

臭氧激光雷达硬件故障数据的识别方法

郑朝阳^{1,2*}, 张天舒^{1**}, 范广强¹, 刘洋¹, 吕立慧³, 项衍³

¹中国科学院安徽光学精密机械研究所环境光学与技术重点实验室, 安徽 合肥 230031;

²中国科学技术大学, 安徽 合肥 230037;

³安徽大学物质科学与信息技术研究院, 安徽 合肥 230039

摘要 对大气臭氧探测激光雷达出现硬件故障时的回波特征进行了分析。根据回波形态和雷达强度等,采用基于模糊逻辑的质量控制方法,对雷达硬件故障数据进行了识别检验,识别率高达 93%,即能较好地实现对硬件故障数据的质量控制。比较了硬件故障时的数据和被误判的正常数据在 300~500 m 高度上对应的臭氧浓度和信噪比均值,找出统计特性,降低了对正常数据的误判率。

关键词 测量; 数据质量控制; 模糊逻辑; 隶属函数; 信噪比; 臭氧浓度

中图分类号 P413

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.0404004

Identification Method of Ozone Lidar Hardware Failure Data

Zheng Zhaoyang^{1*}, Zhang Tianshu^{1**}, Fan Guangqiang¹, Liu Yang¹, Lü Lihui², Xiang Yan²

¹Key Laboratory of Environment Optics and Technology, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics,

Chinese Academy of Sciences, Hefei, Anhui 230031, China;

²University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230037, China;

³Institutes of Physical Science and Information Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China

Abstract The echo characteristics of the atmospheric ozone detection laser lidar in the event of hardware failure are analyzed. According to the echo shape and intensity of the radar, we use the fuzzy logic-based quality control method to identify and test the lidar hardware failure data. The recognition rate reaches 93%, which means that the method can better realize the quality control of hardware failure data. The mean values of ozone concentration and signal-to-noise ratio (SNR) at the height of 300-500 m of hardware failure data and misjudged normal are compared. The statistical characteristics are found and the false positive rate for data without hardware failure is reduced.

Key words measurement; data quality control; fuzzy logic; membership function; signal-to-noise ratio; ozone concentration

OCIS codes 120.0280; 010.1290; 010.4950; 080.2720

1 引 言

臭氧激光雷达是一种结合激光技术、光电技术和信号处理技术的观测技术,具有细节变化能力强、自动化程度高等优点,已被广泛应用于环境监测、空气质量预报和大气探测等方面。随着臭氧激光雷达在大气探测领域重要性的不断提升,激光雷达组网应运而生,提供了更多的大气探空数据。而雷达数

据的质量对上述应用的准确性有重要的影响,只有进行质量控制,才能保证探测数据的可靠性,进而满足各种业务的应用需求。然而,臭氧激光雷达的发射系统和接收系统等硬件出现的故障,常常会导致错误探测数据的产生,这将直接影响回波数据的可靠性;异常的回波数据,也将会直接影响后续反演结果的准确性。

雷达数据质量控制方法研究,目前主要集中在

收稿日期: 2018-11-19; 修回日期: 2018-12-05; 录用日期: 2018-12-29

基金项目: 大气重污染成因与治理攻关项目(DDGG0102)、国家重点研发计划(2016YFC0200401,2017YFC0213002)、国家重点基础研究发展规划项目(2014CB447900)、国家自然科学基金项目(41605020)

* E-mail: zyzheng@aiofm.ac.cn; ** E-mail: tszhang@aiofm.ac.cn

对多普勒天气雷达等气象数据的数据质量控制方法的研究^[4-9],刘洋等^[10]研究了低盲区杂散光对激光雷达系统信号质量的影响,李博等^[11]研究了拉曼激光雷达测温的综合多级质量控制技术,而对臭氧激光雷达的数据质量控制方法的研究较少。在雷达硬件故障对数据的影响研究方面,潘新民等^[12]研究了多普勒雷达强度定标故障的回波特征和诊断方法,胡东明等^[13]对私服系统故障的回波特征进行了分析,这些研究主要是对故障原因的排除方法进行总结,并没有给出雷达故障数据的识别和控制方法。随着臭氧激光雷达站点的不断增加及雷达资料的广泛应用,故障数据对其他业务系统的影响也越来越大,因此对硬件故障导致的臭氧激光雷达数据质量控制的方法研究也就愈发紧迫和重要。

