

# 能见度集合预报及后处理技术应用

谢超 马学款\* 王继康 饶晓琴 张碧辉

(国家气象中心, 北京 100081)

**摘要** 基于污染物情况、环流系统和时空分布特征分析, 利用神经网络对历史数据进行建模, 生成了能见度集合预报产品。在 2022 年冬季的 TS 评分检验中, 预报产品优于欧洲中期数值预报中心模式(ECMWF)的能见度预报产品。利用概率匹配、最优百分位和神经网络三种后处理方法生成后处理产品, 这些产品的 TS 评分优于集合预报产品。预报输入的 ECMWF 模式 2 m 湿度与实况的偏差是误差的主要来源。利用集成方法对三种后处理产品进行集成, 其 TS 评分结果在低能见度区间总体接近或略优于原始产品。生成的能见度集合预报后处理最优集成预报产品成功提高了对中期延伸期能见度天气的预测准确性。

**关键词** 能见度; CAMx 模式; 集合预报; 后处理; 最优集成

**中图分类号**: P458 **DOI**: 10.19517/j.1671-6345.20230120 **文献标识码**: A

## 引言

低能见度天气涉及工业化、城市化、交通运输、农业活动、自然灾害以及气象条件和地理环境等多个方面<sup>[1-3]</sup>, 这些因素的相互作用导致空气质量下降和能见度的降低<sup>[3]</sup>。能见度变化在较大时间尺度上具有相似规律性和周期性<sup>[4-5]</sup>, 这主要受气候、地形等因素影响, 而在同一时空区域内能见度的频繁波动<sup>[6]</sup>, 则是由气象以及环境因素所造成的<sup>[7-8]</sup>。气压<sup>[9]</sup>、降水<sup>[10]</sup>、风速<sup>[11]</sup>、温度<sup>[12]</sup>、相对湿度<sup>[13-14]</sup>、污染物浓度<sup>[15-16]</sup>等因素以不同的方式影响了气溶胶消光特性, 进而改变能见度大小, 这给能见度预报带来了难度。目前低能见度天气的预报基于模式结果以及天气学方法, 通过对能见度天气形成条件作天气学分析和诊断, 并结合预报员的经验以及实况外推方法作预报, 而数值预报产品的 IMPROVE 方案中未考虑在高湿度条件下由于吸湿增长而出现的气溶胶消光系数显著增强以及由雾滴引起的消光, 而

出现频繁的漏报情况<sup>[17]</sup>。因此, 利用神经网络方法, 开发能见度预报产品<sup>[18]</sup>, 提供给一线业务预报人员参考使用, 不仅必要而且亟需。

集合数值模式在全球众多国家的天气业务中实现常规运行<sup>[19]</sup>。集合预报的目标是提供关于天气预报的不确定性信息, 即在不同环流条件下给出未来大气可能状态的概率分布样本集。在理想情况下, 未来天气事件的出现概率可以通过估计该样本集中事件相对频率获得。发布概率预报, 有利于用户基于自身花费/损失比来进行更科学的决策<sup>[20]</sup>。此外, 概率预报结果连续和稳定性更高, 且能提供灾害性天气的早期预警。但是在实际预报中, 集合模式的预报结果常出现系统性偏差、欠离散或过离散的情况<sup>[21]</sup>。主要原因是模式系统误差, 成员样本少以及分辨率不足, 初始条件的同化及扰动方法不完善<sup>[22-23]</sup>等。

进行统计后处理校正集合模式结果表现出的偏差, 能够改善预报可靠性和技巧<sup>[24-25]</sup>。目前, 统计

<http://www.qxkj.net.cn> 气象科技

国家重点研发计划课题典型灾害天气公里级滚动预报关键技术与示范应用(2021YFC3000905)、中国气象局创新发展专项(CXFZ2021Z012)资助

作者简介: 谢超, 男, 1987 年生, 硕士, 工程师, 主要从事模式后处理与人工智能应用, Email: 326624721@qq.com

收稿日期: 2023 年 4 月 11 日; 定稿日期: 2024 年 1 月 19 日

\* 通信作者, Email: 11431616@qq.com

©《气象科技》编辑部 (CC BY-NC-ND 4.0)

后处理已经成为集合预报系统的重要组成部分。针对集合模式,采用统计关系或模型来获得校正后的确定性或概率预报,是改进预报效果,获取更准确概率预报的有效方法<sup>[26-27]</sup>。

风和降水在众多集合预报及后处理应用领域较受关注<sup>[28-29]</sup>,在涉及污染和气象要素的能见度中长期预报领域的集合预报产品以及后处理技术应用较为少见<sup>[30]</sup>。本文在分析主要影响低能见度天气的污染物情况、环流系统和时空分布特征的基础上,使用神经网络方法,基于CAMx-NCEP模式(Comprehensive Air Quality Model with Extension-National Centers for Environmental Prediction模式)PM<sub>2.5</sub>预报产品、实况数据以及ECMWF集合预报(欧洲中期数值预报中心模式),生成能见度集合预报产品,并开展多种集合预报后处理方法在能见度中长期预报中的可用性研究,在检验的基础上进行最优集成,提供最优能见度集合预报后处理产品。

## 1 技术方法

根据对我国多年低能见度天气发生期间的环流系统,污染物情况和时空分布特征的分析可知:在低能见度天气发生发展时,环流系统整体呈纬向型,冷空气主体位置偏西,难以引导冷空气主体东移南下,我国中高纬地区整体受高压脊区控制。高空存在稳定维持的西北气流,水汽含量较低,高空云量较少,既有利于夜间时段地表的辐射降温,同时降低了边界层高度,近地面边界层内的污染物和水汽难以稀释,在近地层存在污染物和水汽的辐合,大大促进了低能见度天气的发生发展。另一方面,中纬度500 hPa平直的环流中盛行偏西气流,南支槽偏弱影响了水汽输送,降水稀少干燥少雨的气候背景既有利于低能见度天气的形成和持续,于此同时弱降水不能对边界层中的污染物进行清除,反而增加近地面湿度为低能见度天气的形成持续提供有利的水汽。对热力条件分析,发现在850 hPa相对湿度和温度场上,华北黄淮江淮等地低空出现了“暖干盖”,在其下部边界层中出现逆温以及多层逆温情况,阻挡污染物和水汽的稀释。等压线稀疏气压梯度小,造成地面风速较小( $<3$  m/s),水平风速小,不利于污染物和水汽的水平扩散。冷空气活动弱,大气层结稳定,地面风速小,湿度大、降水弱是我国低能见度天气形成的天气背景。

