

偏振云检测中基于多目标优化的角度选择研究

方 薇^{1,2}, 乔延利¹, 张冬英¹, 杜丽丽^{1*}, 易维宁¹

(1. 中国科学院安徽光学精密机械研究所中国科学院通用光学定标与表征技术重点实验室, 安徽 合肥 230031;
2. 中国科学技术大学, 安徽 合肥 230026)

摘要: 多角度信息在扩展云检测功能、提高检测精度等优势的同时, 带来多角度遍历计算的复杂度和数据规模增大的问题。云检测角度信息来自地表的二向性反射分布函数和大气分子散射效应, 尽管在局部区域内存在用分析解确定某些观察角的可能性, 但由于卫星运动观察几何变化、云几何因子的影响、地物调查的巨大工作量等实际应用的复杂性, POLDER 等官方产品仍采用所有角度遍历计算。由于邻近角度间信息的冗余, 文章用平均联合信息熵和 K-L 信息散度作为角度子集选择的特征, 提出了 Pareto 多目标前沿最优解和理想解算法, 在 POLDER 和“高分五号”卫星搭载的多角度偏振探测仪 (directional polarimetric camera, DPC) 的数据集上进行云检测实验。2 角度组合结果与 POLDER 产品相比, 总体精度 89.36%, Kappa 系数 0.7845, DPC 检测分类相似度 86%, 时间复杂度减少约 1/7。实验表明所提方法在保持检测效果的同时具有降低计算开销的优点, 可为云检测提供一种快速有效、满意精度和自动化运行的新途径。

关键词: 云检测; 多角度偏振遥感; 遥感角度选择; Pareto 最优
中图分类号: TP391, TP7 **文献标识码:** A

Angle selection research based on multi-objectives optimized detection of clouds

FANG Wei^{1,2}, QIAO Yan-Li¹, ZHANG Dong-Ying¹, DU Li-Li^{1*}, YI Wei-Ning¹

(1. Key Laboratory of Optical Calibration and Characterization of Chinese Academy of Sciences, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;
2. University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: It brings about both higher computational complexity and data scale augmentation, while multi-directional information of remote sensing images has the superiority in extending function and increasing accuracy in cloud detection. Directional information on cloud detection comes from BRDF of surface combined with atmospheric effects. Although determining certain view angles in local area by analytic solution is possible, considering the complexities of application the traverse calculation for whole angles is still carried out in POLDER officer products. Due to the redundant information existed on close neighbours of angle layer, averaged joint information entropy and K-L information divergence can form a feature basis for selection of angle subset. Two algorithms of optimal and ideal solutions on Pareto multi-objectives front are proposed. Experiments of cloud detection were taken on two POLDER datasets firstly, then on a dataset of directional polarimetric camera (DPC) on board GF-5 satellite. The experimental results demonstrated that the overall accuracy of cloud detection by proposed method based on 2 angle-layers combinations is 89.36%, Kappa equals 0.7845. The validation on DPC dataset also showed that in comparison with GF-5 remote sensing synthetic image the similarity among them is 86%. The computation efficiency was raised to 7 times. Thus the proposed method

收稿日期: 2019-06-17, 修回日期: 2019-11-19

Received date: 2019-06-17, Revised date: 2019-11-19

基金项目: 国家自然科学基金(41601379)、高分辨对地观测系统重大专项(民用部分)项目(32-Y20A17-9001-15/17, 30-Y20A010-9007-17/18)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (41601379), National High Resolution Major Spectial Project of China(32-Y20A17-9001-15/17, 30-Y20A010-9007-17/18)

作者简介(Biography): 方薇(1977-), 女, 上海人, 副研究员, 博士研究生, 从事计算机应用技术、遥感应用方面的研究。

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: lilydu@aiofm.ac.cn

takes advantages on computational cost saving and retaining multi-angle image's intrinsic information. It contributes a new insight to cloud detection with its advantages of effectiveness, satisfactory accuracy and automatic operation.

Key words: cloud detection, multi-angular polarized remote sensing, angular selection in remote sensing, Pareto Optimality

PACS:42. 30. Sy, 42. 25. Ja, 42. 40. My, 42. 68. Wt, 07. 05. Mh

引言

云检测一直是遥感领域中的研究热点,云的种类繁多,形状多变,在不同尺度空间的特征表现不同,影像中云的遮挡问题,会极大影响对地观测和目标提取,因此,精确检测云是十分必要。随着遥感探测技术的发展,光学遥感传感器的云探测能力不断提升。MODIS^[1](Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)有36个波段,可探测地表、大气云、气溶胶、温度等多种特征参数;MISR^[2](Multian-gle Imaging Spectro Radiometer)是有4个波段(446 nm, 558 nm, 672 nm, 866 nm)和9个分离角度的相机,可提供附有可信度的云/晴分类,双目体视的云高度以及不同波段角度签名(angular signature)信息等产品;POLDER^[3-5](Polarization and Directionality of the Earth's Reflectance)偏振相机能获取同一景观准同步的14个观察角、9个波段(其中3个偏振波段)的地球-大气的辐射和偏振强度,可识别云热动力相态和检验云光学厚度和反照率,提供了云检测、云相态和云性质产品;2018年5月升空的“高分五号”(以下简称GF-5)卫星载荷包含中国科学院安徽光学精密机械研究所自制的多角度偏振探测仪^[6]DPC(Directional Polarization Camera),它擅长大气云及气溶胶检测,共有15个波段(其中3个为偏振波段)对同一个目标地区,最多有12个观察角。郑逢勋^[8]等经过研究,指出利用DPC多角度信息进行云检测,可提高测量精度5%以上。