臭氧激光雷达作为一种长时间连续运行的设备,受工作环境和配件质量等因素的影响,硬件故障不可避免。臭氧雷达在外场的运行过程中出现的硬件故障主要包括:激光器能量下降、高反镜片损坏、光路失调、拉曼管损坏,这4种硬件故障占臭氧雷达所有硬件故障的90%以上。同样,出现的这些部件故障都会导致回波形态的异常。本文所用的大气臭氧探测激光雷达是由中国科学院安徽光学精密机械研究所自主研制的一款利用差分吸收技术探测大气中不同高度臭氧浓度的高精度设备。本文对大气臭氧探测雷达在2016年1月至2018年7月期间由雷达硬件故障导致的异常回波数据特征进行分析,经过统计,从2016年1月至2018年7月雷达正常开机时段,平均每年出现3~5次硬件故障。并给出了基于模糊逻辑^[1-3]的雷达硬件故障导致错误回波数据的质量控制方法。

2 硬件故障数据识别方法

硬件故障常常导致雷达数据回波形态和回波强度发生突变,与正常的回波相比,硬件故障导致的雷达数据错误具有突发性,常常使相邻的回波形态发生较大的变化,而正常的回波信号在时间和空间上的发展均具有一定的延续性。因此,通过相邻回波信号的回波特征参数的比较,可以较好地识别出数据的错误。同时,硬件故障导致的数据错误往往具有连续性,在故障排除前,这种错误数据将会持续存在。因此,还需要与临近的正常数据进行相关性比较才能识别出错误数据。

本研究利用 Z/\bar{Z} 和 r 这两个物理量来分析雷达数据,这两个物理量从不同方面反映了雷达回波

数据的变化情况。 Z 为回波信号强度变化的平均绝对差,反映了相邻回波信号数据强度的变化情况:

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Z_A(i) - Z_B(i)|, \quad (1)$$

式中: A 和 B 分别代表两个回波信号, n 为一条数据中的数据点个数, i 为第 i 个数据点。 r 为相邻雷达回波信号的相关系数,反映回波波形的相似程度:

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Z_A(i) - \bar{Z}_A] [Z_B(i) - \bar{Z}_B]}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Z_A(i) - \bar{Z}_A]^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Z_B(i) - \bar{Z}_B]^2}}, \quad (2)$$

式中: \bar{Z} 为连续正常回波数据上述参数的平均值(文中按相邻正常10条回波数据计算),表达式为

$$\bar{Z}_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_A(i), \bar{Z}_B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_B(i). \quad (3)$$

Z/\bar{Z} 反映相邻回波信号的强度变化程度, r 反映相邻回波的相似度。通过与相邻正常回波数据的平均值比较,对数据质量进行判断。为了提高结果的可靠性,选取雷达在连续无硬件故障工作,且不同天气条件下的回波数据作为训练样本,来计算回波数据的 Z/\bar{Z} 及 r 的概率分布统计图。

图1所示为2016年至2018年臭氧激光雷达在不同天气条件下且雷达正常运行时的10692条回波数据的 Z/\bar{Z} 及 r 的概率分布统计曲线。可以看出,正常的雷达回波数据的 Z/\bar{Z} 的概率峰值在1附近,且曲线近似呈正态分布。 r 的概率峰值在0.9左右,且值多落在0.7~0.9之间,这是因为在雷达正常运行时相邻回波波形不会发生较大的变化。

图2所示为在相同天气条件下的1225条雷达硬件故障时回波数据的 Z/\bar{Z} 及 r 的概率分布统计曲线。可以看出最大概率处的 Z/\bar{Z} 的数值与图1相比增大,最小概率值在5左右;最大概率处的 r 的数值与图1相比,发生了较大的变化, r 在0.8左右时概率有最大值,且很大一部分概率值大于0.95,这是由于随着硬件损坏程度的增加直至硬件被完全损坏,相邻回波波形不会再发生较大的变化即相关系数逐渐趋近于1。

图3所示为雷达无硬件故障和有硬件故障时的相关系数 r 随时间变化的曲线,可以看出,当雷达无硬件故障时,相邻回波信号之间的相关系数 r 变化较小,数值基本在0.7~0.9之间。当雷达出现硬件故障时,相邻回波信号之间的相关系数 r 变化较大,且随着时间的推移,相邻数据之间的相关系数