我国低能见度天气时空分布特征存在共性和不同特点,其中时空分布特征共性包括:①大气层结稳定,混合层顶高度低,垂直扩散条件差;②边界层空气湿度大,污染物吸湿性增长和化学反应更加明显;③垂直方向下沉气流为主,对流层低层出现弱的上升运动,其上部则为较强的下沉气流控制。受污染源分布地形地貌特征等影响,不同区域低能见度天气形成机理上也有各自的特点。京津冀及周边地区偏南风频率高,偏南气流有利于污染物和水汽向河北沿山地区以及北京、天津输送,区域传输作用加重了低能见度天气的程度。长三角地区、华中、珠三角地区的低能见度天气易受系统性偏北风扩散南下影响,将北方污染物和水汽输送到上述地区,而后随着冷空气势力的减弱,污染物和水汽在长三角地区、华中、珠三角地区堆积,造成低能见度天气。汾渭平原、西南地区由于地形较为复杂,多山谷沟壑地貌,本地积累和区域内传输作用加重了低能见度天气的程度。

春、秋、冬三季为低能见度天气的高发季节,其中冬季的发生频率最高,影响范围和强度也更广更强。我国中东部大部分地区在冬季都会观测到低能见度天气。夏季由于汛期的到来,降水对空气中可作为凝结核的颗粒物的湿沉降作用明显,加之大气层结常处于不稳定状态,不利于低能见度的形成与维持。平均海平面气压与能见度的大小呈负相关,地面在高压控制下时,容易出现低能见度天气。部分高能见度天气是由冷空气入侵导致的,当较强冷空气入侵时,冷空气会迅速取代暖空气,此时一般不会有低能见度出现。平均温度值与能见度的大小呈正相关,温度越低,能见度,温度较低的秋、冬季更容易出现低能见度天气。

### 1.1 能见度集合预报产品

基于全国污染物数据、多年气象观测数据以及模式再分析数据,通过天气学理论及统计分析,确定与能见度的形成、发展、消散相关的污染和气象因子,构建神经网络训练样本诊断因子库。搭建针对能见度预报的神经网络结构,通过不断实验确定神经网络各项参数,建立神经网络预测模型,实现能见度的模拟预测。神经网络预报模型经过稳定性实验后,输入国家气象中心开发的CAMx-NCEP模式15天PM<sub>2.5</sub>预报产品、实况地面监测气象温度、压力、湿度、风速等数据以及欧洲中期数值预报中心模

式(ECMWF)集合预报 51 个成员的高空场湿度、风速等数据,从而获得能见度集合预报。

模型建模选取过去 8 年的污染和气象数据和来源见表 1。

表 1 模型建模时所用数据和来源

Table 1 Data and sources used in model modeling

要素	资料来源
PM <sub>2.5</sub>	中国环保地面观测站
本站地面气压、温度、湿度、能见度、露点	中国 31 个省(区、市)2474 个国家级气象地面观测站 中国 31 个省(区、市)2357 个国家级气象地面观测站
500 hPa、700 hPa、850 hPa 的温度、湿度、风	中国 31 个省(区、市)121 个国家级探空站
500 hPa、700 hPa、850 hPa 的温度、湿度、风	全球,12.5°×12.5°

在数据进行搜集和整编的基础上,由于模式数据为格点数据,实况数据为站点数据,针对不同起报时次不同预报时效的模式数据及其对应的观测数据,进行了时空匹配处理分析,建立了基于模式的多变量和实况观测的训练数据集。为进一步去除异常值的影响,对异常值进行剔除,将其设为缺省值。

在全国 2500 余个站点上分别建立神经网络模型,针对低能见度天气形成的污染物、天气形势、物理特性,对不同诊断因子的神经网络输入值进行参数优化,以提高神经网络对低能见度样本的分辨精度,进行诊断因子的敏感试验,选取最优因子组合;为加快网络收敛速度,对气象因子进行归一化,同时为体现低能见度天气形成的临近点特性,利用参数化方案对能见度、湿度、污染物等参数进行了线性或

非线性变化。神经网络方法建模过程中涉及多个参数,参数设置的合理与否直接影响最终的结果,具体参数如表 2 所示。

针对模型参数化方案的选择,结合了经验公式以及不同数据集下不同参数的性能评估作为依据。在选择神经网络模型参数化方案时,考虑到模型的复杂度和表达能力,确保模型的参数是可训练的,并且可以根据训练数据进行优化,以及环境气象领域专家的指导意见。训练参数时,将神经网络数据集通过交叉验证将数据集分成训练集和验证集,使用不同的参数化方案在训练集上训练模型,并在验证集上进行性能评估,比较不同的参数化方案下训练和评估模型的性能,使模型在拟合精度和泛化能力间达到最优平衡。

表 2 模型参数化方案

Table 2 Model Parameterization Scheme

参数	处理原理	处理结果
隐层神经元数	直接影响神经网络结构和性能。隐含层神经元过少将无法达到学习与逼近性能的要求;而隐含层神经元过多又可能会使网络出现过拟合等不良现象	经验公式与试凑法结合使用,在满足精度要求的前提下,选取尽可能少的隐含层神经元
动态学习率	学习率过大,将使网络在训练过程中发生振荡乃至不收敛现象;如果学习率过小,学习率与负梯度的乘积就会变小,影响权值和阈值的更新速度	动态取值
样本资料归一化	为提高训练速度、有效避开 Sigmoid 函数的饱和区	输入值在 0.2 至 0.8 之间
样本资料随机顺序	网络对特征连续的样本集无效	随机排序
干扰样本的剔除	拟合误差过大的样本应当剔除,剔除过多会导致样本集代表性变差	剔除率低于总数的 5%
系统偏差修正	对低能见度拟合结果有正偏差,对高能见度有负偏差	对常年历史资料分区间计算拟合偏差

将训练样本输入网络进行收敛运算,实现污染物以及气象等输入因子与能见度间的非线性映射关

系,利用所得到的确定的网络连接权值和阈值构建所需的神经网络预报模型。

神经网络预报模型经过稳定性实验后,输入国家气象中心开发的 CAMx-NCEP 模式 15 天 PM<sub>2.5</sub> 预报产品、实况地面监测气象温度、压力、湿度、风速等数据以及欧洲中期数值预报中心模式(ECMWF)

