

文章编号:1673-9469(2020)01-0091-07

DOI: 10.3969/j.issn.1673-9469.2020.01.015

邯郸重污染日空气质量预测研究

王彦林,李 擘,吴利丰*

(河北工程大学 管理工程与商学院,河北 邯郸 056038)

摘要: 针对数据样本较少,且时间序列不连续的邯郸重度污染日的空气质量指标数据,采用基于数据分组的分数阶GM(1,1)模型(The data grouping GM(1,1) model with fractional order accumulation,简称DGFGM(1,1)),对邯郸地区2018—2019年12月28、29、30日三天的AQI及PM_{2.5}、PM₁₀、NO₂的日均浓度进行预测。使用该模型预测的AQI、PM_{2.5}、PM₁₀和NO₂的MAPE分别为2.89%、3.28%、3.83%、3.23%,表明DGFGM(1,1)模型具有良好的预测性能。预测结果显示,在当前的治理力度下,邯郸地区空气重污染的发生仍然难以避免,有些污染物浓度不降反升,除2018—2019年的12月30日的NO₂外,其他时间的所有污染物浓度全部超过标准限值,污染情况相当严重。当地有关部门应重视对极端重度污染天气的预防和治理,使得大气环境质量得以全面提升。

关键词: 数据分组;分数阶GM(1,1)模型;邯郸;空气质量指标

中图分类号:X51

文献标识码:A

Research on Air Quality Prediction in Heavy Polluted Days in Handan

WANG Yanlin, LI Nu, WU Lifeng*

(College of Economics and Management, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China)

Abstract: In order to effectively predict the air quality indicators of heavily polluted days with small sample size and discontinuous time series, The data grouping GM(1,1) model with fractional order accumulation (DGFGM(1,1)) was used to predict AQI and the daily concentrations of PM_{2.5}, PM₁₀, NO₂ for December 28, 29 and 30 in Handan. The MAPE of the AQI, PM_{2.5}, PM₁₀ and NO₂ predicted by DGFGM(1,1) model were 2.89%, 3.28%, 3.83% and 3.23%, respectively, indicating that this model has a high prediction accuracy. The prediction results demonstrate that under the current governance measures, the occurrence of heavily polluted days is still inevitable, and the concentration of some air quality indicators will increase rather than decrease. Except for the daily concentrations of NO₂ on December 30 during 2018 to 2019, the concentrations of all air quality indicators exceeded the grade II standard of Chinese Ambient Air Quality at other times. Local departments should pay attention to the prevention and treatment of extremely heavy pollution days, so as to comprehensively improve the quality of atmospheric environment.

Key words: the data grouping; GM(1,1) model with fractional order accumulation; Handan; air quality indicators

在持续实施了一系列大气污染防治措施后,各地大气环境质量都有了不同程度的提升,空气质量优良天数不断增多,大气环境从长时间维度看呈现持续向好发展趋势^[1]。但对于空气污染重灾区的河北邯郸来说,现在的大气环境质量距离

国家标准和人民期盼仍存在一定的差距,时而出现的持续性极端重度污染天气不仅危害当地人民的身体健康,也加大了大气污染防治工作的难度,所以,对重度污染天空气质量的预测研究具有强烈的现实意义,能为及时应对及精准治理极端污

收稿日期:2019-12-30

基金项目:河北省高层次人才资助项目(A2017003100)

