

引用格式: Zhang Chi, Jiang Hongtao, Xie Cheng, *et al.* An Intra-class Linear Regression based Thin Cloud Removal Method for Visible Remote Sensing Images [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(5): 1092-1099. [张弛, 姜红涛, 谢成, 等. 基于类内拟合的遥感影像薄云雾校正方法[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(5): 1092-1099.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1092

基于类内拟合的遥感影像薄云雾校正方法

张弛^{1,4}, 姜红涛², 谢成³, 赖少川³, 沈焕锋^{4,5}

(1. 广州市城市规划勘测设计研究院, 广东 广州 510060;

2. 仲恺农业工程学院, 广东 广州 510130;

3. 国家石油天然气管网集团公司华南分公司, 广东 广州 510130;

4. 武汉大学资源与环境科学学院, 湖北 武汉 430079;

5. 地球空间信息技术协同创新中心, 湖北 武汉 430079)

摘要: 光学遥感观测极易受到云雾影响, 降低数据质量并限制其后续应用潜力。由此, 提出了一种基于类内拟合的遥感影像薄云雾校正方法。首先, 利用滑动窗口逐波段地搜索局部最小值, 称之为暗目标, 通过拟合不同波段的暗目标样本估计出薄云雾辐射的相关性。基于此, 联合云雾波段相关性与成像模型, 生成不含云雾干扰的合成假彩色影像, 利用K均值分类自动得到地表覆被类型。利用地类信息, 进一步选取晴空区像元获取不同地类在不同波段对间的线性关系。最后, 将上述两种线性关系进行联立, 求解出各地表类型在不同波段上的值, 从而完成影像校正。通过模拟与真实实验对方法有效性和场景适用性进行测试, 并从定性目视与定量评估两方面对结果进行检验。实验结果表明: 提出方法可有效去除薄云雾干扰, 适用于不同地表覆被类型场景, 获得高光谱保真的校正地表。

关键词: 薄云雾校正; 类内拟合; 可见光影像; 暗目标法

中图分类号: P208; TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)05-1092-08

1 引言

星(机)载传感器在对地表进行观测时, 经历了较为复杂的辐射传输路径, 可简要概况为大气—地表—大气^[1,2]。因此, 成像时刻大气状态对辐射传输过程有着不可忽视的影响。当大气较为浑浊时, 悬浮颗粒物远多于晴空条件, 对辐射的散射效应显著加剧, 导致观测影像中出现不同程度的云雾覆盖, 降低数据的可用性和有效性。因此, 对遥感影像进行有效的云雾校正是提升数据利用率的重要途径, 具有重要的现实意义。

一般来说, 常用的薄云雾校正方法可根据数据

使用情况分为基于多幅影像、单幅影像和基于深度学习的云雾校正^[3]。基于多幅影像的方法利用不同时相、波段或传感器间的互补信息实现薄云雾校正^[4-6]。辅助数据的引入一定程度上提高了校正结果的准确性, 但同时也提高了数据条件, 限制了方法的普适性。此外, 薄云雾区域中的有效地表信息在该类方法中未得到充分利用。

相比之下, 基于单幅影像的校正方法通过最大化地挖掘影像自身的可用信息实现有效校正, 更具有普遍性, 主要可以分为光谱变换法^[7-8]、频率域滤波法^[9-10]和暗目标减法^[11-13]。光谱变换法利用地表

收稿日期: 2020-06-22; 修订日期: 2021-08-11

基金项目: 成品油管道巡线无人机影像的质量改善技术研究与应用(30251731-19-ZC0607-0024)。

作者简介: 张弛(1995—), 男, 江西抚州人, 博士研究生, 主要从事遥感影像质量改善工作。E-mail: zhangchi9502@outlook.com

通讯作者: 沈焕锋(1980—), 男, 河北河间人, 教授, 主要从事遥感影像处理、多源数据融合与智能环境遥感研究。

E-mail: shenhf@whu.edu.cn

与云雾在波段间的差异性和相关性实现云雾检测与校正。该类方法通常对影像进行全局处理,容易造成非云区辐射特征的改变。频率域滤波的方法通过抑制以薄云雾为主的低频分量并增强聚集地表信息的高频分量,从而实现影像的校正。然而,该方法会不可避免地非云低频信息进行误校正,造成结果出现光谱偏差,典型的如匀质水体和植被区。暗目标减法假设各波段均存在暗目标且其辐射值表征云雾强度,因此可以通过在全局或局部搜索暗目标实现均匀或不均匀云雾校正。然而,当地表不存在暗目标时,如高亮裸土等,方法会出现过校正问题。

