

蔡晓杰,朱智慧,岳彩军,等,2025. 洋山港海雾特征分析及分型决策树模型预报评估[J]. 气象,51(8):954-963. Cai X J, Zhu Z H, Yue C J, et al, 2025. Sea fog characteristics and forecast evaluation of classification decision tree models at Yangshan Port [J]. Meteor Mon, 51(8):954-963(in Chinese).

洋山港海雾特征分析及分型决策树模型预报评估^{*}

蔡晓杰 朱智慧 岳彩军 刘 飞 王 琴 谢 潇

上海海洋中心气象台, 上海 201306

提 要: 利用 2015—2023 年自动气象站、浮标站观测数据以及 ERA5 再分析资料, 分析了洋山港海雾特征。在此基础上, 基于洋山港历史海雾个例库, 训练并建立海雾分型决策树预报模型, 并与 ECMWF 预报进行对比检验。结果表明: 洋山站雾日数 2016 年为最多, 春季及初夏雾特征显著, 其次是冬季。洋山站大雾期间的主导风向为东北到偏北风和东南风, 无降水时东南风占比超过东北风, 有降水时以北向风为主。逐月风向分布, 冬季以北风为主, 春季逐渐转为东北风和东南风。风向和风速特征在海雾的不同阶段有所不同, 发展阶段以东南风为主, 成熟阶段以东北风为主, 消散阶段以北向风为主且风速较大。伴有降水的海雾过程显著偏多且持续时间较长。分型决策树模型显示温度露点差为各类海雾形成的关键因子。决策树模型雾预报性能优于 ECMWF, 漏报率显著偏低。分型决策树对平流雾出雾和持续时间预报效果较好, 对锋面雾和辐射雾有提示作用。

关键词: 海雾特征, 分型决策树, 预报评估, 洋山港

中图分类号: P456, P426

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2025.041602

Sea Fog Characteristics and Forecast Evaluation of Classification Decision Tree Models at Yangshan Port

CAI Xiaojie ZHU Zhihui YUE Caijun LIU Fei WANG Qin XIE Xiao

Shanghai Marine Meteorological Center, Shanghai 201306

Abstract: Based on the data from automatic weather stations and buoy observation stations, and ERA5 re-analysis data from 2015 to 2023, this article analyzes the characteristics of sea fog at Yangshan Port. Classification decision tree models are trained and constructed based on a comprehensive case database of sea fog events. Their forecast results are compared with those of the ECMWF model. The results indicate that the year 2016 has the highest number of foggy days, with spring and early summer being the peak season, followed by winter. During dense fog events at Yangshan Station, the dominant wind directions change from northeast to north and southeast. Southeast winds prevail during non-precipitation periods, while north winds dominate during precipitation. Monthly wind patterns alter from predominantly northerly in winter to northeasterly and southeasterly in spring. Wind direction and speed varied at different stages of sea fog. In the developing stage of sea fog, southeast winds are dominant; during the mature stage, north-east winds prevail; and during the dissipating stage, north winds dominate with high speeds. Fog events accompanied by precipitation are more frequent and long time lasting. The classification decision tree models have identified the temperature-dewpoint spread as a key factor in the formation of various sea fog types. Decision tree models demonstrate a lower miss rate and higher prediction performance than the ECMWF

^{*} 中国气象局复盘总结专项(FPZJ2023-045)和华东区域气象科技协同创新基金合作项目(QYHZ202304)共同资助

2024 年 8 月 8 日收稿; 2025 年 4 月 16 日收修定稿

第一作者: 蔡晓杰, 主要从事天气预报技术研究. E-mail: caixj269@163.com

model, particularly in forecasting the formation and duration of advection fog. This can provide valuable insights for forecasting frontal and radiation fog events.

Key words: sea fog characteristic, classification decision tree model, forecast evaluation, Yangshan Port

引言

海雾通常是指发生在海面上或者近岸区域,大气边界层中的水汽形成大量凝结,造成能见度低于1000 m的天气现象(王彬华,1983)。海雾严重危害近海港口作业、海上交通运输、渔业捕捞和电力输送等,研究表明,全球32%的海上事故都发生在浓雾条件下(Bergot and Koracin,2021)。洋山港作为上海国际航运中心的深水港,地处东海海雾多发区,其运营效率高度依赖精准气象服务,海雾预报在气象业务中仍存在挑战。

当前海雾预报主要依赖数值预报和统计学方法。数值模型预报的关键在于对成雾物理过程的准确模拟,但由于对相关物理机制的认识尚未完善,现有海雾数值预报仍存在局限性。例如,湍流参数化方案(乔崛和彭新东,2024;柳龙生等,2024)、边界层内垂直分辨率设置(杨悦和高山红,2016;Yang and Gao,2020)、初始场资料质量(刘志杰等,2024)等方面都有优化空间,且数值模式不能判别雾的类型,模拟效果因雾型而异(Román-Cascón et al,2019)。此外,数值模式还面临计算资源消耗高、计算时间长等问题。其他预报技术,如传统统计方法(杨棋等,2013;Román-Cascón et al,2016;杨正龙等,2023;朱智慧等,2024)、观测分析技术(黄彬等,2018;Price,2019;许敏等,2022;芮雪等,2023;张伟等,2023;2024)以及新兴的机器学习方法(Vorndran et al,2022),均可作为数值预报的有效补充。其中,机器学习表现出独特的优势,能够自动学习变量间的非线性关联,而无需依赖完整的物理过程解析。同时,经过训练的机器学习模型可大幅提升预测效率。本文采用机器学习方法,以期有效填补数值模式在雾型判别中的不足,同时提升预报性能。

决策树方法在许多领域中被广泛应用,并展现出强大的预测能力(Gultepe et al,2007;扈海波等,2021)。基于决策树方法研发的海雾客观预报技术已在预报业务中取得了较好的应用效果(黄健等,2011;高荣珍等,2016;曹越男等,2020;俞涵婷等,2020;高松等,2021;史达伟等,2022;尤琦等,2022)。

这些研究的共同点在于根据历史观测资料,选取关键气象要素作为节点来判断是否有雾生成,但在预报因子的选择上存在差异。根据海雾的形成机制、出现海域和季节的不同,可将其分为平流雾、混合雾、辐射雾和地形雾等(王彬华,1983)。目前将决策树应用于上海沿岸海域海雾研究的成果尚不丰富,尤其是针对海雾分型的决策树模型研究仍较为缺乏,而海雾分型有助于更精准地选择预报因子和阈值,从而提升预报精度。

