

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, 2020, 10(3): 330-337.

能见度参数化方案优化及在北京地区的应用评估

王继康,谢超,张天航*,张碧辉,张恒德,饶晓琴

国家气象中心

摘要 为了利用订正后 $PM_{2.5}$ 浓度预报结果提高能见度预报准确性,根据不同相对湿度下能见度与 $PM_{2.5}$ 浓度的相关关系,提出了一种改进的能见度参数化方案(S1)。为了评估该方案的预报性能,利用基于最优多模式集成方法预报的 $PM_{2.5}$ 浓度对北京市 2019-02-18—03-05 污染过程的能见度进行预报,并对比评估了利用美国大气能见度观测项目建立的经验参数化方案(IMPROVE, S2)和基于神经网络(S3)的能见度预报效果。结果表明:基于多模式最优集成方法对 $PM_{2.5}$ 浓度和 WRF4.0 模式对相对湿度的预报效果均较好,相关系数达 0.90。3 种方案都对选取时段能见度的变化趋势有较好的预报,其中 S1 方案相关系数最高(0.85),均方根误差最小,预报效果最好;S1 方案较 S2 方案平均偏差降低 3.6 km;S1 方案较 S3 方案预报效果的提升主要是在能见度大于 10 km 的范围内。 $PM_{2.5}$ 浓度预报效果对能见度预报效果的影响高于相对湿度,但在相对湿度大于 70% 的情况下,其预报效果对能见度预报效果的影响更大。

关键词 能见度;参数化方案; $PM_{2.5}$ 订正结果;预报评估

中图分类号:X16 文章编号:1674-991X(2020)03-0330-08 doi:10.12153/j.issn.1674-991X.20190186

Modification of visibility parameterization scheme and its application evaluation in Beijing

WANG Jikang, XIE Chao, ZHANG Tianhang*, ZHANG Bihui, ZHANG Hengde, RAO Xiaojin

National Meteorological Center

Abstract An modified visibility parameterization scheme (S1) was proposed based on the correlation between visibility and $PM_{2.5}$ concentrations under different relative humidity, so as to improve the accuracy of visibility forecast by using the revised $PM_{2.5}$ concentrations forecast results. In order to evaluate the forecast performance of the scheme, the forecasted $PM_{2.5}$ concentrations based on a multi-model optimal integration method were used to forecast the visibility during the pollution process in Beijing for the period from February 18th to March 5th 2019. The scheme from Interagency Monitoring of Projected Visual Environments (IMPROVE, S2) and the artificial neural network (S3) were also used to forecast the visibility in this period. The forecast results were compared and evaluated. The results showed that the forecast results of $PM_{2.5}$ concentration based on the multi-model optimal integration method and relative humidity based on WRF4.0 mode were good, and their correlation coefficient reached 0.90. All of the three schemes had good forecast for the trend of visibility in the selected period. S1 hold the best performances with the highest correlation coefficient (0.85) and lowest root mean square error (RMSE). The average deviation of homogenization in S1 was 3.6 km lower than that in S2. S1 performed better than S3 in range of the visibility greater than 10 km. The effect of $PM_{2.5}$ concentrations forecast on visibility forecast was higher than that of relative humidity forecast. The effect of relative humidity forecast could be more significant when the relative humidity exceeded 70%.

收稿日期:2019-11-07

基金项目:中国气象局气象预报业务关键技术发展专项[YBGJXM(2019)02-02];国家气象中心预报员专项(Y201916)

作者简介:王继康(1990—),男,硕士,主要研究方向为空气值模拟与预报,wjk_1990@126.com

*通信作者:张天航(1988—),男,博士,主要研究方向为空气质量预报和检验,sharp@mail.iap.ac.cn

Key words visibility; parameterization scheme; revised PM_{2.5} forecast; forecast evaluation

能见度表征大气透明度,与交通安全等社会生活关系密切。能见度受多种因素影响,在清洁地区,雾是影响能见度的主要因素。随着工业化和城市化的发展,气溶胶粒子浓度水平增高,霾成为影响能见度的重要因素^[1]。尤其是我国中东部城市群,重污染天气频发^[2-3],随着经济的发展该地区能见度呈下降趋势^[4-7]。因此对能见度的预报是重污染天气预报的重要组成部分。

研究人员开发了多种对大气能见度的预报方法,主要分为统计建模预报和数值模式参数化预报2类。统计建模预报主要是利用能见度及与其相关的气象要素建立数学模型,对其进行预报^[8-9]。建立能见度与气象要素数学模型的方法有很多,应用较多的为基于神经网络的方法^[10-11]。数值模式参数化预报主要基于大气化学模式对颗粒物成分或浓度的预报,根据颗粒物的消光特性建立参数化方案,对能见度进行预报^[12-13],其关键是建立气溶胶消光系数的计算方法。目前,应用较多的为由美国 IMPROVE (interagency monitoring of projected visual environments) 发起的大气能见度观测项目建立的 IMPROVE 经验公式^[12]。IMPROVE 经验公式是利用不同粒径的颗粒物中不同化学组分的消光特性建立各化学组分质量浓度与消光系数的定量关系。在国内应用的评估结果表明^[13-14],该公式对较低能见度存在高估。Chen 等^[15]利用气溶胶体积浓度和相对湿度建立了气溶胶消光系数计算方案。胡俊等^[16]基于 Mie 理论建立了不同粒径段下的颗粒物数浓度和气体分子散射特性的消光系数计算方案。赵秀娟等^[17]利用气溶胶质量浓度和相对湿度建立回归方程计算气溶胶消光系数。胡俊等^[16]对比 IMPROVE 方案、Chen 等^[15]方案及 Mie 理论方案对南京地区能见度的预报结果,发现 IMPROVE 方案相关系数最高,但是平均偏差最大,Mie 理论方案平均偏差最小。赵秀娟等^[17]对比改进的 Chen 等^[15]方案、基于颗粒物质量浓度的方案和 Mie 理论方案对北京地区能见度的预报结果,发现3种方案对高能能见度都存在低估,对于低能见度 Chen 等^[15]方案预报效果最好。不同能见度参数化方案之间存在一定的差异,但是由于模式对于高湿条件下气溶胶模拟存在较大不确定性等原因,均出现了对低能见度高估,对高能能见度低估的现象。