基于深度学习的方法主要利用神经网络的非线性映射能力,引入大尺度训练数据集从而学习输入云雾数据与对应真实地表间的变换关系,最终实现薄云雾的去除与地表恢复^[14-17]。网络训练较优时,可以对待处理数据进行高效的薄云雾去除。然而,网络训练的良好与否关系着网络结构与数据集,具有较强的数据依赖性。当仅有单张薄云雾数据时,该方法通常难以取得较好的校正效果。

总的来说,基于多幅影像的方法由于引入辅助数据,往往可以得到较好的校正结果,但同时也限制了方法的推广,普适性受限;基于单幅影像的校正方法应用更为广泛,但对于复杂覆被场景适用性不强;基于深度学习的方法具有较强的数据依赖性,处理单幅数据存在限制。有鉴于此,实验针对单幅可见光影像的薄云雾问题,提出了一种基于类内拟合的遥感影像薄云雾校正方法,充分考虑了影像的多波段特征和多类型地表覆被,适用于不同场景下可见光遥感影像的薄云雾校正问题。

2 云雾成像模型

在薄云雾影响的大气条件下,传感器观测的影像可表示为^[18-19]:

$$\rho^* = \rho T + \rho_c \quad (1)$$

其中: ρ 指云下地表辐射; ρ_c 为薄云雾辐射; T 为透射率,表示未被大气吸收辐射的比例。 ρ^* 表示传感器最终接收辐射,包含地表与薄云雾信息。大气窗口内成像波段的主要大气效应为散射,吸收可忽略不计,即 $T \approx 1$ 。因此,在可见光谱段内式(1)可写为:

$$\rho^* = \rho + \rho_c \quad (2)$$

由式(2)可知,实现云雾校正可直接求解无云地表辐射 ρ ,或估计出相应的云雾辐射分布 ρ_c ,并将

其从影像 ρ^* 中去除。然而,仅有 ρ^* 已知,直接从模型中求解地表辐射 ρ 或云雾辐射 ρ_c 是一个病态逆问题,需建立相应的先验假设实现变量求解。本文通过构建云雾辐射与地表辐射在可见光波段间的线性假设,从式(2)中求解地表辐射 ρ ,完成复杂场景下薄云雾的校正。

3 薄云雾校正方法

为从云雾成像模型中求解地表辐射 ρ ,本方法分别构建了关于云雾辐射 ρ_c 和地表辐射 ρ 的线性假设。

首先,假设可见光波段 i, j 间的薄云雾强度在整个场景中存在如下线性关系:

$$\rho_{c,i} = a \rho_{c,j} + b \quad (3)$$

其中: $\rho_{c,i}$ 和 $\rho_{c,j}$ 分别表示波段 i 和 j 上的云雾辐射; a 和 b 为对应的线性拟合系数。

进一步地,对于场景中某一地物类别 k ,假设晴空条件下其地表辐射在波段 i, j 间存在如下线性关系:

$$\rho_{i,k} = c_k \rho_{j,k} + d_k \quad (4)$$

其中: $\rho_{i,k}$ 和 $\rho_{j,k}$ 分别表示晴空条件下地类 k 在波段 i 和 j 的地表辐射; c 和 d 则为相应的线性系数。

根据式(2)~(4)可得方程组:

$$\begin{cases} \rho_i^* = \rho_i + \rho_{c,i} \\ \rho_j^* = \rho_j + \rho_{c,j} \\ \rho_{c,i} = a \rho_{c,j} + b \\ \rho_{i,k} = c_k \rho_{j,k} + d_k \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可解出地类 k 在波段 i 的地表辐射为:

$$\rho_{i,k} = \frac{a c_k \rho_{j,k}^* - c_k \rho_{i,k}^* + c_k b + a d_k}{a - c_k} \quad (6)$$

其中: ρ_j^* 和 ρ_i^* 为已知值; a, b, c_k, d_k 为未知值。因此,获取波段间的薄云雾辐射线性相关系数 a 和 b ,以及不同地物类别间地表反射辐射的相关系数 c_k 和 d_k 是实现云雾校正的关键。

3.1 估计系数 a 和 b

实验通过逐波段搜索局部暗目标的策略估计波段间薄云雾辐射的线性关系,确定系数 a, b 。

暗目标普遍分布于场景中,如黑色地物、阴影区域等,且其辐射值表征相应的云雾强度。因此,通过逐波段地搜索局部暗目标,可估计波段间云雾辐射关系,具体流程如下:

