

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 2
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 2 月 第 18 卷 第 2 期(总第 202 期)

目次

计算机视觉前沿论坛

- 计算机视觉——探索行为理解,认知内心世界 徐光祐,刘允才,章毓晋(131)
- 跨学科前沿与应用的交汇点:日常活动理解 徐光祐,陶霖密,邸慧军(132)
- 时空行为理解 章毓晋(141)
- 视觉机制研究对机器视觉的启发示例 李雄,刘允才(152)
- 视点无关的行为识别综述 冯家更,肖俊(157)

图像处理和编码

- 基于演化算法的卷曲 DCT 图像压缩 李康顺,韦蕴珊,张文生(169)
- 基于欧氏距离图的图像边缘检测 张闯,王婷婷,孙冬娇,葛益娴,常建华(176)
- 基于暗原色先验模型的快速去雾算法 张冰冰,戴声奎,孙万源(184)

图像分析和识别

- Gabor 特征集结合判别式字典学习的稀疏表示图像识别 胡正平,徐波,白洋(189)
- 半监督 k 近邻分类方法 陈日新,朱明早(195)
- 最小距离鉴别投影及其在人脸识别中的应用 黄璞,唐振民(201)
- 图像 LSB 匹配隐藏的预分类检测模型 曹卫权,韩杰思,王宏霞(207)
- 具有旋转鲁棒性的纹理谱描述子 陈刚,陈晓云(214)

计算机图形学

- 利用形体特征的铅笔素描画生成 莫晓斐,丁友东(219)

医学图像处理

- 统计相似度特征的医学图像分割 郭艳蓉,蒋建国,郝世杰,詹曙,李鸿(225)

遥感图像处理

- 结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择 王立国,魏芳洁(235)
- 相似度自适应样本块的高分辨 SAR 图像阴影修复 赵昊,张弓(243)

- 第八届国际数字地球会议征稿通知 封 3

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 2 February 2013

Contents

Forum: Forefront of Computer Vision

Confluence of interdisciplinary frontiers and real-world application: understanding activities of daily living

..... Xu Guangyou, Tao Linmi, Di Huijun(132)

Understanding spatial-temporal behaviors Zhang Yujin(141)

The motivation of visual mechanisms to machine vision: examples Li Xiong, Liu Yuncai(152)

View-invariant action recognition: a survey Feng Jiageng, Xiao jun(157)

Image Processing and Coding

Warped DCT image compression based on an evolutionary algorithm Li Kangshun, Wei Yunshan, Zhang Wensheng(169)

Image edge detection based on the Euclidean distance graph

..... Zhang Chuang, Wang Tingting, Sun Dongjiao, Ge Yixian, Chang Jianhua(176)

Fast image haze-removal algorithm based on the prior dark-channel

..... Zhang Bingbing, Dai Shengkui, Sun Wanyuan(184)

Image Analysis and Recognition

Sparse representation for image recognition based on Gabor feature set and discriminative dictionary learning

..... Hu Zhengping, Xu Bo, Bai Yang(189)

Semi-supervised k -nearest neighbor classification method Chen Rixing, Zhu Minghan(195)

Minimum-distance discriminant projection and its application to face recognition Huang Pu, Tang Zhenmin(201)

Using pre-classification to attack LSB matching Cao Wei-quan, Han Jiesi, Wang Hongxia(207)

Robust rotation-invariant texture spectrum descriptor Chen Gang, Chen Xiaoyun(214)

Computer Graphics

Pencil sketch generation with shape features Mo Xiaofei, Ding Youdong(219)

Medical Image Processing

Medical image segmentation based on statistical similarity feature

..... Guo Yanrong, Jiang Jianguo, Hao Shijie, Zhan Shu, Li Hong(225)

Remote Sensing Image Processing

Band selection for hyperspectral imagery based on combination of genetic algorithm and ant colony algorithm

..... Wang Liguang, Wei Fangjie(235)

Adaptive shadow inpainting from high-resolution SAR image based on exemplar's similarity Zhao Hao, Zhang Gong(243)

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)02-235-08

论文引用格式: 王立国, 魏芳洁. 结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(2): 235-242.

结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择

王立国, 魏芳洁

哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001

摘要: 随着遥感技术和成像光谱仪的发展, 高光谱遥感图像的应用越来越广泛, 但其自身的特点给高光谱图像的分类、识别等带来了很大的困难。如何快速地从高达数百个波段的高光谱图像中选择出具有较好分类识别能力的波段组合是亟待解决的问题。针对上述问题分析了已有的波段选择方法, 提出一种结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择方法。该算法首先利用遗传算法以较快的寻优能力获得几组较优解, 以此来初始化蚁群算法的初始信息素列表, 然后用蚁群算法以较高的求精解能力获得最优解, 并且在遗传算法部分中采用四进制的编码方式, 使得算法编/译码简单、遗传算子操作简捷、且处理时所占空间小, 同时在蚁群算法部分中巧妙地对预处理图像进行子空间划分来缩小蚂蚁搜索的范围, 提高了算法的搜索效率, 减小了输出波段组合的相关性和冗余度。由于该算法充分地吸取遗传算法和蚁群算法的优点、克服各自的缺陷, 是一种计算耗时少、收敛性能好的波段选择方法。利用 AVIRIS (airborne visible infrared imaging spectrometer) 图像对提出的算法进行实验, 实验结果表明, 本文算法在所选波段性能和计算耗时方面都获得令人满意的效果。

