

6-1-2020

Application of Haze Forecasts Based on Combined Multivariable and Probability Stepwise Regression

Yonghua Xie

1. School of Computer and Software, Nanjing University of Information science and Technology, Nanjing 210044, China; ;2. Jiangsu Engineering Center of Network Monitoring, Nanjing University of Information and Technology, Nanjing 210044, China; ;

Le Yang

1. School of Computer and Software, Nanjing University of Information science and Technology, Nanjing 210044, China; ;

Mingmin Zhang

1. School of Computer and Software, Nanjing University of Information science and Technology, Nanjing 210044, China; ;

Hengde Zhang

3. Nation Meteorological Center of CMA, Beijing 100081, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Application of Haze Forecasts Based on Combined Multivariable and Probability Stepwise Regression

Abstract

Abstract: Aiming at the less models available and poor prediction performance of current haze forecasting, combining *statistical forecast and numerical prediction*, a new haze prediction model was proposed based on *hybrid stepwise multivariable and probability regression*. *Multivariable stepwise regression was used to control physical factors which influenced depending variable and the equation for atmosphere visibility was generated*. A haze prediction model based on *binary variables* was established using *probability regression combined with factors like visibility and relative humidity*. Experimental results have proved that compared with the existing CUACE, which is one of the main digital haze forecasting system, the accuracy using the hybrid regression forecasting model suggested is obviously higher.

Keywords

multivariable stepwise, probability regression, forecasting model, visibility, haze forecast

Recommended Citation

Xie Yonghua, Yang Le, Zhang Mingmin, Zhang Hengde. Application of Haze Forecasts Based on Combined Multivariable and Probability Stepwise Regression[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(1): 14-20.

多元逐步与概率混合回归法在霾预报中的应用

谢永华^{1,2}, 杨乐¹, 张鸣敏¹, 张恒德³(1. 南京信息工程大学计算机与软件学院, 南京 210044; 2. 南京信息工程大学江苏省网络监控中心, 南京 210044;
3. 中国气象局国家气象中心, 北京 100081)

摘要: 针对目前霾预报模型较少, 预报准确率低等缺点, 将统计预报与数值预报相结合, 提出了基于多元逐步回归算法与概率混合回归的霾预报方法。利用多元逐步回归法控制影响因变量的物理因子, 建立能见度预报方程, 利用概率回归结合能见度、相对湿度等物理参量建立基于二值变量的霾预报模型。实验结果表明, 与现有业务上主要运行的雾霾数值预报系统 CUACE 相比, 提出的混合回归预报算法的预报准确率得到了显著提高。

关键词: 多元逐步; 概率回归; 预报模型; 能见度; 霾预报

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 01-0014-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201701003

Application of Haze Forecasts Based on Combined Multivariable and Probability Stepwise Regression

Xie Yonghua^{1,2}, Yang Le¹, Zhang Mingmin¹, Zhang Hengde³(1. School of Computer and Software, Nanjing University of Information science and Technology, Nanjing 210044, China;
2. Jiangsu Engineering Center of Network Monitoring, Nanjing University of Information and Technology, Nanjing 210044, China;
3. Nation Meteorological Center of CMA, Beijing 100081, China)

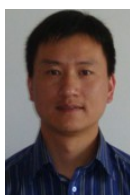
Abstract: Aiming at the less models available and poor prediction performance of current haze forecasting, combining *statistical forecast and numerical prediction*, a new haze prediction model was proposed based on hybrid stepwise multivariable and probability regression. Multivariable stepwise regression was used to control physical factors which influenced depending variable and the equation for atmosphere visibility was generated. A haze prediction model based on binary variables was established using probability regression combined with factors like visibility and relative humidity. Experimental results have proved that compared with the existing CUACE, which is one of the main digital haze forecasting system, the accuracy using the hybrid regression forecasting model suggested is obviously higher.

