

张 娣,曲晓黎,张金满,等. 河北省高速公路秋冬季浓雾特征及预报[J]. 干旱气象,2017,35(1):51-56. [ZHANG Di, QU Xiaoli, ZHANG Jinman, et al. Characteristics Analysis and Forecast of Thick Fog Along the Expressway of Hebei Province in Autumn and Winter[J]. Journal of Arid Meteorology, 2017, 35(1):51-56], DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2017)-01-0051

## 河北省高速公路秋冬季浓雾特征及预报

张 娣<sup>1</sup>,曲晓黎<sup>1,2</sup>,张金满<sup>1</sup>,赵增保<sup>1</sup>,张成伟<sup>1</sup>

(1. 河北省气象服务中心,河北 石家庄 050021;2. 河北省气象与生态环境实验室,河北 石家庄 050021)

**摘 要:**利用河北省高速公路沿线交通气象站的观测资料,统计2013年和2014年秋冬季浓雾(能见度<500 m)过程个例,分析高速公路沿线浓雾的时间分布特征和各气象要素变化。结果表明:(1)18:00—20:00(北京时,下同),浓雾开始出现的频率最高;(2)08:00—10:00,浓雾结束的频率最高;(3)浓雾过程持续时间在12~24 h的频率最高;(4)相对湿度在95%~100%之间,温度露点差在-1.0~2.0℃,风速在0~5.8 m·s<sup>-1</sup>,即相对湿度越大、温度露点差越低、风速越小,则出现低能见度的可能性越大。分析各气象要素与能见度的相关性,最后选定相对湿度、温度露点差、风速、风向、气压、气温、能见度7个气象因子作为网络输入建立BP神经网络模型,并以武强、衡水单站2次浓雾过程中能见度变化为例进行检验,取得较好的试验效果。

**关键词:**浓雾;能见度;气象要素;BP神经网络

**文章编号:**1006-7639(2017)-01-0051-06 DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2017)-01-0051

**中图分类号:**P468.0<sup>+</sup>28

**文献标识码:**A

### 引 言

雾是影响高速公路交通安全的主要气象灾害之一,低能见度导致高速公路车辆行驶速度降低、交通拥堵,特别是大范围浓雾出现时,还会导致高速公路封闭管制使交通运输中断,甚至造成严重的交通事故。随着浓雾引发的交通事故不断增多,对雾的关注也越来越高。国内外学者利用PP法<sup>[1]</sup>、统计回归法<sup>[2]</sup>、相似法<sup>[3]</sup>、SVM<sup>[4-5]</sup>和非静力平衡中尺度模式WRF<sup>[6]</sup>等对雾或能见度进行了广泛而深入的分析研究。如倪江波等<sup>[7]</sup>采用天气学方法研究华北区域低能见度天气过程并建立自动识别系统进行低能见度预报,达到较好的效果;王彦磊等<sup>[8]</sup>基于逐级分类预报思想,采用LVQ神经网络,建立雾天事件预报模型,具有实际应用意义;刘德等<sup>[9]</sup>利用数值预报产品,建立重庆雾的BP神经网络预测模型,具有一定的应用前景。

实践证明,能见度<500 m时,即会对高速公路交通造成一定影响,随着能见度的降低,对交通造成的影响程度越来越大,尤其是200 m以下的浓雾。

目前,我国浓雾预报主要以实时监测为主,高频率的高速公路交通气象资料在浓雾的监测和临近预报中发挥着至关重要的作用。

河北省地形和气候特征复杂,雾的发生具有明显的季节变化,据统计,每年秋季和冬季是浓雾出现频率较高的季节,在全年所占的百分比高达70.5%<sup>[10]</sup>,也是浓雾对交通影响的高峰季节。高速公路通行情况受灾害性天气的影响较大<sup>[11]</sup>,统计2013—2014年河北高速公路采取的封闭管制措施中,38.66%是由气象因素造成的,而在气象因素造成的通行受阻中因浓雾造成的封闭管制措施高达87.23%。