关键词: 高光谱图像; 波段选择; 遗传算法; 蚁群算法

Band selection for hyperspectral imagery based on combination of genetic algorithm and ant colony algorithm

Wang Ligu, Wei Fangjie

College of Information and Communications, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: With the development of remote sensing technology and imaging spectrometer, hyperspectral remote sensing images are widely used. However, the features of hyperspectral images have brought great difficulties for its classification and identification. One important research question is "How to select a group of bands from hundreds of bands of hyperspectral images, which are good for classification and identification?" In view of the above question, the existing band selection methods are analyzed, and a new method of hyperspectral imagery band selection is proposed, which is combined with genetic algorithm and ant colony algorithm. In the algorithm, the genetic algorithm is used to search for some better solutions quickly which initialize the information list of the ant colony algorithm. Then, the ant colony algorithm can effectively search for the best solution. In the part of the genetic algorithm, quaternary encoding is used, which makes encoding/decoding and genetic operation simple and uses less memory. In the part of the ant colony algorithm, subspace division is used to deal with hyperspectral images, reducing the search range of the ants. Which improves the search efficiency, and reduces the correlation and redundancy of the output band of hyperspectral image. The algorithm makes good use of the advantages of both genetic algorithm and ant colony algorithm and overcomes their defects, by consuming less time and outperforming restraining method for band selection. An AVIRIS image was used for experiment with the proposed algorithm, which proves that this algorithm of hyperspectral dimension reduction is effective in terms of band

收稿日期: 2012-03-07; 修回日期: 2012-08-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(60802059, 61275010); 教育部博士点新教师基金项目(200802171003)

第一作者简介: 王立国(1974—), 男, 教授, 博士生导师, 2006年于哈尔滨工业大学获信号与信息处理专业博士学位, 从事高光谱图像处理技术和模式识别与人工智能理论的研究。E-mail: wangliguo@hrbeu.edu.cn

selection performance and execution time consumption.

Key words: hyperspectral imagery; band selection; genetic algorithm; ant colony algorithm

0 引言

随着遥感技术和成像光谱仪的发展,高光谱遥感图像的应用越来越广泛,但其具有波段数多、数据量庞大等特点给高光谱图像的分类、识别等带来了很大的困难。例如,信息冗余度高、数据存储所需空间大、处理时间长,且由于高光谱图像的波段数多,容易出现维数灾难现象,即分类精度下降。因此,在保证地物分类识别率的情况下,减少数据量、节省资源的降维处理是非常有必要的。特征提取和波段选择是高光谱图像的两种主要降维方法。基于特征提取的降维方法往往算法复杂、计算量较大,且都是通过一定的变换来达到降维目的的,改变了原始波段的物理意义而不利于图像的解译^[1-2]。相比之下,波段选择是从高光谱图像所有波段中选择起主要作用的波段子集,既能大大降低高光谱图像的数据维数,又能比较完整地保留感兴趣的信息,更具特殊意义。

高光谱图像的波段选择是一种非常复杂的波段组合优化问题,它要求所选的波段子集有较好的性能,即选出信息量大、相关性小、类别可分性好的波段子集。波段选择技术包括两方面:一方面是准则函数,另一方面是搜索方法^[3]。目前,搜索方法有分支定界法、序贯前(后)向选择法、最速上升法^[4]、遗传算法、蚁群算法等。基于分支定界法的波段选择能够用相对较少的时间选择出最佳波段组合,但其要求准则函数是波段数目的单调函数,且在波段数多时计算效率低。序贯前(后)向波段选择法计算速度较快,但选择的波段组合相关性大、性能差。基于最速上升法的波段选择能够获得性能较好的波段组合,但计算时间较长,且结果稳定性较差。遗传算法是一种概率搜索算法。基于遗传算法的波段选择可以较好地解决波段选择过程中波段组合数目多、难以遍历的问题,但其收敛速度问题目前仍无法得到满意的解决,即在有限的时间内无法有效收敛^[5]。蚁群算法^[6]是一种群智能的搜索算法,基于蚁群算法的波段选择可以搜索到性能较好的波段组合,但其一般需要较长的搜索时间,而且容易出现停滞现象,产生早熟。综上所述,现有的波段选择方法大多不能兼顾时间效率和精解效率两个方面,研究一种计算耗时少、收敛性能

