

贵阳机场辐射雾天气特征及客观预报研究

司林青

民航贵州空管分局, 贵州 贵阳

收稿日期: 2022年4月7日; 录用日期: 2022年5月5日; 发布日期: 2022年5月18日

摘要

利用2010~2021年贵阳龙洞堡机场地面逐时观测数据、贵阳站探空以及再分析资料等, 统计辐射雾生消规律和发生辐射雾的天气形势和特征, 通过相关分析归纳对辐射雾造成的低能见度天气有高影响的高、低空物理量因子。将与能见度变化相关的相关要素输入神经网络进行训练, 针对不同区间的能见度样本, 利用BP神经网络方法分类训练了3个统计模型; 并与WRF天气模式产品对接, 采用分步筛选法, 研发了龙洞堡机场24 h时效的逐时能见度预报产品。检验结果表明: 基于BP神经网络方法开展逐时预报, 预报结果与能见度实况日变化趋势和最低值接近, 比本地WRF模式产品预报能力有较大提高, 分级命中率平均提高了9%~35%, 尤其对0.35~0.8 km, 平均提高了30%~45%, 对<0.8 km的低能见度过程技巧评分显著提高了39%, 达到了73%的命中率。

关键词

辐射雾, 低能见度, BP神经网络, 分步筛选

Study on Weather Features and Objective Forecast of Radiation Fog at Guiyang Airport

Linqing Si

Guizhou ATM Sub-bureau of CAAC, Guiyang Guizhou

Received: Apr. 7th, 2022; accepted: May 5th, 2022; published: May 18th, 2022

Abstract

Based on the ground hourly observation data, sounding data and reanalysis data of Guiyang Longdongbao Airport from 2010 to 2021, the generation and dissipation law of radiation fog and the weather situation and characteristics of radiation fog were statistically analyzed. The high and low altitude physical quantity factors which have high influence on low visibility weather caused by radiation fog are summarized through correlation analysis. The relevant elements related to visi-

bility change are input into the neural network for training, and three statistical models are trained by BP neural network method for visibility samples in different intervals. By docking with WRF weather model products, the 24-hour hourly visibility prediction product of Longdongbao Airport was developed by using the step-by-step screening method. The test results show that the hourly forecast based on BP neural network method is close to the daily variation trend and the minimum value of visibility, which is greatly improved compared with the forecast ability of local WRF model products. The classification hit rate is increased by 9 - 35 % on average, especially for 0.35 - 0.8 km, which is increased by 30 - 45 % on average. The skill score of low visibility process < 0.8 km is significantly increased by 39 %, reaching 73 % hit rate.

Keywords

Radiation Fog, Low-Visibility, BP Neural Network, Step-by-Step Screening

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

辐射雾是由于地表辐射冷却使近地面水汽凝结而导致主导能见度小于 1 km 的视程障碍现象,是悬浮于近地层大气中的大量微细乳白色水滴或冰晶的可见集合体[1]。由辐射雾造成的低能见度天气是影响航班正常性的主要原因之一,沈俊等[2]发现,低能见度和低云是造成航空事故最主要因素,每年辐射雾造成的航运经济损失比龙卷还要大。因此研究机场辐射雾造成的近地面能见度变化特征及其影响因素,对于提高航班正常性和安全性具有重要意义。

能见度变化在较大时间尺度上具有相似规律性和周期性,这主要受气候、地形等因素影响,近年来研究机场辐射雾造成的低能见度天气的成果取得了显著进展。袁娴等[3]对浦东机场低云、低能见度天气进行了分型,并探讨了一些常用天气要素与低云、低能见度天气的关系。郭智亮等[4]利用广州白云机场 2005~2017 年的逐时观测资料,结合花都花东 2012~2017 年 PM_{2.5} 浓度的逐时观测数据,分析了近年来白云机场能见度的变化特征以及能见度与气象要素、大气污染物之间的关系。邓长菊等[5]总结了北京地区 200 米以下浓雾天气的时空分布、演变特征和临近预报方法及指标。吴彬贵等[6]利用 BP 神经网络方法,与 WRF 天气模式产品对接,研发了 72 h 时效的逐时能见度释用预报产品。李沛等[7]基于神经网络逐级分类建模开展北京地区能见度预报,取得了很好的预报效果。