经大量研究证明,光学传感器的多角度观察信息具有可分辨不同类型的云、地表和气溶胶;提高测量精度;增强薄卷云的检测灵敏度;从前向到后向视角跟踪云的移动;避免太阳耀斑影响等云检测方面优点^[7],但同时也带来了角度数据处理量的大幅增加、云检测计算效率的下降。以POLDER云检测典型算法^[3]为例,首先,逐角度层、逐像素计算氧压、670 nm 反射率、443 nm 大气分子光学厚度、865 nm 偏振反射率、865 nm 反射率与其经验参考值的阈值差,执行四次‘云’初分类和二次‘晴’初分类。然

后,对初分类和‘未定’像素进行14个角度和(9*9)空间复检:若某个角度层像素为‘未定’,而其他有一个角度层该像素初分类为‘云’(或‘晴’),则将此像素归类为‘云’(或‘晴’);若某角度层像素初分类为‘云’(或‘晴’),而其他有一角度层为‘晴’(或‘云’),则调用670 nm 反射率计算(9*9)标准差,将其归类为‘云’(或‘晴’)。以上计算共需7次(6次初检,1次复检)遍历14个角度层图像,计算复杂度较高。

随着卫星业务化对实时性、自动化运行要求的提高,需寻求在保障检测精度的同时满足自动化运行和提高计算效率的云检测方法。鉴于遥感多角度图像在角度层之间具有统计多样性和冗余性的特点,本文从信息论出发提出角度选择的多目标优化方法,并以实验验证其可行性。本文组织如下:第1节从遥感图像特点论述角度与云检测的关系以及角度选择的可能途径,第2节详细介绍角度选择方法和原理,包括基于信息熵特征的角度选择和多目标优化,第3节介绍POLDER和DPC三个数据集的实验结果,并进行了讨论。最后给出结语。

1 云检测遥感图像角度信息特性和降维

1.1 云检测遥感图像角度信息特性

云检测信号极为复杂,大致源自三方面:图1(a)表示晴天地表辐射;图1(b)表示薄云的反射和散射作用,图1(c)厚云大气分子散射和反射。其中*i*为太阳入射方向,*r*为检测目标反射辐射方向,*s*为大气分子散射方向。

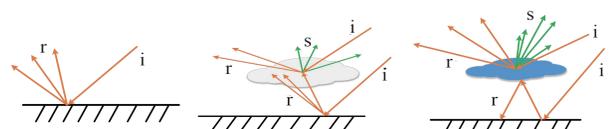


图1 (a) 地表反射辐射(晴), (b) 云反射和散射(薄云), (c) 大气云分子散射辐射(厚云)

Fig. 1 (a) The surface reflectance radiance (clear), (b) cloud reflectance & scattering (thin cloud), (c) cloud molecule scattering & radiance (thick cloud)

由于光学传感器角度信号(directional signature)与观察对象的双向性反射分布函数BRDF(Bidirectional Reflectance Distribution Function)密切相关,其分布模式由观察对象的几何和物理特性所控制,反映了目标(如植被)子像素结构和分布^[9]。图1(a)为晴天情况:如式(1)所示,目标BRDF是太阳向地面某点入射光*i*的能量增量*dE(i)*对其向*r*方向反射光能量增量*dL(r)*的比值。图1(b)薄云情况,传感器检测经过大气分子散射校正后的地表反射辐射率,通过5S方程^[10]可获得不同观察角和波谱下的TOA(大气顶)反射率。图1(c)浓云覆盖地表情况,POLDER云相态的研究^[3]发现,云液体微粒在140°散射角时865nm偏振反射率呈现峰值,而冰微粒的偏振反射率与角度层关系不大,如图2所示。若散射角已知,利用式(2)、(3)可反推其对应的观察角。

$$BRDF(i,r) = \frac{dL(r)}{dE(i)} \quad (1)$$

$$\cos\gamma = -\cos\theta_s \cos\theta_v - \sin\theta_s \sin\theta_v \cos\varphi \quad (2)$$

其中, γ 为散射角, θ_s, θ_v 分别为太阳天顶角和观察天顶角, φ 为观察相对方位角。解方程(2),求得对应的观察角 θ_v :

$$\theta_v = F(\gamma, \theta_s, \varphi) \quad (3)$$

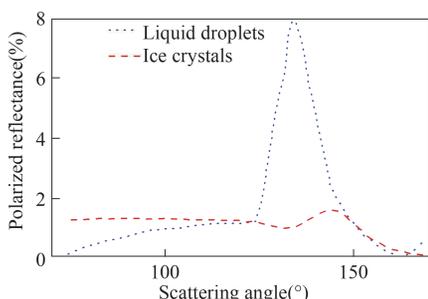


图2 水云、冰云散射角与865nm偏振反射率关系

Fig. 2 The relationship of scattering angles with 865nm polarized reflectance for liquid droplets and ice crystals respectively in cloud

Zhao等研究^[11]指出角度信息与云的几何因子有关,如图3所示。区域A,B相邻2个场景上方存在五类云:云1和2在区域A上方,由于几何厚度使得斜向观察角信息多于垂直角(Nadir);云3处于A区域边缘,在区域A被垂直角感知较少,在B区域被斜向角感知较多;云4和5在区域B,从某些观察角看,他们之间产生云阴影,垂直角比斜向角具有更多信息。