(1)以相同窗口大小在各可见光波段滑动搜索局部最小值,将其视为暗目标,从而在各波段获取等量的暗目标样本。

(2)以各波段暗目标样本进行线性回归,确定波段间薄云雾辐射的相关系数。波段*i*和*j*间暗目标样本的线性回归方程可表示为:

$$\rho_{DO,i} = a\rho_{DO,j} + b \quad (7)$$

其中: ρ_{DO} 为局部暗目标的辐射值。因此,系数*a*和*b*可以通过逐波段局部暗目标搜索策略获得。

3.2 估计系数 c_k 和 d_k

估计系数 c_k 和 d_k 需要晴空区像元与相应的地表分类信息。其中,晴空区像元可通过对影像进行目视评估确定。如何获得云雾影像的准确分类信息是关键。

薄云雾影像准确分类的难点在于云雾与地表信息的混淆。若能消除云雾对地表辐射的干扰,基于仅含地表信息的影像便可实现准确的分类结果。实验综合利用波段间云雾的线性关系与云雾成像模型,通过波段运算抵消云雾干扰,获得仅由地表信息组成的合成影像,用于地表分类。具体地,联立式(2)和(3),可得方程组:

$$\begin{cases} \rho_i^* = \rho_i + \rho_{c,i} \\ \rho_j^* = \rho_j + \rho_{c,j} \\ \rho_{c,i} = a\rho_{c,j} + b \end{cases} \quad (8)$$

基于式(8)进行波段运算,有:

$$\rho_i^* - a\rho_j^* = \rho_i - a\rho_j + b \quad (9)$$

观察上式可知,右侧仅由地表辐射构成,不受云雾干扰,且左侧均为已知项。因此,可以基于式(9)生成的合成影像进行分类。为提高方法自动化程度,实验选用无监督的K均值分类方式。

在获得地表分类信息的基础上,通过选取晴空区下地类*k*所对应像元进行线性回归,从而确定系数 c_k 与 d_k 。至此,薄云雾波段相关系数*a*和*b*,以及不同地物类别地表辐射在波段间的相关系数 c_k 和 d_k 均已知,代入式(6)便可逐一对场景内不同地物覆被类型的薄云雾校正。

4 实验与分析

首先对用于估计参数*a*、*b*、 c_k 与 d_k 策略的有效性进行验证。此外,选取两种薄云雾校正方法传统暗原色先验(Traditional Dark Channel Prior, TDCP)^[13]和暗原色饱和度先验(Dark Channel - Saturation Prior, DSP)^[20]作为比较。设置模拟与真实实验并计算均方根误差(Root-Mean-Square Error, RMSE),光谱角(Spectral Angle, SA)和决定系数(Determination Coefficient, R^2)3个定量指标评价校正结果质量。

4.1 参数策略有效性检验

为验证参数估计策略的有效性,选取一幅具有多种地表覆被类型的薄云雾影像,如图1所示。其主要地物类别包括暗色植被、裸土和水体等。以相同大小窗口,逐波段地滑动搜索暗目标,对各波段等量的暗目标样本进行线性拟合,结果如图2所示。由图可知,不同波段对的暗目标样本均较为集中地聚集在最小二乘直线附近,呈现出了较为显著的线性相关性,图2(a)~图2(c)中决定系数 R^2 分别为0.981、0.971与0.980。图中存在部分散点远离最小二乘回归线,主要是部分区域内缺失暗目标所致。总的来说,逐波段的局部搜索暗目标策略可较为准确地估计出不同波段间云雾辐射的线性关系。



图1 薄云雾可见光影像

Fig.1 A hazy visible remote sensing image

进一步地,利用波段间薄云雾辐射的线性关系,根据式(9)生成相应的合成图像用于分类,结果如图3所示。其中,图3(a)为合成影像,图3(b)为原始影像分类结果,图3(c)为合成影像分类结果,分类方式为无监督的K均值,经过测试确定分类数为3时具有较好的校正结果。由图3(a)可知,式(9)生成的合成影像中无薄云雾干扰,仅含地表信息,地表覆被类别具有较高的判识度。需要说明的是,由于每个合成波段均由两个可见光波段的地表辐射构成,因此显示效果为假彩色。从图3(b)中可以看出,由于原始影像中存在薄云雾干扰,与地表相互混淆,因此对其进行K均值分类的结果中存在较为严重的错分问题,如其中的水体与暗色植被分为同一类别。相比之下,基于合成图像的分类结果更加接近预期,水体、裸土和暗色植被等分布模式在目视上与图1基本一致。因此,利用薄云雾在波段间的线性关系可生成仅含地表信息的合成图像,得到较为准确的分类结果。