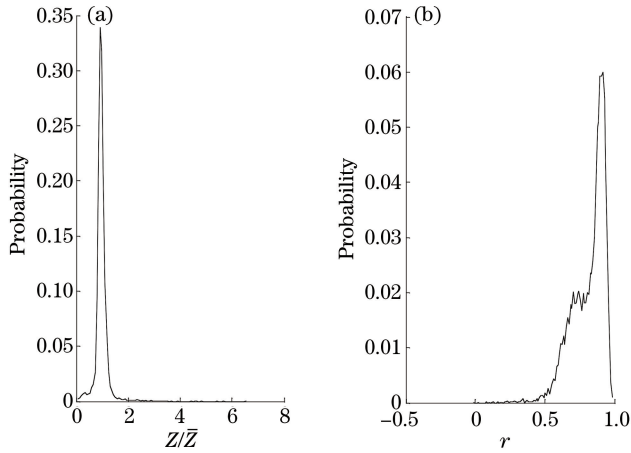


图 1 无硬件故障数据的 Z/\bar{Z} 及 r 的概率统计分布曲线。(a) Z/\bar{Z} ; (b) r

Fig. 1 Probability statistical distribution curves of Z/\bar{Z} and r of data without hardware failure. (a) Z/\bar{Z} ; (b) r

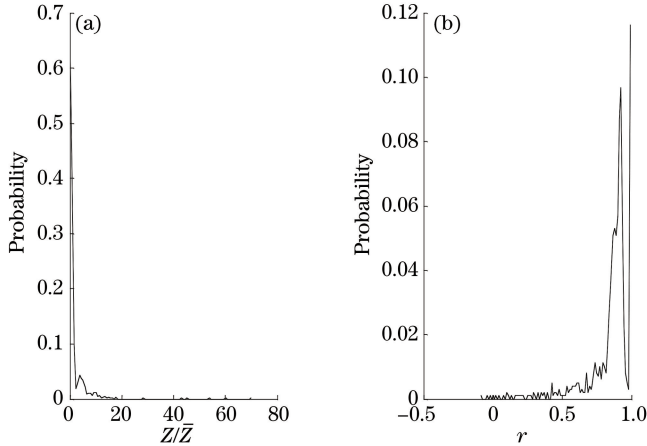


图 2 有硬件故障数据的 Z/\bar{Z} 及 r 概率统计分布曲线。(a) Z/\bar{Z} ; (b) r

Fig. 2 Probability statistical distribution curves of Z/\bar{Z} and r of data with hardware failure. (a) Z/\bar{Z} ; (b) r

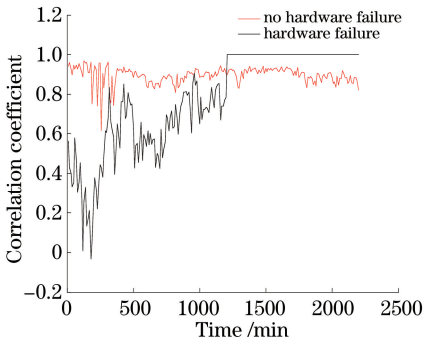


图 3 相关系数随时间变化

Fig. 3 Correlation coefficient versus time

r 逐渐趋近于 1。这是由于雷达出现硬件故障时,雷达硬件的损害程度是随着时间的推移逐渐变大的,且这种损害不可逆。硬件受损程度逐渐增加,直至该硬件完全受损,接收到的回波信号变化不大,因此相邻回波数据的相关系数慢慢趋近于 1。

从图 1 和图 2 可以看出,正常数据和故障数据的

Z/\bar{Z} 及 r 的概率分布存在较大差异,依据这两个参量的概率分布,用梯形折线 P_z 表示 Z/\bar{Z} 的隶属函数:

$$P_z = \begin{cases} Z/\bar{Z}, & Z/\bar{Z} < 2 \\ 1, & Z/\bar{Z} \geq 2 \end{cases}, \quad (4)$$

用抛物线分布的偏大型折线 P_r 表示 r 的隶属函数:

$$P_r = \begin{cases} 1, & r < 0.5 \\ \sqrt{\frac{r-0.5}{0.4}}/2, & 0.5 \leq r \leq 0.9 \\ 1, & r > 0.9 \end{cases}. \quad (5)$$

