

文章编号:1001-9014(2004)05-0345-04

基于多特征多分辨率融合的高光谱图像分类

张钧萍, 张 晔

(哈尔滨工业大学 信息工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 由于数据维数高, 利用高光谱数据对地物进行分类, 常规方法难以获得令人满意的结果. 在基于小波多分辨率融合方法进行特征图像的提取过程中, 提出了利用多个空间特征所构成的特征矢量确定多分辨率融合权值的算法. 有效地降低了原始图像的数据维并获得了用于后续分类的特征图像. 对 AVIRIS 数据进行的实验表明, 利用新方法提取的特征进行分类, 获得了高于传统方法确定融合权值的结果.

关键词: 图像分类; 高光谱图像; 多分辨率融合; 特征提取
中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

HYPERSPECTRAL IMAGE CLASSIFICATION BASED ON MULTIPLE FEATURES DURING MULTIREOLUTION FUSION

ZHANG Jun-Ping, ZHANG Ye

(Department of Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Because of the high data dimensionality of hyperspectral data, conventional methods are difficult to obtain satisfied results in the study of hyperspectral classification for materials on the ground. In the process of feature images extraction based on wavelet multiresolution fusion, a new method, which uses a feature vector consisting of multiple spacious salient features to determine fusion weights, was presented. The algorithm can effectively reduce the hyperspectral data dimensionality and obtain the feature images for the successive classification. The experiments on AVIRIS data show that classification accuracy by using the new method is higher than that of using the conventional methods in determining weights.

Key words: image classification; hyperspectral image; multiresolution fusion; feature extraction

引言

高光谱图像光谱覆盖范围从可见光到近红外, 具有光谱分辨率高、波段连续性强等特点, 可以揭示单一波段或者多波段图像所不能反映的地物信息. 但是高光谱数据的高数据维使其具有一些不同于传统的三维数据空间的特殊性质^[1], 导致利用常规方法进行高光谱图像的数据处理和分类遇到一定困难. 已证明监督分类要求的训练样本数是数据维的函数^[2]. 另一方面, 高光谱图像的谱间相关性要强于空间相关性^[3], 因此根据上述特点, 减小数据维、融合有效信息对于高光谱图像分析是必要的, 也是可能的.

利用传统的主成分变换或者颜色空间变换的方

法进行特征提取容易造成有用细节信息的丢失, 且运算效率较低. 因此 Jia 和 Zhang 等先后提出分段主成分变换^[4]和自适应子空间分解方法^[5], 有效地提取分类特征, 同时使运算效率显著提高. 对高光谱图像进行特征提取和融合, 本质上就是一个数据维减小的过程. Jimenez 等利用投影法作为减小数据维的预处理算法^[6]; Benediktsson 等利用意见一致性理论对多源数据和模拟的 HIRIS 高光谱图像进行分类研究, 并对专家权值的选择进行了讨论和试验^[7]; Zhang 等在自适应子空间分解的基础上, 提出基于局部信息熵的多分辨率小波融合方法进行特征图像的提取^[8]; Wilson 等人提出的基于对比敏感度的特征选择准则的高光谱图像融合算法^[9], 克服了数据量大给数据处理造成的困难, 使细节信息得以保留.

收稿日期: 2003-11-03, 修回日期: 2004-05-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60272073, 60302019)

作者简介: 张钧萍(1970-), 女, 黑龙江哈尔滨人, 哈尔滨工业大学信息工程系副教授, 博士, 主要从事图象处理和信息融合等研究.

Received date: 2003-11-03, revised date: 2004-05-18

但是,通常的多分辨率融合算法在进行融合时一般仅依据一个特征,而单一的特征作为准则有一定的局限性.为此,本文提出一种基于多个特征的多分辨率融合算法,是在文献[8]基础上的一种改进.该算法在确定融合权值时同时利用了多个特征,使融合信息更丰富,进而为后续分类提供了更为有效的特征图像.为验证方法的有效性,最后对 AVIRIS 数据进行了融合分类实验.

