

引用格式: Ma Huiyun, Li Yanan, Wu Xiaojing, *et al.* Automatic Detection of Night Land Fog based on H8/AHI Satellite Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(2): 408-415. [马慧云, 李亚楠, 吴晓京, 等. H8/AHI 卫星数据的夜间陆地雾自动检测[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(2): 408-415.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.2.0408

H8/AHI 卫星数据的夜间陆地雾自动检测

马慧云¹, 李亚楠¹, 吴晓京², 冉印泽¹, 鄢俊洁³

(1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙 410083;

2. 国家气象卫星中心, 北京 100080;

3. 北京华云星地通科技有限公司, 北京 100081)

摘要: 夜间雾已成为交通事故频发的重要隐患, 夜间雾检测对防治和减少因雾造成的事故和损失, 保障人民生命财产安全具有重要的意义。雾与晴空地表夜间亮温差存在明显差异, 二者在亮温差影像上有清晰边缘的特征, 算法通过 Canny 边缘检测获取该边缘混合像元, 根据边缘混合像元亮温差均值自动获取二者分离检测阈值, 进行夜间陆地雾检测。5 天 H8/AHI 夜间雾算法检测结果平均正确率为 93.3%、误警率为 29.8%、可靠性因子为 67.8%, 结果表明算法较适合大面积浓雾检测, 但对地表存在的特殊天气如霾、雨雪天、雾发展为低云等情况易虚假报警, 如未有相关伴随雾的天气现象出现, 检测结果正确率为 94.6%、误警率为 0.05%、可靠性因子为 90.1%。算法优点为可自动确定雾与晴空地表的分离检测阈值, 与已有夜间雾自动检测算法相比, 该算法检测精度有较大提高。2015 年 11 月 27 日至 12 月 1 日 17:00~07:00 不同时刻夜间雾时序检测定性验证结果证明, 算法适合晨昏时刻遥感影像中已处于夜晚区域的雾检测, 可检测出 90% 左右的雾区; 对整幅影像均处于夜间的遥感影像, 算法检测结果正确率高达 90% 以上, 定性验证结果进一步证明了算法的稳定性和可靠性。

关键词: 亮温差; Canny 边缘检测; 夜间雾检测; H8/AHI; 自动

中图分类号: P343.6; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)02-0408-08

1 引 言

夜间雾已成为交通事故频发的重要隐患, 开展夜间雾检测, 对防治和减少因雾造成的事故和损失, 保障人民生命财产安全具有重要的意义。随着卫星遥感技术的快速发展, 静止卫星覆盖范围广和时间分辨率高等特性较适宜捕捉生命周期短发展变化快的雾。相比以往静止气象卫星, H8/AHI 数据具有高时间分辨率(10 min 获取一副全盘影像)、高空间分辨率(500 m)及高光谱分辨率(16 个通道)等特征, 为雾近实时快速检测提供了一个良好的数据源。

针对雾的遥感检测, 国内外已做了大量的相关研究。国外对夜间辐射雾的遥感识别起步较早, Eyre 等^[1]根据 Hunt 1973 年提出的理论, 首次提出双通道差值法进行夜间雾检测; 1995 年 Ellrod 等^[2]在亮温差提取雾的基础上获得雾顶高度估算雾消散的时间; 2011 年 Lee 等^[3]使用地球静止卫星 MT-SAT-1R 数据, 基于雾的双红外通道亮温差在白天和夜晚完全不同(白天亮温差为正且随太阳高度角变化, 夜间亮温差为负且变化较小)这一基本特征, 使用基于太阳天顶角的动态阈值连续检测雾。国内张顺谦等^[4]等利用神经网络和分形纹理实现夜间

收稿日期: 2021-10-26; 修订日期: 2022-03-29

基金项目: 国家自然科学基金面上基金项目(42071334, 41675110)。

作者简介: 马慧云(1979—), 女, 山西稷山人, 副教授, 主要从事遥感数据图像处理研究。E-mail: lingzi_2002@163.com

通讯作者: 鄢俊洁(1980—), 女, 湖北红安人, 高级工程师, 主要从事气象卫星遥感产品算法及应用研究。E-mail: yanjj@cma.gov.cn

浓雾检测;周旋等^[5]使用MODIS卫星的BT31-BT28和BT31-BT20波段亮温差,设置阈值实现夜间雾检测;马慧云等^[6]提出基于混合像元的云雾分离检测算法;张伟康等^[7]等结合大气辐射传输模型模拟雾顶亮度温度,使用MODIS亮温差数据实现夜间辐射雾检测;张伟康等^[8]使用亮温差作为雾与地物分离依据,基于SBDART辐射传输模型和BP神经网络实现了夜间辐射雾自动检测和能见度反演;文雄飞^[9]分析陆地辐射雾的光谱、几何、纹理等特性,研究基于面对对象分离思想的陆地辐射雾遥感检测方法;陈伟等^[10]通过夜间雾与低云的特征差异分析,采用修正白天雾检测模型的方法实现雾区的分离;杜鹃等^[11]提出基于时序特征和支持向量机的夜间陆地辐射雾检测模型实现夜间雾检测。陆会等^[12]提出用机器学习方法进行大雾识别研究,但该方法需要大量的训练数据。许赞等^[13]提出使用随机森林的方法进行云雾雪的分离检测。纵观国内外夜间雾检测现状,多基于双红外波段亮温差阈值,该方法可简单快速地实现夜间陆地雾检测,但检测阈值仍存在难以自动确定^[1,3-5]和检测精度不高^[7,11]的问题,该问题导致无法实现近实时、自动、快速、准确的夜间陆地雾检测。

