

基于类对可分和灰色决策的高光谱波段选择方法

张海涛 王鹤桥 孟祥羽 武文波

(辽宁工程技术大学软件学院 葫芦岛 125105)

摘要 随着研究者对高光谱图像光谱信息的质量要求逐渐提高,其自身特点给图像信息的进一步提取带来了阻碍。现有单一波段选择方法不能完全顾及“信息量、相关性、类别可分性”3点准则,所得结果不可避免地受其他指标度量所约束。而利用灰色系统理论以小样本、贫信息、不确定性系统作为研究对象的属性,可以在将高光谱数据划分为子空间的基础上,进行灰色关联决策运算,从而克服了单指标度量的独立性与不相容性。因此,针对“确保类对可分”这日益高涨的需求,提出一种通过引入灰色关联决策对单一波段选择结果进行综合考量的波段选择方法。最后,通过实验与常见融合方法进行了对比。

关键词 波段选择,子空间划分,Bhattacharyya 距离,灰色关联决策

中图分类号 TP751 **文献标识码** A

Hyperspectral Band Selection Method Based on Conjugate Class Separability and Grey Decision

ZHANG Hai-tao WANG He-qiao MENG Xiang-yu WU Wen-bo

(Department of Software Engineering, Liaoning Engineering Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract As researchers' demand for the quality of the spectral information in hyperspectral images gradually increases, the characteristics of hyperspectral images impedes the further information extraction to the images. The existing single band selection method can not fully consider the criterias about "information content, correlativity, class separability", and the results are inevitably restricted by other index measurements. Using the quality of grey system theory and taking the small sample, small information and uncertainty system as research subjects can do the grey incidence decision on the basis of subspace partition, overcoming the independence and incompatibility of the single-index measure. Therefore, aiming at the growing demand about ensuring the separability of conjugate class, this paper put forward a band selection method which can synthetically consider the results of other single band selection methods with grey incidence decision. Finally, an experiment was made and it was compared with common fusion methods.

Keywords Band selection, Subspace partition, Bhattacharyya distance, Grey incidence decision

高光谱图像的数据量大、波段间相关性强、信息冗余多,这令研究者不得不进行“降维”操作。于是,“如何在保留重要信息的前提下,有效去数据冗余、提取出能代表高光谱图像感兴趣区域信息的波段组合”便成为了研究难点^[1,2]。

降维方法有两种:特征提取和特征选择^[2]。由于特征提取会改变图像原有的物理特性,因此本文采用特征选择方法中的波段选择方法。

波段选择的标准,大致可分为3类^[2]:

①信息量准则(即选取信息量最大波段组合):只在光谱分辨率较低或波段数较少时,才有较好效果;

②相关性准则(即选取相关性最小波段组合):利用相关系数,降维速度快,但会丢失图像特性;

③类别可分性准则(即选取类别可分性最大波段组合):但类别呈多模型混合分布时,效果不佳。

因此,OIF(Optimum Index Factor)指数^[3]、联合熵^[4]、波

段指数^[5]等方法并不能完全顾及三准则,所得结果不可避免地受其他“指标度量”所约束。

针对这个问题,很多学者提出了解决方法:

韩瑞梅、杨敏华对应“波段选择三准则”提出了将自适应波段选择、子空间划分、设定阈值结合起来的波段选择方法^[6],但阈值的设定要根据多次试验和经验而定,并没有客观的依据,使之成为了一个影响结果的不安定因素。

吴昊、李士进、林林、万定生提出了多策略结合的波段选择新方法^[7],这种方法同样从“三准则”方面进行考量,但针对文献^[6]中阈值设定的不稳定性而选择了不设置阈值,转而采用支持向量机和遗传算法相结合的搜索算法,结果也较文献^[6]方法更优,但是这种算法太过复杂、耗时,根本无法提高处理效率。

于绍慧、张玉钧、赵南京、肖雪、王欢博针对“三准则”提出了基于矩阵模式的波段选择方法^[8],该方法既不用设定阈值,

到稿日期:2013-08-01 返修日期:2013-10-27 本文受国家自然科学基金(61172144)资助。

张海涛(1974—),男,博士生,副教授,主要研究方向为图形图像处理;王鹤桥(1991—),女,硕士生,主要研究方向为高光谱遥感图像降维及压缩技术;孟祥羽(1987—),男,硕士生,主要研究方向为高光谱遥感图像降维及压缩技术;武文波(1957—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数字摄影测量技术与应用、遥感与地理信息系统集成以及专题地理信息系统。