作者简介:王彦林(1973-),男,河北肥乡人,博士,教授,研究方向:公共经济与管理。

* 通讯作者:吴利丰(1983-),男,河北邯郸人,博士,副教授,研究方向:灰色预测。

染天气,全面改善大气环境,提供数据支撑。

目前,已有不同领域的众多学者对日空气质量进行了预测研究。比如:Jose 等应用模糊逻辑和自回归模型对墨西哥城 24 小时空气质量指数进行了评价和预测^[2];Feng 等利用基于地理模型和小波变换的气团轨迹人工神经网络模型,对 PM_{2.5} 的日浓度进行了预测^[3];Sam 等建立了基于随机森林、遗传算法和反向传播神经网络技术的文莱达鲁萨兰国的 PM₁₀ 日浓度预测框架^[4];付亚丽等利用改进粒子群算法并行优化的极限学习机预测武汉市空气质量的日均浓度^[5];Wang 等开发了空气质量预警系统,用于预测成都、广州的 PM_{2.5}、PM₁₀ 和 SO₂ 的 24 小时平均浓度^[6];李萍等建立了基于分形流形学习的支持向量机空气污染指数预测模型对 2015 年 1—4 月北京、上海、广州 120 d 的大气污染指数进行预测^[7];张楠等建立了改进灰狼算法优化的支持向量机模型对太原市 2017 年 3 月 1 日—3 月 30 日 30 天的 AQI 进行预测^[8];夏润等利用改进集成学习算法来预测未来 24 小时的空气污染^[9];Hao 等采用由数据预处理模块、优化模块、预测模块和评价模块组成的新型混合空气质量预警系统,对济南市、上海市、哈尔滨市 6 种空气污染物和 AQI 的日浓度进行预测^[10]。

关于日空气质量预测的文献大多需要大量数据样本的支持,且需要进行非常复杂的计算,但专门预测重污染天的空气质量的研究较少。严重污染的天气一般不会持续很长时间,所以数据样本是非常有限的,上述需要大量数据样本的预测方法将不再适用。灰色预测模型是研究样本容量小、信息量有限数据的一种有效的建模方法,灰色预测模型在空气质量预测中也得到了广泛的应用:何俊等利用季节指数修正的 GM(1,1) 模型,预测郑州市二氧化硫季平均浓度^[11];Wu 等人利用灰色 Holt-Winters 模型预测了石家庄和邯郸的 AOI 月平均值^[12],并利用分数阶 GM(1,1) 模型预测京津冀地区各空气质量指标的年均浓度^[13]。灰色预测方法对于空气质量的研究大多集中在年、季度及月份等维度的研究,对以天为单位的研究较少,故本文提出一种数据分组分数阶灰色预测方法,对邯郸地区重度污染天的空气质量指标进行预测。

1 DGFGM(1,1) 模型

连续年份中连续几天的数据总体来看并不是

连续的时间序列,比如 2014—2017 年 12 月的 28、29、30 日就是 4 个间断的时间序列,用每个时间序列进行预测可能存在数据量太少,或有异常值导致序列变化波动大等情况。但每年当中特定的某一天在一定程度上具有相似性,故可以采用基于数据分组的灰色建模方法^[14],对间断的时间序列数据进行分组,转换维度,将以“天”为单位的时间序列转换为以“年”为单位的时间序列进行预测,比如将 2014—2017 年 12 月的 28、29、30 日的数据分为三组,将每一天不同年份的数据为一组序列进行预测。然后将各组得到的结果进行综合,形成相应连续的时间序列。鉴于分数阶 GM(1,1) 模型^[15]相比传统的 GM(1,1) 模型预测效果更好,精度更高,故本文采用基于数据分组的分数阶 GM(1,1) 模型进行预测,建模过程如下:

设不连续的原始数据序列为

$$\begin{aligned} X_1^{(0)} &= \{x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(i), \dots, x_1^{(0)}(n)\} \\ X_2^{(0)} &= \{x_2^{(0)}(1), x_2^{(0)}(2), \dots, x_2^{(0)}(i), \dots, x_2^{(0)}(n)\} \\ &\vdots \\ X_m^{(0)} &= \{x_m^{(0)}(1), x_m^{(0)}(2), \dots, x_m^{(0)}(i), \dots, x_m^{(0)}(n)\} \end{aligned}$$

m 表示连续的年份, n 表示连续的天数。

将原始的时间序列数据按天进行划分,得到以年为单位的新时间序列为

$$\begin{aligned} X^{(0)}(1) &= \{x_1^{(0)}(1), x_2^{(0)}(1), \dots, x_m^{(0)}(1)\} \\ X^{(0)}(2) &= \{x_1^{(0)}(2), x_2^{(0)}(2), \dots, x_m^{(0)}(2)\} \\ &\vdots \\ X^{(0)}(i) &= \{x_1^{(0)}(i), x_2^{(0)}(i), \dots, x_m^{(0)}(i)\} \\ &\vdots \\ X^{(0)}(n) &= \{x_1^{(0)}(n), x_2^{(0)}(n), \dots, x_m^{(0)}(n)\} \end{aligned}$$

