

# 基于新颖子波变换的高光谱遥感图像特征提取

冯 静<sup>1),2)</sup> 舒 宁<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079) <sup>2)</sup>(武汉理工大学计算机学院, 武汉 430064)

**摘 要** 提出了一种新颖的用于高光谱遥感图像特征提取的子波变换算法。与二进小波变换按恒 Q 准则划分频域不同的是,该算法通过改变相邻子波的带宽比,可以实现更为灵活的频域划分。采用子波能量的离散余弦变换作为特征矢量,然后进行无监督 C 均值聚类实验和有监督 RBF(径向基函数)神经网络分类实验。实验结果表明,子波变换能量的离散余弦变换特征可以有效地描述光谱曲线特征,且正确分类率高于传统的小波变换。

**关键词** 高光谱影像 光谱特征 子波变换 Q 准则 特征提取

中图法分类号: TP75 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)10-2042-05

## Base on Wavelet Transform Algorithm for Feature Extraction of Hyperspectral Remote Sensing Image

FENG Jing<sup>1),2)</sup>, SHU Ning<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute of Remote Sensing Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079)

<sup>2)</sup>(Institute of Computer Science and Technology, Wuhan Technology University, Wuhan 430064)

**Abstract** A new feature extraction method for remote sensing image was proposed based on a novel wavelet transform algorithm. Different from binary wavelet transform partition the frequency domain by constant Q criteria, the method can partition the frequency domain freely through setting the ratio of bandwidth of adjacent wavelet. Feature extraction based on discrete cosine transform of the wavelet energy was performed. The results of C-means clustering and RBF neural networks classification experiments show that, the proposed feature of wavelet transform can effectively describe spectral curve, and has better classification rate than the traditional wavelet transform algorithm.

**Keywords** hyper spectrum image, spectrum feature, novel wavelet transform, Q criteria, feature extraction

## 1 引 言

高光谱遥感技术是 20 世纪 80 年代以来在对地观测方面取得的重大技术突破。高光谱图像处理是目前遥感图像领域的热门研究内容之一。高光谱图像光谱覆盖范围广、光谱分辨率高、波段连续性强,可揭示单一波段或者多谱段图像所不能反映的地物信息。但是高光谱图像的数据量大,相邻波段之间具有较高的相关性、数据存在大量冗余,传统的针对

低维宽波段的遥感图像处理算法不再适用。因此,研究针对高光谱图像的快速而有效的特征提取算法成为高光谱图像分析与处理的首要问题。

光谱特征提取就是从已测得的某物质的原始光谱数据中,除去多余的信息而保留真实的、有用的、能区别于其他物质的特征信息。针对高光谱数据特点,人们相继提出了一些特征提取算法,如主成分分析(K-L 变换)<sup>[1]</sup>、判别边界法<sup>[2]</sup>、小波变换法<sup>[3]</sup>等。基于小波变换多分辨率分析的思想,提出一种新颖的用于高光谱遥感图像特征提取的子波变换算法。

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973)项目(2006cd701303);国家自然科学基金项目(40371079)

收稿日期:2008-10-27;改回日期:2009-07-29

第一作者简介:冯 静(1971 ~ ),女。讲师。武汉大学遥感信息工程学院博士研究生。主要研究方向为图像处理与识别。

E-mail:fengjing1805@yeah.net

采用子波能量的离散余弦变换做为特征矢量,进行无监督 C 均值聚类实验和有监督 RBF 神经网络分类实验,实验结果表明了该方法的有效性。

## 2 基于子波变换的特征提取

### 2.1 小波变换

小波变换又称多分辨率分析,是一种多尺度的变换,它将信号按不同尺度的分辨空间投影,可以观测到信号在不同尺度下的局部行为。信号  $s(t)$  的连续小波变换定义为

$$W_f(a,b) = \langle s(t), \varphi_{a,b}(t) \rangle = a^{-1/2} \int s(t) \varphi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

