

基于小波特征和模拟退火的遥感图象快速聚类算法

王朝晖 周佩玲

(中国科学技术大学电子科学与技术系, 合肥 230026)

摘要 不同遥感对象, 光谱曲线的突变点位置差异很大, 不同尺度的小波变换可有效提取这些突变特征, 在此基础上, 用小波特征相关系数描述像素间的近似程度, 取代一般聚类算法以欧氏距离为基础的聚类概念, 聚类结果可准确反映遥感对象内容. 基于小波特征抽取和模拟退火的多光谱遥感图象快速聚类算法, 通过扩展频段, 增加特征点的个数以丰富类的特性; 对空间数据进行均匀抽样产生聚类空间, 采用模拟退火技术和逐步降低聚类规模的方法, 快速实现全局最优的聚类中心; 类内评价最优代表作为聚类中心, 保证类特性的持续性和强壮性; 而且解决了 K-means 聚类的参数选择问题. 最后采用 TM 多光谱遥感图象进行参数分析和算法比较, 验证了该算法分类快速准确, 且参数控制灵活, 因此基于小波特征抽取和模拟退火的多光谱遥感图象快速聚类算法有较好的应用前景.

关键词 多光谱图象 小波变换 模拟退火 聚类

中图分类号: TP751.1 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)12-1257-06

Fast Clustering Based on Spectral Wavelet Features Extraction and Simulated Annealing Algorithm for Multispectral Images

WANG Zhao-hui, ZHOU Pei-ling

(Dept. of Elect. Science and Technology, USTC, Hefei 230026)

Abstract The differences of the spectral curves among different objects are so obvious and important to be extracted through the wavelet transform at different scale. The traditional clustering concepts based on Euclidean distance are also redefined by the wavelet feature correlation coefficient to accurately describe the content of the remotely sensed objects. The fast clustering algorithm for multispectral images based on wavelet feature and simulated annealing increases the number of characteristic points by expanding the spectral bands to enrich the feature of the classes; clustering space is formed by evenly sampled dots; furthermore, simulated annealing leads to the best class centers on the whole scope at a high speed by decreasing the clustering scale and temperature step by step; the class characters is remained strong and durative by choosing the best dot as the class center; it also resolves the initial parameter problem of K-means algorithm. The experimental results of Mississippi Thematic Mapper images show that this clustering algorithm is more efficient than other ordinary clustering algorithms such as K-means and ISODATA according to the clustering accuracy and speed. Therefore, there are fairly prosperous applications on multispectral images for this fast clustering based on spectral wavelet features extraction and simulated annealing algorithm.

Keywords Multispectral image, Wavelet transform, Simulated annealing, Clustering

0 引言

传统的多光谱图象聚类算法主要有超空间分类算

法, 如 K-means 和 ISODATA^[1] (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm), K-means 聚类不能自动确定聚类数量, 而 ISODATA 虽可自迭代确定聚类数量, 但聚类参数确定困难. 基于

基金项目: 安徽重点项目资助(2000095)

收稿日期: 2001-11-27; 改回日期: 2002-05-13

小波特征抽取和模拟退火的多光谱遥感图象快速聚类算法(Fast Clustering Algorithm Based on Wavelet Feature and Simulated Annealing for Multispectral Images 即 FCAWSA),首先通过对 TM 多光谱图象数据进行二阶相关和非线性相关扩频^[2]增加波段数,来增加点矢量(维数为波段数)的谱向突变点数量;然后采用带通小波滤波器对全部点矢量进行突变点检测,抽取并标记小波系数的凸包过零点、凹包过零点、上阶跃极大值点、下阶跃极小值点等特征;接着对空间数据进行均匀抽样产生聚类空间,通过模拟退火技术取得整个抽样空间的最优聚类中心,并对成员少的类(小信号)继续进行降温汇聚,从而进一步减少聚类数.通过对 Mississippi 的 TM 遥感图象的实验分析和算法比较,证明了算法的灵活性和分类的准确性.

