

重庆市区雾的天气特征分析及预报方法研究

马学款 蔡芎宁 杨贵名 刘还珠

国家气象中心, 北京 100081

摘要 分析了重庆市区雾的特点、天气特征及温、湿等气象要素垂直分布特征, 利用重庆站的观测资料选取适当的诊断因子, 采用动态学习率 BP 算法的人工神经网络对重庆市区能见度进行了拟合和预报检验。研究表明: 55 年以来, 重庆年雾日数总体呈逐年下降趋势, 同时轻雾日数急剧上升, 这种变化可能主要与城市热岛效应增强和空气污染状况加重有关; 发展成熟的辐射雾大多具有逆温的稳定结构, 雾顶上下温度、湿度存在明显跃变特征; 神经网络模型具有较强的自适应学习和非线性映射能力, 对能见度为 0~1 km 雾的报出率为 83%, T_s 评分达到 69%, 平均预报误差为 0.384 km。除常规气象要素外, 通过 M 指数、 R_i 数、凝结核、辐射状况和其他物理量的引入, 以及对因子网络输入值的技术处理, 明显提高了神经网络对雾尤其浓雾的预报能力, 其对能见度在 0.4 km 以下浓雾预报的 T_s 评分可达 89.5%。模型结果对重庆市区雾的预报具有良好的参考价值。

关键词 雾 能见度 天气特征 神经网络 诊断因子

文章编号 1006-9585 (2007) 06-0795-09 **中图分类号** P426.4 **文献标识码** A

Study on Fog Synoptic Characteristics and Fog Forecast Method in Chongqing

MA Xue-Kuan, CAI Xiang-Ning, YANG Gui-Ming, and LIU Huan-Zhu

National Meteorological Center, Beijing 100081

Abstract Synoptic characteristics of fog and the vertical distribution characteristics of some meteorological elements such as temperature, humidity and so on, are analyzed in terms of 1951—2005 observed fog data in Chongqing. By means of selecting reasonable diagnostic factors, an artificial neural network model is established with dynamic learning rate BP algorithm to simulate the visibility of Chongqing. Results show that annual mean foggy days in Chongqing have an obvious descent tendency and the light foggy days are increasing sharply. This variation is likely to be mainly associated with the enhancement of urban heat island effect and air pollution. Generally in the mature phase of radiation fog, it is featured by stable inversion structure and extremely pronounced vertical variation of the temperature and relative humidity in the vicinity of the fog top. The BP neural network model is possessed of preferable adaptive learning and non-linear mapping abilities with 99% verification forecasting accuracy, wherein the forecasting accuracy of thick fog (visibility from 0 to 1 km) is 83%, the T_s grade is 69%, and the average forecast error is 0.384 km. The forecast ability of neural network to the fog (especially thick fog) is enhanced obviously due to the introduction of M -index, Richardson number, condensation nucleus, radiation condition and various physical parameters, as well as the technical processing to the network input values of some diagnostic factors in addition to conventional meteorological elements. T_s grade of thick fog with visibility lower than 0.4 km can reach 89.5% and model results can provide favorable reference to the fog forecast of Chongqing.

Key words fog, visibility, synoptic characteristics, neural network, diagnostic factor

收稿日期 2006-12-19 收到, 2007-08-05 收到修定稿

资助项目 科技部科研院所社会公益研究专项课题 2004DIB3J100 和国家气象中心自筹资金课题 ZK2007-0501

作者简介 马学款, 男, 1975 年出生, 硕士, 高级工程师, 主要从事灾害性天气预报方法研究。E-mail: sili_mxk@sina.com

1 引言

重庆是我国著名的雾都, 频繁出现的大雾天气不仅对交通、航运等有严重影响, 其伴随的稳定层结大气也使城市污染加重, 给经济建设和人民生活带来重大损失^[1]。随着城市规模的不断扩大, 雾及雾、霾结合物已经成为重庆发展过程中影响城市环境的重要因素^[2,3], 开展对雾的分析及客观预报方法研究显然具有十分重要的意义。

20 世纪 90 年代以来, 李子华等^[4]和朱平等^[5]围绕雾的宏微观结构、形成的天气背景、物理化学过程及数值模拟等方面进行了大量卓有成效的研究工作^[6,7], 指出辐射雾发展过程中的震荡现象及其爆发性特征; 刘小宁等^[8]和周自江等^[9]对我国雾的时空分布、气候特征、年际变化等进行了深入分析, 结果表明, 温、湿等气候因子的变化以及人类活动引起的空气质量和生态环境的改变, 与区域性浓雾日数的变化密切相关^[10]。雾之生消仅局限于几百米以下的低空, 它的形成不仅与特定的天气背景有关, 也与局地的地形、气候和环境等因素密切相关, 因为目前数值预报模式对复杂边界条件下低空气象要素的预报准确率还较低, 所以雾的预报至今仍是难点。