但由于低能见度天气生消机制复杂,仅学习其他机场经验并不足以帮助预报员建立完善的预报思路,且罗喜平等[8]对贵州浓雾进行了统计分析和天气分型,指出贵州各地雾的生消变化存在很大的地域差异,贵阳龙洞堡国际机场海拔高度 1139 m,地处云贵高原东麓,地形条件复杂,机场周边山脉河流纵横,充沛的水气以及山脉的阻挡作用,配合城市密集区高气溶胶排放造成该区域低能见度天气多发,同时对龙洞堡机场辐射雾生消规律和预报方法的研究仍存在很大不足。本文将利用机场和周边站点观测数据、美国国家环境预报中心的再分析产品及空气污染物资料,探讨低能见度的精细化预报,以期为提高龙洞堡机场低能见度的预报准确率提供依据。

2. 数据与研究方法

贵阳龙洞堡机场东西跑道上分别安装有 Vaisala 和 Metled 的气象自动观测系统,对风、能见度、天

气现象和云等常规气象要素进行观测。机场气象观测员每小时进行一次常规观测并记录。本文选取时段为 2010~2021 年的逐时例行天气报告中观测数据和自动站数据,并将由辐射雾造成的能见度小于 1 km 出现的次数作为低能见度次数。冶金厅自动环境监测站位于龙洞堡机场西侧 6.8 km 处,是距离龙洞堡机场最近的一个自动环境监测站点,本文选取贵阳环境保护局提供的冶金厅自动环境监测站 2010~2021 年的 PM_{2.5} 逐时观测数据代表龙洞堡机场的 PM_{2.5} 数值。天气形势数据选取 2010~2021 年美国国家环境预报中心 FNL 再分析资料、贵阳东山站探空数据。

本文针对龙洞堡机场低能见度天气,在对其近年来浓雾过程特征和诊断分析的基础上,利用 2010~2019 年龙洞堡机场逐时观测资料、贵阳东山站探空数据、FNL 再分析资料和自动环境监测站逐时观测数据,分全样本、0~0.5 km 和 0.35~0.8 km 三个不同区间能见度的样本,分析能见度与各气象参数、空气污染物之间的相关性,选取相关性较好的参数作为预报因子,基于 BP 神经网络方法,对相关物理量和能见度数据训练建模。本文检验时段为 2020~2021 年的逐时能见度预报结果。

3. 低能见度变化特征

本文利用 2010~2021 年龙洞堡机场的能见度逐时观测资料,对辐射雾造成的低能见度次数和影响时间的年、月和日变化趋势进行分析。如图 1,从逐年变化趋势来看,近 12 年来机场能见度平均值多波动,低能见度发生次数和时数总体呈减少趋势,并存在 4 年为周期的波动,2010 年低能见度出现次数时数最多,2017 年低能见度仅出现 4 次共 24 小时;如图 2,从月变化特征曲线来看,机场低能见度时数呈现明