随着大气化学模式预报订正技术的发展,PM_{2.5}

浓度的预报准确率显著提升^[18-21]。吕梦瑶等^[18]采用非线性动力统计-订正方法对空气质量模式 CUACE (China meteorological administration unified atmospheric chemistry environment for aerosols) 的预报结果进行订正,结果表明订正后的 PM_{2.5} 浓度更接近于实测值,误差明显减小,相关系数明显提高。张伟等^[21]利用后向传播 (back-propagation, BP) 神经网络方法集成多模式预报北京市 PM_{2.5} 浓度,发现可以显著降低误差。张天航等^[22]利用多模式最优集成方法预报我国中东部地区 PM_{2.5} 浓度,结果表明最优集成方法较其他订正方法能显著降低误差。但是大气化学模式订正后的 PM_{2.5} 浓度预报结果难以应用到现有能见度参数化方案中,并对能见度进行预报。

针对目前能见度参数化方案存在一定的差异和订正后 PM_{2.5} 浓度预报结果不能应用到能见度预报中的问题,笔者基于 PM_{2.5} 浓度和相对湿度建立了能见度参数化方案,根据多模式最优集成方法预报的 PM_{2.5} 浓度对北京市 2019-02-18—03-05 能见度进行预报,对比了 IMPROVE 参数化方案和基于神经网络的预报方案对能见度的预报效果,并分析能见度预报的主要影响因素,以期建立可以利用订正 PM_{2.5} 浓度预报的本地化能见度预报方案提供参考。

1 数据来源与研究方法

1.1 能见度预报方法

1.1.1 不同相对湿度下 PM_{2.5} 浓度参数化方案

王继康等^[23]对全国范围内气象站点能见度和相邻站点 PM_{2.5} 浓度分析发现,我国中东部大部分站点的消光系数和 PM_{2.5} 浓度在不同相对湿度下均呈很好的线性关系。尤其是北京市,在相对湿度为 20%~90% 时,消光系数与 PM_{2.5} 浓度的相关系数始终在 0.90 上下波动。PM_{2.5} 浓度与消光系数的关系式如下:

$$\delta_{\text{ext}} = a(\text{RH})[\text{PM}_{2.5}] + b \quad (1)$$

式中: δ_{ext} 为消光系数, m^{-1} ; $a(\text{RH})$ 为不同相对湿度下 PM_{2.5} 产生的气溶胶消光效率, $\text{m}^2/\mu\text{g}$, 包括干物质的消光效率和光学吸湿增长因子; $[\text{PM}_{2.5}]$ 为 PM_{2.5} 浓度, $\mu\text{g}/\text{m}^3$; b 为瑞利散射和气体吸光产生的其他消光系数, m^{-1} 。由于本方案中相对湿度高于 93% 和低于 10% 的情况下没有对应的参考值(图 1),规定相对湿度大于 93% 的情况下能见度预报为 1 km,对小于 10% 的情况下能见度预报为 30 km。

该方案实质上是在缺少 $PM_{2.5}$ 组分的情况下对 IMPROVE 参数方案的本地化改进,记作 S1 方案。

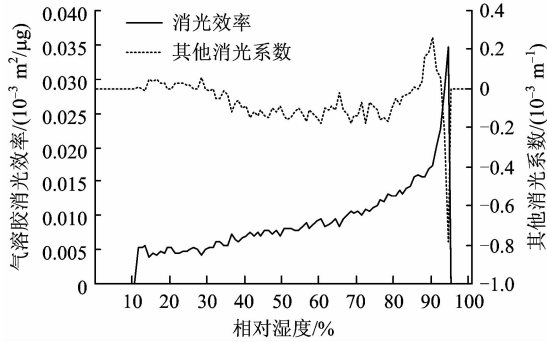


图 1 不同相对湿度下气溶胶消光效率和
其他消光系数的分布

Fig. 1 Distribution of aerosol extinction efficiency and
extinction coefficient of others (b) at different RH

1.1.2 IMPROVE 参数化方案

基于美国 IMPROVE 项目的研究结果,消光系数与 $PM_{2.5}$ 组分间的关系为^[12]:

$$\delta_{\text{ext}} \approx 2.2f_s(\text{RH})S_s + 4.8f_L(\text{RH})S_L + 2.4f_s(\text{RH})N_s + 5.1f_L(\text{RH})N_L + 2.8O_s + 6.1O_L + [\text{FS}] + 0.6[\text{CM}] + 10[\text{EC}] + 1.7f_{\text{ss}}(\text{RH})[\text{SS}] + \delta_{\text{rs}} + 0.33[\text{NO}_2] \quad (2)$$

