

典型地物实测光谱的相似性测度与实验分析

施蓓琦^{1,2}, 刘 春¹, 陈 能², 林文鹏²

(1. 同济大学 测量与国土信息工程系, 上海 200092; 2. 上海师范大学 城市信息研究中心, 上海 200234)

摘要: 对于高光谱向量非线性空间, 提出了基于 Hausdorff 距离的地物光谱相似性测度模型, 并对模型的适用性进行讨论. 此外通过对试验区域由高分辨率光谱仪实地测得的地物光谱数据进行实验分析, 得到各种相似性测度模型的匹配聚类结果, 并对其有效性和精度进行评估.

关键词: 实测地物光谱; 相似性度量; Hausdorff 距离

中图分类号: P 237.3

文献标识码: A

Spectral Similarity Measure and Experimental Analyses for Field Spectroscopy

SHI Beiqi^{1,2}, LIU Chun¹, CHEN Neng², LIN Wenpeng²

(1. Department of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Urban Information Research Center, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

Abstract: A new spectral similarity measure based on Hausdorff distance, a non-linear operator, which measures the mismatch of the two sets, was proposed and experimented. The performance of different spectral similarity measures was compared by using real field spectrometric data. Statistical methods were also used to assess the measurement accuracy and validity. The experiment result shows that the similarity measure based on Hausdorff distance is more effective than others in spectral matching aspect.

Key words: field spectroscopy; spectral similarity measure; Hausdorff distance

传统多光谱遥感影像多利用图像空间角度的关系分析地物的空间分布和变化情况从而实现特征目标的检测与分类识别, 但对于具有空间-光谱立方体特征的高光谱数据, 特征目标的检测与分类识别则

需考虑地物本身的物理属性. 因此, 对每一像元的光谱向量进行探测与处理需要利用不同地物有不同光谱反射特征这一性质, 从光谱维角度去分析地物在空间上的变化情况. 事实上, 在成像光谱图像处理中, 通过对 2 条光谱曲线的相似性测度判断地物归属类别的地物光谱匹配方法已成为光谱特征度量的主要工作, 也是高光谱数据分类和信息提取的基础.

通常, 光谱相似性度量的算法被归纳为几何测度、编码测度、统计测度、特征测度和变换测度五大类^[1]. 编码测度中由于直接编码将每一像元各波段属性值与某一阈值比较并相应地赋值编码, 其编码结果受阈值影响很大, 容易导致信息损失, 致使度量精度较低. 特征测度中光谱吸收与反射特征易受到噪声和波段偏移等因素的影响, 往往采用扩展编码法以克服这些因素的影响. 基于导数光谱的变换测度在处理过程中对于 M 阶导数光谱来说, 将会增加 $N - 2M$ (N 为光谱数) 个波段, 使信息量显著增加, 影响处理的效率^[2]. 因此, 目前光谱相似性测度模型仍侧重考虑基于距离和形状的方法^[3-4], 如欧氏距离测度、光谱角度测度 (SAM)、光谱信息散度 (SID) 等.

然而鉴于光谱曲线表征了复杂光谱成像的非线性过程, 若在线性空间里度量 2 个光谱向量的相似性显然不符合非线性空间中成员几何特性, 所以需要研究与探索光谱向量在非线性空间里的相似性测度方法, 这样既可更好地反映地物光谱向量自身特性, 又可从光谱维角度反映地物空间分布特征. 因此笔者提出应用 Hausdorff 距离相似性测度从空间目标的整体形状角度描述非空紧集合之间的差异, 测量光谱向量之间非线性相似程度, 并将此相似性测度引入到模糊聚类中, 从而提高聚类结果的精度.

收稿日期: 2009-11-27

基金项目: 上海市教育委员会科研创新项目 (10ZZ25); 现代工程测量国家测绘局重点实验室开放课题 (TJES0906); 上海师范大学校级科研项目 (DKL921)

第一作者: 施蓓琦 (1981—), 女, 讲师, 博士生, 主要研究方向为高光谱遥感分析. E-mail: carashi@163.com

通讯作者: 刘 春 (1973—), 男, 教授, 工学博士, 主要研究方向为 GIS 空间数据不确定理论、高光谱遥感数据处理与分析.