通过, $x_k^{(r)}(i) = \sum_{j=1}^k C_{k-j+r-1}^{k-j} x_k^{(0)}(i)$, 得到各序列的 r 阶累加序列为

$$X^{(r)}(i) = \{x_1^{(r)}(i), x_2^{(r)}(i), \dots, x_m^{(r)}(i)\} \quad (1)$$

其中, $C_{r-1}^0 = 1$, $C_k^{k+1} = 0$, $C_{k-j+r-1}^{k-j} = \frac{(k-j+r-1)(k-j+r-2)\cdots(r+1)r}{(k-j)!}$

$X^{(r)}(i)$ 的单变量一阶微分方程为

$$\frac{dx_i^{(r)}(i)}{dt} + ax_i^{(r)}(i) = b \quad (2)$$

则该微分方程的解为

$$x_{i+1}^{(r)}(i) = \left(x_i^{(0)}(i) - \frac{b}{a}\right) e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (3)$$

由于最小二乘法使解得误差最小,所以利用最小二乘法计算未知参数 $\hat{a}, \hat{b}$ 。

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (4)$$

其中,

$$B = \begin{bmatrix} -Z_2^{(r)}(i) & 1 \\ -Z_3^{(r)}(i) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z_m^{(r)}(i) & 1 \end{bmatrix} Y = \begin{bmatrix} x_2^{(r)}(i) - x_1^{(r)}(i) \\ x_3^{(r)}(i) - x_2^{(r)}(i) \\ \vdots \\ x_n^{(r)}(i) - x_{n-1}^{(r)}(i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$Z^{(r)}(i)$ 是 $x^{(r)}(i)$ 的近邻均值生成序列, $Z_k^{(r)}(i) = \frac{x_k^{(r)}(i) + x_{k-1}^{(r)}(i)}{2}$ 。

将 $\hat{a}$ 和 $\hat{b}$ 代入时间响应函数得到

$$\hat{x}_{k+1}^{(r)}(i) = \left(x_1^{(0)}(i) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right) e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}}, \quad (6)$$

$\hat{x}_{k+1}^{(r)}(i)$ 是 $k+1$ 时刻的拟合值。

对序列 $\hat{X}^{(r)}(i) = \{\hat{x}_1^{(r)}(i), \hat{x}_2^{(r)}(i), \dots, \hat{x}_m^{(r)}(i), \dots\}$ 进行 $1-r$ 阶累减还原。

$$\alpha^{(r)} \hat{X}^{(r)}(i) = \{\alpha^{(1)} \hat{x}_1^{(r)(1-r)}(i), \alpha^{(1)} \hat{x}_2^{(r)(1-r)}(i), \dots, \alpha^{(1)} \hat{x}_m^{(r)(1-r)}(i), \alpha^{(1)} \hat{x}_{m+1}^{(r)(1-r)}(i), \dots\} \quad (7)$$

其中, $\alpha^{(1)} \hat{x}_k^{(r)(1-r)}(i) = \hat{x}_k^{(r)(1-r)}(i) - \hat{x}_{k-1}^{(r)(1-r)}(i)$ 。

得到预测值为 $\hat{X}^{(0)}(i) = \{\hat{x}_1^{(0)}(i), \hat{x}_2^{(0)}(i), \dots, \hat{x}_m^{(0)}(i), \hat{x}_{m+1}^{(0)}(i), \hat{x}_{m+2}^{(0)}(i), \dots\}$ 。

将预测序列还原成原始的时间序列维度,得到原始数据的预测序列为

$$\begin{aligned} \hat{X}_1^{(0)} &= \{\hat{x}_1^{(0)}(1), \hat{x}_1^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_1^{(0)}(i), \dots, \hat{x}_1^{(0)}(n)\} \\ &\vdots \\ \hat{X}_m^{(0)} &= \{\hat{x}_m^{(0)}(1), \hat{x}_m^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_m^{(0)}(i), \dots, \hat{x}_m^{(0)}(n)\} \\ \hat{X}_{m+1}^{(0)} &= \{\hat{x}_{m+1}^{(0)}(1), \hat{x}_{m+1}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_{m+1}^{(0)}(i), \dots, \hat{x}_{m+1}^{(0)}(n)\} \\ \hat{X}_{m+2}^{(0)} &= \{\hat{x}_{m+2}^{(0)}(1), \hat{x}_{m+2}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_{m+2}^{(0)}(i), \dots, \hat{x}_{m+2}^{(0)}(n)\} \\ &\vdots \end{aligned}$$