式中: $f_L(\text{RH})$ 和 $f_s(\text{RH})$ 分别为大、小粒径 $PM_{2.5}$ 组分的光学吸湿增长因子; $f_{\text{ss}}(\text{RH})$ 为海盐粒子的湿度矫正因子; S_s 、 N_s 、 O_s 分别为小粒径 $PM_{2.5}$ 中的硫酸铵、硝酸铵、有机气溶胶的浓度, $\mu\text{g}/\text{m}^3$; S_L 、 N_L 、 O_L 为大粒径 $PM_{2.5}$ 中的硫酸铵、硝酸铵、有机气溶胶的浓度, $\mu\text{g}/\text{m}^3$; $[\text{EC}]$ 为吸光性含碳物质的浓度, $\mu\text{g}/\text{m}^3$; $[\text{FS}]$ 和 $[\text{CM}]$ 为土壤粒子和粗粒子的浓度, $\mu\text{g}/\text{m}^3$; $[\text{SS}]$ 为海盐粒子的浓度 $\mu\text{g}/\text{m}^3$; δ_{rs} 为气体的瑞利散射产生的消光系数, m^{-1} ; $[\text{NO}_2]$ 为 NO_2 的单位体积分数, 10^{-9} 。该方案记作 S2 方案。

1.1.3 基于神经网络的能见度预报方案

Xie 等^[10]利用神经网络的方法和 2000—2017 年气象数据构建了针对全国气象站点的小时能见度预报。该方案输入的观测资料和预报资料包括地面实况监测的气象温度、压力、湿度、风速等数据和中期天气预报中心 (ECMWF) 确定性预报模式的高空场湿度、风速等数据。神经网络参数和具体气象因子的选取参照文献^[10]。该方案记作 S3 方案。

1.2 数据资料

$PM_{2.5}$ 浓度实况资料来自于中国环境监测总站,验证数据为北京市监测站点平均逐小时浓度,相对

湿度和能见度实况数据来自于中国气象局北京气象台 (54511) 观测数据。由于能见度最大观测值为 30 km,对预报值超过 30 km 的统一处理为 30 km。

$PM_{2.5}$ 浓度和 NO_2 浓度预报数据为基于多模式最优集成方法的预报结果。该方法基于中国气象局业务预报大气化学模式^[22],利用均值集成、权重集成、多元线性回归集成和 BP 神经网络方法集成建成集成预报,然后基于各集成方法对前 50 d 的预报效果进行评估,选取最优集成方法预报的结果为最终预报结果。大气化学模式的信息和最优集成方法选取参考文献^[22,24]。相对湿度的预报数据来自于 WRF4.0 模式的预报结果。由于 S3 方案利用 ECMWF 确定性预报场数据,因此采用 ECMWF 全球确定性预报场为 WRF 模式提供初始场和边界场,并采用 WRF 模式中的四维变分同化 (FDDA) 对 ECMWF 预报场进行同化^[25],以使 WRF 模式气象场与 EC 预报场一致。WRF 模式采用双层嵌套,水平分辨率分别为 24 和 8 km,第一层覆盖中国区域,第二层覆盖华北地区。模式垂直方向分为 35 层,采用下密上疏的分布方式。 $PM_{2.5}$ 组分数据来源于 WRF 模式驱动的 CAMx6.2 (comprehensive air quality model and extensions) 模式^[26],该模式基于 2016 年 0.25° 分辨率的 MEIC 排放源清单 (<http://www.meicmodel.org>) 模拟各组分占 $PM_{2.5}$ 的比例,对多模式最优集成预报的 $PM_{2.5}$ 浓度进行划分,得到新的 $PM_{2.5}$ 浓度。WRF 模式和 CAMx 模式的设置参照文献^[27]。本研究均使用 24 h 预报结果对能见度进行预报和检验。

$PM_{2.5}$ 浓度、相对湿度和能见度预报结果与监测结果的对比验证选用的统计量包括平均偏差 (ME)、标准化平均偏差 (NME)、均方根误差 (RMSE) 和相关系数 (R),计算公式如下:

$$\text{ME} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - O_i) \quad (3)$$

$$\text{NME} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(F_i - O_i)}{O_i} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - O_i)^2} \quad (5)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (6)$$

式中: F_i 为预报值; O_i 为观测值; n 为样本数; \bar{F} 为预报平均值; \bar{O} 为观测平均值。

1.3 过程概述

2019-02-18—03-05,北京市发生了2次较强的重污染天气过程,分别为2月19—25日和2月28日—3月5日,该过程能见度和PM_{2.5}浓度的变化趋势见图2。从图2可以看出,2次重污染天气过程的