E-mail: liuchun@tongji.edu.cn

1 基于 Hausdorff 距离光谱相似性测度

1.1 Hausdorff 距离相似性测度

Hausdorff 距离就是一种极大-极小距离,描述非空紧集合间差异的非线性空间几何距离,可测量 2 组点集间相似程度,应用于图像配准和目标识别^[5-7],广义 Hausdorff 距离模型也被用来度量地理信息系统 (GIS) 空间目标间距离分布的中心趋势和离散度^[8],在空间信息科学中得到广泛应用,对应于非线性空间里光谱向量的相似性测度 $H(X, Y)$, 定义

$$H(X, Y) = \max(h(X, Y), h(Y, X)) \quad (1)$$

式中: $h(X, Y)$ 是点集 X 中的每个点 x_i 到距离此点 x_i 最近的 Y 集合中点 y_j 之间的距离 $\|x_i - y_j\|$ 中的最大值, $h(X, Y) = \max_{(x \in X)} \{ \max_{(y \in Y)} \|x - y\| \}$; 同理可得 $h(Y, X) = \max_{(y \in Y)} \{ \max_{(x \in X)} \|y - x\| \}$, 取单向距离 $h(X, Y)$ 和 $h(Y, X)$ 两者中的较大者为 Hausdorff 距离 $H(X, Y)$, 它度量了 2 个点集间的最大不匹配程度, 该距离对任何远离中心的噪声点非常敏感, 需进行均值化修正(式(2)), 称为改进化的 Hausdorff 距离(modified hausdorff distance, MHD) $h_{\text{MHD}}(X, Y)$ ^[9], 能有效增强匹配的鲁棒性, 避免由于部分噪声点干扰带来的偏差^[7,9].

$$h_{\text{MHD}}(X, Y) = \frac{1}{N_X} \sum_{x_i \in X} \min_{y_j \in Y} \|x_i - y_j\| \quad (2)$$

其中, N_X 为模型集 X 中元素的个数.

通常距离反映了模糊数之间的差异性, 而相似度则反映模糊数之间的同一性, 两者存在反向关系. 通过模糊数距离和相似度间的递减函数 $S = f(d)$ 关系可导出模糊数间的相似度量公式^[10]

$$S(X, Y) = \frac{f(d(X, Y)) - f(1)}{f(0) - f(1)} \quad (3)$$

式中: $d(X, Y)$ 为标准化的 Hausdorff 距离; $f(0)$, $f(1)$ 为相似度量度的范围.

由于 Hausdorff 距离是在非线性空间中定义的, 既具有非线性和有向性的特性, 又满足距离函数的同一性、对称性和三角不等性. 根据模糊数距离和其相似度间的相互转化方法, 选用反比例函数 $f(x) = 1/(1+x)$ 为递减函数, 得基于 Hausdorff 距离的模糊相似性测度

$$S(X, Y) = [1 - d(X, Y)]/[1 + d(X, Y)] \quad (4)$$

该测度将距离法从绝对性测度的几何度量转换为相对性测度的相似度量, 更好地反映非线性地物

光谱向量自身特性, 从光谱维角度反映地物分布特征, 便于与传统的几何、概率相似性测度进行比较.

1.2 相似性测度比较

无论是基于线性欧式空间的光谱角度量, 还是统计学中随机向量的相关系数和光谱信息散度测度, 抑或是在非线性空间里的 Hausdorff 距离相似性测度, 就匹配位置的判决而言, 这些相似性度量被广义地分为距离相似性测度和相关相似性测度. 且 Johnson 假设认为相似性度量均服从高斯分布^[11], 在归一化方差准则下比较方差来判别相似性度量自身的优劣^[12]. 具体判别如下: 设 ξ_1, ξ_2 为 2 个服从高斯分布的相似性度量, μ_{ij} 和 σ_{ij}^2 表示 ξ_1, ξ_2 的均值和方差 ($i = 1, 2; j = 0, 1$ 为匹配或非匹配), 且满足 $\xi_2 = a\xi_1 + b$ ($a, b \in \mathbf{R}$), 归一化后则有

$$\eta_1 = \frac{\xi_1 - \mu_{10}}{\mu_{11} - \mu_{10}}, \eta_2 = \frac{\xi_2 - \mu_{20}}{\mu_{21} - \mu_{20}} \quad (5)$$

利用 $\xi_2 = a\xi_1 + b$ 相似性度量期望的线性性质, 得

$$\mu_{20} = a\mu_{10} + b, \mu_{21} = a\mu_{11} + b \quad (6)$$

将式(6)代入式(5) η_2 中, 得

$$\eta_2 = \frac{\xi_2 - \mu_{20}}{\mu_{21} - \mu_{20}} = \frac{(a\xi_1 + b) - (a\mu_{10} + b)}{(a\mu_{11} + b) - (a\mu_{10} + b)} = \frac{\xi_1 - \mu_{10}}{\mu_{11} - \mu_{10}} = \eta_1 \quad (7)$$

最终得 $(\sigma_{1j}^*)^2 = (\sigma_{2j}^*)^2, j = 0, 1$, 即线性相关的 2 个相似性度量在归一化方差准则下等价. 由此得到 2 个推论: ①SAM 与相关系数度量均是归一化积相关度量的表达, 两者等价; ②Hausdorff 距离测度与经典最小绝对差度量均为距离度量方法, 两者等价.

