

基于高光谱图像混合像元分解技术的去雾方法

冯维一 陈 钱 何伟基 顾国华 庄佳衍 徐双双

南京理工大学江苏省光谱成像与智能感知重点实验室, 江苏 南京 210094

摘要 针对薄雾天气造成的能见度低的问题,提出了一种利用高光谱图像混合像元分解技术去除雾的方法。建立了薄雾天气下的传感器成像物理模型,对含有雾端元的线性光谱混合数学模型进行解混。然后通过丰度反演方法得到雾端元的丰度后加以去除,将剩余地物端元的丰度调整后即可获得去雾后的图像。该方法相比于基于单波段或全色图像的去云雾方法,物理意义更明确。从客观评价指标上也可以看出该方法的薄雾去除效果佳,去雾后图像细节更加丰富。

关键词 图像处理;高光谱;去薄雾;光谱解混;丰度调整

中图分类号 O433

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0110002

A Defogging Method Based on Hyperspectral Unmixing

Feng Weiyi Chen Qian He Weiji Gu Guohua Zhuang Jiayan Xu Shuangshuang
*Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging & Intelligence Sense, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing, Jiangsu Province 210094, China*

Abstract For the problem of low visibility caused by fog weather, a defogging method based on hyperspectral image unmixing technique is proposed. A physical model of the imaging sensor in fog weather is established, and the mathematical model of linear spectral mixture with fog endmember is unmixed. The fog endmember obtained from the abundance inversion is removed. The defogging image is achieved after the abundance adjustment of the remaining endmembers. Compared with the fog/cloud removal based on the single-band or full-color image, the physical meaning of this approach is clearer. From the objective evaluation, it can be seen that the defogging effect of the proposed method is good. The defogging image has richer details.

Key words image process; hyperspectrum; thin-fog removal; spectral unmixing; abundance adjustment

OCIS codes 100.4145; 010.7295; 280.1120; 300.6550

1 引 言

近年来,由于空气质量的恶化,雾霾现象频繁出现,严重影响了交通运输和人体健康。雾和云的性质相似,都是由大量悬浮在近地面的微小水滴或冰晶结合空气中的灰尘、有机碳氢化合物等粒子组成的气溶胶系统^[1]。它对光线具有吸收、折射、散射等作用,使能见度降低,并导致遥感图像清晰度下降,不利于遥感图像的解释和应用。因此有必要去除或降低雾的影响,提高图像的可视性。

目前去除或降低薄雾影响的方法主要有基于图像处理的增强方法^[2-3]、基于物理模型的复原方法^[4]和基于多光谱信息的遥感图像去云算法^[5]。基于图像处理的增强方法去雾简单,图像细节和对比度得到显著提高,且在实践中获得了广泛的应用。但是该方法不能实现真正意义上的去雾,物理意义不明确,且精度不高,无云雾区域也受到了影响。基于物理模型的复原方法针对性强,一般建立在严格的辐射传输模型上,得

收稿日期: 2014-07-03; 收到修改稿日期: 2014-08-14

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61101196)、国家自然科学基金面上项目(61271332)、国家博士后基金面上项目(2012M521085)

作者简介: 冯维一(1988—),男,博士研究生,主要从事高光谱图像处理与应用方面的研究。E-mail: fwynj@163.com

导师简介: 陈 钱(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事光电信号探测与处理、光电成像与实时图像处理等方面的研究。E-mail: chenq@mail.njust.net

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

到的复原结果自然真实,但在实际应用中很难获取与云雾相关的精确物理参数,条件苛刻。基于多光谱信息的遥感图像去云算法利用多光谱图像中某些波段对云的较强敏感性来提取云信息并去除,可以对不同厚度的云层进行不同强度的薄云去除处理,去除效果比较好,但是该方法需要手工在图像内选择清晰的典型地物,操作上比较麻烦,自动化程度不高,且主要是针对某种多光谱图像提出的,适用性不广。

混合像元分解是近年来随着高光谱技术的发展而兴起的一种遥感图像处理技术,利用该技术可以求解出混合像元中不同地物所占的比例,即丰度值^[6]。实际上,云雾可以看作是一种特殊的端元,用它的丰度值来刻画它对像元光谱的影响。当雾气很薄时,部分地物的光谱仍能透过雾而被探测器接收,这种部分透过性为去除薄雾、恢复图像能见度提供了可行性。本文把高光谱影像中的像元光谱看作是植被、建筑和雾等光谱的线性混合,建立线性光谱混合模型。然后通过混合像元分解技术求解出雾端元的丰度并去除,调整剩余端元的丰度,从而得到去薄雾图像。该方法可以有效地消除薄云雾的影响,且物理意义明确。

