

基于小波变换的卫星遥感图像融合与分割^①

杨晓蕊 葛广英 朱荣华 徐蒙蒙 张玉苗 张广世

(聊城大学 物理科学与信息学院, 山东 聊城 252059)

摘要 近年来针对卫星云图的分析成为研究人员进行天气预报及判断大气走势的重要途径。卫星云图本身是包含着众多数据的数据源之一,是探测地表-大气系统的可靠依据。本文利用卫星云图的云层信息和水汽图的水汽信息,采用小波变换的方式对二者图像进行融合处理,使得一幅图像中既包含云层信息也包含水汽信息,并且在融合之后的基础上进行图像分割,实现云层、陆地、海洋的分离,便于下一步对特征提取的研究。

关键词 遥感图像;小波变换;图像融合;图像分割

中图分类号 TP273+.5

文献标识码 A

一幅卫星遥感图像包含着各种事物信息,如果只想获取某种事物的信息,就涉及到图像分割技术。如果单纯的将图像分割技术应用到遥感图像中,容易导致分割边缘的混迭、部分信息的缺失,所以在图像分割的基础上先进行图像融合,充分利用图像融合的优点,尽可能的使最后的分割效果不产生数据的缺失和边缘的混迭。目前应用于遥感图像融合的方法主要分为三大类:数据级图像融合;特征级图像融合;决策级图像融合。数据级图像融合是更高层次图像融合的基础,是目前图像融合技术研究的重点,能够在不丢失原有数据的基础上突出细节信息,其中该方法又分为三大类:简单的图像融合;基于塔型分解的图像融合;基于小波变换的图像融合。当前大气观测界主要利用卫星遥感图像,判断大气变化及预测大气走势,其中卫星云图和水汽图以覆盖面广、分辨率高等特点,弥补了海洋,山区等非常规地区探测的不足,但是在实际应用中,水汽图常处于尴尬的局面:容易被忽略、导致相关信息的缺失,所以为减少人类普遍重卫星云图轻水汽图的偏见,先采用图像融合技术,使得一幅图像中既包含云层信息也包含水汽信息,再在融合的基础上进行图像分割。然而图像融合和图像分割是两个相对棘手的问题,针对图像融合技术,若选用的融合方法不同,融合效果就不同;在融合后的图像上选用的分割方法不同,最终的实验效果也不同。目前针对卫星遥感图像的融合和分割没有统一的算法,由于小波变换具有多分辨率特性,融合效果更加符合人类的视觉感受,故本文采用小波变换的方法对红外云图和水汽图进行图像融合,选取较好的融合图像,再利用K-means方法对融合后的图像进行分割,最终得到较好的分割图像,有利于下一步云图的边缘特征、纹理特征提取等^[1],为实现云图的自动识别奠定基础。

1 卫星云图

气象卫星携带着各种大气遥感探测仪,以不同的空间位置对地表-大气系统进行监测和拍摄。气象卫星能够接收和测量地球-大气系统的电磁辐射,然后依据波段的不同,将其分为卫星云图和卫星水汽图,其中卫星云图又分为可见光云图和红外云图。

可见光云图:卫星探测仪通过可见光谱段,探测云体对于太阳辐射的反射和散射(其中起主要作用的是反射),然后通过地面的接收装置和显像装置还原图像,且还原后的图像分辨率较高。可见光云图上物体

① 收稿日期:2017-11-21

基金项目:中央引导地方科技发展专项资金计划资助

通讯作者:葛广英,男,汉族,博士,教授,研究方向:数字图像处理、模式识别和智能系统,E-mail:gyy@lcu.edu.cn.

的色调取决于物体反射太阳辐射的强度,灰度取决于地表或云顶的反射率,白色表示反照率大,黑色表示反照率小;可见光云图还可以反映云层的厚度,相对较厚的云层反射率比较大,较薄的云层反射率比较小^[2]. 由于可见光云图主要利用的是对太阳的反射,这种云图只能在昼间得到,夜晚无法获取,局限性比较大,所以可见光云图一般用于探测各种植被、水体等,通常与红外云图合在一起分析.

红外云图:卫星红外探测仪通过红外辐射通道利用红外波段探测地表,反映地表和云顶的温度. 云层辐射强度主要与温度有关,最白的地方表示最冷,最黑的地方表示最暖,所以高度越高的云层温度越低,在图像上色调越白,而高度相对较低的云层温度相对较高,在图像上色调越暗,如图 1 所示. 研究人员可以通过云图的黑白差异,判断出云顶的高度. 由于红外探测可以昼夜进行,所以红外云图比可见光云图提供的信息更广泛.