1 高光谱图像多特征多分辨率融合算法

预处理阶段需要对高光谱图像进行自适应子空间分解^[5],分解的示意图如图 1.

本文基于多特征多分辨率融合的方法对分解后具有不同波段数的子空间进行特征图像提取,主要包括 4 步:对各子空间内的谱段进行小波分解,然后在不同的分辨率上进行多个特征的联合提取,在此基础上确定子空间内融合图像的权值,最后利用小波反变换进行融合图像的重建.图 2 为高光谱图像小波分解及融合示意图.

1.1 基于小波变换的多分辨率分解

图像小波分解是通过小波变换把一幅原始图像分解成低频近似图像和细节图像之和.实际应用中,它是通过用信号处理中的正交镜像滤波器组 $h(n)$ 和 $g(n)$ 来等效实现的.这里, $h(n)$ 具有低通滤波特性, $g(n)$ 具有高通滤波特性,二者之间的关系为:

$$g(n) = (-1)^{1-n}h(1-n) \quad (1)$$

高光谱图像的一个谱段代表相应波长下的一个二维信号.利用小波变换进行分解时不同的信息分别反映在不同分辨率下的近似和细节图像上.对一幅图像 $S_0 = f(x, y)$,小波分解可以认为是二维函数分别沿着行和列进行的一维函数分解的组合.经过 J 层分解,图像被分解成一幅近似图像 S_j 和 $3J$ 幅细节图像 $[(D_{k,j})_{1 \leq k \leq 3, 1 \leq j \leq J}]$,这里 k 表示方向特性,分别代表水平、垂直、对角方向.在一个具有 L 维(L 幅图像)的子空间中,第 l ($l = 1, 2, \dots, L$) 幅高光谱图像表示为:

$$[S_j^l, (D_{k,j}^l)_{1 \leq k \leq 3, 1 \leq j \leq J}]_{1 \leq l \leq L} \quad (3)$$

这样在一个子空间中高光谱图像的小波分解如



图 1 整个数据空间和子空间
Fig. 1 The full data space and subspace

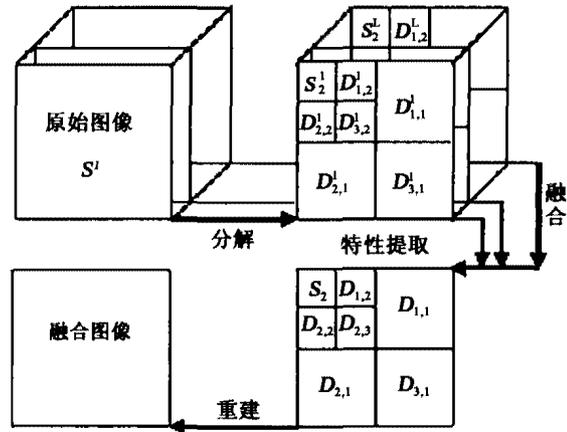


图 2 高光谱图像小波分解及融合
Fig. 2 Wavelet decomposition and fusion for hyperspectral images

图 2 中上半部分所示.

1.2 多特征的联合提取

融合过程中提取的特征将影响到融合图像的权值,是融合的关键技术之一.对不同分辨率下的小波分解子图像进行特征提取时,选择的特征应使融合图像携带信息多、各类别之间易于区分.由于整个图像的全局统计特性与局部特性往往是有差异的,而且不同地物的细节特征也常常出现在高光谱图像不同谱段的不同区域上,因此从有效细节信息提取这个角度出发,我们定义了局部区域上的特征,以充分保留图像在空间中的局部信息.根据提取的不同特征,对应图像中的不同区域各波段采用的融合权值不同,要根据区域自适应地进行调整.