云假说认为:尽管存在异质性和不同粒子的效

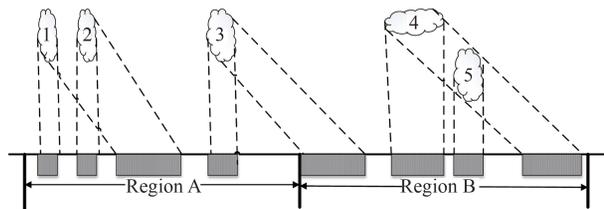


图3 云的三种几何因子对观察角度的影响

Fig. 3 Three geometrical factors may affect cloud fraction changes with viewing zenith angle

应,云通常被看为含有特定粒子的匀质平面平行层。同时,反演地表BRDF的研究^[12-13]表明,全球植被类型数量有限(约数十种)。综合云假说和有限植被类型,有理由认为在云检测的局部区域内,少数几个角度已含有云检测足够的信息量。如Garay MJ等^[14]和Mazzoni等^[15]采用SVM对MISR云分类时,输入数据集就仅取4个波段3个角度层(0°观察角及前后邻近2个角度)。6S大气辐射传输模型^[16]可计算出对应于不同大气条件和不同角度签名信息的大气顶双向反射以及地表双向反射,为针对性的选择观察角来实现云检测提供可能。

上述分析说明:首先,云检测时如果知道被检测区域目标的BRDF和大气散射模型,原则上可以选择它所对应的观察角来接收信号;其次,在局部区域内少量观察角的签名信息即可满足云检测需求。但由于卫星运动观察几何变化会造成观察角改变、云几何因子的影响、以及地物调查的巨大工作量,通过BRDF辐射和散射模型选择观察角的算法很难具体实施,为此,需要寻求一种实用而高效的方法来选择合适的观察角,以实现角度降维。

1.2 遥感图像角度选择途径

图4为偏振探测仪多角度观测原理图,图中绿色区域为多角度观察的同一目标,POLDER准同步从14个方向观察同一个目标的场景,14幅图像配准的水平移位只有 ± 0.1 至 ± 2 像素;MISR在7分钟内完成9个相机的连续拍摄;DPC的12个角度(-50° ~ $+50^\circ$),邻近角差 8.3° ,角度层图像信息之间存在统计相关性和冗余性。

图像高维数据的降维途径一般有两类,即特征提取和特征选择。前者构建高维数据到低维数据的变换映射^[17-19],优点是降维运算速度快,缺点是改变了图像的原始物理特性。后者从原始的高维数据矩阵中选择一个子集,由信息特征选择和聚类,既保留原有图像的光谱特性和空间分布,且无须先验知识。角度选择目的是寻找最具可分性和

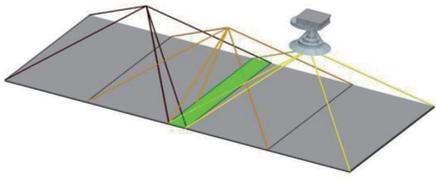


图4 偏振探测仪多角度观测原理图

Fig. 4 The principal of multi-directional viewing by polarization spectral radiometer

信息量的角度,使之在保留原有角度最多信息的同时有效降低维数。本文基于信息熵^[20-22]选择策略,要求选择的角度子集包含更多的图像细节以及尽可能的去除冗余信息,图像的细节用信息熵代表,冗余程度用K-L信息散度表征。优化目标即在所有可能的角度组合中,寻找信息散度和平均联合信息熵同时达到尽可能大,由于这两个优化目标通常难以同时达到,因此,云检测中的角度选择是一个多目标组合优化问题。

2 角度选择方法及原理

2.1 遥感图像多角度组合优化目标

设某一波段、某一角度遥感图像空间统计特征矢量X如式(4)所示

$$X = [h(x), H(x)] \quad (4)$$

式中 $h(x)$ 为直方图; $H(x)$ 为图像信息熵,其计算如式(5):

$$H(x) = -\sum_{j=0}^n P(x_j) \log(P(x_j)) \quad (5)$$

式中 $j = 0 \dots n$ 为图像灰度级, $P(x_j) = h(x_j)/N$, $P(x_j)$ 为图像中灰度 j 像素概率函数, $N = \text{width} \times \text{height}$ 为图像大小。已知偏振相机具有 L 个观测角度层,从中选择 K ($K < L$) 个角度层组合,共有 CK^L 种可能组合,用平均联合信息熵 $\overline{H(x)}$ 和对称信息散度 D_{KL} 来衡量该 K 个角度层组合图像的信息量 Y ,如式(6):

$$Y = [\text{ang}_1, \text{ang}_2, \dots, \text{ang}_k, D_{KL}, \overline{H(x)}] \quad (6)$$

式中 ang 为参与组合的角度层编号;

$$\overline{H(x)} = -\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sum_{j=0}^n P(x_{ij}) \log(P(x_{ij})) \quad (7)$$

$$D_{KL} = \frac{1}{K(K-1)} \left(\sum_{i=1}^K \sum_{m=1, m \neq i}^K \sum_{j=0}^n \left\| P(x_{ij}) \log \left(\frac{P(x_{ij})}{P(x_{mj})} \right) \right\| + P(x_{mj}) \left\| \log \left(\frac{P(x_{mj})}{P(x_{ij})} \right) \right\| \right) \quad (8)$$