自2009年起,河北省气象局联合河北省高速公路管理局开始在高速公路沿线布设交通气象自动监测站,截至2013年底,已在河北省11条高速公路沿线共建成交通气象站152套,覆盖高速里程达2000多km,初步形成河北省高速公路气象观测网。虽然雾的短期预报预测方面已经取得较大进展,但对浓雾的分析和研究还很少,本文运用河北省高速公路沿线交通气象站资料,分析2013、2014年秋冬季高速公路沿线浓雾过程的时空变化及气象要素变化特

收稿日期:2016-08-31;改回日期:2016-11-16

基金项目:中国气象局“基于影响的交通气象预报试点项目”、河北省气象局创新团队“交通气象服务技术研发及应用”、河北省科技计划项目(16275409D)共同资助

作者简介:张娣(1987-),女,硕士,助理工程师,主要从事专业气象服务. E-mail:zhangdi\_519@163.com

征,并运用 BP 神经网络方法建立河北省浓雾临近预报模型,探索其实际应用价值,以期为提高高速公路交通气象预报预警服务水平,特别是对高速公路交通有影响的浓雾预报预警服务提供一定的技术支持。

## 1 资料

选用 2013、2014 年秋冬季(当年 9 月一次年 2 月)河北省高速公路沿线布设的 152 套交通气象自动监测站的逐分钟气象资料和高速公路沿线附近的国家气象站逐分钟气象资料,包括能见度、气温、露点温度、气压、相对湿度、风向、风速等。选取能见度 < 500 m、相对湿度 > 90%, 30 站以上出现浓雾天气过程作为一个浓雾个例过程,若 2 站或同站出现浓雾的时间间隔 > 4 h,或同一个交通气象站一天内出现浓雾的时间间隔在 8 h 以上,作为另一个浓雾个例过程。

从交通服务需求方面考虑,严重影响高速公路交通的主要是能见度在 200 m 以下的浓雾和 50 m 以下的强浓雾,但交通气象服务至少需要提前一个量级,即从能见度在 500 m 以下的大雾开始研究。《高速公路低能见度监测及预警》(气象行业标准 QXT76)根据高速公路在恶劣天气条件下的运营管理规定,结合气象部门的能见度监测和预报预警试验研究,将影响高速公路运营的能见度划分为 5 个级别(表 1)。

表 1 高速公路能见度划分级别

Tab. 1 Division level of visibility on expressway

级别	能见度 /m	措施
0	> 500	不需要采取任何措施
1	500 ~ 200	采取一般性的管制措施,运营车辆限速
2	200 ~ 100	加强巡查,采取管制措施,严格车辆限速
3	100 ~ 50	加强巡查,采取严格限速、分流措施,部分路段实行封闭
4	< 50	封路、停运

## 2 浓雾过程的统计特征

秋冬两季,浓雾增多,而且河北省持续性浓雾过程具有种类多样性的特点,一次长时间浓雾过程不只是单一类型的雾,可能是几种类型的雾交替发生,包括平流雾、辐射雾、平流辐射雾,其中平流辐射雾出现频率最多<sup>[12]</sup>。对河北省高速公路沿线 2013、

2014 年秋冬季能见度 < 500 m 的浓雾过程进行统计,共有 59 个浓雾过程个例。利用 59 个典型浓雾个例过程开始出现和结束时间,分析计算各站出现各级大雾的持续时间频率。大雾持续时间  $t$  等级定义为 0—3 h、3—6 h、6—12 h、12—24 h、> 24 h<sup>[13]</sup>。

### 2.1 浓雾过程开始时间的分布规律

对能见度 < 500 m 浓雾的开始出现时间统计发现,浓雾开始时间段在 18:00—次日 04:00 之间,其中 18:00—20:00,浓雾开始出现的频率最高,达 47.62%; 22:00—次日 00:00、00:00—02:00 浓雾开始的频率次之,均达 19.05%; 02:00 以后出现的频率最低,只有 2.38% (图 1)。河北省高速公路沿线的低能见度浓雾一般从傍晚前后出现,随着夜间辐射降温、水汽凝结和逆温等过程,能见度逐渐下降,尤其日落之后,地面气温逐渐降低,相对湿度持续升高,如果水汽含量较高,空气就会很快达到过饱和状态而凝结形成浓雾。