好的波段选择方法是亟待解决的问题。基于此,提出了结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择方法,该算法通过搜索算法结合评估函数的方式来搜寻优化的波段子集。首先,以类间可分性函数 Jeffries-Matusita 距离^[7]为评估函数,以遗传算法为搜索算法进行快速搜索,使其产生较优的波段组合,然后在较优解的路径上留下信息素,其他不变,最后利用结合子空间划分的蚁群算法进行寻优,搜索到最优解,即最优波段组合。这一算法充分利用了遗传算法的快速性、随机性和全局收敛性以及蚁群算法的正反馈性和求解效率高的特点。

1 遗传算法和蚁群算法

1.1 遗传算法

遗传算法由美国密执根大学的 Holland 教授于 1975 年首次提出,该算法是基于达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化理论提出的优化计算模型,可通过模拟自然进化过程搜索出问题的近似最优解。近年来,遗传算法已经在机器学习、软件技术、图像处理、模式识别、神经网络、工业优化控制、生物学、社会学等方面得到了广泛地应用。

遗传算法的主要本质特征在于群体策略和简单的遗传算子^[8]。群体搜索使遗传算法突破邻域搜索的限制实现整个解空间上的分布式信息搜索、采集和继承;遗传算子仅仅利用适应度作为运算指标进行染色体的随机操作,降低了一般启发式算法在搜索过程中对人机交互的依赖性。这样就使得遗传算法获得了强大的全局搜索能力、问题域的独立性、信息处理的隐含并行性、应用的鲁棒性、操作的简明性,成为一种具有良好普适性和可以规模化的优化方法。但其对系统中的反馈信息利用不充分,当求解到一定范围时,往往会做大量无为的冗余迭代,求精解效率低。

遗传算法以编码空间代替问题的解空间,以适应度函数为评价依据,以编码群体为进化基础,以对群体中个体位串的遗传操作实现选择和遗传机制,建立起一个迭代过程^[9]。在这一过程中,通过随机重组编码位串中的基因,使新一代位串集合优于老一代位串集合,群体的个体不断进化,逐渐接近最优解,最终达到求解问题的目的。

1.2 蚁群算法

蚁群算法于1991年由意大利学者Dorigo提出,该算法受到了真实蚂蚁从蚁穴到食物源之间寻找最短路径的启发而提出的解决复杂组合优化问题的一种群智能方法,具有系统性、并行性、正反馈性、自组织性等特点,已在组合优化、函数优化、无线传感器网络性能优化、网络路由、数据挖掘、机器人路径规划等领域得到广泛的应用。

蚁群算法的基本思想是以正反馈为基础,通过信息素的不断更新达到最终收敛于最优解。但由于其初始信息素匮乏,求解速度慢,一般需要较长的搜索时间,且易出现早熟现象。

2 结合遗传算法和蚁群算法的波段选择

遗传算法和蚁群算法都是模拟生物进化的寻优方法,遗传算法是利用种群进化来搜索最优解,且具有全局收敛性;蚁群算法则是利用群智能来搜索最优解,具有正反馈和建设性的“贪婪”启发式特性^[10]。文献[10]将遗传算法和蚁群算法融合应用于生物序列比对中产生了很好的效果,借鉴其思想,将遗传算法和蚁群算法融合进行高光谱图像的波段选择。首先用遗传算法以较快的全局寻优能力搜寻到若干组较优的波段组合,然后以较优解来初始化蚁群算法的信息素列表,最后用蚁群算法以较强的求精解能力来搜索到最优解。

2.1 遗传算法寻优的描述

结合遗传算法和蚁群算法的波段选择算法中遗传算法进行波段选择的描述步骤如下:

1) 编码

编码方式很多,已有基于遗传算法的波段选择中多数采用二进制编码方式,由于其位数多,且操作复杂,采用四进制的编码方式进行编码。根据具体处理的高光谱图像的波段总数决定使用四进制数的位数,设为 w 位,高光谱图像的每个波段对应一个 w 位四进制数。

2) 初始化

设置遗传算法中的各控制参数以及产生初始种群。

控制参数:染色体个数 m_1 ,每条染色体的基因数 n_1 (其为 w 的整数倍),交叉概率 P_c ,变异概率 P_m ,终止迭代次数 N_1 。参数设置参考了文献[11],

这些参数的取值对较优波段组合选择有一定的影响,但又很难确定其最佳组合,需要根据具体数据实验进行反复测试和观察,进而进行合理的调整,使选择的最优波段组合性能逐步提高。特别是 N_1 的确定,由于遗传算法中对反馈信息利用不充分,当求解到一定范围时,继续进行迭代时精解效率很低。

初始种群:随机生成 $m_1 \times n_1$ 位四进制数,对于每一行,顺次每取 w 位为一个单位,每个单位代表一个波段,即其代表的十进制数为被选择的波段序号。