本研究选择H8/AHI数据,利用夜间云雾与晴空地表存在清晰边缘的特征,通过Canny边缘检测获取雾与晴空地表边缘混合像元,根据边缘混合像元亮温差均值自动获取雾与晴空地表的分离检测阈值,进行夜间陆地雾的自动检测。

2 数据与研究区

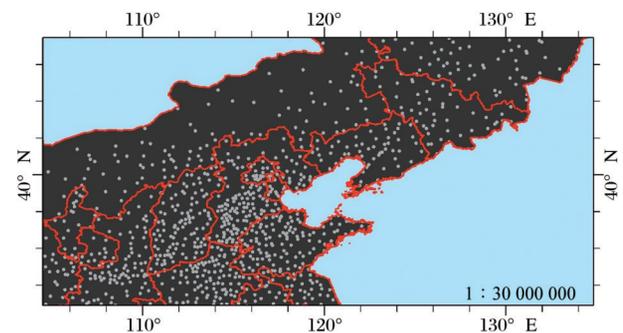
2.1 数据

选择2015年11月17日至12月1日高时间分辨率Himawari-8/AHI空间分辨率2 km的数据作为实验数据,其中2015年11月17日至26日的数据用于结合后续时次数据合成晴空底图,雾检测使用2015年11月27日至12月1日数据,选取17:00至次日7:00为研究时段,验证数据来自中国气象局20:00的地面观测数据,研究区域内共有958个地面观测数据(图1)。

2.2 研究区

中国冬季多受西伯利亚和蒙古的冷高压影响,在晴朗无云的夜晚,辐射冷却作用极强极易形成陆地辐射雾^[14],夜间形成的雾对交通安全造成较大的隐患,进而对国民经济和人民安全造成较大的影

响。本研究选择易发生辐射雾的中国西北、华中、华北和华东地区作为研究区域(图1)。



审图号:GS(2016)2923号

(注:●表示研究区域地面观测站点位置)

图1 研究区域

Fig.1 The study area

3 研究方法

3.1 亮温差特性分析

辐射雾是由于近地面气温降低,空气中的水滴或冰晶过饱和凝结而形成,具有较强的接地性,雾顶温度接近地表,甚至由于雾顶具有较强的逆温层,雾顶温度略高于地表温度^[15]。相比较来说,云离地面较高,具有较低的云顶温度。对红外波段传感器而言,其接收到的是雾顶、云顶和晴空地表的发射辐射能量,该能量不仅与物体自身的温度有关,也与物体的比辐射率有关。云雾在中红外波段(MIR:3.9 μm)的比辐射率与晴空地表不同,云雾在该波段比辐射率小于1,地表近似黑体比辐射率等于1^[16];云雾在热红外波段(TIR:11.2 μm)比辐射率同晴空地表一致,接近于1;因此亮温差BTD(BTD:BT3.9~BT11.2)成为区别夜间云、雾与晴空地表的主要依据,其中云因高度起伏较大亮温差变化范围最大,为正值;晴空地表亮温差变化范围较稳定,在0 K左右;雾亮温差的极大值和极小值均为负值。图2以夜间不同时刻云顶、雾顶和晴空地表亮温差最大最小值的统计为例显示了它们三者之间的差异。由图2可知,夜间雾检测的难点在于雾与晴空地表分离阈值的确定,夜间雾检测阈值整晚相对稳定,但不同时刻雾与晴空地表分离阈值稍有差异,因此如何自动获取单幅影像雾与晴空地表的分离阈值成为夜间雾检测的关键。