最小绝对差距离度量法的均值和方差分别为

$$\mu_{10} = \sqrt{2/\pi} \sigma_n, \quad \sigma_{10}^2 = (\sigma_n^2/N) \left(1 - \frac{2}{\pi}\right),$$

$$\mu_{11} = \sqrt{\frac{2}{\pi} (2\sigma_x^2 + \sigma_n^2)}, \quad \sigma_{11}^2 = \frac{2\sigma_x^2 + \sigma_n^2}{N} \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \quad (8)$$

式中, N 为样本量.

归一化积相关度量的均值和方差为

$$\mu_{20} = \frac{\sigma_x}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_n^2}}, \quad \sigma_{20}^2 = \frac{2\sigma_x^2 + \sigma_n^2}{N(\sigma_x^2 + \sigma_n^2)},$$

$$\mu_{21} = 0, \sigma_{21}^2 = 1/N \quad (9)$$

归一化后, 最小绝对差距离度量的归一化方差为

$$(\sigma_{10}^*)^2 = \frac{(\pi/2 - 1)}{N(\sqrt{2S_{\text{NR}}} + 1 - 1)^2}$$

$$(\sigma_{11}^*)^2 = \frac{(\pi/2 - 1)}{N(1 - 1/\sqrt{2S_{\text{NR}}} + 1)^2} \quad (10)$$

式中, S_{NR} 为信噪比, $S_{NR} = \sigma_x^2 / \sigma_n^2$.

归一化积相关度量的归一化方差分别为

$$(\sigma_{20}^*)^2 = (1/N)(2 + 1/S_{NR})$$

$$(\sigma_{21}^*)^2 = (1/N)(1 + 1/S_{NR}) \quad (11)$$

可见相关相似性测度法相比距离相似性测度法对信噪比更加敏感,即随着信噪比增大距离度量法逐渐优于相关度量法.

依据归一化方差准则下相似性度量的等价及对信噪比敏感的特性,在高光谱信息实际应用中通过去噪来提高信噪比的情况下,基于 Hausdorff 距离光谱相似性测度可更好地提高光谱匹配的可靠性.

2 实验采集与数据分析流程

2.1 实验设计

为了验证各种测度的实际效用,拟对试验区域内城市典型地物实测光谱数据进行实验分析.首先通过去噪、平滑等预处理操作得到各种地物的光谱曲线:运用对应分析对已知类别情况下的光谱进行分析,将地物光谱信息的高维矩阵用散点空间位置关系的形式表现光谱维的关联信息,使得高维地物光谱数据内在分布可视化,为下一步通过相似性测度进行的模糊聚类提供一种图示依据.

在具体比较实测地物光谱相似性测度过程中,除了通过横向比较传统测度与 Hausdorff 距离相似性测度对不同地物类别间分辨能力之外,还进行相对光谱识别概率和相对光谱识别能力的评判,并通过基于相似性测度的模糊聚类来区分光谱形状相似的植被,从而分析各种不同相似性测度对局部特征变化的敏感性.并采用模糊距离的统计指标对各种测度构建的模糊聚类结果的质量和有效性进行评估.由此验证基于 Hausdorff 距离光谱相似性测度更具光谱匹配的可靠性.具体实验流程见图 1.

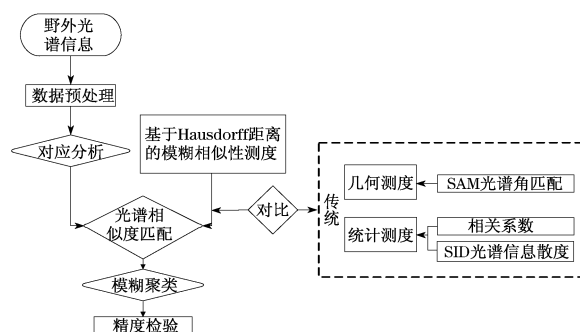


图 1 实验工作流程

Fig.1 Experimental procedures

2.2 光谱数据获取及预处理

2009 年 10 月 15 日与 10 月 22 日的 10:00~14:00 时间段内,使用 ASD FieldSpec3 便携式野外光谱辐射仪,在某大学校园内和临近公园内,针对灌木、水体、水泥面板、台阶瓷砖和假草坪等 12 种城市典型地物类进行多个测点反复采集反射光谱信息.