也不采用复杂耗时的算法,而是从空间维信息量和光谱维相关性两方面综合考量,波段选择效果也进一步明显,但光谱维相关性度量仅采取计算较简便、效果未必最好的相关系数,必然对结果的最优性产生影响。

本文所引入的灰色系统理论,是以部分信息已知、部分信息未知的小样本、贫信息、不确定性系统为研究对象的;其分支——灰色关联决策理论,是对多指标问题作决策时的常用方法。因而可以设想先将庞大冗余的高光谱数据划分成一个一个的“信息贫乏、不确定”的小样本空间,进而运用灰色关联决策理论去解除众多指标度量对其的约束。

因此,结合以上方法的优缺点以及灰色系统理论在波段选择问题上得天独厚的优势,针对“地物类对可分”的需求,提出了对单一波段选择方法所得结果进行“灰色关联”决策的波段选择新方法。该方法进一步抑制了随机因素对结果的影响。

1 高光谱波段选择相关算法

本文针对感兴趣地物“类对”进行波段选择,使用如下算法:相关系数矩阵分块、基于互信息量的精确分组、波段指数、Bhattacharyya 距离、欧氏距离、混合距离、OIF 指数、标准差、离散系数等。

1.1 基于信息量的波段选择算法

1.1.1 相关系数矩阵及子空间划分

高光谱影像的子空间划分往往需要先得出各个波段间的相关系数,使其组成具有可视化成块特点的相关系数矩阵,从而根据相邻波段相关系数的大小,将波段初步划分为若干个子空间^[9]。

计算任意两波段间相关系数的公式如下:

$$R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (V_{ik} - \bar{V}_i)(V_{jk} - \bar{V}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (V_{ik} - \bar{V}_i)^2 \sum_{k=1}^n (V_{jk} - \bar{V}_j)^2}} \quad (1)$$

其中, V_i 和 V_j 是任意 2 个构造好的波段光谱向量, \bar{V}_i 和 \bar{V}_j 分别是 V_i 、 V_j 的均值矢量; V_{ik} 表示第 i 波段的第 k 个像素; n 为某波段的像素总数。

1.1.2 基于互信息量的波段分组方法

分组方法在遥感影像分类中已有研究, Gu Yanfeng 等^[10]根据波段相关系数矩阵将全部波段划分为若干连续子空间以达到分组目的。本文在求得“成块”相关系数矩阵的基础上,计算互信息量^[7]来衡量波段的相关性,从而精确波段分组。

互信息量的计算方法^[11]如下:

波段 A 和 B 用向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_I]$ 和向量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_I]$ 表示, x_i 和 y_i 分别为波段 A 、 B 的第 i 个像素灰度值。波段 A 和 B 的互信息量为:

$$I(A, B) = -\sum_{i=1}^I p(x_i) \log_2 p(x_i) - \sum_{i=1}^I p(y_i) \log_2 p(y_i) + \sum_{i=1}^I \sum_{i=1}^I p(x_i, y_i) \log_2 p(x_i, y_i) \quad (2)$$

其中, $p(x_i)$ 和 $p(y_i)$ 分别为灰度值 x_i 、 y_i 在波段 A 、 B 中出现的概率, $p(x_i, y_i)$ 为联合概率。

在式(1)的基础上,利用已求得互信息量,对特殊区域计算局部极小值,以便精确分组。

1.1.3 波段指数

通过计算每个子空间中各波段的指数,可以确定每个子

空间中信息量最大的波段。

第 i 波段的指数通过下式计算^[5]:

$$I_i = \frac{\delta_i}{(R_{i-1,i} + R_{i+1,i})/2} \quad (3)$$

其中, δ_i 为第 i 波段的标准差; $R_{i-1,i}$ 和 $R_{i+1,i}$ 是第 i 波段与其前后两波段的相关系数。

指数数值越大,表明波段包含的信息量越大。

1.2 基于类间可分性的波段选择算法

因为高光谱数据具有连续光谱特性,所以波段选择要从空间维和光谱维两方面特性来考虑。

1.2.1 空间维度量——Bhattacharyya 距离

首先,从高光谱数据具有的“空间维特性”研究各波段、地物类别间的可分性。度量包括离散度、Bhattacharyya 距离(简称 B 距离)和 J—M 距离等。

Bhattacharyya 距离^[12],能够同时兼顾一次统计变量和二次统计变量,因此在测度高光谱多维空间两类统计距离时,该距离为最佳测度。可表示为:

$$D_{ij} = \frac{1}{8} (\mu_i - \mu_j)^T \left(\frac{\sum_i + \sum_j}{2} \right)^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\sum_i + \sum_j}{(|\sum_i| |\sum_j|)^{\frac{1}{2}}} \right] \quad (4)$$