随着港口发展对海雾预报精细化需求的日益增加,开展洋山港海雾的客观预报方法研究具有重要科学意义和应用价值。本文基于洋山港海雾特征分析,建立分型海雾决策树模型并进行预报评估,填补上海沿海海雾客观预报的空白,为洋山港海雾预报提供有力的技术支撑。

1 数据

本文实况数据为2015—2023年洋山站、洋山主航道和宝山站的逐小时自动气象站观测数据(站点分布见图1)。其中,洋山主航道为洋山港向东南方向延伸的深水航道,其观测数据综合了西马鞍、小衢山、黄泽洋灯船、东半洋礁浮标和海礁浮标共5个站点的资料,以弥补海上观测数据的缺失。海温数据来源于欧洲中期天气预报中心(简称EC)的ERA5再分析产品(空间分辨率为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$,时间分辨率为逐小时)。数值模式数据采用EC的逐3小时

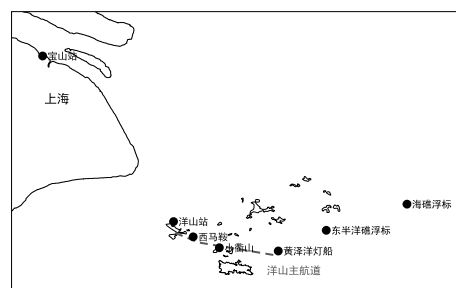


图1 洋山站、洋山主航道和宝山站的空间分布示意图

Fig. 1 Spatial distribution of Yangshan Station, Yangshan Main Channel and Baoshan Station

要素预报产品。文中对雾的等级进行了如下划分：雾(能见度 <1000 m),大雾(能见度 <500 m)。全文所用时间均为北京时。

2 雾的时间变化

2.1 年际变化特征

基于 2015—2023 年洋山站、洋山主航道和宝山站逐小时能见度数据,统计了逐年雾(大雾)日数(图 2)。结果表明,2016 年和 2018 年各站雾日数偏多,这两年上海都发生了持续的春季平流雾事件,导致大量船舶在港口积压。其中 2016 年雾日最多,洋山主航道、洋山站和宝山站的雾日数分别为 98、70 和 29 d。相比之下,2017 年、2021 年和 2022 年雾日数相对偏少。从平均年雾日数来看,洋山主航道、洋山站和宝山站分别为 68、45 和 18 d,洋山主航道的年雾日数均多于洋山站,而洋山站多于宝山站,表明雾日数的空间分布呈现近海多于沿海、海上多于陆地的特征。

2.2 月变化特征

统计 2015—2023 年洋山站、洋山主航道和宝山站平均的逐月雾(大雾)日数(图 3)。结果表明,洋山主航道雾日数在 3—7 月最多,其中 3 月开始雾日数逐渐增多,6 月到达峰值,7 月有所减少。洋山站雾日数在 3—6 月较多,3 月达到最大值,到 6 月略有减少;冬季次之,7—10 月则基本无雾。春季至

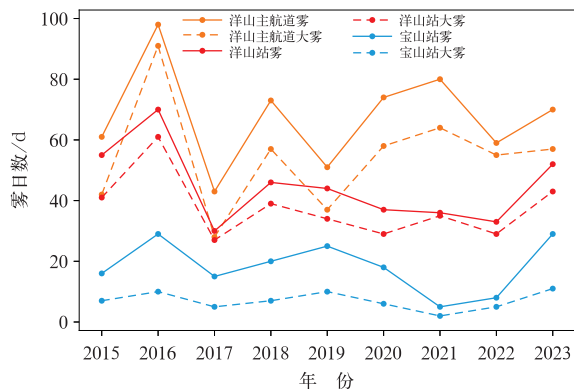


图 2 2015—2023 年洋山站、洋山主航道和宝山站雾日数的年际变化

Fig. 2 Interannual variation of foggy days at Yangshan Station, Yangshan Main Channel and Baoshan Station from 2015 to 2023

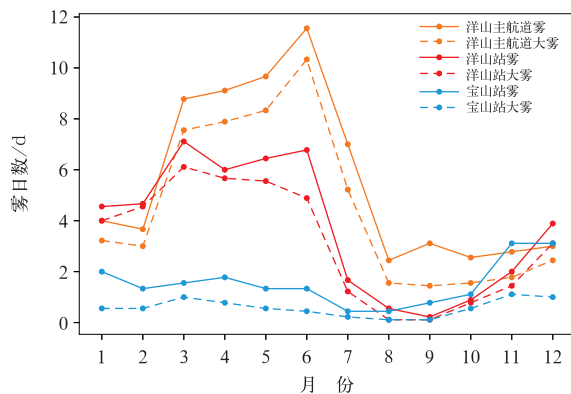


图 3 2015—2023 年洋山站、洋山主航道和宝山站平均的逐月雾日数

Fig. 3 Monthly average variation of foggy days at Yangshan Station, Yangshan Main Channel and Baoshan Station from 2015 to 2023

初夏,洋山主航道的雾日数显著多于洋山站,而冬季则略少于洋山站。宝山站的雾日数未呈现明显的季节变化特征,在冬季(11—12 月)相对偏多,春季次之,且春季明显少于洋山主航道和洋山站。作为沿海海岛站,洋山站春季及初夏的雾日数特征显著,但少于洋山主航道;而冬季的雾日数则多于洋山主航道和宝山站。这种差异反映了沿海海岛、近海和陆地站点在雾的季节分布上的显著区别。