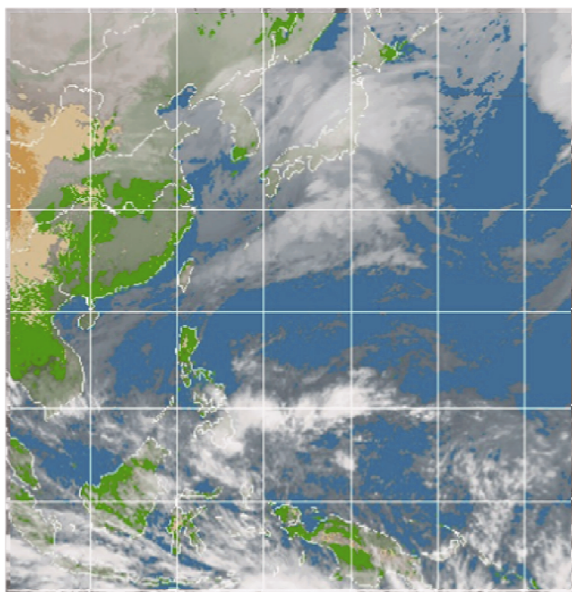


图 1 红外云图

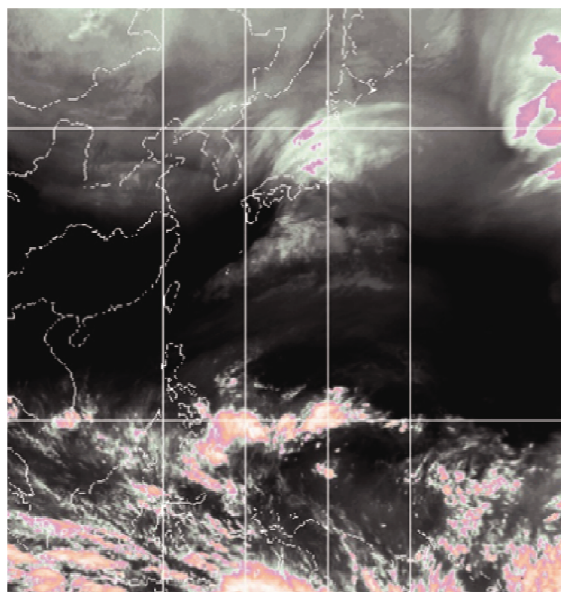


图 2 水汽图

水汽图:卫星利用水汽吸收谱段,接收地球-大气系统水汽的辐射,反映位于不同发射层的水汽特征. 水汽图主要反映的是大气上层的水汽分布,所以在水汽图中一般看不到中低云,通常与红外云图合在一起分析. 大气中水汽含量越少,卫星接收到的辐射越多,水汽含量越多,卫星接收的辐射越少,在图像上仍表现为温度特征,如图 2 所示. 水汽图上灰度主要是取决于水汽辐射发射层的温度,水汽越多,辐射越小,色调越白;水汽越少,辐射越大,色调越暗.

2 小波变换

2.1 小波函数的原理

小波变换和傅里叶变换一样,是一种基于伸缩平移方法的数学变换方式,特别之处在于变换核-小波函数^[3]. 小波函数是母小波经过平移伸缩得到的一系列的函数,但是并不是所有的函数都可以用来做母小波,必须满足限定条件. 其中主要涉及到两个参数:尺度因子和平移因子,其中尺度因子决定伸缩的程度,平移因子决定平移的程度^[4].

2.1.1 连续小波变换. 在 $L^2(R)$ 空间下对函数 $f(t)$ 在母小波下进行伸缩平移,假设 a, b 分别是尺度因子和平移因子(尺度因子决定支撑长度,用来减少截断误差对信号重建精度的影响),二者的取值是连续的,则成为连续小波变换^[5].

函数 $f(t)$ 的连续小波变换

$$w_f(a, b) = \langle f, \phi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (1)$$

$$f(t) = \frac{1}{c_\phi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} w_f(a, b) \phi_{a,b} \frac{da db}{a^2} (a \neq 0, f(t) \in L^2(R)). \quad (2)$$

二维小波变换,由于图像处理主要针对的是二维图像,需要把一维小波变换推广到二维空间上.

$$wf(a, b_x, b_y) = \iint f(x, y) \overline{\mathcal{O}_{a, b_x, b_y}(x, y)} dx dy, \quad (3)$$

其中 b_x, b_y 表示两个方向上的平移.

二维小波逆变换

$$f(x, y) = \frac{1}{c_{\phi}} \iiint wf(a, b_x, b_y) \overline{\mathcal{O}_{a, b_x, b_y}(x, y)} db_x db_y \frac{da}{a^3},$$

其中 $\overline{\mathcal{O}_{a, b_x, b_y}(x, y)} = \frac{1}{|a|} \mathcal{O}\left(\frac{x-b_x}{a}, \frac{y-b_y}{a}\right)$.

连续小波变换的参数 a, b 是连续变化的,若想获取某个函数的小波变换,必须对参数 a, b 进行一定程度上的离散化,于是在此程度上提出了离散小波变换.