为了提高光谱信息的信噪比,对于每个测点多条光谱信息求平均,并在此基础上再进行均值计算得到每类地物的光谱信息.但由于野外测量受大气水汽吸收干扰和仪器噪声的影响,导致在 1 800~1 950 nm 和 2 350~2 500 nm 处光谱反射率波动很大,因此需剔除这些水汽波段,并在 350~2 500 nm 范围内进行重采样,通过移动窗口最小二乘多项式对地物光谱曲线进行平滑处理,消除锯齿信息,得到各类地物光谱的均值曲线如图 2.

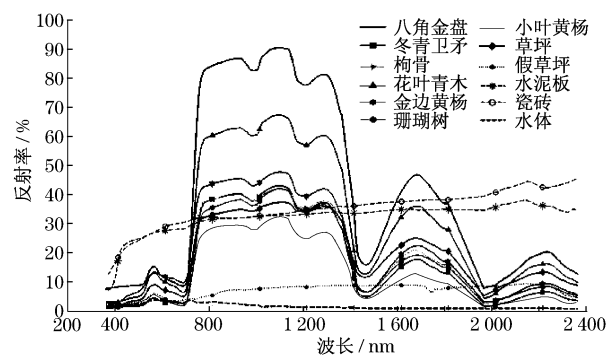


图 2 处理后的 12 类地物光谱曲线

Fig.2 Spectrum of the field objects

2.3 光谱数据对应分析

为了分析这些地物光谱样本之间的关系,采用对应分析将高维波段和地物类型作为行和列变量,计算行列变量间的相关性,将波段、地物表格中包含的类别关联信息用各散点空间位置关系的形式表现出来,进而发现观测矩阵中行和列之间的关系,以揭示同一变量的各个类别之间的差异及不同变量各个类别之间的对应关系^[13].因此相对于主成分分析而言,对应分析是以低维表示描述原始对象之间的相关关系.第 1 分量、第 2 分量为累计方差贡献达 97.0% 的前 2 个因子,其中第 1 分量的方差贡献占 80.3%,第 2 分量的方差贡献占 16.7%,由此来表征整个光谱高维矩阵,并直接从因子载荷图上显示 12 种地物的分布情况.如图 3 所示,以第 2 分量纵轴坐标为界,在右侧的多积聚植被光谱,而左侧部分按分布的亲疏关系又可区分为 3 类:水体、假草坪、瓷砖

和水泥板.

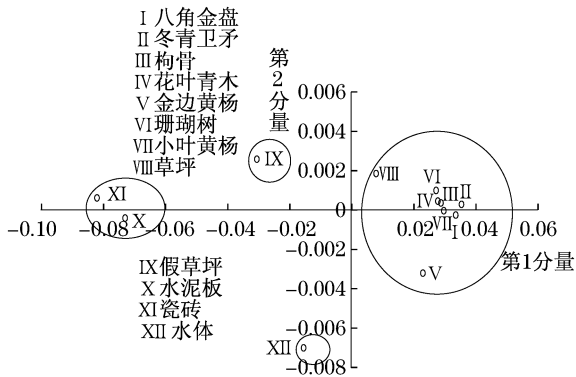


图 3 地物光谱对应分析定位

Fig.3 Correspondence analysis of field objects

3 地物光谱相似性测度计算

3.1 地物类间光谱相似性测度

依据对应分析的图示结果,分别采用传统测度方法(相关系数、光谱角测度、光谱信息散度)和 Hausdroff 距离法分别对地物光谱间的相似性进行测度,得到光谱相似性测度矩阵,如表 1、表 2 所示.可见各种测度结果均能通过模糊聚类明确地将这 12 类地物按大类区分为植被类、水体类、不透水地物类和伪装地物类 4 类内容.

表 1、表 2 显示出相关系数测度和光谱角测度在灌草植被处具有很高的相似性.根据文献[14]提出

表 1 地物光谱相关系数与光谱角相似度矩阵

Tab.1 Spectral similarity measurement indexes between correlation coefficient and SAM