Keywords: multivariable stepwise; probability regression; forecasting model; visibility; haze forecast

引言

霾天气可定义为大量极细微的干尘粒等均匀地浮游在空中, 使水平能见度小于 10 km 的空气普

遍浑浊现象, 使远处光亮物微带黄、红色, 使黑暗物微带蓝色^[1]。近些年来, 随着城市化进程快速发展, 霾已经覆盖了许多地方, 它不仅导致能见度降低, 造成空气质量越来越差, 对生态环境和气候也造成比较大的危害, 并且会侵入人体呼吸道和肺叶中从而诱发支气管炎、哮喘、鼻炎等多种呼吸系统疾病, 对人们的身心健康造成了极大威胁^[2], 霾也经常导致交通事故的发生。因此, 近年来针对霾的



收稿日期: 2015-04-24 修回日期: 2015-06-19;
基金项目: 国家自然科学基金(61375030), 公益性行业(气象)科研专项基金项目(GYHY201306015);
作者简介: 谢永华(1976-), 男, 江苏靖江, 博士, 教授, 研究方向为人工智能、图像处理。

<http://www.china-simulation.com>

形成机理、影响、控制途径及预报预测的研究与发展已经成为当前大气环境领域的研究热点^[3-4]。霾的形成与气象条件、污染物排放等紧密相关,且预报难度大,加强霾的预报对于公众和决策部门防霾有着非常重要的意义。

目前针对城市霾的预报方法主要有天气学方法、统计学预报法、数值预报方法。天气学方法通过对霾的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。数值预报法通过空气质量数值预报模式计算污染浓度分布和变化规律,再结合污染物浓度计算能见度^[5-6]进行预报。目前中国科学院大气物理研究所开发了城市大气污染数值预报系统^[7]、嵌套网格空气质量数值预报模式系统^[8]。在统计预报方面通过对霾天气出现时的大尺度天气系统活动规律以及中低空大气温度、相对湿度、气压、风速等气象要素和大气能见度之间的关系进行统计分析,得到大气能见度的统计预报方程。

上述研究说明了预报的可行性,但是其中也存在一些问題,天气学方法的预报水平和精细化程度远远满足不了用户对预报服务的需求。文献[9]认为数值预报法虽然有理论基础,但是难度大、计算量大,需要在超级巨型计算机上进行部署。文献[10]认为统计学预报方法虽然较为容易实现,也很方便,但是由于大气能见度和气象条件、气溶胶浓度、谱分布、化学成分的关系非常复杂,若要建立较高准确度的统计预报方程具有较大的难度,另外这种方法缺少同期城市能见度和气象资料作为影响预报因子,预报准确率相对较低。

基于以上原因,本文将统计预报与数值预报相结合,利用统计预报的大样本数据,来确定每一个关键因子的权重和阈值,使用模式预报出来的气象要素,建立模型,以此来增加科学可靠性。在此基础上提出了基于多元逐步和概率混合回归法的霾预报模型。该方法通过多元线性方程来描述和分析多种变量之间的关系^[11],首先利用多元逐步回归建立能见度预报方程,再通过能见度并结合其他相关

物理因子,利用概率回归建立预报方程,从而得出霾预报模型。实验结果验证了该混合回归方法可以有效提高预报的准确率。

1 多元逐步回归与概率混合回归法

1.1 多元逐步回归法

逐步回归分析的主要思路即是考虑所有预报因子方差贡献的显著程度,该方法对所有尚未进入方程的预报因子方差贡献最大且到达一定显著水平的预报因子逐个引入回归方程;由于已经被引入的预报因子在其他新的因子引入后可能失去重要性,因此需要计算、比较在新的预报因子引入前后原方程中的各个预报因子预报变量的方差贡献大小,将那些由于引进新的预报因子而对预报变量的方差变得不显著的预报因子从回归方程中剔除掉,并建立新的回归方程。这种逐步引进方差贡献显著的因子并剔除掉方差贡献不显著的预报因子的筛选过程一直进行到没有可以引进方程的预报因子为止。

