

文章编号: 2096-1618(2023)01-0049-08

基于毫米波雷达的海雾观测及能见度反演算法研究

任欣悦¹, 何建新², 张福贵², 王皓¹, 胡利军³, 严一霖¹, 谭淋尹¹

(1. 成都信息工程大学大气探测学院, 四川 成都 610225; 2. 中国气象局大气探测重点开放实验室, 四川 成都 610225; 3. 宁波市气象局, 浙江 宁波 315012)

摘要: 基于毫米波雷达数据并结合地面气象观测资料对2021年2月6日发生在福建平潭综合实验区的一次典型海雾过程进行多尺度的特征研究。利用机器学习算法, 实现了能见度连续空间范围的有效反演。研究结果表明: 毫米波雷达能在该次海雾过程的区域分布、生消转换以及垂直演变上给出重要的特征信息; 基于机器学习的方法能克服传统拟合方法在非线性问题上存在的局限性, 其能见度反演精度明显优于线性关系、经典指数关系, 能更好地实现能见度点数据向面数据的拓展, 为海雾的监测预警提供了一种更为准确有效的途径。

关键词: 海雾; 毫米波雷达; 雷达反射率; 能见度; 神经网络

中图分类号: P412.25

文献标志码: A

doi: 10.16836/j.cnki.jcuit.2023.01.008

0 引言

海雾是发生在海上或沿海地区低层大气中的水汽凝结。大量水滴或冰晶的积聚常常会导致大气水平能见度小于1 km^[1]。能见度的下降会对海上航行、资源勘探、沿海地区海港作业甚至军事活动产生重大影响^[2]。如2016年2月27日, 安徽散货船与山东渔船在黄海海域相撞, 造成渔船沉毁, 8人死亡, 2人失踪, 直接经济损失约120万元, 构成重大等级水上交通事故^[3]。相关数据表明, 船舶在能见度不高的情况下发生的事故已经超过海上交通事故总数的1/3, 部分海雾频发的地区甚至达半数以上^[4]。

近年来, 越来越多的探测手段和数据资料应用到海雾的观测研究中。Zhu等^[5]利用激光雷达系统探测青岛一次海雾过程, 结果显示: 海雾浓度集中在中心, 边缘较稀疏, 符合雾的分布特征。黄惠谔等^[6]利用沿海自动站、微波辐射计、风廓线雷达等资料对福建沿海某次海雾过程的成因及生消机理进行探讨。张晶晶等^[7]利用毫米波雷达对浙江宁波舟山港一次海雾过程进行观测, 得出了毫米波雷达相比能见度站更能有效探测海雾的生消变化和垂直结构等特征的结论。张伟等^[8]结合ERA5再分析资料、葵花8号卫星以及FM120型雾滴谱等资料, 综合分析了闽南沿海一次强浓雾过程的环流与微物理特征。可以看出, 大量的研究工作多是对海雾成因及生消等作分析, 而对海雾能见度的探测研究相对较少。

上述研究表明, 对海雾的研究有多设备联合观测、

多资料结合分析的趋势。就目前主要的海雾观测设备, 能见度仪作为传统的海雾观测设备, 很难实现海面区域大面积的布设, 通常只能获取相应的点数据, 从而难以表征海面区域的整体能见度状况^[9]; 卫星遥感技术虽然具有探测范围广、实时获取等有利因素, 但其数据的分辨率较低, 很难准确观测到海雾的生消演变细节^[10]; 微波辐射计的数据资料可以用来分析大雾过程中的温度、相对湿度和水汽密度的变化, 但不能很好地探测大气的垂直分层结构^[11]; 而激光雷达等光学遥感仪器, 衰减较大, 光信号无法穿透浓雾^[12]。鉴于此, 对海雾的观测就需要大范围、高精度、高穿透能力的探测设备进行更深入、全面的研究。由于毫米波雷达对微小的雾滴敏感, 而对氧气和水蒸气的衰减很小, 测速精确度较高, 相比于激光雷达对浓雾观测更具有优势^[13]。在国外, 利用毫米波雷达对雾进行观测的技术已经较为成熟^[14]。Hamazu等^[15]使用毫米波雷达观测到海雾中雷达反射率和速度的三维结构。Li等^[16]利用35 GHz毫米波雷达获得了完整的雾期数据, 将Z(雷达反射率)与Vis(能见度)联系起来, 并引入经验指数模型对能见度进行反演。在国内, 利用毫米波雷达对海雾的研究才开始起步。胡利军等^[17]利用毫米波雷达观测海雾个例, 对雾的生消过程进行了监测和分析。刘光普等^[18]应用毫米波雷达观测并获取数据, 利用经验公式由雷达反射率强度拟合出能见度。岑炬辉等^[14]利用毫米波雷达对宁波一次降水-雾过程进行分析, 并根据经验公式建立雷达所在区域的反射率与能见度的关系。上述研究得到的公式都是基于局地反演, 适用范围有限, 对其他区域的能见度反演仍需要进一步讨论与研究。

针对以上问题, 本文将利用毫米波雷达在海雾观测

收稿日期: 2022-05-31

基金项目: 四川省科技厅重点研发计划资助项目(2022YFS0541); 中国气象局大气探测重点开放实验室资助项目(2021KLAS02Z)

中的独特优势,深入研究 2021 年 2 月 6 日发生在福建平潭综合实验区的一次典型海雾过程,基于机器学习方法建立雷达反射率和能见度之间的相关性,并将订正后的能见度反演算法应用于海雾演变过程的综合分析。