近年来, 随着人工神经网络理论的快速发展, 其在气象领域也迅速得到广泛应用^[11,12]。人工神经网络实际是一个可自动实现两组变量间非线性映射关系的数据处理系统^[13], 具有较强的集体运算和自适应学习能力, 与卡尔曼滤波、MOS 等线性方法相比, 在拟合精度、泛化能力和容错性能方面有明显优势。对雾的预报模型而言, 神经网络是在对大量历史样本的统计基础上, 直接对相关因子与能见度间实现非线性映射, 不仅不需要复杂繁琐的动力过程, 而且所得映射结果同时还隐含了局地环境等因素的影响, 这一点是数值模式暂时难以实现的。芜湖和湖州等地曾使用人工神经网络对雾的预报进行了研究试用^[14,15], 取得了一定成效。

本文利用 1998 年 6 月~2006 年 5 月, 重庆(站号 57516) 及周围站的地面及高空观测资料的基本气象要素或其衍生量作为诊断因子, 采用动态学习率 BP 算法的人工神经网络建立了雾的预报

模式, 并对模式拟合及预报结果进行了检验分析。模式不仅充分引入了重庆局地的气象要素, 同时也考虑了环境背景场、天气系统的演变及雾形成的物理过程。对部分诊断因子的选择、处理, 亦采用了逐步消空等其他解释应用的方法或思想, 并针对雾及能见度预报的特点对其神经网络输入值进行了参数优化。

2 重庆市区雾的概况

重庆地处四川盆地东部, 主城区位于长江、嘉陵江两江汇合处, 空气温暖湿润, 地形闭塞, 下垫面粗糙, 静风或弱风频率高, 对雾的形成非常有利。随着城市规模持续扩大, 城市热岛效应加剧, 污染物排放量也急剧增加, 对雾的形成和变化起到重要作用^[8,9,16]。

气象上一般将因近地层空气中水汽凝结而使水平能见度(以下用 V_{is} 表示) 低于 1 km 的天气现象称为雾, 1~10 km 为轻雾^[17]。重庆雾以辐射降温形成的辐射雾为主, 约占总雾日的 84.7%^[18]; 其余是以暖湿空气平流到温度较低的下垫面形成的平流雾, 因锋面降水雨滴蒸发形成的锋面雾, 以及受水体影响形成的蒸发雾和江面雾等。根据 1951~2005 年重庆雾日数统计结果(图 1), 20 世纪 50~60 年代年均雾日尚有 78 天(1954 年达 128 天), 70~80 年代为 49 天, 90 年代以来只有 31 天, 下降趋势非常明显, 而最近 5 年, 年均雾日数仅 24 天。

由图 1 可以看出, 雾日数减少的同时, 轻雾日数明显上升。年均温度与年均最低温度(以下用 T_e 表示) 略呈上升态势, 但 T_e 升势更为明显, 说明重庆年均气温日较差在逐渐减小。50~60 年代前期 T_e 有明显上升趋势, 雾日数急剧下降, 而 70 年代初随着 T_e 的下降雾日数也明显回升。此后至 80 年代末, 雾日数与 T_e 的变化趋势均相对平稳。进入 90 年代, 雾日数又随 T_e 的上升而明显下降。很多邻近年份雾日数的峰值与 T_e 的谷值有良好的对应关系, 呈负相关; 55 年来重庆年均相对湿度不仅没有减小, 反而略有上升。以上事实说明重庆雾形成的温度条件在发生变化, 其雾日数的减少可能主要与城市热岛效应增强及空气质量恶化而导致气溶胶粒子浓度急剧增加等环境变化

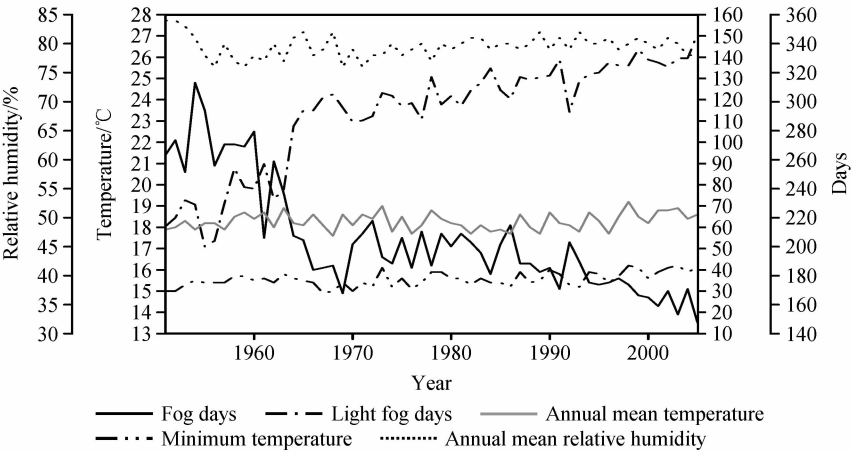


图1 1951~2005年各气象要素年际变化曲线
Fig.1 Annual change of several meteorological elements from 1951 to 2005