3.2 基于雾与晴空地表的边缘混合像元亮温差自动获取二者分离检测阈值

边缘检测是检测图像中灰度的不连续,并确定它们在图像中的精确位置^[17]。亮温差影像上,雾区

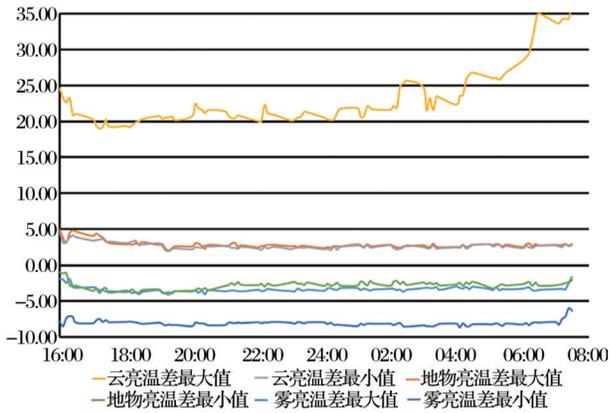


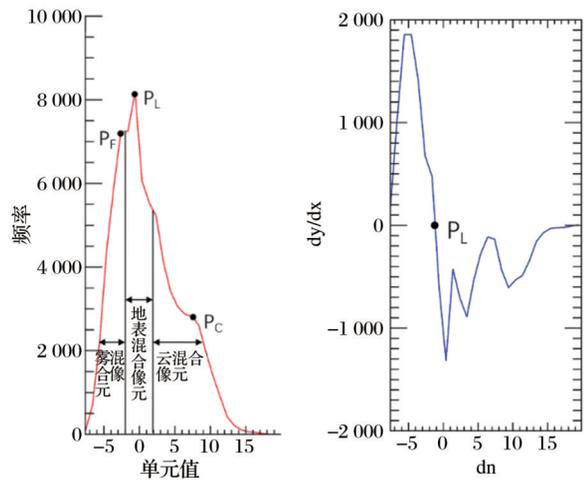
图2 夜间不同时刻云顶、雾顶和晴空地表亮温差最大最小值图

Fig.2 The max and min graph of bright temperature difference on cloud, fog and a surface with clear sky at different times of night

与晴空地表间的边缘为雾和晴空地表形成的混合像元,因混合像元的归属难以确定导致雾与地表分离困难,同时造成分离阈值的选取具有很大的不确定性。但换个角度出发,混合像元作为雾和晴空地表之间的过渡带,其值可作为雾与晴空地表的分离阈值。在亮温差图像上,可通过检测该边缘,根据边缘混合像元的亮温差自动获取雾与地表的分离检测阈值,进行夜间雾检测。对夜间亮温差图像做边缘检测,获取的边缘混合像元主要包括4种类型:①雾与晴空地表的边缘混合像元;②云与晴空地表的边缘混合像元;③纹理复杂的云内部纹理边缘像元;④部分不同地表类型边缘像元;夜间亮温差边缘混合像元直方图普遍呈三峰-两谷,三峰指混合像元中雾像元占比较大的像元形成的峰 P_F ,混合像元中云像元占比较大的像元和纹理复杂的云内部纹理边缘像元形成的峰 P_C ,混合像元中地表像元占比较大的像元和部分不同地表类型边缘像元形成的峰 P_L ,峰 P_L 变化范围在 $(-2 k/2 k)$ 附近,峰 P_L 左侧像元亮温差因与雾像元亮温差混合导致亮温差逐步降低,右侧因与云像元亮温差混合导致亮温差逐步升高,如图3(a)所示。因此雾与晴空地表混合像元位于统计直方图峰 P_L 左侧,算法通过一阶偏导数获取峰 P_L 所在位置,取峰 P_L 左侧混合像元亮温差均值作为雾与晴空地表分离阈值,见图3(b)。

3.3 夜间陆地雾自动检测算法

夜间陆地雾自动检测算法的主要思想为:获取亮温差数据,对亮温差数据做Canny边缘检测获取边缘混合像元,统计边缘混合像元直方图,获取一



(a) 边缘混合像元直方图 (b) 一阶偏导曲线

图3 边缘混合像元直方图和一阶偏导曲线

Fig.3 A statistical histogram and a first-order derivative image of the edge mixed pixel data

阶偏导数曲线,一阶偏导数曲线中位于 $(-2 k/2 k)$ 范围内的0值为峰 P_L 所在位置,取峰 P_L 左侧所有混合像元亮温差均值作为雾与晴空地表的分离阈值,进行雾与地表的分离检测;使用10天红外波段亮度温度最大值合成晴空底图,固定阈值去除雾检测结果中的低云,获取雾检测结果。夜间陆地雾自动检测算法流程图见图4。具体步骤如下:

(1) 获取亮温差影像 I_{BTD} :对2015年11月27日至12月1日当前时刻中红外B7数据和热红外B14数据做差,获取亮温差数据 I_{BTD} :

$$I_{BTD} = B7 - B14 \quad (1)$$

(2) 获取低云与雾检测结果 I_{FC} :对亮温差数据 I_{BTD} 做canny边缘检测,获取边缘混合像元 I_{FCG} ,统计边缘混合像元数据直方图,获取一阶偏导数曲线,一阶偏导数曲线中位于 $(-2 k, 2 k)$ 范围内的0值点为峰 P_L 所在位置,取峰 P_L 左侧所有混合像元亮温差均值为雾与晴空地表的分离阈值 S ,依据公式(2)获取低层云和雾检测结果 I_{FC} :

$$I_{FC} = \begin{cases} 0 & I_{BTD} > S \\ 1 & I_{BTD} \leq S \end{cases} \quad (2)$$