1 算法分析

1.1 谱向量的小波特征相关系数

某一类对象的光谱曲线幅值在不同条件下有所不同(图1),但它们基本上都有着相同的特征点(上阶跃点、下阶跃点和极大、极小点).检测遥感数据谱向阶跃式边缘和 δ 函数式尖峰两类突变以捕捉突变信号位置,突变信号位置是衡量样本矢量异同的主要参数.因此,用这些特征点的位置就能有效表征该类的特征.带通小波滤波器具有不同尺度分解的特性,可以准确把这些特征检测出来.基于这一认识,提出了基于小波特征抽取的多光谱聚类算法.

小波变换可以通过信号的一阶导数或二阶导数的多尺度逼近检测突变信号.经带通小波滤波器处理后,阶跃信号表现为极值点,而脉冲信号表现为零

点.但是不能肯定零点位置是脉冲信号,其也可能是变化平缓的信号,因此相邻零点之间的极值点位置更重要.光谱矢量数据中的信号按重要性,由高到低排列为下阶跃、上阶跃、凹包、凸包(图2).

采用根据紧支集的二次样条小波函数构造的带通小波滤波器系数^[3](式(1)),检测谱向量的突变点,并利用 Mallat 二进小波快速算法^[4](式(2)), b 为波段数)进行变换提取小波系数.首先确定并标记凸包过零点和凹包过零点位置;再在相邻两个过零点间检测上阶跃极大值点和下阶跃极值点;没有突变点的位置可以认为是优先级最低的 0 特征.

以两谱向量间部分阶次细节分量的小波特征点位置的异同程度作为相关系数 $r_{i,j}$,并以此衡量它们的距离,并取代一般聚类算法中的欧氏距离作为聚类的判据.式(3)中取 $scale$ 阶小波变换系数中较高的 $scale_2$ 阶细节分量进行聚类, $t_{i,k}$ 是样本矢量 i 第 k 位的特征, $N(\cdot)$ 是求满足条件的元素个数.当 $scale_2 = scale = \lfloor \log_2 b \rfloor$ 时,参加聚类比较的信息位数为

$$b \sum_{i=1}^{\lfloor \log_2 b \rfloor} \frac{1}{2^i} \approx b - 1,$$

$$H = \{0.125, 0.375, 0.375, 0.125\}, G = \{0, -2, 2, 0\} \quad (1)$$

$$\begin{cases} c_{j,k} = \sum_n h_n \cdot 2^k c_{j-1,n} \\ d_{j,k} = \sum_n g_n \cdot 2^k c_{j-1,n} \end{cases}, j = 1, 2, \dots, J (\leq \lfloor \log_2 b \rfloor) \quad (2)$$

$$r_{i,j} = \frac{N(t_{i,k} = t_{j,k}, k \in \Omega)}{N(t_{i,k} \neq t_{j,k}, k \in \Omega) + N(t_{i,k} = t_{j,k}, k \in \Omega)} \quad (3)$$

当 $scale_2 = scale$ 时, $\Omega = [0, b \sum_{i=1}^{scale} \frac{1}{2^i} - 1]$

当 $scale_2 < scale$ 时, $\Omega = [b \sum_{i=1}^{scale-scale_2} \frac{1}{2^i}, b \sum_{i=1}^{scale} \frac{1}{2^i} - 1]$