2 薄雾下传感器成像模型

雾对观测光谱的影响可以体现在两个方面:1)太阳光经雾气反射后,进入到探测器,成为雾端元反射光谱;2)地物的反射光谱经雾气衰减后到达探测器,形成地物的透射光谱,如图1所示。这里假设雾区域变化缓慢,属于均匀漫反射体,且透射率恒定;地物反射光在雾中不存在多次散射和吸收的情况。基于以上假设,可以建立起薄雾下探测器接收的像元线性光谱混合模型。

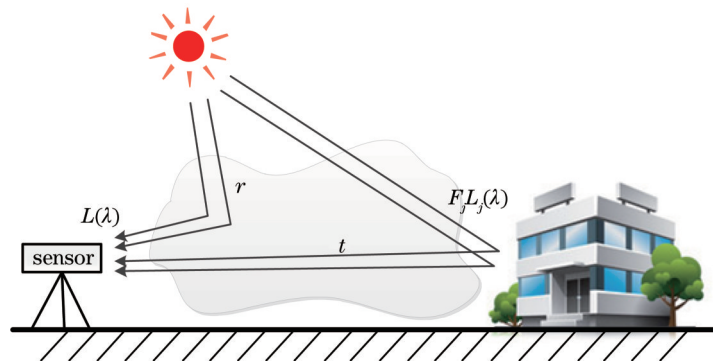


图1 薄雾下探测器接收模型

Fig.1 Model of detector response under the mist

设传感器单个像元所对应的地面区域处各种物质在波长 λ 上的表观辐亮度为 $L(\lambda)$,从如图1所示模型可以得到,单个像元的光谱信号 $X(\lambda)$ 为

$$X(\lambda) = K \cdot L(\lambda) = K \left\{ \sum_{j=1}^m F_j L_j(\lambda) \right\} \cdot t_j + L_{\text{fog}}(\lambda) \cdot r_{\text{fog}} \quad (1)$$

式中 $L_j(\lambda)$ 表示第 j 种物质在波长 λ 上的辐亮度, $L_{\text{fog}}(\lambda)$ 为雾端元在波长 λ 上的辐亮度。 F_j 为第 j 种物质在像元中所占的面积比,并且 $\sum_{j=1}^m F_j = 1$, m 为端元数目。 t_j 为第 j 种物质在雾区域下的透射率,由假设可知, t 可以认为常数。 r_{fog} 为雾本身的漫反射系数,且 $t + r_{\text{fog}} = 1$ 。 K 为仪器和大气的各种参数,可以认为这些参数对图像上的所有像元都是常数^[6]。

满足假设条件后的雾也可以看做一种端元,由此可以将(1)式表示的混合像元光谱信号转化为反射率光谱信号 $x(\lambda)$ 为

$$x(\lambda) = \sum_{j=1}^m \alpha_j e_j(\lambda) + \beta_{\text{fog}} e_{\text{fog}}(\lambda) + \varepsilon = \sum_{j=1}^{m+1} \alpha'_j e'_j(\lambda) + \varepsilon, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{m+1} \alpha'_j = 1, \quad 0 \leq \alpha'_j \leq 1, \quad (3)$$

式中 $e_j(\lambda)$ 和 $e_{\text{fog}}(\lambda)$ 分别为地物端元和雾端元的光谱, $e'_j(\lambda)$ 为把雾端元也看成一种地物端元后的新的端元光谱。 α_j 为第 j 个端元光谱所对应的丰度, α'_j 为把雾端元加入端元集合后形成的新的丰度, 且 $\sum_{j=1}^{m+1} \alpha'_j = 1$, $0 \leq \alpha'_j \leq 1$ 。 ε 为由系统噪声等组成的误差项。满足(3)式的光谱信号可以写成矩阵形式

$$\mathbf{X}_{p \times N} = \mathbf{E}_{p \times (m+1)} \mathbf{A}_{(m+1) \times N} + \mathbf{e}_{p \times N}, \quad (4)$$

式中 $\mathbf{X}_{p \times N}$ 为一个含有 p 个波段、 N 个像元的高光谱图像矩阵, p 由所使用的传感器的光谱分辨率决定。 $\mathbf{E}_{p \times (m+1)}$ 为包含雾端元的端元矩阵, $\mathbf{A}_{(m+1) \times N}$ 为包含雾端元丰度的丰度矩阵, $\mathbf{e}_{p \times N}$ 为误差矩阵。这就是薄雾下传感器接收信号的数学表示, 可以通过线性光谱解混算法进行求解。