式(8-9)中 $P(x_{ij})$ 是被选择的第 i 角度层图像 j 灰度像素的概率密度函数, $P(x_{mj})$ 是与 i 层组合的第 m 角度层图像 j 灰度像素的概率密度函数。联合平均信息熵 $\overline{H(x)}$ 越大,表明这些角度层的组合所包含

的图像细节越多,且噪声越少。对称信息散度 D_{KL} 表示这些角度层分布的差异性, D_{KL} 越大表明其冗余信息越小,非相似性越大。多角度图像组合的优化目标即在所有可能的角度组合中, D_{KL} 和 $\overline{H(x)}$ 同时达到尽可能大,上述要求经常难以同时满足,因此,是一个多目标组合优化问题。

2.2 多角度组合寻优过程

2.2.1 多目标 Pareto 最优解和前沿

多目标优化的结果通常不是单个解,而是一组均衡解,即 Pareto 最优解^[23-24]。当决策向量 a, b 与目标函数 f 间有如式(9)的优劣关系时, a 为 Pareto 最优解。

$$\begin{cases} a > b \text{ (a优于b):} & \text{if } f(a) > f(b); \\ a \geq b \text{ (a弱优于b):} & \text{if } f(a) \geq f(b); \\ a \sim b \text{ (a无差别于b):} & \text{if } f(a) \not\geq f(b) \text{ and } f(b) \not\geq f(a); \end{cases} \quad (9)$$

如图4中 f_1, f_2 为决策子目标函数, A-H 点为决策向量, D 点在 D, E, F 点中是最优的,因为与其相关的决策目标函数值不劣于 E, F 对应的决策目标。同样 A 点在 A, G, H 点中是最优的,而 A 点与 B, C, D 点之间无差别关系。图中空心圆点 A, B, C, D 在目标函数平面构成的图形被称为 Pareto 最优前沿,其上分布了 Pareto 最优解集。A-H 为 Pareto 可行解。

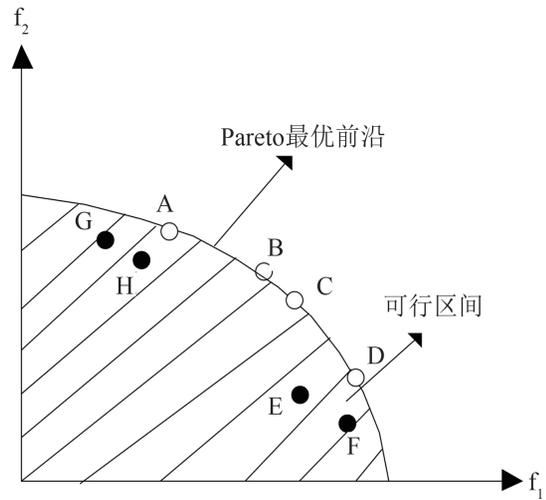


图5 目标空间的 Pareto 最优前沿

Fig. 5 Pareto optimal front in objective space

如 2.1 节所述,多角度图像优化组合的目标是对称信息散度 D_{KL} 和平均联合信息熵 $\overline{H(x)}$ 同时尽可能大,即寻求其 Pareto 最优目标解。其 Pareto 可行解如式(10)矩阵 obj 所示:

$$obj = \begin{bmatrix} ang_1^1, ang_2^1, \dots, ang_K^1 & D_{kl}^1 & \overline{H(x)}^1 \\ ang_1^2, ang_2^2, \dots, ang_K^2 & D_{kl}^2 & \overline{H(x)}^2 \\ \dots & \dots & \dots \\ ang_1^i, ang_2^i, \dots, ang_K^i & D_{kl}^i & \overline{H(x)}^i \\ \dots & \dots & \dots \\ ang_1^u, ang_2^u, \dots, ang_K^u & D_{kl}^u & \overline{H(x)}^u \end{bmatrix}, \quad (10)$$

式(10)中 $u = C_L^K$ 为 L 层中选取任意 K 层的图像组合总数, 也即 obj 矩阵最大行数; $(ang_1^i \ ang_2^i \ \dots \ ang_K^i)$ 为第 i 行 ($i = 1 \dots u$) 组合中 K 个角度层的编号, $D_{kl}^i, \overline{H(x)}^i$ 分别为第 i 行 k 个角度层组合的对称信息散度和平均联合信息熵。矩阵 obj 行序 $i = 1 \dots u$ 依 D_{kl}^i 降序排列。在 u 个可行解中寻求 Pareto 前沿即最优解集过程如下:

(1) 设置最大迭代层数为 u (即矩阵 obj 最大行数);

(2) $i = 1$, 从矩阵第一行开始, 依次选取相邻两行的平均联合信息熵列单元;

(3) 比较 i 行和 $i+1$ 行的平均联合信息熵, 对较小值的那一行作非最优解标记;

(4) 判断 i 是否达最大层 u , 达到则跳转步骤 (5), 否则 $i+1$ 继续执行步骤 (3);

(5) 自 $i = 1$ 开始, 逐行检查标记, 如其记录为非最优解, 从矩阵中删去该行, 将处理后的矩阵记为新矩阵 obj';

(6) 由新矩阵 obj' 中各行 $D_{kl}^i, \overline{H(x)}^i$ 生成组合角度的 Pareto 最优解集, 组成 Pareto 最优前沿。