式中,  $\varphi(t)$  为小波基

$$\varphi_{a,b}(t) = a^{-1/2} \varphi \left( \frac{t-b}{a} \right) \quad (2)$$

$a > 0$  为尺度参数,  $b$  为位置参数, 上标 \* 表示取共轭, 尖括号表示内积

$$\langle x(t), y(t) \rangle = \int x(t) y^*(t) dt \quad (3)$$

尺度参数  $a$  的作用是对小波基  $\varphi(t)$  做伸缩处理,  $a$  越大则  $\varphi(t/a)$  越宽。位置参数  $b$  对小波基函数  $\varphi(t)$  做平移处理。系数  $a^{-1/2}$  使范数  $\|\varphi_{a,b}(t)\| = \|\varphi(t)\|$ 。

在式(2)中当  $a = 2^m, b = n \times 2^m$  时, 则得到信号  $s(t)$  的二进小波变换

$$W_f(m,n) = \langle f(t), \varphi_{m,n}(t) \rangle = 2^{-m/2} \int f(t) \varphi^*(2^{-m}t - n) dt \quad (4)$$

Mallat 将计算机视觉领域的多尺度(多分辨率)分析方法引入到小波分析中, 统一了小波函数的构造, 给出了二进小波分解与重建的 Mallat 算法<sup>[4]</sup>。该算法能在不同尺度上将信号分解成近似信号  $L$  和细节信号  $H$ 。图 1 是归一化采样频率时, 4 级小波分解的近似信号  $L$  和细节信号  $H$  在频域中的覆盖范围考虑每一级小波分解的细节信号  $H_i, i = 1, 2, 3, \dots$ , 虽然各  $H_i$  的中心频率和带宽都不同, 但品质因数(即带宽与中心频率之比)却不变, 这相当于用一组恒 Q 带通滤波器对信号进行处理。

基于小波变换的高光谱遥感图像特征提取, 就是先对光谱曲线进行小波变换, 然后从各级小波变

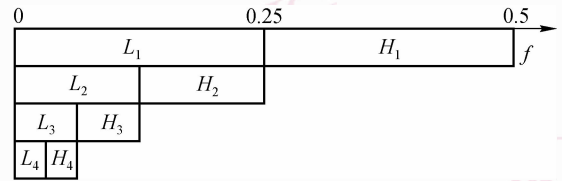


图 1 小波多分辨率信号分解

Fig. 1 Wavelet multi-resolution signal decomposition

换的细节信号中提取统计信息(如能量、方差等)构成像元特征矢量,用于后续的像元分类或图像分割。二进小波按恒 Q 准则划分频域,在最大分解尺度  $N$  确定的情况下,细节信号  $H_i, i = 1, 2, \dots, N$  的中心频率和带宽只能随  $i$  的增加呈 2 的负指数倍减小,细节信号的频率范围在整个分析频段内缺乏更灵活的分割。

### 2.2 一种新颖的子波变换

基于小波变换多分辨率分析的思想,提出一种新颖的用于高光谱遥感图像特征提取的子波变换算法。该算法通过改变相邻子波的带宽比,可以实现更为灵活的频域划分。

设中心频率在 0 的子波母函数的幅频响应为

$$W(f) = e^{-af^2} \quad (5)$$

设  $W(f)$  的带宽为  $b$ , 根据能量的 3 dB 衰减原则来定义截止频率, 当能量衰减到 1/2 时, 幅度衰减到  $\sqrt{2}/2$

$$W(\pm b/2) = e^{-a(b/2)^2} = \sqrt{2}/2 \quad (6)$$

由式(6)可以解得  $a = 2 \ln 2 / b^2$ 。因此中心频率在  $f_k$ , 带宽为  $b_k$  子波函数幅频率响应为

$$W_k(f) = e^{\frac{-2 \ln 2 (f-f_k)^2}{b_k^2}} \quad (7)$$

在归一化频率范围  $[0, 0.5]$  上, 第  $k$  个子波幅频率响应为  $W_k(f), k = 1, 2, \dots, K, K$  为子波个数, 当中心频率  $f_k$  和带宽为  $b_k$  同时满足下面 3 个条件时子波通带在 3 dB 衰减处首尾相接, 且能够实现动态地、非均匀地且连续地划分频域,

$$b_{k+1}/b_k = q \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^K b_k = 0.5 \quad (9)$$

$$f_k = b_k/2 + \sum_{i=1}^{k-1} b_i \quad (10)$$

其中  $q$  为第  $k+1$  个子波带宽与第  $k$  个子波带宽之比。图 2 是  $K = 5$ , 带宽比  $q$  依次等于 1, 1.5, 2 时的