3) 适应度函数

Jeffries-Matusita 距离同时兼顾一次统计变量和二次统计变量,在测度高光谱多维空间中两类统计距离时,该距离是最佳测度。因此,采用类间可分性函数平均 Jeffries-Matusita 距离作为适应度函数,计算如式(1)~(3),并计算初始种群的适应度值。

$$D_{ij} = \frac{1}{8}(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_j)^T \left(\frac{\boldsymbol{\Sigma}_i + \boldsymbol{\Sigma}_j}{2} \right)^{-1} (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_j) + \frac{1}{2} \ln \frac{\left| \frac{1}{2}(\boldsymbol{\Sigma}_i + \boldsymbol{\Sigma}_j) \right|}{\sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}_i|} \sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}_j|}} \quad (1)$$

$$J_{ij} = [2 \times (1 - e^{-D_{ij}})]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

$$JM = \sum_{i=1}^{s-1} \sum_{j=i+1}^s J_{ij} \quad (3)$$

式中, $\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\mu}_j$ 分别为第 i 类和第 j 类在波段组合上的度量均值矢量, $\boldsymbol{\Sigma}_i, \boldsymbol{\Sigma}_j$ 分别为第 i 类和第 j 类在波段组合上的协方差矩阵, s 为类别数。

4) 遗传算子操作

选择操作:选择初始种群中适应度值最大的波段组合复制到下一代;

交叉、变异操作:以一定的概率,用随机方法选出发生交叉变异的基因进行交叉、变异操作。

5) 终止条件

设置终止条件为最大迭代次数 N_1 。

2.2 蚁群算法波段选择的描述

结合遗传算法和蚁群算法的波段选择算法中蚁群算法进行波段选择的描述步骤如下:

1) 搜索空间的设置

已有的蚁群算法进行波段选择都是在整个高光谱图像波段间进行搜索,搜索范围大,搜索时间长,且选择的波段组合相关性大。根据波段间的相关系数矩阵对高光谱图像进行子空间的划分^[12],确定每个子空间的大小,即每个子空间内的波段数,将其作为蚁群算法中蚂蚁每次跳转搜索的范围。因为子空

间内的波段具有很强的相关性,本文中将从每个子空间内选择一个代表波段,这样选出的波段组合相关性较低。当然,根据实际目标探测和分类的需要以及计算机快速处理的能力,可以在每个子空间中同时选择多个波段,其中在每个子空间中该选择几个波段,可根据子空间中波段的数目,按一定的比例取值。同时,由于子空间划分缩小了蚂蚁搜索范围,从而大大提高了搜索速率。

2) 初始化

设置蚁群算法中的控制参数^[13]和初始信息素:信息启发系数为 α ,期望启发系数为 β ,蚂蚁数为 m_2 ,选择的波段子集大小为 n_2 (设置其与子空间的个数相等),信息素挥发系数 ρ ,最大循环次数为 N_2 ,动态修改因子 $a(n)$, $q_0, q_{0\max}$,这些参数的取值对较优波段组合选择有一定的影响,但又很难确定其最佳组合,需要根据具体数据实验进行反复测试和观察,进而进行合理的调整,使选择的最优波段组合性能逐步提高;初始各路径上的信息素为 $\tau(0) = 1$,根据遗传算法得到的 t 组较优解,按公式(4)更新初始信息素列表作为新的初始信息素分布。

$$\tau_{j,j+1}^i(t) = \tau_{j,j+1}^i(0) + (1 - \rho) \times \Delta\tau^i \quad (4)$$

式中, $\Delta\tau^i = JM(i)$, $JM(i)$ 表示第 i 组波段组合图像的类型平均 Jeffries-Matusita 距离。

3) 波段间的转移

蚂蚁在搜索的过程中按照一定的规则来选择下一子空间中的波段。首先将 m_2 只蚂蚁随机分布在第一子空间内,即选择第一子空间内的不同波段。假设蚂蚁 i 当前所在的位置为 $P(i, j-1)$,蚂蚁将根据式(5)选择下一步到达的波段。

$$P(i, j) = \begin{cases} \arg \max \{ \tau_{j-1,j}^\alpha \times \eta_{j-1,j}^\beta \} & rand \leq q_0 \\ S & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\tau_{j-1,j}$ 表示从上一子空间中波段 $j-1$ 转移到下一子空间中波段 j 路径上的信息素, $\eta_{j-1,j}$ 表示选择波段 j 后已选入波段子集图像的类型间可分性函数平均 Jeffries-Matusita 距离。 S 表示用伪随机数来选择的波段,也就是根据式(6)计算选择下一子空间中每个波段的概率,然后按此概率用轮盘赌的方式确定要选择的波段。

$$P_{j-1,j}^i = \begin{cases} \frac{\tau_{j-1,s}^\alpha \times \eta_{j-1,s}^\beta}{\sum_{l \in J^i} \tau_{j-1,l}^\alpha \times \eta_{j-1,l}^\beta} & l \in J^i \\ 0 & l \notin J^i \end{cases} \quad (6)$$

q_0 是一个算法的求解效率和运行效率之间起平衡

作用的可调参数,它的大小决定了先验知识和探索路径之间的选择程度。采用的解决方式为:当 $rand \leq q_0$ 时,选择当前信息素最大的波段,当 $rand > q_0$ 时,采用轮盘赌的方式选择下一子空间的波段。

q_0 的设置决定搜索的质量和速度,当其过小时,增大了蚂蚁选择波段的随机性,蚂蚁不能很快收敛到最优解的附近;当其过大时,蚂蚁倾向选择当前的最优解而容易陷入局部最优值。针对此问题,采用变化的 q_0 ,在搜索的前期 q_0 选用较小值,使蚂蚁选择波段的随机性增大,能够搜索到更好的波段。随着搜索的进行逐渐增大 q_0 的值,使蚂蚁向当前最好的波段转移。文中

$$q_0(n+1) = \begin{cases} 1.1 \times q_0(n) & q_0 < q_{0\max} \\ q_{0\max} & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, n 为搜索的次数。