回归分析方法可对随机变量进行预测^[12],逐步回归是建立在多元线性回归的基础上,研究预报量 y 与 p 个因子 x 之间的定量统计预报方法^[13],方程如(1)。

$$\hat{y}_t = b_0 + b_1x_{1t} + b_2x_{2t} + b_3x_{3t} + \dots + b_mx_{mt} + e_t \quad (1)$$

式中: \hat{y}_t 表示对 y_t 的估计; b_0, b_1, \dots, b_m 是由观测值确定方程回归系数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m$ 的估计; e_t 是误差估计,再对回归方程进行统计检验,利用回归方程进行预报。

根据最小二乘法^[14],选择回归系数 b_0, b_1, \dots, b_m , 得:

$$Q = \sum_{t=1}^n e_t^2 = \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 = \sum_{t=1}^n (y_t - b_0 - b_1x_{1t} - \dots - b_mx_{mt})^2 \quad (2)$$

为了使式(2)达到极小,将 Q 分别对 b_0, b_1, \dots, b_m 求偏导数,并另偏导数为 0,经化简整理可以得到 b_0, b_1, \dots, b_m , 必须满足下列正规方程组:

$$\begin{cases} S_{11}b_1 + S_{12}b_2 + \cdots + S_{1m}b_m = S_{1y}, \\ S_{21}b_1 + S_{22}b_2 + \cdots + S_{2m}b_m = S_{2y}, \\ \vdots \\ S_{m1}b_1 + S_{m2}b_2 + \cdots + S_{mm}b_m = S_{my}, \end{cases} \quad (3)$$

$$b_0 = \bar{y} - b_1\bar{x}_1 - b_2\bar{x}_2 - \cdots - b_m\bar{x}_m \quad (4)$$

$$\text{其中: } \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y_t, \quad \bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_{it}, i=1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$$S_{ij} = S_{ji} = \sum_{t=1}^n (x_{it} - \bar{x}_i)(x_{jt} - \bar{x}_j) = \sum_{t=1}^n x_{it}x_{jt} - \frac{1}{n} \left(\sum_{t=1}^n x_{it} \right) \left(\sum_{t=1}^n x_{jt} \right) \quad (6)$$

$$S_{iy} = \sum_{t=1}^n (x_{it} - \bar{x}_i)(y_t - \bar{y}) = \sum_{t=1}^n x_{it}y_t - \frac{1}{n} \left(\sum_{t=1}^n x_{it} \right) \left(\sum_{t=1}^n y_t \right) \quad (7)$$

式(3)进行求解,即可求得回归系数 b_i ,将 b_i 代入方程(4)中可求得常数项 b_0 。

一般情况下将自变量和因变量的观测值写成矩阵形式^[15]更便利,式(1)可表示为:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中令:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}。$$

正规方程组(3)的矩阵形式则为

$$(X^T X)b = X^T Y \quad (9)$$

因而回归系数的最小二乘法估计为

$$b = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (10)$$

式(8)中, $[y]$ 为预报对象; $[b]$ 为回归系数; $[x]$ 为预报因子(从待选因子库中选取); $[e]$ 为误差矩阵。为了检验预报量与预报因子之间是否确有线性关系,这里用 F 检验,即预报量与预报因子之间是否确有线性关系,以保证在引入新变量前回归方程

中只含有对 y 影响显著的变量,而不显著的变量已被剔除。在显著水平 α 下,若 $F > F_\alpha$,则认为回归关系是显著的;反之,则认为回归关系不显著。在逐步回归中使用最小二乘法,对因子逐步剔除和引进。其中,使用 F 检验时,要求误差分布,即预报量本身的分布是正态的,本研究 F 检验初值为6,第一阶段检验值 F 减小步长为0.5,第二阶段 F 检验值减小步长为1.1。

在建立逐步回归方程的过程中,随机选取10%的样本作为预报试算而获得预报误差,并以此来检验所建预报方程的稳定性和质量的好坏。如试算结果的误差较大,需要检查所用资料是否有错,调整因子个数及 F 值,以改善方程质量和预报效果。