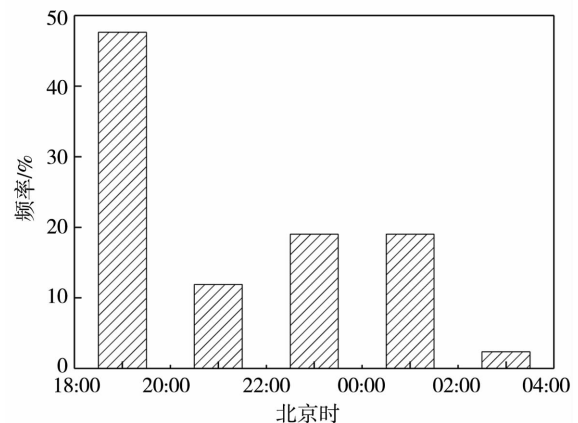


图 1 浓雾开始出现时间的频率分布

Fig. 1 Frequency distribution of the starting time of thick fog

### 2.2 浓雾过程结束时间的分布规律

对能见度 < 500 m 浓雾的结束时间统计发现,浓雾结束的时间段在 06:00—14:00,其中 08:00—10:00,浓雾结束频率最高,达 42.86%; 10:00—12:00、12:00—14:00 浓雾结束频率次之,均达 23.81%; 06:00—08:00 浓雾结束的频率最低,只有 9.52% (图 2)。随着夜间气温开始升高,大气垂直运动增强,同时相对湿度下降,能见度逐渐升高,尤其是日出之后,地面吸收太阳辐射,再以湍流的方式向上传递热量,较强的梯度风将下层较干、较暖的空气带入雾层,使整个雾层快速变干、变暖,至 08:00 以后气温迅速升高、湿度迅速下降,同时雾滴开始蒸发,逐渐变小,浓雾消散结束<sup>[14]</sup>。

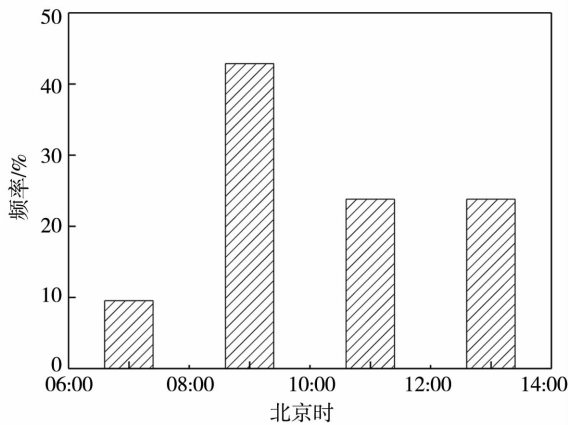


图 2 浓雾结束时间的频率分布  
Fig. 2 Frequency distribution of the dissipation time of thick fog

### 2.3 浓雾过程持续时间的分布规律

浓雾的持续时间越长,造成的影响和损失越大,因此,对每个浓雾过程的持续时间进行统计分析是十分必要的。由于选取的浓雾个例均为出现站次较多、持续时间较长的样本,因此将浓雾的持续时间分为 0—8 h、8—12 h、12—24 h 与 >24 h。图 3 为 59 个浓雾个例持续时间的频率分布,可以直观地看到:持续时间在 12—24 h 的浓雾过程出现频率最高,达 54.76%;8—12 h 次之,为 23.81%;持续时间在 0—8 h 的浓雾过程出现频率最小,只有 7.14%。且统

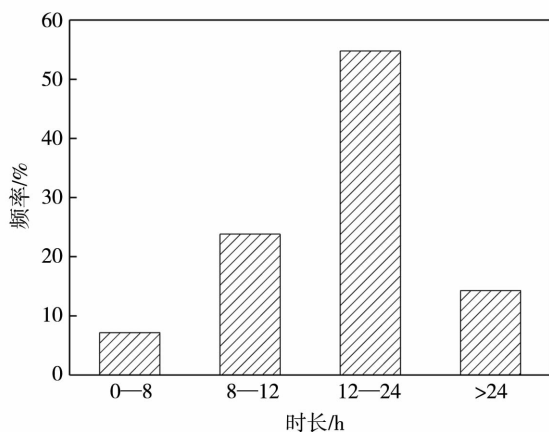


图 3 浓雾持续时间的频率分布  
Fig. 3 Frequency distribution of the duration time of thick fog