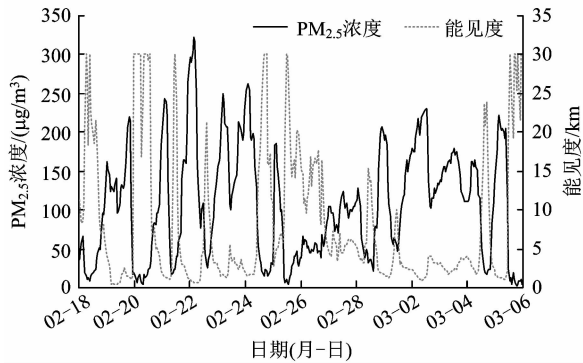


图2 2019-02-18—03-05北京市能见度和PM_{2.5}浓度的变化趋势

Fig. 2 Variabilities of visibility and PM_{2.5} concentrations of Beijing from Feb. 18 to Mar. 5 in 2019

PM_{2.5}浓度峰值均超过了200 µg/m³,能见度最低达0.4 km。第一次重污染天气过程PM_{2.5}浓度峰值超过300 µg/m³,并在2月20日,21日和22日出现了剧烈波动,对应的能见度也产生剧烈波动;第二次重污染天气过程污染程度低于第一次,而且PM_{2.5}浓度和能见度变化较为平稳,能见度大部分在1~4 km。选取这一时间段的数据对能见度预报方案进行检验,可以较好地体现预报方案对不同情况下能见度变化的预报能力。

2 结果与讨论

2.1 相对湿度和PM_{2.5}浓度预报数据验证

WRF模式对选取时段相对湿度的模拟效果较好[图3(a)],能反映出相对湿度的变化趋势,相关系数可达0.95。但是仍存在一定的偏差,平均偏差为7.5%,均方根误差为10.8%(表1)。对于部分高湿时段的相对湿度存在低估,如对于22日凌晨89%的相对湿度低估10个百分点;对低湿时段存在一定的高估,最高可达10个百分点。

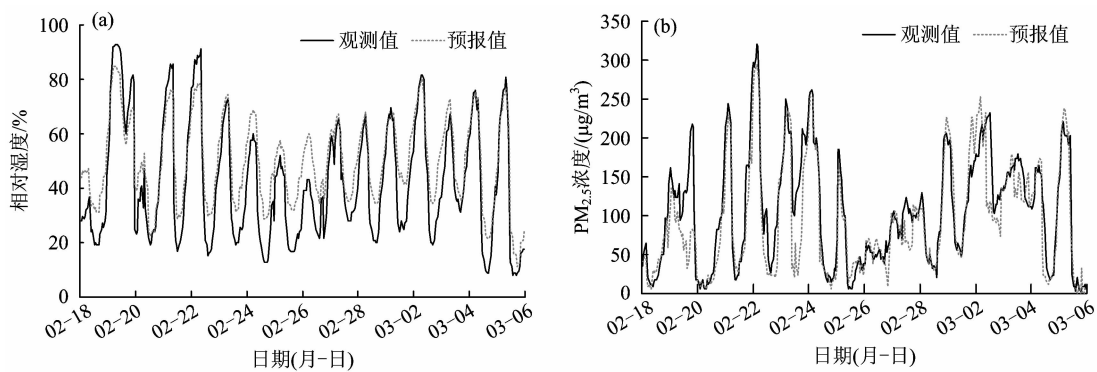


图3 2019-02-18—03-05北京市相对湿度和PM_{2.5}浓度的预报值和观测值对比

Fig. 3 Comparison of the forecasted and observed relative humidity and PM_{2.5} concentrations of Beijing from Feb. 18 to Mar. 5 in 2019

表1 相对湿度和PM_{2.5}浓度预报值与观测值统计对比

Table 1 Statistics of forecasted and observed relative humidity and PM_{2.5} concentrations

项目	观测平均值	预报平均值	平均偏差	标准化平均偏差	均方根误差	相关系数 ²⁾
相对湿度/%	40.0	47.5	7.5	33	10.8	0.95
PM _{2.5} 浓度/(µg/m ³)	95.9	85.2	-10.7	3 ¹⁾	34.4	0.90

1)单位为%;2)无量纲。

基于多模式最优集成方法对选取时段的PM_{2.5}浓度有较好的模拟效果[图3(b)],且对2月21日和22日PM_{2.5}浓度的剧烈变化也有较好的模拟,相关系数为0.90。但是仍然存在一定的偏差,平均偏差为-10.7 µg/m³,均方根误差为34.4 µg/m³(表

1),本研究评估结果与其他订正后的预报结果相当^[18,21]。对于部分PM_{2.5}峰值浓度存在一定的低估,如对2月23日PM_{2.5}浓度下降过程存在明显的低估;对PM_{2.5}浓度快速增长阶段的预报存在一定的延迟,滞后1~2 h。

2.2 3 种预报方案效果评估

3 种预报方案能见度预报值与观测值的统计结果及对比见表 2 和图 4。从表 2 可以看出,3 种方案基本上均能反映出能见度的变化趋势,其中 S1 方案相关系数最高,为 0.85;S2 方案的相关系数与 S1 方案基本接近,主要是由于 S1 方案和 S2 方案使用相同的相对湿度和 PM_{2.5} 浓度预报数据;S3 方案的相关系数最低,为 0.68。S1 方案平均偏差和均方根误差最小,分别为 2.3 和 6.3 km,对能见度存在一定

的高估;S2 方案平均偏差最大,为 5.8 km,预报能见度较 S1 方案平均高 3.6 km;S3 方案虽然平均偏差为 -3.1 km,但均方根误差最大,为 8.5 km,主要由于 S3 方案基本没有产生 20 km 以上能见度预报值,导致平均预报值偏低。由于对 PM_{2.5} 浓度快速增长阶段的预报存在延迟,导致 S1 和 S2 方案对能见度快速下降阶段的预报也存在一定的延迟;对 2 月 23 日 PM_{2.5} 浓度波动阶段的低估,导致对该时段能见度预报明显偏高。