集合预报 51 个成员的高空场湿度、风速等数据,从而获得能见度集合预报。

预报调用的数据资料与来源见表 3。

表 3 模型预报时所调用数据和来源

Table 3 Data and sources used in model forecasts

要素	数据来源
PM <sub>2.5</sub>	中国 CAMx-NCEP 模式 15 天 PM <sub>2.5</sub> 预报
地面 2 m 相对湿度、850 hpa 湿度、700 hpa 湿度、地面 2 m 温度、850 hpa 温度、海平面气压、地面 10 m 风速风向、850 hpa 风速风向	欧洲 ECMWF 模式预报,10°×10°
能见度、露点	地面观测实况资料

针对不同起报时次不同预报时效的模式数据及其对应的观测数据,进行了时空匹配处理分析,建立了基于模式的多变量和实况观测的预报数据集。

### 1.2 能见度集合预报后处理产品

在能见度集合预报产品基础上,基于概率匹配、最优百分位等集合预报的后处理技术,在尽量保持集合预报解析度的条件下,提高能见度中长期预报的技巧和可靠性。

#### 1.2.1 概率匹配法

为了修正集合平均产品的量级偏差,采用概率匹配技术。概率匹配技术用于融合不同时空分布的数据源。通常一种数据源具有较好的空间分布,而另一种数据具有更好的准确度。在集合预报中,采用该技术结合具有较好空间分布的集合平均场和更好量级准确度的集合成员预报。具体步骤见图 1。

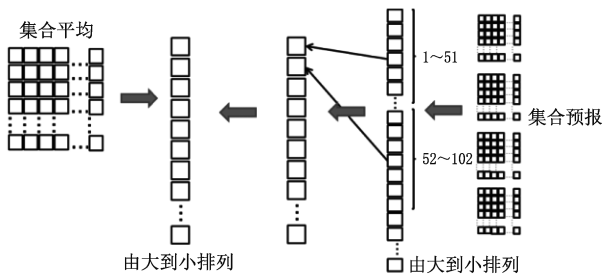


图 1 概率匹配法技术示意

Fig. 1 Schematic of the probability matching method

按照气象区划选定区域,将区域内  $n$  个成员所有预报从大到小排列,然后保留每  $n/2$  个间隔的预报值;将集合平均场按从大到小排列;将第一步保留下来序列与集合平均序列匹配,即得到概率匹配集合平均产品。

#### 1.2.2 最优百分位法

在集合预报中,采用最优百分位法结合具有较好空间分布的集合平均场和更高量级准确度的集合成员预报多模式是目前在国家气象中心运行的集成方法。最优百分位法基于预报经验,通过长时间检验发现不同的集合预报百分位值对不同天气现象等级具有预报优势。具体步骤见图 2。

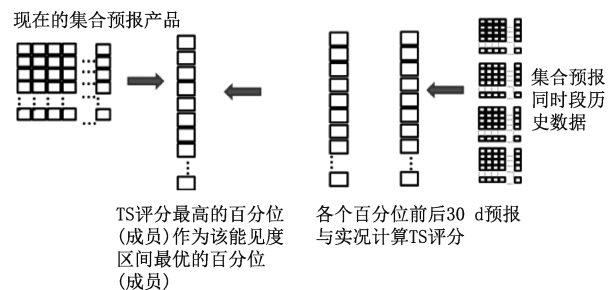


图 2 最优百分位法技术示意

Fig. 2 Schematic of the optimal percentile method

最优百分位法使用训练期内(预报同期过去三年前 30 d)的集合预报和对应的实况数据,在不同等级能见度上寻找 TS 评分最大的集合分位数。选取 0~1 km, 1~3 km, 3~5 km, 5~10 km, 大于 10 km 作为不同能见度等级,对每个区间,计算训练期内的所有样本不同集合百分位 0%, 2%, 4%, ..., 98%, 100% 的总体 TS 评分,找到评分最优的集合百分位,然后按照从小到大的顺序,依次进行判断,得到最优百分位结果。

#### 1.2.3 神经网络法

与参数化后处理方法相比,非参数化后处理一般缺乏推演能力;若要用于订正则通常需要大量的训练样本,尤其对于低频率的强降水事件,神经网络

算法善于处理非线性问题,利用神经网络后处理方法对能见度集合预报进行非参数化后处理,具体步骤见图 3。

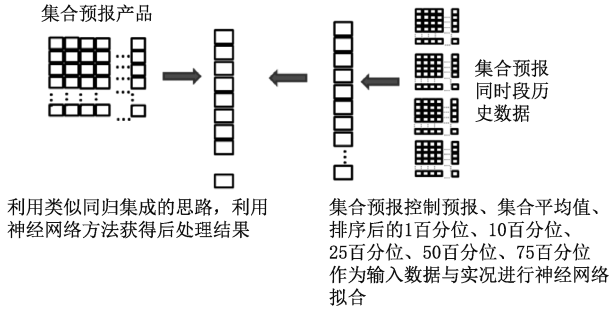


图 3 神经网络法技术示意

Fig. 3 Schematic of the neural network method

神经网络法,基于训练期内(预报同期过去三年前前后 30 d)的集合预报和对应的实况数据,利用集合控制预报、集合平均值、从小到大的 1 百分位、10 百分位、25 百分位、50 百分位、75 百分位作为输入因子与实况数据进行神经网络拟合,实时获得神经网络模型中输入当前时次集合预报各项因子,获得神经网络集合预报后处理产品。

### 1.3 多种后处理技术方法集成

以上方法各有其优势所在,因此在能见度预报中,使用多种集合预报后处理方法,将预报结果进行对比实验,选取能够针对能见度预报特点,符合能见度变化特征的后处理方法。在多种能见度集合预报后处理方法稳定运行之后,对比检验同一时段的确定性预报和不同后处理预报对能见度过程的预报效果,不同量级下的 TS 评分等方面进行客观评估。

本文针对三种后处理方法每个站点各预报时次,利用预报时刻前 30 d 各方法预报能见度值和实况观测资料,分别使用均值集成、权重集成、最小集成进行最优集成,各集成方法描述如下:

#### 1.3.1 均值集成

在无先验结果的情况下,无法评定各后处理方法优劣,假设各方法预报效果相同,以算术平均方式获得均值。

$$F_{\text{ave}} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m F_l \quad (1)$$