计发现,浓雾持续时间和浓雾出现的站数呈明显的正相关关系,相关系数达 0.83。可见,河北省高速公路沿线的浓雾过程具有稳定持续、范围广、持续时间长的特点,一旦形成,如果没有明显的降水或冷空气爆发,很难快速消散。

### 2.4 各气象要素与能见度的关系

利用统计分析法对浓雾过程中各气象要素与能见度的相关性进行分析,得到各气象要素与低能见度的相关系数(表 2),且均通过 0.01 置信水平的双侧检验。从表 2 可以明显看出:低能见度与温度露点差、相对湿度呈现负相关性,其中低能见度与温度露点差的相关性最好,其相关系数达到 -0.898。其次是相对湿度,相关系数达到 -0.862;低能见度与风速呈现很好的正相关,相关系数为 0.783,其次为风向、气温、气压等,说明这些气象因子对低能见度的形成均存在一定贡献。统计发现,能见度 <500 m 时,相对湿度在 95% ~ 100% 之间,温度露点差在 -1.0 ~ 2.0 °C,风速在 0 ~ 5.8 m · s<sup>-1</sup>,风向多为偏东风或东南风,即相对湿度越大、温度露点差越低、风速越小且风向为偏东风或东南风时出现低能见度(浓雾)的可能性越大。

## 3 BP 神经网络模型的实现

### 3.1 输入输出向量的选取及处理

雾的生消过程主要受到空气湿度和水汽变化的制约,同时浓雾的范围和高度受水平和垂直大气环流影响,风向、风速、气压、温度、湿度等气象条件对雾的发生发展有直接或间接的影响,它们的相互作用共同促成大雾的形成<sup>[9,15-16]</sup>。气压、风速、风向的变化反映天气系统的移动情况;湿度、温度等的变化反映空气的水汽饱和程度和变化。因此选取大雾预报因子时,主要考虑以上气象要素和能见度的变化,选定相对湿度、温度露点差、风速、风向、气压、气温、能见度 7 个气象因子作为 BP 神经网络的输入变量,以能见度作为输出变量,建立 BP 神经网络模型,预测未来 3 h 内的逐分钟能见度。由于各个气象因子数据的量纲不同,因此在网络训练前先对数据进行无量纲化处理,这里采用归一化方法,经过处理后的数据一般在 ±1 附近,有利于网络的训练。

表 2 浓雾过程中各气象要素与能见度的相关性分析

Tab. 2 Correlation coefficients between meteorological factors and visibility during thick fog processes

	相对湿度	气压	温度	温度露点差	风向	风速
能见度	-0.862 **	-0.428 **	-0.469 **	-0.898 **	0.504 **	0.783 **

\*\* 表示通过 0.01 置信水平的双侧检验

### 3.2 隐含层节点的确定

已确定网络的输入层节点数为 7, 输出层节点数为 1, 隐含层节点数的选择也非常重要。如何选择隐含层节点数的问题比较复杂, 至今为止, 尚未找到一个很好的解析式, 往往根据前人经验<sup>[17]</sup> 和自己进行的试验来确定, 隐含层节点数参照如下公式确定:

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a \quad (1)$$

其中,  $n_i$  为输入层节点数,  $n_o$  为输出层节点数,  $a$  为 1~10 之间的常数。由此确定隐含层节点数  $n$  的取值范围为  $3 < n < 13$ 。对 BP 神经网络进行多次反复试验与误差比较, 最后确定隐含层节点数为 10。

### 3.3 BP 神经网络的建立

采用 newff 函数创建 BP 神经网络, 同时自动初始化 BP 神经网络各层的权值和阈值。BP 神经网络各神经元之间的传递函数均采用 Sigmoid 型对数函数 logsig 作为传递函数。