1.2 概率回归法

概率回归预报的基本思路是将预报量看成随机事件,将事件出现与否转化为0,1化的二值变量,即因变量与自变量都是0,1化值。把预报量事件 y 与 p 个预报因子 x_1, x_2, \dots, x_p 事件之间的关系看成是 p 个前期因子已经出现的条件下事件 y 出现与否的关系。首先通过逐步回归的基本思路建立与预报因子之间的概率回归方程,求出预报因子的各种组合状态 $A_k (k=1, 2, \dots, L)$ 下 $y=1$ 的条件概率,以 x_1, x_2, \dots, x_m 为因变量, $p(y=1|A_k)$ 为自变量建立线性回归方程:

$$P = b_0 + \sum_{i=1}^m b_i x_i \quad (11)$$

式中 p 为预报量 $y=1$ 出现的概率,回归系数 b_0, b_1, \dots, b_m 满足的方程组如下:

$$Lb_0 + \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^L x_{i,k} b_i = \sum_{k=1}^L P_k \quad (12)$$

b_0, b_1, \dots, b_m 同样用最小二乘法求出,概率回归也是逐步回归的一种,只是对预报对象的处理不同而已。

1.3 多元逐步与概率混合回归预报模型建立

为了得到更丰富的物理量,以便全面反映大气运动的变化信息,方案中使用的各物理量资料为地

面数值天气预报模式(T639)导出的8:00起报的诊断量与地面实况观察资料作为预报因子。并将模式输出结果插值到7个站点,作为各个站点的预报因子。

通过逐步回归方程得出能见度预报方程,再结合相关因子通过概率回归建立霾预报模型,得出是否有霾。具体步骤如下:

1、选取4个典型代表站,根据对典型霾天气的分析,选取能够反映动力、水汽、稳定性和能量等6个物理量要素(T, Rh, u, v, Omg, Td)作为预报因子。其中(Rh, u, v, Omg)利用T639数值预报模式进行提取,(T, Td)利用历史资料进行提取。

2、再利用逐步回归进行试验,优化因子建立预报方程,预报出来的物理量是大气能见度。因为能见度较低时有可能是因为雨天,沙尘等天气现象的影响,所以建立更进一步的模型。

3、再根据霾天气发生时能见度、相对湿度、风场等要素之间的关系。通过概率回归建立预报方程,从而得到预报模型,判断是否有霾。方案流程如图1所示,即首先利用样本为2012-10~2013-2近151天的观测实况,得出方程。再利用2013-10~2014-2月的观测实况进行预报检验。

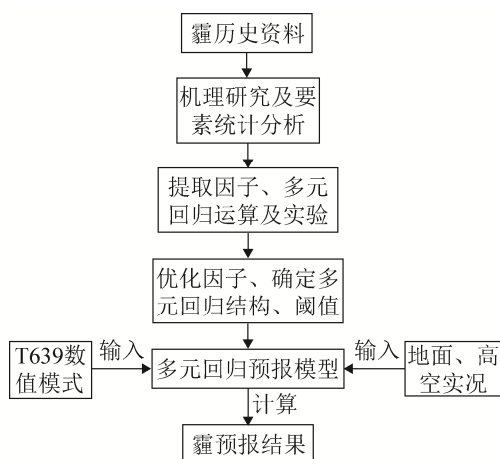


图 1 方案流程图

Fig.1 The flow chart of program

4、对于模型预报出来的结果,选用气象上衡量预报准确率的TS评分算法,TS的定义是:

$$TS = \frac{t_1}{t_1 + t_2 + t_3} \times 100\% \quad (13)$$

式中: t_1 为正确预报霾的个数; t_2 为漏报霾的个数; t_3 为空报霾的个数。由定义看出,TS越大,预报的准确率就越高,预报的效果就越好。

2 实验结果

2.1 实验平台和资料

本文所用的数值天气预报模式 T639 作为中国气象局天气预报的全球模式,具有较高的预报准确率,已经业务化应用多年,模式预报时效 240 h,时间间隔为 3 h,模式的水平分辨率为 $1.125^\circ \times 1.125^\circ$ 的经纬网格,垂直分辨率 60 层,模式顶 0.1 hPa。实验数据来自雾霾数值预报业务系统 CUACE,该系统是中国气象局自主研发的环境气象数值预报模式系统,在线耦合了 60 余种气体成分和 6 类 7 种气溶胶组分别形成了对 PM, O₃ 和能见度的数值模拟和预报能力。

本文中应用多元回归算法进行预报的实验平台为Inter(R)Core(TM) i7-4500Cpu@1.80 GHz,内存4.00 GB。compaq visual fortran6.6.0作为编译工具,应用Fortran作为编程语言编写多元回归算法,版本为90。

2.2 实验结果分析

2.2.1 本文方法实验结果

在通过多元逐步回归建立预报方程的过程中发现,如果将霾天气直接作为0/1事件进行预报,则由于在事件的归一过程中损失了更多连续型因子变量对预报的贡献,导致预报效果十分不理想。因此本文调整了预报对象,建立以能见度为预报对象的客观预报方程,在能见度预报的基础上通过某些特征量的判断来得到是否有霾天气。

通过对选取的4个代表站建立能见度客观预报方程分析发现,预报拟合与实况观测的平均复相关系数达0.8,有的甚至达到0.9以上(北京),在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下,4个方程的F全大于 F_α ,说明建立的回归方程都是显著的。但现在仍存在一些问題:1、郑州站的预报效果可能不太理想(见表1);

2、逐步回归方程在预报连续的变量虽然效果明显，但能见度的突变性较大，在能见度较好时造成预报拟合结果比实况值偏小，能见度较差时预报拟和结果比实况值偏大，即拟合预报结果变幅小，往往不能反映能见度好坏的真实情况，4个站点能见度与实况的对比见图2~5；3、在能见度客观预报基础上如何区分雾与霾仍有很大难度。目前，霾及能见度的研究方法主要为观测分析结合模式计算(统计模型、空气质量数值模式)^[16]。

表 1 能见度拟合结果与实况偏差的统计
Tab.1 Visibility fitting results and the statistics of actual deviation

预报因子	平均	阈值/km	比例
能见度	6.2	6~8	87.5
风速	2.11	1~3	91
相对湿度	50	37~55	74.2

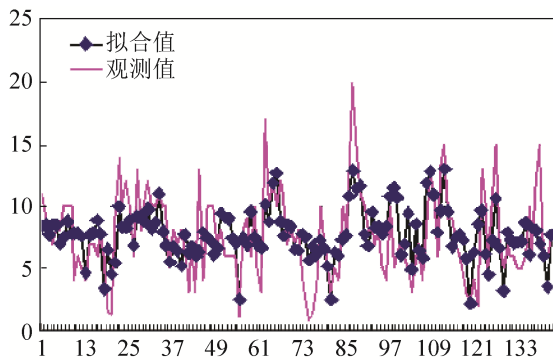


图 2 北京站能见度拟合预报结果与实况对比
Fig.2 Visibility fitting forecast results of Beijing station compared with live

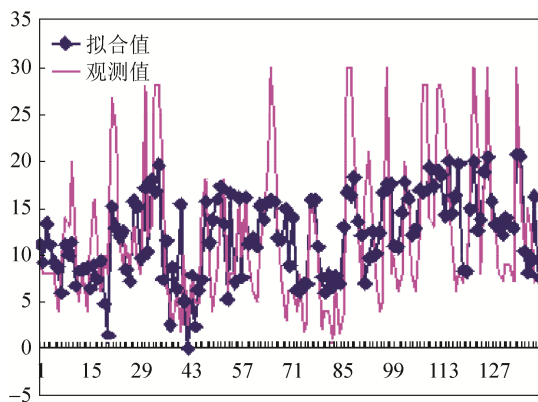


图 3 杭州站能见度拟合预报结果与实况对比
Fig.3 Visibility fitting forecast results of Hangzhou station compared with live