Z/\bar{Z} 及 r 对应的隶属函数曲线图如图 4 所示。

给予 P_z 和 P_r 相等的权重,由此建立识别方程:

$$P = 0.5P_z + 0.5P_r, \quad (6)$$

式中: P 表示异常数据的概率。当 P 大于给定的阈值,如为 0.52 时,则判断该数据为错误数据。综上,硬件故障数据的检查可以通过(6)式和设定的阈值来判定。

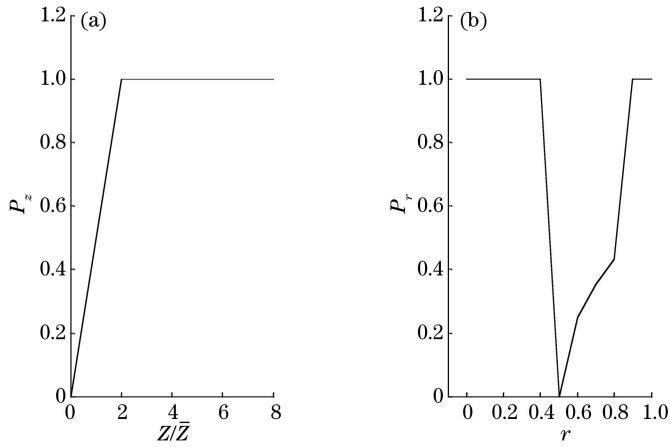


图 4 Z/\bar{Z} 及 r 对应的隶属函数曲线。(a) Z/\bar{Z} ; (b) r

Fig. 4 Corresponding membership function curves of Z/\bar{Z} and r . (a) Z/\bar{Z} ; (b) r

3 检验、误判分析及算法评估

3.1 检 验

利用所提方法,对 2016 年 1 月至 2018 年 7 月连续工作期间,由中科院安光所自主研发的大气臭氧探测激光雷达出现的由雷达硬件故障导致的雷达故障

表 1 大气臭氧探测激光雷达硬件故障数据的识别效果

Table 1 Identification effect of hardware failure data of atmospheric ozone detection lidar

| Type of data | Data discriminated as hardware failure data | Data discriminated as normal data |
|-----------------------------|---|-----------------------------------|
| Hardware failure data(1225) | 1143(T_N) | 82(F_P) |
| Normal data(10692) | 1942(F_N) | 8750(T_P) |

3.2 误判分析

由表 1 计算可知,所提方法对故障数据的识别率较高,达到 93%,而对雷达正常运行时数据的误判率达到 18%,误判率较高。这种较高的误判率对实现硬件故障的实时预警是不利的,会造成对仪器运行真实状态的误判,因此,降低误判率是必要的。

数据进行识别检验,效果如表 1 所示,其中雷达无硬件故障正常运行的数据为 10692 条,出现不同类型硬件故障的数据为 1225 条,异常概率阈值为 0.52。其中 T_N 、 F_P 、 F_N 、 T_P 分别表示故障数据判定为故障数据、故障数据判别为正常数据、正常数据判别为故障数据,及正常数据判别为正常数据的数据个数。

通过对误判数据进行统计分析可以发现,被误判的 1942 条数据中有 90% 以上的回波数据具有图 5 所示的回波特征,其中有 1003 条数据具有图 5(a) 所示的回波特征,有 544 条数据具有图 5(b) 所示的回波特征,有 201 条数据具有 5(c) 所示的回波特征。其中 P_{PRR} 为距离矫正信号。

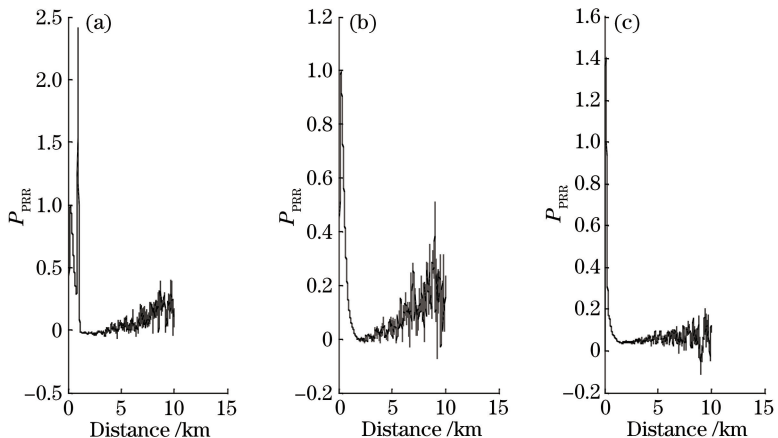


图 5 误判数据的回波波形图。(a) 云; (b) 电子学故障; (c) 沙尘

Fig. 5 Echo waveform of misjudged data. (a) Cloud; (b) electronic failure; (c) dust