1 数据和方法

平潭综合实验区气象台 2021 年 2 月 6 日 16 时 19 分发布大雾黄色预警信号,此次过程在海雾个例分析中具有典型性。分析数据来源于 2021 年 2 月 6 日平潭综合实验区地面自动气象站、毫米波雷达。

1.1 地面自动气象站数据

本次海雾过程所用的能见度、风速、温度和相对湿度数据来源于福建平潭综合实验区的 3 个自动气象站,其时间分辨率为 5 min,表 1 给出了 3 个自动气象站的具体位置信息。

表 1 3 个自动气象站位置信息

站名	区站号	经度	纬度	离雷达 距离/km
海洋站	58955	119.808333	25.534722	0
海峡号码头	F1816	119.832222	25.463333	8.29
流水码头	F1819	119.832778	25.5775	5.35

1.2 毫米波雷达数据

本次海雾过程所用数据来源于型号为 YW-KA2 的毫米波雷达,位于福建省平潭综合实验区东侧的自动气象站海洋站,海拔高度 24 m。所用的观测产品主要是雷达反射率和径向速度数据,观测方式主要是水平扫描模式(PPI)、垂直扫描模式(RHI)。

YW-KA2 雷达是全固态毫米波偏振多普勒云雷达(实物外观见图 1)。该雷达整机具有固态发射、高灵敏、大动态范围、双通道接收、一体化刚性口面罩和扫描式天线等技术特点,可用于实时监测较大范围内的云、雾和降水的演变过程。其主要指标参数如表 2 所示。



图 1 YW-KA2 毫米波雷达实物图

表 2 YW-KA2 毫米波雷达主要指标参数

参数名称	参数规格
天线增益	≥53 dB
波束宽度	≤0.4°
最大探测距离	30 km
最小探测距离	120 m
距离库数	833
距离分辨率	30 m
方位扫描范围	0°~360°
俯仰扫描范围	-2°~92°
回波强度	-50~+50 dBZ
径向速度	±26 m/s
速度谱宽	0~15 m/s
线性退化化比	-35~-5 dB

该雷达扫描覆盖区域如图 2 所示,图中箭头方向为雷达垂直扫描时的方位,圆圈为雷达扫描覆盖范围,3 个自动气象站均位于雷达扫描覆盖范围内。

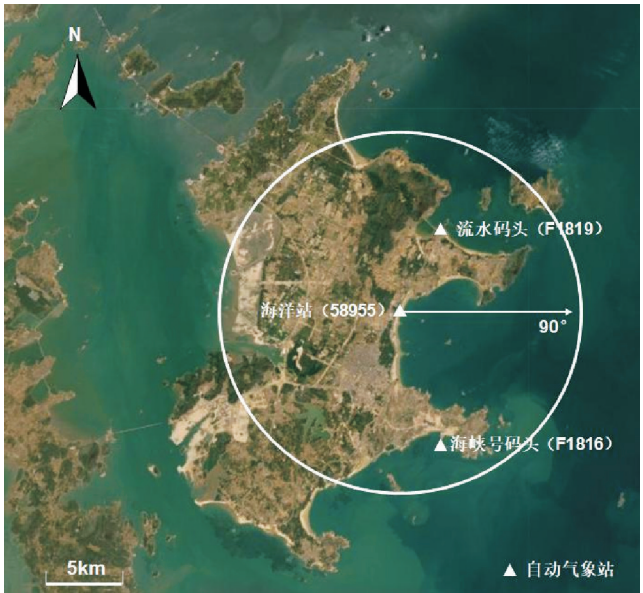


图 2 毫米波雷达扫描覆盖区域与能见度仪分布

需要进一步说明的是,为建立雷达反射率与能见度的相关性,匹配了 2021 年 2 月 6 日 0:00-23:55 反射率与能见度数据。为减少 2 种数据匹配过程中带来的误差,选择雷达扫描仰角为 0.5°的反射率数据,目的是尽可能保证能见度值与毫米波雷达数据时空对应上保持一致。