3 图像恢复与评价

根据第二节提出的薄雾传感器成像模型, 就可以对薄雾天气下的光谱图像进行恢复, 去除雾的干扰。如图2所示, 为高光谱图像去雾流程。

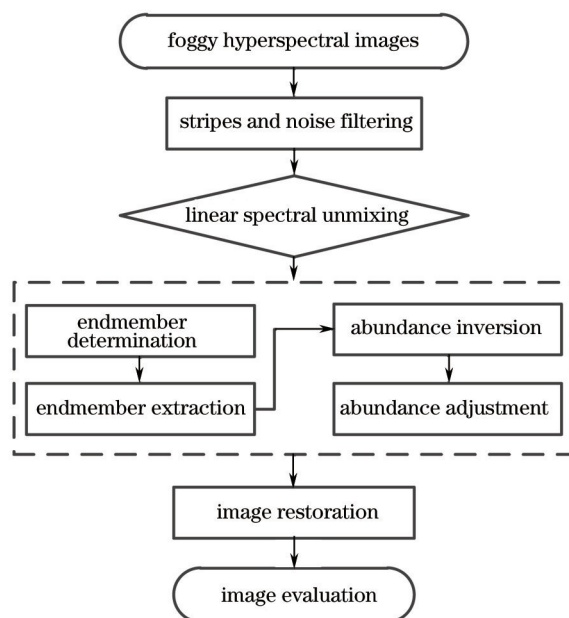


图2 高光谱图像去雾流程

Fig.2 Defogging process of the hyperspectral image

3.1 图像恢复

对于获取的一幅去除条带等噪声后的高光谱图像 $X(\lambda)$, 为了去除雾端元, 就要先从图像中提取出雾端元。

首先, 确定图像中端元的数目。光谱端元的数目确定直接影响到端元提取的精度。采用基于Neyman-Pearson探测理论的特征阈值分析(HFC)方法^[7]来估计光谱图像中端元的数目可以提高自动化程度。该方法是通过计算光谱图像相关矩阵和协方差矩阵的特征值, 通过二元假设后计算条件概率密度, 最后采用Neyman-Pearson探测器来确定端元数目。

在确定图像端元后, 就可以提取雾和其他地物端元。选择具有代表性且计算效率高的端元提取算法—基于几何学的顶点成分分析(VCA)算法^[6]来进行端元矩阵 $\mathbf{E}_{p \times (m+1)}$ 的计算。该方法以线性光谱混合模型的几何学描述为基础, 通过反复寻找正交向量并计算图像矩阵在正交向量上的投影距离逐一提取端元。

当获取了端元矩阵 $\mathbf{E}_{p \times (m+1)}$ 后, 通过丰度反演方法求解出光谱图像 $\mathbf{X}_{p \times N}$ 中每个像素中各个端元所占的比例。(4)式中的误差项代表了线性混合模型与实际的差异, 由于数值较小, 为简化模型, 通常忽略误差项, 将(4)式改写为

$$\mathbf{X}_{p \times N} = \mathbf{E}_{p \times (m+1)} \mathbf{A}_{(m+1) \times N}. \quad (5)$$

在满足(3)式中的两个丰度约束条件下,可以用全约束最小二乘法(FCLS)^[6]求解(5)式中的丰度矩阵 $A_{(m+1) \times N}$ 。FCLS是将(3)式中满足“和为1”约束条件的解带入到“非负”约束条件中求解得到。

此时,就可以把雾端元在图像中所占的成分去掉。但直接去除会导致恢复图像的整体亮度下降,因此为了保证去雾后的还原效果与原始光谱图像保持一致,需要再对剩余的地物端元光谱的丰度进行调整,使它们的和为1,即:

$$\tilde{a}_j = \frac{a_j}{\sum_{j=1}^m a_j}, \quad (6)$$

式中 \tilde{a}_j 第 j 种物质端元调整后的丰度。且 $\sum_{j=1}^m \tilde{a}_j = 1$ 。故还原的光谱图像 $\tilde{x}(\lambda)$ 为

$$\tilde{x}(\lambda) = \sum_{j=1}^m \tilde{a}_j e_j(\lambda). \quad (7)$$

从而得到了去雾后的恢复图像。

3.2 恢复效果评价

为了对还原后的去雾效果进行客观评价和定量分析,引入标准差(Std, S_{std})^[8]和全变分(TV, T_v)^[9]分析两种评价方法。标准差和全变分值都反映了影像中的信号变化的剧烈程度,即图像细节变化的丰富程度。对于给定的一幅影像 $x(i, j)$, 大小为 $M \text{ pixel} \times N \text{ pixel}$, 两个评价指标为