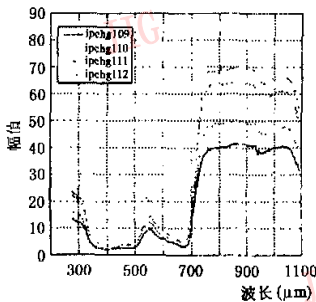


图1 同类别的光谱曲线

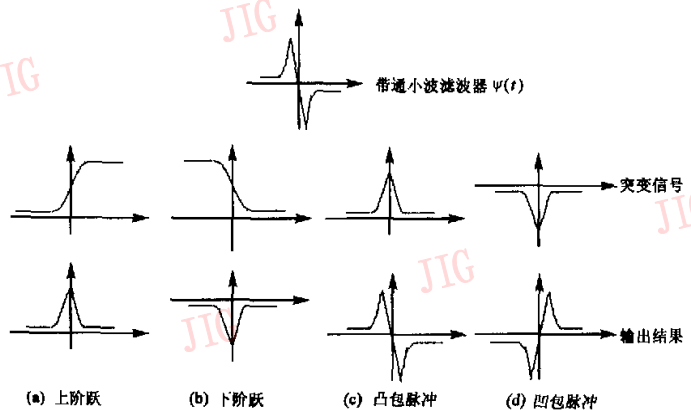


图2 4种突变信号的小波特性

1.2 小波特征的模拟退火聚类

基于小波特征抽取和模拟退火的聚类算法,是以相关系数阈值作为温度,来控制聚类的速度和精度.如果将物体从高温到低温迅速退火,物体的状态通常是亚稳定的.为了取得最佳结果,应该缓慢下降温度,并且在每个温度下都达到热平衡.每次迭代,相关系数阈值自动下降很小的幅度,新生的类(即扰动)要在类内以统计方式重新选择最优谱向量(热稳定性)作为该类代表,并参加下一轮的聚类.因此每次聚类将是最优均衡的,使得每个温度上都能处于热平衡状态.由于温度过低,使得类内像素相似性降低,因此温度(相关系数阈值 T)必须有个下限.

由于每次迭代, T 只有很小的变化,某类被吸收后可不用再与其他类进行聚类判断.设 $c_i, c_j, c_l (i < j < l)$ 为第 k 次迭代聚类类内中心调整后产生的 3 个类中心,且 $r_{i,j} < T^{(k)}, r_{j,l} < T^{(k)}, r_{i,l} < T^{(k)}$,降低温度后 $T^{(k+1)} = T^{(k)} - T_{step}$,若 $r_{i,j} > T^{(k+1)}, r_{i,l} < T^{(k+1)}, r_{j,l} > T^{(k+1)}$,则 j 与 i 类合并,但 j 和 l 不能合并.由于 T_{step} 很小,这种情况引起的分类误差是很小的,随温度的持续降低,样本 c_l 最后极有可能和 c_i 合并.

N_s 个抽样样本参加第 1 次聚类,经汇聚产生 N_c 类,并调整聚类中心, c_1 吸收 N_1 个样本, ..., c_{N_c} 吸收 N_{N_c} 个样本,若存在大量谱线非常相近的样本,则计算相关系数的次数远小于 $N_c N_s$ (式(4)),聚类速度非常快.若继续将温度降低 T_{step} ,这时只有 N_c 个样本(上次迭代产生的聚类中心)参加聚类,因此聚类速度随温度的降低而加快.

$$N_s + (N_s - N_1) + (N_s - N_1 - N_2) + \dots + (N_s - N_1 - \dots - N_{N_c-1}) \ll N_c N_s \quad (4)$$

模拟退火技术通过缓慢降低相关系数阈值 T 实现在每个温度上都能达到全局最优的聚类中心,从而保证最后的聚类结果是最优的.由于每次降温处理造成大量的类被吸收,使得参加下一次迭代的类数急剧减少,从而加速了聚类收敛速度.当温度低于 T_{crit} 时,只对小信号进行汇聚,既可保证大信号的特性不变,又使小信号表现得更突出.

1.2.1 模拟退火聚类步骤

设 c_i 是类 i 的聚类中心, S_i 为类 i 中样本集, C 为类集合, Z_c 为类 i 在当前温度下所吸收的类中心集合, N_c 为聚类数, N_s 为抽样样本数,初始类中心为抽样样本 s , $R(c_i, c_j)$ 是 c_i 和 c_j 的相关系数,即 $r_{i,j}$, $N(Z_c)$ 是类 i 吸收的类中心个数, $N(S_i)$ 是类 i 中的样本数. $NB_{i,l}^k$ 为类 i 中第 l 位 k 特征的统计数,

i^l 是第 l 位的特征, M_c 是类 i 的公认特征,则模拟退火聚类步骤如下:

(1) 输入参数

T_{start} 为相关系数阈值 T 的起始值,一般取 0.95.

T_{crit} 大信号(在图象中像素较多的类)的最低相关系数阈值,保证大信号的分类精度.

T_{crit} 小信号(在图象中像素较少的类)的最低相关系数阈值,使小信号能够更充分表示.