2 海雾观测结果分析

2.1 海雾变化总体特征

2021 年 2 月 6 日 3 个站点的能见度变化趋势如

图 3 所示。

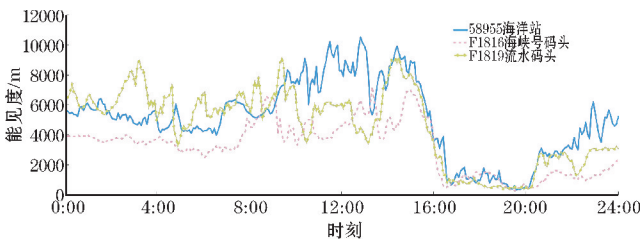


图 3 2021 年 2 月 6 日 58955、F1816、F1819 站能见度随时间变化

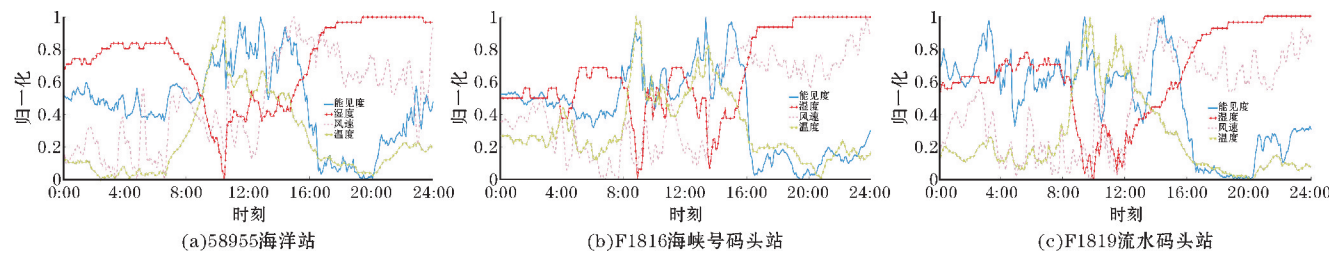


图 4 2021 年 2 月 6 日站点能见度、湿度、风速和温度随时间变化

2.2 毫米波雷达观测

选取 16:50–22:10 的雷达数据。为了降低地物对气象回波的干扰且尽可能探测到更广的范围,使用 PPI 模式下雷达仰角为 2° 的数据。在雷达扫描方位 90° 处能观测到更旺盛更完整的海雾过程,故选择 RHI 模式在方位角 90° 处扫描,俯仰角为 0°~15°。其中红框代表流水码头站,黑框代表海峡号码头站。

2 月 6 日 16:56,回波向东南处发展演变,范围已扩大至距雷达 5 km 处,最强回波达 -15 dB(图 5a)。在 17:26,回波范围已扩展到距雷达 7 km 处,强度在 -20~-15 dBZ 的回波面积也明显较之前扩大(图 5b)。20:08,海雾的发展达到鼎盛阶段,回波范围最远至距

雷达 10 km 处,强度在 -20~-15 dBZ 回波范围最远扩大至距雷达 8 km 处,强度在 -15~-5 dBZ 的回波集中在距雷达 3 km 处(图 5c)。随后,回波边缘开始呈现破碎状。20:58,强度为 -20~-5 dBZ 的回波变得不均匀,呈现块状(图 5d)。21:39,反射率图上强度为 -20~-5 dBZ 的回波短暂地集中收缩(图 5e)。在此之后,回波迅速减弱,直至消散(图 5f)。

由自动气象站能见度数据可知,19:20–20:00,3 个站点的能见度总体维持在较低值,对比此时间段的回波图,反射率强度较大且回波范围较大。20:00 起,能见度逐渐升高,对应时间段的回波呈减弱趋势。可以看出,能见度值与反射率强度有较一致的对应关系。

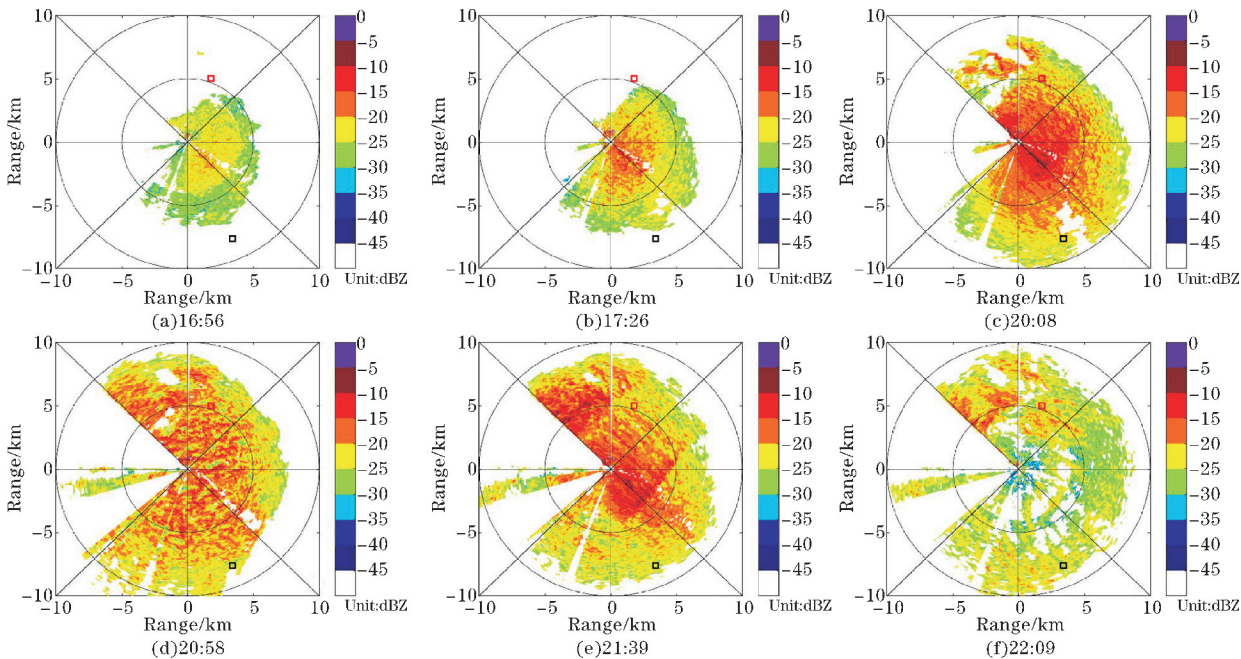


图 5 2021 年 2 月 6 日平潭综合实验区雷达 2° 仰角 PPI

RHI 回波图显示,16:54,回波范围最远延伸至 10 km处,垂直高度最大为200 m左右,海雾回波强度以 $-30 \sim -20$ dBZ为主(图 6a)。17:25,回波高度有一定抬升,回波顶高度在水平方向上基本保持不变,较强回波($-15 \sim -10$ dBZ)的水平范围扩大至4 km处(图 6b)。20:07,海雾水平范围达到13 km,垂直高度达到300 m,回波的强度总体为低层大于高层(图 6c)。20:57,垂直高度达到400 m,强度在 $-20 \sim -5$ dBZ的回波开始变得不均匀,水平方向上,强弱回波交替出现