(3) 使用10天红外波段B14亮度温度数据最大值合成晴空底图,固定阈值去除影像 I_{FC} 中的低层云,获取雾检测结果 I_F :结合2015年11月17日至11月26日的B14亮度温度数据,获取2015年11月27日至12月1日当前时刻B14亮度温度最大值合成晴空底图 I_{BT} ,对当前时刻B14数据与晴空合成底图 I_{BT} 做差,获取差值影像 I_{Δ} ,对差值影像采用固定阈值 $-6 k$ 去除影像中的低云,与 I_{FC} 相乘获取雾检测结果 I_F 。

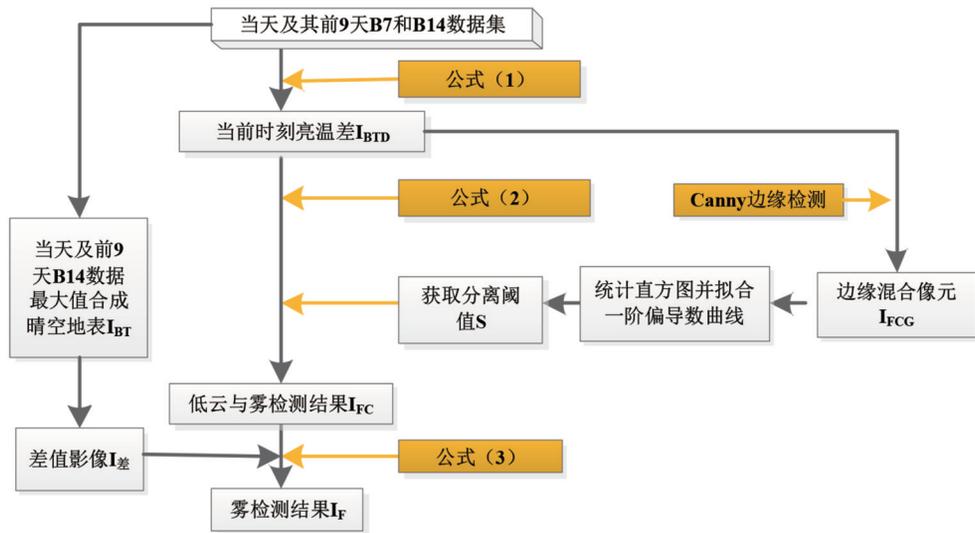


图 4 夜间陆地雾自动检测流程

Fig.4 Automatic detection flow chart of nighttime land fog

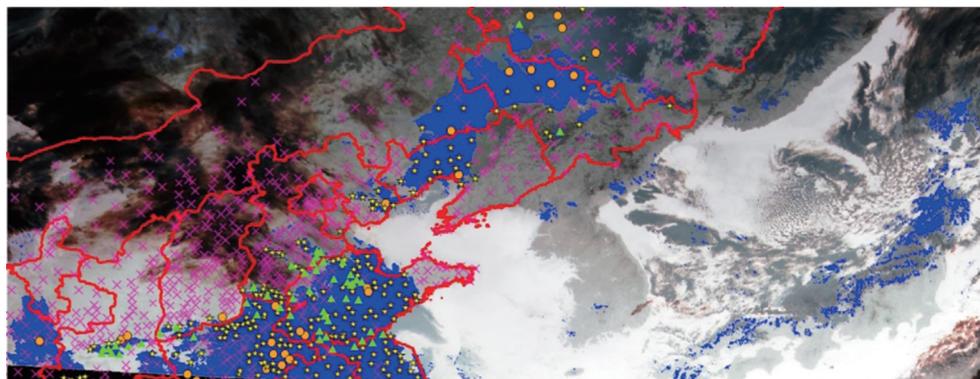
$$I_F = \begin{cases} 0 & I_{\text{差}} < -6 \\ I_{FC} & I_{\text{差}} \geq -6 \end{cases} \quad (3)$$

4 结果与分析

4.1 检测结果定量验证

选取中国气象局 2015 年 11 月 27 日至 12 月 1 日与夜间影像对应时刻 20:00 的地面观测数据,验证

夜间雾检测算法的精度。图 5 以 2015 年 11 月 30 号发生在西北、华中、华北和华东地区的夜间雾为例,显示了卫星雾检测结果与地面实测结果。由图 5 可知,卫星雾检测结果与地面验证数据的特浓雾、浓雾和雾的位置基本一致,说明算法在夜间雾检测方面具有巨大的潜力。



审图号:GS(2016)2923号

(注:蓝色为卫星雾检测结果;不同符号形状表示不同的地面观测结果:▲:特浓雾、★:浓雾、●:雾、×:非雾)

图 5 2015 年 11 月 30 号 20:00 卫星雾检测结果与地面观测结果叠加图

Fig.5 Overlaying the result of observation station and the result of satellite fog detection at 20:00