2.2.2 多角度组合目标理想解

多目标寻优即搜索 Pareto 前沿面上最优解集的分布, 从中选出一个理想解。为了实现这一目标, 可借助于某种统一的尺度来度量每一个最优解与理想解之间的距离。常用的有加权法寻优, 见式 (11), 其中 $\omega \in (0, 1)$ 为权重, 反应了决策者的偏好度。矩形面积法寻优, 见式 (12), 假设决策者无偏好。在缺乏先验偏好知识时, 上述两方法不适用。考虑到 Pareto 前沿面有部分解, 当提升这些解的其中一个目标函数时会带来另一个目标函数值陡然下降, 这些点通常称为拐点。如图 6 的点 A 就是一个 Pareto 前沿上的拐点, 根据前沿面曲率变化的极值定义, 因此可认为位于拐点的解是寻优目标的理想解^[25]。

$$Arg \max [F(i)] = \omega D_{kl}^i + (1 - \omega) \overline{H(x)}^i, \quad (11)$$

$$Arg \max [F(i)] = D_{kl}^i \times \overline{H(x)}^i. \quad (12)$$

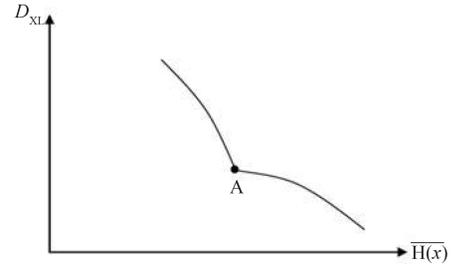


图 6 Pareto 前沿拐点

Fig. 6 The Knee on Pareto optimal front

对于上述获得的 Pareto 最优解集 $(D_{kl}, \overline{H(x)})$, 在以 D_{kl}^i 为纵轴, $\overline{H(x)}$ 为横轴的 Pareto 前沿面上寻求拐点位置, 由于拐点是 Pareto 前沿的曲率突变点, 因此该点与前后相邻两点的斜率角差最大, 计算步骤如下:

(1) 对矩阵 obj' 依次计算前后相邻三点 $(D_{kl}^i, \overline{H(x)})$ 的斜率 $\Delta_m = \left| \frac{D_{kl}^m - D_{kl}^{m-1}}{H_m(x) - H_{m-1}(x)} \right|$ 与 $\Delta_{m+1} =$

$\left| \frac{D_{kl}^{m+1} - D_{kl}^m}{H_{m+1}(x) - H_m(x)} \right|$; 其中 m 为矩阵 obj' 的行编号, $m = 2 \dots \text{row} - 1$, row 为 obj' 的行数; 若该点之左邻居缺失, 以垂直线代之; 若右邻居缺失, 以水平线代之;

(2) 计算斜率角 $\alpha_m = |\arctg \Delta_m - \arctg \Delta_{m-1}|$ 和 $\alpha_{m+1} = |\arctg \Delta_{m+1} - \arctg \Delta_m|$;

(3) 生成角度差数组 $\alpha = (\alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_{m-1}, \alpha_m, \alpha_{m+1}, \dots, \alpha_{n-1})$, 取数组 α 中最大的角度差 $\max(\alpha) = \alpha_m$, 则其对应的 $ang =$

$[ang_1^m \ ang_2^m \ \dots \ ang_K^m]$ 为目标角度层组合理想解。由上述计算可知, 拐点实质上是 $\frac{d^2 D_{kl}}{d \overline{H(x)}^2}$ 二阶

导数突变点, 对应函数变化的极值位置。

3 实验与讨论

3.1 基于 POLDER 数据的云检测结果

选取 2008 年 8 月 25 日 POLDER 图像数据集 1 (N107. 7918-N111. 8840, E48. 3056-E54. 5833) 和数据集 2 (N110. 9383-N111. 6753, E37. 25-E39. 9722) 的 50×50 像素区域, 首先对数据集预处理, 去除无效层, 对少量无效数据进行多角度层的空间均值替换。然后, 将图像测量值转换为 670 nm 反射率, 490 nm 大气分子光学厚度和 865 nm 偏振反射率。POLDER 14 个角度层中 L1-L7 为前向散射方向角, L8-L14 为后向散射方向角。

为简化运算, 3 个波段均采用 14 角度取 2 角度

组合。表1为数据集1的 R_{670} 2组合 Pareto 前沿最优解集,图7与表1对应的 Pareto 前沿面,拐点A为目标理想解。表2列出了数据集1和数据集2的3波段的2角度组合理想解。三波段组合后六幅图像沿用文献^[26]算法流程进行云检测,结果如图8、图9。

表1 数据集1的 R_{670} 2角度组合 Pareto 前沿最优解
Table 1 The Pareto optimal front solution of 2 angle-layers combination of R_{670} in dataset 1

组合角度层 ang_1	组合角度层 ang_2	信息散度 D_{kl}	平均信息熵 $\overline{H(x)}$
4	12	1.0805	4.9934
4	13	0.9105	5.0158
4	14	0.8754	5.0232
2	13	0.6027	5.0305
2	14	0.5847	5.0379
3	13	0.5761	5.0390
3	14	0.5297	5.0464
13	14	0.3560	5.0473

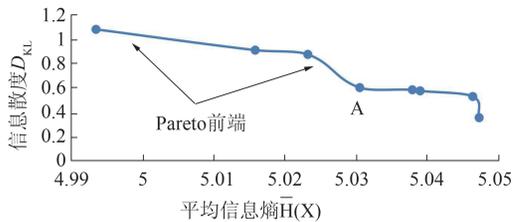


图7 数据集1的 R_{670} 波段 Pareto 前沿面, A为拐点(理想解)
 Fig. 7 Pareto optimal front of R670 dataset 1. A-knee (ideal solution)