(图 6d),与图 5(d)回波呈现块状对应。21:37,距雷达 5 km内强度在 $-20 \sim -5$ dBZ的回波变得均匀(图 6e),与图 5(e)回波的集中收缩相对应。随后,海雾从底层开始消散,回波强度明显减小,普遍降至 -20 dBZ以下,回波水平范围缩小至10 km(图 6f)。之后,海雾持续减弱,直至消散。

可以看出在图 5(a)方位角 90° 处,回波范围在 5 km左右,计算得出高度大概在200 m,与图 6(a)的 RHI 图中垂直高度基本一致。

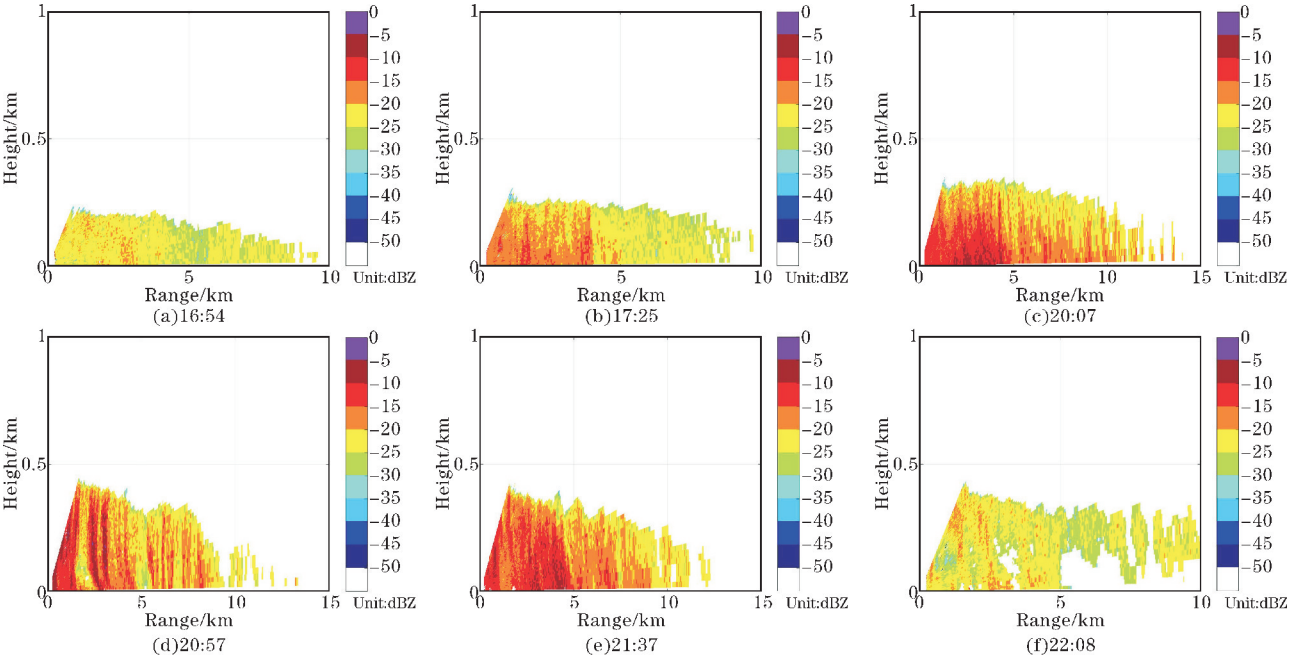


图6 2021年2月6日平潭综合实验区雷达 RHI

此外,对径向速度特征进行分析。图 7(a)显示,在雷达站的东南侧,本次过程的低层高层最初均为东北风。后来风向随高度顺转,由东北风转变为东风(图 7b)。小尺度流场上,表现出辐合运动,能够促进