表 2 3 种预报方案能见度预报值与观测值的统计结果

Table 2 Statistics of forecasted and observed visibility of three schemes

方案	观测平均值/km	预报平均值/km	平均偏差/km	标准化平均偏差/%	均方根误差/km	相关系数
S1	10.5	12.8	2.3	64.7	6.3	0.85
S2	10.5	16.4	5.8	167.7	8.4	0.84
S3	10.5	7.5	-3.1	40.8	8.5	0.68

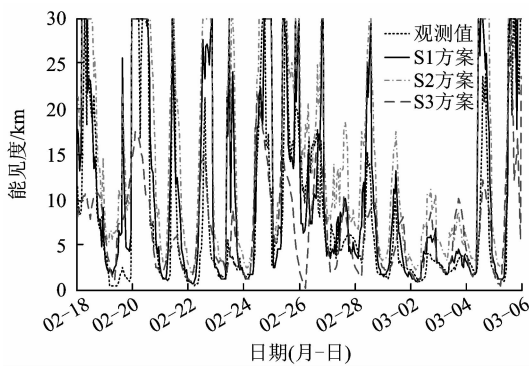


图 4 3 种预报方案能见度预报值与观测值对比
Fig. 4 Comparison of forecasted and observed visibility of three schemes

为进一步分析不同预报方案对能见度的预报性能,对比了不同能见度和不同相对湿度区间下各预报方案能见度预报值相对观测值的平均偏差,结果见图 5。由于 1 km 以下能见度出现时次较少,因此没有单独对 1 km 以下的能见度预报效果进行评估,但是根据其他研究结果,S1 方案对于 1 km 以下的能见度预报效果较好^[10,28]。从图 5(a)可以看出,对于 5 km 以下的能见度范围,S1 方案与 S3 方案预报效果相当,平均偏差在 2 km 左右,S2 方案平均偏差为 5.5 km;对于 5~10 km 能见度范围,S3 方案平均偏差最小,为 0.7 km,S1 方案平均偏差为 3.9 km,S2 方案平均偏差最高,为 9.6 km。S1 和 S2 方案对能见度的明显高估与本次模拟过程中 2 种方案对能见度下降阶段预报延迟有关。对于大于 10 km

的能见度范围,S1 方案平均偏差最小,为 1.5 km,S2 方案平均偏差为 4.7 km,S3 方案平均偏差为 -11.3 km,出现了明显的低估,这主要与 S3 方案对高能能见度预报结果偏低有关。

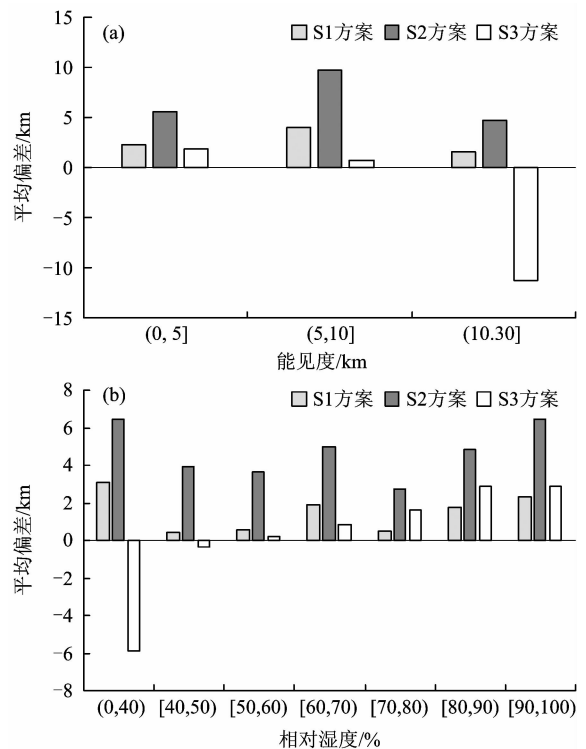


图 5 3 种预报方案在不同能见度等级和相对湿度范围内对能见度预报结果的平均偏差

Fig. 5 Mean deviation of forecasted visibility of three schemes in different visibility levels and RH ranges

从图5(b)可以看出,在不同相对湿度区间内,各预报方案对能见度的预报效果也存在差异。在低湿区间(相对湿度小于50%),S1方案的平均偏差最小,S3方案预报结果呈现低估;相对湿度为50%~70%时,S3方案平均偏差最小,S2方案平均偏差最大;相对湿度大于70%时,S3方案平均偏差大于S1方案。整体来看,各方案在相对湿度为40%~80%时,平均偏差较小,S1和S3方案平均偏差基本低于1 km,S2方案平均偏差在3 km左右。由于气象模式对相对湿度在高湿区的低估和低湿区的高估,使预报方案对能见度在高湿区和低湿区的预报结果也存在较大偏差。

由于 $PM_{2.5}$ 组分数据来自于CAMx模式的模拟结果,存在一定的误差。尤其是在 $PM_{2.5}$ 浓度较高的情况下,大气化学模式对二次无机盐的生成存在低估^[29-30]。而由式(2)可知,无机盐是影响能见度的重要组分,其消光性大于有机组分。因此,对于

