

多方向投影寻踪与高光谱遥感图像特征提取

张连蓬^{1,2}, 柳钦火¹, 刘国林³, 江涛³

(1. 中国科学院遥感应用研究所, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101; 2. 徐州师范大学测绘学院, 江苏 徐州 221116; 3. 山东科技大学地球信息科学与工程学院, 山东 青岛 266510)

摘要: 介绍了投影寻踪算法的基本原理, 构造了面向易混分类别的高光谱遥感数据投影寻踪指标, 在单方向投影寻踪算法的基础上, 提出了序贯多方向投影寻踪算法. 在该算法提取出的特征方向上, 易混分地物类别的分类精度提高6%左右, 但存在压制其他地物的矛盾.

关键词: 投影寻踪; 高光谱遥感; 图像分类

中图分类号: TP75 **文献标识码:** A

The multi-directional projection pursuit and the feature extraction of hyperspectral remote sensing image

ZHANG Lian-peng^{1,2}, LIU Qin-huo¹, LIU Guo-lin³, JIANG Tao³

(1. The State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. School of Geodesy and Geomatics, Xuzhou Normal University, Xuzhou 221116, China; 3. College of Geo-Information Science & Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510, China)

Abstract: The basic concepts of projection pursuit were introduced and the projection index oriented to easy mixed classified objects was constructed. Based on the single directional projection pursuit algorithm, the multi directional projection pursuit algorithm was proposed. On the feature directions extracted by the algorithm, the classification accuracy of easy mixed classified objects was improved about 6%, but the other objects were suppressed slightly.

Key words: projection pursuit; hyperspectral remote sensing; classification of image

随着航空和航天遥感技术的发展, 高光谱遥感的研究和应用成为遥感领域的热点方向之一, 然而, 从数据分析的角度来说, 传统的基于统计分析理论的特征提取和分类算法在超高维空间的表现并不尽如人意. Fukunaga^[1~3]证明, 对于线性分类器而言, 训练样本的数量与空间的维数成线性关系, 对于基于二次统计量的分类器而言, 训练样本的数量与空间的维数成平方关系, 对非参数分类器更是呈现不可想象的指数关系. 因此, 一方面, 高光谱数据包含更多的信息, 可以识别更精细的地物特征; 另一方面, 传统的基于统计分析理论的特征提取和分类算法却在应用中遇到了挑战. 为此, Hughes^[4]指出了一种 Hughes 现象: 在每类训练样本数有限的情况下, 空间维数和类别数的增加将会导致分类精度的下降.

投影寻踪^[5] (Projection Pursuit, PP) 理论是处理高维数据, 尤其是处理高维非正态数据的一种新兴统计分析方法. 它的主要思想是, 首先针对某种问题建立一种度量指标, 通过优化这一指标寻找一个或多个投影方向, 把高维数据投影到这些方向上, 从而在原始高维空间和一个低维子空间之间建立了一种映射关系; 进一步的统计分析则在这低维空间中进行.

本文首先介绍投影寻踪的基本算法原理, 进而构造一种面向易混分类别的高光谱遥感图像投影寻踪指标, 在此基础上, 建立单方向和多方向序贯投影寻踪算法, 最后通过机载 OMIS 高光谱传感器数据验证了算法的有效性.

1 投影寻踪原理

Friedman^[5]提出了一种探索性数据分析方法, 称之为投影寻踪. 其主要思想是, 把高维数据往一维空间做线性投影, 在某种优化指标的指导下, 探索性地寻找最优的投影方向, 该投影方向最大限度地揭示了数据的某种内在结构. 具体算法可以描述为以下步骤:

设 R^n 为 n 维欧几里得空间, $X \in R^n$, $Q(Y)$ 为某种投影指标,

- (1) 任意确定一投影方向, $\alpha \in R^n$;
- (2) 计算投影指标值 $Q(\alpha^T X)$;
- (3) 根据某种算法调整 α 的值 (比如非线性规划中的爬山法), 重新计算投影指标值;
- (4) 比较 (2), (3) 两步的投影指标值, 若差值小于某一门限值, 则停止迭代, 否则继续迭代.

该算法涉及到几个问题: ① 投影指标的确定, 它是数据内在结构的一种数值度量; ② 算法是否收敛, 往往取决于投影指标; ③ 所得到的解是否全局最优, 若非全局最优, 则最终解与初始投影方向的选择有关. 其中最重要的是投影指标的确定, 若将其定义为投影值的方差, 则其实质就是主成分分析.

2 面向易混分类别的高光谱遥感图像投影寻踪指标

投影寻踪的目的是寻找数据的内在特征结构, 其关键之处在于投影指标的确定, 而投影指标是特征结构的数学表现. 对分类问题而言, 如何建立一个综合性的投影指标, 真实地反映类别的最大差异, 是一个值得研究的问题.