从图 5(a)可以看出,造成这种回波波形的原因是因为天空出现了云层,导致激光无法穿透云层;图 5(c)是在重霾天气下,激光无法穿透霾层,从而导致信号没有拖尾。图 5(b)这种回波信号产生的原因是臭氧雷达的电子学部件(包括采集箱和光电倍增管)受到了干扰,造成回波信号的基线不平,而这种回波

信号通过肉眼无法轻易识别,从而错误地将其认为是正常信号。当出现这种情况时,相邻回波数据的 Z/\bar{Z} 及 r 也会发生较大变化。经验证,可以通过(6)式的识别算法识别出来,进而将其判断为硬件故障数据。因此,可以将 544 条基线上翘的数据从正常数据中剔除,将其归为硬件故障数据,如表 2 所示。

表 2 大气臭氧探测激光雷达正常数据的识别效果

Table 2 Identification effect of normal data of atmospheric ozone detection lidar

| Type of data | Data discriminated as hardware failure data | Data discriminated as normal data |
|------------------------------|---|-----------------------------------|
| Normal data(10692-544=10148) | 1942-544=1398(F_N) | 8750(T_P) |

由表 2 可以得出,所提方法对雷达无硬件故障运行时数据的误判率虽然降低到了 13.8%,但仍然较高。为了降低因天空出现云层和重霾而出现的误判概率,通过比较出现硬件故障时的数据和被误判为故障时的数据在 300~500 m 高度处的信噪比(SNR)均值和臭氧浓度均值这两个参数,以信噪比作为横轴,臭氧浓度(质量分数)为纵轴,得到图 6 所示的聚类分析图。

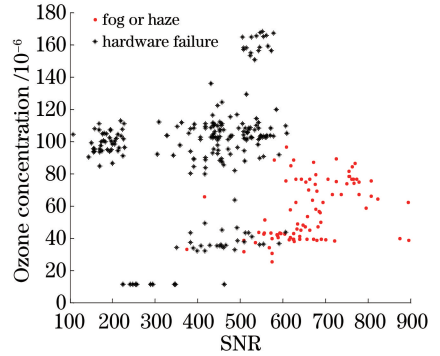


图 6 300~500 m 高度处信噪比和臭氧浓度均值的聚类分析图

Fig. 6 Cluster analysis of mean value of SNR and ozone concentration at a height of 300~500 m

由图 6 可以看出,当臭氧激光雷达出现硬件故障时,在 300~500 m 高度区间的臭氧浓度均值发生了较大的抖动,由此通过信噪比大小来区分硬件故障数据和被误判数据,即由云或者霾造成的误判数据。当信噪比均值大于 585 时,有 95% 以上的数据为云或霾的回波数据;同时,当信噪比均值小于 585 时,也同样有 95% 以上的数据为硬件故障数据。因此,可以通过比较 300~500 m 高度处的信噪比均值大小来区分硬件故障数据与误判数据,降低误判率,阈值设为 585。判别准则如下:在 300~500 m 高度上,当信噪比均值大于 585 时,判断此数据为无

硬件故障时的数据,若信噪比均值小于 585,则判断为有硬件故障时的数据。通过计算,可以得到在被误判为有硬件故障时的 1398 条数据中有 1036 条数据在 300~500 m 处的信噪比均值大于 585,由此判断这 1036 条数据为正常数据,识别效果如表 3 所示。

表 3 误判校正后大气臭氧探测激光雷达硬件故障数据的识别效果

Table 3 Identification effect of hardware failure data of ozone detection lidar after misjudgment correction

| Type of data | Data discriminated as hardware failure data | Data discriminated as normal data |
|-----------------------------|---|-----------------------------------|
| Hardware failure data(1225) | 1143(T_N) | 82(F_P) |
| Normal data(10148) | 362(F_N) | 9786(T_P) |

由表 3 可知,经过对误判数据的再次识别之后,误判率降为 4%,可以极大地避免因天空有云或霾时对雷达运行状态的错误判断,进而可以很好地对因硬件故障导致的雷达非正常运行进行实时预警。