$PM_{2.5}$ 化学组分模拟的不确定性是导致S2方案存在高估的原因之一。

综上所述,3种方案对能见度的预报效果,S1方案最好,相关系数最高,平均偏差和均方根误差最小;S2方案呈现明显的高估,S2方案较S1方案的平均偏差偏高3.4 km,均方根误差高2.1 km;S3方案相关系数最低,在10 km以下能见度和50%~70%相对湿度区间预报平均偏差较小,但是对高能见度范围预报结果存在明显的低估。

2.3 影响预报效果的因素

为进一步分析S1方案预报效果的影响因素,利用观测值替代预报值对能见度进行拟合评估,替代方案包括 $PM_{2.5}$ 浓度预报值和相对湿度观测值(S1FO方案)、 $PM_{2.5}$ 浓度观测值和相对湿度预报值(S1OF方案)、 $PM_{2.5}$ 浓度观测值和相对湿度观测值(S1OO方案),结果见表3。

表3 S1方案和替代方案对能见度预报值和观测值的统计结果

Table 3 Statistics of forecasted and observed values of visibility based on S1 and alternative schemes

方案	观测平均值/km	预报平均值/km	平均偏差/km	标准化平均偏差/%	均方根误差/km	相关系数
S1	10.5	12.8	2.3	64.7	6.3	0.85
S1FO	10.5	12.3	1.8	53.5	5.6	0.87
S1OF	10.5	11.8	1.3	34.0	4.6	0.92
S1OO	10.5	11.5	1.0	25.1	3.7	0.95

从表3可以看出,替代方案对能见度的预报效果均有提升。S1OO方案表现最好,相关系数为0.95,平均偏差为1.0 km,说明S1参数化方案可以很好地反映 $PM_{2.5}$ 浓度、相对湿度和能见度的相关关系,这与Zhou等^[19]的研究结果一致。S1OF方案将S1方案的相关系数由0.85提升至0.92,平均偏差由2.3 km降至1.3 km。S1OF方案表现优于S1FO方案,更接近于基于观测值的S1OO方案,这表明提升 $PM_{2.5}$ 浓度的预报效果对提高能见度的预报效果优于相对湿度。

图6对比了替代方案不同能见度和相对湿度范围预报能见度的平均偏差。从图6(a)可以看出,能见度在5 km以下,S1OF方案较S1方案平均偏差降低明显,由2.3 km降至0.8 km,S1FO方案较S1方案降低不明显。能见度为5~10 km与5 km以下表现一致,S1OF方案平均偏差较S1方案降低明显,由3.9 km降至1.5 km,S1FO方案较S1方案降低0.4 km。能见度为10~30 km时,S1FO方案较S1方案平均偏差显著降低,由1.5 km降至0.5 km,S1OF

方案平均偏差增大。以上结果表明,能见度为10 km以下时,利用 $PM_{2.5}$ 浓度观测值可以显著提高对能见度的预报效果,但是利用相对湿度观测值提高不明显。

从图6(a)可以看出,在低于70%的相对湿度范围内,S1OF方案均较S1方案有较大的改进,平均偏差显著降低,尤其是相对湿度为50%~60%时,平均偏差降至0.1 km;S1FO方案较S1方案没有明显的改进,甚至相对湿度为40%~60%时,平均偏差增大。在高于70%的相对湿度范围内,S1OF方案对S1方案的改进效果差于S1FO方案,尤其是相对湿度为80%~90%时,S1OF方案较S1方案平均偏差降低了0.9 km,但S1FO方案较S1方案增加了0.9 km。以上结果表明,在低湿(相对湿度低于70%)范围内,使用 $PM_{2.5}$ 浓度观测值可以显著提高对能见度的预报效果;在高湿(相对湿度大于70%)范围内,使用相对湿度观测值可以显著提高预报效果。这与在低湿范围内 $PM_{2.5}$ 是影响能见度的主要因素,高湿范围内相对湿度是影响能见度的主要因

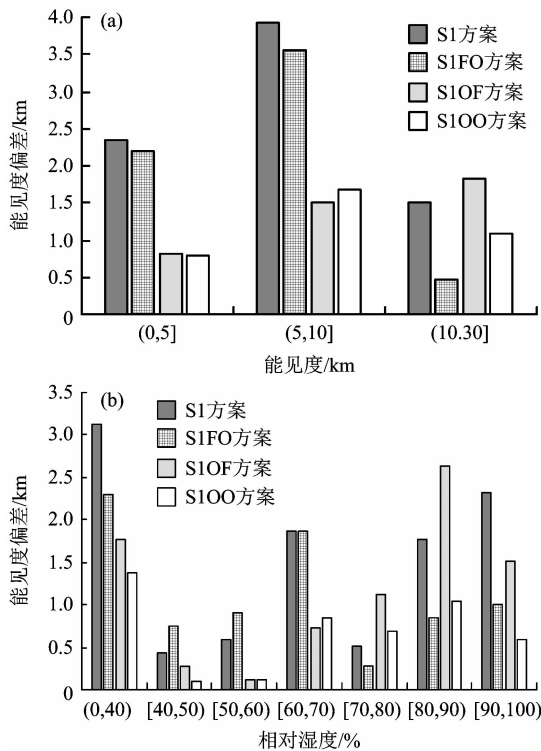


图 6 S1 方案和替代方案在不同能见度等级和相对湿度范围内对能见度预报结果的平均偏差

Fig. 6 Mean deviation of forecasted results of S1 and alternative schemes in different visibility levels and RH ranges