4) 信息素的更新

当每只蚂蚁在波段间转移时,要不断地更新该波段间的信息素,即

$$\tau_{j,j+1}^i(n+1) = (1 - \rho) \times \tau_{j,j+1}^i(n) + \Delta\tau^i \quad (8)$$

式中, $\Delta\tau^i = JM(i)$, $JM(i)$ 表示第 i 只蚂蚁选择的波段组合图像的类型平均 Jeffries-Matusita 距离。

当所有蚂蚁完成一次搜索后,进行全局信息素更新,即

$$\tau_{j,j+1}^{\text{best}}(n+1) = \tau_{j,j+1}^{\text{best}}(n) + a(n) \times \Delta\tau_{\max}^{\text{best}} \quad (9)$$

由于蚁群算法的正反馈特点,在其收敛到最优解的过程中,性能较好的解信息素积累较多,但这样却容易使搜索陷入局部最优值。为此,利用动态地修改 $a(n)$ 来进行全局信息素的更新,即

$$a(n) = 1.2 \times a(n-1) \quad (10)$$

$a(n)$ 随着搜索次数的增加而增大。

5) 终止条件

设置终止条件为最大迭代次数 N_2 。

2.3 结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择

算法开始,依据 2.1 节描述的遗传算法结合适应度函数类型平均 Jeffries-Matusita 距离进行快速寻优,经过 N_1 次迭代,搜索到 t 组较优的波段组合,利用这些较优的波段组合来更新蚁群算法的初始信息素列表,从而克服了蚁群算法初始信息素匮乏的缺陷,加快了蚁群算法收敛到最优解的速率。然后利用波段间的相关系数将高光谱图像划分为若干个子空间,以子空间中的波段数为蚂蚁每次搜索的范围,缩小了搜索的范围,提高了搜索的速率。最后利用

蚁群算法依据 2.2 节描述的波段间转移函数和信息素更新函数进行寻优,达到最大迭代次数 N_2 后输出最优解。该算法的具体流程如图 1 所示。

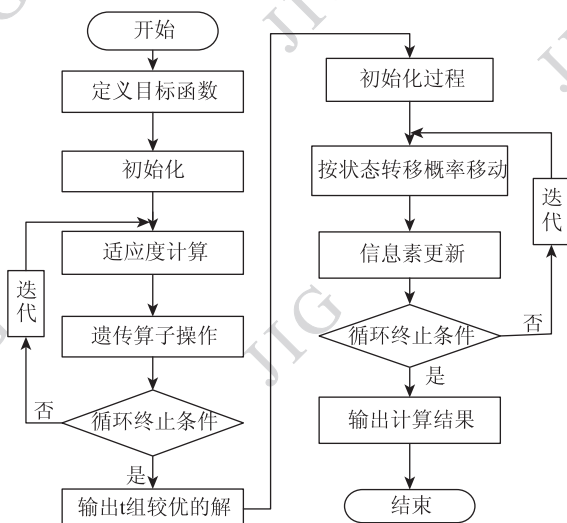


图1 波段选择流程图

Fig. 1 Flow chart of band selection

3 波段选择的结果与评估

实验环境 CPU 为 Intel Core i3, 2.40 GHz, 内存 2 GB 的 PC 机上, 利用 Matlab 2008a 对波段选择算法进行实验。实验所采用的高光谱 AVIRIS 数据为 1992 年 6 月美国西北部印第安纳州农林混合试验场的高光谱图像, 其光谱范围为 $0.41 \sim 2.45 \mu\text{m}$, 空间分辨率为 25 m, 光谱分辨率为 10 nm, 图像的大小为 144×144 像素, 在原始 220 个波段的图像中, 去除水汽吸收和低信噪比的波段, 参与处理的图像波段数为 200。实验中选择的地物类别以及训练样本数和测试样本数如表 1 所示。

本文算法中参数设置为 $w = 4, t = 30, m_1 = 20, n_1 = 20, p_c = 0.75, p_m = 0.01, N_1 = 200, m_2 = 12, n_2 = 5, \alpha = 3, \beta = 1, \rho = 0.2, a(0) = 0.2, q_0(0) = 0.4, q_{\text{max}} =$