表2 三波段二角度层理想组合结果

Table 2 The Results of ideal combination of 2 angle-layers for three spectral

数据集	波段	组合角度层 ang_1	组合角度层 ang_2
1	B670	L2	L14
1	B490	L11	L14
1	B865	L2	L6
2	B670	L2	L13
2	B490	L12	L14
2	B865	L8	L9

目视检查图8和图9,发现检测不一致的像素大多发生在云与晴的边缘处,该部位往往是云和晴的交迭或过渡区域,带有不确定性。表3列出两种方法云检测结果(POLDER数据取自它的一级产品),表4列出该方法与POLDER评价指标的比对。实验结果表明:该方法在两个数据集上平均总体精度为0.8936, Kappa系数为0.7845,该方法检测结果与

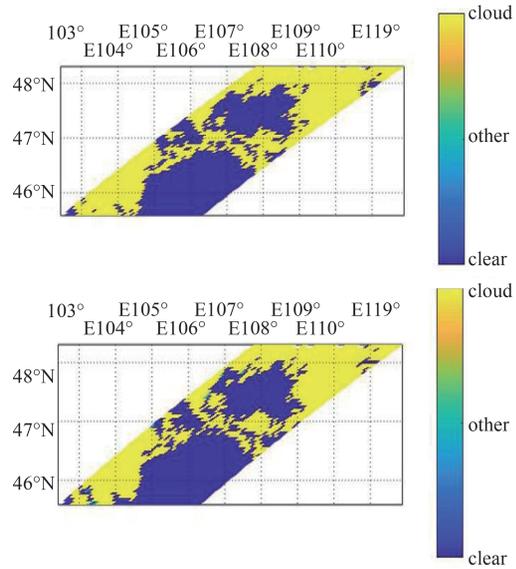


图8 数据集1云检测结果 POLDER 产品(上),本文方法(下)

Fig. 8 The results of cloud detection on dataset 1 for POLDER product (up), and for the proposed method (down)

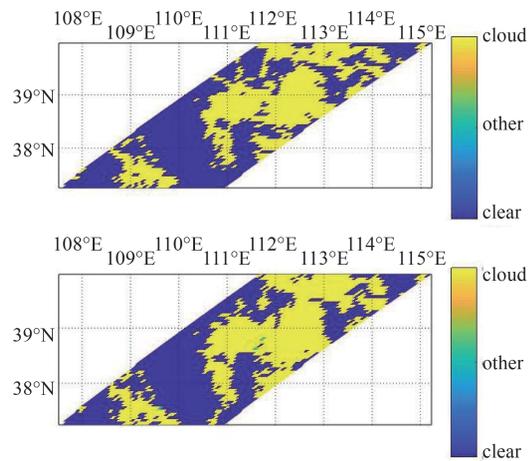


图9 数据集2云检测结果 POLDER 产品(上),本文方法(下)

Fig. 9 The results of cloud detection on dataset 2 for POLDER product (up), and for the proposed method (down)

POLDER结果高度一致。

3.2 基于DPC数据的云检测结果

选取2018年9月12日DPC数据源实验区域(N73.7986–N96.9680, E24.3639–E39.7190) 800×520图像。角度层优化组合选择670 nm波段L1, L4层, 490 nm偏振波段L2, L7层; 865 nm偏振波段L1, L4层。图10(左)(右)分别为实验区670 nm、565 nm、443 nm波段反射率合成图和该方法云检测结果图(黑色为晴,灰色为云),将图10(左)二值化,然后与(右)图配准,逐像素检查,二者相似度达到

表3 POLDER与该方法检测结果

Table 3 The Data results of detection for POLDER and the proposed method

数据集	采用方法	云像素(误检数)	晴像素(漏检数)	未确定	符合像素
1	POLDER	1067(0)	1433(0)	0	2500
2	POLDER	1188(0)	1312(0)	0	2500
1	该方法	1133(106)	1364(173)	3	2218
2	该方法	1231(90)	1261(163)	8	2239

表4 该方法与POLDER方法的评价指标对比

Table 4 The Evaluation performance of proposed method in comparisons with POLDER method

数据集	误检率 (FP)	漏检率 (FN)	总体精度 (ACC)	Kappa系数
1	0.0993	0.1207	0.8884	0.7771
2	0.0757	0.1242	0.8988	0.7918
1+2平均	0.0875	0.1224	0.8936	0.7845

86.02%。

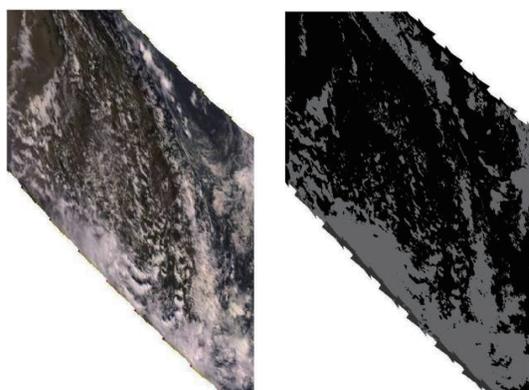


图10 原始反射率443,565,670波段合成图(左),该方法云检测结果二值图(右)

Fig. 10 Synthetic image from original reflectance at 443,565,670 band (left), the binary image of cloud detection by the proposed method(right)