水汽凝结并加强海雾的发展。东北方向带来的暖平流流经冷的洋面,有利于空气冷却达到饱和形成平流雾^[19]。过程后期低层高层均为东北风(图略)。

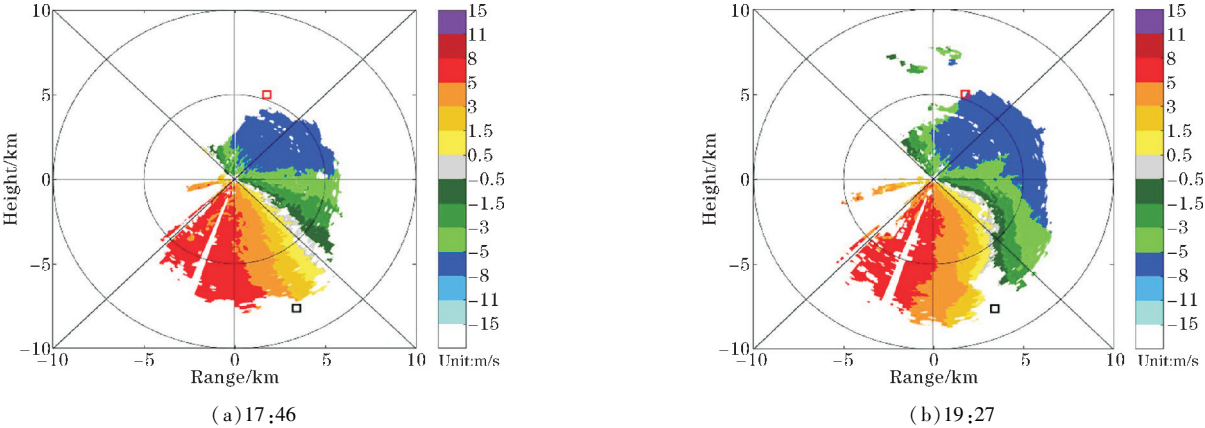


图7 2021年2月6日平潭综合实验区雷达2°仰角 PPI 径向速度

3 雷达反射率与能见度的相关性研究

前面对此次海雾过程的生消演变进行了观测及分析,为了更好地实现能见度点数据向面数据的拓展,接下

来将对能见度反演算法进行研究。

3.1 经典理论关系分析

早期的研究将反射率与液态含水量联系起来,提出

了反射率与液态含水量的反比例关系^[20]。而关于能见度(Vis)和反射率(Z)的相关性,国内外已经进行过一些研究(表3)。Vis = 0.018Z^{-0.262}中Z的单位是mm⁶·m⁻³,Vis的单位是km。Vis = -137×Z-2609和Vis = 40e^{-0.069Z}中Z的单位是dBZ,Vis的单位是m。Vis = 2.283Z^{-0.121}中Z的单位是dBZ,Vis的单位是km。

表3 Z-Vis关系式		
文献	线性关系	指数关系
文献[16]	—	Vis=0.018Z ^{-0.262}
文献[18]	Vis=-137×Z-2609	Vis=40e ^{-0.069Z}
文献[14]	—	Vis=2.283Z ^{-0.121}

本文选取2021年2月6日0:00-23:55平潭综合实验区的反射率数据与能见度数据进行匹配并拟合,得到线性关系如式(1)所示,计算能见度实际值与拟合值相关系数为0.5682,拟合情况如图8所示。

Vis=-251.5×Z-1404

(1)

式中,Z的单位是dBZ,Vis的单位是m。

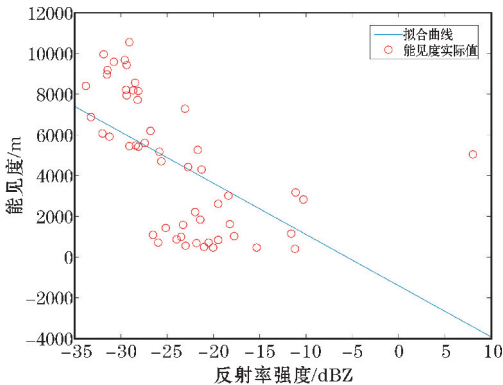


图8 反射率与能见度数据线性拟合关系

指数关系如式(2)所示,其相关系数为0.7541,拟合情况如图9所示。

Vis=265.7e^{-0.1094Z}

(2)

式中,Z的单位是dBZ,Vis的单位是m。

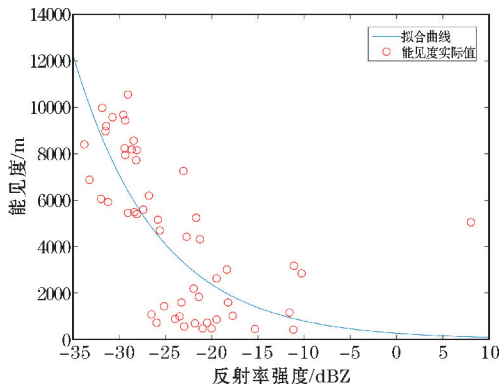


图9 反射率与能见度数据指数拟合关系

上述两种方法得到的效果均不佳,说明海雾能见度和反射率之间并非是简单的线性或指数关系,故有必要采用新的研究方法或统计手段建立两者之间的关系。

3.2 神经网络拟合

与传统的曲线拟合方法相比,神经网络模型的优点在于:具有强大的学习能力、泛化能力、非线性映射能力和逼近能力。它采用非线性并行处理的方式进行反复测试,最后拟合得到非线性函数,具有传统拟合模型没有的优势,是近些年通常使用的一种模拟人脑神经系统的结构和功能的人工智能方法^[21-24]。

BP神经网络是通过误差反向传播训练的多层前馈网络,其结构分为输入层、隐含层和输出层,样本通过输入层接入网络,在隐含层进行分析、处理后从输出层输出学习结果。如果输出结果与实际存在误差,将以均方误差最小化为目标,通过原来的逆路径不断调整网络的权值和阈值,直到满足误差精度为止^[25-26]。如图10所示,X_m表示输入层第m个节点的输入;Y_n表示输出层第n个节点的输出;W_{ml}表示隐含层第1个节点到输入层第m个节点的连接权值;W_{ln}表示输出层第n个节点到隐含层第1个节点的连接权值。

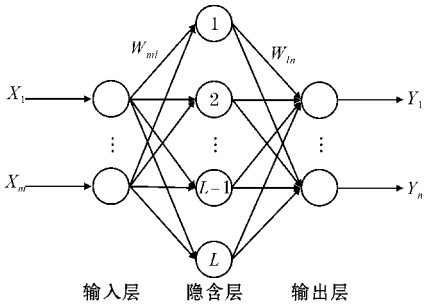


图10 BP神经网络模型

基于BP神经网络进行非线性拟合,算法流程分为神经网络构建、神经网络训练和神经网络预测3步。依据本次实际应用的数据以及多次调试程序的情况,从152组输入输出数据中随机选择100组数据作为训练数据用于网络训练,52组数据作为测试数据用于测试神经网络的拟合情况。其中输入数据为反射率因子,输出数据为能见度。为提高网络的预测精度,选择适应性更强的多隐含层。根据经验公式以及调试程序的具体情况,构建双隐含层BP神经网络,每个隐含层的节点数最终均选择5。网络参数配置中,迭代次数为100,学习率为0.001,目标为0.00004。得到模型a的BP神经网络预测输出和实际输出如图11所示。计算得出,实际输出与BP神经网络输出二者相关系数R=0.8096,同时使用分散指数(SI)、平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)来评判拟合方法的效果,具体公式如下:

$$R=\frac{\sum_{i=1}^n\left(x_i-\bar{x}\right)\left(y_i-\bar{y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n\left(x_i-\bar{x}\right)^2 \sum_{i=1}^n\left(y_i-\bar{y}\right)^2}}$$
$$SI=\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n\left(y_i-x_i\right)^2}}{\bar{x}}$$
$$MAE=\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n\left|y_i-x_i\right|$$
$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n\left|y_i-x_i\right|^2}{n}}$$