2.1.2 离散小波变换. 由于连续小波变换的连续性,增加了冗余度,为小波变换增加了很多的计算量,使得运算效率降低. 为了能够减少运算量提高效率,提出了离散小波变换. 离散小波变换与连续小波变换的不同之处在于:对离散因子、平移因子离散化(在图像处理中,常使用 2 的整数幂次进行划分)^[6]

$$\mathcal{O}_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \mathcal{O}(a_0^{-m}t - nb_0), a_0 > 1, b_0 > 1. \quad (5)$$

正变换:一幅 $N * N$ 的图像先进行滤波,再作二分之一的抽取,把得到的水平方向的低频子带放在左边,高频子带放在右边;然后再进行列滤波,垂直方向的低频子带放上边,高频子带放下边,这样得到的小波变换是由 4 个 $\frac{N}{2} * \frac{N}{2}$ 的子图构成,图像小波分解的正变换可依据其变换方式进行扩展.

逆变换:在每一层都通过对每一列的左边插入一列零来增频,得到采样前的 4 个阵列,然后用重构滤波器对各行进行卷积,再成对的把这几个矩阵加起来,然后再在每一行上插入一列零,使得矩阵恢复成原来的 $N * N$, 然后用重构滤波器对其进行卷积,其和就是重建的结果. 如图 3 所示,小波变换正过程与逆过程.

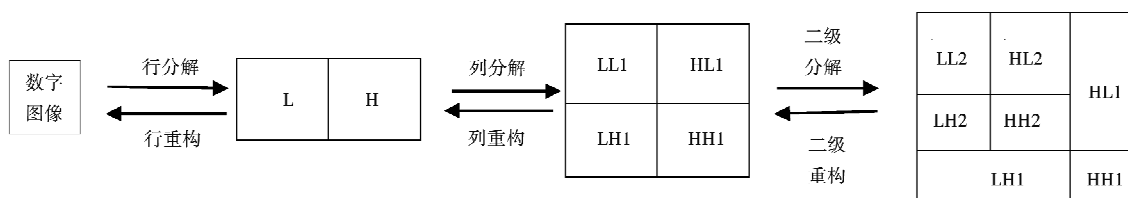


图 3 小波变换正过程与逆过程

离散小波变换公式:

$$A_{2^{j+1}}^0(m, n) = \sum_{x, y} A_{2^j}^0(x, y) h(x-2m) h(y-2n), \quad (6)$$

$$D_{2^{j+1}}^1(m, n) = \sum_{x, y} A_{2^j}^0(x, y) h(x-2m) g(y-2n), \quad (7)$$

$$D_{2^{j+1}}^2(m, n) = \sum_{x, y} A_{2^j}^0(x, y) g(x-2m) h(y-2n), \quad (8)$$

$$D_{2^{j+1}}^3(m, n) = \sum_{x, y} A_{2^j}^0(x, y) g(x-2m) g(y-2n). \quad (9)$$

3 Mallat-离散快速正交小波变换

离散快速正交小波变换是由 S. Mallat 和 Y. Meyer 提出的一种算法,从空间上形象说明小波函数的多分辨率特性,利用离散小波变换原理(即正变换与逆变换),对两幅或者多幅图像的分解与重构. 本文是采用的两幅图像,首先对这两幅即将进行融合的图像分别进行小波变换,得到其低频信息和高频信息,利用分解系数对分解后的图像进行融合,然后对其结果进行小波逆变换,实现图像的重构,最终实现两幅图像的融合^[7].

分解与合成的过程,如图 4 所示.

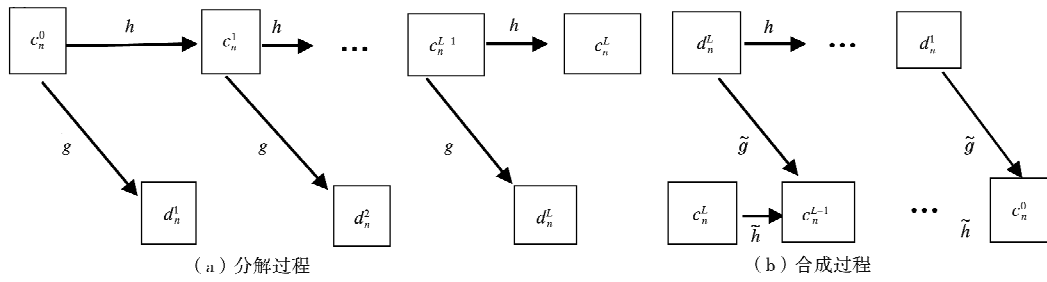


图 4 Mallat 算法过程图

分解滤波器(本文中抽样采取向下的箭头表示),如图 5 所示.