素相一致。

综上所述,提高 $PM_{2.5}$ 浓度的预报效果是提升能见度预报效果的关键,尤其是对能见度低于 10 km 的情况下提升效果更明显,但在高湿范围内,提高相对湿度的预报效果对能见度预报效果的改善更明显。

3 结论

(1) 基于多模式最优集成方法对 $PM_{2.5}$ 浓度和 WRF4.0 模式对相对湿度的预报效果均较好,相关系数分别可达 0.90 和 0.95。但对 $PM_{2.5}$ 浓度预报仍然存在一定的低估,对相对湿度在高湿范围内的预报存在一定的低估。

(2) 3 种能见度参数化方案均能较好地反映能见度的变化趋势,其中 S1 方案表现最好,相关系数最高,为 0.85,平均偏差和均方根误差最低,分别为 2.3 和 6.3 km。

(3) S1 方案可以显著改进 S2 方案对能见度的高估问题,较 S2 方案平均偏差低 3.6 km; S1 方案较 S3 方案相关系数提高了 0.17,主要是因为 S1 方案对 10 km 以上能见度范围预报效果较 S3 方案改进

明显。

(4) 提高 $PM_{2.5}$ 浓度的预报效果是提升能见度预报效果的关键,尤其是能见度低于 10 km 时效果更明显,但是在高湿(相对湿度大于 70%)范围内,提高相对湿度的预报效果对能见度预报效果改善更明显。

参考文献

- [1] 陈静,赵春生. 大气低能见度的影响因子分析及计算方法综述[J]. 气象科技进展,2014(4):44-51.
CHEN J,ZHAO C S. A review of influence factors and calculation of atmospheric low visibility [J]. Advances in Meteorological Science and Technology,2014(4):44-51.
- [2] CHAI F H,GAO J,CHEN Z, et al. Spatial and temporal variation of particulate matter and gaseous pollutants in 26 cities in China [J]. Journal of Environmental Sciences: China,2014,26(1):75-82.
- [3] HAN R,WANG S,SHEN W, et al. Spatial and temporal variation of haze in China from 1961 to 2012 [J]. Journal of Environmental Sciences: China,2016,46(8):134-146.
- [4] CHEN H, WANG H. Haze days in North China and the associated atmospheric circulations based on daily visibility data from 1960 to 2012 [J]. Journal of Geophysical Research,2015,120(12):5895-5909.
- [5] CHE H,ZHANG X,LI Y, et al. Horizontal visibility trends in China 1981-2005 [J]. Geophysical Research Letters,2007,34(24):L24706.
- [6] WU J,FU C,ZHANG L, et al. Trends of visibility on sunny days in China in the recent 50 years [J]. Atmospheric Environment,2012,55(3):339-346.
- [7] 吴兑,吴晓京,李菲,等. 1951—2005 年中国大陆霾的时空变化[J]. 气象学报,2010,68(5):680-688.
WU D,WU X J,LI F, et al. Temporal and spatial variation of haze during 1951-2005 in Chinese mainland [J]. Acta Meteorologica Sinica,2010,68(5):680-688.
- [8] 张恒德,咸云浩,谢永华,等. 基于时间序列分析和卡尔曼滤波的霾预报技术[J]. 计算机应用,2017(11):279-284.
ZHANG H D,XIAN Y H,XIE Y H, et al. Haze forecast based on time series analysis and Kalman filtering [J]. Journal of Computer Applications,2017(11):279-284.
- [9] 张自银,赵秀娟,熊亚军,等. 基于动态统计预报方法的京津冀雾霾中期预报试验[J]. 应用气象学报,2018,29(1):57-69.
ZHANG Z Y,ZHAO X J,XIONG Y J, et al. The fog/haze medium-range forecast experiments based on dynamic statistic method [J]. Journal of Applied Meteorological Science,2018,29(1):57-69.
- [10] XIE C,MA X. Artificial intelligence research on visibility forecast [C]//International Conference on Signal and Information Processing: Networking and Computers. Singapore: Springer,2019:455-461.
- [11] 胡海川,张恒德,朱彬,等. 神经网络方法在环渤海能见度预