在获得地表覆被类型的基础上,通过回归晴空区下相应地类的像元便可估计出系数 c_k 与 d_k 。图4分别展示了图3中3种地物类别在最高决定系数 R^2 对应波段对间的散点图。总的来说,点对均较为集中地聚集在拟合直线周围,其 R^2 在0.918~0.944间变化,相关性总体较强。由图4(a)可知,地类1在

红、蓝波段间具有最高的相关性, R^2 可达到0.931;图4(b)中,地类2在红、绿波段间具有最高的线性相关性, R^2 为0.944;图4(c)中,地类3在蓝、绿波段间的相关性最高, R^2 可达0.918。

综上所述,本研究所提出策略可有效地对参数进行估计,具有较强的稳健性和准确性。

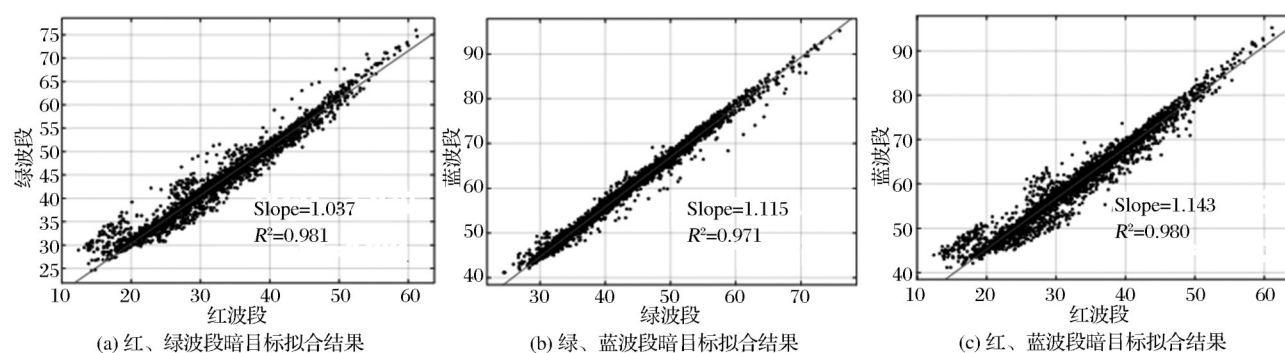


图2 波段对暗目标散点回归图

Fig.2 Scatter-plot of the pair of visible bands

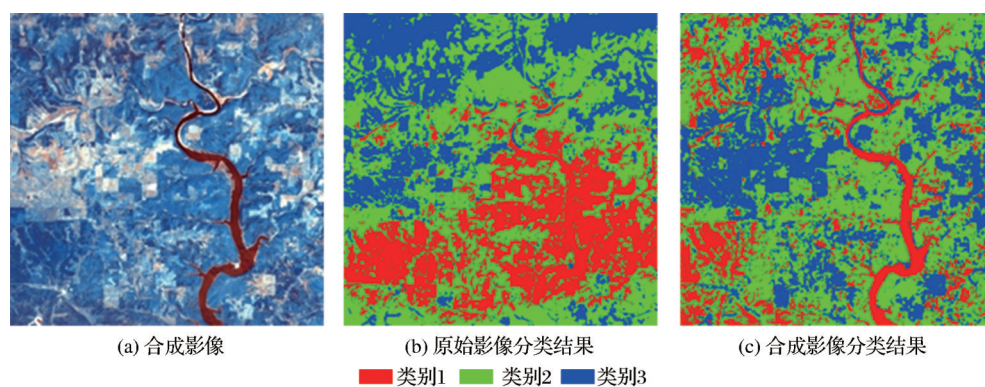


图3 K均值分类结果对比

Fig.3 Comparison of K-mean classification results on original hazy image and the synthetic image