2.1 Luis O. Jimenez 的投影指标

对多于两类的分类问题, Luis O. Jimenez^[6]提出了一种以所有类别两两之间的距离最小的一对距离为最大的投影指标, 数学公式描述如下:

设待分类别共有 Q 类, α 为待求的投影方向, 则任意两类投影后的距离为

$$Q_{ij}(Y) = \frac{1}{8}(X_{i\alpha} - X_{j\alpha}) \left(\frac{\sigma_{i\alpha}^2 + \sigma_{j\alpha}^2}{2} \right)^{-1} (X_{i\alpha} - X_{j\alpha}) + \frac{1}{2} \ln \left[\left| \frac{\sigma_{i\alpha}^2 + \sigma_{j\alpha}^2}{2} \right| / \sigma_{i\alpha} \sigma_{j\alpha} \right], \quad (1)$$

式中, $X_{i\alpha}$, $X_{j\alpha}$ 分别为两类投影以后的均值; $\sigma_{i\alpha}^2$, $\sigma_{j\alpha}^2$ 分别为两类的方差.

Luis O. Jimenez 定义投影指标为

$$Q(Y) = \min_{i \neq j} \{ Q_{ij}(Y) \}. \quad (2)$$

显然, 这一投影指标不是一个解析函数, 更不是凸函数. 因此以它作为一个目标函数寻找最优函数, 往往很难找到收敛的迭代算法. 而且, 这一投影指标寻找的是使两个最难分的类距离最大的投影方向, 很有可能以偏概全, 反而降低了大部分其他类的分类精度.

2.2 面向易混分类别的投影指标

在分类过程中, 有些类别很容易区分, 有些类别则很难分, 对这种难分的类别, 以下建立一种有针对性的投影寻踪指标. 其基本思想是, 寻找投影方向, 在这一方向上, 难分类别与其他各类的距离之和最大. 假设共有 Q 类地物, 其中第 n 类是难分类别, 令

$$Q(Y) = \sum_{i=1, i \neq n}^Q W_i Q_{ni}(Y), \quad (3)$$

式中, $Q_{ni}(Y)$ 为第 n 类与第 i 类在 α 方向上投影之后的距离, 由式 (1) 确定; W_i 是一种权值, 实际应用时, 既可根据经验给定, 也可全部设定为 1.

3 单方向和多方向投影寻踪算法

3.1 单方向投影寻踪算法

- (1) 设置投影方向的初值 $\alpha = \alpha_0$;
- (2) 把各类的训练样本投影到 α , 计算各类投影后的均值和方差;
- (3) 根据式 (3) 计算投影指标值;
- (4) 两次的投影指标之差是否足够小, 若小于某一限差, 迭代结束; 否则, 修改投影方向 α , 转向 (3), 继续迭代.

3.2 多方向投影寻踪

主成分分析实际上是一种正交变换, 所求出的主成分向量之间互相正交, 因此, 为了构成多维投影子空间的多个投影方向也应该互相正交, 假设要求 r 个投影方向, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$; 则应该满足

$$\alpha_i^T \alpha_j = \begin{cases} 1 & (i = j), \\ 0 & (i \neq j). \end{cases}$$

为了解决这一问题, 建立一种序贯正交投影寻踪算法.

- (1) 首先确定一个投影指标 $Q(\alpha)$;
- (2) 选取一初始方向 α_0 , 比如第一主成分方向;
- (3) 用非线性规划的单纯形下山法 (downhill simplex) 求 α_1 , 使得 $Q(\alpha_1) = \max_{\forall \alpha^T \alpha = 1} Q(\alpha)$;
- (4) 对 $j = 2, 3, \dots, r$, 求 α_j , 使得

$$\alpha_j = \max Q(\alpha) \quad (\alpha_j^T \alpha_i = 0, i = 1, 2, \dots, j-1), \quad (4)$$

即在所有与 α_1 到 α_{j-1} 正交的向量空间中, 求 α_j 使得式 (4) 成立.

显然, 式 (4) 为有约束的非线性规划问题, 尽管有许多解法, 但大多比较复杂, 尤其是由于有了约束条件, 加上原始空间的维数往往上百, 使许多理论上很成熟的算法实现起来非常困难, 因此, 本文尝试了有约束非线性规划的罚函数法, 也就是把有约束非线性规划问题变为无约束极值问题, 然后再用单纯形下山法求出最优解. 假设 M 是一个足够大的数, 建立如下的无约束极值问题, 即

$$(P'M) = \min_{\alpha \in R^n} \{-Q(\alpha) + M[(\alpha^T \alpha - 1)^2 + (\alpha^T \alpha_1) + \dots + (\alpha^T \alpha_{j-1})^2]\}. \quad (5)$$

对无约束数值问题 $(P'M)$, 可用 IDL 语言中提供的单纯形下山法容易求得最优解, 问题是 $(P'M)$ 中的 M 到底多大, 才能使 $(P'M)$ 的解满足式 (4) 的约束条件. 常用的办法是对 M 进行迭代, 事实上, 实际计算时, 一次性取 M 为较大的值, 如本文所用的 M 为 10^5 , 则一次性求出的 $(P'M)$ 的最优解可以近似看成式 (4) 的最优解, 而无需多次迭代.