T_{step} 每次迭代温度(相关系数阈值)下降的幅度.

T_{signal} 小信号标准(类内样本数占总样本数的比例).

N_s 抽样样本数

(2) 设置初始温度 T 为 T_{start} , 每个抽样点 s_i 都为一个类的类中心(即开始时有 N_s 个类中心),然后,按第 3 步~第 6 步,对抽样样本小波特征进行模拟退火聚类.

$$N_c = N_s, C = \{c_0, c_1, \dots, c_{N_c-1}\} \quad (5)$$

$$S_c = \{s_i, c_i \in C, i \in [0, N_c - 1]\}$$

(3) 对当前所有类中心排序,并依次判断.若类 i 已被别的类吸收,或当 $T < T_{crit}$ 时,类 i 是大信号(类内样本数大于 $T_{signal} N_s$),则转第 6 步,不处理;否则,向后依次寻找其他没有被吸收的类(如 j),同样要满足类 i 的聚类条件才能和类 i 进行汇聚判断.若这两类(i 和 j)中心的相关系数 $r_{i,j}$ 大于相关系数阈值 T ,则将类 j 汇聚到类 i 中,即被类 i 吸收到 Z_c ,并将两类在相应位置 $[0, b-1]$,小波系数个数接近于波段数 b 上的 4 种突变特征和 0 特征的数量 $NB_{i,l}^k$ 分别相加,同时将两类的样本数相加.

$$Z_c = \{c_i, c_i \in C\} \quad (6)$$

$\forall c_i \in C$, 如果 $c_j \in C, j > i, N(S_{c_j}) < T_{signal} N_s, N(S_{c_i}) < T_{signal} N_s, R(c_i, c_j) > T \Rightarrow Z_c = Z_c \cup \{c_j\}, S_{c_i} = S_{c_i} \cup S_{c_j}, C = C / \{c_j\}, N_c = N_c - 1, NB_{i,l}^k = NB_{i,l}^k + NB_{j,l}^k, l \in [0, b-1], k \in [0, 2]$

(4) 对经汇聚新产生的类 Z_c 重新调整聚类中心(式(7)).和传统聚类方法对应,在类内实现聚类中心的合理调整主要依据对类内特征的统计.各位根据出现次数最多的特征作为该位特征,从而产生 b 位公认特征 $i^0 i^1 \dots i^{b-1}$.若存在多个特征的数量相同,取其中特征值最大的特征为该位特征(下阶跃极小点 > 上阶跃极大点 > 凹包过零点 > 凸包过零点).然后从本次合并到该类的所有类中心中选择一个和公认特征 M_c 的相关系数最大的抽样点作为合并类

的聚类中心,参加下一轮聚类.

$$M_{c_i} = \{l^{(j)} \dots l^{(b-1)} \mid NB_{l^{(j)},k} > NB_{l^{(j)},i}, (l \in [0, b-1], j \neq k, j \in [0, 2]) \Rightarrow l' = k\}, c_i \in C \quad (7)$$

$$\exists x \in Z_{c_i}, \forall y \in Z_{c_j}, \text{且 } y \neq x, \text{有 } R(x, M_{c_i}) > R(y, M_{c_j}) \Rightarrow c_i = x$$

(5) 持续第 3、4 步过程,直至最后一个类被检测完为止.

(6) 使 $T = T - T_{step}$,重复第 2 步,直至 T 降低到小信号相关系数阈值 T_{er2} ,或获得指定的聚类数量为止.

1.3 FCAWSA 算法步骤

基于以上理论基础,提出基于小波特征抽取和模拟退火的多光谱遥感图象快速聚类算法,该算法通过非线性扩展波段^[2],来增加小波特征数.