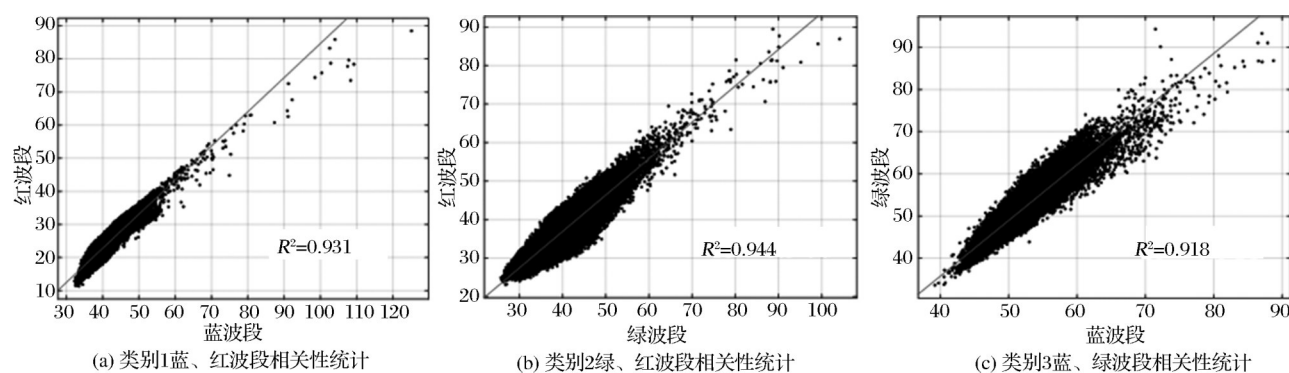


图4 不同地表覆被类别在不同波段对间地表辐射的线性散点示意图

Fig.4 Illustration of scatter-plot of different land cover types between different pair of bands

4.2 实验结果

4.2.1 模拟实验

为验证本文提出方法的有效性,设置模拟与真实数据进行实验,其中模拟数据根据文献[20]所述

方法生成。

图5为模拟薄云雾影像和不同方法校正结果。图5(a)中主要地表覆被类型为植被和裸土,薄云雾呈现不均匀分布状态。图5(b)~图5(d)分别为

TD-CP、DSP 和本文方法的校正结果,图 5(e)为真实地表。由图 5(b)可知,影像中高亮地表存在过度校正问题,出现了较为严重的光谱畸变,与真实地表具有较大差异。这主要是因为高亮地表缺乏暗像元分布,TD-CP 估计的透射率偏低,造成过校正。相比之下,DSP 对非云区光谱信息具有更好的保持度,未出现明显的过校正问题。然而,影像中部分非均匀云雾校正不彻底,仍有少量残留。本文方法校正结果如图 5(d)所示,影像中的薄云雾可较为彻底地校正且非云区光谱信息保持良好。校正后的影像与真实地表较为一致,表明恢复地表信息较为准确,具有较高的可信度。进一步地,以真实地表为参考,分别计算不同结果的 RMSE、SA 和 R^2 3 个指标得分,指标计算公式具体如下^[21]:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{n=1}^m (\rho_n - \hat{\rho}_n)^2} \quad (10)$$

$$\text{SA} = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^m \cos^{-1} \frac{\rho_n^T \hat{\rho}_n}{\sqrt{\rho_n^T \rho_n} \sqrt{\hat{\rho}_n^T \hat{\rho}_n}} \quad (11)$$

$$R^2 = \frac{SS_{\text{reg}}}{SS_{\text{tot}}} = \frac{\sum_{n=1}^m (\rho_n - \bar{\rho})^2}{\sum_{n=1}^m (\hat{\rho}_n - \bar{\rho})^2} \quad (12)$$

其中: n 为像元序号, m 为总像元数; ρ 和 $\bar{\rho}$ 分别为校正结果及其均值; $\hat{\rho}$ 为真实地表; SS_{reg} 为回归平方

和, SS_{tot} 为总平方和。

表 1 展示了不同结果的定量评价得分。从 TD-CP 的结果可知, RMSE, SA, 和 R^2 等 3 个指标数值均较大,说明校正结果与真实地表间相关性较强但是存在一定的辐射偏差,总体与目视分析结论一致。DSP 在这 3 个指标上表现均优于 TD-CP, RMSE 和 SA 均有所降低且 R^2 有一定程度的上升。相较于前两种结果,本文方法在 3 个指标上均表现最佳, RMSE, SA 仅为 2.117 4 和 0.645 5, R^2 可达 0.942 8。这表明该方法可以较为准确地恢复降质信息,校正结果与真实地表更为接近。

表 1 定量指标评价结果

Table 1 Quantitative assessments on different results

	TD-CP	DSP	本文方法
RMSE	14.512 3	7.354 2	2.117 4
SA	1.711 5	1.214 1	0.645 5
R^2	0.824 1	0.891 6	0.942 8

4.2.2 真实实验

图 6 和图 7 展示了两组不同地表覆被类型的薄云雾影像及其校正结果。图 6(a) 主要由水体、高亮裸土和暗色植被构成,其中薄云雾变化相对平缓。如图 6(b) 所示, TD-CP 较好地抑制了影像中的薄云雾干扰,整体地物细节得到了增强。但结果中存在与模拟实验相同的问题,即高亮地表存在过度校