以下分别定义了从子图像中提取的多个特征,局部窗口大小为 $W = M \times N$,对应于第 j 层,第 l 个波段的小波分解图像.为表示方便起见,在各定义式中分解的层数 j 被省略了.

(1) 局部方差

方差代表图像中像元的灰度值与均值的偏离程度,是图像信息大小的一种度量.图像的方差越大,其所包含的信息也就越丰富.因此在窗口 $M \times N$ 内定义了第 l 个波段的局部方差 σ_l^2 为

$$\sigma_l^2 = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f_l(x, y) - \bar{f}_l]^2 \quad (3)$$

式中, $f_l(x, y)$ 为第 l 个波段、 (x, y) 位置处的像素灰度值, \bar{f}_l 为窗口内的像素灰度均值.

(2) 局部信息熵

信息熵是衡量信息量多少的又一种表示方法,用来表征信源的总体信息测度,据此定义了局部信

息熵特征. 窗口 W ($= M \times N$) 内的局部信息熵 LIE (Local Information Entropy) 为:

$$LIE_l = - \sum_{i \in W} p_l(i) \log_2 p_l(i) \quad (4)$$

式(4)中 $p_l(i)$ 表示第 l 幅图像的局部窗口内出现像素灰度值为 i 的概率.

(3) 局部能量

能量作为特征, 表示信息的丰富程度. 在分解的子图像上计算 $M \times N$ 窗口内信号的局部能量

$$E_l = \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N |F_l(u, v)|^2 \quad (5)$$

其中, $|F_l(u, v)|$ 是子空间内第 l 幅图像第 j 层上的局部近似或细节图像的 Fourier 变换的模.

(4) 局部梯度

局部平均梯度可以敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力. 梯度的计算公式为:

$$g_l = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2} \quad (6)$$

式中, $\Delta I_x = f_l(x+1, y) - f_l(x, y)$

$$\Delta I_y = f_l(x, y+1) - f_l(x, y)$$

一般来说, g_l 越大, 表明图像的对比度越大, 显示的图像就越清晰.

1.3 融合权值的确定

多个特征联合提取后, 在每个子空间中, 求取同一窗口下的近似或细节子图像的各个特征, 再根据不同的特征 σ_l 、 LIE_l 、 E_l 、 g_l , 确定其在每幅分解子图像的各自归一化特征值:

$$W_1^l = \frac{\sigma_l^2}{\sum_{n=1}^L \sigma_n^2}, \quad W_2^l = \frac{LIE_l}{\sum_{n=1}^L LIE_n}$$

$$W_3^l = \frac{E_l}{\sum_{n=1}^L E_n}, \quad W_4^l = \frac{g_l}{\sum_{n=1}^L g_n} \quad (7)$$

在一个窗口内, 如果局部归一化特征越大, 说明该区域越活跃, 包含信息越丰富, 加权值就应该越大.

然后将这几个归一化特征构成特征矢量, 表示为 $W^l = [W_1^l \ W_2^l \ W_3^l \ W_4^l]^T$, 然后根据式(8)确定子空间内每幅分解子图像的最终归一化融合权值.

$$W^l = KW^{l'} \quad (8)$$

其中 K 为加权系数矩阵.

1.4 特征图像融合与重建

高光谱图像的数据融合分别在局部近似和细节子图像上进行, 融合的子图像定义为子空间内 L 幅

近似图像 S_j^l 和细节图像 $D_{k,j}^l$ 的加权和. 对于局部窗口内的权值 W_j 、 $W_{k,j}$, 按式(8)计算.

$$S_j = \sum_{l=1}^L W_j^l \times S_j^l, \quad D_{k,j} = \sum_{l=1}^L W_{k,j}^l \times D_{k,j}^l \quad (9)$$

如果第 l 幅图像包含的信息越多, 权值就越大, 对最后融合图像的贡献就越大. 各个窗口对应的局部子图像的融合完成后, 即可获得在不同分辨率下的近似与细节融合图像. 一旦子空间中的 L 幅近似图像 S_j^l 和细节图像 $D_{k,j}^l$ 被融合成一幅近似图像 S_j 和细节图像 $D_{k,j}$, 重建就可以在融合的子图像上进行. 这样每个子空间内的多幅图像融合成了一幅图像, 融合后的每幅图像中包含了原多幅图像的有效信息. 然后将各个子空间的融合图像作为特征图像, 参与最终的分类.