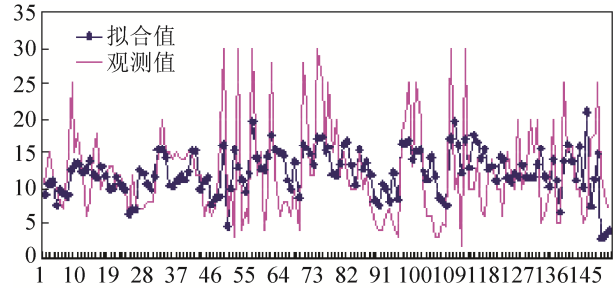


图 4 郑州站能见度拟合预报结果与实况对比
Fig.4 Visibility fitting forecast results of Zhengzhou station compared with live

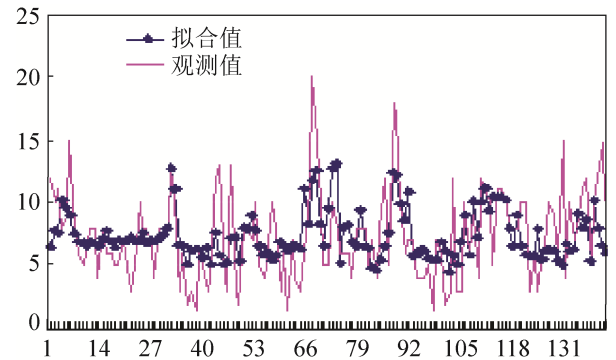


图 5 南京站能见度拟合预报结果与实况对比
Fig.5 Visibility fitting forecast results of Nanjing station compared with live

根据以上 3 个问题，本文采取以下措施。首先，选取拟合结果的站点通过拟合结果与霾能见度实况进行统计订正；其次根据统计分析结果确定霾天气发生时能见度、相对湿度、风场等要素的绝对阈值及其比例(见表 2)，然后，通过能见度结合相对湿度以及风速大小等建立霾天气概率潜势预报。根据概率回归建立预报模型：

$$pro = \sum_{i=1}^n (1/n \times x_i \times y_i \%) \quad (14)$$

式(14)中 x_i 为选取的物理因子所测得的数据， y_i 为对应选取的物理因子在霾天气发生时，在选定阈值中所占的比例。此方程就可得出霾发生时，各物理因子满足要求所做出预测对象的概率。通过上文所述即得到霾天气的混合回归预报模型。

检验结果显示：利用 T639 要素预报场和霾预报判据对 2013-10-1~2014-2-28 日(共 151 天)4 个代表站的霾天气进行了预报试验，以考察该判据的预报性能。利用 8 时实况进行检验，结果见表 3。

表 2 主要预报因子与霾天气的对应统计关系
Tab.2 The corresponding statistical of main forecast factor and haze weather

评判标准	北京	南京	郑州	杭州
能见度偏差(拟合结果—实况)	1.7 (差异不大)	1.96 (差异不大)	3.19 (差异偏大)	2.16 (差异不大)

表 3 本文方法预报检验结果
Tab.3 Forecast and test results of the method in this paper

站名	空报率		漏报率		准报率	
	空报次数	空报率/%	漏报次数	漏报率/%	准报次数	准报率/%
北京	59	41	3	2	82	57
郑州	66	51	4	3	59	46
南京	50	33	14	9	90	58
杭州	74	49	8	5	69	46
平均	62	43	7	5	75	52

可以发现本文的预报方法对南京、杭州这两座城市空报率相对于北京、郑州这两座城市来说较小,而漏报率较高。4 个站平均的空报率约为 43%,漏报率约为 5%,准确率约为 52%,说明该预报指标对霾天气有一定的预报能力。由于南北方污染背景和气候条件的差异,目前制定的统一的霾预报指标还需要在今后的工作中进一步的分区域细化,从而使霾预报性能有所改善。