(1) 输入参数

沿水平和垂直方向的抽样间距 $Step_x, Step_y$, 原遥感图象波段数 b , 列数 m , 行数 n

小波变换的阶数 $Scale$

参加聚类比较细节分量的阶数 $Scale_2$ (即取 $Scale - Scale_2 \sim Scale$ 阶细节分量)

(2) 由于多光谱数据波段数较少(如 TM 图象仅 7 个波段),不利于小波变换提取足够多的特征点,使聚类数受到限制.删去受噪声干扰比较大的波段后,进行适当的二阶相关或非线性相关变换产生附加波段,从而产生更多的小波特征,使聚类数上升.多光谱扩频方法如下(B_i 为第 i 波段像素值):

① 使用自相关 ($\{B_i^2\}_{i=1}^b$) 或互相关函数 ($\{B_i B_j\}_{i,j=1,i \neq j}^b$) 产生二阶相关波段.

② 使用非线性函数:平方根 ($\{\sqrt{B_i}\}_{i=1}^b$) 或对数函数 ($\{\log B_i\}_{i=1}^b$) 产生非线性相关波段.

③ 根据由 ① 和 ② 产生的波段和原始波段数据 ($\{B_i\}_{i=1}^b$) 组合成一组拥有 $(b^2 + 7b)/2$ 波段的遥感数据,然后对新产生的遥感数据进行聚类处理.

(3) 运用带通小波滤波器对所有样本进行 $scale$ 阶小波变换.在各细节分量上寻找突变点的位置,并在相应位置上分别标记凸包过零点、凹包过零点、上阶跃极值点、下阶跃极值点的值为 1, 2, 3, 4.

(4) 按 $step_x \times step_y$ 抽样间距在空间方向对样本均匀抽样,产生 N_s 个抽样点.

(5) 对抽样数据的 $Scale - Scale_2 \sim Scale_2$ 阶细节分量进行模拟退火聚类,产生 N_c 个全局最优聚类中心.

(6) 全部样本根据第 5 步产生的聚类中心进行聚类.每个像素 $s \in [0, m \times n - 1]$ 聚到与其相关系数最大的类中心所在的类 $C_i, i \in [0, N_c - 1]$.

$$C_i = \{s \mid R(s, c_i) < R(s, c_j), s \in [0, m \times n - 1], i \neq j, j \in [0, N_c - 1]\}, i \in [0, N_c - 1]$$

1.4 算法特点

(1) 模拟退火算法能找到全局最优聚类中心,其能将由于样本顺序造成的分类偏差影响减到最低.在每个温度(相关系数阈值)上,都对聚类中心进行合理调整,从而保证聚类的准确性.

(2) 在聚类过程中,大量相似程度高的抽样点被聚在一起,使参加聚类比较的中心数急剧减少,而且只对新汇聚的类重新确定聚类中心,因此随着算法的进行,聚类速度不断加快.本算法只统计每个信息位上各小波特征的个数,并将其作为类的特性,选取最佳像素作为聚类中心以参加下一轮聚类判断,解决了空间复杂度问题.

(3) 对混合像元比重比较大的遥感数据,取部分较高阶的细节分量进行聚类,可减少由于过多细节造成的聚类困难,以一定的模糊性取得比较理想的聚类结果,即根据多尺度特性实现由细到粗的精确分类.由于突变点位置的匹配速度很快,聚类时间并不随参考细节分量的增多而明显增大.

(4) 扩频方法表面上扩大了数据处理的复杂度,但却加快了聚类速度,又提高了聚类精度.

2 实验结果

选取密西西比河 TM 遥感图象(图 3(a)), $512 \times 512, 8\text{bit}$ 进行 FCAWSA 算法分析.首先从 TM 遥感数据中删去受大气影响比较大的第 6 波段,用其余的 6 个波段二阶相关和非线性相关扩展为 39 个波段,其中原始数据:1~6 波段,二阶自相关函数:7~12 波段,二阶互相关函数:13~27 波段,平方根函数:28~33 波段,对数函数:34~39 波段.以下讨论参数的选择对聚类效果的影响,分类图象以白色表示分类结果,取 T_{start} 为 0.95.