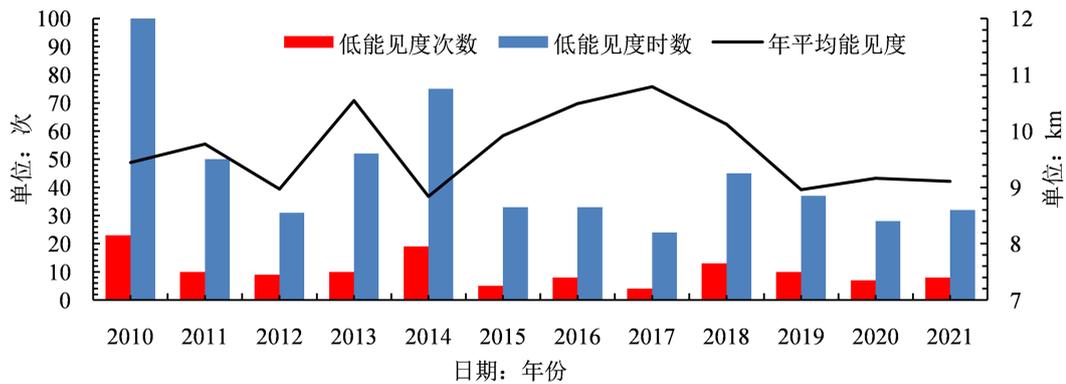


Figure 1. Annual variation characteristics of low visibility
图 1. 低能见度年变化特征

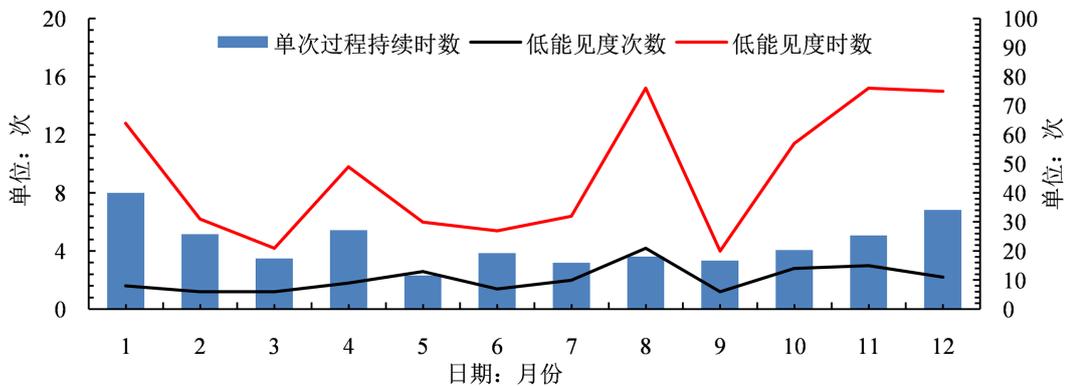


Figure 2. Monthly variation characteristics of low visibility
图 2. 低能见度月变化特征

显的峰、谷变化曲线, 3、6、9月最少, 8、11、12月最多, 季节变化特征显著, 8月出现次数最多, 但单次持续时间较短, 12、1月出现次数较少, 但单次持续时间较长; 如图3, 从日变化特征曲线来看, 01时开始出现低能见度天气, 时数仅为6, 之后能见度平均值持续降低, 低能见度出现时数迅速增长, 07、08时机场能见度平均值最低、低能见度出现时数最多, 之后能见度平均值持续增大、低能见度出现时数迅速减少, 15~16时能见度平均值达到最大值, 低能见度出现时数在13时及以后降为0。贵阳机场辐射雾的平均起雾时间为北京时04时49分, 平均雾散时间为08时57分, 平均持续时间为4小时8分钟。

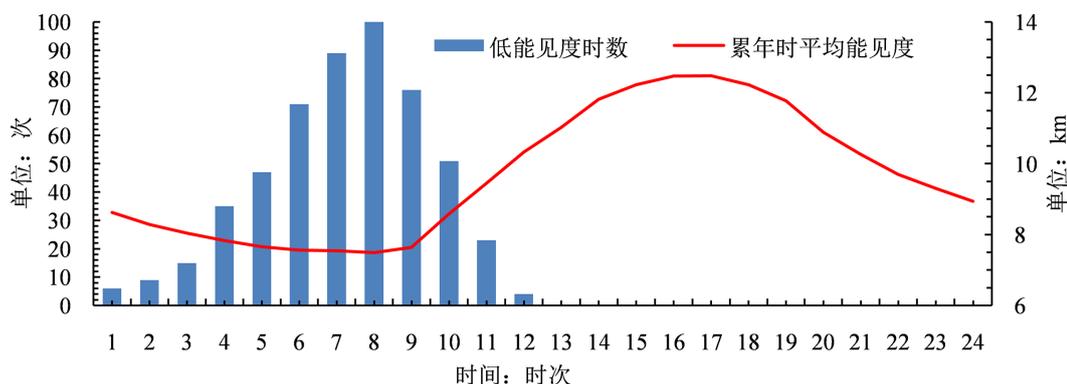


Figure 3. Daily variation characteristics of low visibility
图3. 低能见度日变化特征

4. 能见度分类建模

4.1. 分类建模原理

辐射雾的形成和过程中能见度的数值受天气形势、排放源、下垫面等多种因素影响, 具有很强的非线性。BP神经网络基本原理是利用信号前向传播和误差反向传播, 通过隐含层和线性输出层, 对任意非线性函数进行逼近, BP神经网络既可以求解非线性问题, 又不要求样本独立或遵从正态分布, 通过输入相关数据, 利用其对非线性数据的逼近能力直接输出预测结果, 能较好的对单点的能见度进行预测。