2.2.2 与数值预报系统结果对比分析

通过 CUACE 模式对 2013 年 10 月 1 日~2014 年 2 月 28 日(共 151 天) 4 个代表站的霾天气进行了预报试验,利用 8 时资料进行检验,结果如表 4 所示。

表 4 两种方法预报检验对比
Tab.4 Forecast and test comparison of two methods

站名	空报率		漏报率		准报率	
	CUACE 方法	本文方法	CUACE 方法	本文方法	CUACE 方法	本文方法
北京	50	41	20	2	30	57
郑州	36	51	21	3	43	46
南京	53	33	12	9	35	58
杭州	69	49	3	5	28	46
平均	52	43	14	5	34	52

而利用多元逐步回归与概率混合回归建立模型进行霾预报时,预报准确率相比于目前业务上应用的 CUACE 方法准确率平均提高了 18%。空报率和漏报率则分别降低了 9% 和 9%。进一步验证多元逐步回归与概率混合回归方法在霾预报上有着更好的预报效果。

3 结论

霾的预报是我国当前大气污染治理的热点问题,对实际应用有着非常重要的意义。本文结合了 4 个典型雾霾代表站的数据,利用多元逐步回归与概率混合回归算法进行霾的预报模型建立与实验。实验结果表明,相比目前业务上主要应用的 CUACE 模式预报分析方法,混合回归方法能有效的提高预报的准确率,体现了其可行性与有效性。

目前该研究只是基于部分典型站点,不具有广泛型,空报次数仍然较高。并且对霾天气学成因分析,只是基于气象条件的结果,没有污染物监测和大气成分的监测分析,无法区分出烟尘等同样能造成能见度降低的天气事件。天气条件必须和大气成分结合才能提供准确的霾预报。后续的工作结合将污染物监测,同时增加站点的预报,寻找更加合适的方法减少空报率。

参考文献:

- [1] 陈亦君, 尤佳红, 束炯, 等. 基于 WRF-RTIM 的上海地区霾预报 MOS 方法研究 [J]. 环境科学学报, 2014, 34(3): 575-581.(CHEN Yijun, YOU Jiahong, SHU Jiong, et al. A WRF-RTIM-based model output statistics method for haze event prediction in Shanghai [J]. Journal of Environmental Sciences, 2014, 34(3): 575-581.)
- [2] 游大龙, 马哲河, 胡涛. 雾霾的预防和控制措施研究 [J]. 环境科学与管理, 2014, 39(8): 46-52.(You Dalong, Ma Zhehe, Hu Tao. Study on Haze Prevention and Control Measures [J]. Environmental Science and Management, 2014, 39(8): 46-52.)
- [3] 童尧青, 银燕, 钱凌, 等. 南京地区霾天气特征分析 [J]. 中国环境科学, 2007, 27(5): 584-588.(Tong Yaoqing, Yin Yan, Qian Ling, et al. analysis of the characteristics of haze phenomena in Nanjing area [J].