其中,  $F_{\text{ave}}$  是以算术平均方式获得的均值集成。  $F_l$  是第  $l$  个各后处理方法能见度值。

#### 1.3.2 权重集成

不同于算术平均集成,在一定后处理方法性能评估基础上,权重集成是考虑不同方法预报结果权重。

$$F_{\text{weight}} = \sum_{l=1}^m W_l F_l \quad (2)$$

其中,  $W_l$  是第  $l$  个方法的权重因子,且  $\sum_{l=1}^m W_l = 1$ 。

权重因子的确定方法有多种,本文采用预报时刻前 30 d 的预报结果为先验,各方法前 30 d 预报与观测值  $O$  之间偏差越小,则权重越高,第  $l$  方法的权重值为  $\frac{1}{|F_l - O|}$ 。那么第  $l$  方法在第  $i$  日预报权重因子为:

$$W_{l,i} = \frac{1}{\frac{|F_{l,i-1} - O_{i-1}|}{\sum_{l=1}^m \frac{1}{|F_{l,i-1} - O_{i-1}|}}} \quad (3)$$

则第  $i$  日权重集成预报结果为:

$$F_{\text{weight},i} = \sum_{l=1}^m \frac{F_{l,i}}{\frac{|F_{\text{model},i-1} - O_{i-1}|}{\sum_{l=1}^m \frac{1}{|F_{l,i-1} - O_{i-1}|}}} \quad (4)$$

#### 1.3.3 最小集成

由于能见度预报更关注低值,假设各方法预报效果相同,以取三种后处理方法的每个站点各预报时次中最小值作为集成结果的方式获得最小集成。

## 2 结果分析

### 2.1 能见度集合预报产品预报效果

2022 年 10 月至 2023 年 3 月冬季时间内,能见度集合预报产品的集合平均值、控制预报值、50 百分位预报产品值以及 ECMWF 能见度产品值,在全国范围针对能见度不同区间,计算 TS 评分,如表 4 所示。

2022 年 10 月至 2023 年 3 月冬季时间内,能见度集合预报产品的集合平均值、控制预报值、50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品,1 km 以下能见度不同时效 TS 评分的均值分别为 0.116、0.119、0.090、0.044;1~3 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.152、0.159、0.095、0.092;3~5 km 的能见度 TS 评分的均值分别为 0.267、0.271、0.184、0.148。在 1 km、1~3 km、3~5 km 这三个能见度区间的 TS 评分,集合预报控制预报值、集合

表 4 2022 年 10 月至 2023 年 3 月能见度集合预报产品  
多种指标和 ECMWF 能见度产品检验 TS 评分

Table 4 TS scores of multiple indicators of visibility ensemble  
forecast products and ECMWF visibility products from  
October 2022 to March 2023

	时效 h	能见度/km				
		≥10	5~10	3~5	1~3	<1
能见度 集合预 报产品 集合平均	24	0.623	0.561	0.356	0.215	0.137
	48	0.615	0.558	0.355	0.216	0.14
	72	0.607	0.535	0.305	0.157	0.126
	96	0.585	0.540	0.312	0.180	0.132
	120	0.585	0.529	0.292	0.167	0.128
	144	0.585	0.469	0.284	0.171	0.116
	168	0.584	0.460	0.278	0.167	0.116
	192	0.545	0.443	0.242	0.129	0.108
	216	0.535	0.446	0.241	0.136	0.105
	240	0.533	0.432	0.226	0.130	0.107
	264	0.494	0.431	0.229	0.131	0.106
	288	0.486	0.430	0.225	0.125	0.104
	312	0.478	0.431	0.225	0.115	0.103
	336	0.460	0.425	0.218	0.116	0.102
360	0.453	0.422	0.217	0.118	0.103	
能见度 集合预 报产品 控制预报	24	0.567	0.506	0.317	0.194	0.132
	48	0.561	0.501	0.316	0.193	0.132
	72	0.555	0.474	0.268	0.144	0.121
	96	0.546	0.52	0.314	0.189	0.123
	120	0.534	0.513	0.308	0.185	0.12
	144	0.524	0.498	0.271	0.142	0.122
	168	0.518	0.486	0.274	0.157	0.124
	192	0.528	0.473	0.26	0.151	0.115
	216	0.508	0.495	0.269	0.153	0.11
	240	0.5	0.48	0.249	0.142	0.115
	264	0.501	0.471	0.258	0.155	0.115
	288	0.498	0.466	0.249	0.156	0.116
	312	0.484	0.464	0.233	0.151	0.115
	336	0.483	0.431	0.241	0.141	0.114
360	0.484	0.421	0.236	0.139	0.114	
能见度 集合预 报产品 50 百分位	24	0.673	0.467	0.237	0.125	0.113
	48	0.59	0.418	0.224	0.118	0.097
	72	0.662	0.454	0.223	0.109	0.101
	96	0.655	0.452	0.21	0.106	0.091
	120	0.574	0.406	0.21	0.106	0.091
	144	0.565	0.402	0.197	0.099	0.097
	168	0.644	0.439	0.192	0.093	0.089
	192	0.636	0.418	0.174	0.089	0.088
	216	0.549	0.39	0.178	0.085	0.084
	240	0.54	0.377	0.166	0.085	0.084
	264	0.536	0.384	0.157	0.085	0.083
	288	0.531	0.381	0.154	0.084	0.083
	312	0.529	0.371	0.155	0.083	0.081
	336	0.527	0.374	0.143	0.083	0.081
360	0.521	0.377	0.141	0.081	0.08	
ECMWF 能见度 产品	24	0.577	0.340	0.153	0.116	0.054
	48	0.572	0.345	0.152	0.105	0.048
	72	0.566	0.348	0.158	0.101	0.046
	96	0.558	0.338	0.158	0.098	0.042
	120	0.537	0.340	0.153	0.097	0.054
	144	0.521	0.339	0.153	0.097	0.039
	168	0.518	0.337	0.151	0.096	0.042
	192	0.504	0.295	0.149	0.091	0.044
	216	0.503	0.306	0.147	0.090	0.052
	240	0.494	0.339	0.147	0.088	0.039
	264	0.486	0.320	0.144	0.081	0.046
	288	0.471	0.294	0.141	0.082	0.043
	312	0.423	0.289	0.138	0.079	0.037
	336	0.416	0.279	0.137	0.078	0.039
360	0.413	0.320	0.138	0.079	0.033	