$$\text{标准差: } S_{std} = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x(i, j) - \bar{u})^2},$$

$$\text{全变分: } T_v = \sum_{i=1}^N |x_i - x_{i+1}|.$$

当图像的标准差和全变分值越大,说明图像对比度越高,图像就越清晰。

4 实验结果及分析

运用高光谱图像混合像元分解技术来去除雾霾天气的影响,比传统的基于单波段图像或全波段图像来去雾的物理意义更加明确,旨在找出雾端元后去除雾的影响。根据上节提出的去雾方法,采用模拟图像仿真和真实光谱图像实验相结合,并通过评价指标来说明该方法的优势。

4.1 模拟图像仿真

在美国喷气推进实验室(JPL)光谱数据库中选取了5种地物光谱,并从真实的拍摄光谱图像中获取了雾端元光谱,共6种光谱曲线,如图3(a)和3(b)所示。利用这6种光谱曲线绘制了如图5(a)所示的大小为 $75 \text{ pixel} \times 75 \text{ pixel}$ 的模拟场景。该光谱图像中含有5行5列共25个 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 大小的小方块。其中,每列小方块中均含有雾端元光谱,其丰度从左往右分别按0.8、0.6、0.4、0.2、0.1的顺序递减。而每一行的光谱数量也不同,

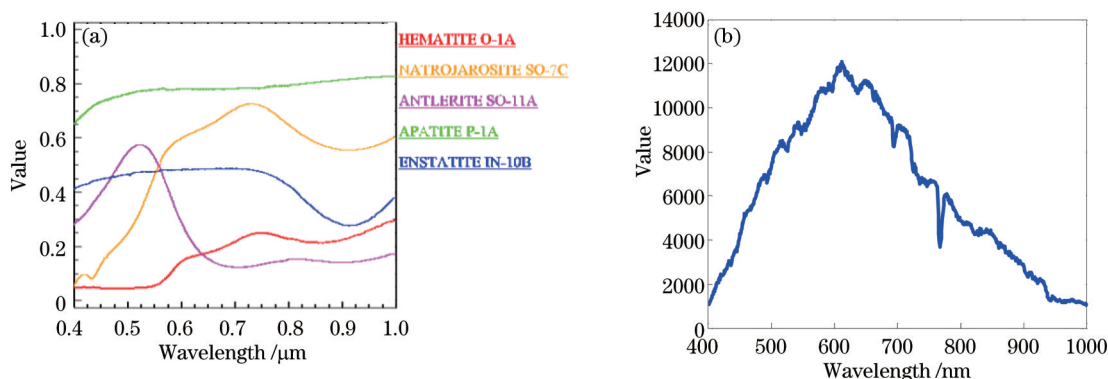


图3 6种端元光谱曲线。(a) 5种地物光谱;(b) 雾端元光谱

Fig.3 Six spectral plots. (a) Spectra of the five materials; (b) spectra of the fog

从上到下分别按 1、2、3、4、5 种的顺序增加,并按一定比例混合,使单个像素内各个光谱的丰度满足“和为 1”约束(ASC)条件。其余背景为各物质按比例均匀混合而成,如图 4 所示。图 4(a)为雾端元的丰度比例图,图 4 (b)~ (f)分别为 5 种地物的丰度比例图。