4 算法验证

为了验证算法的有效性, 用一幅高光谱遥感图像进行了实验, 该图像是用 OMIS1 (Operational Modular Imaging Spectrometer) 高光谱成像系统于 2001-07-12—13 在陕西省延安地区枣园镇航空拍摄的, 由中煤航测遥感局遥感应用研究院 (西安) 无偿提供并进行了图像的预处理, 主要包括辐射值补偿、噪音条带去除、波段顺序调整、几何校正、辐射定标、光谱平滑处理等步骤.

本文实验所用的研究区域图像尺寸为 401×363 个像元, 包含 8 种主要地物, 分别为水 (water)、玉米 (corn)、葡萄 (grape)、梨树 (pear)、桃树 (peach)、枯苗地 (dry vegetable)、菜地 (vegetable)、西瓜地 (water melon). 训练样本的精度由实地调绘图像进行评定. 投影寻踪指标定义为菜地与其他各类的距离之和, 由式 (3) 确定. 图 1 为前 3 个主成分图像的分类结果, 图 2 为 3 个正交的投影寻踪方向合成后分类的结果. 表 1 为前 3 个主成分图像的分类结果的混淆矩阵精度, 表 2 为 3 个正交的投影寻踪方向合成后分类结果的混淆矩阵精度.

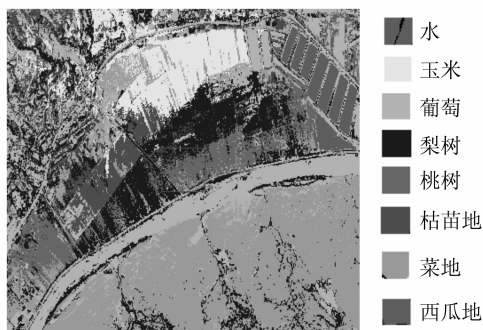


图 1 前 3 个主成分图像的分类结果

Fig. 1 Classification image of the first three PCA (principal component analysis) images by minimum distance classifier

表 1 前 3 个主成分方向的分类结果图像中各类的分类精度 (混淆矩阵精度)

Table 1 Classification accuracy of the first three PCA images by minimum distance classifier

水	玉米地	葡萄园	梨园	桃园	枯苗地	菜地	西瓜地
99.40	90.00	23.91	66.78	88.01	83.56	22.71	99.56

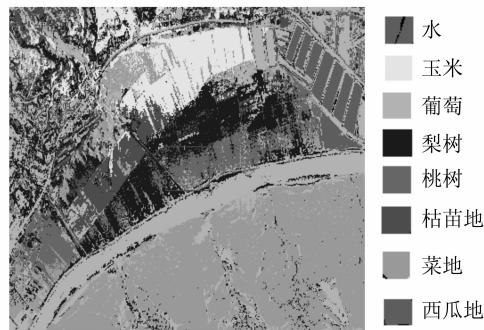


图 2 3 个正交的投影寻踪方向合成后分类的结果

Fig. 2 Classification image of three orthogonal PP images by minimum distance classifier

表 2 3 个投影寻踪方向的分类结果图像中各类的分类精度 (混淆矩阵精度)

Table 2 Classification accuracy of three orthogonal PP images by minimum distance classifier

水	玉米地	葡萄园	梨园	桃园	枯苗地	菜地	西瓜地
99.40	88.82	30.98	66.63	86.40	82.58	28.63	99.56

比较图 1, 2, 表 1, 2 可见, 前 3 个主成分图像和 3 个投影寻踪方向总体分类精度相差不多, 主成分的分类精度为 66.32%, 投影寻踪的分类精度为 68.38%, 但个别类的分类精度有所变化, 特别是投影寻踪方向中葡萄和菜地的分类精度都有所提高, 而这正是两类最易混分的类别, 说明投影寻踪在提高易混分类别的精度方面有些效果, 但整体效果不太明显的原因是, 只用投影寻踪方向无法概括数据的整体结构。

5 结 语

通过本例验证表明, 多方向投影寻踪方法提取的特征方向可以更好地辨别特定地物类型, 对提高难分地物的分类精度有所帮助, 与主成分方向相比, 可以提高 6% 左右; 但对整个图像的整体分类精度提高不多, 说明投影寻踪方向在突出特定难分地物的同时, 对其他某些地物有所压制, 这是一个需要进一步解决的矛盾。

参考文献:

- [1] Fukunaga K. Effects of sample size in classifier design [J]. IEEE Transactions; on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11 (8): 873 ~ 885,
- [2] Fukunaga K, Olsen D R. An algorithm for finding intrinsic dimensionality of data [J]. IEEE Transactions on Computers, 1971, 20 (1): 176 ~ 183.
- [3] Fukunaga K, Hayes R R. Effects of sample size in classifier design [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1989, 11 (8): 873 ~ 885.
- [4] Hughes G F. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers [J]. IEEE Trans. Info. Theory, 1968, 14 (1): 55 ~ 63.
- [5] Friedman J H, Tukey J W. A projection pursuit algorithm for exploratory data analysis [J]. IEEE Trans. Comput., 1974, 23 (1): 881 ~ 889.
- [6] Jimenez L, Landgrebe D. Hyperspectral data analysis and feature reduction via projection pursuit [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37 (6): 2 653 ~ 2 667.