平均值接近, 优于 50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品。5~10 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.474、0.480、0.407、0.322; 大于 10 km 能见度 TS 评分的均值分别为 0.545、0.519、0.582、0.504, 在 5~10 km、大于 10 km 这两个能见度区间的 TS 评分, 控制预报值、集合平均值、50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品评分较为接近。

对于中期时效(10~15 d)预报效果, 能见度集合预报产品的集合平均值、控制预报值、50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品, 1 km 以下能见度不同时效 TS 评分的均值分别为 0.104、0.115、0.082、0.040; 1~3 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.121、0.148、0.083、0.080; 3~5 km 的能见度 TS 评分的均值分别为 0.223、0.243、0.15、0.14, 在 1 km、1~3 km、3~5 km 这三个能见度区间的 TS 评分, 集合预报控制预报值优于集合平均值, 并明显优于 50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品。5~10 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.428、0.451、0.377、0.3; 大于 10 km 能见度 TS 评分的均值分别为 0.474、0.49、0.529、0.442, 在 5~10 km、大于 10 km 这两个能见度区间的 TS 评分, 控制预报值、集合平均值、50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品评分较为接近。

### 2.2 能见度集合预报后处理产品预报效果

选取 2022 年 10 月至 2023 年 3 月冬季时间内, 对全国范围的集合预报概率匹配、最优百分位、神经网络后处理方法的能见度结果进行检验, 在全国范围针对能见度不同区间, 计算 TS 评分, 如表 5 所示。

2022 年 10 月至 2023 年 3 月冬季时间内, 能见度集合预报产品的概率匹配、最优百分位、神经网络后处理方法, 1 km 以下能见度不同时效 TS 评分的均值分别为 0.126、0.126、0.130; 1~3 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.168、0.168、0.170; 3~5 km 的能见度 TS 评分的均值分别为 0.272、0.269、0.274。在 1 km、1~3 km、3~5 km 这三个能见度区间, 三种后处理方法 TS 评分总体接近, 并优于集合预报控制预报值、集合平均值以及 50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品。5~10 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.424、0.404、0.422; 大于 10 km 能见度 TS 评分的均值分别为 0.497、0.486、0.461, 在

表 5 2022 年 10 月至 2023 年 3 月三种能见度  
后处理产品检验 TS 评分

Table 5 TS score of three post-processing products for  
visibility from October 2022 to March 2023.

	时效	能见度/km				
	h	≥10	5~10	3~5	1~3	<1
能见度 概率匹 配	24	0.575	0.480	0.377	0.219	0.141
	48	0.558	0.475	0.376	0.203	0.138
	72	0.555	0.473	0.334	0.194	0.134
	96	0.550	0.447	0.310	0.189	0.132
	120	0.522	0.444	0.299	0.176	0.132
	144	0.513	0.430	0.298	0.170	0.130
	168	0.501	0.427	0.288	0.169	0.126
	192	0.491	0.428	0.272	0.166	0.126
	216	0.488	0.404	0.251	0.169	0.124
	240	0.491	0.400	0.249	0.162	0.125
	264	0.461	0.398	0.248	0.159	0.123
	288	0.442	0.390	0.239	0.158	0.120
能见度 最优百 分位	312	0.418	0.398	0.236	0.148	0.116
	336	0.389	0.389	0.234	0.153	0.114
	360	0.402	0.384	0.230	0.146	0.115
	24	0.563	0.489	0.358	0.206	0.143
	48	0.557	0.479	0.356	0.202	0.142
	72	0.553	0.466	0.328	0.203	0.137
	96	0.538	0.461	0.317	0.199	0.134
	120	0.519	0.429	0.309	0.173	0.130
	144	0.497	0.428	0.303	0.171	0.127
	168	0.492	0.427	0.281	0.173	0.125
	192	0.492	0.419	0.266	0.168	0.129
	216	0.488	0.422	0.250	0.170	0.128
240	0.473	0.398	0.246	0.164	0.122	
264	0.472	0.394	0.245	0.158	0.121	
288	0.413	0.394	0.241	0.151	0.121	
312	0.444	0.386	0.239	0.157	0.119	
336	0.408	0.383	0.238	0.146	0.118	
360	0.405	0.385	0.220	0.143	0.113	
能见度 神经网络后 处理	24	0.554	0.476	0.369	0.213	0.147
	48	0.553	0.472	0.364	0.203	0.145
	72	0.549	0.453	0.328	0.198	0.142
	96	0.532	0.456	0.315	0.189	0.138
	120	0.522	0.442	0.299	0.179	0.137
	144	0.495	0.417	0.293	0.183	0.135
	168	0.501	0.429	0.289	0.177	0.132
	192	0.492	0.413	0.270	0.175	0.132
	216	0.485	0.404	0.258	0.174	0.13
	240	0.473	0.399	0.253	0.169	0.129
	264	0.466	0.393	0.246	0.165	0.123
	288	0.449	0.392	0.242	0.161	0.122
312	0.409	0.392	0.242	0.154	0.123	
336	0.396	0.387	0.239	0.153	0.121	
360	0.385	0.373	0.233	0.146	0.119	

5~10 km、大于 10 km 这两个能见度区间,后处理方法的评分略低于控制预报值、集合平均值、50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品的评分。

对于中期时效(10~15 d)预报效果,能见度集合预报产品的概率匹配、最优百分位、神经网络后处理方法,1 km 以下能见度不同时效 TS 评分的均值分别为 0.121、0.118、0.122;1~3 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.153、0.156、0.151;3~5 km 的能见度 TS 评分的均值分别为 0.237、0.240、0.236,在 1 km、1~3 km、3~5 km 这三个能见度区间的 TS 评分,三种后处理方法 TS 评分总体接近,并优于集合预报控制预报值、集合平均值以及 50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品。5~10 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.392、0.398、0.389;大于 10 km 能见度 TS 评分的均值分别为 0.427、0.430、0.430,在 5~10 km、大于 10 km 这两个能见度区间,后处理方法的评分略低于控制预报值、集合平均值、50 百分位预报值以及 ECMWF 模式能见度产品的评分。

### 2.3 后处理集成产品预报效果

选取 2022 年 10 月至 2023 年 3 月冬季时间内,对全国范围的集合预报的三种后处理方法的均值集成、权重集成、最小集成的能见度结果进行检验,在全国范围针对能见度不同区间,计算 TS 评分,如表 6 所示。