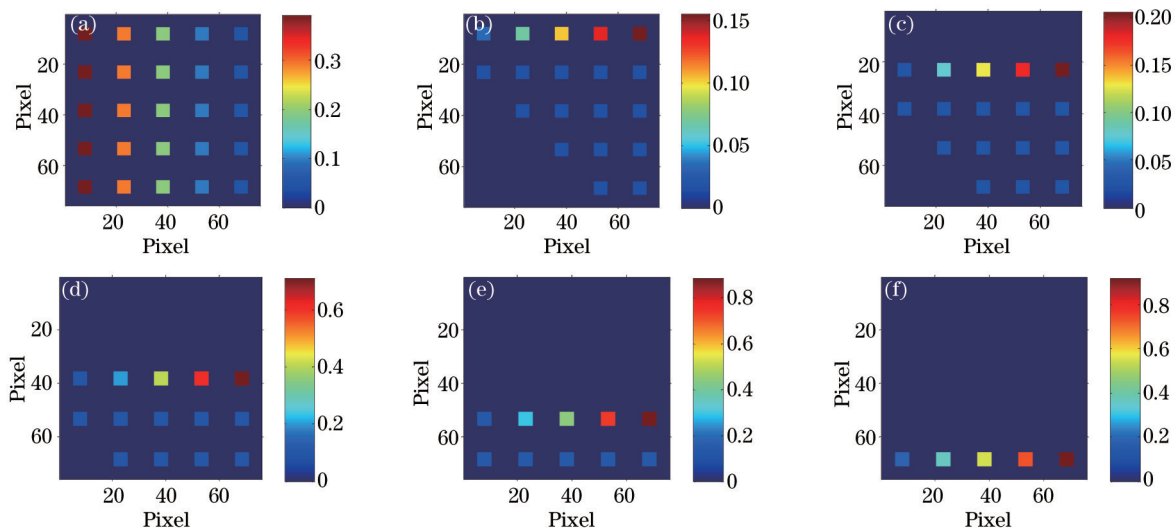


图 4 不同端元的丰度混合比例。(a) 雾端元; (b) 端元 1; (c) 端元 2; (d) 端元 3; (e) 端元 4; (f) 端元 5

Fig.4 Abundance ratio with different endmembers. (a) Fog endmember; (b) endmember 1; (c) endmember 2; (d) endmember 3; (e) endmember 4; (f) endmember 5

利用本文提出的去雾方法,采用 VCA 光谱解混算法对图 4(a)的模拟光谱场景进行去雾操作,得到图 5 所示的结果。

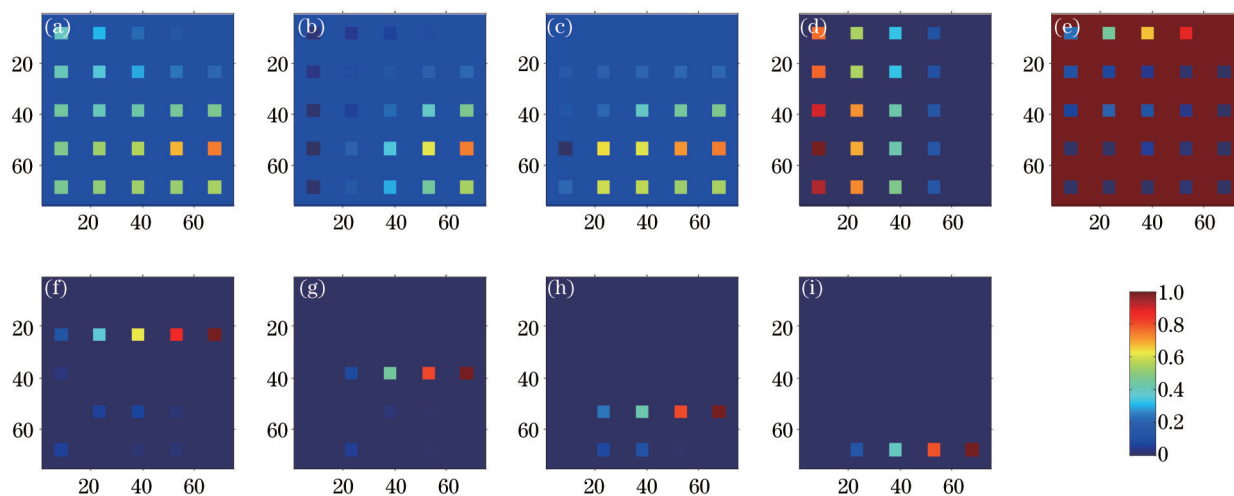


图 5 模拟场景的去雾效果。(a) 原图; (b) 直接去雾; (c) 去雾后丰度调整; (d) 雾端元; (e) 端元 1; (f) 端元 2; (g) 端元 3; (h) 端元 4; (i) 端元 5

Fig.5 Defogging results of the simulation scene. (a) Original image; (b) directly defogging; (c) defogging with adjusted abundances; (d) fog endmember; (e) endmember 1; (f) endmember 2; (g) endmember 3; (h) endmember 4; (i) endmember 5

图 5(a)为原始的模拟光谱场景,图 5(b)为直接去除雾端元后的还原场景,图 5(c)为去雾后重新调整端元丰度后的还原场景,图 5(d)~(f)分别为解混出来的雾端元和其他 5 种地物端元的光谱。由图 5 可知,丰度调整后的还原图像对比度明显提高。直接去雾后还原图像偏暗,视觉效果差,所以在去雾过程中需要对其他端元光谱的丰度进行重新调整。但是,在雾比较浓的区域,如图 5(a)中的第一列方块,雾所占比例达 80%。此时,地物的光谱信号难以透过雾层,所以在这些雾比较浓的区域下的图像难以恢复出来,这也符合实际情况。因此,该算法适用于还原薄雾区域下的图像。此外,雾端元和其他 5 种端元的丰度的反演结果和图 4 中