地物	灌草植被								伪装地物		不透水地物	
	I 八角金盘	II 冬青卫矛	III 枸骨	IV 花叶青木	V 金边黄杨	VI 珊瑚树	VII 小叶黄杨	VIII 草坪	假草坪	水泥板	瓷砖	水体
I 八角金盘	1.000	0.998	1.000	0.998	0.990	0.998	0.997	0.982	0.262	0.173	-0.070	0.095
II 冬青卫矛	0.995	1.000	0.997	0.995	0.990	0.998	0.999	0.972	0.248	0.155	-0.087	0.112
III 枸骨	0.999	0.998	1.000	0.999	0.991	0.998	0.997	0.983	0.266	0.179	-0.065	0.096
IV 花叶青木	0.999	0.993	0.998	1.000	0.988	0.998	0.994	0.989	0.290	0.205	-0.040	0.078
V 金边黄杨	0.996	0.992	0.996	0.996	1.000	0.986	0.993	0.961	0.176	0.119	-0.136	0.216
VI 珊瑚树	0.998	0.998	0.999	0.998	0.994	1.000	0.997	0.982	0.288	0.194	-0.045	0.063
VII 小叶黄杨	0.995	1.000	0.998	0.993	0.993	0.998	1.000	0.970	0.238	0.152	-0.092	0.130
VIII 草坪	0.990	0.973	0.985	0.992	0.983	0.985	0.972	1.000	0.398	0.313	0.071	-0.032
假草坪	0.811	0.759	0.791	0.819	0.797	0.794	0.759	0.878	1.000	0.816	0.737	-0.733
水泥板	0.806	0.749	0.783	0.812	0.801	0.784	0.751	0.869	0.983	1.000	0.924	-0.632
瓷砖	0.779	0.720	0.755	0.786	0.772	0.757	0.721	0.848	0.981	0.998	1.000	-0.734
水体	0.720	0.679	0.700	0.718	0.756	0.690	0.687	0.731	0.726	0.806	0.786	1.000

注: 矩阵上三角为相关系数相似度,下三角为基于光谱角相似度.

表 2 地物光谱信息散度与 Hausdorff 距离相似度矩阵

Tab.2 Spectral similarity measurement indexes between SID and Hausdorff

地物	灌草植被								伪装地物		不透水地物	
	I 八角金盘	II 冬青卫矛	III 枸骨	IV 花叶青木	V 金边黄杨	VI 珊瑚树	VII 小叶黄杨	VIII 草坪	假草坪	水泥板	瓷砖	水体
I 八角金盘	1.000	0.965	0.991	0.994	0.974	0.989	0.967	0.958	0.456	0.419	0.355	0.140
II 冬青卫矛	0.790	1.000	0.988	0.960	0.931	0.985	0.997	0.872	0.170	0.098	0.021	-0.205
III 枸骨	0.907	0.867	1.000	0.990	0.962	0.997	0.990	0.935	0.342	0.284	0.215	-0.029
IV 花叶青木	0.933	0.796	0.901	1.000	0.974	0.988	0.966	0.971	0.470	0.426	0.363	0.105
V 金边黄杨	0.862	0.820	0.897	0.852	1.000	0.950	0.944	0.927	0.400	0.407	0.333	0.301
VI 珊瑚树	0.853	0.891	0.924	0.860	0.872	1.000	0.986	0.938	0.368	0.301	0.235	-0.076
VII 小叶黄杨	0.778	0.958	0.858	0.785	0.808	0.884	1.000	0.882	0.192	0.128	0.048	-0.155
VIII 草坪	0.731	0.598	0.681	0.752	0.676	0.649	0.591	1.000	0.675	0.627	0.578	0.171
假草坪	0.138	0.082	0.114	0.146	0.129	0.114	0.079	0.231	1.000	0.954	0.951	0.324
水泥板	0.081	0.027	0.059	0.087	0.075	0.056	0.026	0.162	0.659	1.000	0.994	0.543
瓷砖	0.089	0.043	0.069	0.097	0.088	0.072	0.046	0.167	0.634	0.711	1.000	0.501
水体	0.251	0.249	0.246	0.254	0.283	0.264	0.262	0.199	0.000	0.024	0.076	1.000

注: 矩阵上三角为光谱信息散度相似度,下三角为基于 Hausdorff 距离的相似度.

的光谱相似性测度可分性指标对各种测度在灌草植被相似性识别有效性进行检验,采用相对光谱识别概率(RSDPB)将选出的一系列端元以某种相似性测度表示目标端元能被识别出的可能性,从图 4a 中可见基于 Hausdorff 距离的相似性测度法的识别概率略高于其他方法,且各种测度法对草坪的识别概率都偏低,因此在相对光谱识别能力(RSDPW)实验中将草坪作为参考光谱,分析不同地物间相似性测度识别能力和端元区分能力(图 4b),在光谱识别能力方面相关系数测度和光谱角测度作为一种全局性的描述指标对于局部特征变化不敏感,其光谱相似性可分度较低,而基于 Hausdorff 距离的相似性测度法则高于其他 3 种方法。

3.2 植被类内光谱相似性测度

在很多情况下,同类地物的光谱差别仅来自绝

对值的变化,光谱形状整体是相似的.因此为进一步测试各种测度在地物光谱信息细微处的分类识别能力,笔者再对上海地区常见的地带性自然植被即八角金盘、花叶青木、小叶黄杨等 7 种植被 42 条光谱曲线通过构造各种测度的模糊相似矩阵进行模糊聚类分析.利用彩色刺激光谱投影到颜色空间的原理,将地物光谱高维空间中的每一个数据点看作是一个彩色刺激函数映射到三维投影空间(R, G, B)中^[15-16],使聚类结果可视化,结果如图 5.从图 5 可见传统的相关系数和光谱角测度得到结果类似,将光谱曲线整体形状近似的枸骨和珊瑚树聚为一类,同时将八角金盘与花叶青木部分光谱聚为一类,然而由于 Hausdorff 距离相似性测度从空间目标的整体形状表现了非空紧集合之间的差异,光谱信息散度利用了相对熵计算光谱特征信息,两者都能在细