若任意地物类对(即 2 类地物)在任意三波段组合上所求得的 B 距离最大,该波段组合便为区分这两类地物的最佳结果。

1.2.2 光谱维度量——混合距离及欧氏距离

高光谱数据不仅具有空间维特性,还有重要的光谱维特性。以下 2 种模型可应用于波段选择^[12]。

①混合距离

$$D_{ij} = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}| \quad (5)$$

其中, x_{ik} 、 x_{jk} 分别为 i 、 j 类地物在 k 波段上的光谱值, p 为波段组合的波段数(默认为 3)。

混合距离越大,两类对的可分性越大。

②欧氏距离

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (6)$$

其中,各参数与混合距离一致。欧氏距离越近,两种地物的性质便越相近。

因此,计算任意地物类对在任意 3 波段组合中的统计距离,取数值最大的组合作为区分该地物类对的最佳结果。

以上的度量都仅考虑了高光谱数据的空间维和光谱维的类间可分性,没有考虑波段的相关性等其他特性,所以才需要在选出候选波段组合后,通过灰色决策理论对结果进行优中择优。

1.3 波段选择的常用基本参数

1.3.1 标准差

设高光谱第 k 波段含像元 $M \times N$ 个,其像元灰度值为 $a_{m,n}^k$ 、像元平均灰度值为 a^{-k} , $m = (1, \dots, M)$, $n = (1, \dots, N)$; 则该波段的标准差^[12]为:

$$s_k = \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (a_{m,n}^k - a^{-k})^2 / (M \times N)} \quad (7)$$

1.3.2 离散系数

离散系数(简称 CV)又称变异系数^[8],是衡量数据离散

程度的相对指标,消除了因平均值不同而产生的对两组数据变异程度比较的影响。其公式为:

$$c_k = s_k / a^{-k} \quad (8)$$

其中, c_k 的值越大,第 k 波段影像所含信息量越大。

1.3.3 OIF 指数因子

高光谱数据波段间标准差越大,信息量越丰富;相关系数越小,波段信息冗余度越小。根据以上原理,Nilanchal Patel 等人^[3]提出一种组合波段的选优方法,即最佳指数因子(Optimum Index Factor,简称 OIF)。

N 个波段组合中的 OIF 指数计算公式如下:

$$OIF = \sum_{i=1}^n S_i / \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n |R_{ij}| \quad (9)$$

其中, S_i 为第 i 个波段的标准差, R_{ij} 表示第 i 波段与第 j 波段间的相关系数,波段数 n 一般取 3。

OIF 指数越大,相应组合波段的信息量越大。

2 灰色系统和灰色关联决策理论

2.1 灰色系统

灰色系统理论由邓聚龙教授于 1982 年创立,以部分信息已知、部分信息未知的小样本、贫信息、不确定性系统为研究对象^[13-15],通过对部分信息的生成和开发,提取有价值的信息。经过多年发展,该理论已基本建立起结构体系。其包括灰色数学、灰色关联分析、灰色建模、灰色预测、灰色决策等^[15]。

2.2 灰色关联决策

灰色关联决策,是对多指标问题作决策时的常用方法。近年相关研究成果不断涌现^[16-18]:文献[17]引入灰色关联决策的概念以及灰色关联度等若干种关联度的公式,奠定了灰色关联决策方法的理论基础;文献[16]提出最大关联度、最小关联度以及综合关联度的概念;文献[18]提出了基于粗糙集和灰色关联度的综合性特征选择方法。

2.2.1 基本思想

灰色关联决策是以灰色系统理论为基础的数学方法,利用灰色关联度对各方案的标准化效果评价向量进行度量,给出方案的优劣排序,找出最优方案。

基本思想^[16]:依据问题的背景,找出理想最优方案对应的效果评价向量,由问题中各方案的效果评价向量与理想最优方案的效果评价向量之间灰色关联度的大小来确定最优方案及其优劣排序。