的原始丰度比例大致吻合,其中端元1的丰度反演结果异常,这是因为混合成的背景光谱与端元1的光谱十分相似,所以图4(e)中的背景丰富值也很高。

4.2 真实光谱图像试验

云和雾的组成成分很类似,假设薄云区域和薄雾区域都均匀,则在图像中对地物都表现为一种衰减效应。所以在对薄雾做处理之前,利用欧洲航空局的 CHRIS/PROBA 数据^[10]对薄云区域也运用了本文算法进行算法适用性测试。图6(a)为从 CHRIS/PROBA 数据中选择的分辨率为 17 m、波段数为 18 的光谱图像,拍摄于 2013 年 4 月 10 号,其中分布着一片从薄到厚的云域。

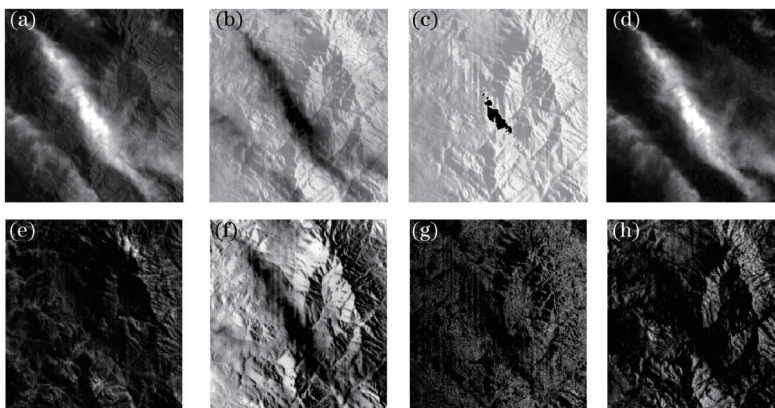


图6 CHRIS/PROBA 光谱数据的去云效果。(a) 原图; (b) 直接去云; (c) 去云后丰度调整; (d) 云端元; (e) 端元 1; (f) 端元 2; (g) 端元 3; (h) 端元 4; (i) 端元 5

Fig.6 Defogging results of the CHRIS/PROBA spectral image. (a) Original image; (b) directly removed ; (c) removed with adjusted abundances; (d) cloud endmember; (e) endmember 1; (f) endmember 2; (g) endmember 3; (h) endmember 4; (i) endmember 5

图6(b)为直接去云后恢复的图像,图6(c)为丰度调整后的去薄云图像,图6(d)为解混后提取的云端元,图6(e)~(h)为4种地物端元。从图6展示的结果也可以看出,本文提出的去雾算法对去除薄云效果也很好,云端元成分能从物理层面上直接去除,意义明确。图6(b)和(c)中黑色区域是由于云层太厚,地物光谱难以穿透所导致的。