利用平均绝对百分误差 (MAPE) 来考察模型的准确性和有效性,计算公式为

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{\hat{x}_k^{(0)}(i) - x_k^{(0)}(i)}{x_k^{(0)}(i)} \right| \times 100\% \quad (8)$$

其中, $\hat{x}_k^{(0)}(i)$ 表示预测值, $x_k^{(0)}(i)$ 表示实际值。MAPE 的计算结果越小,表明模型的预测精度越高。MAPE 的评价标准见表 1。

2 数据来源及实例分析

空气质量指数 (Air quality index, 简称 AQI), 是定量描述空气质量状况的无量纲指数,就是将常规监测的几种空气污染物浓度简化成为单一的

表 1 MAPE 评价标准

Tab.1 MAPE evaluation criteria

MAPE /%	预测性能
< 10	优
10~20	良
20~50	一般
> 50	差

概念性指数值形式,并分级表征空气污染程度和空气质量状况。根据《环境空气质量指数 (AQI) 技术规定 (试行)》(HJ633-2012) 规定,空气污染指数划分及对应的空气质量等级和空气质量状况,如表 2 所示。指数越大,级别越高,说明污染越严重,对人体健康的影响也越明显。

表 2 空气污染指数划分及对应的空气质量等级和空气质量状况

Tab.2 AQI, air quality grade and air pollution level

AQI	空气质量等级	空气质量状况
0~50	I	优
51~100	II	良
101~150	III	轻度污染
151~200	IV	中度污染
201~300	V	重度污染
≥300	VI	严重污染

位于河北省南部的邯郸,素有“钢城”之称,产业结构偏重,是国家老工业基地、资源型重化工城市。近年来,钢铁、煤炭等重工业的发展带来巨大经济效益的同时却导致了环境状况越来越差。在生态环境部发布的全国 74 个重点城市空气质量排名中,河北邯郸由于排名靠后、时常“倒数”而备受关注。持续的空气重污染已成为邯郸地区秋冬季较常出现的气象灾害。近年来,国家与当地有关部门高度重视,采取一系列措施治理邯郸的大气污染:全力调整能源结构,严格环保标准,开展污染源排查治理等,环境空气质量已得到大幅改善。但是,受季节因素及气象扩散条件的影响,持续几日的空气重污染现象在秋冬季节仍较常出现,严重影响着人们的正常生活及身体健康。精准预测空气重度污染情况的发生是大气污染防治工作和全面改善大气环境质量的重要一环。每年 12 月是空气重污染情况发生较为频繁的时段,故本文采用邯郸地区 2014—2017 年 12 月份的空气质量指标为研究对象,对重度污染频发的时间段进行预测研究。

对邯郸地区 2014—2017 年 12 月的 AQI 数据进行整理^[16],并制作成散点图,如图 1 所示。

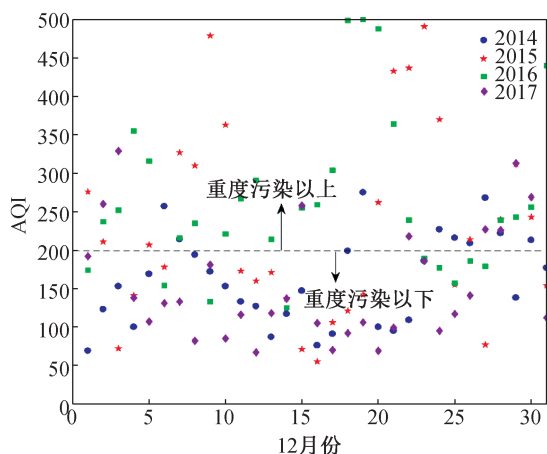


图1 2014—2017年12月1日—31日AQI数据散点图

Fig.1 Scatter diagram of AQI in December
(from 2014 to 2017)

由图1可知,2014—2017年12月的重度污染及严重污染天气主要集中在25日到31日之间,所以在未来几年的12月这几天发生重度污染或严重污染的可能性也是相当大的,对这一时间段的空气质量进行预测,对有效防范重度污染天气的发生具有强烈的现实意义。对原始数据进行观察,可知2014—2017年,12月28日—30日这三天,AQI均大于200,空气质量均处于重度污染或严重污染状态, $PM_{2.5}$ 和 PM_{10} 均超过了环境空气污染物基本项目浓度的二级限值($PM_{2.5}$ 的24小时平均二级浓度限值标准为 $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$, PM_{10} 的24小时平均二级浓度限值标准为 $150 \mu\text{g}/\text{m}^3$), NO_2 有部分天数超过了标准限值(NO_2 的24小时平均二级浓度限值标准为 $80 \mu\text{g}/\text{m}^3$)。故选取这12组数据为样本,进