4.2. 建模因子选取

为实现低能见度预报的客观化, 将环流形势做量化处理, 应用多个气象要素组成的物理量提取各环节形势的主要特征。本文选用2010~2019年的FNL再分析资料, 结合逐时观测资料, 并用地面观测资料取代FNL再分析资料中的2 m温度、露点和地面风, 计算出表征大气稳定性、水汽、气压场变化、天空状况以及动力、热力作用的53个单物理量或组合物理量来量化环流形势的特征。其中表示动力作用的物理量有850 hPa垂直速度、10 m风向风速、850 hPa风向风速等, 表示热力条件的物理量有低层不同高度层的温度差、地面最低气温、气温下降率, 低层冷暖平流等, 表征水汽条件的物理量有地面露点、低层湿度和水汽通量散度等, 表示大气凝结核的PM2.5等。将初步选取的53个物理量因子和PM2.5与00~11时能见度逐一作相关分析, 计算每个因子与能见度值之间的线性相关系数, 最终确定18个相关系数 ≥ 0.3 的高影响物理量, 并通过 $\alpha = 0.05$ 的显著性水平检验(表1)。

被选入的高影响因子多为低层大气特征量, 如10 m风速较小、850 hPa垂直速度接近0、24小时变压小表明气压场稳定稀疏、地面微风, 总云量、875 hPa湿度、850 hPa水汽通量散度均较小表明天空状况良好, 2 m气温下降率越大、850 hPa与地面气温差越大、850 hPa弱暖平流表明强辐射降温、有利于逆温加强、大气层结稳定, 14和20时露点温度差较小、地面温度露点差越小、2 m露点温度较大、PM2.5

值较大、过去能见度较低以及 M 指数[9]较大表明低层水汽丰富且不受平流影响、大气中有凝结核，日出时间则是雾消散时间的决定性因素之一，且日出前后为低能见度天气能见度值最低时刻。

Table 1. Meteorological factors with high impact on visibility

表 1. 对能见度有高影响的气象因子

影响因子	单位	影响因子	单位
2 m 温度	℃	850 hPa 水汽通量散度	g/(cm ² ·hPa·s)
10 m 风速	m/s	850 hPa 温度平流	℃/s
过去能见度	m	850 hPa 垂直速度	Pa/s
24 小时变压	hPa	M 指数	-
2 m 气温下降率	℃/h	850 hPa 风速	m/s
总云量	%	14 和 20 时露点温度差	℃
2 m 露点温度	℃	PM2.5	μg/m ³
日出时间	hh:mm	850 hPa 与地面气温差	℃
875 hPa 湿度	%	地面温度露点差	℃

4.3. 模型训练思路

利用 2010~2019 年全样本资料，为降低神经网络的学习难度，剔除降雪、中或大雨、毛毛雨和静止锋下低云等造成低能见度的样本。经试验表明，由于辐射雾造成低能见度是小概率事件，仅用一个神经网络对全样本进行建模，其仿真效果很难对样本中的低概率事件具有高敏感性。因此本文采用对不同区间样本分类建模训练的方法，利用上述资料，通过训练建立粗分神经网络模型；再用该时间段内所有能见度 0~0.5 km 的个例组成样本库，建立低值神经网络模型；最后挑选出所有能见度在 0.35~0.8 km 的样本，建立中间神经网络模型。采用“输入层 - 隐含层 - 输出层”三层结构以及梯度下降搜索算法，神经元之间的激活函数选取 Tansig 函数。由于各物理量单位不一致，为加快网络收敛速度并提升神经网络对低能见度天气的敏感性，训练前对各输入因子进行线性或非线性参数化处理。