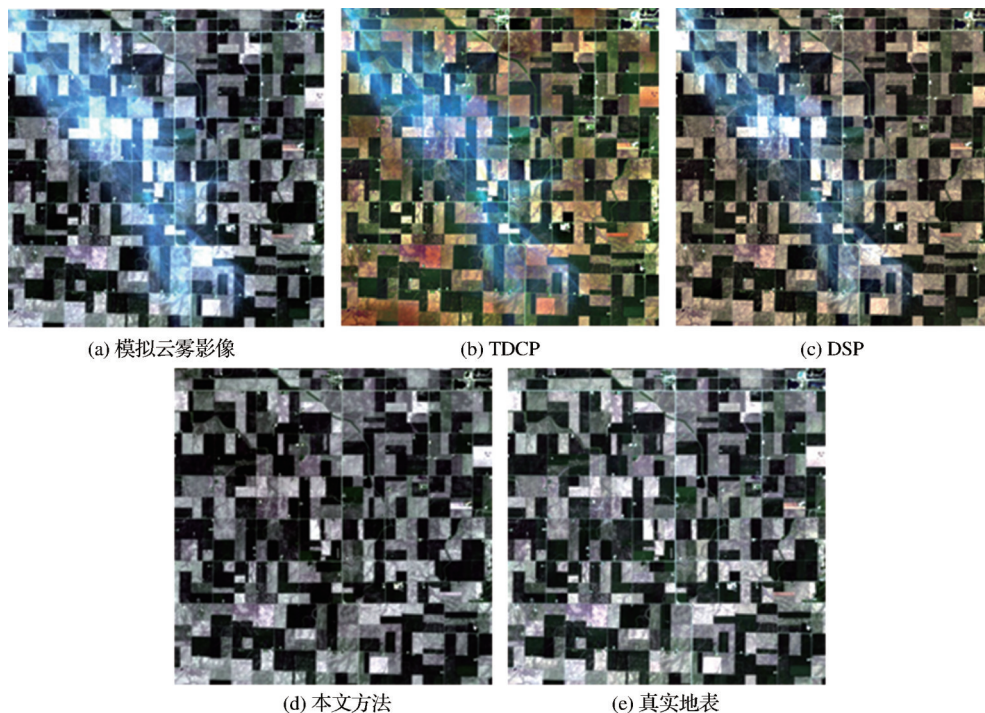


图 5 模拟实验校正结果比较

Fig.5 Results comparison on simulated data

正。在DSP结果中,薄云雾的去除效果优于TDCP,且该方法对高亮地表的处理效果更佳,未出现明显的色彩畸变问题。但对比图6(a)和图6(c)可以发现,校正结果与原始影像存在整体的亮度偏

差。相较于以上两组结果,由于本文方法充分考虑了场景的多地物类别,可准确去除整景影像中不同地类的薄云雾干扰,真实地还原地表信息,取得了较好的校正结果。

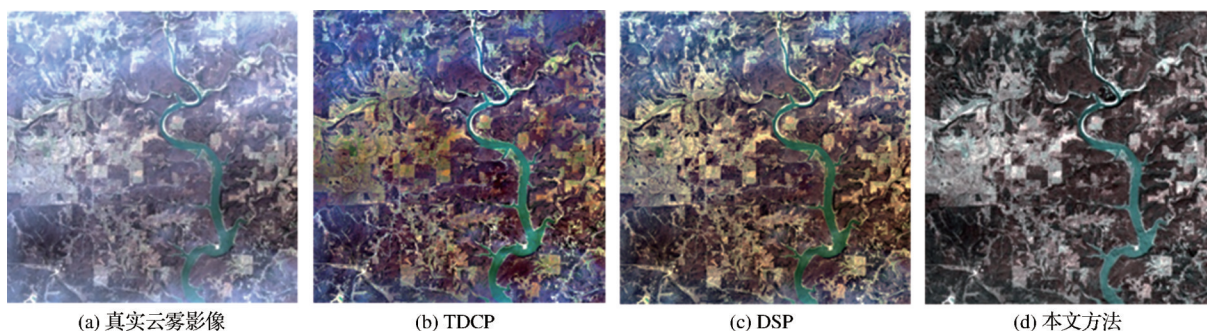


图6 第一组真实实验校正结果比较

Fig.6 Results comparison on the 1st acquired data

图7为另一组真实实验结果,其主要地表覆被类型为裸土、植被。相较于图6(a)而言,图7(a)中的薄云雾强度在空间上变化更为剧烈。图7(b)为TDCP校正结果,与上一实验结果相比,高亮地表过校正的问题依然存在。