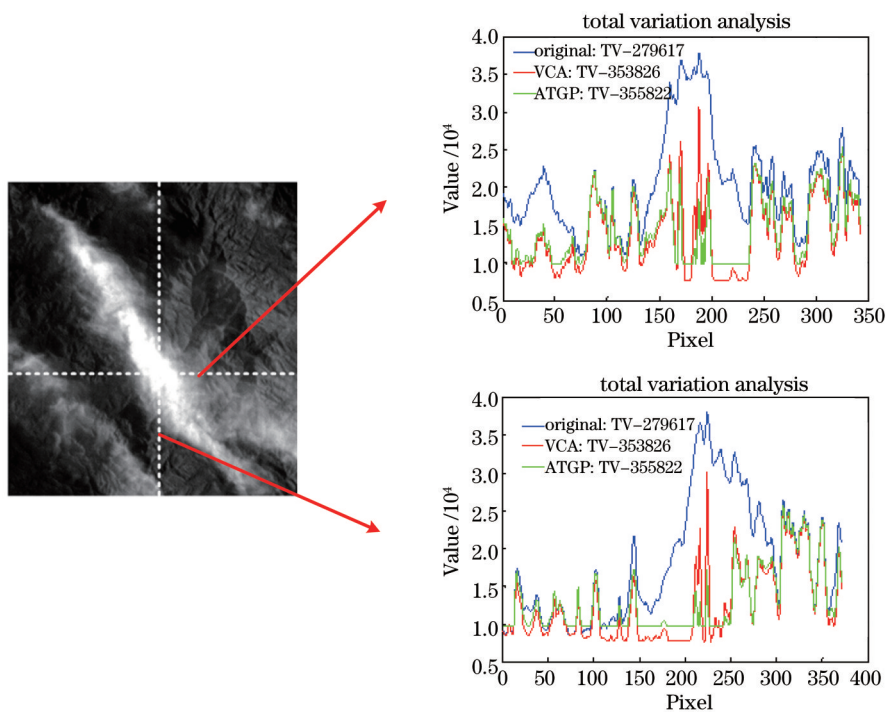


图7 去云图像的全变分分析

Fig.7 Total variation analysis of the image after removing the thin clouds

为了更好地说明去云效果,计算了全变分值来对去云后图像的第三个波段进行分析。如图7所示,分别从图中含有云域的地方取水平和垂直方向的截线,做全变分值的计算,其计算结果显示在图7右侧的曲线图上。

图7中对VCA和自动目标生成算法(ATGP)两种解混算法去云后的恢复图像进行了全变分分析,其全变分值均比原图高。从曲线图上也可以看出来,原图的全变分值在云域中过渡平滑,而恢复后的图像在薄云区域内变化陡峭,说明去云后该区域内细节更加丰富。

还利用可见光成像光谱仪拍摄了一幅室外真实场景,该场景被薄雾笼罩,取光谱数据中的550 nm波段进行显示,如图8(a)所示。该图像的光谱分辨率达3.8 nm,光谱范围为400~1000 nm。利用所提出的去雾算法,从直观上和客观评价指标上来验证其有效性。

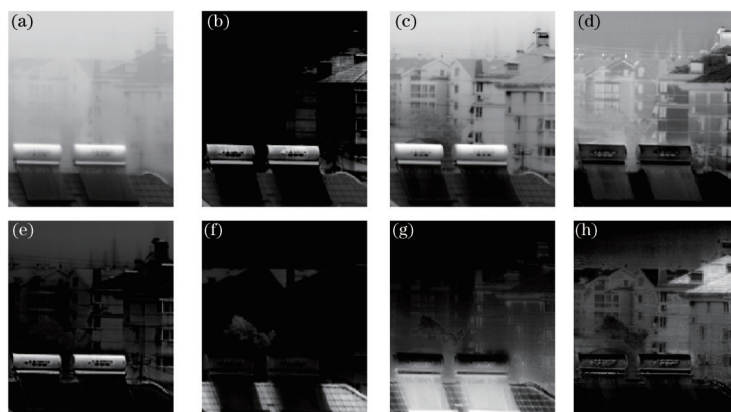


图8 可见光高光谱图像的去雾效果。(a)原图;(b)直接去雾;(c)去雾后丰度调整;(d)雾端元;(e)端元1;(f)端元2;(g)端元3;(h)端元4

Fig.8 Defogging results of the visible hyperspectral image. (a) Original image; (b) directly defogging; (c) defogging with adjusted abundances; (d) fog endmember; (e) endmember 1; (f) endmember 2; (g) endmember 3; (h) endmember 4

由图8(c)可知,经过丰度调整后的去雾图像比原图清晰很多。由于实际图像中一般端元比较多,图8中只列出了部分端元图像。图9显示了天气晴朗时的图像、受雾气影响的图像以及去雾后的图像之间的对比。

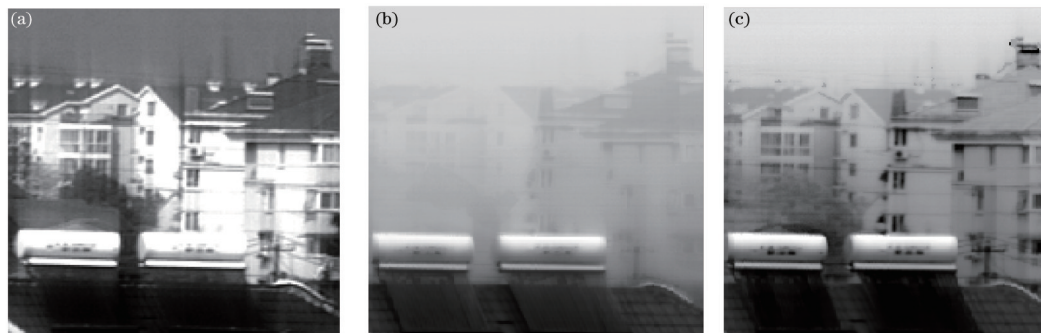


图9 去薄雾后的效果对比

Fig.9 Comparison result of the thin-fog removal

图9(a)是天气晴朗时拍摄的光谱影像,显示的是550 nm波段图像,图9(b)和图9(c)分别是图8(a)和图8(c)单独放大后的效果图。由图9可知,恢复的图像效果几乎接近没有雾影响的图像。被薄雾笼罩下的房屋和树木都能看清楚,甚至连空调外机连接管都能分辨出来。说明该去雾算法效果很好,且具有实用性。