隐含层节点数直接影响模型构建的合理性及最终预报效果，增加节点数有可能提高收敛精度，但节点数过多也会造成对携带噪声的样本识别能力下降，出现过拟合现象[10]。在经验公式指导下，通过反复训练，最终粗分神经网络隐含层节点数取值为 10，进入模型的因子有 13 个，分别是地面温度露点差、850 hPa 与地面气温差、PM2.5、14 和 20 时露点温度差、M 指数、850 hPa 垂直速度、875 hPa 湿度、2 m 露点温度、地面风速、850 hPa 温度平流、850 hPa 水汽通量散度、总云量、2 m 气温下降率；低值神经网络隐含层节点数取值为 9，进入模型的因子有 5 个，分别是 10 m 风速、地面温度露点差、M 指数、日出时间、2 m 气温下降率；中间神经网络隐含层节点数取值为 7，进入模型的因子有 3 个，分别是地面温度露点差、2 m 温度和露点。每个神经网络的输出层只有一个神经元。

4.4. 分步筛选识别预报思路

利用训练好的神经网络模型，按图 4 步骤进行能见度逐步筛选预报。第一步，先用粗分神经网络对输入的因子进行预报，如果预报值在 0.8 km 以上，则采用此值，否则进入第二步；第二步，对于粗分神经网络预报值在 0.8 km 以下的个例，用低值神经网络进行预报，如果预报值在 0~0.35 km，则采用此值，

否则进入第三步；第三步，对于用低值神经网络预报值在 0.35 km 以上的个例，采用中间神经网络进行预报，得到最终预报值。

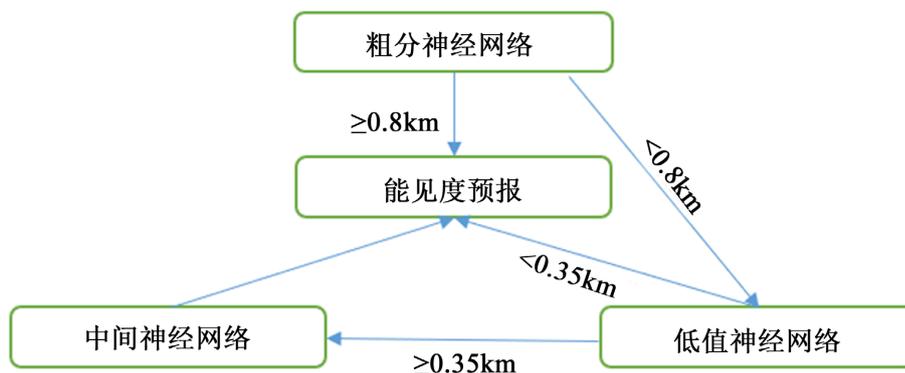


Figure 4. Step by step screening, identification and prediction ideas
图 4. 分步筛选识别预报思路

5. 模型应用检验

建立模型后，对 2020~2021 年龙洞堡机场能见度逐时预报效果进行检验，将 10 km 以下能见度的检验范围分为 5 级，划分范围依次为 0~0.35 km (不含 0.35 km，下同)、0.35~0.55 km、0.55~0.8 km、0.8~1.5 km、1.5~10.0 km，某级能见度的命中率计算公式如下：

$$Hit_j = \frac{NA_{ij}}{NA_{ij} + NB_{ij} + NC_{ij}} \quad j = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (1)$$

公式中 Hit_j 为第 j 级能见度范围的命中率， NA_{ij} 为第 i 个个例第 j 级能见度范围的预报命中次数， NB_{ij} 为预报偏小次数， NC_{ij} 为偏大次数。

5.1. 逐时预报效果检验

将 10 km 以下的能见度分为 5 级检验，从 2020~2021 年检验总体平均水平看，神经网络模型对于从小到大 5 个能见度级别的平均命中率分别为 8%、23%、47%、39%和 83%，比原 WRF 模式预报产品有稳定大幅的提高，平均提高了 9%~35%，尤其对 0.35~0.8 km，平均提高了 30%~45%，表明对于能见度天气，神经网络模型预报改进明显，比原 WRF 模式预报能力有大幅的提高(图 5)。