### 3.4 网络训练

用不同的传递函数或学习函数构建 BP 神经网络, 通过测试选取效果较好的网络参数。训练函数的选取涉及网络的收敛速度及其精度, 因此相当重要。而适用于 BP 神经网络的训练函数很多, 而且各有特点, 因此要根据具体问题进行具体分析, 并进行多次对比试验。最后将网络训练参数设置如下:

net.trainParam.show = 50;

net.trainParam.lr = 0.01;

net.trainParam.mc = 0.95;

net.trainParam.epochs = 1000;

net.trainParam.goal = 0.0001

## 4 模型应用与对比分析

使用 Matlab 神经网络工具箱的 newff 函数建立浓雾过程中低能见度预测的 BP 神经网络模型, 选取 2013 年和 2014 年秋冬季浓雾个例 (59 个) 作为样本数据进行网络构建和验证, 其中 50 个样本作为训练网络, 其余 9 个样本作为测试样本验证, 整体验证效果见表 3。

表 3 训练网络的误差分析

Tab. 3 Error analysis of training network

误差类型	误差值
平均绝对误差/m	10.58
平均相对误差/%	6.18
均方根误差/m	15.37

以大广高速公路沿线武强服务区和衡水服务区 2 个站为例, 选取 2014 年 9 月 18 日和 2014 年 11 月 28 日 2 次浓雾过程中能见度变化进行分析检验。从图 4 可以直观看出, 2 次浓雾过程中武强和衡水站能见度的模拟效果, BP 神经网络模型能够很好地模拟能见度随时间的变化趋势, 但不能很好地模拟浓雾过程中能见度的突变和极值变化。

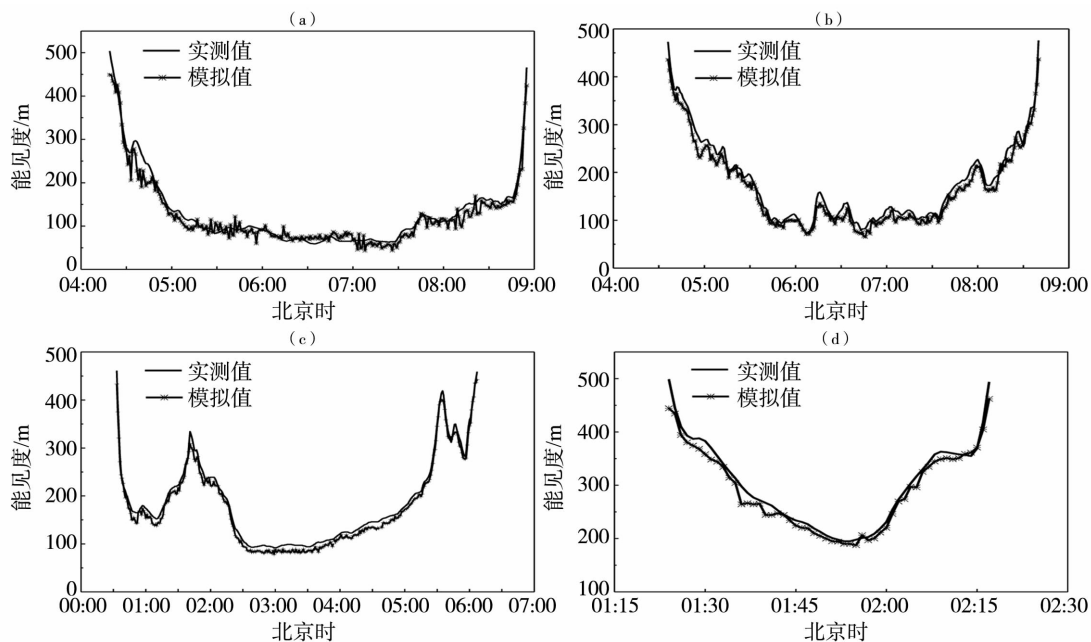


图 4 2014 年 9 月 18 日 (a, b) 及 11 月 28 日 (c, d) 武强 (a, c)、衡水 (b, d) 能见度实况与模拟结果对比

Fig. 4 The comparison of simulated and observed visibility at Wuqiang (a, c) and Hengshui (b, d) sites on September 18 (a, b) and November 28 (c, d) 2014