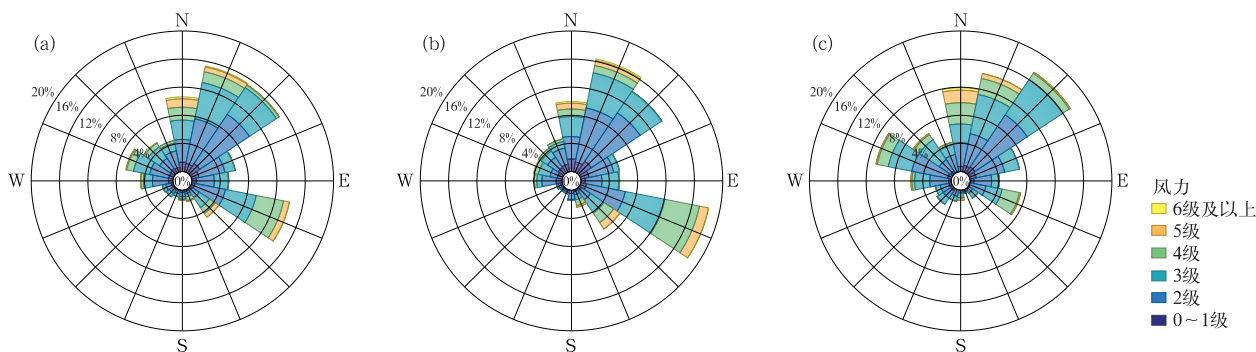
3 洋山站大雾期间气象要素变化特征

本节聚焦于洋山站大雾期间的气象要素变化特征,按照有无降水、逐月变化、不同阶段以及主导风向等进一步分析,旨在为大雾预报服务提供理论依据。

3.1 有无降水条件下的风特征

基于 2015—2023 年洋山站大雾期间的观测数据,统计了 2 min 平均风向、风力频率分布(图 4a),并根据大雾期间有无降水进一步划分为两类(图 4b,4c)。风向统计分为 16 个方位,图中扇形半径表示各风向的频率百分率,扇形区域内的色块长度表示不同风力的占比。

洋山站大雾期间的主导风向(图 4a)为东北到偏北风和东南风。其中,北到东北风出现频率最高,为 15.3%,东北风次之,为 15.1%,东到东南风频率为 14.1%。东北到偏北风的风力以 2~3 级为主,



注:分 16 个风向统计,半径表示各风向的频率(百分率),各风向上以色块长度表示不同风力的占比;下同。

图 4 2015—2023 年洋山站大雾期间平均风向、风力的频率分布

(a)全部大雾事件,(b)无降水大雾事件,(c)有降水大雾事件

Fig. 4 Frequency distribution of average wind direction and wind force scale during dense fog events at Yangshan Station from 2015 to 2023

(a) all events, (b) events without precipitation, (c) events with precipitation

东到东南风的风力以 2~4 级为主。值得注意的是,东南风引发的平流雾通常需要适宜的风速条件(梁军等,2021)。

在无降水的大雾条件下(图 4b),东到东南风的频率明显上升,占比达 18.4%,超过东北风成为主导风向。而在伴有降水的大雾条件下(图 4c),主导风向转为东北风到偏北风以及西到西北风,东南风的频率明显下降。其中,东北风的风力以 2~3 级为主,西到西北风的风力以 2~4 级为主,而东南风的风力以 3~4 级为主。

3.2 逐月风特征

2015—2023 年洋山站大雾期间逐月平均风向、风力频率分布如图 5 所示(其中 8—10 月样本量较少,图略)。由图可见,11 月以北到西北风为主,风力较小,以 1~2 级为主;12 月东北风频率上升,与西北风共同成为主导风向,风力以 2~3 级为主;1 月主导风向转为偏北到东北风,西北风频率下降,其中偏北风风力较大,5~6 级风的占比显著上升;2 月仍以北到东北风为主,但是东到东南风频率明显上升,超过西北风;3 月以 2~4 级东南风为主;4—5 月东南风和东北风频率相当,其中 4 月东南风风力较大,以 4~5 级为主;6 月以东南风为主,而 7 月东北风频率高于东南风,但风力普遍较小。总体而言,洋山站大雾期间的主导风向呈现明显的季节性变化:冬季以北风为主,春季逐渐转为东北风和东

南风,至夏初则以东南风为主。

3.3 不同海雾阶段的风特征

海雾生消过程中显示出阶段性特征,各发展阶段气象要素特征不同(吕晶晶等,2014;黄彬等,2018)。筛选 2015—2023 年洋山站持续 6 h 及以上的大雾过程,若期间有 1~2 h 能见度好转,仍视为同一次过程,共筛选出 112 次海雾过程。定义起始时刻前 3 h 作为海雾发展阶段,大雾持续期间为成熟阶段,结束后 3 h 为消散时段。海雾发展、成熟、消散阶段的风向、风力频率分布见图 6。

在海雾发展阶段,东到东南风占比最高,为 21.7%,风力以 2~4 级为主。东北风时则风力较小,以 2 级为主。在成熟阶段,东北风成为主导风向,占比为 17.3%,风力以 2~3 级为主。在消散阶段,北向风占主导地位,其中偏北风占比为 13.4%,且风力较大,以 4~5 级为主。

进一步统计,在成熟阶段的 112 次海雾过程中,80 次伴有降水,32 次无降水,伴有降水的海雾过程显著偏多。2015—2023 年伴有降水的海雾过程平均持续时间为 11.4 h,明显长于无降水的过程(8.1 h,图略)。其中,2016 年 1 月 27—29 日发生的降水伴随海雾事件持续时间最长,达 40 h。季节分布特征显示,伴有降水的海雾在冬季和春季发生频率相当,均为 35 次;而无降水海雾主要集中于春季,共 22 次,占该类型的 68.8%。