$0.7, N_2 = 10$ 。为了证明本文算法是集遗传算法的时间效率和蚁群算法的精解效率为一体的有效波段选择方法, 利用基于遗传算法的波段选择和基于蚁群算法的波段选择与本文算法从时间效率和精解效率两个方面进行对比。同时, 将基于粒子群算法和模拟退火法的波段选择方法与本文算法进行对比。在对比实验中, 基于蚁群算法的波段选择迭代次数为 30, 基于遗传、粒子群和模拟退火算法的波段选择迭代次数均为 300 次, 精解效率是从每种算法输出最优波段组合的相关性、信息量和总体分类精度 3 个方面进行评判。相关性越小越好, 信息量越大越好, 分类精度越高越好。用最大似然分类法对输出的最优波段组合图像进行分类, 求出其总体分类精度; 相关性采用波段组合波段间的平均相关性; 信息量采用最佳索引因子 (OIF)^[14]。表 2 为表 1 中前 3 种地物类别情况下得到的结果, 表 3 为表 1 中前 5 种地物类别情况下得到的结果, 表 4 为表 1 中 9 种地物类别情况下得到的结果。

表 1 实验数据

Table 1 The data of experiment

地物名称	训练样本数	测试样本数
Corn-notill	717	717
Corn-min	417	417
Grass/Pasture	249	248
Soybeans-notill	484	484
Soybeans-clean	307	307
Grass/Trees	374	373
Hay-windrowed	245	244
Soybeans-min	1 234	1 234
Woods	647	647

由 3 组实验结果可以看出: 本文算法得到的最优波段组合平均相关性、信息量以及总体分类精度, 优于蚁群算法得到的波段组合性能, 特别是在搜索速度方面, 本文算法的收敛速度远远快于蚁群算法。

表 2 3 种地物类别下的 3 种方法的比较

Table 2 The comparison of different methods of three kind of things

波段选择算法	迭代次数	波段组合	平均相关性	信息量 OIF / 10^5	总体分类精度 / %	运行时间 / min
本文算法	$N_1 + N_2$	(7, 38, 97, 113, 164)	0.583 7	1.512 9	92.84	10
蚁群算法	30	(6, 38, 101, 117, 162)	0.650 1	1.318 8	92.00	90
遗传算法	300	(10, 56, 85, 149, 163)	0.614 2	1.014 7	89.73	4
粒子群算法	300	(14, 42, 90, 127, 162)	0.604 5	2.211 6	92.62	10
模拟退火法	300	(13, 52, 102, 121, 165)	0.726 3	1.422 6	92.34	7

表 3 5 种地物类别下的 3 种方法的比较
Table 3 The comparison of different methods of five kind of things

波段选择 算法	迭代 次数	波段 组合	平均 相关性	信息量 OIF / 10^5	总体分类 精度/%	运行时间 /min
本文算法	$N_1 + N_2$	(25,39,84,129,162)	0.618 4	2.612 3	82.93	12
蚁群算法	30	(34,42,62,129,178)	0.628 2	2.539 6	82.57	129
遗传算法	300	(20,42,63,128,155)	0.655 1	2.575 4	81.51	6
粒子群算法	300	(29,42,84,127,178)	0.628 3	3.144 8	82.61	11
模拟退火法	300	(20,44,97,129,160)	0.623 9	2.281 0	81.55	9

表 4 9 种地物类别下的 3 种方法的比较
Table 4 The comparison of different methods of nine kind of things

波段选择 算法	迭代 次数	波段 组合	平均 相关性	信息量 OIF / 10^5	总体分类 精度/%	运行时间 /min
本文算法	$N_1 + N_2$	(20,42,87,131,162)	0.623 8	2.970 2	74.05	37
蚁群算法	30	(14,39,74,128,162)	0.655 2	1.954 0	73.11	301
遗传算法	300	(28,40,62,117,164)	0.675 2	2.349 0	73.71	15
粒子群算法	300	(28,42,87,131,162)	0.629 5	3.096 6	73.77	31
模拟退火法	300	(19,45,99,131,178)	0.650 1	1.862 9	73.64	21

随着地物类别数的增加,本文算法的时间效率的优越性更加明显,这是由于本文算法中蚁群算法的迭代次数少,更主要的是由于本文算法中结合了子空间的划分,缩小了蚂蚁每次搜索的范围,提高了搜索的速度。本文算法和遗传算法相比,尽管遗传算法执行了更多的迭代次数,但是其收敛到最优解性能远次于本文算法搜索到最优解的性能,这是由遗传算法有较强的全局寻优能力、而局部寻优能力比较差的特点所造成的。本文算法和粒子群算法相比,本文算法输出的最优解分类精度和相关性优于粒子群算法输出的最优解。本文算法与模拟退火算法相

比,虽然在时间效率方面稍次于模拟退火算法,但在精解效率方面优于模拟退火算法。

为了直观地反映本文算法和其他算法输出的最优解的性能优劣,给出了各算法输出最优解图像的分类图,如图 2—图 4 所示。

本文算法与其他算法输出最优解的波段间的平均相关性如图 5 所示。

由图 5 可以看出,本文算法输出的最优解的波段间的平均相关性最小,说明本文算法输出的最优解较其他算法输出的最优解的冗余度较小。本文算法与其他算法输出最优解的信息量如图 6 所示。