为进一步验证算法的有效性,对检测结果进行定量精度评价。选择常用指标评价体系验证算法的有效性^[18],其中检验指标包括正确率(Probability Of Detection,POD)、误警率(False Alarm Ratio, FAR)和可靠性因子(Critical Success Index, CSI)。这些指标定义为:

$$POD = \frac{N_H}{N_H + N_M} \quad (4)$$

$$FAR = \frac{N_F}{N_H + N_F} \quad (5)$$

$$CSI = \frac{N_H}{N_H + N_M + N_F} \quad (6)$$

其中: N_x 为检测个数,其下标 x 为检测指标种类,包括 H 、 M 和 F (H 表示卫星检测结果与地面观测结果一致,即正确检测; M 表示卫星检测结果中没雾而地面数据显示有雾,即失误检测; F 表示卫星检测结果中有雾而地面数据显示没雾,即错误检测)。上

述检测指标范围均为0~1,POD越大表示检测精度越高;CSI越大说明方法越有效。2015年11月27日

至12月1日20:00本算法检验指标值与参考文献检验指标值^[7,11]见表1。

表1 夜间雾检测算法与参考文献检验指标值

Table 1 The index value of nighttime land fog automatic detection and references

日期	类别	地面数据有雾	地面数据非雾	POD	FAR	CSI
2015年11月27日	卫星检测有雾	41	71	0.872	0.634	0.347
	卫星检测非雾	6	840			
2015年11月28日	卫星检测有雾	94	80	0.862	0.460	0.497
	卫星检测非雾	15	769			
2015年11月29日	卫星检测有雾	191	28	1	0.128	0.872
	卫星检测非雾	0	739			
2015年11月30日	卫星检测有雾	281	78	0.983	0.217	0.772
	卫星检测非雾	5	594			
2015年12月1日	卫星检测有雾	228	12	0.946	0.050	0.901
	卫星检测非雾	13	705			
平均值				0.933	0.298	0.678
检测指标平均值 ^[7]				0.708	0.098	0.652
检测指标平均值 ^[11]				0.845	0.185	0.697

5天20:00卫星雾检测结果正确率平均值为93.3%,误警率平均值为29.8%,可靠性因子平均值为67.8%。正确率较高,误警率稍高,可靠性因子较低,分析其原因主要为:

(1)2015年11月27日卫星雾检测结果中部分雾区地面观测结果为霾,由于雾与霾同样引起能见度降低,地面观测对二者的界限标定不明确,难以说明检测结果正确与否。

(2)2015年11月28日卫星雾检测结果显示完整雾区,而地面观测数据认为卫星雾检测结果中心雾区属于轻雾,边缘不存在雾,进一步分析该区极大可能是雾逐步抬升成为低云,中心至边缘地面能见度缓慢升高,但遥感影像上仍主要显示为雾的影像特征,造成算法将逐步抬升为低云的雾区判别范围过大。

(3)2015年11月29日和11月30日卫星雾检测结果中部分区域地面观测数据天气现象分别为小雪和小雨,因天气预报中两种天气如雾与雨雪同时出现时,雨雪天气现象优先预报,很难确定其是否为雪上雾、雨中雾或者误判,因此如确实两种天气同时出现,使用本算法可有效地将雪上雾或雨中雾提取出来,如为误判则说明使用本算法易将部分存在降雨雪的云误判为雾。