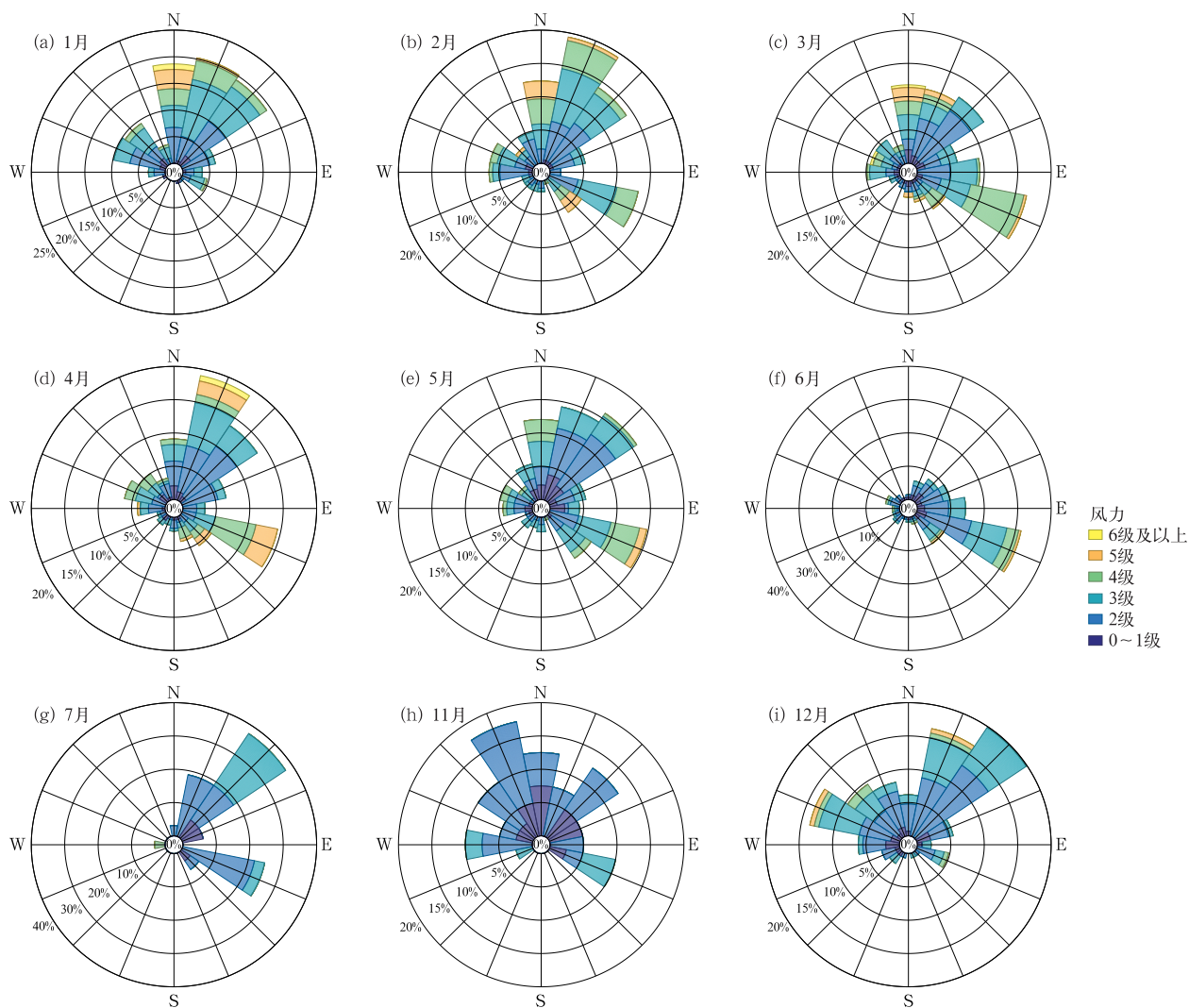


图 5 2015—2023 年洋山站大雾期间逐月的平均风向、风力频率分布

Fig. 5 Monthly frequency distribution of average wind direction and wind force scale during dense fog events at Yangshan Station from 2015 to 2023

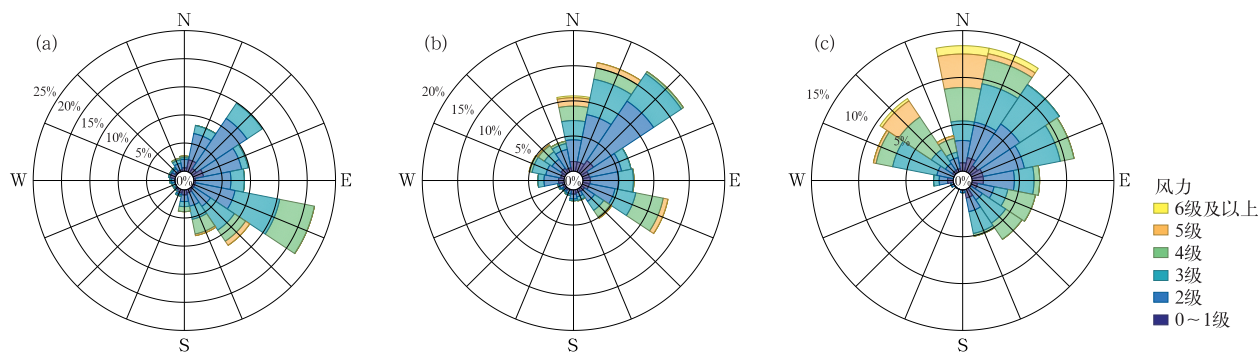


图 6 2015—2023 年洋山站持续大雾过程的不同阶段风向、风力频率分布

(a) 发展阶段, (b) 成熟阶段, (c) 消散阶段

Fig. 6 Frequency distribution of wind direction and wind force scale at different stages of dense fog events at Yangshan Station from 2015 to 2023

(a) developing stage, (b) mature stage, (c) dissipating stage

3.4 不同主导风向的气象要素对比

东北风和东南风是洋山站海雾的两个主导风向。对2015—2023年洋山站大雾期间风向进行分类,对比了东北风和东南风条件下的平均气象要素特征(表1)。分析表明,东南风出雾时的气温、露点温度和海温均比东北风时高 $2\sim 3^{\circ}\text{C}$ 。东北风条件下,温度露点差为 0.2°C ,气-海温差为 0.1°C ;而东

南风条件下,温度露点差为 0.3°C ,气-海温差为 0.7°C ,东南风时温度露点差稍大,且气温高出海温较多。此外,东南风时的平均瞬时能见度略低于东北风。从降水特征来看,东北风时的平均小时雨量为 0.6 mm ,东南风时为 0.1 mm ,均为弱降水,但东北风时雨量稍大,这与前文结论一致。从风速特征来看,东北风时的 2 min 平均风速为 $3.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,东南风时为 $4.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,表明东南风出雾时的风速略大。

表1 2015—2023年洋山站大雾期间两个主导风向的平均气象要素对比
Table 1 Comparison of average meteorological elements between the two dominant winds during dense fog events at Yangshan Station from 2015 to 2023

主导风向	气温/ $^{\circ}\text{C}$	露点温度/ $^{\circ}\text{C}$	海温/ $^{\circ}\text{C}$	瞬时能见度/ m	气压/ hPa	相对湿度/%	小时雨量/ mm	2 min 平均风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	2 min 平均风向/ $(^{\circ})$
东北风	13.2	13.0	13.1	237	1008	98.8	0.6	3.5	33.8
东南风	15.8	15.5	15.1	224	1005	99.1	0.1	4.5	119.4