行DGFGM(1,1)预测,探知今后两年(2018—2019)这几天的空气质量状况及对应的空气质量指标浓度是否存在超标的情况,提前做好应对重度空气污染的准备。2014—2017年12月28—30日的AQI、 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 和 NO_2 的浓度值如表3所示。

以AQI数据为例,对2014—2017年12月28、29、30日的AQI数据进行处理,分别利用本文所提的DGFGM(1,1)模型和基于数据分组GM(1,1)模型(The data grouping GM(1,1) model,简称DGGM(1,1))对AQI数据进行预测。两种模型计算的拟合结果如表4所示。

表4 DGFGM(1,1)和DGGM(1,1)模型
对AQI值预测的拟合结果Tab.4 The fitting results of AQI predicted by
DGFGM(1,1) and DGGM(1,1) model

日期	年	真实值	DGFGM (1,1)模型	DGGM (1,1)模型
28	2014	222	222.00	222.00
	2015	240	239.88	241.96
	2016	239	237.47	234.92
	2017	226	226.00	228.08
29	2014	238	238.00	238.00
	2015	312	288.79	288.79
	2016	243	289.33	289.33
	2017	313	289.88	289.88
30	2014	213	213.00	213.00
	2015	243	242.94	243.06
	2016	256	256.00	255.72
	2017	269	268.93	269.04
MAPE			2.89%	3.12%

表3 2014—2017年12月28—30日的AQI, $PM_{2.5}$, PM_{10} 和 NO_2 的浓度值Tab.3 The values of AQI, $PM_{2.5}$, PM_{10} and NO_2 on December 28th, 29th and 30th (from 2014 to 2017)

日期	AQI	空气质量状况	$PM_{2.5}/(\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	$PM_{10}/(\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$	$\text{NO}_2/(\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$
2014/12/28	222	重度污染	150	323	71
2014/12/29	238	重度污染	193	305	73
2014/12/30	213	重度污染	164	302	77
2015/12/28	240	重度污染	190	311	67
2015/12/29	312	严重污染	251	409	88
2015/12/30	243	重度污染	181	314	77
2016/12/28	239	重度污染	179	309	69
2016/12/29	243	重度污染	195	309	77
2016/12/30	256	重度污染	205	302	70
2017/12/28	226	重度污染	175	245	82
2017/12/29	313	严重污染	262	353	96
2017/12/30	269	重度污染	223	317	76

由表 4 可知,DGFGM (1,1)模型的拟合结果与真实值之间的 MAPE 低于 DGGM(1,1)模型,且 MAPE 低于 10%,表明 DGFGM (1,1)模型预测精度高,有良好的预测性能。故用 DGFGM (1,1)模型对 2018 和 2019 年的 AQI 进行预测,预测结果如表 5 所示。AQI 的实际值和预测值的变化趋势如图 2 所示。

表 5 AQI 预测结果

Tab.5 Predicted results of the AQI

年份	日期		
	28	29	30
2018	211.06	290.42	282.11
2019	195.17	290.97	295.69

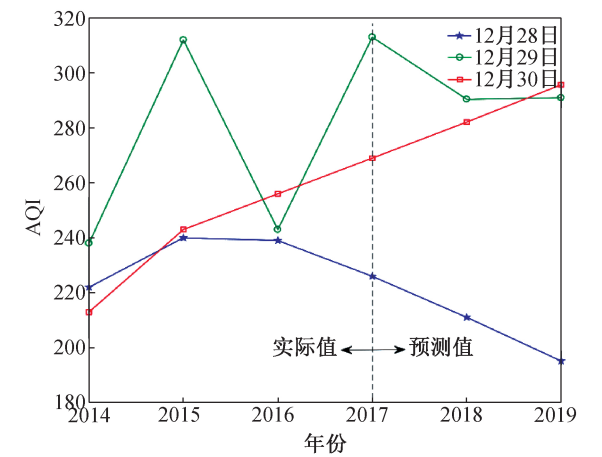


图 2 AQI 的实际值和预测值的变化趋势

Fig.2 Trends of actual and predicted values of AQI

由表 5 展现的预测结果可知,在 2018 和 2019 年的 12 月 28、29、30 日,AQI 仍居高不下,除 2019 年的 12 月 28 日略低于 200 外,其他时间的 AQI 均在 200~300 之间,属重度污染状态。由图 2 可知,2018—2019 年 12 月 28、29 日的 AQI 呈现下降趋势,30 日的 AQI 仍在持续上升。