2.2.2 灰色关联分析方法

①确定分析序列

设多指标决策域(即方案域)集合为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$,各方案评价指标集合为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 。记方案 A_i 对评价指标 S_j 的属性值为 X_{ij} ($i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$)。

②确定参考数列

一般情况下,指标分为“效益型”(数值越大越好)和“成本型”(数值越小越好)^[19]两种。

确定每个指标的最优值后,将它们按顺序纳入参考数列 $A_{0j} = \{S_{01}, S_{02}, \dots, S_{0n}\}$ 。

③决策矩阵的构建(无量纲化处理)

在评价前,为了消除指标量纲的不同所带来的不可公度性,要进行无量纲化处理^[17]。公式为:

$$X'_{ij} = X_{ij} / X_{0j} \quad (10)$$

其中, $i=(0, 1, \dots, m), j=(1, 2, \dots, n)$ 。

得到相应的无量纲矩阵:

$$X'_{0j} = [1, 1, \dots, 1] \quad (11)$$

$$X'_{ij} = [X'_{i1}, X'_{i2}, \dots, X'_{in}]$$

此时,称含有相对最佳决策方案的增广型矩阵 $X = [X'_{0j}, X'_{ij}]$ 为方案集合 A 对指标 S 的决策矩阵。

④计算关联系数

根据灰色系统理论,定义比较数列 A_j 对参考数列 A_{0j} 在指标 S_j 上的关联系数^[19]为:

$$\xi_i(j) = \frac{\min_j |x_0(j) - x_i(j)| + \rho \times \max_i \max_j |x_0(j) - x_i(j)|}{|x_0(j) - x_i(j)| + \rho \times \max_i \max_j |x_0(j) - x_i(j)|} \quad (12)$$

其中, ρ 为分辨系数,用来提高关联系数之间的差异显著性,一般在 0~1 之间取值,通常取 0.5。

⑤计算总关联度

为便于从整体比较,将关联系数集中为一个数值,记为总关联度 γ_i ,其计算公式^[19]为:

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \xi_i(j) \quad (13)$$

γ_i 值越大,第 i 个决策的综合考量越好。

2.3 灰色关联决策与传统聚类算法

聚类在高光谱图像无监督分类中有着广泛的应用。波段间的聚类就是把聚类从空间维的像素之间转移到光谱维的波段之间,从而使得相近的波段聚成一类,在不同的类别中选择出有代表性波段^[20]。即“先考量、再聚类”。

文献[20]以聚类为基本工具,利用不同簇间在各个特征上的差异定义的区分度作为特征可分性判据,然后按可分性判据的大小进行特征重要性排序,最后根据重要性的变化规律选取特征子集。

而本文的灰色关联决策方法,是先划分子空间并从中选取代表性波段,再综合光谱维和空间维来考量。即“先划分、再考量”。

3 最佳波段选择算法

Step 1 计算图像波段的相关系数矩阵,依据矩阵具有的可视化分块特点大致确定矩阵划分的子空间数目以及范围,以便下一步精确分组。

Step 2 利用 Step 1 中的粗略分组的子空间,通过求解各相邻波段间的互信息量确定精确的子空间划分位置。以互信息量局部极小值的波段作为分组的边界,从而得到精确划分的子空间。

Step 3 分别求出 Step 2 中得到的各子空间内各波段的波段指数,并从每个子空间选择数值最大的 1 个波段作为该子空间的代表候选波段。

Step 4 选定某两类地物,将 Step 3 得出的所有候选波段进行随机 3 波段组合,并对组合求 B 距离及欧氏距离。将数值排序,取两个指标相应最大者的合集作为区分类对的最佳候选组合集。

Step 5 将 Step 4 得到的候选组合集纳入灰色关联决策集合 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 。选取 $S = \{\text{相关系数}(S_1), \text{OIF 指数}(S_2), \text{标准差}(S_3), \text{混合距离}(S_4), \text{离散系数}(S_5)\}$ 作为指标集合。

计算每个决策 A_i 对应指标 $S_j (j=1, \dots, 5)$ 的值, 将结果作为 A_i 在目标 S 下的“比较数列 A_{ij} ”;

