal dimension[J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(1): 72-77.

[10] GANGEPAIN J, ROQUES C. Fractal approach to two dimensional and three dimensional surface roughness[J]. Wear, 1986, 10(9): 119-l26.

[11] KELLER J, CROWNOVER R, Chen R. Characteristics of natural scenes related to the fractal dimension[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 621-627.

[12] SARKAR N, CHAUDHURI B B. An efficient differ-ential box-counting approach to compute fractal dimension of image[J]. IEEE Transactions System Man and Cybernet, 1994, 24(1): 115-120.

[13] SARKAR N, CHAUDHURI B B. An efficient approach to estimate fractal dimension of texture images[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(9): 1035-1041.

[14] **王斌松，许洪国. 快速收敛的** BP **神经网络算法**[J]. **吉林大学学报(工学版)**, 2003, 33(4): 79-84.
WANG Yunsong, XU Hongguo. Fast convergent algorithm-BP for training neural network[J]. Journal of Jinlin University (Engineering and technology Editon), 2003, 33(4): 79-84.

[15] **刘卓夫，桑恩方. 声纳图像识别中小波基的选择与比较**[J]. **电子工程师**, 2004, 30(1): 52-54.
LIU Zhuofu, SANG Enfang. Selection and comparison of wavelet bases in sonar image recognition[J]. Electronic Engineer, 2004, 30(1): 52-54.

© 1994-2011 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net