有关，而并非是因湿度减小引起的。热岛效应不利于雾滴的凝聚增长，高浓度气溶胶粒子夜间的温度效应使辐射降温强度减弱，气温日较差减小，阻碍了雾的形成和发展^[16,19,20]。

秋冬季节雾发生的几率最高，约占总雾日的70%^[18]，成雾时环境温度一般在2~23℃之间。成雾时间多集中在5~8时（北京时，下同），维持时间最短只有几分钟，最长可达一天半之久，平均维持时间约5~8 h。成雾时地面相对湿度均达93%以上，温度露点差在2℃以下，平均风速不超过2 m·s⁻¹。

3 雾的天气特征分析及因子的选取

因辐射雾占重庆雾的绝大多数，诊断因子的选取将重点考虑辐射雾的特征。以下简要分析重庆雾的天气特征并介绍选取的主要因子。

3.1 天气系统相关因子

重庆辐射雾一般在高空经向环流的背景下产生，此时天空晴朗，夜间辐射降温明显；平流雾一般是在有低压系统发展、活跃的低层西南暖湿空气流经低温下垫面时产生；而锋面雾一般有弱冷空气入侵，锋面附近因雨滴蒸发或冷暖空气混合导致水汽凝结成雾。

天气系统主要通过气压场、风场、变温、变压及中低空的相关要素来考虑。稳定的气压场及稀疏的气压梯度有利于雾的产生。夜间的最大风速和平均风速可以反映地面扰动状况，微风条件

有利于雾的发展，风速过大则无雾生成。中低层的气压（高度）和温度的变化可以反映天气系统的演变状况。如，地面气压值较高、空间气压场均匀、24 h变压（以下用ΔP表示）小、24 h变温（以下用ΔT表示）不明显或为负，表明本站处于稳定的高压之中，冬季易出现辐射雾，尤其是1 km<V_{is}≤3 km的轻雾。ΔP、ΔT与V_{is}的关系见表1（统计数据源自1998年6月~2006年5月资料，下同）。

由表1可以看出，V_{is}与ΔP呈正相关，ΔP越小V_{is}越低。在低V_{is}区间，V_{is}与ΔT呈正相关，当ΔT为明显负值和ΔP不明显或为弱的负值时，出现雾的几率最大。此时的负ΔT主要由辐射降温引起；在高V_{is}区，V_{is}与ΔT为负相关，当ΔT为明显负值且ΔP为较大正值时，V_{is}值较高。此时的负ΔT主要因冷空气入侵导致。

表1 V_{is}与各参数平均量的对应关系
Table 1 Corresponding relations of V_{is} and some average parameters

V _{is} /km	ΔP/hPa	ΔT/℃	M 指数
≤0.3	-1.88	-1.52	-0.97
0.3<V _{is} ≤1	-1.54	-0.53	-0.85
1<V _{is} ≤1.5	-0.44	0.30	-0.44
1.5<V _{is} ≤3	-0.12	0.15	-0.18
3<V _{is} ≤10	0.97	-0.27	0.14
>10	2.42	-1.41	0.52

3.2 中、低空大气层结特征

低层稳定的大气层结，有利于水汽在近地层堆积并通过辐射降温凝结成雾。雾的高度一般在几十至几百米不等，在不同条件下，逆温层形成的高度及分布不尽相同，从而使雾有时从地面开始生成逐渐向上延伸，也有时从距地几十、上百米空中形成并逐渐上下发展^[21]。辐射雾形成阶段温度随高度先是超绝热递减，雾层中上部为逆温；发展阶段雾底层超绝热递减，中上部近似等温，逆温层移到雾顶；此后的成熟阶段，雾层内温度逐渐服从湿绝热递减率^[4]。

由图 2 可以看出，重庆大雾天气的逆温层大多分布在 900 hPa 高度以下，深厚的逆温层可至 850 hPa（图 2 中 d 线）。部分雾日（图 2 中 c、d 和 f 线）在地面和 925 hPa 附近各存在一逆温层，这种双层逆温结构为辐射雾形成后的爆发性发展酝酿了条件^[4]。个别雾日（图 2 中 b 和 e 线）除地面附近存在一明显的逆温层外，在 850~700 hPa 的中层还存在逆温的稳定层结，这种情况比较少见。逆温层的分布高度及其变化，是表征雾的厚度及 V_{is} 大小的重要指标。

若用 T_{000} 、 T_{925} 和 T_{850} 表示各层温度（下标表示相应层次，000 为地面，下同），则雾发生时， $T_{000} - T_{925}$ 普遍不超过 2℃，平均温度垂直递减率仅为每百米 0.08℃左右，稳定层结形势明显。 $T_{000} - T_{850}$ 在 -6~8℃间变化幅度较大，平均值为 2.74℃。初始大气层结状态会影响雾的形成时间、浓度和厚度，大气层结愈稳定愈利于雾的形成，使雾形成得越早^[16]。