这表明,虽当前邯郸总体空气质量有明显改善,但个别极端的污染天气依然会发生,危害不容小觑。这三日连续多年均会发生空气的重度、严重污染,就足以警醒有关部门要加强对这一时段的空气质量监测及治理。提醒相关部门在制定宏观空气治理方案的同时,需加强对极端污染天气的重视,掌握有关极端污染天气的有效信息,提早预防,只有把每一天的空气质量都控制在合格范围以内,空气质量才得以全面改善。

以同样的方法,对 2014—2017 年 12 月 28、29、30 日的 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 、 NO_2 的日平均浓度进行预测,探知 DGFGM(1,1)模型在该三个指标上的预测性能以及这三个指标在 2018、2019 年的发展趋势。拟合结果如表 6 所示,预测结果如表 7 所示。图 3—图 5 分别展示了 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 和 NO_2 的实测值和预测值的变化趋势。

由表 6 可知,DGFGM (1,1)模型对于 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 和 NO_2 的日平均浓度的预测,均呈现出较好的性能,MAPE 分别为 3.28%、3.83%及 3.23%,都小于 10%,预测精度显然较高。由表 7 可知, $PM_{2.5}$

表 6 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 和 NO_2 日浓度的拟合值

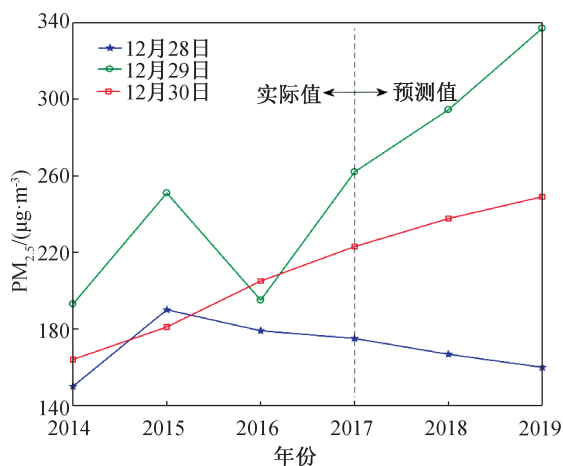
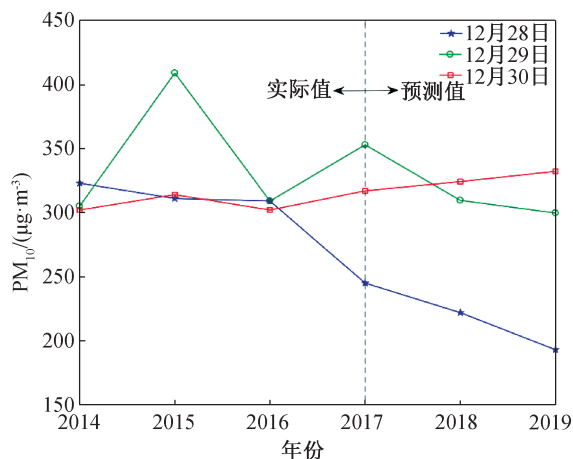
(单位: $\mu g/m^3$)