从BP神经网络对9月18日和11月28日2次浓雾过程中武强服务区和衡水服务区能见度预测模拟的效果检验(表4)可以看出,能见度实测值和模拟值的平均绝对误差在10.68~13.99 m之间,平均相对误差在3.75%~11.42%之间,均方根误差在11.68~18.32 m。这验证了BP神经网络在浓雾过程中对低能见度预测的有效性。

表4 BP神经网络模型浓雾个例效果检验

Tab.4 Effect test of the thick fog cases of BP neural network model

个例	站点	平均绝对误差/m	相对误差	均方根误差/m
9月28日	武强服务区	13.67	11.42%	18.32
	衡水服务区	13.99	8.41%	16.25
11月28日	武强服务区	10.68	6.93%	11.68
	衡水服务区	11.64	3.75%	14.78

## 5 结论与讨论

利用河北省高速公路沿线152套交通气象监测站资料,对2013年和2014年秋冬季浓雾过程个例进行分析,探讨了高速公路浓雾过程的时间分布特征和各气象要素变化。结果表明:(1)18:00—20:00,浓雾开始出现的频率最高,达47.62%;(2)08:00—10:00,浓雾结束的频率最高,达42.86%;(3)持续时间在12—24 h的浓雾过程出现频率最高,达54.76%;(4)对浓雾过程中各气象要素与能见度的相关性进行分析,发现低能见度与温度露点差、相对湿度呈现明显的负相关,与风速呈现很好的正相关关系;统计发现,相对湿度的变化在95%~100%之间,温度露点差在-1.0~2.0℃,风速在0~5.8 m·s<sup>-1</sup>,即相对湿度越大、温度露点差越低、风速越小,出现低能见度的可能性越大。结合前人研究的经验,最后选定相对湿度、温度露点差、风速、风向、气压、气温、能见度7个气象因子作为网络的输入变量建立BP神经网络模型,通过对武强、衡水单站试验的检验,取得了较好的试验效果,具有一定的参考和应用价值。

由于资料时间较短,研究的浓雾过程个例具有一定的局限性,同时由于交通气象站的监测要素有限,缺少浓雾过程中微物理结构的观测,所以浓雾的形成机理有待进一步深化研究。同时需要在高速沿线多点布设多要素交通气象观测站,以便更精细、连续和立体的监测,探明高速公路沿线小范围团雾的形成、发展、维持和消散机制。

## 参考文献

- [1] 赵玉广,李江波,康锡言.用PP方法做河北省雾的分县预报[J].气象,2004,30(6):43-47.
- [2] 吴兑,赵博,邓雪娇,等.南岭山地高速公路雾区恶劣能见度研究[J].高原气象,2007,26(3):649-654.
- [3] 张德山,丁德平,穆启占,等.北京奥运交通路段精细预报[J].应用气象学报,2009,20(3):380-384.
- [4] 李才媛,韦惠红,邓红,等.SVM方法在武汉市大雾预警预报中的应用[J].暴雨灾害,2008,27(3):264-267.
- [5] 常军,李素萍,李桢,等.CAR和SVM方法在郑州冬半年大雾气候趋势预测中的试用[J].气象与环境科学,2008,31(1):16-19.
- [6] 严明良,缪启龙,袁成松,等.沪宁高速公路一次大雾过程的数值模拟及诊断分析[J].高原气象,2011,30(2):428-436.
- [7] 倪江波,李文才,尚可政,等.华北区域性低能见度天气的自动识别及预报[J].干旱气象,2015,33(1):174-179.
- [8] 王彦磊,曹炳伟,黄兵,等.基于神经网络的单站雾预报试验[J].应用气象学报,2010,21(1):110-114.
- [9] 刘德,李永华,喻桥,等.基于客观分析的重庆雾的BP神经网络预报模型研究[J].气象科学,2005,25(3):293-298.
- [10] 周贺玲,李丽平,乐章燕,等.河北省雾的气候特征及趋势研究[J].气象,2011,37(4):462-467.
- [11] 张金满,谭桂容,武辉芹,等.灾害性天气交通事故特征及雾天公路通行预警指标体系[J].干旱气象,2016,34(2):370-375.
- [12] 李江波,赵玉广,孔凡超,等.华北平原连续性大雾的特征分析[J].中国海洋大学学报,2010,40(7):15-23.
- [13] 刘小宁,张洪政,李庆祥,等.我国大雾的气候特征及变化初步解释[J].应用气象学报,2005,16(2):220-230.
- [14] 濮梅娟,尚倩,李子华,等.一次浓雾宏观结构特征及快速消散的原因分析[J].高原气象,2013,32(3):770-777.
- [15] 何冬梅.基于人工神经网络算法的成都大雾的预报[J].中国信息科技,2012(24):89-91.
- [16] 梁之彦,黎洁仪.基于神经网络的广州市能见度预报[J].气象研究与应用,2014,35(1):17-20.
- [17] 金龙.神经网络气象预报建模理论与应用[M].北京:气象出版社,2004.