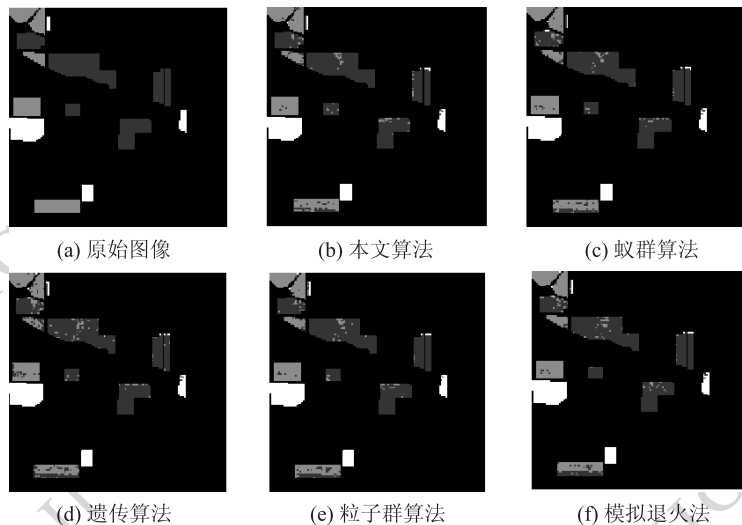


图 2 3 种地物类别情况下不同算法最优解的分类

Fig. 2 Different algorithm optimal solution classification of three kinds of things

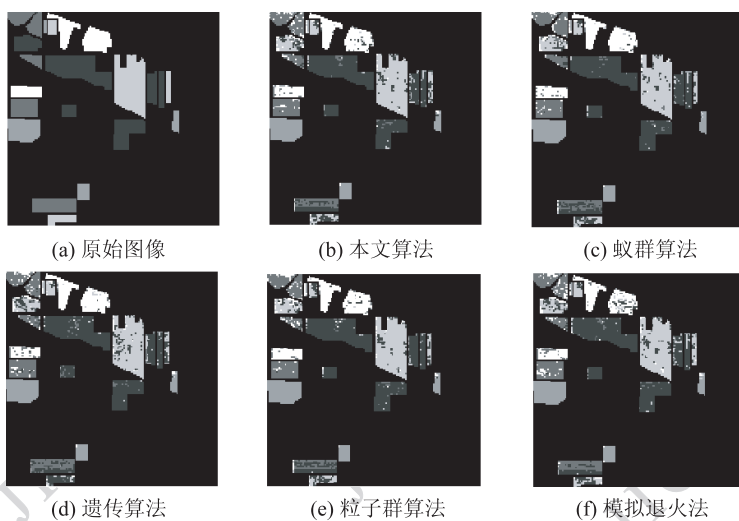


图3 5种地物类别情况下不同算法最优解的分类

Fig. 3 Different algorithm optimal solution classification of five kinds of things

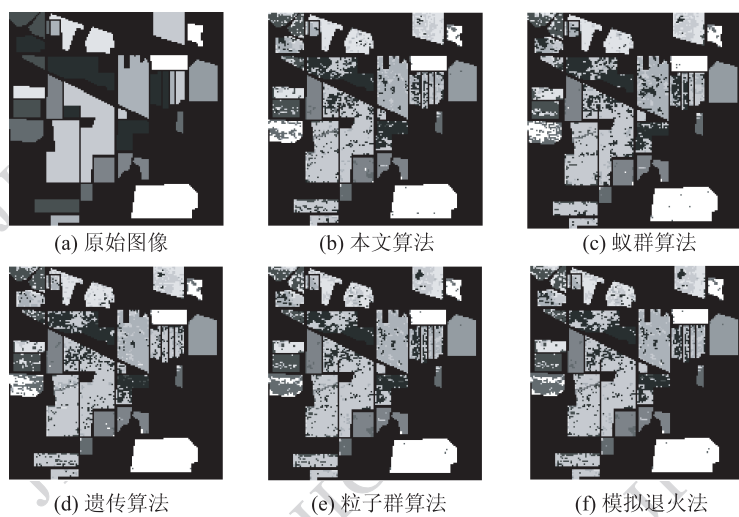


图4 9种地物类别情况下不同算法最优解的分类

Fig. 4 Different algorithm optimal solution classification of nine kinds of things