2022 年 10 月至 2023 年 3 月冬季时间内,三种能见度后处理方法的均值集成、权重集成、最小集成,1 km 以下能见度不同时效 TS 评分的均值分别为 0.129、0.130、0.132;1~3 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.175、0.175、0.176;在 1 km、1~3 km 这两个能见度区间,三种后处理集成方法 TS 评分总体接近,最小集成方法 TS 评分略优于均值集成和权重集成产品,三种后处理集成产品 TS 评分略优概率匹配等三种后处理产品。3~5 km 的能见度 TS 评分的均值分别为 0.286、0.284、0.283;5~10 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.426、0.424、0.423;大于 10 km 能见度 TS 评分的均值分别为 0.489、0.488、0.486,在 3~5 km、5~10 km、大于 10 km 这三个能见度区间,三种后处理集成方法 TS 评分总体接近,最小集成方法 TS 评分略差于均值集成和权重集成产品,三种后处理集成产品 TS 评分略优概率匹配等三种后处理产品。

表 6 2022 年 10 月至 2023 年 3 月三种能见度后处理集成产品检验 TS 评分表

Table 6 TS scores table of three integrated post-processing products for visibility from October 2022 to March 2023.

	时效 h	能见度/km				
		≥10	5~10	3~5	1~3	<1
能见度 后处理均 值集成	24	0.565	0.485	0.371	0.215	0.146
	48	0.559	0.478	0.368	0.206	0.143
	72	0.553	0.467	0.335	0.199	0.138
	96	0.541	0.458	0.329	0.193	0.138
	120	0.523	0.439	0.316	0.176	0.134
	144	0.502	0.428	0.302	0.176	0.131
	168	0.501	0.428	0.289	0.174	0.129
	192	0.494	0.420	0.272	0.170	0.132
	216	0.488	0.412	0.253	0.172	0.129
	240	0.480	0.412	0.249	0.167	0.126
	264	0.468	0.398	0.252	0.161	0.123
	288	0.435	0.393	0.245	0.160	0.121
能见度 后处理 权重集 成	312	0.425	0.393	0.240	0.154	0.120
	336	0.399	0.390	0.239	0.151	0.119
	360	0.399	0.384	0.229	0.147	0.117
	24	0.565	0.482	0.372	0.213	0.145
	48	0.557	0.476	0.367	0.203	0.143
	72	0.554	0.466	0.332	0.200	0.138
	96	0.541	0.455	0.316	0.193	0.136
	120	0.523	0.440	0.305	0.178	0.133
	144	0.502	0.426	0.299	0.176	0.131
	168	0.499	0.428	0.288	0.176	0.129
	192	0.494	0.422	0.271	0.172	0.129
	216	0.488	0.412	0.254	0.173	0.128
能见度 后处理 最小集 成	240	0.480	0.400	0.252	0.166	0.126
	264	0.467	0.395	0.248	0.161	0.122
	288	0.435	0.393	0.245	0.158	0.121
	312	0.424	0.393	0.243	0.154	0.120
	336	0.398	0.388	0.241	0.152	0.118
	360	0.397	0.382	0.231	0.148	0.116
	24	0.565	0.477	0.371	0.214	0.146
	48	0.556	0.476	0.354	0.209	0.143
	72	0.553	0.465	0.331	0.202	0.143
	96	0.540	0.456	0.317	0.194	0.139
	120	0.521	0.439	0.303	0.176	0.135
	144	0.502	0.427	0.300	0.177	0.135
168	0.498	0.428	0.287	0.175	0.130	
192	0.492	0.422	0.271	0.171	0.131	
216	0.487	0.410	0.255	0.172	0.131	
240	0.480	0.400	0.250	0.167	0.130	
264	0.456	0.395	0.249	0.163	0.124	
288	0.435	0.393	0.241	0.159	0.126	
312	0.414	0.389	0.241	0.157	0.123	
336	0.398	0.387	0.240	0.154	0.120	
360	0.398	0.383	0.229	0.149	0.120	

对于中期时效(10~15 d)预报效果,三种能见度后处理方法的均值集成、权重集成、最小集成,1 km 以下能见度不同时效 TS 评分的均值分别为 0.120、0.119、0.122;1~3 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.155、0.155、0.156;在 1 km、1~3 km 这两个能见度区间,三种后处理集成方法 TS 评分总体接近,最小集成方法 TS 评分略优于均值集成和权重集成产品,三种后处理集成产品 TS 评分略优概率匹配等三种后处理产品。3~5 km 的能见度 TS 评分的均值分别为 0.241、0.242、0.240;5~10 km 能见度的 TS 评分的均值分别为 0.392、0.390、0.289;大于 10 km 能见度 TS 评分的均值分别为 0.425、0.424、0.420,在 3~5 km、5~10 km、大于 10 km 这三个能见度区间,三种后处理集成方法 TS 评分总体接近,最小集成方法 TS 评分略差于均值集成和权重集成产品,三种后处理集成产品 TS 评分略优概率匹配等三种后处理产品。

### 3 结论

本文在分析了主要影响低能见度天气的污染物情况、环流系统和时空分布特征,结果显示低能见度天气在中国主要受到污染物、环流系统和时空分布特征的影响。具体来说,纬向环流控制、冷空气弱、大气层结稳定、地面风速小、湿度大、降水弱的环流系统有利于低能见度天气的发生。同时,不同地区受污染源和地形地貌的影响表现出共性和不同特点。低能见度天气主要高发于春、秋、冬三个季节,其中冬季的发生频率最高,影响范围和强度也最大。

通过应用神经网络方法,结合多年气象观测数据、污染物数据以及再分析资料,我们成功地建立了覆盖全国 2500 多个站点的神经网络模型。模型构建过程中,我们精心选择了模型结构和参数化方案,并进行了性能评估,以确保在拟合精度和泛化能力之间取得了最佳平衡。

利用构建好的预报模型,基于 CAMx-NCEP 模式 15 d PM2.5 预报产品、实况数据以及欧洲中期数值预报中心模式(ECMWF)集合预报,我们生成了能见度集合预报产品,包括控制预报值、集合平均值和 50 百分位值。在 2022 年冬季的 TS 评分检验中,这些预报产品在不同能见度区间的表现均优于欧洲中期数值预报中心模式(ECMWF)的能见度产品。



开发了三种后处理方法,分别是概率匹配、最优百分位以及神经网络。这些方法在不同能见度预报区间表现出各自的优势,为了进一步提高预测准确率,我们利用统计方法对其进行最优集成,能见度后处理最优集成产品的 TS 评分检验结果在低能见度区间总体接近或略优于三种后处理产品。最小集成方法在 0~3 km 的 TS 评分略优于均值集成和权重集成产品,在 3 km 以上的评分则劣于其他两种产品。为凸显对能见度预报低值的关注,我们选用最小集成方法。