若只取原来的 6 个波段,通过 2 阶小波分解,只能产生 4 类,由于特征少,造成类收敛很快,但由于第 1 次迭代时,过多的类被吸收,使类内调整相当耗时;扩频后的 39 个波段遥感数据(见表 1) ($T_{er1} = 0.8, T_{er2} = 0.6$),聚类结果产生 22 类(图 3(b)~图 3(h)),可以看出:类 1 是河堤和湿地,类 2 是滩涂,

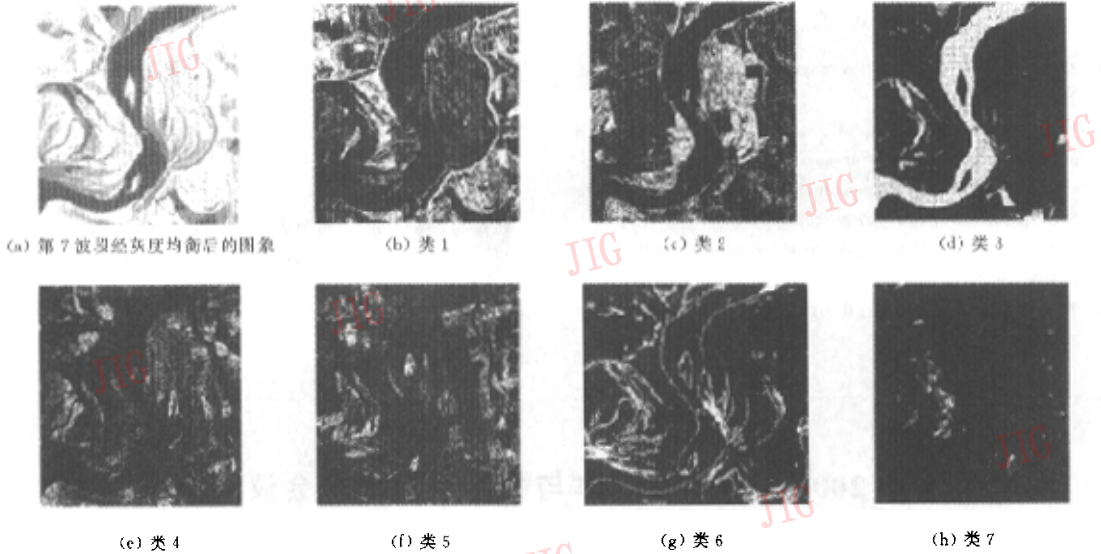


图 3 扩频后 39 个波段 FCWAMA 聚类结果

(3×3 抽样, Scale=Scale₂=5, T_{cr1}=0.8, T_{cr2}=0.6, T_{signal}=0.1, T_{sep}=0.01, 22 类中选前 7 个主要信号)

类 3 是水道,类 4 是部分草地和小岛.表 1 表明,二阶相关扩频(7~27 波段)提供了更多的类别信息,但非线性相关扩频(28~39 波段)使分类结果趋于稳定.

表 1 扩展频段数比较

(3×3 抽样, Scale=Scale₂=5, T_{signal}=0.1, T_{sep}=0.01)

波段数	T _{cr1}	T _{cr2}	聚类数	时间(s)
8(scale=2)	0.8	0.8	4	115
12	0.7	0.7	49	7
27	0.7	0.7	64	17
33	0.7	0.7	41	38
39	0.7	0.7	36	39
39	0.8	0.6	22	40

表 2 表明,在 T_{cr1} 确定的情况下,降低 T_{cr2} 大大减少了小信号的数量,使得聚类结果既能保证主要信号的准确性,又使小信号能够综合体现.若用 K-means 分割 22 类,平均迭代一次用时 60s,因此这种根据遥感对象光谱曲线特征聚类的方法,在参数选择上比一般聚类算法(如 K-means)更灵活,且分类快速准确.

表 2 小信号相关系数阈值 T_{cr1} 比较

(波段数 b=39, 3×3 抽样, T_{cr1}=0.8, Scale=Scale₂=5,

T_{signal}=0.1, T_{sep}=0.01)

T _{cr2}	聚类数	时间(s)
0.8	110	39
0.7	40	39
0.6	22	40

3 结 论

本文提出的快速聚类算法,通过对多光谱的二阶相关和非线性相关的扩频处理,增大了谱向数据和特征点的数量;对空间样本数据均匀采样后进行聚类,提高了聚类速度;对谱向数据进行带通小波变换,提取特征点(包括极值点和过零点)的位置,根据聚类中心之间的特征点位置的异同产生相关系数,避免了一般聚类算法求欧氏距离造成的时间开销,使聚类速度加快;根据信号强弱设定不同的相关系数阈值,既保证总体的聚类精度,又使弱信号得以充分体现;模拟退火技术保证了获取全局最优聚类中心,同时通过降低聚类规模,大大提高了聚类速度;类内评价最优代表作为聚类中心,保证了类特性的持续性和强壮性;解决了 K-means 聚类的参数选择问题.因此基于小波特征抽取和模拟退火的多光谱遥感图象快速聚类算法有较好的应用前景.