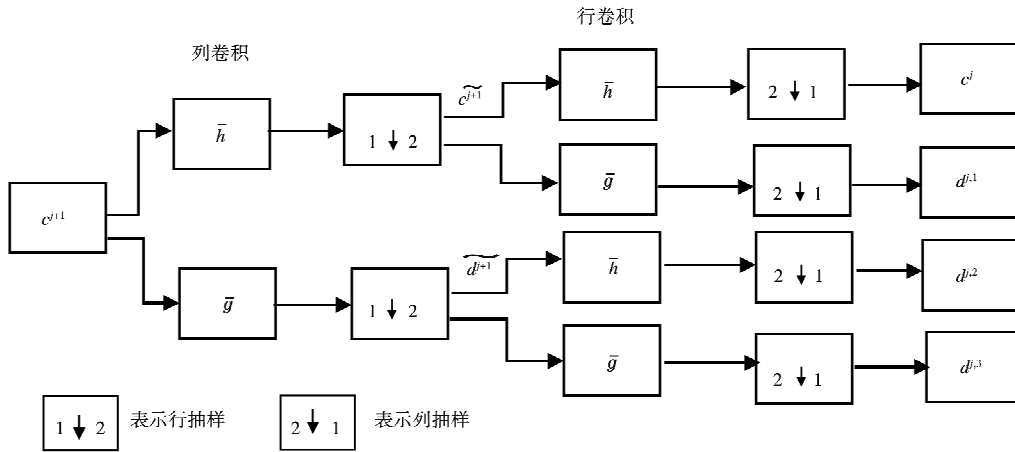


图 5 分解滤波器

分解公式

$$c_{k,m}^j = \sum_{l,n} \overline{h_{2k-l}} \overline{h_{2m-n}} c_{l,n}^{j+1}, \tag{10}$$

$$d_{k,m}^{j,1} = \sum_{l,n} \overline{h_{2k-l}} \overline{g_{2m-n}} c_{l,n}^{j+1}, \tag{11}$$

$$d_{k,m}^{j,2} = \sum_{l,n} \overline{g_{2k-l}} \overline{h_{2m-n}} c_{l,n}^{j+1}, \tag{12}$$

$$d_{k,m}^{j,3} = \sum_{l,n} \overline{g_{2k-l}} \overline{g_{2m-n}} c_{l,n}^{j+1}. \tag{13}$$

重构滤波器(本文中插值选用向上的箭头表示),如图 6 所示.

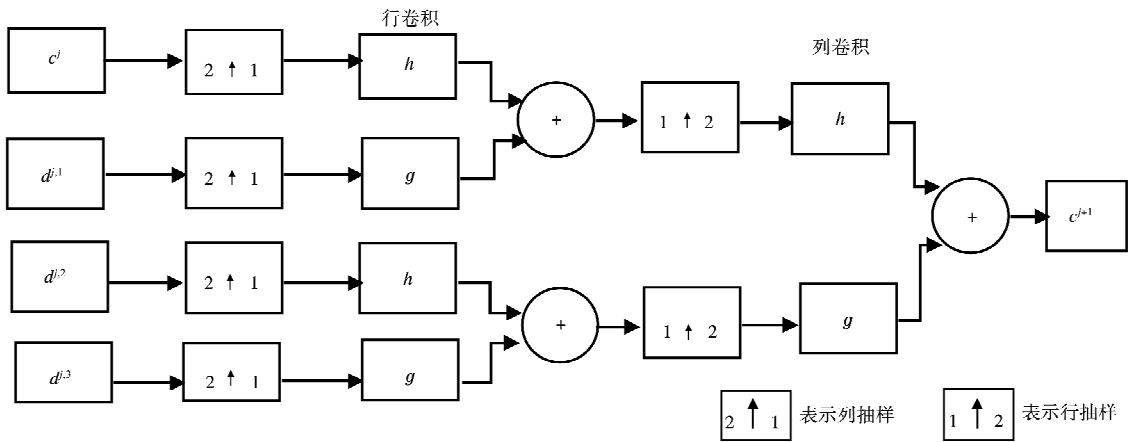


图 6 重构滤波器

重构公式

$$c_{k,m}^{j+1} = \sum_{l,n} h_{k-2l} h_{m-2n} c_{l,n}^j + \sum_{l,n} h_{k-2l} g_{m-2n} d_{l,n}^{j,1} + \sum_{l,n} g_{k-2l} h_{m-2n} d_{l,n}^{j,2} + \sum_{l,n} g_{k-2l} g_{m-2n} d_{l,n}^{j,3}. \tag{14}$$

4 图像融合

单纯的将小波变换应用到图像融合中,常常会引起边缘的混迭,不能充分体现图像的特征,为了能够解决这种问题,图像融合技术逐渐发展起来,利用多种数据的互补性,克服目标信息处理的不完整性等问题,使最终的数据能够更准确,因此在理论研究和实际应用中都得到广泛的应用.水汽图中包含着大量水汽信息,但是过去对于水汽图利用不充分,常常被忽略.在卫星云图和水汽图的识别中,云图的低频部分比水汽图低频部分重要,但是云图的高频部分与水汽图的高频部分同等重要,若不考虑水汽图,就会使得高频部分数据信息不完善^[8].地球-大气系统的水汽图是决定大气运动规律的关键性因素,也是作为一个重要的数据分析来源,不容忽略^[9].目前广泛用于图像处理的小波函数主要是双正交紧支撑(Bior)或正交紧支撑(Db)的小波函数.正交紧支撑的小波函数由于系数不对称,会引起非均匀相位,所以一般选用的是双正交紧支撑的小波函数,便于边界处理,减少边缘的混迭.