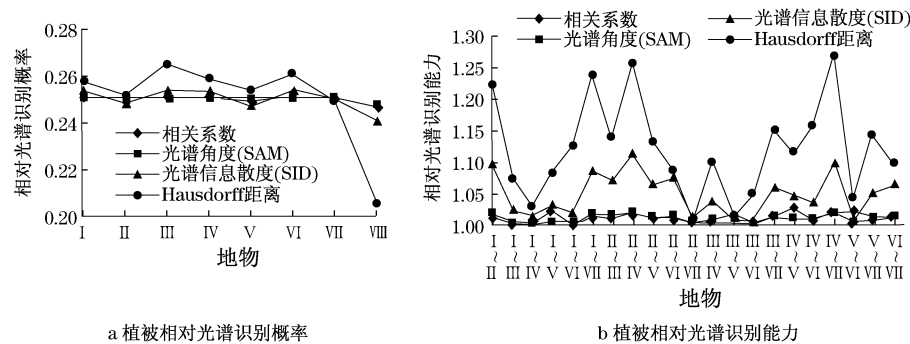


图 4 植被光谱相似性测度可分性检验

Fig.4 Spectral discrimination of different spectral similarity measurements

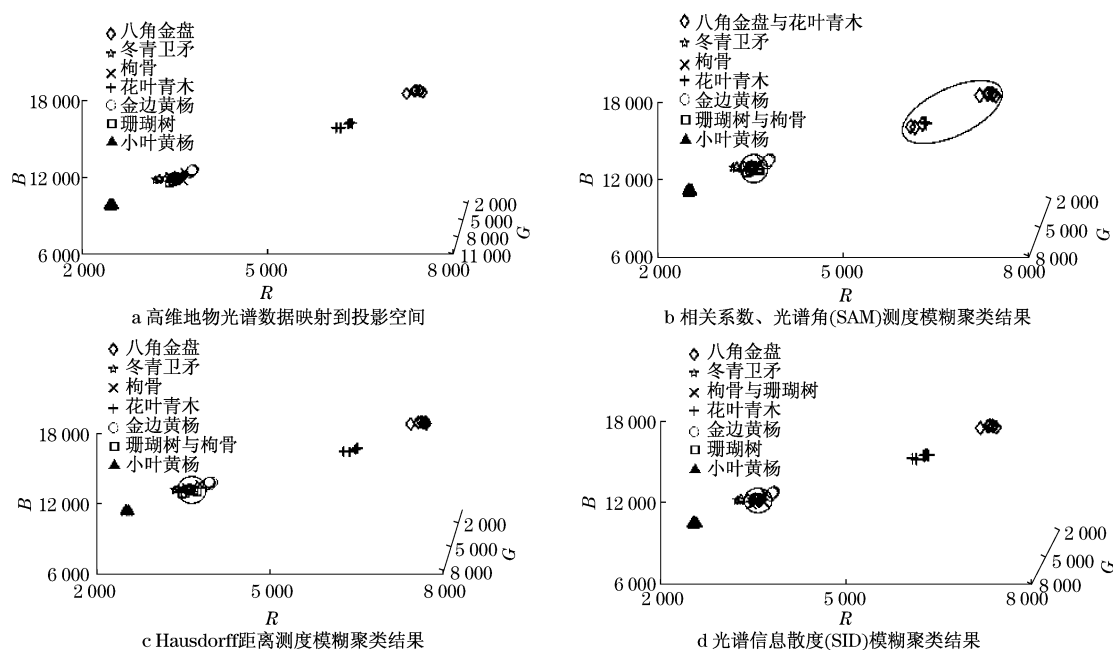


图 5 各种相似性测度对植被光谱模糊聚类结果

Fig.5 Fuzzy clustering based on different spectral similarity measurements

微处进行有效识别,并对局部特征变化敏感.因此基于 Hausdorff 距离和光谱信息散度的相似性测度法能较好地地区分八角金盘、冬青卫矛、花叶青木、金边黄杨和小叶黄杨,但却同样将易混淆的枸骨和珊瑚树的部分光谱信息聚为一类.

3.3 相似性测度聚类精度分析

基于相似性测度的模糊聚类分析其本身没有确定的簇标记,只是根据一定的相似性定义来划分数据,因此可通过对聚类结果进行质量评价和有效性检验,从而进一步反映不同相似性测度的效用.