4 洋山港决策树预报模型

海雾预报的准确性依赖于对海雾特征的深入研究,而通过预报模型来进一步厘清关键预报因子,可以推动海雾形成的机理研究,两者相辅相成。本文选择决策树模型,通过分层分型来捕捉海雾形成中的线性关系。

本文采用CART(classification and regression tree)分类树模型(Breiman et al,1984),通过计算气象要素的基尼指数(Gini index)来选择最优特征,并根据该特征对训练数据进行分割,使各子数据分类效果最优。

4.1 海雾分型决策树模型建立

洋山港海雾分型决策树模型建立流程如图7所示。根据2015—2021年洋山站逐小时观测数据,选取了11个关键气象要素来构建样本集,包括温度、露点温度、相对湿度、气压、降水、风速、风向、海温、露点海温差、温度露点差以及气-海温差。基于历史海雾个例库,将平流雾、锋面雾和辐射雾事件分别标注在样本集中。剔除小时雨量 $\geq 5\text{ mm}$ 的雾样本,同时剔除洋山站雾较少的7—10月样本数据后,最终得到57102个训练样本,其中平流雾样本数为1069个,锋面雾为165个,辐射雾为81个,其余为无雾样本。

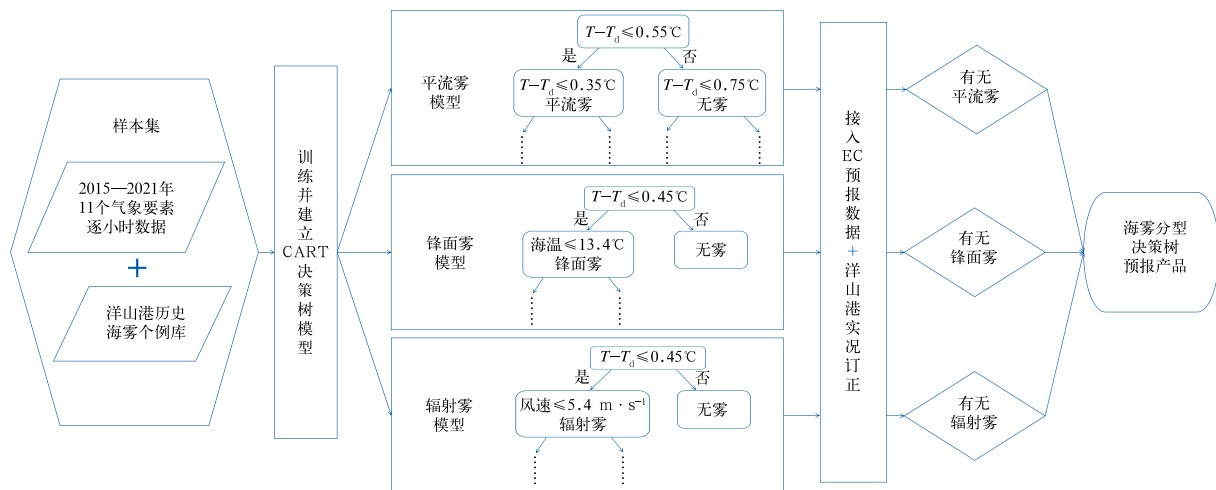


图7 洋山港海雾分型决策树模型流程图

Fig. 7 Flowchart of the sea fog classification decision tree models at Yangshan Port

采用 CART 分类树分别构建了洋山港平流雾、锋面雾和辐射雾决策树模型。为解决有雾和无雾样本数据不均衡的问题,模型训练过程中引入了分类权重。同时,为优化模型性能并防止过拟合,通过参数网格搜索以较高的预测精度、较少的树深度和节点为准则进行了决策树预剪枝。

对比分型决策树模型,其根节点均为温度露点差,且值均较小,这反映出近饱和大气条件对各类海雾形成的关键作用。值得注意的是,不同雾型的关键影响因子表现出显著差异:平流雾模型中,露点海温差也是重要因子;锋面雾模型中,海温、风向和气-海温差是重要因子;对于辐射雾,风速、海温和风向是重要因子。11 个预报因子并未在每类决策树中得到全部使用,表明不同雾型形成机制的物理差异性,决策树通过特征选择自动识别不同雾型的气象指示因子,这也是建立分型决策树的意义所在。

将 EC 模式的要素预报数据接入决策树模型。由于雾的形成对温度、湿度条件高度敏感,基于洋山港实况观测数据,对 EC 的预报序列进行订正,从而生成海雾分型决策树预报产品,预测未来 72 h 是否出现平流雾、锋面雾和辐射雾。

4.2 2023 年海雾过程检验评估

基于洋山站能见度实况,对决策树模型和 EC 模式的雾预报进行对比检验。EC 能见度预报选取覆盖洋山港海域格点最小值,由于其时间分辨率为 3 h,选取 2023 年持续 3 h 及以上的海雾过程进行检验。这 15 次海雾过程的出雾时间、实况雾类型和决策树预报雾类型如表 2 所示。

15 次海雾过程逐 3 h 预报检验结果显示(表略),决策树准确率为 76%,空报率为 39%,漏报率为 38%;EC 准确率为 72%,空报率为 36%,漏报率为 79%。决策树预报准确率略高于 EC,虽然空报率也略高,但漏报率显著低于 EC。决策树模型的预报性能优于 EC。

从分型预报效果来看,13 次平流雾过程中,决策树模型正确预报 11 次,漏报 2 次;7 次锋面雾过程正确预报 4 次,空报 1 次,漏报 3 次;2 次辐射雾均预报正确。分型预报对平流雾的出雾和持续时间预报效果较好,同时对锋面雾和辐射雾也有一定的提示作用。

表 2 2023 年洋山站 15 次海雾过程雾类型的决策树模型预报与实况对比
Table 2 Comparison between observation and forecasts in decision tree models
for fog types of 15 sea fog events at Yangshan Station in 2023