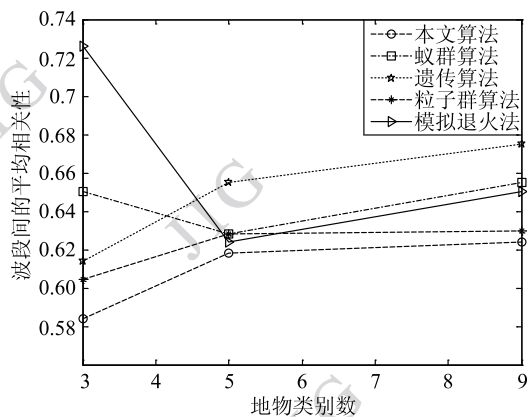


Fig. 5 Average relevance

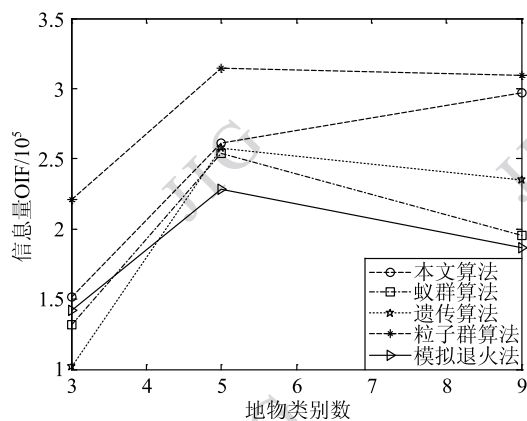


Fig. 6 Information content

由图 6 可以看出,除粒子群算法外,本文算法输出的最优解所含信息量高于其他算法输出的最优解。

4 结 论

用高光谱图像波段选择来去除冗余信息是高光谱图像分类、识别的关键步骤,而同时兼顾时间效率和精解效率是目前高光谱图像波段选择中常常遇到的困难。基于此,提出了结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择方法。该算法充分利用了遗传算法的快速全局收敛能力以及蚁群算法的正反馈性和求解效率高的特点,而克服了遗传算法的求精效率低以及蚁群算法的搜索效率低的特点,是一种兼顾时间效率和精解效率的有效波段选择方法。通过与其他一些智能算法相对比,也显示出本文算法的有效性,因此,本文算法为高光谱图像的波段选择提供了一种新的方法。

值得注意的是,本文算法中有许多参数需要进行设置,而且这些参数对较优波段组合的选择有一定的影响,但又很难确定其最佳组合。虽然根据具体数据实验进行反复测试和观察,进而进行合理的调整,使选择的最优波段组合性能逐步提高,但一种更好的参数确定方法有待进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Su H J, Sheng Y H, Yang H, et al. Orthogonal projection divergence-based hyperspectral band selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(5): 1309-1310. [苏红军, 盛业华, 杨何, 等. 基于正交投影散度的高光谱遥感波段选择算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(5): 1309-1310.]
- [2] Wu H, Li S J, Lin L, et al. Multiple-strategy combination based approach to band selection for hyperspectral image classification[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2010, 4(3): 465-468. [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(3): 465-468.]
- [3] Tan X Y. Research of extraction/selection techniques and application based on hyperspectral image[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006. [谈晓晔. 基于高光谱图像的特征提取/选择及其应用的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.]
- [4] Zhou S, Zhang J P, Su B K. Band selection algorithm of hyperspectral image based on steepest-ascent search algorithm[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(11): 3502-3503. [周爽, 张钧萍, 苏宝库. 基于最速上升算法的超光谱图像波段选择搜索算法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(11): 3502-3503.]
- [5] Liu Y, Gu Y F, Zhang Y, et al. A fast hybrid search algorithm for band selection in hyperspectral images[J]. Optical Technique, 2007, 33(2): 258-259. [刘颖, 谷延锋, 张晔, 等. 一种高光谱图像波段选择的快速混合搜索算法[J]. 光学技术, 2007, 33(2): 258-259.]
- [6] Zhou S. Research on the application of ant colony algorithm in the dimensionality reduction and classification for hyperspectral image[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010. [周爽. 蚁群算法在高光谱图像降维和分类中的应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.]
- [7] Liu C H. Research on dimensional reduction and classification of hyperspectral remote sensing image[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2005. [刘春红. 超光谱遥感图像降维及分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2005.]
- [8] Li M Q. The Basic Theory and Application of the Genetic Algorithm[J]. Beijing: Science Press, 2002. [李敏强. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.]
- [9] Li Q Q. The study on genetic optimization and related combination algorithm for remote sensing data processing[D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2004. [李启青. 遥感数据处理的遗传优化及其组合算法研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2004.]
- [10] Zhang L W. The combination of genetic algorithm and ant algorithm and the application in biology sequence alignment[D]. Huhehaote: Inner Mongolia University, 2007. [张丽伟. 蚁群与遗传算法的融合及其在生物序列比对问题中的应用[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2007.]
- [11] Ma J T. Path optimization research of hybrid based on genetic algorithms and ant colony algorithms[D]. Hubei: Hubei University of Technology, 2011. [马江涛. 基于遗传与蚁群的混合算法路径优化研究[D]. 湖北: 湖北工业大学, 2011.]
- [12] Su H J, Sheng Y H, Du P J. Study on auto-subspace partition for band selection of hyperspectral image[J]. Geo-information Science, 2007, 9(4): 123-128. [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.]
- [13] Wu J F. Research on improved performance of ant colony algorithm by genetic algorithm[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2004. [武交峰. 应用遗传算法提高蚁群算法性能的研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2004.]
- [14] Han R M, Yang M H. Study on improved method of band selection of hyperspectral remote sensing data[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2010, 33(3): 137-138. [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): 137-138.]