子波幅频响应曲线。

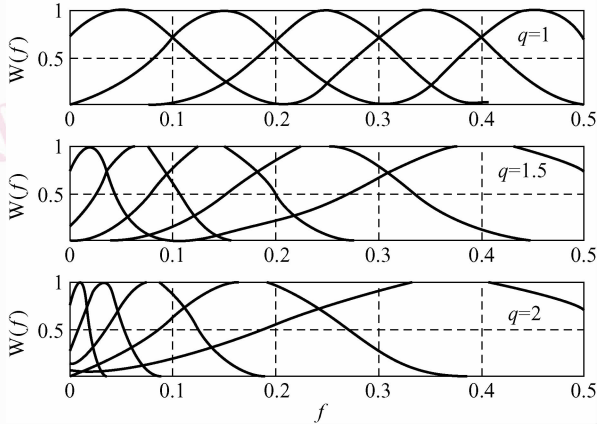


图 2 子波幅频响应( $K=5$ )

Fig. 2 Wavelet amplitude-frequency response,  $K=5$

由图 2 可以看到,当  $q=1$  时,5 个子波均匀地分割频域,随着  $q$  值增大,低频子波所覆盖的带宽越来越小,高频子波所覆盖的带宽越来越大。在实际特征提取过程中,总存在一个  $K$  与  $q$  的最佳组合,使得特征矢量具有比较好的类别可分性。

设输入信号为  $s(t)$ ,其频域表示为  $S(f)$ ,则  $s(t)$  的子波变换为  $S(f)$  与子波幅频响应  $W_k(f)$  的乘积的反傅里叶变换,即

$$s_k(t) = \int S(f) W_k(f) e^{j2\pi ft} df \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

与小波特征类似,这里可以提取子波输出的统计特征构成像元特征矢量。

### 2.3 特征提取算法

基于子波变换的特征提取常用的方法有:各尺度子波的功率谱特征、波形结构特征等,采用的特征参数是由各尺度子波的能量演化而来,具体计算步骤如下:

(1) 对光谱曲线按上述子波变换算法得到各尺度子波  $s_k(t)$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ ;

(2) 求各尺度子波的能量  $E(k)$

$$E(k) = \int |s_k(t)|^2 dt \quad (12)$$

(3) 对各子波能量进行归一化处理

$$T(k) = \frac{E(k)}{\sum_{k=1}^K E(k)} \quad (13)$$

(4) 对归一化能量进行离散余弦变换(DCT),DCT 是 K-L 变换的近似,具有去相关作用,可以消除  $T_k$  之间的冗余<sup>[5]</sup>

$$c(n) = w(n) \sum_{k=1}^K T(k) \cos \frac{\pi(2k-1)(n-1)}{2K} \quad n = 1, 2, \dots, M \quad (14)$$

式中

$$w(n) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{K}} & n=1 \\ \sqrt{\frac{2}{K}} & 2 \leq n \leq M \end{cases} \quad (15)$$

式中, $M \leq K$  为 DCT 阶数。 $c(1)$  反映的是  $T(k)$  的能量,由于在第 3 步中对能量进行了归一化处理,因此  $c(1)$  不再具有可分性。在后面的分类实验中,取  $c(n)$ ,  $n=2, 3, \dots, M$  构成  $M-1$  维特征矢量用于无监督聚类。

## 3 聚类与分类实验

实验数据来源于中国科学院上海技术物理研究所研制的 OMIS 成像光谱仪获取的江苏宜兴地区的高光谱图像,如图 3(a) 所示。光谱覆盖范围为  $0.46 \sim 12.85 \mu\text{m}$ ,共 128 个波段,图像大小为  $512 \times 512$  像素。图 3(b) 给出了经掩膜处理的 6 类地物类型分布:水塘(蓝色)、河流(紫色)、小麦(黄色)、草地(绿色)、道路(灰色)、居民区(红色)。