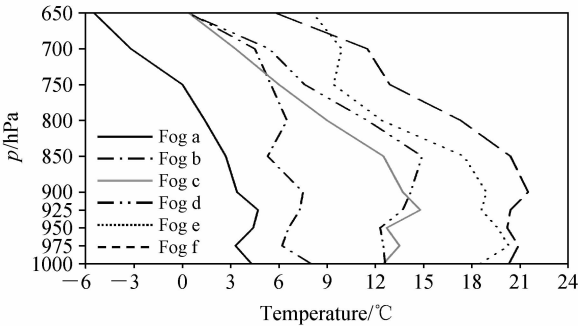


图 2 重庆几次典型辐射雾的温度垂直廓线
Fig. 2 Vertical temperature profile of some typical radiation fog in Chongqing

3.3 湿度及 M 指数

近地层初始湿度场越大，雾形成越早，浓度越大，雾顶越高^[16]。成雾时地面温度露点差一般均低于 2℃，相对湿度在 93%以上。由图 3 可以看出，雾层内相对湿度随高度逐渐减小并在某一高度递减率迅速增大，有明显跃变特征，这个高度跟逆温层的分布高度密切相关，这是因为雾顶“逆温盖”的稳定层结阻碍了水汽的垂直输送。雾日 b（图 3）雾层内相对湿度分布还存在震荡现象，说明在辐射雾形成的不同阶段其发展并不是均匀的^[5]。相对湿度递减率迅速增大并配合有逆温层存在的高度即大致为雾顶高度。

当地面湿度接近饱和，而 850 hPa 以上高度比较干燥，即大气具有“上干下湿”的垂直结构，更易产生大雾天气，尤其是低层大气层结稳定的时候。当 850 hPa 以上高度的湿度迅速增大时，说明有非稳定性天气系统正在发展，天空云量将明显增多或出现降水，此时一般不会有雾产生。为了定量描述这种“上干下湿”垂直结构及低层大气稳定度两者与 V_{is} 的关系，同时考虑到地面湿度的影响，本文引入一个新参数，姑且称之为 M 指数：

$$M = \frac{2\Delta t_{000} + (T_{000} - T_{925})}{\Delta t_{700} + \Delta t_{500} + C} - R_h,$$

其中 Δt 、 R_h 分别表示温度露点差和地面相对湿度，C 是为了避免分母为 0 而引入的常量，本文取 $C=1$ 。

由表 1 可以看出，平均 M 指数与 V_{is} 呈正相关，关系极为密切。 $M \leq -1$ 的日数共 95 天，平均 V_{is} 为 0.491 km，其中雾日为 77 天，比例高达

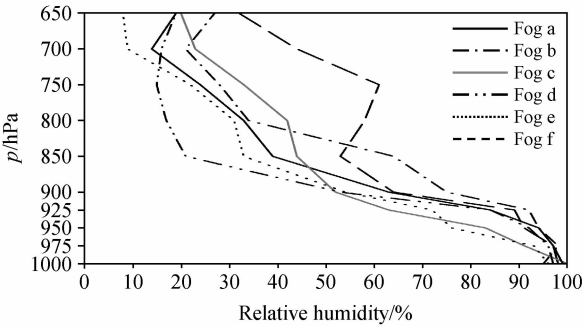


图 3 重庆几次典型辐射雾的相对湿度垂直廓线
Fig. 3 Relative humidity profile of some typical radiation fog in Chongqing

81%, 而这 77 天中又有 48 天 $V_{is} \leq 0.2$ km; 当 $M < -0.9$ 时, 平均 V_{is} 为 0.769 km, 其中 62% 为雾日, 占总雾日数的 70%; 92% 的雾日 $M < -0.7$; $V_{is} \leq 0.5$ km 的雾日 M 值均小于 -0.7 。可见, M 指数可作为判定辐射雾浓度及 V_{is} 大小的重要参数。

3.4 湍流、低空风及其他物理量

在层结稳定大气中, 热量、动量及水汽输送的基本方式是湍流混合, 湍流在雾发展变化中的作用不可忽视。理查森数

$$Ri = \frac{g \partial \ln \theta / \partial z}{(\partial u / \partial z)^2} \approx g(\Delta T \Delta Z + \gamma_a \Delta Z^2) / T_0 U^2$$

可用来表征大气湍流活动状况, 其中, g 是重力加速度, ΔT 和 ΔZ 是上下层温差和位势高度差, γ_a 是干绝热递减率, T_0 是下层绝对温度, U 是气层间垂直风切变。当低层 $Ri < 0.1$, 即湍流十分剧烈时, 极少有雾形成; 当 $Ri > 1.5$, 即几乎无湍流发生时, 形成雾的 V_{is} 多在 0.3 km 以上, 浓度较低; 而适当的弱湍流运动有利于辐射雾形成后的进一步发展扩散, 是其爆发性发展的主要原因之一^[4]。