2 基于融合特征的高光谱图像分类

由于高光谱图像的数据维较高, 因此分类前应进行预处理, 以获得较好的参数估计和有效的信息. 文中经过预处理、降维及特征提取后, 利用选定的样本训练分类器, 确定判别函数, 然后采用具有最小错分概率的最大似然法进行分类. 基于小波多分辨率融合的高光谱图像分类系统整体框图如图3所示.

经过融合后, 原始的高维数据集集中于少量的特征图像中. 将融合的光谱图像作为分类输入特征, L 个子空间即可获得 L 维光谱特征. 由于 L 已经远远小于原始高光谱数据的维数, 同时每个类别选用足够多的样本, 此时利用统计方法的分类已不再是小样本问题, 利用选定的样本能够获得较好的参数估计, 奇异矩阵的问题也可以避免.

3 实验结果

我们利用典型的 AVIRIS 超谱图像进行了实验. 原始图像取自 1992 年 6 月拍摄的美国印第安纳州西北部印第安遥感试验区的一部分. 该图像来源于 Purdue 大学遥感图像处理实验室. 去掉一些受噪声影响较大的波段, 从原始的 220 个波段中选取了

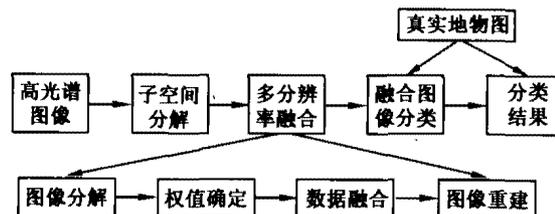


图3 基于小波多分辨率融合的高光谱图像分类系统
Fig. 3 Hyperspectral image classification system based on wavelet multiresolution fusion

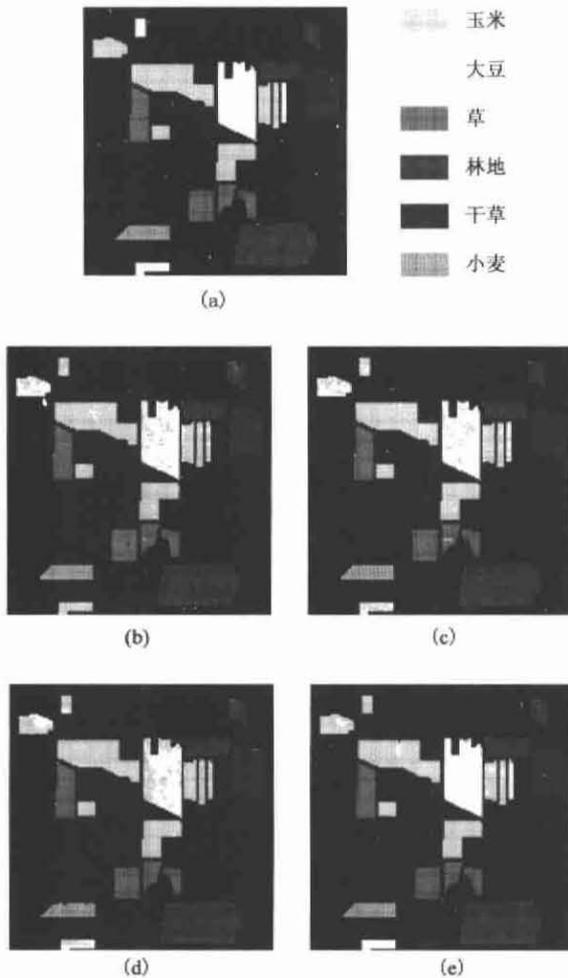


图4 真实地物图及不同方法的分类图, (a) 真实地物图, (b) FPCT, (c) SPCT, (d) 金字塔融合, (e) 新方法
Fig. 4 Ground truth and classification image based on different methods, (a) Ground truth, (b) FPCT, (c) SPCT, (d) the Pyramid merging, (e) new method