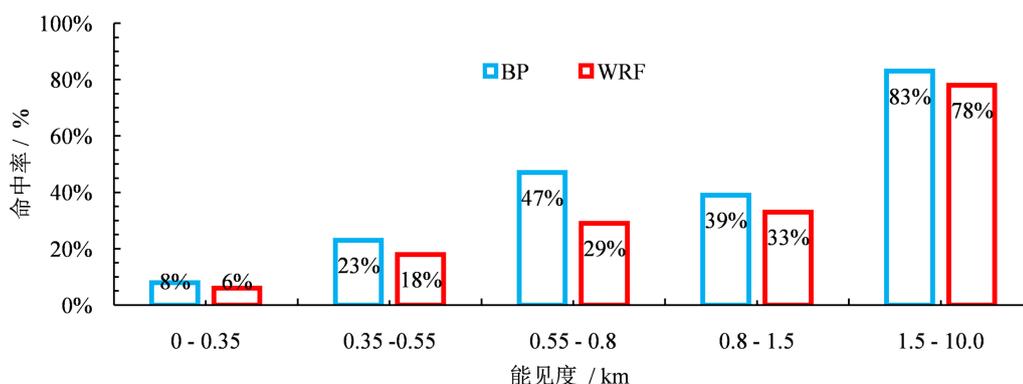


Figure 5 Overall average inspection results of visibility hit rate
图 5 能见度命中率总体平均检验结果

5.2. 日最低能见度预报效果检验

如表 2 所示, 本文以北京时 00 时为日界, 选取每日 24 个时次预报的最低能见度作为日最低能见度, 分 <0.8 km 和 0.8~10 km 两级进行日最低能见度检验, 对 <0.8 km 的日最低能见度, 神经网络模型技巧评分为 73%, 本地 WRF 模式为 34%, 优于同类方法的有无雾预报技巧; 对于 0.8~10 km 的日最低能见度, 神经网络模型技巧评分为 62%, 本地 WRF 模式为 11%, 相比有大幅提高。

Table 2. Daily minimum visibility skill score (unit: %)
表 2. 逐日最低能见度技巧评分(单位: %)

日最低能见度	WRF	神经网络模型
<0.8 km	34	73
0.8~10 km	11	62

5.3. 日最低能见度预报效果检验

本文选取 1 次强浓雾过程为例, 此次过程出现在 2022 年 1 月 18 日, 龙洞堡机场出现了持续时间 9 小时 47 分、最低能见度 100 m 的的冻雾天气。从图 6 中, 1 月 17 日 14:00 制作的 24 小时时效能见度预报效果可以看出, 神经网络模型逐时预报结果与实况趋势一致, 提前 11 小时预报出了此次冻雾天气过程, 而本地 WRF 模式仅预报有轻雾。经过人工对结果再次修订, 龙洞堡机场气象台提前发布冻雾低能见度警报, 机场进出港航班提前调时, 始发航班正常性 100%, 无备降返航发生。由此可见, 该神经网络模型对龙洞堡机场低能见度保障有较好的参考意义。

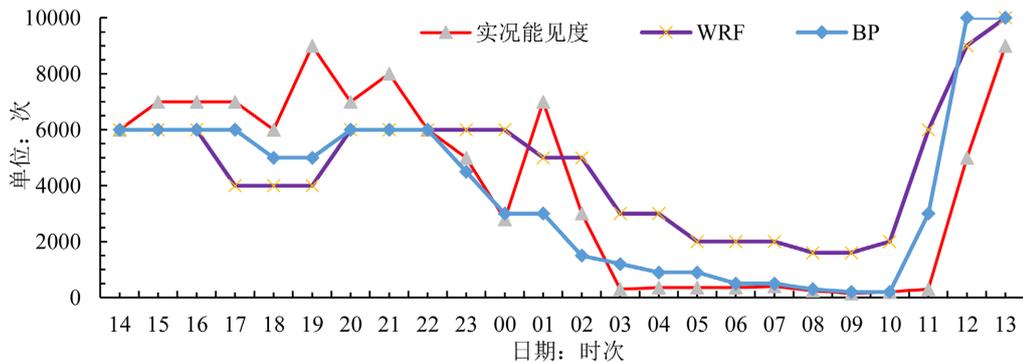


Figure 6. Dense fog process inspection on January 18, 2022
图 6. 2022 年 1 月 18 日浓雾过程检验