垂直风切变也是反映不同高度间大气相对扰动的基本物理量。近地层垂直风切变很小时, 湍流混合作用极弱或无湍流发生; 垂直风切变很大时, 又难以成雾。低空风的 u (东西向)、 v (南北向) 分量不仅可以反映低层风场状况, v 分量还可在一定程度上反映偏南暖湿气流的水汽输送或偏北干冷气流的入侵。低层暖湿气流的水汽水平输送对平流辐射雾的形成作用明显, 暖平流及其下沉增温对维持和增强贴地层的逆温结构也起着重要作用^[4]。基于这些因素, 同时引入前一天 20 时低层风 v 分量乘以相对湿度作为前期低层南支暖湿平流和水汽输送因子, 以增强模式对平流雾的预报能力。

涡度是衡量空气块旋转运动强度的物理量, 涡度的变化可以反映气压系统的发生和发展。低层弱辐合上升运动及弱冷平流有利于近地面水汽的聚集和冷却凝结^[22]。本文根据重庆及周围站的观测资料计算了中低层的涡度平流、散度和温度平流。这些物理量的引入, 对增强模式平流雾和锋面雾的预报能力均有一定帮助。

3.5 凝结核及地面辐射因素

空气中的微尘或气溶胶作为凝结核在雾的形

成过程中起着非常重要的作用, 相同气象条件下, 空气中凝结核的密度和雾的浓度有密切关系^[21]。本文简单使用临近降水对凝结核的冲刷作用来反映凝结核密度的状态。统计发现, 当 8 时地面观测 6 h 降水量大于 0, 出现 $V_{is} \leq 1$ km 的雾日比例为 0.6%, 远低于年平均的 6.3%。一是因为空气中凝结核因降水冲刷密度降低, 成雾困难; 另一方面, 当出现降水时, 辐合上升运动强, 大气稳定度差, 没有成雾条件。神经网络模型业务运行时采用各种数值模式降水产品作为诊断因子, 实际也间接引用了其降水模块的动力过程。一般地, 当数值模式预报降水产生时, 必有相应的不稳定大气状态存在, 此时出雾几率很低。

降水的出现会使地面湿度明显增加却极少有雾生成, 这给神经网络学习带来一定干扰并可能导致雾的空报率增加。为减少这种干扰, 可根据降水状况相应调整地面湿度来消空。比如, 适当减小地面湿度的神经网络输入值。

夜间地面及近地层大气的热量收支可近似为其自身长波辐射的净支出, 此时天空云量 (尤其低云量) 的多少就成为影响其长波辐射的主要因素^[23]。当天空云量较多时, 地面有效辐射减弱, 降温幅度减小, 从而影响辐射雾的形成。模式引入夜间天空平均低云量作为影响地面及近地层大气辐射状况的诊断因子。

3.6 诊断因子的参数优化方案

由于雾需在一些物理参数达到或接近某临界点时才形成, 临界点附近各参数的变化对 V_{is} 的影响更为明显。比如当地面相对湿度从 90% 增加到 95% 时, 远比从 50% 增加到 90% 对成雾和 V_{is} 的影响大。为提高神经网络对临界点附近各物理参数的分辨精度, 放大它们之间的内在联系, 本文对 V_{is} 、温度露点差、风速和相对湿度等参数分别使用以下公式进行线性或非线性变换:

$$f(x) = 1 - \frac{1}{D^x},$$

$$f(x) = \sqrt{x \pm A} / B,$$

$$f(x) = (x \pm A) / B,$$

其中, A 、 B 和 D 为常数, D 可在 1.1~1.5 间取值。

诊断因子的合理筛选对神经网络拟合精度起着至关重要的作用, 并非因子数量越多越好, 需

要在物理意义和统计分析的基础上选取跟雾相关系数较高的参数。对数据的技术处理要以不对其基本物理特征产生较大影响为前提。试验表明,对样本数据的技术处理,明显增强了模式对雾的分辨能力。需要指出的是, $V_{is} \leq 1$ km 的雾是模式拟合重点,对样本数据的处理,主要基于对雾拟合精度的考虑,在提高神经网络对雾拟合精度的同时,会降低对高 V_{is} 样本的拟合精度。

4 人工神经网络模型的建立

BP 算法神经网络本质上是采用优化计算中的梯度下降法,应用误差反传原理不断调整网络权值,使网络输出值与期望值之间的误差平方和达到最小^[24]。激活函数采用简单 Sigmoid 函数 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。为提高网络收敛速度,对学习率进行了动态取值。

具有连续时间序列的样本资料,其物理特征也具有一定连续性,而 BP 算法对特征连续的样本集无效^[24]。为提高收敛速度并在一定程度上避免网络陷入局部极小,需对样本进行随机排序。为提高网络灵敏度,有效避开 Sigmoid 函数的饱和区并使模式具有一定外推能力,对样本网络输入值进行了预处理使其取值在 0.2~0.8 之间。虽然网络收敛结果对整个样本集系统偏差为 0,但对 V_{is} 在不同区间样本的系统偏差各不相同,必要时可根据训练结果的系统偏差分布特点,对预报值适当修正以提高预报精度。