选取 A_{0j} 每个指标列中的最优值(其中作为“成本型指标”的 S_1 取最小值、“效益型指标” $S_2 - S_5$ 取最大值^[19]), 将结果作为“参考数列 A_{0j} ”;

进行无量纲化处理, 处理公式为式(10);

根据式(12), 求每个方案在 5 个指标下的关联系数 $\xi_i(j)$; 为便于整体比较, 根据式(13)求出每个方案在 5 个指标下的总关联度 γ_i ;

最后, 对总关联度排序, 确定最佳波段组合。

波段选择过程如图 1 所示。

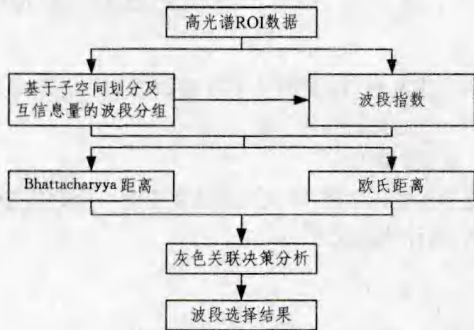


图 1 最佳波段选择算法流程

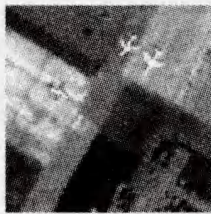


图 2 第 10 波段灰度图像

4 实验与分析

4.1 实验数据描述

本文选用美国圣地亚哥海军基地机场的 AVIRIS 高光谱影像, 共 224 个波段, 大小为 400×400 像素, 预处理后保留 189 个有效波段。只截取包含感兴趣地物(飞机及屋顶)区域的 100×100 像素的图像。图 2 为第 10 波段灰度影像。

4.2 实验 1 过程

(1) 求相关系数矩阵, 图 3 为其可视化形式, 通过观察色彩变化以确定子空间划分数目, 大致划分为 7 个子块, 临界波段大体上为 $8 \sim 11, 22 \sim 26, 63 \sim 65, 95 \sim 98, 134 \sim 136, 137 \sim 140$ 。

进行精确划分。图 4 为相邻波段互信息量图, 依据已得的临界波段范围求各子空间的局部极小值以确定分组位置。得到 7 个子空间: $1 \sim 10, 11 \sim 24, 25 \sim 63, 64 \sim 96, 97 \sim 135, 136 \sim 137, 138 \sim 189$ 。归一化的互信息量见表 1。

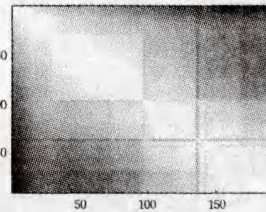


图 3 相关系数矩阵灰度图

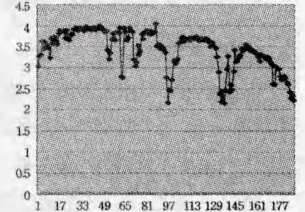


图 4 相邻波段互信息

表 1 子空间划分及局部极小值点互信息量

级别	1	2	3	4	5	6	7
波段范围	1~10	11~24	25~63	64~96	97~135	136~137	138~189
互信息量		1.2372	1.3947	1.0562	0.82949	0.82394	0.83454

(2) 分组完成后, 根据式(3)提取各个子空间波段指数最大的波段, 见表 2。

表 2 各子空间波段指数最大波段

子空间	1	2	3	4	5	6	7
最大波段	10	15	27	96	127	136	151
波段指数值	1521.3081	1562.216	1536.5346	1158.2873	1231.2657	1180.5244	1341.2315

(3) 选择飞机和跑道作为实验的地物“类对”, 将(2)得出的候选波段进行随机 3 波段组合, 分别对组合求 B 距离及欧

氏距离, 将数值排序, 分别取每个指标最大前三的组合作为结果, 见表 3。

表 3 特定类对间可分性度量“ B 距离”和“欧氏距离”数值

类对	空间维最大前三			光谱维最大前三		
	波段组合	B 距离	欧氏距离	波段组合	B 距离	欧氏距离
飞机/屋顶	10, 15, 27	11.828	0.50406	10, 15, 27	5841.3	5766.8
	15, 27, 96	1.1332	0.96768	15, 27, 96	5766.8	5763.5
	10, 15, 96	0.99379	0.96637	10, 15, 96	5766.8	5763.5
	10, 27, 96	0.99379	0.96637	10, 27, 96	5766.8	5763.5