3.3 算法评估

通过一些评价指标来评价算法的好坏是一个很必要的工作,本研究采用以下评价指标来评估算法的好坏:准确率($P_{Precision}$)、召回率(R_{Recall})及综合评价指标($F_{F1-Measure}$)。以上三个评价指标取值均在 0~1 之间,且当这三个值都较高时,说明该算法较

为理想。准确率、召回率和综合评价指标的表达式分别为

$$\begin{cases} P_{Precision} = \frac{T_P}{T_P + F_P} \\ R_{Recall} = \frac{T_N}{T_N + F_N} \\ F_{F1-Measure} = \frac{2P_{Precision}R_{Recall}}{P_{Precision} + R_{Recall}} \end{cases} \quad (7)$$

由(7)式及表 1 可以得出,准确率约等于 0.98,召回率约等于 0.96,而综合评价指标约等于 0.97。由

此,判断该算法的识别效果较为理想。

因此,基于模糊逻辑的故障数据识别方法,对大气臭氧探测激光雷达硬件故障的大部分故障数据都能很好地识别。部分故障数据没有被准确地识别,这是因为当雷达回波强度和范围特征变化越大时,采用所提方法进行识别的效果也就越好。如果雷达硬件故障对回波波形的影响在合理的限度内,则可能导致对故障数据的漏识别。另外,阈值的选择也会对识别效果产生影响,阈值设置过高,会造成对故障数据的漏判。而对于由天空有云或有霾出现导致的对雷达运行状态的错误识别,可以通过比较300~

表 4 大气臭氧探测激光雷达硬件故障数据的识别效果

Table 4 Identification effect of hardware failure data of ozone detection lidar

| Type of data | Data discriminated as hardware failure data | Data discriminated as normal data |
|----------------------------|---|-----------------------------------|
| Hardware failure data(129) | 120(T_N) | 9(F_P) |
| Normal data(282) | 13(F_N) | 269(T_P) |

由表 4 可以看出,在采用所提方法识别之后,对硬件故障的识别率达到 93.02%,同时对正常数据的误判率仅为 4.6%。当臭氧激光雷达出现硬件故障时,在硬件故障未排除之前,故障数据会连续出现。通过对 120 条被判别为故障数据的数据进行统计分析,其中有连续的 112 条数据出现在 2018 年 6 月 13 日 14:35:09 之后,由此可以判断在这个时间段左右有硬件故障的出现,这和外场维护记录相互印证,证明了所提方法在雷达硬件故障数据识别和雷达运行实时预警方面的可靠性。

5 结 论

通过对大气臭氧探测激光雷达不同硬件故障的回波特征进行分析,发现雷达出现硬件故障,将会引起回波形态及强度的异常,且这种形态变化不可逆,在故障排除之前,将会一直存在,并可能会使得设备无法正常运行,最终导致数据缺失。因此,在数据完整的前提下,为了实现对臭氧激光雷达出现硬件故障时的数据质量进行控制,可以通过以下两步来实现:利用大气臭氧探测激光雷达回波形态和强度信息对故障数据进行识别,采用强度变化的平均绝对值差和相关系数这两个参数,通过与相邻的正常数据回波参数进行比较,可以较好地实现对大气臭氧探测激光雷达出现硬件故障时产生的回波形态和强度信息错误进行质量控制;为了降低对正常数据的误识别率,进一步提高故障识别率,通过比较误识别数据和因硬件故障导致的故障数据在 300~500 m 高度处的信噪比均值大小,及设置信噪比阈值的方

500 m 高度处的信噪比大小来降低误判率。

4 实验结果

为了验证上述方法对硬件故障的识别情况,对臭氧激光雷达在华东理工大学实验期间出现的一次已知的硬件故障进行识别。通过查阅外场维修记录发现,此次故障发生在 2018 年 6 月 14 日左右,取 2018 年 6 月 11 日至 2018 年 6 月 14 日硬件故障期间的 411 条数据(其中硬件故障数据为 129 条,正常数据为 282 条),采用上述方法进行识别检验,识别结果如表 4 所示。

式来识别其中的正常数据,从而降低了误判率,进一步提高了质控的效果。

所采用的方法也可以用于对雷达状态的实时监控,通过对回波数据信息进行分析,对数据的可用性进行判别,实现对雷达运行状态的实时预警,为及时发现故障、排除故障,及保证设备的正常运行提供参考。