由以上介绍的相关因子及其他基本气象参数或其衍生量共计 44 个诊断因子组成人工神经网络学习样本,取 5 时和 8 时两个时次最低能见度作为对应的教师样本。经反复试验,确定采用含有 6 个隐层节点的单隐层神经网络拓扑结构,其输入层、隐层和输出层的节点数分别为 44、6 和 1。

重庆雾日数有逐年减少的趋势,样本资料采集时间不宜过长,否则会增加空报。8 年的地面和探空资料经质量控制后共取得 2 887 个有效样本。从中随机抽取 500 个作为检验样本,其余作为训练样本输入网络进行收敛运算,利用得到的确定的网络连接权值和阈值,即可构建雾的神经网络预报模型。为便于模式业务化,所有诊断因子均为 T213 模式可直接输出或间接导出的物理量或参数。

5 模式对样本拟合和检验预报结果的统计分析

参照降水预报的评分方法,分别用 T_s 、 N_h 、 P_o 和 r 分别表示雾的综合评分、空报率、漏报率和拟合率(或报出率),用 T 、 N 、 P 分别表示报对、空报和漏报天数, $T+P$ 即为实况天数。则

$$\begin{aligned} T_s &= T/(T+P+N), \\ N_h &= N/(T+N), \\ P_o &= P/(T+P), \\ r &= T/(T+P). \end{aligned}$$

将 V_{is} 的实况值和模式输出值分别记为 V_{is}^1 、 V_{is}^2 ,满足以下条件之一,评定为正确,否则为错误:

- (1) $V_{is}^1 \leq 1$ km, 且 $V_{is}^2 \leq 1$ km;
- (2) $V_{is}^1 > 1$ km, 且 $V_{is}^2 > 1$ km。

由表 2 可以看出,模式对训练样本的总拟合率为 97.8%。其中对 $V_{is} \leq 1$ km 雾的拟合率为 80.0%, T_s 评分达到 69.4%,漏拟合日数比空拟合日数略多,平均绝对误差仅有 0.313 km,拟合效果良好。

模式对 500 个检验样本的总预报准确率为 97.8%。其中对 $V_{is} \leq 1$ km 的 29 天雾日,准确报出 24 天,空报 6 天,漏报 5 天,报出率为 82.8%, T_s 评分达到 68.6%,与训练样本的拟合

表 2 神经网络模型的拟合和预报结果
Table 2 Fitting and forecasting results of neural network model

	V_{is}/km	实况天数	拟合天数	准确率/%	$T_s/\%$	$N_h/\%$	$P_o/\%$	绝对误差/km	系统偏差/km
训练样本	≤ 1	150	120	80.0	69.4	16.1	20.0	0.313	0.248
	> 1	2237	2214	99.0	97.7	1.3	1.0	0.868	-0.320
检验样本	≤ 1	29	24	82.8	68.6	20.0	17.2	0.384	0.162
	> 1	471	465	98.7	97.7	10.5	12.6	1.006	-0.358

表 3 雾的拟合和预报结果统计
Table 3 Fitting and forecasting results of fog

	V_{is}/km	实况天数	拟合天数	空拟天数	漏拟天数	$T_s/\%$	平均误差/km
训练样本	$V_{is} \leq 0.4$	89	88	4	1	94.6	0.180
	$0.4 < V_{is} \leq 1$	61	32	19	29	40.0	0.506
检验样本	$V_{is} \leq 0.4$	18	17	1	1	89.5	0.300
	$0.4 < V_{is} \leq 1$	11	7	5	4	43.8	0.521

结果相近，平均绝对误差为 0.384 km，比拟合误差略高。这表明，模式所采集的训练样本具有广泛的代表性，构建的神经网络模型不仅对雾的预报效果较好，对非雾日 V_{is} 也具备一定的预报能力，其结果能够对业务预报起到良好的参考作用。

由表 3 可以看出，对 $V_{is} \leq 0.4$ km 的浓雾天气，模式无论样本拟合还是检验预报，结果均非常好，其 T_s 评分分别为 94.6% 和 89.5%，平均误差也分别只有 0.180 km 和 0.300 km。而空报、漏报则基本发生在 $0.4 < V_{is} \leq 1$ km 的雾天，其 T_s 评分分别只有 40.0% 和 43.8%，平均误差在 0.5 km 左右。对比发现， V_{is} 在 1 km 左右的雾日及轻雾日，很多时候天气特征非常相近，此时造成 V_{is} 高低有别的原因也许主要取决于当时的空气质量状况。这也是模式对 V_{is} 为 1 km 左右的样本难以准确区分的主要原因。

以上统计均没有对预报结果进行修正。可以看出，模式预报值对低 V_{is} 样本普遍偏大，对高 V_{is} 样本偏小。在业务应用中，可以根据实际需要适当修正预报结果。比如，为减小雾的漏报，当 $V_{is}^2 \leq 2$ km 时 $V_{is}^2 = V_{is}^2 - 0.2$ km，但同时会使空报增加。