(4) 将(3)中所得结果一并纳入灰色关联决策集合 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$; 确定“比较数列 A_{ij} ”与“参考数列 A_{0j} ”; 对 A_{ij} 和 A_{0j} 进行无量纲化处理, 结果见表 4; 求关联系数及总关联度 γ_i , 见表 5; 最后, 通过对总关联度的排序, 确定有利于“类对可分”的最佳波段组合, 即(10, 15, 96)。

表 4 数据无量纲化结果

类对	决策	相关系数	OIF 指数	标准差	混合距离	离散系数
	指标	数(S_1)	数(S_2)	(S_3)	离(S_4)	数(S_5)
飞机/屋顶	(10, 15, 27)	1.0044	1.0581	1.0697	1.0475	1.0856
	(15, 27, 96)	1.0044	0.94781	0.94651	0.9634	1.072
屋顶	(10, 15, 96)	1.0036	0.97953	0.96768	0.96665	1.0366
	(10, 27, 96)	0.99379	0.95637	0.94632	0.9749	0.72015

表 5 灰色总关联度

决策	(10, 15, 27)	(15, 27, 96)	(10, 15, 96)	(10, 27, 96)
灰色总关联度	0.8516	0.8096	0.8909	0.6906

4.3 实验 1 结果与分析

将本文方法与 ENVI 软件中常用融合方法(包括: Gram-Schmidt 融合(保持光谱特征)、CN 波谱融合(对地貌类型效果好)、PCA 变换(主成分信息集中))进行对比。它们对于“类对可分”均有优势。

通过“目视解译”, 可以明显观察出图 5 中的假彩色图像: CN 波谱融合结果只突显了地物飞机; PCA 变换结果同样只突显飞机, 另一地物屋顶十分不明显; Gram-Schmidt 融合结果, 类对可分较明显, 但清晰度较差。

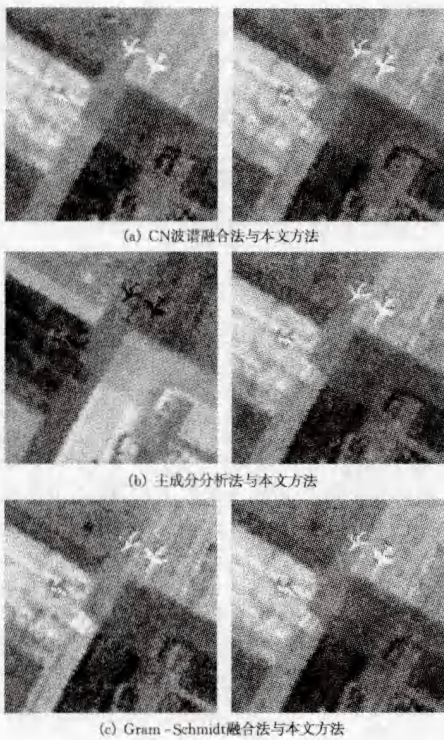


图5 3种方法分别与本文方法的假彩色图像比较

在很多领域中,图像信噪比(即“Signal to Noise Ratio”,简称 SNR)都是评估图像质量的主要参考量,故在此通过计算4种方法所得图像的信噪比来客观体现4种方法的优劣性,见表6。

表6 4种方法所得图像的信噪比

方法	本文方法	CN波谱融合	主成分分析	Gram-Schmidt融合
信噪比	26.4021	7.3699	12.3874	24.6157

可以看出,将信噪比数值按从大到小可排序为:本文方法>Gram-Schmidt融合法>主成分分析法>CN波谱融合法。其中,本文方法与Gram-Schmidt融合法所得图像的信噪比远远大于主成分分析法以及CN波谱融合法所得图像的信噪比;并且本文方法的信噪比稍稍大于Gram-schmidt融合方法的信噪比;而主成分分析法的信噪比也大于CN波谱融合法的信噪比。此结果刚好印证了前面“目视解译”的效果,从而客观地体现了本文方法的优势。