其中: x_i 是第 i 个时间的观测值; \bar{x} 是观测值的平均值;
 y_i 是第 i 个时间的预测值(拟合值); \bar{y} 是预测值(拟合
值)的平均值。

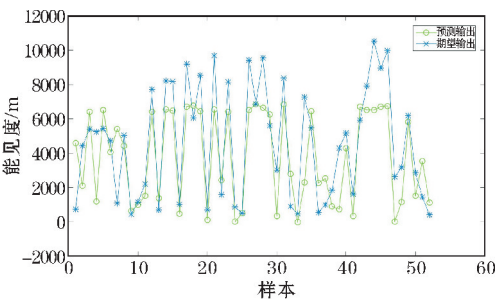


图 11 BP 预测输出与实际输出对比

将上述随机选择的 100 组数据作为建模样本,52
组数据作为测试数据用于评估线性关系、指数关系的
拟合情况,拟合关系式如表 4 所示。

表 4 2021 年 2 月 6 日两种方式拟合关系式

拟合方式	拟合关系式
线性关系拟合	$Vis=-178.8 \times Z-263.5$
经典指数关系拟合	$Vis=1490 e^{-0.0401 Z}$

表 5 列出 3 种拟合方式相关系数和分散指数计算
结果,以及线性关系和指数关系拟合的平均绝对误差
和均方根误差与神经网络拟合的对比。各个指标均表
明神经网络拟合的效果优于线性关系和指数关系拟
合。

表 5 2021 年 2 月 6 日 3 种拟合方式各指标对比

拟合方式	相关系数	分散指数	平均绝对 误差/%	均方根 误差/%
线性关系拟合	0.5682	0.6098	↑29.7	↑26.1
经典指数关系拟合	0.6862	0.5976	↑29.8	↑24.6
BP 神经网络拟合	0.8096	0.4507	—	—

为更直观了解 3 种拟合方式的结果,图 12 给出能
见度实测值与 3 种方式的拟合值的散点图。可以看
出,能见度实测值在 2 km 以下的点对应的反射率均在
-26.5 ~ -11 dBZ,实测值在 2 km 以上的点对应的反
射率大多在 -35 ~ -21 dBZ。基于 BP 神经网络进行
的非线性拟合的结果更贴近能见度实测值,对于实
测值在 2 km 以下的点,神经网络拟合的优势尤为明
显。

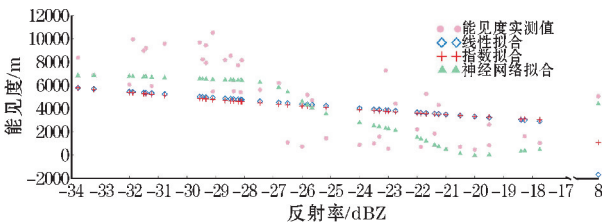


图 12 能见度观测值与拟合值

同样地,对 2021 年 3 月 19 日平潭综合实验区的
反射率与能见度数据进行拟合,并计算 3 种方法的相
关系数等指标(表 6),也可以得到神经网络拟合的效
果优于线性关系、指数关系拟合的结论。

表 6 2021 年 3 月 19 日 3 种拟合方式 R 、 SI 、 MAE 、 $RMSE$ 对比

拟合方式	拟合关系式	R	SI	$MAE/\%$	$RMSE/\%$
线性关系拟合	$Vis=-316.2 \times Z-7439$	0.4594	0.6761	↑22.8	↑23.7
经典指数关系拟合	$Vis=311 e^{-0.06767 Z}$	0.5623	0.6363	↑18.3	↑18.9
BP 神经网络拟合		0.7498	0.5194	—	—

3.3 局地化订正和反演

从图 11 可以看出,部分点的预测输出值为负值,
这显然与能见度的物理意义不符合。为此,对上述模
型输出结果做一次简单订正。将每个 BP 输出值与能
见度实际观测值求差后再求平均,得到订正值,再对
BP 输出值小于 0 的点进行订正。订正后如图 13 所
示。可以看出,小于 0 的能见度拟合值被订正。

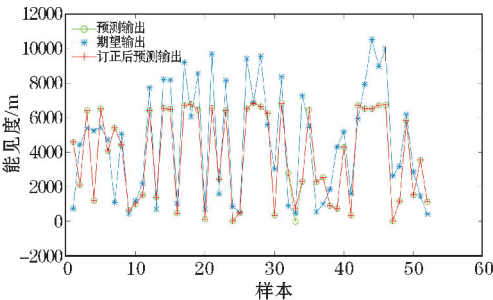


图 13 BP 拟合输出订正后与订正前、实际输出对比

将订正后的能见度反演算法应用于 2021 年 2 月 6 日福建平潭实验综合区的雾过程。反演结果显示, 17:26 海雾正在发展, 能见度处于较低值(图 14a)。20:08 海雾发展旺盛, 低能见度范围也变得更大(图 14b)。21:59 海雾逐渐消散, 能见度开始回升