序号	出雾时段	实况雾类型	决策树预报雾类型
1	1 月 12—14 日	平流雾+锋面雾	平流雾+锋面雾
2	1 月 22 日	平流雾	无雾
3	2 月 6—7 日	平流雾	无雾
4	2 月 9 日	平流雾+锋面雾	平流雾+锋面雾
5	2 月 11—13 日	平流雾+锋面雾	平流雾+锋面雾
6	3 月 20—22 日	平流雾+辐射雾	平流雾+锋面雾+辐射雾
7	4 月 5 日	锋面雾	无雾
8	4 月 28 日	锋面雾	无雾
9	5 月 17—18 日	平流雾	平流雾
10	5 月 21—22 日	平流雾	平流雾
11	5 月 30 日至 6 月 1 日	平流雾+辐射雾	平流雾+辐射雾
12	6 月 12—13 日	平流雾	平流雾
13	6 月 17—21 日	平流雾	平流雾
14	12 月 10—11 日	平流雾+锋面雾	平流雾
15	12 月 28—30 日	平流雾+锋面雾	平流雾+锋面雾

4.3 个例检验

4.3.1 个例 1

2023 年 1 月 12—14 日洋山港海雾过程主要分为三个阶段:12 日上午受低压东部的东南气流影响,形成平流雾;13 日上午受低压后部的北风影响,出现短暂的锋面雾;13 日下午至 14 日上午受降水

和冷空气共同影响,主要为锋面雾。对此次大雾过程进行决策树预报和 EC 能见度预报的对比检验(图 8),图中彩色色块表示决策树有无雾分类预报,蓝色实线为洋山站能见度实况,黑色实线为 EC 能见度预报,黄色实线为能见度 1000 m(有/无雾)参考线。

可以看到,决策树模型准确预报了持续的平流

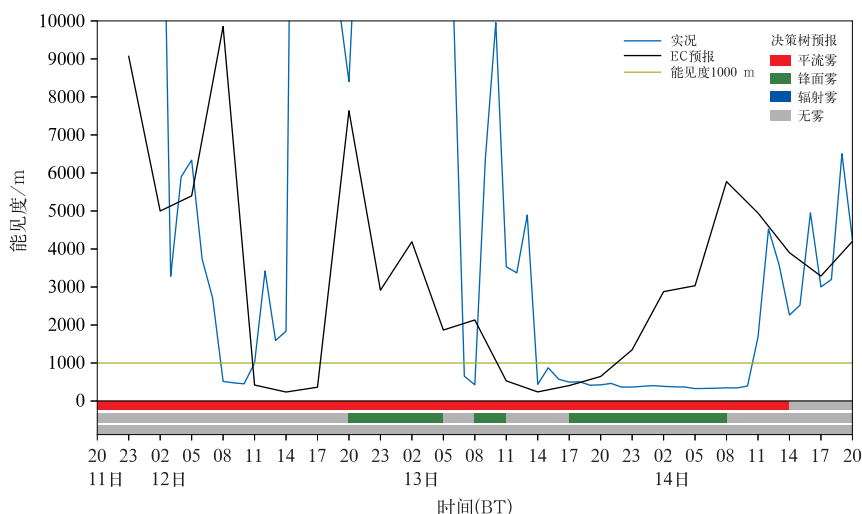


图 8 2023 年 1 月 11 日 20 时起报的洋山港海雾分型决策树模型预报、EC 能见度预报与实况的对比

Fig. 8 Comparison of forecasts in the sea fog classification decision tree models and EC visibility forecasts initialized at 20:00 BT 11 January 2023 with the observation at Yangshan Port

雾,并显示 13—14 日主要为锋面雾,对出雾类型的预报具有一定的参考价值。决策树预报的出雾时间较早,但雾消散时间与实况基本吻合。相比之下,EC 能见度预报主要报出了两段雾过程,其中第一段预报的出雾时间较晚,第二段预报的出雾较早且持续时间偏短。

4.3.2 个例 2

2023 年 5 月 30 日至 6 月 1 日洋山港海雾过程主要分为两段:5 月 30 日夜间,洋山港处于 2302 号台风“玛娃”北部、高压底部的东风气流中,夜间晴朗

少云且辐射降温明显,为平流雾和辐射雾;6 月 1 日凌晨,在东北气流控制下,晴朗少云并且伴有辐射降温,同时受台风“玛娃”北移时外围螺旋雨带影响,08—09 时出现弱降水,能见度短暂好转后又再次下降,大雾持续到 12 时左右,主要为平流雾和辐射雾。

对此次雾过程进行预报对比检验(图 9)可以看出,决策树模型对两段过程均准确预报了平流雾和辐射雾,其中第一段预报的雾消时间偏早,第二段雾消时间偏晚。相比之下,EC 两段雾均出现漏报,仅预报出两段能见度降低过程。

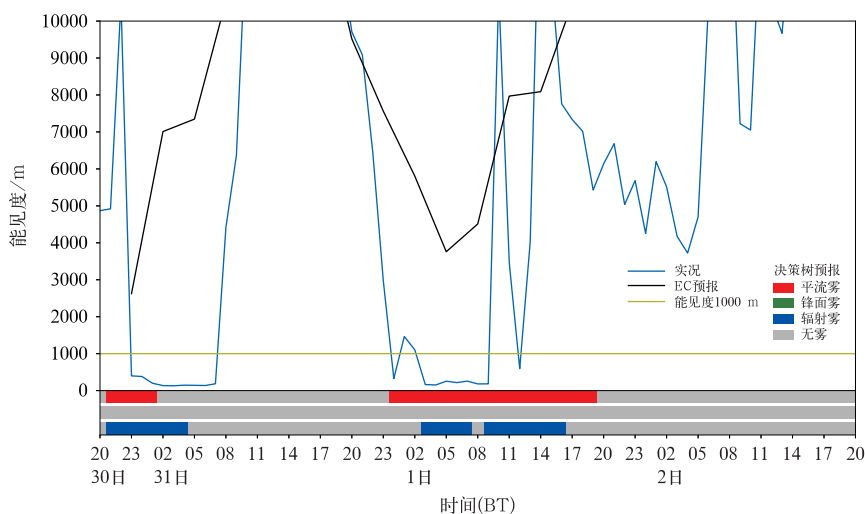


图 9 2023 年 5 月 30 日 20 时起报的洋山港海雾分型决策树模型预报、EC 能见度预报与实况的对比

Fig. 9 Comparison of forecasts in the sea fog classification decision tree models and EC visibility forecasts initialized at 20:00 BT 30 May 2023 with the observation at Yangshan Port

4.3.3 其他

决策树模型在某些个例中预报不佳,例如 2023 年 1 月 22 日、2 月 6—7 日、4 月 5 日和 4 月 28 日的雾过程均未准确预报(图略)。这几次过程的共同点是均伴有降水,且在温度、湿度条件相对不利的情况下,通过降水增加了水汽。雾发生前,各气象要素迅速变化,导致实况订正无法有效调整预报趋势,限制了决策树预报能力。此外,决策树模型的预报性能还受到分辨率、个例极端性以及特征选择等因素的影响。