此外,该方法对这一场景中的薄云雾校正效果略有下降。这是因为TDCP对影像进行逐窗口校正,对于薄云强度变化剧烈的区域,容易出现校正不彻底的现象。与TDCP类似,DSP在该场景下对

薄云雾的校正亦不彻底。但该方法对非云区的光谱保真度略优于TDCP。对比前两种方法,由于此方法可准确估计出不同波段上不同地类的地表辐射,因此校正影像不受薄云雾干扰。此外,该方法顾及了场景的多类型地物分布,可较为准确地恢复不同地类的真实信息。

综上,本研究提出方法可有效地校正不同场景下、不同空间分布模式的薄云雾干扰,较为真实地恢复降质信息。

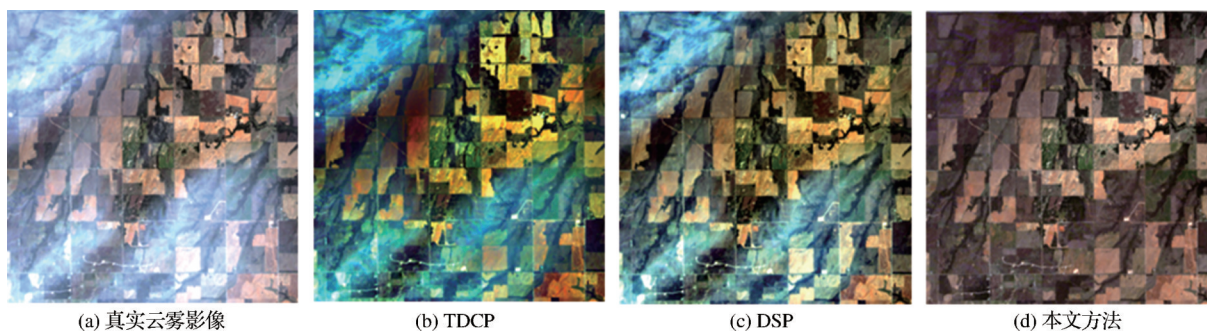


图7 第二组真实实验校正结果比较

Fig.7 Results comparison on the 2nd acquired data

5 结 语

实验提出了一种基于类内线性拟合的薄云雾校正方法。通过逐波段搜索暗目标策略确定不同波段间薄云雾辐射的线性关系;基于此,生成用于地表分类的合成图像,获得不同地类在不同波段对间的统计关系;综合以上两者,最终逐类别地完成薄云雾校正,恢复降质信息。通过模拟与真实实验验证,在不同地表覆被和云雾空间分布模式场景

中,本研究提出方法均具有一定优势。从目视评价来看,提出方法可有效地去除薄云雾干扰,且较好地保持了非云区的光谱特征。从定量评价来看,该方法结果在RMSE,SA和 R^2 这3个指标均优于对比方法。综上所述,该方法可有效去除不同场景内的薄云雾干扰,较为准确地恢复真实地表信息,具有较强的准确性和鲁棒性。

该方法中涉及分类操作,虽然选择K均值分类具有较高的自动程度,但是分类数量和精度对于校正

结果存在一定的影响,这是在方法实际应用中需要考虑的一个因素,后续研究将对此展开相关探讨。

参考文献(References):