从应用角度讲，当 V_{is}^1 为 1 km 时， V_{is}^2 无论为 1.2 或 0.8 km，都应算是成功的预报，但预报评分却要严格区分其对错。因此，给 V_{is}^2 一个动态评定范围，或者在雾的业务预报中辅以模式具体预报值作参考，预报服务的效果可能更好。

6 结论与讨论

(1) 50 多年来，重庆年雾日数总体呈逐年下降趋势的同时轻雾日数急剧上升，可能主要与城市热岛效应增强和空气污染状况加重有关；发展

成熟的辐射雾大多具有逆温结构，雾顶上下的温、湿存在明显跃变特征，相对湿度递减率迅速增大并配合有逆温层存在的高度即大致为雾顶高度。

(2) 雾是一种预报难度较大的小概率事件。在物理意义和统计分析的基础上，选取适当的诊断因子，使用神经网络建立的预报模式，对雾的检验预报 T_s 评分达到 68.6%，其中对 $V_{is} \leq 0.4$ km 的浓雾 T_s 评分可达 89.5%。通过 M 指数、 Ri 数、凝结核和辐射状况等诊断因子的引入，降水对地面湿度干扰影响的消空，以及对相关数据的技术处理，明显提高了网络的拟合精度，增强了模式对雾的预报能力。针对不同地区雾的不同特征调整部分诊断因子后，该方法可以在其他地区推广应用。

(3) 雾的结构和形成机理十分复杂，绝大多数雾是在几百米以下低空形成和消散，而在这个高度层内目前所能取得的常规气象及环境资料十分有限，这使模式对雾层较浅、浓度较低的雾识别能力不强，误差较大。如何在模式中准确引入与 V_{is} 密切相关的空气质量状况参数，也是一个值得继续研究的课题。

参考文献 (References)

[1] 黄荣辉, 张庆云, 阮水根, 等. 我国气象灾害的预测预警与科学防灾减灾对策. 北京: 气象出版社, 2005. 3~19
Huang Ronghui, Zhang Qingyun, Ruan Shuigen, et al. Forecast and Early-warning of Chinese Meteorological Disaster and its Scientific Countermeasure (in Chinese). Beijing: China Meteorological Press, 2005. 3~19

[2] 徐怀刚, 邓北胜, 周小刚, 等. 雾对城市边界层和城市环境的影响. 应用气象学报, 2002, 13 (特刊): 170~176
Xu Huaigang, Deng Beisheng, Zhou Xiaofang, et al. Effect of fog on urban boundary layer and environment. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 2002, 13 (Special issue): 170~176