实验首先对 128 个波段的光谱曲线进行子波变换,采用子波能量的离散余弦变换作为特征矢量,子波个数  $K=10$ ,DCT 阶数  $M=6$ ,对特征矢量进行标准的 6 类 C 均值聚类。图 3(c)、(d) 分别给出了参数  $q=1, 2$  时的聚类结果,可以看到,由于水塘和河流的光谱比较接近,因此两幅图的聚类结果把上述两类合并成了一类。小麦与草地同属植被,两类地物类型也存在一定程度的混淆。区别最明显的是左下角居民区与小麦的分界线,显然图 3(c) 的结果优于图 3(d)。聚类实验结果表明,在子波个数  $K$  确定的前提下,参数  $q$  不同,得到的特征矢量的可分性存在一定差异。

为做定量分析,对 6 类地物类型每一类取 500 个样本点,共计 3 000 个样本。在 3 000 个样本数据集中等间隔地抽取  $\frac{1}{25}$  的样本作为训练样本,其余作为测试样本,然后用 RBF 神经网络进行有监督分

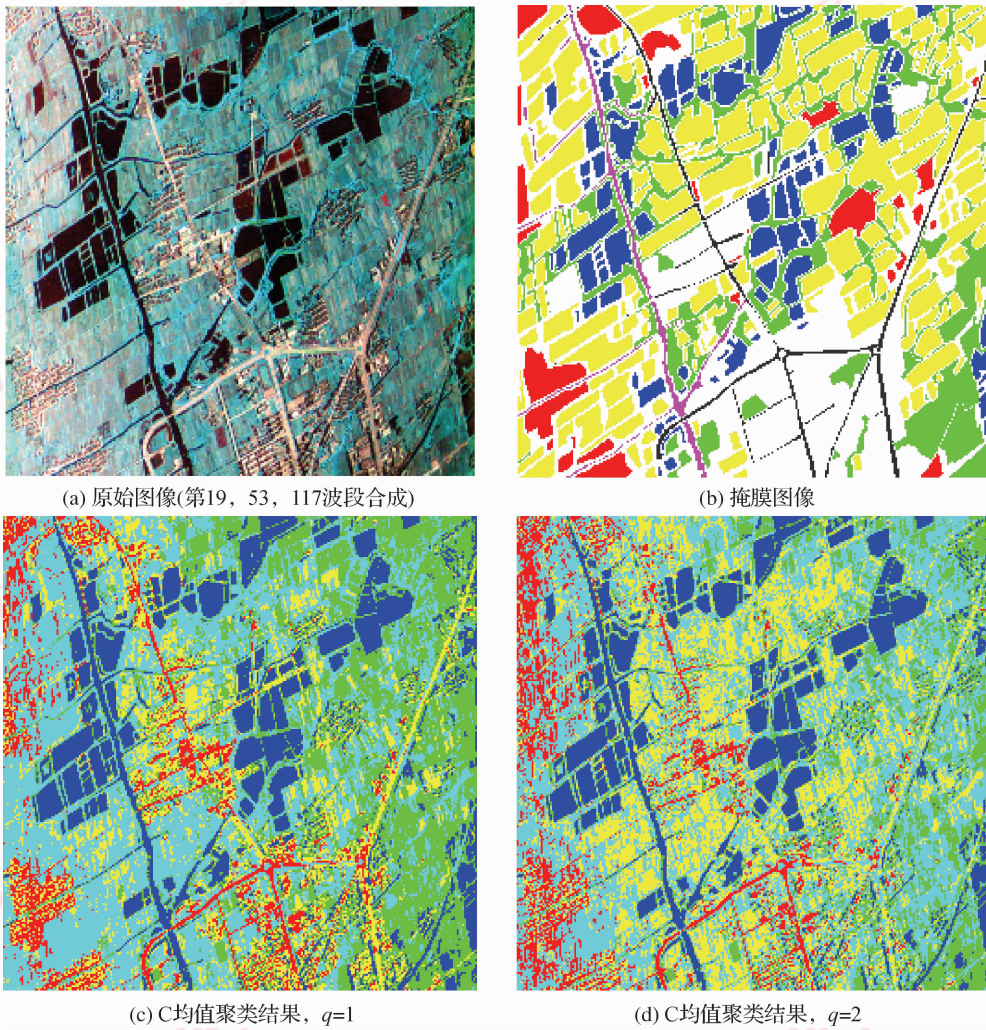


图 3 原始波段合成图像及分类图像

Fig. 3 Original synthesis images and category images

类实验。表 1 是参数  $q = 0.5, 1, 1.5, 2$  时的 6 类地物类型的正确识别率。

表 1 6 类地物类型的正确识别率

Tab. 1 The recognition rates of 6 class ground objects

单位: %

$q$ 值	水塘	河流	小麦	草地	道路	居民区	平均
0.5	83.6	89.6	78.0	55.7	78.8	49.4	72.5
1	86.9	91.8	84.7	66.0	81.7	61.0	78.7
1.5	94.1	91.2	81.1	66.3	78.3	66.6	79.6
2	87.4	86.9	79.0	63.4	79.3	63.7	76.6
平均	88.0	89.9	80.7	62.9	79.5	60.2	

从表 1 的统计结果来看,水塘和河流的识别率相对较高,这与水体光谱曲线的高度稳定性有关,由于这两类类间距离比较接近,在聚类分析中不可分,

这里通过有监督训练实现了正确分类。小麦和草地同属植被,由于小麦光谱矢量相对稳定,所以小麦的识别率高于草地。道路和居民区同属建筑物,在图 5 中,中间的道路以红色为主,右边的道路以黄色为主,而居民地是红色与黄色的混合,可见居民区中也混杂了道路,因此居民区的识别率低于道路。

纵向比较  $q$  取以上 4 个值时,6 类地物类型的平均识别率,当  $q = 1.5$  时得到了最高的平均识别率 79.6%。为对照分析,采用 Daubechie-4 小波基对光谱曲线进行 9 级二进小波分解。将前 9 级分解的细节信号和第 9 级分解的近似信号能量的 DCT 变换作为特征矢量,做有监督分类实验,6 类地物的平均识别率为 76.8%,与参数  $q = 2$  时子波变换的识别率 76.6% 相当。由于二进小波变换和参数  $q = 2$  时的子波变换具有特别接近的频率覆盖范围,因此得

到的识别率也相近。参数  $q = 1.5$  时的子波变换特征优于传统的二进小波变换特征,前者的正确识别率高出后者约 3%。