Tab.6 Fitting results for daily concentrations of $PM_{2.5}$, PM_{10} and NO_2

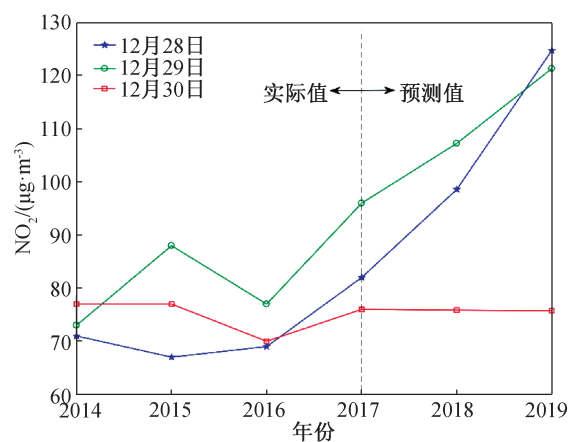
日期	年	$PM_{2.5}$		PM_{10}		NO_2	
		真实值	DGFGM (1,1)	真实值	DGFGM (1,1)	真实值	DGFGM (1,1)
			拟合值		拟合值		拟合值
28	2014	150	150.00	323	323.00	71	71.00
	2015	190	188.90	311	317.57	67	64.84
	2016	179	181.20	309	288.62	69	69.80
	2017	175	173.82	245	254.47	82	80.88
29	2014	193	193.00	305	305.00	73	73.00
	2015	251	207.30	409	374.68	88	77.60
	2016	195	230.13	309	342.27	77	85.43
	2017	262	259.13	353	322.72	96	95.34
30	2014	164	164.00	302	302.00	77	77.00
	2015	181	181.24	314	304.96	77	76.43
	2016	205	204.53	302	310.37	70	76.15
	2017	223	223.08	317	316.89	76	75.97
MAPE			3.28%		3.83%		3.23%

表 7 $PM_{2.5}$, PM_{10} and NO_2 日浓度的预测值 (单位: $\mu g/m^3$)Tab.7 Predicted results for daily concentrations of $PM_{2.5}$, PM_{10} and NO_2

日期	年	$PM_{2.5}$	PM_{10}	NO_2
28	2018	166.73	221.88	98.57
	2019	159.93	192.98	124.76
29	2018	294.49	309.53	107.25
	2019	337.02	299.67	121.34
30	2018	237.62	324.21	75.84
	2019	249.03	332.24	75.73

图 3 $PM_{2.5}$ 日浓度的实测值与预测值的变化趋势Fig.3 Trends for measured and predicted value of daily $PM_{2.5}$ concentration图 4 PM_{10} 日浓度的实测值与预测值的变化趋势Fig.4 The change trend for actual value and predicted value of PM_{10} daily concentration

在 2018 和 2019 年的 12 月 28、29 和 30 日的日均浓度大幅度高于标准限值,28 日的日均浓度走向是下降的,但是 29 和 30 日的日均浓度是持续走高的, $PM_{2.5}$ 的情况是非常不乐观的;与 $PM_{2.5}$ 相同,

图 5 NO_2 日浓度的实测值与预测值的变化趋势Fig.5 The trend for the measured and predicted daily concentration of NO_2

PM_{10} 在 2018 和 2019 年的 12 月 28、29 和 30 日的日均浓度也全部大幅度超标,值得欣慰的是有 28 和 29 日两天的浓度是呈现下降趋势的,且 30 日浓度升高不明显,只要加以有效的控制,相信 PM_{10} 会很快达标; NO_2 虽在 30 日的浓度低于标准限值且呈现缓慢下降的趋势,但是在 28 和 29 日的浓度是陡然上升的,若不加以控制,污染会非常严重。当前的预测结果显示,在现有的治理力度下,各项污染物浓度有些不降反升,共同作用,使得 AQI 居高不下,造成连续重度污染天气的发生。

$PM_{2.5}$ 和 PM_{10} 是雾霾的主要污染物, $PM_{2.5}$ 可随呼吸进入人体,引起人体一系列的病变; PM_{10} 由于长期漂浮在空气中,会严重降低能见度并扩大污染范围; NO_2 的污染影响更是不容小觑, NO_2 是二次颗粒物和光化学污染物的重要前体物,是产生二次污染重要因素。 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 、 NO_2 得不到有效控制,空气质量就很难提升。准确把握各项污染物的发展趋势,是精准治理空气污染的必经之路,也是本文预测结果的重要现实意义。

3 结论

对于间断性数据的预测,本文提供了一个转换原本时间序列时间维度的新思路。在以原本时间维度序列预测数据量较少或受异常值影响较大的情况下,可以在其他时间维度找寻数据之间的规律,进行分组,组建新的时间序列进行预测。分数阶 GM(1,1) 模型相比传统的 GM(1,1) 模型能在更大程度上提高预测的精度,两者相结合,形成数据分组的分数阶 GM(1,1) 模型。DGFGM(1,1)