- [3] 黄美元, 沈志来. 重庆地区云水和雨水酸度及其组分的观测分析. 大气科学, 1988, **12** (4): 389~395
Huang Meiyuan, Shen Zhilai. The observation and analysis of cloud-water and rainwater acidity and its constituent in Chongqing. *Scientia Atmospherica Sinica* (in Chinese), 1988, **12** (4): 389~395
- [4] 李子华, 黄建平, 孙博阳, 等. 辐射雾发展的爆发性特征. 大气科学, 1999, **23** (5): 623~631
Li Zihua, Huang Jianping, Sun Boyang, et al. Burst characteristics during the development of radiation fog. *Chinese journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 1999, **23** (5): 623~631
- [5] 朱平, 蒋瑞宾. 辐射雾中震荡现象的数值研究. 大气科学, 1995, **19** (2): 228~234
Zhu Ping, Jiang Ruibin. Numerical study of oscillation phenomena in radiation fog. *Scientia Atmospherica Sinica* (in Chinese), 1995, **19** (2): 228~234
- [6] 刘德, 周国兵, 向波, 等. 重庆雾的天气成因. 气象科技, 2004, **32** (6): 461~466
Liu De, Zhou Guobing, Xiang Bo, et al. Cause analysis of fog forming in Chongqing. *Meteorological Science and Technology* (in Chinese), 2004, **32** (6): 461~466
- [7] 董剑希, 雷恒池, 胡朝霞, 等. 北京及其周边地区一次大雾的数值模拟及诊断分析. 气候与环境研究, 2006, **11** (2): 175~184
Dong Jianxi, Lei Hengchi, Hu Zhaoxia, et al. Numerical simulation and diagnosis of a dense fog in Beijing and its penumbra. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 2006, **11** (2): 175~184
- [8] 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. 应用气象学报, 2005, **16** (2): 220~230
Liu Xiaoning, Zhang Hongzheng, Li Qingxiang, et al. Preliminary research on the climatic characteristics and change of fog in China. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 2005, **16** (2): 220~230
- [9] 周自江, 朱燕君, 姚志国, 等. 四川盆地区域性浓雾序列及其年际和年代际变化. 应用气象学报, 2006, **17** (5): 567~572
Zhou Zijiang, Zhu Yanjun, Yao Zhiguo, et al. Regional dense fog time sequence with its annual and decadal variation in the sichuan basin. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 2006, **17** (5): 567~572
- [10] 王丽萍, 陈少勇, 董安祥. 气候变化对中国大雾的影响. 地理学报, 2006, **61** (5): 527~536
Wang Liping, Chen Shaoyong, Dong Anxiang. Impact of climate warming on fog in China. *Acta Geographica Sinica* (in Chinese), 2006, **61** (5): 527~536
- [11] 陈刚毅, 丁旭羲, 赵丽妍. 用模糊神经网络自动识别云的技术研究. 大气科学, 2005, **29** (5): 837~844
Chen Gangyi, Ding Xuxi, Zhao Liyan. An automatical pattern recognition techniques of cloud based on fuzzy neural network. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2005, **29** (5): 837~844
- [12] 师春香, 卢乃锰, 张文建. 卫星降水估计人工神经网络方法. 气候与环境研究, 2001, **6** (4): 467~472
Shi Chunxiang, Lu Naimeng, Zhang Wenjian. Precipitation estimation from remotely sensed information using neural networks. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 2001, **6** (4): 467~472
- [13] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用. 上海: 复旦大学出版社, 1993. 1~12
Zhang Liming. *Models and Applications of Artificial Neural Networks* (in Chinese). Shanghai: Fudan University Press, 1993. 1~12
- [14] 王雷, 黄培强. 利用人工神经网络预报芜湖的雾. 气象科学, 2001, **21** (2): 200~205
Wang Lei, Huang Peiqiang. Fog forecasting with artificial neural networks on Wuhu station. *Meteorological Science* (in Chinese), 2001, **21** (2): 200~205
- [15] 李法然, 周之栩, 陈卫锋, 等. 潮州市大雾天气的成因分析及预报方法研究. 应用气象学报, 2005, **16** (6): 794~803
Li Faran, Zhou Zhixu, Chen Weifeng, et al. An automatical pattern recognition techniques of cloud based on fuzzy neural network. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 2005, **16** (6): 794~803
- [16] 石春娥, 姚克亚, 马力. 气溶胶粒子对城市雾影响的模拟研究. 气候与环境研究, 2001, **6** (4): 485~492
Shi Chun'e, Yao Keya, Ma Li. Numerical studies of effects of aerosols on urban fog. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 2001, **6** (4): 485~492
- [17] 朱炳海, 王鹏飞, 束家鑫, 等. 气象学辞典. 上海: 上海辞书出版社, 1985. 606, 913
Zhu Binghai, Wang Pengfei, Shu Jiaxin, et al. *Meteorological Thesaurus* (in Chinese). Shanghai: Shanghai Lexicographical Publishing House, 1985. 606, 913
- [18] 向波, 刘德, 廖代强. 重庆雾的特点及其变化分析. 气象, 2003, **29** (2): 48~52
Xiang Bo, Liu De, Liao Daiqiang. Analysis of characteristics of fog and its change in Chongqing. *Meteorological Monthly* (in Chinese), 2004, **32** (6): 450~455
- [19] 李子华, 涂晓萍. 考虑湿度影响的城市气溶胶夜晚温度效应. 大气科学, 1996, **20** (3): 359~366
Li Zihua, Tu Xiaoping. The influence of urban aerosols with humidity effect on temperature during night. *Scientia Atmospherica Sinica* (in Chinese), 1996, **20** (3): 359~366
- [20] 张利民, 李子华. 重庆雾的二维非定常数值模拟. 大气科学, 1993, **17** (6): 750~755
Zhang Limin, Li Zihua. A two-dimensional time-integral

numerical model of Chongqing fog. *Scientia Atmospherica Sinica* (in Chinese), 1993, **17** (3): 750~755

[21] 何友江, 朱彬, 马力. 重庆市冬季雾生消的物理特征. 南京气象学院学报, 2003, **26** (6): 821~828
He Youjiang, Zhu Bin, Ma Li. The physical process of Chongqing fog's genesis and dissipation in winter. *Journal of Nanjing Institute of Meteorology* (in Chinese), 2003, **26** (6): 821~828

[22] 何立富, 李峰, 李泽椿. 华北平原一次持续性大雾过程的动力和热力特征. 应用气象学报, 2006, **17** (2): 160~167
He Lifu, Li Feng, Li Zhechun. Dynamic and thermal features of a sustained heavy fog event in Huabei plain. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 2006, **17** (2): 160~167

[23] 张福深, 周明煜, 吕乃平. 地面辐射雾和低层云对夜间边界层影响的数值研究. 大气科学, 1987, **11** (2): 128~137
Zhang Fushen, Zhou Mingyi, Lu Naiping. Numerical studies about the effects of ground radiation fog and low stratum clouds on the nocturnal boundary layer. *Scientia Atmospherica Sinica* (in Chinese), 1987, **11** (2): 128~137

[24] 蒋宗礼. 人工神经网络导论. 北京: 高等教育出版社, 2001. 39~53
Jiang Zongli. *Artificial Neural Networks* (in Chinese). Beijing: Higher Education Press, 2001. 39~53