5 结果与讨论

本文分析了洋山港海雾特征,利用 CART 分类树建立了海雾分型决策树预报模型,并对其预报性能进行了评估。主要结论如下:

(1)2015—2023 年洋山站、洋山主航道和宝山站雾日数对比显示,沿海海岛、近海和陆地站点在雾的年际和季节分布上存在显著差异。洋山主航道的年雾日数均多于洋山站,而洋山站多于宝山站。洋山站春季及初夏的雾日数特征显著,但少于洋山主航道,而冬季的雾日数则多于洋山主航道和宝山站。

(2)洋山站大雾期间的主导风向为东北到偏北风和东南风;无降水条件下,东到东南风占比超过东北风;而有降水条件下,则以北向风为主。逐月风向分布显示,冬季以北风为主,春季逐渐转为东北风和东南风,至夏初则以东南风为主。在海雾的不同阶段,风向和风速特征有所不同:发展阶段以 2~4 级东南风为主,成熟阶段以 2~3 级东北风为主,消散阶段则以北向风为主且风速较大。此外,洋山站伴有降水的海雾过程显著偏多且持续时间较长。东北风出雾时,与东南风相比,温度露点差小、气-海温差小、风速小,但雨量稍大。

(3)分型决策树模型显示,温度露点差为各类海雾形成的关键因子。决策树模型雾预报性能优于 EC,漏报率显著偏低,但对伴有降水且能见度陡降的海雾过程预报效果较差。分型预报对平流雾的出雾和持续时间预报效果较好,对锋面雾和辐射雾也有一定的提示作用。

本文基于洋山港观测数据构建的决策树模型,研究区域局地性强,雾样本数量相对有限,当前模型仅能预测雾的发生与否,在后续研究中可以扩大研究区域,并延伸至雾的强度分级预测。此外,可以通过引入中低层其他热力和动力预报因子,进一步优

化决策树模型。同时,还可以利用随机森林、XG-Boost 等集成学习模型,与决策树模型进行对比分析,以丰富海雾客观预报产品的种类并提高预报精度。

参考文献

- 曹越男,刘涛,杨正龙,等,2020. 海雾客观预报方法在精细化网格预报中的应用[J]. 气象,46(10):1320-1329. Cao Y N, Liu T, Yang Z L, et al, 2020. Application of sea fog objective prediction method in fine gridded weather forecasting[J]. Meteor Mon, 46(10): 1320-1329(in Chinese).
- 高荣珍,李欣,任兆鹏,等,2016. 青岛沿海海雾决策树预报模型研究[J]. 海洋预报,33(4):80-87. Gao R Z, Li X, Ren Z P, et al, 2016. Study of the sea fog prediction by classification and regression tree (CART) analyses in Qingdao Coastal Area[J]. Mar Forecasts, 33(4):80-87(in Chinese).
- 高松,徐江玲,刘桂艳,等,2021. 基于机器学习的青岛市区近岸海雾集成预报方法[J]. 海洋科学,45(3):33-42. Gao S, Xu J L, Liu G Y, et al, 2021. Ensemble forecast of sea fog in Qingdao Coastal Area based on machine learning[J]. Mar Sci, 45(3):33-42(in Chinese).
- 扈海波,梁旭东,王瑛,等,2021. 决策树模型辅助下灾害性天气的服务过程及决策分析——以北京“7·21”特大暴雨为例[J]. 气象,47(10):1182-1192. Hu H B, Liang X D, Wang Y, et al, 2021. Decision making on meteorological services under extreme weather condition supported by Bayesian model: a case study of the Beijing 21 July 2012 extra torrential rain[J]. Meteor Mon, 47(10):1182-1192(in Chinese).
- 黄彬,许健民,史得道,等,2018. 黄渤海一次持续性海雾过程形变特征及其成因分析[J]. 气象,44(10):1342-1351. Huang B, Xu J M, Shi D D, et al, 2018. Deformation feature of a continuous sea fog process over the Yellow Sea and Bohai Sea and its genesis analysis[J]. Meteor Mon, 44(10):1342-1351(in Chinese).
- 黄健,黄辉军,黄敏辉,等,2011. 广东沿岸海雾决策树预报模型[J]. 应用气象学报,22(1):107-114. Huang J, Huang H J, Huang M H, et al, 2011. Decision tree forecasting models of sea fog for the coast of Guangdong Province[J]. J Appl Meteor Sci, 22(1):107-114(in Chinese).
- 梁军,冯呈呈,王磊,等,2021. 黄海北部海域春季一次平流雾特征分析[J]. 干旱气象,39(3):448-456. Liang J, Feng C C, Wang L, et al, 2021. Characteristic analysis of an advection fog over northern Yellow Sea in spring[J]. Arid Meteor, 39(3):448-456(in Chinese).
- 柳龙生,刘莲,黄彬,2024. 一次入海温带气旋背景下的海雾观测分析和数值模拟[J]. 大气科学,48(4):1627-1639. Liu L S, Liu L, Huang B, 2024. Observation and numerical simulation on a sea fog event during an extratropical cyclone entering the sea[J]. Chin J Atmos Sci, 48(4):1627-1639(in Chinese).
- 刘志杰,王伟,廖志宏,等,2024. FY-4A 温度廓线和融合海温数据协同同化的海雾模拟效果分析[J]. 气象,50(5):547-560. Liu Z J,