总之,我们的研究深入分析了低能见度天气的影响因素,并通过神经网络模型和后处理方法的应用,成功提高了对中期延伸期能见度天气的预测准确性。这对环境气象预报业务提供了有力的支持,并为重大活动中针对较长时效的低能见度天气的预报预警和服务保障提供了重要参考。

## 参考文献

- [1] Peterson D A, Hyer E J, Han S O, et al. Meteorology influencing springtime air quality, pollution transport, and visibility in Korea [J]. *Elementa: Science of the Anthropocene*, 2019, 7: 57.
- [2] 周建平, 张蕾, 王传辉, 等. 大雾临近预报中高密度能见度数据应用[J]. *气象科技*, 2019, 47(5): 866-871. Zhou J P, Zhang L, Wang C H, et al. Application study of high density visibility data to heavy fog nowcasting [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2019, 47(5): 866-871.
- [3] 郑凤琴, 周绍毅, 韦晶晶, 等. 北部湾海雾特点及海陆大雾差异分析[J]. *气象科技*, 2020, 48(5): 717-722. Zheng F Q, Zhou S Y, Wei J J, et al. Characteristics of sea fogs in Beibu Gulf and differences between heavy fogs over sea and land [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2020, 48(5): 717-722.
- [4] 朱虹, 沈茜, 何娟. 昭通机场两次辐射雾过程的对比分析[J]. *气象科技*, 2021, 49(5): 770-776. Zhu H, Shen Q, He J. Comparative analysis of two radiation fog processes in Zhaotong airport [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2021, 49(5): 770-776.
- [5] 朱丽, 张庆池, 王琴, 等. 2020 年江苏泰州一次持续性雾-霾过程特征和成因分析[J]. *气象科技*, 2022, 50(2): 243-253. Zhu L, Zhang Q C, Wang Q, et al. Development characteristics and mechanism analysis of a heavy fog-haze episode in Taizhou, Jiangsu Province, in 2020 [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2022, 50(2): 243-253.
- [6] 段玮, 段旭, 邢冬, 等. 影响云南地区适航条件的视程障碍天气气候特征[J]. *气象科技*, 2019, 47(2): 329-336. Duan W, Duan X, Xing D, et al. Influence of visual obstruction weather on airworthiness conditions and its climatic characteristics in Yunnan [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2019, 47(2): 329-336.
- [7] 郭军, 任雨, 傅宁, 等. 环渤海地区 1980—2012 年能见度变化特征[J]. *气象科技*, 2016, 44(3): 416-422. Guo J, Ren Y, Fu N, et al. Variation characteristics of visibility in Bohai Rim region from 1980 to 2012 [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2016, 44(3): 416-422.
- [8] 宋薇, 邱晓滨. 天津地区大气能见度变化特征及影响因素[J]. *气象科技*, 2015, 43(5): 898-904. Song W, Qiu X B. Characteristics of visibility trends and its effect factors in Tianjin [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2015, 43(5): 898-904.
- [9] Xu W, Kuang Y, Bian Y, et al. Current challenges in visibility improvement in southern China [J]. *Environmental Science & Technology Letters*, 2020, 7(6): 395-401.
- [10] Outay F, Taha B, Chaabani H, et al. Estimating ambient visibility in the presence of fog: a deep convolutional neural network approach [J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2021, 25: 51-62.
- [11] 朱秋颖, 杨薇, 冯箫, 等. 琼州海峡一次持续性海雾过程分析[J]. *气象科技*, 2023, 51(1): 115-123. Zhu Q Y, Yang W, Feng X, et al. Analysis of a sustained sea fog process over Qiongzhou Strait [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2023, 51(1): 115-123.
- [12] 韩余, 刘宁微, 周国兵, 等. 重庆能见度特征分析及其与颗粒物浓度和气象影响因子的关系[J]. *气象科技*, 2022, 50(4): 563-573. Han Y, Liu N W, Zhou G B, et al. Analysis of visibility characteristics in Chongqing and its relationship with particulate concentration and meteorological factors [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2022, 50(4): 563-573.
- [13] 王继康, 谢超, 张天航, 等. 能见度参数化方案优化及在北京地区的应用评估[J]. *环境工程技术学报*, 2020, 10(3): 330-337. Wang J K, Xie C, Zhang T H, et al. Modification of visibility parameterization scheme and its application evaluation in Beijing [J]. *Journal of Environmental Engineering Technology (in Chinese)*, 2020, 10(3): 330-337.
- [14] 孟金平, 杨璐, 陈明轩, 等. 北京地区一次持续性雾霾天气分析[J]. *气象科技*, 2018, 46(4): 760-767. Meng J P, Yang L, Chen M X, et al. Analysis of a continuous fog/haze process in Beijing [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2018, 46(4): 760-767.
- [15] 董德保, 方海涛. 一次低能见度事件中大气颗粒物的微物理特征[J]. *气象科技*, 2015, 43(5): 939-944. Dong D B, Fang H T. Microphysic characteristics of atmospheric particles in a low-visibility event [J]. *Meteorological Science and Technology (in Chinese)*, 2015, 43(5): 898-904.
- [16] 刘晓舟, 许潇锋, 杨军. 华东三市能见度, 气溶胶和太阳辐射