注意到本文的研究对象是具有 128 个波段的高光谱遥感图像,大量不同的 128 个波段高光谱遥感图像的子波变换特征提取与有监督分类实验结果表明,当子波个数  $K = 10$ ,  $q$  在 1.2 ~ 1.5 之间时,均取得比较好的分类效果。因此本文的研究结果对 128 个波段的高光谱图像具有普遍意义。当波段个数进一步增加时,需要重新根据分类实验来确定最佳的  $K$  与  $q$  的取值。直观上,波段个数增加,  $K$  值也相应地增加,  $q$  值应在 1 ~ 2 之间通过分类实验进一步缩小最佳取值范围。

## 4 结 论

提出了一种新颖的用于高光谱遥感图像特征提取的子波变换算法。与二进小波变换按恒  $Q$  准则划分频域不同的是,该算法通过改变相邻子波的带宽比,可以实现更为灵活的频域划分。采用子波能量的离散余弦变换作为特征矢量,然后进行无监督

C 均值聚类实验和有监督 RBF 神经网络分类实验。实验结果表明,子波变换能量特征可以有效地描述光谱曲线特征,且正确分类率高于传统的小波变换特征。

## 参考文献 (References)

- 1 Hu Guang-shu. Digital Signal Processing-method, Algorithm and Realization [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997:23-28. [胡广书. 数字信号处理-理论、算法与实现[M]. 北京:清华大学出版社, 1997: 23-28.]
- 2 Li Jiang. Linear Unmixing of Hyperspectral Signals Via Wavelet Feature Extraction [D]. Mississippi State, USA, Mississippi State University, 2002:18-24.
- 3 Wang Cheng, Menenti M, Li Zhao-liang. Modified principal component analysis for feature selection of hyperspectral imagery[A]. In: Proceedings of International Conference on Geoscience and Remote Sensing[C], Toulouse, France, 2003, 6: 3781-3783.
- 4 Benediktsson J A, Sveinsson J R, Kolbeinn Arnas. Classification and feature extraction of AVIRIS data [A]. In: Proceedings of International Conference on Geoscience and Remote Sensing [C], Florence, Italy, 1995, 3: 1194-1205.
- 5 Mallat S. A Theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation[A]. In: Proceedings of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11: 674-693.