6. 小结和讨论

本文详细统计了龙洞堡机场由辐射雾造成的能见度小于 1 km 的天气次数和变化特征, 分析归纳了与之生消发展相关的 18 个相关系数 ≥ 0.3 的高影响物理量因子, 并使用 2010~2019 年的 FNL 再分析资料和贵阳东山站资料, 结合逐时观测资料, 基于 BP 神经网络方法, 针对对不同区间的能见度预报构建了 3 个模型, 并对应业务运行使用的 EC 全球模式和本地 WRF 模式资料, 以逐级筛选方式实现了 24 h 时效的逐时能见度预报。建立模型后, 将 10 km 以下能见度的范围分为 5 级, 对 2020~2021 年龙洞堡机场能见度逐时预报效果进行检验, 并给出了 1 个低能见度过程的预报对比, 结论如下:

- 1) 近 12 年来机场低能见度发生次数和时数总体呈减少趋势, 并存在 4 年为周期的波动, 季节变化

特征显著, 8月出现次数最多, 但单次持续时间较短, 12、1月出现次数较少, 但单次持续时间较长, 07、08时机场能见度平均值最低、低能见度出现时数最多, 13~24时均未出现过低能见度天气。

2) 影响能见度变化的主要物理量随建模样本不同有所差异。其中代表晴好天气和低层湿度较大的上干下湿的大气配置对能见度变化的影响始终显著。进入低值神经网络模型的因子有5个, 分别是10 m风速、地面温度露点差、M指数、日出时间、2 m气温下降率, 可见影响因子主要位于近地面层和季节特征。

3) 基于BP神经网络方法开展逐时预报, 预报结果与能见度实况日变化趋势和最低值接近, 比本地WRF模式产品预报能力有较大提高, 分级命中率平均提高了9%~35%, 尤其对0.35~0.8 km, 平均提高了30%~45%, 对<0.8 km的低能见度过程技巧评分显著提高了39%, 达到了73%的命中率。

参考文献

- [1] 朱承瑛, 朱毓颖, 祖繁, 等. 江苏省秋冬季强浓雾发展的一些特征[J]. 气象, 2018, 44(9): 1208-1219.
- [2] 沈俊, 阎凤霞, 王燕雄. 虹桥机场能见度变化特征分析[J]. 热带气象学报, 2008, 24(1): 99-104.
- [3] 袁娴, 陈志豪. 上海浦东机场平流雾的统计和监测分析[J]. 气象科学, 2013, 33(1): 95-101.
- [4] 郭智亮, 等. 2005-2017年白云机场能见度变化特征及其与影响因子关系研究[J]. 气象科技进展, 2019, 9(6): 40-43.
- [5] 邓长菊, 丁德平, 等. 2007-2010年北京自动站浓雾特征分析与临近预报初探[J]. 气象科技, 2013, 41(1): 108-113.
- [6] 吴彬贵, 张建春, 李英华, 等. 天津港秋冬季低能见度数值释用预报研究[J]. 气象, 2017, 43(7): 863-871.
- [7] 李沛, 等. 基于神经网络逐级分类建模的北京地区能见度预报[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2012, 48(3): 52-57.
- [8] 罗喜平, 等. 贵州省雾的气候特征研究[J]. 北京大学学报自然科学版, 2008, 44(5): 765-772.
- [9] 马学款, 蔡芎宁, 等. 重庆市区雾的天气特征分析及预报方法研究[J]. 气候与环境研究, 2007, 12(6): 795-803.
- [10] 谢超, 马学款, 张恒德. 华南低能见度天气特征及客观预报研究[J]. 气象科学, 2019, 39(4): 556-561.