3.3 讨论

计算复杂度比较:POLDER复杂度 $O(7*14n) = O(98n)$, n 是图像总像素数。该方法二角度组合复杂度(与POLDER检测算法相同) $O(7*2n) = O(14n)$,后者仅为前者的1/7。

角度选择:从表2及DPC实验得出的共18个组合角度层来看,16个角度层为斜向观察角,其中5个最倾斜、5个次倾斜方向,与参考文献^[5-6,9]提出的倾斜观察角具有较长的光学路径而呈现更强的云检测能力的结论相符。从表2六个理想组合解看,除了865 nm偏振波段两角度处于相邻位置,其他五个

组合和DPC三个组合均非相邻层,且相隔2层以上,表示角度间相似性小。865 nm偏振波段由于太阳耀斑影响,如散时间范围限制有效角度层只有4层,对组合可能有影响。另外,DPC实验结果比POLDER差3%,可能是DPC实验区域大(2632 km × 1710 km)造成,在如此大的区域内云和地表特性往往不一致,可能需要更多角度的组合。

波段贡献:图11表示DPC 670 nm波段、490 nm偏振波段和865 nm偏振波段对于云检测的贡献。图右侧色标由下至上:蓝色-晴、浅蓝色-未确定、绿色-云(670 nm检出)、土黄-云(490 nm偏振检出)、深黄-云(865 nm偏振检出)。由图可见670 nm波段在云检测中起主要作用,490 nm偏振和865 nm偏振起补充作用(本项实验约占10%)。检查图中490 nm,865 nm波段检测为云的像素,其670 nm波段的反射率大多在阈值模糊区,少数点其一个角度层在模糊区,另一个角度在晴区域,可以认为这些像素属于薄云、碎云或低层云,670 nm难以检测,而490 nm、865 nm偏振波段对于这类性质的云检测具有优势。

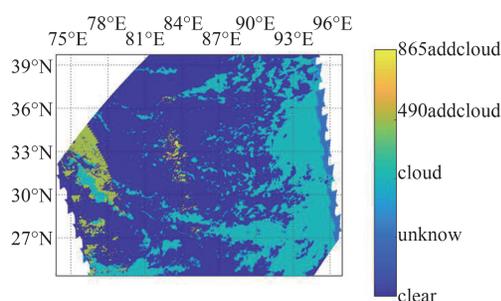


图11 该方法DPC云检测多光谱的贡献

Fig. 11 Multi-spectral contribution to cloud detection through the proposed method on DPC

4 结论

从提高偏振载荷业务化处理效率需求出发,首次将信息熵和K-L信息散度用于遥感图像的角度子集的选择。为了选择具有代表性的少数角度层,

提出 Pareto 搜寻前沿面最优解以及对应最大斜率角差的解的两个多目标优化的算法,然后,沿用文献 [26] 提出的 Kmeans 聚类和 D-S 数据融合的顺序决策算法进行云检测。实验在 POLDER 两个数据集和 GF-5 的 DPC 一个数据集上进行,结果表明该方法仅用二个角度层就能获得较好的检测效果,与 POLDER 官方产品比较总体精度达到 0.893 6, Kappa 系数 0.784 5, 该方法检测结果与 POLDER 高度一致,同时在 DPC 更大区域实验中,也达到 86% 的相似度。时间复杂度上分析文章所提方法在计算效率上约能提高 7 倍。

结合试验和讨论,所提基于信息熵和 K-L 信息散度的角度组合方法,可获得检测区域地表植被反射率和云粒子散射的最丰富信息,代表着多角度图像的主要物理特征。因此该方法不仅能实现高精度云检测,且可降低计算复杂度,2018 年 5 月装载于国产 GF-5 卫星的 DPC 已开始对云和气溶胶进行观察,该方法将为 DPC 大气监测提供一种自动模式分类的新途径。后期,将对不同角度个数的组合 (2, 3, 4) 进行研究比较分析,展现进一步提高云检测精度的可能性。