模型克服了传统灰色预测模型需要大量数据样本和要求数据连续平滑的局限性,将灰色预测的应用范围扩展到更多种类的时间序列。

利用 DGFGM(1,1) 模型预测的 AQI, $PM_{2.5}$, PM_{10} 和 NO_2 的 MAPE 分别为 2.89%, 3.28%, 3.83% 和 3.23%。由此可见, DGFGM(1,1) 模型具有良好预测性能,为空气质量指标日浓度的预测提供了更翔实的参考。

预测结果表明,在当前的治理力度下,重度污染天气的发生仍然不可避免,有些污染物浓度不降反升,存在大幅度超标的情况。虽然当前邯郸的空气质量总体来说在不断提升,相关部门仍应加强对重度污染天气的重视。本文的预测结果可为有效预防极端污染天气的发生提供数据支撑,也为空气污染的治理工作提供一个方向,只有有效遏制住极端污染天气的发生,空气质量才能得以全面改善。

参考文献:

- [1] 国务院.大气污染防治行动计划[EB/OL]. http://www.gov.cn/zwqk/2013-09/12/content_2486773.htm. 2013-09-10/2020-03-13.
- [2] CARBAJAL-HERNÁNDEZ José Juan, SÁNCHEZ-FERNÁNDEZ Luis P, CARRASCO-OCHOA Jesús A, et al. Assessment and Prediction of Air Quality Using Fuzzy Logic and Autoregressive Models[J]. Atmospheric Environment, 2012, 60:37-50.
- [3] FENG X, LI Q, ZHU Y J, et al. Artificial Neural Networks Forecasting of $PM_{2.5}$ Pollution Using Air Mass Trajectory Based Geographic Model and Wavelet Transformation[J]. Atmospheric Environment, 2015, 107:118-128.
- [4] SAM Q D, MOHAMMAD I P, LALIT D, et al. Application of Computational Intelligence Techniques to Forecast Daily PM_{10} Exceedances in Brunei Darussalam[J]. Atmospheric Pollution Research, 2017, 9(2):358-368.
- [5] 付亚丽,洪亚.基于 IPSO-ELM 算法的空气质量预测[J].环境科学与技术, 2017, 40(S1):324-328.
- [6] WANG Jianzhou, ZHANG Xiaobo, GUO Zhenhai, et al. Developing an Early-Warning System for Air Quality Prediction and Assessment of Cities in China[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 84:102-116.
- [7] 李萍,倪志伟,朱旭辉,等.基于分形流形学习的支持向量机空气污染指数预测模型[J].系统科学与数学, 2018, 38(11):1296-1306.
- [8] 张楠,王鹏,白艳萍,等.基于 MGWO-SVR 的空气质量预测[J].数学的实践与认识, 2018, 48(08):159-165.
- [9] 夏润,张晓龙.基于改进集成学习算法的在线空气质量预测[J].武汉科技大学学报, 2019, 42(01):61-67.
- [10] HAO Yan, TIAN Chengshi. The Study and Application of a Novel Hybrid System for Air Quality Early-Warning[J]. Applied Soft Computing, 2019, 74:729-764.
- [11] 何俊,张彦群.季节指数修正 GM(1,1) 模型在空气质量预测中的应用[J].河南科学, 2009, 27(07):779-782.
- [12] WU Lifeng, GAO Xiaohui, XIAO Yanli, et al. Using Grey Holt-Winters Model to Predict the Air Quality Index for Cities in China[J]. Natural Hazards, 2017, 88:1003-1012.
- [13] WU Lifeng, LI Nu, YANG Yingjie. Prediction of Air Quality Indicators for the Beijing-Tianjin-Hebei Region[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 196:682-687.
- [14] WANG Zhengxin, LI Qin, PEI Lingling. Grey Forecasting Method of Quarterly Hydropower Production in China Based on a Data Grouping Approach[J]. Applied Mathematical Modelling, 2017, 51:302-316.
- [15] WU L F, LIU S F, YAO L G, et al. Grey System Model with the Fractional Order Accumulation[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2013, 18(7):1775-1785.
- [16] 天气后报.邯郸空气质量指数 AQI_ $PM_{2.5}$ 历史数据[DB/OL]. <http://www.tianqihoubao.com/aqi/>. 2020/3/13.

(责任编辑 王利君)