采用离散小波变换中的离散快速小波变换 Mallat 算法对水汽图与红外云图进行分解与重构,从而获得融合图像.

融合过程如图 7 所示.

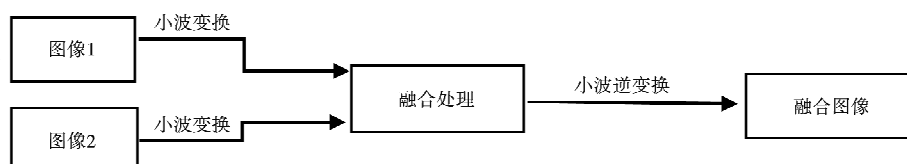


图 7 融合过程图

融合步骤:(1) 对两幅原图像进行小波分解,分别得到分解后的低频和高频小波系数;(2) 对分解后的图像进行融合处理,系数选取的不同,融合效果不同;(3) 对融合后的图像进行小波逆变换得到最终的融合图像.

对于低频子带融合常用的规则

$$L_N^F(x, y) = \alpha_1 L_N^A(x, y) + \alpha_2 L_N^B(x, y), \quad (15)$$

其中 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$.

对于高频子带融合常用的规则^[10]

$$H_L^F(x, y) = \begin{cases} H_L^A(x, y), & |H_L^A(x, y)| \geq |H_L^B(x, y)|, \\ H_L^B(x, y), & |H_L^B(x, y)| > |H_L^A(x, y)|. \end{cases} \quad (16)$$

融合配准:主要利用 Matlab 函数库中的 wavedec2 函数进行分解、waverec2 函数进行重构,低频子带选取融合加权值分别为 0.5、0.5,高频子带选取最大模值的融合方法,在其基础上采用两种不同的母小波 Haar 和 Sym4 小波来进行对比.

低频部分主要程序实现

```
hecheng(1;s1(1,1)*s1(1,2))=c1(1;s1(1,1)*s1(1,2))/2+c2(1;s1(1,1)*s1(1,2))/2.
```

高频部分主要程序实现

```
MM1=c1(s1(1,1)*s1(1,2)+1:length);MM2=c2(s1(1,1)*s1(1,2)+1:length);
mm=(abs(MM1)>abs(MM2)).
```

4.1 母小波-Haar 函数

Haar 小波函数是一种正交函数系,是相对较简单的一种小波,对于一维离散采样信号,小波函数可以完成差分运算,即给出观测结果的均值和差值^[11].

Haar 小波变换的步骤如图 8 所示.

(1) 输入信号 S_n , 其中包含个 2^n 样本值.

(2) 将信号分为 $a = S_{n,2l}, b = S_{n,2l+1} (l=0, 1, \dots, 2^n-1)$, 一共 2^{n-1} 对, 然后对每对进行变换, 获得均值和差值.

$$S_{n-1,l} = \frac{S_{n,2l+1} + S_{n,2l}}{2}, \quad (17)$$

$$d_{n-1,l} = S_{n,2l+1} - S_{n,2l} \quad (18)$$

(3) 对 S_{n-1} 实施同样的变换,求均值 S_{n-2} , d_{n-2} .

(4) 重复上述过程,直到 S_0 中只有一个元素 $S_{0,0}$ 为止.

分解过程示意图如图 8,重构示意图如图 9.

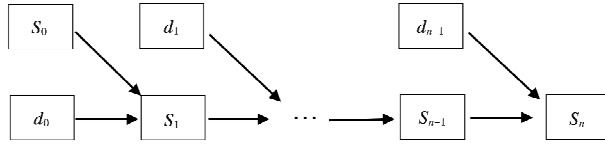


图 9 Haar 小波重构示意图

采用母小波为 Haar 小波函数的融合效果图如图 10 所示.

4.2 母小波-SymN 函数

Symlets 小波(简称 SymN, $N = 2, 3, \dots, 8$)是在 Daubechies 小波(一种具备完全重建性的镜像滤波器)的基础上进行了改进. Daubechies 小波一阶形式与 Haar 相同,高阶没有明确的表达形式,但转换函数 $m_0(w)$ 模的平方有明确地表达形式. SymN 小波是将转换函数 $m_0(w)$ 引入到 N 阶 Daubechies 小波上^[12].

$$p(y) = \sum_0^{N-1} c_k^{N+k-1} y^k, |m_0(w)|^2 = \left(\cos^2\left(\frac{w}{2}\right)\right)^N p\left(\sin\frac{w}{2}\right), \quad (19)$$