References

- [1] A. Akerman, K.I. Strabala, W. Paul Menzel, *et al.* Discriminating Clear Sky from Clouds with MODIS [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1998, **103**: 32141–32157.
- [2] D. Diner, L. Girolamo E. Clothiaux. MISR level 1 Cloud Detection Algorithm Theoretical Basis [J/OL]. *JPL D-13397*, 1999, Dec: 1–37. <https://eosps.nasa.gov/sites/default/files/atbd/atbd-misr-06.pdf>
- [3] Jean-Claude Buriez, Claudine Vanbauce, Frederic Parol, *et al.* Cloud detection and derivation of cloud properties from POLDER [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, **18**(13): 2785–2813.
- [4] Frederic Parol, Jean-Claude Buriez, Claudine Vanbauce, *et al.* First Results of the POLDER “Earth Radiation Budget and Clouds” Operational Algorithm [J]. *Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on*, 1999, **37**(3): 1597–1611.
- [5] F. Parol, J.C. Buriez, C. Vanbauce, *et al.* Review of Capability of Multi-angle and Polarization Cloud Measurements from POLDER [J]. *Advances in Space Research*. 2004, **33**: 1080–1088.
- [6] Li Zhengqiang, Hou Weizhen, Hong Jin, *et al.* Directional Polarimetric Camera (DPC): Monitoring Aerosol Spectral Optical Properties over Land from Satellite Observation [J]. *Journal of Quantitative Spectroscopy Radiative*. 2018, **218**: 21–37.
- [7] Diner DJ, Davies R. Multiangle Images of the Earth: Present and Future [J/OL]. American Institute of Aeronautics and Astronautics. 2003: 1–10. https://www.researchgate.net/publication/255658680_Multiangle_Imaging_of_the_Earth_Present_and_Future
- [8] Zheng FX, Hou WZ, Li ZQ. Optimal Estimation Retrieval for Directional Polarimetric Camera onboard Chinese Gaofen-5 Satellite: an Analysis on Multi-angle Dependence and a Posterior Error [J]. *Acta Physica Sinica* (郑逢勋, 侯伟真, 李正强. 高分五号卫星多角度偏振相机最优估计反演: 角度依赖和后验误差分析. *物理学报*) 2019, **68**(4): 192–207.
- [9] M. Leroy, J. L. Deuze, F. M. Bréon, *et al.* Retrieval of Atmospheric Properties and Surface Bidirectional Reflectance over the Land from POLDER/ADEOS [J], *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 1997, **102** (14): 17023–17037.
- [10] Tanre, D, Description of a Computer Code to Simulate the Satellite Signal on the Solar Spectrum: The 5S Code [J], *Int. Remote Sens.*, 11, 659–668, 1990
- [11] Guangyu Zhao, Larry Di Girolamo. A Cloud Fraction versus View Angle Technique for Automatic in-Scene Evaluation of the MISR Cloud Mask [J], *Journal of Applied Meteorology*. 2004, **43**(6): 860–869.
- [12] Jing M. Chen, Jane Liu, Sylvain G. Leblanc, *et al.* Multiangular Optical Remote Sensing for Assessing Vegetation Structure & Carbon Absorption [J], *Remote Sensing of Environment*, 2003, **84**(4): 516–525.
- [13] Hautecoeur O, Leroy M, *et al.* An accuracy assessment experiment of the BRDF measured at coarse spatial resolution from space [J], *International Journal of Remote Sensing*, 2000, **21**(15): 2957–2963.
- [14] Michael J. Garay, Dominic Mazzoni, Roger Davies, *et al.* The Application of Support Vector Machine to Analysis of Global Datasets from MISR: Proceedings of the Fourth Conference on Artificial Intelligence Application to Environmental Science: San Diego [C]. CA, 2005.
- [15] Dominic Mazzoni, Akos Horvath, Michael J. Garay, *et al.* A MISR cloud-type classification using reduced Support Vector Machines [C]. Conference: IEEE Geosciences and Remote Sensing Symposium, At Honolulu, Hawaii, USA, July 2000.
- [16] E.F. Vermote, D. Tanre, J.L. Deuze, *et al.* Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum: An Overview, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, in press, 1996
- [17] Giorgio Licciardi, Prashanth Reddy Marpu, Jocelyn Channusot, *et al.* Linear Versus Nonlinear PCA for the Classification of Hyperspectral Data Based on the Extended Morphological Profile [J]. *Geoscience & Remote Sensing Letters IEEE*, 2012, **9**(3): 447–451.
- [18] Zhang Jingjing, Fang Yonghua. Novel Image Fusion Algorithm for Multi-Band Polarimetric Image Based on Visible Light [J]. *ACTA OPTICA SINICA* (张晶晶, 方勇华. 基于可见光的多波段偏振图像融合新算法. *光学学报*), 2008, **28** (6): 1067–1072.
- [19] Villa A, Benediktsson J A, Chanussot J, *et al.* Hyperspectral Image Classification with Independent Component Discriminant Analysis [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2011, **49**(12): 4865–4876.
- [20] Chan Yongqiang, Unsupervised Band Selection for Hyperspectral Image Based on Multiobjective Optimization [M]

- (谭永强. 基于多目标优化的高光谱图像无监督波段选择, 西安电子科技大学), 2014, 12.
- [21] Bioucas-Dias, Jose M. , Plaza, Antonio, Camps-Valls, *et al.* Hyperspectral Remote Sensing Data Analysis and Future Challenges [J], *IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine*, 2013, 1(2) :6-36.
- [22] Yuekui Yang, Larry Di Girolamo, Dominic Mazzoni. Selection of the Automated Thresholding Algorithm for the Multi-angle Imaging SpectroRadiometric Camera-by-Camera Cloud Mask over Land[J], *Remote Sens. of Environment* **107**(2997)**159-171**
- [23] Cui XunXue, Lin Chuang, Fang TingJian. Multi-objective Evolutionary Algorithm and Development [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. (崔逊学, 林闯, 方廷健. 多目标进化算法的研究与进展. 模式识别与人工智能)2003, **16**(3) :306-314.
- [24] Cui XunXue. Multi-objective Evolutionary Algorithm and its Application [M](崔逊学, 多目标进化算法及其应用, 北京:国防工业出版社)Beijing: Defense Industry Press, 2006: 6-9.
- [25] Jurgen Branke, Kalyanmoy Deb, Henning Dierolf, *et al.* Finding Knees in Multi-objective Optimization: In the Eighth Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN VIII), Lecture Notes in Computer Science [C].2004.
- [26] Fang Wei, Qiao Yanli, Zhang Dongying, *et al.* Threshold Optimization in Cloud Detection by Polarized Multichannel Remote Sensing[J]. *ACTA OPTICA SINICA*(方薇, 乔延利, 张冬英, 等. 偏振多通道遥感云检测的阈值优化. 光学学报)2018, **38**(12):1228005-1-8.