参 考 文 献

- [1] Liu L P, Wu L L, Yang Y M. Development of fuzzy-logical two-step ground clutter detection algorithm [J]. Acta Meteorologica Sinica, 2007, 65(2): 252-260.
刘黎平, 吴林林, 杨引明. 基于模糊逻辑的分步式超折射地物回波识别方法的建立和效果分析[J]. 气象学报, 2007, 65(2): 252-260.
- [2] Liu Z L, Liu Y C. Fuzzy logic and neural network: theoretical research and exploration [M]. Beijing: Beihang University Press, 1996.
刘增良, 刘有才. 模糊逻辑与神经网络: 理论研究与探索[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1996.
- [3] Zhao R J, Liu L P, Zhang J. The quality control method of erroneous radar echo data generated by hardware fault[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2015, 26(5): 578-589.
赵瑞金, 刘黎平, 张进. 硬件故障导致雷达回波错误数据质量控制方法[J]. 应用气象学报, 2015, 26(5): 578-589.
- [4] Zhu R. Research and application of Doppler radar observation data quality control method [J]. Technology Innovation and Application, 2014(27):

291.
朱睿. 多普勒雷达观测资料质量控制方法研究及其应用[J]. 科技创新与应用, 2014(27): 291.
- [5] Jiang Y. Meteorological radar data quality control study and application [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2013.
江源. 天气雷达观测资料质量控制方法研究及其应用[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2013.
- [6] Zou Q. Discussion of Doppler weather radar data quality control [J]. Journal of Southwest University of Science and Technology, 2009, 24(1): 56-61.
邹强. 多普勒天气雷达数据质量控制方法探讨[J]. 西南科技大学学报, 2009, 24(1): 56-61.
- [7] Ma Z Y, Zhu C Q, Liu X M, *et al.* Study on CINRAD radar data quality control methods [J]. Meteorological Monthly, 2010, 36(8): 134-141.
马中元, 朱春巧, 刘熙明, 等. CINRAD 雷达数据质量控制方法初探[J]. 气象, 2010, 36(8): 134-141.
- [8] Chen Y, Chen J M, Mao Z Y, *et al.* Algorithms on quality control of weather radar reflectivity base-data [J]. Meteorology and Disaster Reduction Research, 2007, 30(3): 48-51.
陈媛, 陈江民, 毛紫阳, 等. 天气雷达反射率基数据质量控制的几种算法[J]. 气象与减灾研究, 2007, 30(3): 48-51.
- [9] Shao N, Pei C, Liu C C, *et al.* Automatic identification system of abnormal radar echoes based on image processing technology [J]. Meteorological Science and Technology, 2013, 41(6): 993-997.
邵楠, 裴翀, 刘传才, 等. 基于图像处理技术自动判别雷达异常产品[J]. 气象科技, 2013, 41(6): 993-997.
- [10] Liu Y, Zhang T S, Xiang Y, *et al.* Influence of stray light in low blind zone on signal quality of lidar system [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(5): 0505001.
刘洋, 张天舒, 项衍, 等. 低盲区杂散光对激光雷达系统信号质量的影响[J]. 中国激光, 2018, 45(5): 0505001.
- [11] Li B, Hua D X, Zhou Y, *et al.* Synthetical multilevel quality analysis and control technique for Raman lidar temperature detection [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(4): 0428003.
李博, 华灯鑫, 周艳, 等. 拉曼激光雷达测温的综合多级质量控制技术[J]. 光学学报, 2017, 37(4): 0428003.
- [12] Pan X M, Chai X M, Cui B J, *et al.* The method of CINRAD/SB radar echo intensity calibration and adjustment [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2010, 21(6): 739-746.
潘新民, 柴秀梅, 崔柄俭, 等. CINRAD/SB 雷达回波强度定标调校方法[J]. 应用气象学报, 2010, 21(6): 739-746.
- [13] Hu D M, Liu Q, Cheng Y H, *et al.* Analysis of the multi-fault in conder of servo about CINRAD/SA radar [J]. Meteorological Monthly, 2007, 33(10): 114-117.
胡东明, 刘强, 程元慧, 等. CINRAD/SA 天线伺服系统轴角箱多次故障的分析[J]. 气象, 2007, 33(10): 114-117.