(图 14c)。由此可见, 雷达反射率强度与反演得到的能见度的强弱变化较同步, 且反演得到的能见度的变化与实测值的变化较为一致。基于机器学习的方法总体上较好地建立了此区域此次海雾过程反射率与能见度的关系, 弥补能见度仪只能观测到单一点的不足。

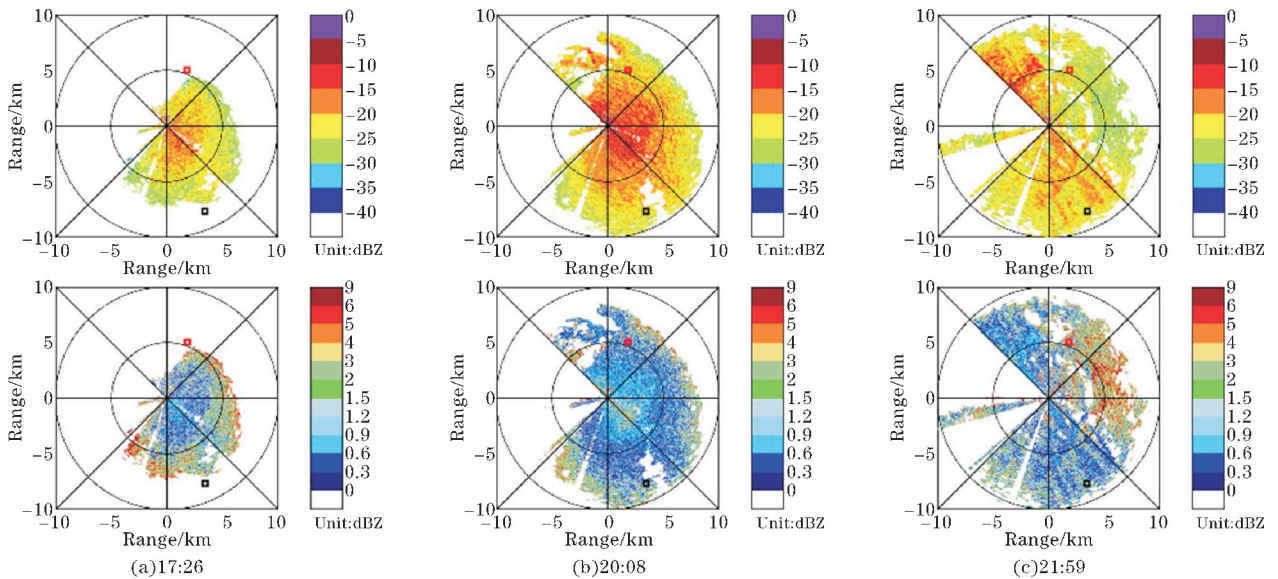


图 14 2021 年 2 月 6 日平潭综合实验区雷达 2°仰角 PPI 与订正后的能见度分布

4 结论与讨论

利用毫米波雷达对福建平潭综合实验区一次海雾进行了综合分析, 并基于机器学习的方法研究了反射率与能见度的相关性, 反演得到了比传统方法更好的能见度结果。通过以上分析, 得到了如下几点结论:

(1) 温度的下降以及较高的相对湿度为雾的发展提供了充足的水汽条件, 导致能见度在过程发展前期逐渐降低。在雾生消过程的后期, 相对湿度基本维持在较高值不变, 能见度随温度升高而逐渐增加。初步判断是温度升高引起的蒸发作用导致粒子尺寸降低, 使能见度逐渐增加。

(2) 毫米波雷达 PPI 扫描模式可以体现海雾水平分布范围和生消演变趋势。RHI 扫描模式可以体现海雾在近地面/近海面的垂直结构变化。本次海雾过程的空间尺度约为 10 km, 最强反射率在 -10 ~ -5 dBZ, 回波高度最高在 400 m 左右。小尺度流场上表现出的辐合运动, 能够促进水汽的凝结并加强海雾的发展。东北方向带来的暖平流流经冷的洋面, 有利于空气冷却达到饱和并形成平流雾。

(3) 基于机器学习的方法能克服传统拟合方法在非线性问题上存在的局限性, 其能见度反演精度明显优于线性关系和经典指数关系, 总体上较好地建立了该区域此次海雾过程反射率与能见度的关系, 更好地实现能见度点数据向面数据的扩展, 为海雾的预警防范提供了一种更为准确有效的方法。

尽管在此次分析中得到了比传统方法更好的结果, 但还待进一步提升。各种物理、动力和辐射过程发生在不一样的时间和空间尺度, 在地区地形条件以及大气物理条件不同的影响下, 海雾的特征不完善, 便很难对能见度作出定量预报。海雾能见度与其微物理结构联系紧密, 因此在后续研究中, 可以联合雾滴谱仪等设备对海雾进行观测, 分析海雾生消变化过程中粒子数浓度、液态含水量以及粒子有效直径等微物理量的变化, 增加监测手段, 加强监测能力, 寻找对海雾生消变化起指示作用的参量。

参考文献:

- [1] 王彬华. 海雾[M]. 北京: 海洋出版社, 1983.
- [2] Zhang Suping, Ren Zhaopeng, Liu Jingwu, et al. Variations in the Lower Level of the PBL Associated with the Yellow Sea Fog-New Observations by L-Band Radar[J]. Journal of Ocean University of China, 2008(4): 353-361.
- [3] 漆梁波. “20160227”青岛水上交通事故的气象条件分析和预报反思[J]. 海洋预报, 2018, 35(2): 7.
- [4] 姜国友. 威海港雾航影响因素探析及对策研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2016.
- [5] Zhu J, Chen Y, Zhang L, et al. Demonstration of measuring sea fog with an SNSPD-based Lidar system[J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 15113.
- [6] 黄惠榕, 韩美, 潘宁, 等. 福建一次春季海雾的边界