## Characteristics Analysis and Forecast of Thick Fog Along the Expressway of Hebei Province in Autumn and Winter

ZHANG Di<sup>1</sup>, QU Xiaoli<sup>1,2</sup>, ZHANG Jinman<sup>1</sup>, ZHAO Zengbao<sup>1</sup>, ZHANG Chengwei<sup>1</sup>

(1. *Public Meteorological Service Centre of Hebei Province, Shijiazhuang 050021, China;*  
 2. *Key Laboratory for Meteorology and Ecological Environment of Hebei Province, Shijiazhuang 050021, China*)

**Abstract:** Based on the observational data of the traffic – meteorological stations along the expressway of Hebei Province, the thick fog processes (visibility < 500 m) in autumn and winter of 2013 and 2014 were found out firstly, then the temporal distribution of thick fog along the expressway and variation of some meteorological elements during thick fog processes were analyzed. The results show that during the period of 18:00 – 20:00, the thick fog began to appear most frequently, and at the stage from 08:00 to 10:00 it began to disappear more frequently. The frequency of lasting time ranging from 12 to 24 hours was highest for the thick fog processes. During thick fog processes, relative humidity was between 95% and 100%, and  $T - T_d$  and wind speed ranged from  $-1.0$  to  $2.0$  °C and 0 to  $5.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ , respectively. Namely, the greater of relative humidity, the lower of  $T - T_d$ , the smaller of the wind speed, the higher of the possibility of low visibility was. By analysis of the correlation between meteorological elements and visibility, the relative humidity, dew point temperature difference, wind speed, wind direction, pressure, temperature, visibility were selected as the network input to establish BP neural network model. Taking the change of simulated visibility at Wuqiang and Hengshui sites during two thick fog processes as example to test, it all achieved good test results.

**Key words:** thick fog; visibility; meteorological elements; BP neural network

(上接第 28 页)

## Study of Dynamical Downscaling on Near Surface Wind Speed over China

YU Lijuan<sup>1</sup>, YIN Chengmei<sup>1</sup>, LIN Yingchao<sup>2</sup>, HE Jianjun<sup>3</sup>

(1. *Ji'nan Meteorological Bureau of Shandong Province, Ji'nan 250002, China;*  
 2. *The College of Environmental Science & Engineering, Nankai University, Tianjin 300071, China;*  
 3. *Chinese Academy of Meteorological Sciences, State Key Laboratory of Severe Weather & Key Laboratory of Atmospheric Chemistry of CMA, Beijing 100081, China*)

**Abstract:** Dynamical downscaling is an important method to acquire high resolution meteorological data. Based on the NCEP FNL data and meteorological observations in 2006, this study evaluated the performance of the WRF dynamical downscaling on near surface wind speed over China. The results indicate that the WRF model significantly overestimated near surface wind speed overall, and the bias of wind speed related to local wind speed, it was negative bias in large wind speed region and positive bias in small wind speed region. The seasonal difference of WRF's performance for wind speed was significant, and the large errors of near surface wind speed were found in spring and winter, while small errors occurred in autumn and summer. The errors of simulated wind speed were relatively larger in Northwest arid area, the Qinghai – Tibet Plateau, and South China, while in other areas they were smaller. Compared to YSU and MJY boundary layer parameterization schemes, ACM2 acquired best performance for near surface wind speed simulation.

**Key words:** dynamical downscaling; wind speed; WRF model; wind resource assessment