- Wang W, Liao Z H, et al, 2024. Coordinate influence of FY-4A temperature profiles and fusion SST data on the sea fog simulation[J]. *Meteor Mon*, 50(5): 547-560(in Chinese).
- 吕晶晶, 牛生杰, 张羽, 等, 2014. 湛江东海岛一次春季海雾的宏观结构及边界层演变特征[J]. *气象学报*, 72(2): 350-365. Lv J J, Niu S J, Zhang Y, et al, 2014. Evolution characteristics of the macro-/micro-structure and the boundary layer during a spring heavy sea fog episode in Donghai Island in Zhanjiang[J]. *Acta Meteor Sin*, 72(2): 350-365(in Chinese).
- 乔崛, 彭新东, 2024. 利用尺度自适应大气边界层湍流参数化方案对一次陆地浓雾的数值模拟[J]. *气象*, 50(4): 449-460. Qiao J, Peng X D, 2024. Numerical simulation of a dense land fog by a scale-aware atmospheric boundary layer turbulent parameterization scheme[J]. *Meteor Mon*, 50(4): 449-460(in Chinese).
- 芮芮, 陆春松, 银燕, 等, 2023. 基于雾微物理观测改进能见度诊断方案[J]. *大气科学*, 47(5): 1375-1387. Rui X, Lu C S, Yin Y, et al, 2023. Improved visibility diagnostic scheme based on fog microphysical observation[J]. *Chin J Atmos Sci*, 47(5): 1375-1387(in Chinese).
- 史达伟, 张静, 曹庆, 等, 2022. 基于决策树算法的海州湾地区海雾预测[J]. *气象科学*, 42(1): 136-142. Shi D W, Zhang J, Cao Q, et al, 2022. Research on sea fog diagnosis in Haizhou Bay based on decision tree algorithm[J]. *Sci Meteor Sin*, 42(1): 136-142(in Chinese).
- 王彬华, 1983. 海雾[M]. 北京: 海洋出版社. Wang B H, 1983. Sea Fog[M]. Beijing: China Ocean Press(in Chinese).
- 许敏, 李江波, 田晓飞, 等, 2022. 京津冀夏季雾的特征与预报[J]. *气象*, 48(7): 899-912. Xu M, Li J B, Tian X F, et al, 2022. Characteristics and forecasting of summer fog in the Beijing-Tianjin-Hebei Region[J]. *Meteor Mon*, 48(7): 899-912(in Chinese).
- 杨棋, 欧建军, 李永平, 2013. 洋山海域海雾客观预报方法研究[J]. *热带海洋学报*, 32(5): 59-64. Yang Q, Ou J J, Li Y P, 2013. An objective forecast method for sea fog over the Yangshan Sea[J]. *J Trop Oceanogr*, 32(5): 59-64(in Chinese).
- 杨悦, 高山红, 2016. 黄前海雾 WRF 数值模拟中垂直分辨率的敏感性研究[J]. *气象学报*, 74(6): 974-988. Yang Y, Gao S H, 2016. Sensitivity study of vertical resolution in WRF numerical simulation for sea fog over the Yellow Sea[J]. *Acta Meteor Sin*, 74(6): 974-988(in Chinese).
- 杨正龙, 张恒德, 胡海川, 等, 2023. 基于动力统计方法的黄渤海海雾预报模型构建与应用[J]. *气象与环境科学*, 46(5): 96-103. Yang Z L, Zhang H D, Hu H C, et al, 2023. Construction and application of sea-fog forecast model in the Yellow Sea and Bohai Sea based on dynamic statistics[J]. *Meteor Environ Sci*, 46(5): 96-103(in Chinese).
- 尤琦, 曲晓黎, 赵增保, 等, 2022. 基于 CART 决策树的河北省低能见度分类研究[J]. *气象与环境学报*, 38(3): 112-118. You Q, Qu X L, Zhao Z B, et al, 2022. Low visibility classification based on CART decision tree in Hebei Province[J]. *J Meteor Environ*, 38(3): 112-118(in Chinese).
- 俞涵婷, 廖晨昕, 王可欣, 等, 2020. 浙江中南部海雾预报决策树模型研究[J]. *海洋预报*, 37(6): 96-101. Yu H T, Liao C X, Wang K X, et al, 2020. A decision-tree forecasting model of sea fog for the central and southern coastal area of Zhejiang Province[J]. *Mar Forecasts*, 37(6): 96-101(in Chinese).
- 张伟, 崔梦雪, 王婧, 等, 2024. 闽南沿海雾滴谱统计特征及其与能见度的关系[J]. *大气科学*, 48(5): 1978-1990. Zhang W, Cui M X, Wang J, et al, 2024. Statistical characteristics of droplet spectrum and their relations with visibility on southern coast of Fujian Province[J]. *Chin J Atmos Sci*, 48(5): 1978-1990(in Chinese).
- 张伟, 李菲, 吕巧谊, 等, 2023. 闽南沿海一次海雾过程的多源资料综合分析[J]. *气象*, 49(6): 682-696. Zhang W, Li F, Lyu Q Y, et al, 2023. Comprehensive analysis of a sea fog event in southern coast of Fujian based on multi-source data[J]. *Meteor Mon*, 49(6): 682-696(in Chinese).
- 朱智慧, 郑运霞, 刘飞, 等, 2024. 上海沿海海雾分类及其时空特征分析[J]. *气象*, 50(12): 1509-1518. Zhu Z H, Zheng Y X, Liu F, et al, 2024. Classification and spatio-temporal characteristics of sea fog in Shanghai Coastal Area[J]. *Meteor Mon*, 50(12): 1509-1518(in Chinese).
- Bergot T, Koracin D, 2021. Observation, simulation and predictability of fog: review and perspectives[J]. *Atmosphere*, 12(2): 235.
- Breiman L I, Friedman J H, Olshen R A, et al, 1984. Classification and regression trees[J]. *Biometrics*, 40(3): 874.
- Gultepe I, Tardif R, Michaelides S, et al, 2007. Fog research: a review of past achievements and future perspectives[J]. *Pure Appl Geophys*, 164: 1121-1159.
- Price J D, 2019. On the formation and development of radiation fog: an observational study[J]. *Bound-Layer Meteor*, 172: 167-197.
- Román-Cascón C, Steeneveld G J, Yagüe C, et al, 2016. Forecasting radiation fog at climatologically contrasting sites: evaluation of statistical methods and WRF[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 142(695): 1048-1063.
- Román-Cascón C, Yagüe C, Steeneveld G J, et al, 2019. Radiation and cloud-base lowering fog events: observational analysis and evaluation of WRF and HARMONIE[J]. *Atmos Res*, 229: 190-207.
- Vorndran M, Schütz A, Bendix J, et al, 2022. Current training and validation weaknesses in classification-based radiation fog now-cast using machine learning algorithms[J]. *Artif Intell Earth Syst*, 1(2): e210006.
- Yang Y, Gao S, 2020. The impact of turbulent diffusion driven by fog-top cooling on sea fog development[J]. *J Geophys Res: Atmos*, 125(4): e2019JD031562.

(本文责编: 戴洋)