- 层特征及其成因分析[J]. 海峡科学, 2019(3):5.
- [7] 张晶晶, 吴福浪, 俞科爱, 等. 基于毫米波雷达的一次海雾过程特征分析[J]. 气象科技, 2020, 48(3):9.
- [8] 张伟, 陈德花, 胡雅君, 等. 闽南沿海一次春季海雾过程微物理特征分析[J]. 气象, 2021, 47(2):13.
- [9] 仲凌志, 刘黎平, 葛润生. 毫米波测云雷达的特点及其研究现状与展望[J]. 地球科学进展, 2009(4):36-44.
- [10] 崔廷星, 刘黎平, 何建新, 等. 基于云雷达、C波段连续波雷达和激光云高仪融合数据的华南夏季云参数统计分析[J]. 成都信息工程大学学报, 2018, 33(3):243-249.
- [11] 卢美圻. GPM/DPR 星载双频雷达探测降水的敏感性与差异性分析[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2017.
- [12] Mead J B, Mcintosh R E, D Vandemark, et al. Remote Sensing of Clouds and Fog with a 1.4-mm Radar[J]. Journal of Atmospheric & Oceanic Technology, 1989, 6(6):1090-1097.
- [13] Li Y, Hooeboom P, Russchenberg H. A Novel Radar-Based Visibility Estimator[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2017:3150-3168.
- [14] 岑炬辉, 唐世浩, 胡利军, 等. 降水—雾过程毫米波雷达探测分析[J]. 气象, 2021, 47(2):11.
- [15] Hamazu K, Hashiguchi H, Wakayama T, et al. A 35 GHz Scanning Doppler Radar for Fog Observations[J]. Journal of Atmospheric & Oceanic Technology, 2003, 20(7):972-986.
- [16] Li Y, Hooeboom P, Russchenberg H. Radar observations and modeling of fog at 35 GHz[C]. 2014 8th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP) IEEE, 2014.
- [17] 胡利军, 冯凯, 杨豪, 等. 毫米波雷达在北仑港区海雾监测中的应用[J]. 气象科技, 2020, 48(2):7.
- [18] 刘光普, 黄思源, 梁莺, 等. 毫米波雷达在港口海雾观测和能见度反演中的应用[J]. 干旱气象, 2019, 37(6):12.
- [19] 张振顺, 李岩招, 蔡世旺. 闽东海雾观测及其预报[J]. 科技创新与生产力, 2015(7):54-56.
- [20] Gultepe I, MD Müller, Boybeyi Z. A New Visibility Parameterization for Warm-Fog Applications in Numerical Weather Prediction Models[J]. Journal of Applied Meteorology & Climatology, 2006, 45(11):1469-1480.
- [21] 马楚焱, 祖建, 付清盼, 等. 基于遗传神经网络模型的空气能见度预测[J]. 环境工程学报, 2015(4):6.
- [22] 卢志宏. 基于BP神经网络的荒漠啮齿动物群落对气候变化滞后响应[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2016.
- [23] 安晓. 基于BP神经网络的数据预测及报表生成技术研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2016.
- [24] 李玉祺, 王广民, 徐猛. 随机OD需求下城市道路交通网络设计问题的BP神经网络算法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(11).
- [25] Y. Yan, H. Wang, G. Li, et al. Projection of Future Extreme Precipitation in China Based on the CMIP6 from a Machine Learning Perspective[J]. Remote Sens. 2022, 14:4033.
- [26] 谢雨诗, 何丽娜, 徐文燕, 等. 基于AFOA-BP神经网络的燃气轮机研制风险预测[J]. 热能动力工程, 2021, 36(10):7.
- [27] Gultepe I, Milbrandt J A, Zhou B. Marine Fog: A Review on Microphysics and Visibility Prediction[M]. Springer International Publishing, 2017.

Characteristic Analysis of a Sea Fog Process based on Millimeter-wave Radar and Research on Visibility Retrieval Algorithm

REN Xinyue¹, HE Jianxin², ZHANG Fugui², WANG Hao¹, HU Lijun³, YAN Yilin¹, TAN Linyin¹

(1. College of Meteorological Observation, CUIT, Chengdu 610225, China; 2 Key Open Laboratory of Atmospheric Sounding, China Meteorological Administration, Chengdu 610225, China; 3. Ningbo Meteorological Service, Ningbo 315012, China)

Abstract: Based on the data of millimeter-wave radar and ground meteorological observations, this paper analyzes the multi-scale characteristic of a typical sea fog event in Pingtan comprehensive experimental area on February 6, 2021. On this basis, efficient retrieval of the visibility in continuous spatial scale is realized by using a machine learning algorithm. The specific research results show that: The millimeter-wave radar provides crucial characteristic information about the regional distribution, generation-elimination conversion, and vertical evolution of the sea fog process; The method based on machine learning can solve the problem that the traditional fitting method has limitations in the nonlinear problem, and its accuracy of visibility retrieval is significantly better than linear relationship and classical exponential relationship, which can better upscale visibility data from point to spatial surface data so that we can offer a more accurate and effective way for monitoring and alerting off sea fog.

Keywords: sea fog; millimeter-wave radar; radar reflectivity; visibility; neural networks