200 个波段作为研究对象. 每个波段图像的大小为 145×145 , 每个像素 16bits.

为了验证方法的有效性, 分别利用传统的几种方法包括全局主成分变换 (FPCT)、分段主成分变换 (SPCT)、金字塔融合以及本文提出的基于多个特征确定权值的多分辨率小波融合方法进行了实验. 此外对于小波融合方法也分别实验了提取不同特征来确定各子空间内融合的权值. 参考真实地物图, 本实验从中选择了六类地物: 玉米、大豆、草、林地、干草和小麦, 训练样本和检验样本的数目分别为 1031 和 5144. 当自适应子空间分解的阈值取 0.6, 将整个高光谱数据划分为 5 个子空间, 实验结果见表 1.

表 1 分类结果比较

Table 1 The comparison of classification results

不同方法	FPCT	SPCT	金字塔	新方法
分类精度	91.06%	92.65%	90.88%	96.25%

从表中可以看到, 基于小波多分辨率融合的方法有效地降低了高光谱图像的数据维, 并且获得了高于传统方法确定权值的分类结果, 不同方法及相应的真实地物图如图 4 所示.

4 结语

针对高光谱图像光谱数据维数高给直接利用传统方法对地物分类带来困难和分类精度较低的问题, 本文在自适应子空间分解的基础上, 提出利用多个特征构成的特征矢量确定融合权值的方法, 实验结果表明该方法能够有效提取特征图像, 获得高于传统方法的分类结果.

REFERENCES

- [1] Jimenez Luis O, Landgrebe David A. Supervised classification in high-dimensional space: geometrical, statistical, and asymptotical properties of multivariate data [J]. *IEEE Trans. on System, Man, Cybern.* 1998, **28**(1): 39—54.
- [2] Landgrebe David A. On the relationship between class definition precision and classification accuracy in hyperspectral analysis [C]. *IGARSS' 2000*: 147—149.
- [3] Harsanyi Joseph C, Chang Chein-I. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: an orthogonal subspace projection approach [J]. *IEEE Trans. on G. R. S.* 1994, **32**(4): 779—785.
- [4] Jia Xiu-Ping, Richards John A. Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification [J]. *IEEE Trans. On G. R. S.* 1999, **37**(1): 538—542.
- [5] Zhang Ye, Desai M D, Zhang Jun-Ping, et al. Adaptive subspace decomposition for hyperspectral data dimensionality reduction [C]. *ICIP99, Japan*, 326—329.
- [6] Jimenez Luis O, Morell A M, Creus Antonio. Classification of hyperdimensional data based on feature and decision fusion approaches using projection pursuit, majority voting, and neural networks [J]. *IEEE Trans. On G. R. S.*, 1999, **37**(3): 1360—1366.
- [7] Benediktsson J A, Kanellopoulos I. Classification of multi-source and hyperspectral data based on decision fusion [J]. *IEEE Trans. On G. R. S.*, 1999, **37**(3): 1367—1377.
- [8] Zhang Jun-Ping, Zhang Ye. Hyperspectral image multiresolution fusion based on local information entropy [J]. *Chinese Journal of Electronics.* 2002, **11**(2): 163—166.
- [9] Wilson Terry A, Rogers Steven K, Matthew Kabrisky. Perceptual-based image fusion for hyperspectral data [J]. *IEEE Trans. On G. R. S.*, 1998, **35**(4): 1007—1017.