综上所述,本文方法与前3种融合方法相比,对于“类对可分”这一需求具有更好的清晰度与对比度,对地物目标的揭示更加突出,效果也略佳。

4.4 实验2

将本文方法和文献[20]中的聚类方法所得结果进行对比。所得的假彩色图像如图6所示。

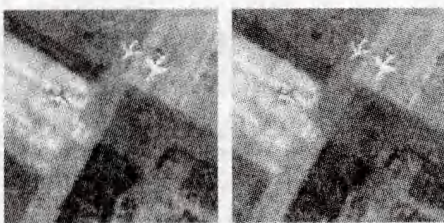


图6 本文方法与聚类方法的假彩色图像比较

由图6所示,两种方法在效果上不分上下。究其原因:本次实验的样本所包含的信息还相对较少,所以无论是先在光谱维和空间维进行考量再聚类还是先进行子空间划分再在光

谱维和空间维上进行考量,最后结果的差异都不会太大。

结束语 针对已有波段选择方法不能兼顾多指标度量的问题,本文以“类对可分”为目的,提出一种基于灰色关联决策的波段选择方法。该方法先从信息量和类间可分性两方面考量,然后引入灰色关联决策理论,求得候选波段组合的灰色关联度,从而得到“兼顾多指标”的最优结果。通过实验验证可知,此方法对类对可分效果良好。但是,在灰色关联度公式的选取上,仍有进一步研究的必要。

参考文献

- [1] 邵涛. 基于光谱信息的高光谱图像目标识别方法的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010
- [2] 赵冬,赵光恒. 基于改进遗传算法的高光谱图像波段选择[J]. 中国科学院研究生院学报,2009,26(6):795-802
- [3] Patel N, Kaushal B. Classification of features selected through Optimum Index Factor (OIF) for improving classification accuracy[J]. Journal of Forestry Research, 2011, 21(1):99-105
- [4] Ziga S, Bostjan L, Franjo P. Groupwise registration of multimodal images by an efficient joint entropy minimization scheme[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(5): 2546-2558
- [5] 苏红军,杜培军,盛业华. 高光谱影像波段选择算法研究[J]. 计算机应用研究,2008,25(4):1093-1096
- [6] 韩瑞梅,杨敏华. 一种改进的高光谱遥感数据波段选择方法的研究[J]. 测绘与空间地理信息,2010,33(3):137-139
- [7] 吴昊,李士进,林林,等. 多策略结合的高光谱图像波段选择新方法[J]. 计算机科学与探索,2010,4(5):464-472
- [8] 于绍慧,张玉钧,赵南京,等. 基于矩阵模式的高光谱波段选择方法[J]. 光电工程,2012,39(6):71-75
- [9] 苏红军,盛业华,杜培军. 自动子空间划分在高光谱影像波段选择中的应用[J]. 地球信息科学,2007,9(4):123-128
- [10] Gu Yan-feng, Zhang Ye. Unsupervised subspace linear spectral mixture analysis for hyperspectral images[C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. 2003:801-804
- [11] Novovicova J, Somol P, Haindl M, et al. Conditional mutual information based feature selection for classification task[C]// LNCS 4756; 12th Iberoamerican Congress on Pattern Recognition(CIARP2007). Valparaiso, Chile, November 2007:417-426
- [12] 杨金红. 高光谱遥感数据最佳波段选择方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2005
- [13] Wang Xiu-yan, Li Cui-fang, Li Zong-shuai, et al. Research of air-field lighting insulation resistance prediction based on gray system theory[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 263-266:1279-1284
- [14] Hao Yong-hong, Jim Y, Gao Zong-qiang, et al. A gray system model for studying the response to climatic change: The Liulin karst springs, China[J]. Journal of Hydrology, 2006, 328(3/4): 668-676
- [15] 李红建. 灰色系统理论在遥感图像处理中的应用[J]. 河北农业科学, 2009, 13(4):156-158, 161
- [16] 罗党,王洁方. 灰色决策理论与方法[M]. 北京:科学出版社, 2012
- [17] 刘思峰,等. 灰色系统理论及其应用(5版)[M]. 北京:科学出版社, 2010
- [18] 朱颖东,钟勇. 基于粗糙集和灰色关联度的综合性特征选择[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(35):6-9
- [19] 向昌盛,张林峰. 灰色理论和马尔可夫相融合的粮食产量预测模型[J]. 计算机科学, 2013, 40(2):245-248
- [20] 蒋盛益,郑琪,张倩生. 基于聚类的特征选择方法[J]. 电子学报, 2008, 36(12A):157-160