- [1] Zhao Zhongmin, Zhu Chongguang. Approach to removing cloud cover from satellite imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 1996, 1(3): 195-199. [赵忠明, 朱重光. 遥感图像中薄云的去除方法[J]. 遥感学报, 1996, 1(3): 195-199.]
- [2] Cao Shuang, Li Hao, Ma Wen. Removing thin cloud arithmetic based on mathematic morphology for remote sensing image [J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(4): 34-37. [曹爽, 李浩, 马文. 基于数学形态学的遥感影像薄云处理方法[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(4): 34-37.]
- [3] Shen H, Li H, Qian Y, *et al.* An effective thin cloud removal procedure for visible remote sensing images [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96: 224-235.
- [4] Chen S, Chen X, Chen J, *et al.* An iterative haze optimized transformation for automatic Cloud/Haze detection of Landsat imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 54(5): 2682-2694.
- [5] Du Y, Guindon B, Cihlar J. Haze detection and removal in high resolution satellite image with wavelet analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(1): 210-217.
- [6] Li H, Zhang L, Shen H, *et al.* A variational gradient-based fusion method for visible and SWIR imagery [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2012, 78(9): 947-958.
- [7] Jiang Hou, Lü Ning, Yao Ling. HOT-transform based method to remove haze or thin cloud for Landsat 8 OLI satellite data [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(4): 620-631. [姜侯, 吕宁, 姚凌. 改进 HOT 法的 Landsat 8 OLI 遥感影像雾霾及薄云去除[J]. 遥感学报, 2016, 20(4): 620-631.]
- [8] Jiang Haoyue, Zhou Jianhua. Removing thin cloud cover from remote sensing images [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(4): 640-646. [姜灏月, 周坚华. 遥感图像薄云雾的梯度改正[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(4): 640-646.]
- [9] Li Gang, Yang Wunian, Weng Tao. Homomorphic filtering based thin cloud removal method for remote sensing images [J]. Science of Surveying and Mapping, 2007, 32(3): 47-48. [李刚, 杨武年, 翁韬. 一种基于同态滤波的遥感图像薄云去除算法[J]. 测绘科学, 2007, 32(3): 47-48.]
- [10] Liu J, Wang X, Chen M, *et al.* Thin cloud removal from single satellite images [J]. Optics Express, 2014, 22(1): 618-632.
- [11] Chavez Jr P S. An improved Dark-Object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data [J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 24(3): 459-479.
- [12] Makarau A, Richter R, Müller R, *et al.* Haze detection and removal in remotely sensed multispectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(9): 5895-5905.
- [13] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [14] Li J, Wu Z, Hu Z, Zhang J, Molinier M. Thin cloud removal in optical remote sensing images based on generative adversarial networks and physical model of cloud distortion [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 166: 373-389.
- [15] Wla B, Ying L A, Di C A. Thin cloud removal with residual symmetrical concatenation network [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 153: 137-150.
- [16] Zi Y, Xie F, Zhang N, *et al.* Thin cloud removal for multispectral remote sensing images using convolutional neural networks combined with an imaging model [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 99: 1-1.
- [17] Chen H, Chen R, Li N. Attentive generative adversarial network for removing thin cloud from a single remote sensing image [J]. IET Image Processing, 2021, 15(4): 856-867.
- [18] Lü H, Wang Y, Shen Y. An empirical and radiative transfer model based algorithm to remove thin clouds in visible bands [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 179: 183-195.
- [19] Kaufman Y J, Wald A E, Remer L A, *et al.* The MODIS 2.1-/Spl Mu/M channel-correlation with visible reflectance for use in remote sensing of aerosol [J]. IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(5): 1286-1298.
- [20] Xie F, Chen J, Pan X, *et al.* Adaptive haze removal for single remote sensing image [J]. IEEE Access, 2018, 6: 67982-67991.
- [21] Muhammad K, Ahmad J, Rho S, *et al.* Image steganography for authenticity of visual contents in social networks [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(18): 18985-19004.

An Intra-class Linear Regression based Thin Cloud Removal Method for Visible Remote Sensing Images

Zhang Chi^{1,4}, Jiang Hongtao², Xie Cheng³, Lai Shaochuan³, Shen Huanfeng^{4,5}

(1.*Guangzhou Urban Planning & Design Survey Research Institute, Guangzhou 510060, China;*

2.*Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510130, China;*

3.*South China Branch of Sinopec Sales Co., Ltd., Guangzhou 510130, China;*

4.*School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China;*

5.*Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan 430079, China*)

Abstract: Earth observations of satellite or airborne sensors are easily interfered by the atmospheric conditions, thereby resulting in the frequent cloud contamination in the acquired images, reducing the availability and validity of data. In this paper, a thin cloud removal method based on intra-class linear regression is proposed for visible remote sensing images, which mainly consists three steps. Firstly, the local dark object (minimum in local) is searched band by band with a certain window size. The dark objects samples are then used to regress the linear correlation of clouds among bands. Secondly, the cloud correlations among bands are combined with the cloudy image model to generate the synthetic image without cloud contamination, and the K-means classification is performed on it to obtain the land cover types. Based on that, the linear relationship of different land covers can be estimated using the corresponding clear samples. Thirdly, by integrating the linear correlations of clouds and various land covers, the clear surface information can finally be solved from the cloudy image model. Both the simulated and real data were collected to validate the effectiveness of the method from visual and quantitative aspects. Experimental results demonstrate that the thin clouds in various scenes can be totally removed by the method and the degraded information can be recovered satisfactory.

Key words: Thin cloud removal; Intra-class linear regression; Visible remote sensing images; Dark object searching