但该算法也存在以下不足:若降温幅度较大,则抽样样本的排列次序将明显影响聚类结果;抽样方式决定聚类样本是否具有代表性,同时也决定着聚类的速度.因此模拟退火聚类算法还有待于进一步深入的研究.

参考文献

- 1 朱述龙,张占睦. 遥感图象获取与分析[M]. 北京:科学技术出版社,2000:162~165.
- 2 Hsuan Ren,Chen l Chang. A generalized orthogonal subspace projection approach to unsupervised multispectral image classification[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing[J]. 2000,38(6):2515~2528.
- 3 杨正远,郑建宏. 小波在图象边缘检测中的应用[J]. 重庆邮电学院学报,1997,9(1):5~9.
- 4 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京:科学出版社,2000:146~157.



王朝晖 1970年生,硕士.研究领域为
图象压缩与编码、人工智能、多媒体通讯.

周佩玲 1943年生,教授,从事模糊理
论、神经网络、智能信息处理、复杂系统等
方面的研究.

2003 全国数字媒体与数字城市学术会议

征 文 通 知

2003年全国数字媒体与数字城市学术会议定于2003年5月24~26日在武汉大学召开,由中国地理信息系统协会、中国图象图形学会虚拟现实专委会及中国测绘学会摄影测量与遥感专委会主办,武汉大学城建学院、遥感信息工程学院、测绘遥感信息工程国家重点实验室联合承办.会议将以“图象图形、3S及各种工程数字化设计的理论、应用及发展”,开发广泛的交流和讨论,会议将特邀国内外著名学者和专家就此领域的最新动态和热点问题作专题讲演和报告,欢迎从事科研、教学、工程、开发及推广应用的广大地理信息、图象图形工作者积极投稿.

一、征文范围

影像处理	智能虚拟环境	GPS 理论及应用	数字水利
影像分析	图象图形理论及应用	数字化城市规划	数字电力
图象图形识别与理解	多媒体数据库及多媒体信息	数字化建筑设计	人工智能及专家系统
计算机仿真	遥感图象理论及应用	城市规划与建筑设计的新技术	互联网及网络技术
计算机可视化	GIS 理论及应用	数字管网	数据管理技术
虚拟现实及虚拟技术			

二、征文要求及有关事项

- 1. 稿件应反映图象图形、3S及各工程数字化设计的理论、技术或应用成果,并未在其他会议及国内外公开刊物上发表过.
- 2. 经会议程序委员会评审录用的论文将在《武汉大学学报》(信息版 No. 3)和《工科版 No. 3》及《测绘信息与工程》No. 3、No. 4等核心期刊上正式发表,部分文章将进入EI检索.

3. 文稿请按 Word 格式排版,接受电子投稿和正式投稿(附光盘).

4. 重要日期:

征文截止日期:2003年2月20日;录用通知日期:2003年3月1日

5. 来稿请寄:

(1)tshang@public.wh.hb.cn(电子版)

(2)武汉市东湖南路6号 武汉大学城建学院 尚涛,孙宇宁,詹平(打印文稿,附光盘,一式三份,注明:2003全国数字媒体与数字城市学术会议)

三、产品展示

会议期间将举办3S及图象图形产品展示会、新产品发布会和专题报告会.欢迎有关厂家、公司报名参展.请参展单位来函来人联系.

参展报名截止日期:2003年5月1日

联系人:尚涛 武汉市东湖南路8号武汉大学城市建设学院

电话:(027)67803312,67802147 传真:(027)67803062,67802147

邮编:430072 E-mail:tshang@public.wh.hb.cn