其中 $m_0(w) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ikw}$. 考虑到 $|m_0(w)|^2$ 是关于 w 的函数, w 关于 $z = e^{ikw}$ 的函数

$$w = u(z) / \overline{u(z)}. \quad (20)$$

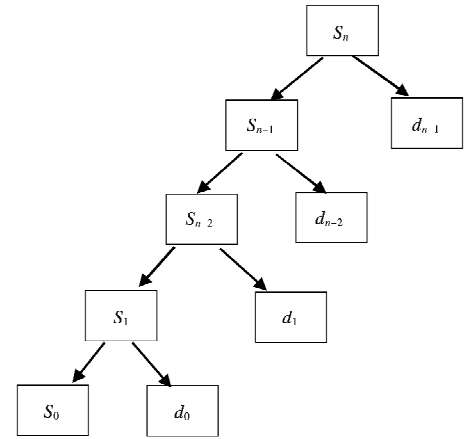


图 8 Haar 小波分解示意图

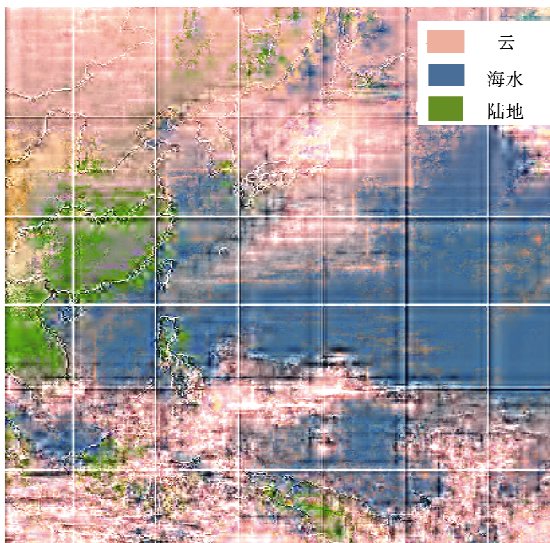


图 10 融合效果(母小波选用 Haar 小波)

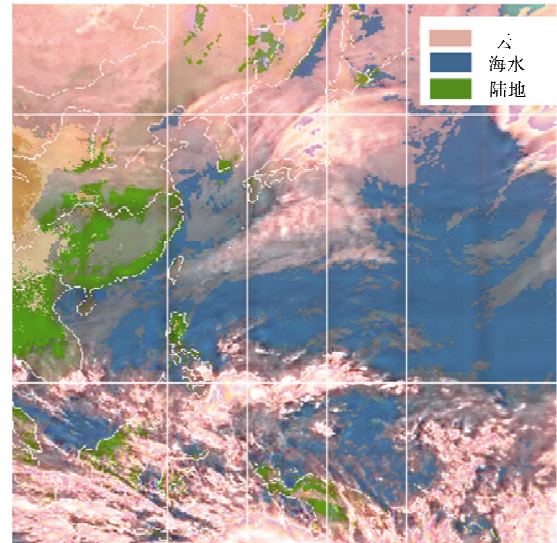


图 11 融合效果(母小波选用 Sym4 小波)

当 $|w|$ 不等于 1 时,有成对的根出现: $1/z_1$ 和 z_1 , 通过选择 u , 使得所有的根都严格小于 1, 此时的 u 是最小相位滤波器. 选取除此之外的 u , 就可以得到对称性良好的滤波器, 即 Symlets 小波, 可以大大减小重构时的相移. 当阶数增加时, 其正则性越好, 但是并不是随着阶数的增加, 正则性越大. 图像处理中普遍使用 Sym4 小波, 正则性相对来说最佳, 故选取 Sym4 作为母小波, 对图像进行融合处理, 图 11 为融合后的效果图.

4.3 实验效果比较

通过与未融合前的云图比较, 从峰值信噪比和信息熵角度来看: 由表 1 看出, 选用 Sym4 小波的峰值信噪比为 30.200 4, 信息熵为 6.361 2, 均方误差为 62.092 3; 选用 Haar 小波的峰值信噪比为 29.174 7, 信息熵为 6.624 1, 均方误差为 78.633 3. 峰值信噪比

表 1 两幅图像质量评价指标

数据来源	峰值信噪比(PSNR)	信息熵	均方误差(MSE)
图 10(Haar)	29.174 7	6.624 1	78.633 3
图 11(Sym4)	30.200 4	6.361 2	62.092 3

越大,说明失真程度越小、图像质量越好;信息熵越大,说明混乱的程度越大,不确定性越大;均方误差越小,图像质量越好,所以 Sym4 小波融合效果相对更好.