- 报中的应用分析[J]. 气象科学, 2018, 38(6): 95-102.
- HU H C, ZHANG H D, ZHU B, et al. Application analysis of neural network method in visibility forecast of coastal cities around Bohai Sea [J]. Journal of the Meteorological Sciences, 2018, 38(6): 95-102.
- [12] PITCHFORD M, MALM W, SCHICHEL B, et al. Revised algorithm for estimating light extinction from IMPROVE particle speciation data [J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2007, 57(11): 1326-1336.
- [13] 邓涛, 邓雪娇, 吴兑, 等. 珠三角灰霾数值预报模式与业务运行评估[J]. 气象科技进展, 2012, 2(6): 38-44.
- DENG T, DENG X J, WU D, et al. Study on numerical forecast model of haze over Pearl River Delta Region and routine business assessment [J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2012, 2(6): 38-44.
- [14] 赵秀娟, 徐敬, 张自银, 等. 北京区域环境气象数值预报系统及 PM_{2.5} 预报检验[J]. 应用气象学报, 2016, 27(2): 160-172.
- ZHAO X J, XU J, ZHANG Z Y, et al. Beijing regional environmental meteorology prediction system and its performance test of PM_{2.5} concentration [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2016, 27(2): 160-172.
- [15] CHEN J, ZHAO C S, MA N, et al. A parameterization of low visibilities for hazy days in the North China Plain [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 12(11): 4935-4950.
- [16] 胡俊, 赵天良, 张泽锋, 等. 霾污染环境大气能见度参数化方案的改进[J]. 环境科学研究, 2017, 30(11): 22-30.
- HU J, ZHAO T L, ZHANG Z F, et al. Upgrading atmospheric visibility parameterization scheme for haze pollution environment [J]. Research of Environmental Sciences, 2017, 30(11): 22-30.
- [17] 赵秀娟, 李梓铭, 徐敬. 霾天能见度参数化方案改进及预报效果评估[J]. 环境科学, 2019, 40(4): 170-178.
- ZHAO X J, LI Z M, XU J, et al. Modification and performance tests of visibility parameterizations for haze days [J]. Environmental Science, 2019, 40(4): 170-178.
- [18] 吕梦瑶, 程兴宏, 张恒德, 等. 基于自适应偏最小二乘回归法的 CUACE 模式污染物预报偏差订正改进方法研究[J]. 环境科学学报, 2018, 38(7): 2735-2745.
- LÜ M Y, CHENG X H, ZHANG H D, et al. Improving the correction method of air pollutant forecasts from the CUACE model based on the adapting partial least square regression technique [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2018, 38(7): 2735-2745.
- [19] ZHOU Q, JIANG H, WANG J, et al. A hybrid model for PM_{2.5} forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and a general regression neural network [J]. Science of the Total Environment, 2014, 496: 264-274.
- [20] LIU D J, LI L. Application study of comprehensive forecasting model based on entropy weighting method on trend of PM_{2.5} concentration in Guangzhou, China [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2015, 12(6): 7085-7099.
- [21] 张伟, 王自发, 安俊岭, 等. 利用 BP 神经网络提高奥运会空气质量实时预报系统预报效果[J]. 气候与环境研究, 2010, 15(5): 595-601.
- ZHANG W, WANG Z F, AN J L, et al. Update the ensemble air quality modeling system with BP model during Beijing Olympics [J]. Climatic and Environmental Research, 2010, 15(5): 595-601.
- [22] 张天航, 王继康, 张恒德, 等. 一种最优多模式集成方法在我国重污染区域 PM_{2.5} 浓度预报中的应用[J]. 环境工程技术学报, 2019, 9(5): 520-530.
- ZHANG T H, WANG J K, ZHANG H D, et al. Application of a best multi-model ensemble method in PM_{2.5} forecast in heavily polluted regions of China [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2019, 9(5): 520-530.
- [23] 王继康, 张恒德, 桂海林, 等. 能见度与 PM_{2.5} 浓度关系及其分布特征[J]. 环境科学, 2019, 40(7): 2985-2993.
- WANG J K, ZHANG H D, GUI H L, et al. The relationship between atmospheric visibility and PM_{2.5} concentration and its distribution [J]. Environmental Science, 2019, 40(7): 2985-2993.
- [24] 张恒德, 张庭玉, 李涛, 等. 基于 BP 神经网络的污染物浓度多模式集成预报[J]. 中国环境科学, 2018, 38(4): 1243-1256.
- ZHANG H D, ZHANG T Y, LI T, et al. Forecast of air quality pollutants' concentrations based on BP neural network multi-model ensemble method [J]. China Environmental Science, 2018, 38(4): 1243-1256.
- [25] GILLIAM R C, HOGREFE C, GODOWITZ J M, et al. Impact of inherent meteorology uncertainty on air quality model predictions [J]. Journal of Geophysical Research, 2015, 120(23): 12259-12280.
- [26] Ramboll ENVIRON. User's guide to the comprehensive air quality model with extensions (CAMx): Version 6.2 [EB/OL]. (2015-03-15) [2019-10-12]. <http://www.camx.com>.
- [27] 王继康, 张碧辉, 张恒德, 等. 边界层方案对华北一次污染过程模拟的影响[J]. 中国环境科学, 2019, 39(1): 63-73.
- WANG J K, ZHANG B H, ZHANG H D, et al. The impacts of planetary boundary layer schemes on pollutants simulations during an air pollution episode over BTH region [J]. China Environmental Science, 2019, 39(1): 63-73.
- [28] 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.
- WU B G, ZHANG J C, LI Y H, et al. Research on numerical interpretative forecast for low-visibility at Tianjin Port in autumn and winter [J]. Meteorological Monthly, 2017, 43(7): 863-871.
- [29] LI X, JIANG L, BAI Y, et al. Wintertime aerosol chemistry in Beijing during haze period: significant contribution from secondary formation and biomass burning emission [J]. Atmospheric Research, 2019, 218: 25-33.
- [30] GAO M, CARMICHAEL G R, WANG Y, et al. Improving simulations of sulfate aerosols during winter haze over Northern China: the impacts of heterogeneous oxidation by NO₂ [J]. Frontiers of Environmental Science & Engineering in China, 2016, 10(5): 16. □