表1为图9(a)和9(b)的客观评价指标对比,其中标准差是对应550 nm波段图像计算结果,全变分值是计算550 nm波段图像上第200列截线上得到的。为了说明该算法流程的适用性,还选取了另一种端元提取算法:基于子空间投影的ATGP算法^[6]来进行去雾流程。ATGP算法在图像空间分辨率小的时候,端元提取精度比VCA算法稍好一些。

表 1 去雾效果的客观评价指标对比

Table 1 Comparison of the objective evaluation of the defogging effect

	Std	TV
Original fog image	460.3	14804
Defogging with VCA algorithm	2219.1	202215
Defogging with ATGP algorithm	3322.3	373388

由表 1 可知,无论是用 VCA 解混算法,还是用 ATGP 解混算法,其客观指标都提高了数十倍,说明本文提出的去雾方法能得到很好的去雾效果,使去雾后的图像细节变得更丰富、更清晰。

5 结 论

针对当前雾霾天气给出行生活造成的不便问题,提出了一种基于混合像元分解的高光谱图像去雾方法,该方法能够有效地去除薄雾区域,恢复被薄雾区域覆盖的图像细节,为环境、交通等方面提供了一种有效的监测手段。一般含雾图像细节都很模糊,利用混合像元分解技术,把雾看作是一种端元来参与解混过程,并把解混后的雾端元成分去除,调整剩余光谱端元的丰度后,就能够恢复得到清楚的图像。该去雾方法从光谱本质上来消除雾的影响,去雾意义明确,所以比基于单波段或全色图像的去雾效果好。从去雾效果和客观评价指标上可以看出,该去雾方法可靠性和实用性都很高。后续还要对混合像元分解方法进行研究,考虑非线性光谱混合的情况,以进一步提高图像恢复的精度。

参 考 文 献

- 1 Ma Huiyun, Li Deren, Liu Liangming, *et al.*. On fog characteristic based on EOS MODIS data[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(6): 506–509.
马慧云,李德仁,刘良明,等.基于MODIS数据的雾光谱特性研究[J].武汉大学学报·信息科学版,2007,32(6):506–509.
- 2 O R Mitchell, E J Delp, P L Chen. Filtering to remove cloud cover in satellite imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience Electronics, 1977, 15(3): 137–141.
- 3 K M He, J Sun, X O Tang. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341–2353.
- 4 Chen Gong, Wang Tang, Zhou Heqin. A novel physics-based method for restoration of foggy day images [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(5): 889–893.
陈 功,王 唐,周荷琴.基于物理模型的雾天图像复原新方法[J].中国图象图形学报,2008,13(5):889–893.
- 5 L G Chova, G C Valls, J C Maravilla, *et al.*. Cloud-screening algorithm for ENVISAT/MERIS multispectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(12): 4105–4118.
- 6 Zhang Bing, Gao Lianru. Hyperspectral Image Classification and Target Detection [M]. Beijing: Science Press, 2011. 102–175.
张 兵,高连如.高光谱图像分类与目标探测[M].北京:科学出版社,2011.102–175.
- 7 C I Chang, Q Du. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(3): 608–619.
- 8 Cao Shuang, Li Hao, Ma Wen. Removing thin cloud arithmetic based on mathematic morphology for remote sensing image[J]. Geography and Geo-Information Science, 2009, 25(4): 30–33.
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,2009,25(4):30–33.
- 9 Yu Yue, Gu Hua, Sun Weidong. Spectral unmixing based image restoration for optical remote sensing images covered by thin cloud [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 15(11): 1670–1680.
于 钺,顾 华,孙卫东.基于混合像元分解的薄云下光学遥感图像恢复方法[J].中国图象图形学报,2011,15(11):1670–1680.
- 10 L G Chova, J Amorós, G C Valls. Cloud detection for CHRIS/Proba hyperspectral images [C]. SPIE, 2005, 5979: 59791Q.

栏目编辑:张浩佳