(4)2015年12月1日未有相关伴随雾的天气现象出现,检测结果正确率为94.6%,误警率为0.05%,可靠性因子为90.1%,说明算法对单纯发生

雾的天气现象检测精度较高。

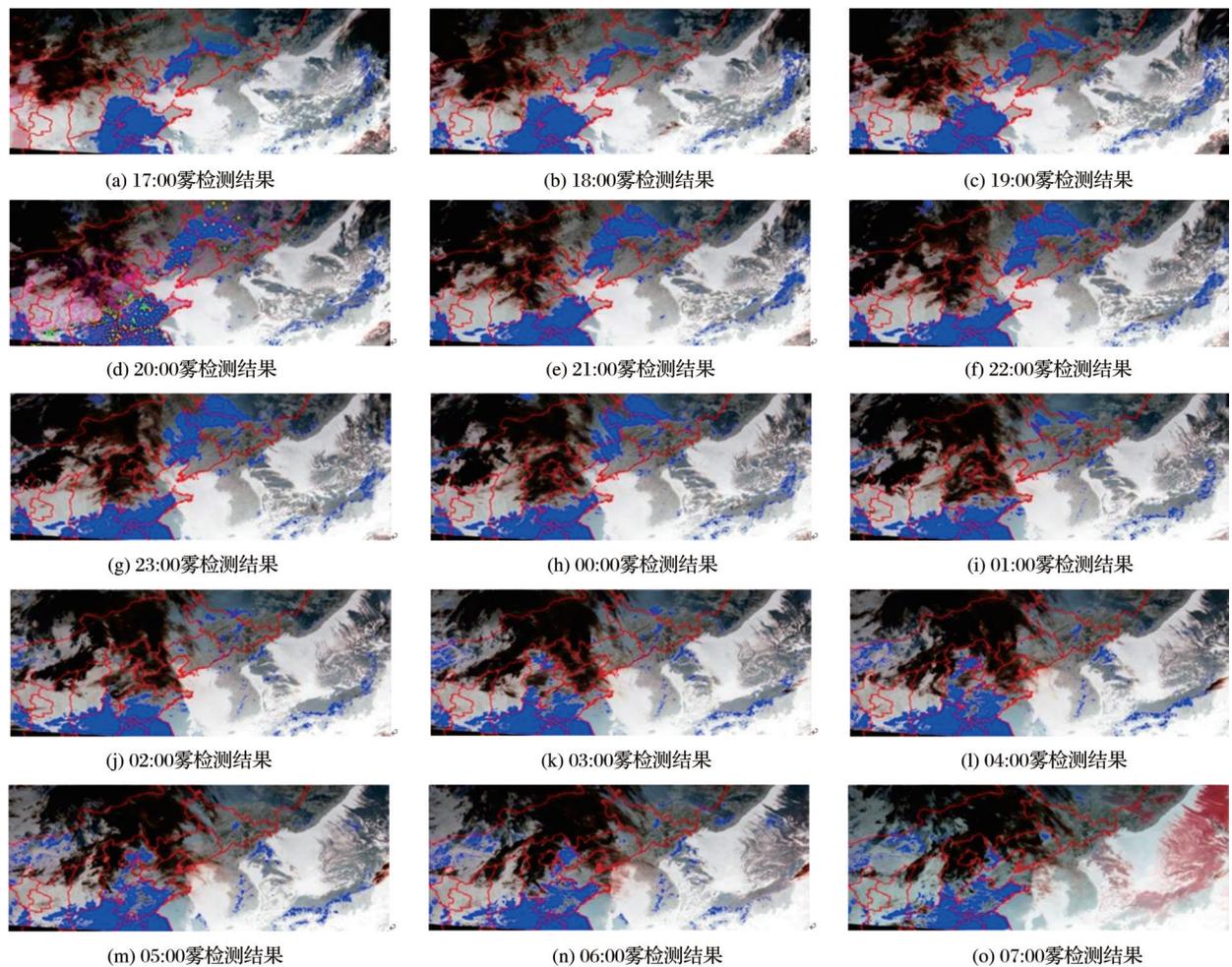
相比参考文献[7]基于SBDART辐射传输模型的夜间辐射雾自动检测算法,本算法正确率提高22.5%,可靠性因子提高2.6%,说明本算法检测精度具有较大的提高,但误警率降低20.0%,一方面跟当时的天气现象有关,一方面也说明本算法存在一定的缺陷,需进一步改进。相比参考文献[11]基于时序特征和支持向量机的夜间陆地辐射雾检测模型检测结果,本算法正确率提高8.8%,算法具有一定的正确率检测优势,但可靠性因子和误警率均有所下降,说明算法还需在该方面进行改进。

综上所述,本算法较适合大面积浓雾检测,对地表存在特殊天气情况,如霾、雨、雪等或者雾逐步抬升为低云的情况,算法易虚假报警,如无相关伴随天气现象出现,算法检测正确率较高。

4.2 检测结果定性验证

雾具有时间上连续和空间上位置变化小的特性,因此地面观测20:00到第二天早上8:00站点数据确定为雾的区域,可认为此时间段内其他时刻该区域也是雾,本研究对2015年11月27日至12月1日17:00~07:00时段的雾进行了时序检测,图6以2015年11月30日17:00~12月1日7:00卫星雾检测结果为例说明定性验证算法的精度。

由图6可知:(1)17:00~18:00遥感影像中左下角区域处于黄昏,此区域仍可接收到太阳辐射,造成该区域雾在双红外通道的差值与夜间不同,使用



(注:蓝色区域为卫星雾检测结果)

审图号:GS(2016)2923号

图6 时序雾检测结果与H8/AHI假彩色影像叠加图

Fig.6 Overlaying the sequential results of fog detection on false color image of H8/AHI

本算法无法检测出该区域的雾。05:00~07:00 遥感影像中右上角区域处于黎明,太阳从东方升起,该区域可接收到太阳辐射,无法使用夜间雾检测算法检测该区域的雾。但对该时刻传感器接收到的遥感影像中的夜间区域,本算法均可检测出90%左右的雾区。2015年11月27日至11月29日同时间段雾检测结果亦相同,说明算法适合晨昏时刻遥感影像中已处于夜晚区域的雾检测。(2)夜晚时刻19:00~凌晨05:00的雾检测结果均占雾区90%以上,2015年11月27日至29日同时间段雾检测结果亦相同,5天的夜间雾检测结果定性验证了算法的可靠性。