- China Environmental Science, 2007, 27(5): 584-588.)
- [4] 吴兑. 关于霾与雾的区别和霾天气预警的讨论 [J]. 气象, 2005, 31(4): 3-7. (Wu Yue. A Discussion on Difference between Haze and Fog and Warning of Ash Haze Weather [J]. Weather, 2005, 31 (4): 3-7.)
- [5] 陈训来, 冯业荣, 范绍佳, 等. 离岸型背景风和海陆风对珠江三角洲地区霾天气的影响 [J]. 大气科学, 2008, 32(3): 530-542. (Chen Xunlai, Feng Yerong, Fan Shaojia, et al. Effect of the Off-Shore Background Flow and Sea-land Breezes on Haze Weather over the Pearl River Delta Region [J]. Chinese Journal of Atmospheric Science, 2008, 32 (3): 530-542.)
- [6] 刘红年, 胡美章, 张美根, 等. 城市灰霾数值预报模式的建立与应用 [J]. 环境科学研究, 2009, 22(6): 631-636. (LIU Hong-nian, HU Mei-zhang, ZHANG Mei-gen. Development and Application of Urban Haze Numerical Forecast Model [J]. Research of Environmental Science, 2009, 22 (6): 631-636.)
- [7] 中国科学院大气物理研究所大气边界层物理与大气化学重点实验室. 空气污染数值预报模式系统 [M]. 北京: 气象科学出版社, 1999. (Institute of atmospheric physics, Chinese academy of sciences laboratory of atmospheric boundary layer physics and atmospheric chemistry. Air pollution numerical forecast model system. [M]. Beijing, China: Meteorological Science Press, 1999.)
- [8] 王自发, 谢付莹, 王喜全, 等. 嵌套网络空气质量预报模式系统的发展与应用 [J]. 大气科学, 2006, 30(5): 778-790. (WANG Zi Fa, XIE Fu Ying, WANG Xi Quan. Development and Application of Nested Air Quality Prediction Modeling System [J]. atmospheric science, 2006, 30(5): 778-790.)
- [9] 刘红年. 城市灰霾数值预报模式的建立与应用 [J]. 环境科学研究, 2009, 22(6): 631-636. (LIU Hong-nian. Development and Application of Urban Haze Numerical Forecast Model [J]. Research of Environmental Science, 2009, 22(6): 631-636.)
- [10] 王开燕. 灰霾数值预报系统对不同天气型过程数值模拟分析 [J]. 气象与环境学报, 2014, 30(5): 22-26. (WANG Kai-yang. Numerical simulation analysis of a haze numerical forecast system in process of different synoptic types [J]. Journal of Meteorology and environment, 2014, 30(5): 22-26.)
- [11] 孙继红. 混合多元回归学习模型的改进 [J]. 计算机仿真, 2010, 27(7): 179-182. (SUN Ji-hong. Improvement of Combining Multivariate Regression Learning Models [J]. computer simulation, 2010, 27(7): 179-182.)
- [12] 张希翔, 李陶深. 数据缺失条件下基于启发式构元的多元回归分析方法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2202-2204, 2274. (ZHANG Xi-xiang, LI Tao-shen. Multiple regression analytical method based on heuristic constructed variable under condition of incomplete data [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32 (8): 2202-2204, 2274.)
- [13] 王秀杰, 陈继建, 费守明, 等. 基于小波消噪的混沌多元回归日径流预测模型 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19(15): 3605-3608. (WANG Xiu-jie, CHEN Ji-jian, FEI Shou-ming. Chaotic Multivariate Auto regressive Model of Daily Runoff Prediction Based on Wavelet De-noising [J]. Journal of system simulation, 2007, 19 (15): 3605-3608.)
- [14] 任建伟, 李永峰, 韩生梅. 基于灰色线性回归模型的预测控制 [J]. 系统仿真技术, 2012, 8(2): 144-148. (REN Jian-wei, LI Yong-feng, HAN Shenmei. Predictive control based on grey linear regression model [J]. system simulation technology, 2012, 8 (2): 144-148.)
- [15] 王惠文, 叶明. 多元线性回归模型的聚类分析方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(22): 7048-7050, 7056. (WANG Hui-wen, YE Ming. Classification for Multiple Linear Regression Methods) [J]. Journal of system simulation, 2009, 21(22): 7048-7050, 7056.)
- [16] 胡荣章, 刘红年, 张美根, 等. 南京地区霾的数值模拟 [J]. 环境科学学报, 2009, 4(29): 808-814. (HU RongZhang, LIU Hongnian, ZHANG Meigen, et al. Simulation of brownish haze in urban areas of Nanjing [J]. Journal of Evironmental Sciences, 2009, 4(29): 808-814.)