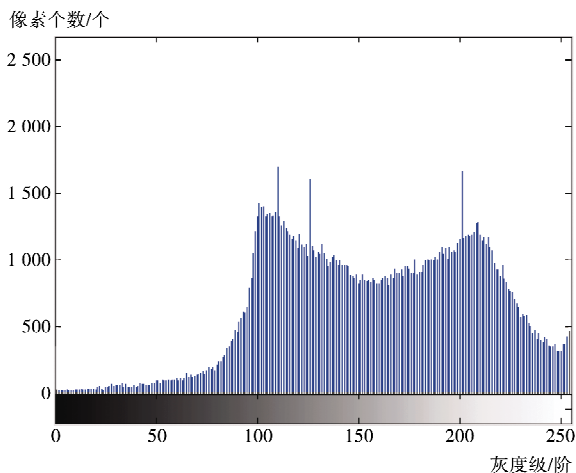


图 12 母小波选用 Haar 小波的灰度直方图

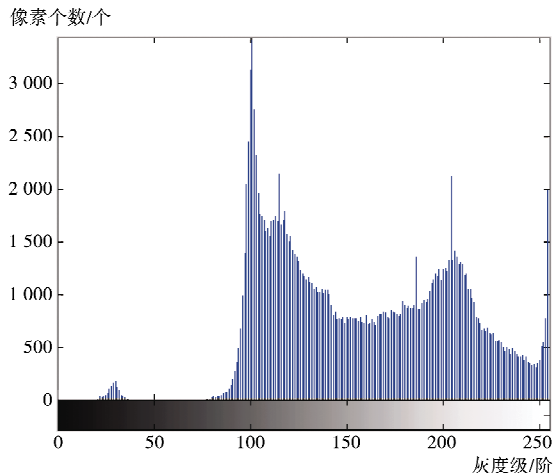


图 13 母小波选用 Sym4 小波的灰度直方图

从灰度直方图来看:图 12 相比图 13,高频部分有一定的损失,使得图像看起来不清晰.由于 Haar 小波不是连续可微的,增加了重构时相移,计算量相对来说较大,应用比较有限;Sym4 小波对称性好,使得重构时的相移大大减少,减少了计算量.综上故选取 Sym4 小波融合的效果图像作为分割的原始图像.

5 图像分割

5.1 算法原理

K-means 算法是典型的基于距离的聚类分割算法,采用距离作为相似性的评价标准.即为两个对象的距离越近,它们的相似度越大.K-均值聚类算法可以总结为:首先随机从数据集中选取 k 个点作为初始聚类中心,利用欧式距离函数,计算各个样本到聚类中心的距离,把样本归到离它最近的聚类中心所在的类,计算新形成的每个聚类的数据对象的平均值来得到新的聚类中心,如果相邻两次的聚类中心没有任何变化,说明样本调整结束,聚类准则函数已经收敛,若发生了变化,说明不正确,就需要进行调整,在所有的样本调整完毕后,再修改聚类中心,进行下一次的迭代,直到相邻两次聚类中心不再发生变化,则算法结束^[13].

算法终止条件:(1) 没有新的样本数据点被重新分配;(2) 所有的聚类中心点的值不再发生变化或变化量非常小可忽略;(3) 所有的样本数据点到它所属的聚类中心的距离之和为最小值.

聚类算法公式:选定某种距离作为数据样本间的相似性的度量,其中常用的是欧式距离公式为

$$d_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{1k} - x_{2k})^2}. \quad (21)$$

(1) 两个 n 维向量 $\mathbf{a}(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1n})$ 与 $\mathbf{b}(X_{21}, X_{22}, \dots, X_{2n})$ 间的欧氏距离,距离越小,样本 X_{1k} 和 X_{2k} 越相似,差异度越小;距离越大,样本 X_{1k} 和 X_{2k} 越不相似,差异度越大.

误差平方和准则函数:给定数据集 X ,假设 X 包含 k 个聚类子集, X_1, X_2, \dots, X_k ; 各个聚类子集中的样本数量分别为 n_1, n_2, \dots, n_k ; 各个聚类子集的均值代表点(即聚类中心)也分别为 m_1, m_2, \dots, m_k .

(2) 误差平方和准则函数公式为

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in x_i} \|p - m\|^2. \quad (22)$$

相似度计算根据一个类中对象的平均值来进行.将所有对象随机分配到 k 个非空的类中,计算每个类的平均值,用该平均值代表相应的类,根据每个对象与各个类中心的距离,分配给最近的类,然后再去计算每个类的平均值,直到这个过程不断重复满足其准则才停止^[14].

5.2 算法特点

K 均值聚类算法对于迭代次数的选取是非常敏感的,选取的数值太小会导致分割不出来,选取的数值太大会导致图像接近于灰度图像.该算法适用于连续性的数据,不适用于单个点的数据或者离散型的数据,同时也不适用于含有大量符号属性的样本空间^[15].选取适当的迭代次数,才能得到较好的实验效果.

5.3 分割效果



图 14 分割出的海



图 15 分割出的陆地

图 14、图 15、图 16 分别是分割出来的海、陆地、云。根据 k 均值聚类算法,利用 Matlab 函数库中的 Kmeans 算法,对 Sym4 小波融合后的图像进行分割。其中主要涉及到 kmeans (double(dat), C_Segment, 'Distance', 'city', 'emptyaction', 'singleton', 'start', 'sample') 中的参数 C_Segment, 选取迭代次数为 3, 意味着重复聚类 3 次, 分割为 3 部分。由于海、陆地、云这三部分融合之后颜色差异大, 云呈现粉红色、海呈现蓝色、陆地呈现绿色, K 均值聚类算法利用该种特征, 聚为三类并进行分割, 成功实现海、陆地、云这三部分完整的分割, 并且分割出的三者边缘没有混迭, 分割效果较好。