5 讨论

5.1 检测结果定量定性验证结果分析

雾与霾的区分为雾检测的较大难点,其为雾检测精度较低的主要原因之一。二者均可引起能见

度的降低,但二者物理特征和气象学定义有所不同,霾与雾最大的不同在于湿度的高低,湿度较大的霾可转变为雾,未来二者的分离检测可基于遥感的水汽波段或含水量反演进行以提高雾检测结果精度。处于消散中的雾或低云与雾分离检测在本算法中仍未得到有效解决,依然存在漏判误判的现象,未来二者的分离检测期望可通过精确的反演底部高度进行;雨雪与雾同时发生时雾难以精确检测的问题,是被动遥感数据难以解决的问题,未来可结合主动遥感进行二者分离检测。

5.2 未来工作展望

实验基于夜间雾与晴空地表亮温差存在明显差异的特征,提出了基于Canny边缘检测自动获取二者分离检测阈值的夜间雾自动检测算法,其他地区和其他季节的应用可参考本方法实现区域性雾检测。实验重点探索了基于遥感数据实现夜间雾自动检测的可行性,并选择5天H8/AHI数据和地

面观测数据对算法进行了定性和定量的验证。实验仅针对该时段数据进行验证,未进行其他地区和其他季节的数据验证,尚有完善和深入的空间。未来重点将放在不同研究区和不同季节算法的适应性研究上。一方面,选择该研究区年际数据进行算法稳定性测试,研究算法的季节适应性;一方面,收集更多研究区,进行算法稳定性测试,研究算法对不同经纬度的适应性。期望未来本算法可以业务化执行,为基于遥感影像的雾检测尽一份微薄之力。

6 结 论

夜间雾对交通安全影响极大,夜间雾与晴空地表的亮温差存在明显差异,单幅遥感影像可通过固定阈值进行二者的分离检测,但不同时期分离阈值难以自动确定,成为夜间雾检测中的难点。本研究通过 Canny 边缘检测获取雾与地表边缘混合像元,根据边缘混合像元亮温差均值自动获取二者分离检测阈值,自动进行夜间陆地雾检测。本研究使用地面观测数据定量和定性的验证了算法夜间雾检测的有效性。

(1)地面观测数据定量验证各指标平均值为:正确率 93.3%,误警率 29.8%,可靠性因子 67.8%。正确率较高,误警率稍高,可靠性因子较低。进一步分析发现,算法对地表同时存在特殊天气如霾、雨雪等或雾发展为低云等情况易产生虚假报警;如未有伴随雾的天气现象出现,正确率为 94.6%,误警率为 0.05%,可靠性因子为 90.1%。检测结果充分说明算法较适合大范围的浓雾监测,算法优点为可自动确定雾与晴空地表的分离阈值,实现夜间雾的自动检测。与已有夜间雾自动检测算法相比,本算法检测精度较高。

(2)地面观测数据定性验证结果为:算法适合晨昏时刻遥感影像中已处于夜晚区域的雾检测,可检测出 90% 左右的雾区;对整幅影像均处于夜间的遥感影像,算法检测结果正确率高达 90% 以上。定性验证结果进一步证明了算法的稳定性和可靠性。

(3)算法的季节适应性和区域适应性有待进一步验证。处于消散过程的雾、霾与低云仍为算法精度降低的主要因素。

参考文献 (References):

- [1] Eyre J R, Brownscombe J L, Allam R J. Detection of fog at night using Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) Imagery[J]. *Meteorological Magazine*, 1984, 113 (1346):266-271.
- [2] Ellrod G P. Advances in the detection and analysis of fog at night using GOES multispectral infrared grain[J]. *Weather and Forecasting*, 1995, 10(3):606-619.
- [3] Lee J R, Chung C Y, Ou M L. Fog detection using geostationary satellite data: temporally continuous algorithm[J]. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 2011, 47(2):113-122.
- [4] Zhang Shunqian, Yang Xiurong. Remote sensing monitoring technology of thick fog at night based on neural networks and fractal grain[J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2005, 16(6):804-810.[张顺谦,杨秀蓉.基于神经网络和分形纹理的夜间浓雾遥感检测技术[J].*应用气象学报*, 2005, 16(6):804-810.]
- [5] Zhou Xuan, Zhou Xiaozhong, Wu Yaoping, et al. Detection of nighttime fog using MODIS data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(6):581-583.[周旋,周晓中,吴耀平,等.利用MODIS数据监测夜间雾[J].*武汉大学学报:信息科学版*, 2008, 33(6):581-583.]
- [6] Ma Huiyun, Wang Zhao. The function of DEM in separating fog from cloud based on remote sensing image[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2010, 22(1):55-59.[马慧云,范冲,赵向东.基于云雾与晴空地表混合像元的云雾检测算法[J].*国土资源遥感*, 2010, 22(1):55-59.]
- [7] Zhang Weikang, Ma Huiyun, Zou Zhengrong, et al. Based on SBDART radiative transfer model radiation fog at night automatically detect the research and time series analysis[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2014, 26(2):80-86.[张伟康,马慧云,邹峥嵘,等.基于SBDART辐射传输模型的夜间辐射雾自动检测及时间序列分析[J].*国土资源遥感*, 2014, 26(2):80-86.]
- [8] Zhang Weikang, Ma Huiyun, Zou Zhengrong, et al. Night-time radiation fog detection and visibility retrieval based on SBDART and BP neural networks[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2014, 15(2):197-202.[张伟康,马慧云,邹峥嵘,等.基于SBDART和BP的夜间雾遥感检测和能见度反演[J].*解放军理工大学学报(自然科学版)*, 2014, 15(2):197-202.]
- [9] Wen Xiongfei. The feresearch of dynamical detection method for radiation fog over Land based on remote sensing data[D]. Wuhan: Wuhan University, 2010.[文雄飞,陆地辐射雾遥感动态检测方法研究[D].武汉:武汉大学,2010.]
- [10] Chen Wei, Yuan Zhikang, Zhou Hongmei, et al. The segmentation experiment of night fog using GMS-5 IR image[J]. *Scientia Meteorologica Sinica*, 2004, 24(2):193-197.[陈伟,袁志康,周红妹,等. GMS-5红外图像上夜间雾的分离实验[J].*气象科学*, 2004, 24(2):193-197.]
- [11] Du Juan, Li Wei, Zhang Penglin. Nighttime terrestrial radiation fog detection using time series remote sensing data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(8):1162-1168.[杜娟,李维,张鹏林.夜间陆地辐射雾的遥感时序数据检测[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2019, 44(8):1162-1168.]
- [12] Lu Hui. Research on fog identification based on Himawari 8