- 变化特征[J]. 气象科技, 2013, 41(2): 352-359. Liu X Z, Xu X F, Yang J. Variations of visibility, aerosol optical depth and solar radiation in three cities over East China [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 2013, 41(2): 352-359.
- [17] Peng Y, Wang H, Hou M, et al. Improved method of visibility parameterization focusing on high humidity and aerosol concentrations during fog-haze events: application in the GRAPES-CAUCE model in Jing-Jin-Ji, China [J]. Atmospheric Environment, 2020, 222: 117139.
- [18] Ortega L C, Otero L D, Solomon M, et al. Deep learning models for visibility forecasting using climatological data [J]. International Journal of Forecasting, 2023, 39(2): 992-1004.
- [19] Wu W, Emerton R, Duan Q, et al. Ensemble flood forecasting: Current status and future opportunities [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2020, 7(3): e1432.
- [20] 代刊, 朱跃建, 毕宝贵. 集合模式定量降水预报的统计后处理技术研究综述[J]. 气象学报, 2018, 76(4): 493-510. Dai K, Zhu Y J, Bi B G. The review of statistical post-process technologies for quantitative precipitation forecast of ensemble prediction system [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2018, 76(4): 493-510.
- [21] Leutbecher M, Palmer T N. Ensemble forecasting [J]. Journal of Computational Physics, 2008, 227(7): 3515-3539.
- [22] Li W, Duan Q, Miao C, et al. A review on statistical post-processing methods for hydrometeorological ensemble forecasting [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2017, 4(6): e1246.
- [23] Demeritt D, Cloke H, Pappenberger F, et al. Ensemble predictions and perceptions of risk, uncertainty, and error in flood forecasting [J]. Environmental Hazards, 2007, 7(2): 115-127.
- [24] 金荣花, 代刊, 赵瑞霞, 等. 我国无缝隙精细化网格天气预报技术进展与挑战[J]. 气象, 2019, 45(4): 445-457. Jin R H, Dai K, Zhao R X, et al. Progress and challenge of seamless fine gridded weather forecasting technology in China [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 2019, 45(4): 445-457.
- [25] 张武龙, 王彬雁, 陈朝平, 等. SWCWARMs 模式小时降水量时间滞后集合预报研究[J]. 气象科技, 2021, 49(4): 561-568. Zhang W L, Wang B Y, Chen C P, et al. Time-lagged ensemble forecast of hourly precipitation based on SWCWARMs model [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 2021, 49(4): 561-568.
- [26] 胡海川, 赵伟, 董林. 概率密度匹配方法在我国近海海面 10 m 风速预报中的应用[J]. 热带气象学报, 2021, 37(1): 91-101. Hu H C, Zhao W, Dong L, et al. Application of probability density function matching in the offshore 10 m wind speed forecasting in China [J]. Journal of Tropical Meteorology (in Chinese), 2021, 37(1): 91-101.
- [27] 苏翔, 袁慧玲, 朱跃建. 四种定量降水预报客观订正方法对比研究[J]. 气象学报, 2021, 79(1): 132-149. Su X, Yuan H L, Zhu Y J, et al. A comparative study of four objective quantitative precipitation forecast calibration methods [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2021, 79(1): 132-149.
- [28] 智协飞, 赵忱. 基于集合成员订正的强降水多模式集成预报[J]. 应用气象学报, 2020, 31(3): 303-314. Zhi X F, Zhao C. Heavy precipitation forecasts based on multi-model ensemble members [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 2020, 31(3): 303-314.
- [29] 周芳弛, 李国平, 宋雯雯, 等. 金沙江下游多种面雨量集成预报方法的对比分析[J]. 气象科技, 2023, 51(1): 85-93. Zhou F C, Li G P, Song W W, et al. Comparative analysis of multiple ensemble forecasting methods of areal rainfall in lower reaches of Jinsha River [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 2023, 51(1): 85-93.
- [30] 齐倩倩, 佟华, 陈静. GRAPES-GEPS K-均值集合预报产品开发及应用[J]. 气象科技, 2021, 49(4): 542-551. Qi Q Q, Tong H, Chen J. Development and application of K-means ensemble prediction product based on GRAPES-GEPSK-ensemble prediction system [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 2021, 49(4): 542-551.

## Application of Visibility Ensemble Forecast and Post-processing Techniques

XIE Chao MA Xuekuan WANG Jikang RAO Xiaoqin ZHANG Bihui

(National Meteorological Center, Beijing 100081)

**Abstract:** This study aims to improve the forecast capability of mid-to-long term visibility by analysing the impact of pollution levels, circulation systems, and spatiotemporal distribution characteristics on low visibility weather. A neural network approach is utilised to model over 2500 stations nationwide, incorporating multi-year meteorological observations, pollution data, and reanalysis data. The selection of model structure and parameterisation schemes takes into account performance evaluations based on empirical formulas and varying parameter values across different datasets. Cross-validation is employed to split the neural network datasets into training and validation sets during the parameter training phase. Different parameterisation schemes are applied to train the models on the training set, and their performance is assessed on the validation set. By comparing the models' performance under different parameterisation schemes, an optimal balance between fitting accuracy and generalisation capability is achieved. Using the previously established forecasting models, a visibility ensemble forecast product is created based on 15-day PM<sub>2.5</sub> CAMx-NCEP model, observed data, and ECMWF ensemble forecast. The ensemble forecast product includes control forecast values, ensemble means, and 50th percentile values. In the winter of 2022, the TS score evaluation test in all forecast durations, including medium-to-long term, shows that the ensemble forecast's control forecast values and ensemble means outperform the 50th percentile forecast values and ECMWF's visibility products in the visibility ranges of 1 km, 1–3 km, and 3–5 km. For the visibility ranges of 5–10 km and greater than 10 km, the TS scores of the control forecast values, ensemble means, 50th percentile forecast values, and ECMWF's visibility products are relatively close. Based on the visibility ensemble forecast product, three post-processing methods (probability matching, optimal percentiles, and neural networks) are developed to improve forecast TS scores compared to the ensemble forecast product. The average TS scores for visibility below 1 km are 0.126, 0.126, and 0.130 for the optimal percentiles, probability matching, and neural network methods, respectively. For visibility in the range of 1–3 km, the average TS scores are 0.168, 0.168, and 0.170, respectively. These post-processing methods provide an improvement of around 10% and 7% for visibility below 1 km and in the 1–3 km range, respectively, compared to the ensemble forecast. Analysis of the forecast model reveals errors primarily originating from discrepancies between the ECMWF model's input factors and observed values, such as 2 m humidity and wind fields. Each post-processing method exhibits advantages in different forecast lead times and visibility ranges, which are integrated using statistical methods for optimal ensemble forecasting. The TS score evaluation of the visibility post-processing optimal ensemble shows overall similarity or slight superiority compared to individual methods in the low visibility range. The minimum ensemble method slightly outperforms mean and weighted ensemble products in TS scores between 0–3 km but performs worse above 3 km. To emphasise the forecast focus on low visibility, the minimum ensemble method is selected to generate the optimal ensemble forecast product, enhancing the forecast service capability for low visibility weather during the extended period.

**Keywords:** visibility; CAMx model; ensemble forecast; post-processing; optimal integration.

Received: 2023-4-11 Accepted: 2024-1-19

© Editorial Office of *Meteorological Science and Technology* (CC BY-NC-ND 4.0)