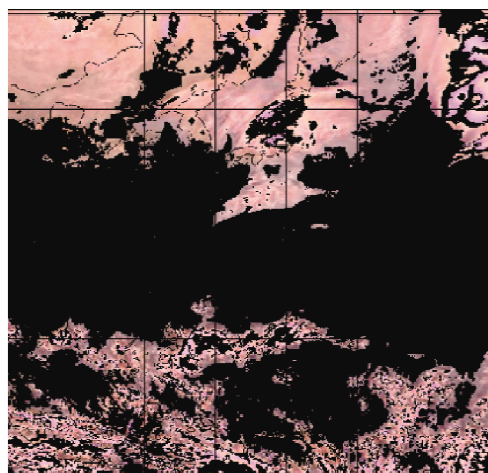


图 16 分割出的云

6 总结

本文采用的是专业图像处理软件 MATLAB 编写而成, 先是对图像的格式进行转化, 然后利用小波函数进行分解、重构, 从而进行图像融合; 对于两种母小波的选取进行对比, 选取融合效果较好的图像, 然后利用基于距离的分割算法 K-means 聚类算法进行分割, 将其完整的分割出三部分, 并且边界实现了无重叠, 实验效果较好, 有利于下一步遥感云图的边缘特征、纹理特征提取等, 为云图的自动识别奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] 董腾, 秦腾飞, 张如如, 等. 基于机器视觉的水果分拣系统[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2017, 30(1): 93-96.
- [2] 余远东. 气象卫星遥感云图和水汽图的图像处理及强云团识别[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007.
- [3] 陈虹, 江振治, 胡海彦, 等. 基于小波变换的遥感影像融合技术发展现状[J]. 通报, 2012(7): 47-49.
- [4] 孙廷奎. 小波变换与图像, 图形处理技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [5] 倪林. 小波变换与图像处理[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2010.
- [6] 孙岩. 基于小波变换的遥感图像融合技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [7] 梁肖. 小波变换在遥感数字图像处理中的作用[J]. 测绘与空间地理信息, 2005, 28(4): 64-65.
- [8] 王文杰, 唐婷, 朱重光, 等. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(11): 1130-1135.
- [9] 王海晖, 彭嘉雄, 吴巍. 基于小波变换的遥感图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(9): 932-937.
- [10] 范文. 基于小波变换的图像融合技术研究[D]. 开封: 河南大学, 2010.
- [11] 费佩燕, 刘曙光. 几种常见小波的应用性能分析[C]. // 中国电子学会第七届学术年会论文集, 2001.
- [12] 查显杰, 傅容珊, 戴志阳, 等. 小波基函数选择对 SAR 干涉去噪的影响[J]. 遥感信息, 2008(2): 17-20.
- [13] 李苏梅, 韩国强. 基于 K-均值聚类算法的图像区域分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(16): 163-167.

- [14] 刘玉洁. 改进的 K 均值聚类算法彩色图像分割的研究[J]. 工业控制计算机, 2012, 25(4): 76-77.
 [15] 李翠, 冯冬青. 基于改进 K-均值聚类的图像分割算法研究[J]. 郑州大学学报(理学版), 2011, 43(1): 109-113.

Remote Sensing Image Processing of Meteorological Satellite

YANG Xiao-rui GE Guang-ying ZHU Rong-hua XU Meng-meng
 ZHANG Yu-miao ZHANG Guang-shi

(School of Physics Science and Information Technology, Liaocheng University, Liaocheng 252059, China)

Abstract In recent years, the analysis of satellite cloud imagery has become an important way for researchers to predict the weather and judge the trend of the atmosphere. Satellite cloud imagery is one of the data sources that contains numerous data, and it is a reliable basis for detecting the surface-atmosphere system. In this paper, the fusion of the two images was made by using cloud information from the satellite cloud imagery, the water vapor information from the water vapor imagery, and the method of the wavelet transforming. Then could an image contain both cloud layer information and water vapor information. And the image segmentation based on the fusion could achieve the separation of clouds, land, and sea which will be helpful to the next study of feature extraction.

Key words remote sensing image; wavelet transform; image fusion; image segmentation

(上接第 12 页)

IMDD-UMFC System Performance Improvement based on Non-uniform Quantization ADC/DAC

YU Jia-sheng¹ BI Mei-hua^{1,2} ZHUO Xian-hao¹ HUANG Tian-cheng²

(1. School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, 310018 Hangzhou, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Optical Communication Systems and Networks, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, 200240 China)

Abstract In this paper, we proposes a new scheme for improving the error vector magnitude (EVM) and bit error rate (BER) performance in intensity modulated/direct detection (IM/DD) universal filtering multi-carrier (UMFC) systems. As for our scheme, a non-uniform quantization DAC is used for quantization error (SQNR). Through simulation, the feasibility of this scheme is verified in a 10-Gb/s, 16-QAM modulated UMFC system (4- and 5-bit DACs with a fiber transmission distance of 20 km). Simulation results show that, compared with the uniform quantization method, our scheme can greatly improve the system performance. With the same system performance, the required bit-bit resolution based on the signal distribution quantization method is one bit less than the uniform quantization method.

Key words O-UMFC; Non-uniform quantization; SQNR; ADC/DAC