- satellite remote sensing data [D]. Hefei: Anhui University, 2019.[陆会. 基于葵花 8 卫星遥感数据的大雾识别研究[D]. 合肥:安徽大学, 2019.]
- [13] Xu Yun, Xu Ai Wen. Classification and detection of cloud, snow and fog in remote sensing images based on random forest [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33(1): 96-101.[许贇, 许艾文. 基于随机森林的遥感影像云雪雾分类检测[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 96-101.]
- [14] Wang Liping, Chen Shaoyong, Dong Anxiang. The distribution and seasonal variations of fog in China [J]. Acta Geographica Sinica, 2005, 60(4): 689-697.[王丽萍, 陈少勇, 董安祥. 中国雾区的分布及其季节变化[J]. 地理学报, 2005, 60(4): 689-697.]
- [15] Li Zihua. Studies of fog in China over the past 40 years [J]. Acta Meteorologica Sinica, 2001, 59(5): 616-623.[李子华. 中国近 40 年来雾的研究 [J]. 气象学报, 2001, 59(5): 616-624.]
- [16] Hunt G E. Radiative properties of terrestrial clouds at visible and infrared thermal wavelengths [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1973, 99(420): 346-369.
- [17] Zhang Lingyan. Adaptive edge-detection method research based on Canny algorithm [D]. Xi'an: Northwest University, 2009.[张玲艳. 基于 canny 理论的自适应边缘检测方法研究 [D]. 西安: 西北大学, 2009.]
- [18] Cermak J, Bendix J. Dynamical nighttime fog/low stratus detection based on meteosat SEVIRI data: A feasibility study [J]. Pure and Applied Geophysics, 2007, 164(7-8): 1179-1192.

Automatic Detection of Night Land Fog based on H8/AHI Satellite Data

Ma Huiyun¹, Li Yanan¹, Wu Xiaojing², Ran Yinze¹, Yan Junjie³

(1. Department of Surveying and Geo-informatics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Nation Satellite Meteorological Center, Beijing 100080, China;

3. Beijing Huayun Shinetek Science and Technology Co., Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: Night fog has become an important hidden danger of frequent traffic accidents. Night fog detection is of great significance to prevent and reduce accidents and losses caused by fog, and protect the safety of people's lives and property. There is an obvious boundary between fog and surface of clear sky in the nighttime brightness temperature difference image. Canny edge detection is used to obtain the edge mixed pixel, and the separation detection threshold is automatically obtained by the average brightness temperature difference value of the edge mixed pixel to detect the night land fog. The results of 5-day H8/AHI night fog detection show that the probability of detection is 93.3%, the false alarm ratio is 29.8% and the critical success index is 67.8%. The results show that the algorithm is more suitable for large area dense fog detection, and it is prone to false alarm for special weather such as haze, rainy and snowy days, and fog developing into low cloud. If there is no weather phenomenon associated with fog, the probability of detection is 94.6%, the false alarm ratio is 0.05%, and the critical success index is 90.1%. This algorithm can automatically determine the separation detection threshold of fog and clear sky surface. Compared with the existing automatic detection algorithms of night land fog, this algorithm has higher detection accuracy. The qualitative verification results of night land fog timing detection at different times from 17:00~07:00 on November 27, 2015 to December 1, 2015 show that the algorithm is suitable for the fog detection in the night area of the remote sensing image at dawn and dusk, which can detect about 90% of fog area; for the whole image at night, the algorithm can detect more than 90% of fog area. The results of qualitative verification further prove the stability and reliability of the algorithm.

Key words: Bright temperature difference; Canny edge detection; Nighttime fog detection; H8/AHI; Automatic