应用聚类外部评价法即应用纯净度和 F 测度 (F -Measure)对各种相似性测度的植被光谱模糊聚类质量进行评价^[17-18].由表 3 可见,由这 4 种相似性测度得到的植被光谱模糊聚类结果均有较高的精度,这些聚类结果均是可靠的.

表 3 不同相似性测度的植被光谱模糊聚类质量评价

Tab.3 Accuracy of fuzzy clustering results

测度方法	纯净度	F 测度
相关系数	0.921	0.857
光谱角(SAM)	0.921	0.857
光谱信息散度(SID)	0.929	0.868
Hausdorff 距离	0.968	0.949

但仅从一个数据集与预先已知结构的相符程度来度量不同相似性测度的聚类质量并不能最客观地反映其实际效用,因此在模糊聚类结果外部评价基础上,应用模糊 F 统计量和变化的显著性水平来综合反映聚类的类内紧密程度与类间分散程度,对由不同相似性测度构造的模糊聚类的有效性进行验证^[19].表 4 反映模糊 F 统计量从数据集自身特征和量值出发分析不同相似性测度聚类结果的紧密度和分离度.尽管对于显著性水平为 0.005 时的 F 检验临界值(3.95)各种测度得到的模糊聚类均为有效分类,但进一步比较各模糊 F 统计量与临界值之差则明显反映各种测度的有效性,发现基于 Hausdorff 距离的相似性测度较其他测度法更有效,是该组植被光谱信息模糊聚类的最有效结果.

表 4 不同相似性测度的植被光谱模糊聚类有效性验证

Tab.4 Validity of fuzzy clustering results

测度方法	模糊 F 统计量	统计量与 $F_{0.005}(6,35)$ 临界值之差
相关系数	4.027	0.077
光谱角(SAM)	4.027	0.077
光谱信息散度(SID)	9.331	5.381
Hausdorff 距离	11.905	7.954

4 结论

针对实测地物光谱应用对光谱特征的要求,探讨用于光谱匹配的相似性测度方法,研究基于 Hausdorff 距离的地物光谱相似性测度模型的可分性和有效性.通过实验对 SAM、相关系数、SID 和 Hausdorff 距离相似性测度方法进行比较,发现采用由非线性关系定义的 Hausdorff 距离能较好地反映光谱角度反映地物空间分布特征及不同类别地物光谱的差异,且对同类地物光谱细微处局部特征变化也具敏感性,能较好地地区分识别地物类别.由纯净度、 F -Measure 指标得到各种相似性测度相对聚类结果精度的差异,而 Hausdorff 距离相似性测度 F 统计量与临界值差值为 7.954,远高于其他测度结果,则从聚类有效性检验角度进一步显示出 Hausdorff 距离相似性测度较传统几何测度、统计测度能更好地反映地物光谱类间的可分度和类内的紧密度,是一种高效、可靠的相似性度量算法.

但由实验条件所限,笔者仅采用了景观特征变化显著的秋季地物光谱数据,下一步工作将采集多时相、不同立地背景的地物光谱信息,应用 Hausdorff 距离相似性测度研究如何组合多时相,识别不同群落的植被组成,并将该测度方法应用于高光谱遥感影像的聚类分析中,以测试这种度量方法的实际效用.

参考文献:

[1] 杜培军,唐宏,方涛. 高光谱遥感光谱相似性度量算法与若干新方法研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(2):112.
DU Peijun, TANG Hong, FANG Tao. Algorithms for spectral similarity measure in hyperspectral RS [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(2):112.

[2] 杜培军,陈云浩,方涛,等. 高光谱遥感数据光谱特征的提取与应用[J]. 中国矿业大学学报, 2003, 32(1):500.
DU Peijun, CHEN Yunhao, FANG Tao, et al. Study on the extraction and applications of spectral features in hyperspectral remote sensing [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2003, 32(1):500.

[3] 宫鹏,浦瑞良. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.
GONG Peng, PU Ruiliang. Hyperspectral remote sensing and its application [M]. Beijing: Higher Education Press, 2000.

[4] 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.

- TONG Qingxi, ZHANG Bing, ZHENG Lanfen. Hyperspectral remote sensing[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006.
- [5] 杜峰, 施文康, 邓勇. 基于 Hausdorff 距离的扩展模糊数相似性测度[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(4): 614.
- DU Feng, SHI Wenkang, DENG Yong. A new similarity measure to generalized fuzzy numbers[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(4): 614.
- [6] 徐遵义, 晏磊, 宁书年, 等. 基于 Hausdorff 距离的海底地形匹配算法仿真研究[J]. 计算机工程, 2007, 33(9): 7.
- XU Zunyi, YAN Lei, NING Shunian, et al. Research on seabed terrain match algorithm simulation based on Hausdorff distance[J]. Computer Engineering, 2007, 33(9): 7.
- [7] 张良国, 吴江琴, 高文, 等. 基于 Hausdorff 距离的手势识别[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(11): 1144.
- ZHANG Liangguo, WU Jiangqin, GAO Wen, et al. Hand gesture recognition based on Hausdorff distance[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(11): 1144.
- [8] 邓敏, 钮泳联, 李志林. GIS 空间目标的广义 Hausdorff 距离模型[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2007, 32(7): 641.
- DENG Min, NIU Shulian, LI Zhilin. A generalized Hausdorff distance for spatial objects in GIS [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(7): 641.
- [9] Dubuisson M P, Jain A K. A modified Hausdorff distance for object matching [C]//Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition. Jerusalem: Computer Vision & Image Processing, 1994: 566 - 568.
- [10] 鲁成国. 模糊数的比较与排序及其在多属性决策中的应用[D]. 南宁: 广西大学, 2006.
- LU Chengguo. Ranking of fuzzy numbers and its application in multiple attribute decision-making [D]. Nanning: Guangxi University, 2006.
- [11] 孙仲康, 沈振康. 数字图像处理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1985.
- SUN Zhongkang, SHEN Zhenkang. Digital image processing and application [M]. Beijing: Publishing House of National Defence, 1985.
- [12] 刘宝生, 闫莉萍, 周东华. 几种经典相似性度量的比较研究[J]. 计算机应用研究, 2006(11): 1.
- LIU Baosheng, YAN Liping, ZHOU Donghua. Comparison of some classical similarity measures[J]. Application Research of Computers, 2006(11): 1.
- [13] 虞欣, 郑肇葆. 基于对应分析的训练样本的选择[J]. 测绘学报, 2008, 37(2): 190.
- YU Xin, ZHENG Zhaobao. Training samples selection method based on correspondence analysis [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(2): 190.
- [14] DU Yinzhi, CHANG Cheini, REN Hsuan, et al. New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization[J]. Optical Engineering, 2004, 43(2): 1777.
- [15] 任永功, 于戈. 一种多维数据的聚类算法及其可视化研究[J]. 计算机学报, 2005, 28(11): 1861.
- REN Yonggong, YU Ge. Clustering for multi-dimensional data and its visualization[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(11): 1861.
- [16] 刘勘, 周晓峥, 周洞汝. 一种基于排序子空间的高维聚类算法及其可视化研究[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(3): 1509.
- LIU Kan, ZHOU Xiaozheng, ZHOU Dongru. Clustering by ordering density-based subspaces and visualization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(3): 1509.
- [17] Larsen B, Aone C. Fast and effective text mining using linear-time document clustering[C]//Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. San Diego: KDD, 1999: 16 - 22.
- [18] 杨燕, 靳蕃, Kamel Mohamed. 聚类有效性评价综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(6): 1630.
- Yang Yan, Jin Fan, Kamel Mohamed. Survey of clustering validity evaluation [J]. Application Research of Computers, 2008, 25(6): 1630.
- [19] 吴成茂, 范九伦. 模糊 F 统计量及其应用[J]. 西安邮电学院学报, 2003, 8(3): 56.
- WU Chengmao, FAN Jiulun. Fuzzy F statistic and its application [J]. Journal of Xi'an University of Post and Telecommunications, 2003, 8(3): 56.

(上接第 291 页)

- [7] 黄凤立, 王艳敏, 许锦泓, 等. 基于关联度及 Kriging 模型的注射成型稳健优化设计[J]. 中国塑料, 2009, 23(5): 70.
- HUANG Fengli, WANG Yanmin, XU Jinhong, et al. Robust design of injection molding based on relation degree and Kriging model [J]. China Plastics, 2009, 23(5): 70.
- [8] 张勇德, 黄莎白. 多目标优化问题的蚁群算法研究 [J]. 控制与决策, 2005, 20(1): 170.
- ZHANG Yongde, HUANG Shabai. Study on ant colony algorithms for solving multi-objective optimization problems [J]. Control and Design, 2005, 20(1): 170.
- [9] Veldhuizen D A V, Lamont G B. On measuring multi-objective evolutionary algorithm performance [C]//Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. San Francisco Calif: Morgan Kaufmann Publishers, 2000, 7: 204 - 211.
- [10] Tan K, Lee T, Khor E. Evolutionary algorithms with dynamic population size and local exploration for multiobjective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 7(3): 565.
- [11] Bosman P, Thierens D. The balance between proximity and diversity in multi objective evolutionary algorithms [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(1): 174.