

基于神经网络的单站雾预报试验

王彦磊¹⁾ 曹炳伟²⁾ 黄兵³⁾ 董兆俊¹⁾ 路泽廷¹⁾ 陈兴明²⁾

¹⁾(中国人民解放军第 61741 部队, 北京 100081) ²⁾(中国人民解放军第 93173 部队, 大连 116300)

³⁾(北京大学物理学院, 北京 100871)

摘 要

采集大连某机场 2004—2007 年大雾、轻雾和无雾天气事件共 186 例, 选取雾天气事件前期(前一日 08:00, 14:00, 20:00(北京时)实测资料)的温、压、湿、风等要素指标为预报因子, 基于学习向量量化神经网络(learning vector quantization, LVQ), 采用逐级预报思想建立起某机场雾天气事件的预报模型。在网络训练过程中, 动态调整网络神经元比例参数, 提高模型的预报能力; 采用根据检验准确率适时终止训练的“先停止”技术, 有效提高了模型的泛化能力。预报试验表明: 无论是拟合率还是独立预报准确率, 模型均已达到较高水准, 具有实际应用意义。

关键词: 雾预报; LVQ 神经网络; 逐级预报

引 言

雾是常见的一种天气现象, 使水平能见度降低, 给人们的出行带来严重影响, 同时也是制约军事活动的危险天气。因此, 对雾生消规律的正确分析和深入探讨是天气预报的重要内容^[1]。目前, 部队气象台站对大风、大雾、低云、雷暴和能见度等气象要素的预报, 普遍采用天气图分析和基于统计理论的各种回归模式预报方法^[2-4]。这些方法主要是建立在经验性和线性统计的基础上, 由于雾具有明显的地域性和季节性特征, 其生成、维持和变化规律较为复杂, 具有非线性复杂系统和不规则特点, 这些分析方法常常具有较大的局限性。尽管目前数值预报模式发展日趋成熟^[5], 但对于诸如辐射雾这样的局地性天气, 其生消规律具有突变性和不确定性, 数值预报效果并不十分理想。

近年来, 人工神经网络、模糊推理等智能算法在大气科学中得到了积极应用^[6-12], 本文基于学习向量量化人工神经网络, 采用逐级分类预报思想建立雾天气事件的预报模型。在网络训练过程中, 采用了根据拟合准确率来动态调整网络神经元比例参数的方法和根据检验准确率适时终止训练的“先停止”技术, 有效提高了雾预报模型的预报能力和泛化能力, 并对该模型进行独立样本预报仿真试验。

1 雾样本资料

1.1 样本资料

根据雾的形成机理和影响因子分析^[13-14], 结合雾的观测分析和预报经验, 选用大连某场站 2004—2007 年雾天气事件, 将前一日 08:00, 14:00, 20:00(北京时, 下同)(即超前 12 h, 18 h, 24 h)的气温、气压、露点温度、相对湿度和风速的观测资料数据集作为神经网络的输入因子, 当日雾天气事件的类型(大雾、轻雾、无雾)作为模型输出目标。资料数据集中大雾、轻雾、无雾样本各 62 个, 共计 186 个数据样本, 并将样本数据随机分为训练样本集(7/10)、检验样本集(2/10)、测试样本集(1/10)共 3 部分, 用于训练、检验和测试雾预报模型。

1.2 主成分分析

主成分分析是多元统计分析的一种重要方法^[15], 它是将一些具有复杂关系的因子(样本或变量)归结为少数几个主要综合因子。雾样本中气温、气压、露点温度、相对湿度和风速预报因子之间存在着一定相关关系, 并不是相互独立的。为了简化预报因子, 使预报模型效率更高, 采用主成分分析法对雾样本中预报因子进行简化, 去除冗余信息, 找出保留预报因子主要信息的主成分, 用于雾预报模型的建模与检验。

2 雾预报模型

2.1 基本设计思想和模型结构

由于雾的种类很多,影响雾形成的因子也很多,利用单个网络很难将大雾、轻雾和无雾3种天气事件区分开来,其预报准确率也难以令人满意。鉴于主成分分析法在简化样本预报因子和学习向量量化网络在模式识别方面的优势,本文提出一种两级学习向量量化神经网络的雾预报模型。首先,利用主成分分析法将样本预报因子进行简化,作降维处理;然后将大雾和轻雾样本统一作为有雾样本,利用有雾、无雾样本集,建立有雾、无雾的网络预报模型(LVQ1);最后,剔除无雾样本,利用大雾、轻雾样本

集,建立大雾、轻雾的网络预报模型(LVQ2),并利用检验样本对其进行检验。该雾预报模型算法流程如图1所示,这样就实现了预报大雾、轻雾和无雾天气事件的目的。为提高模型的泛化能力,在训练学习向量量化网络时,采用防止网络过适应的“先停止”技术^[6],用检验样本集来检验网络的推广能力;在训练过程中,网络在被检验样本集上的正确率被跟踪,当正确率开始下降时,网络训练完毕,即推广能力开始衰落是停止训练的标准。为了提高雾模型的预报效率,在网络训练过程中,利用训练样本,通过网络拟合得到各类的拟合准确率(各类预报数与该类样本实际数的比值),并根据拟合准确率来动态调整神经元比例参数 P_r ,以便修正各个元素权重,改变不同元素在竞争层的竞争能力,以提高分类效果。

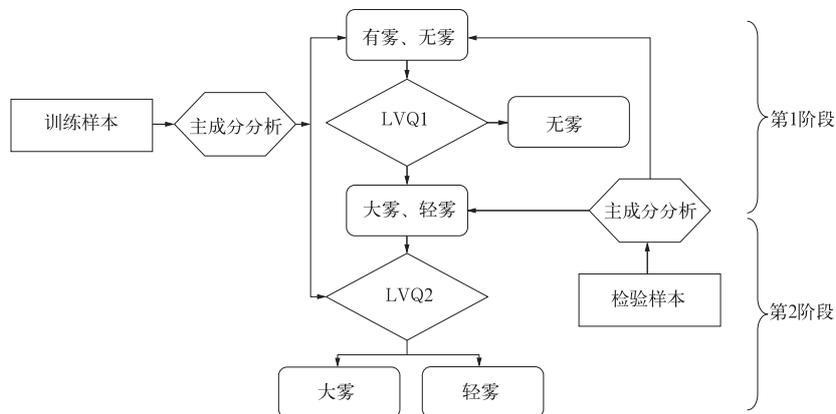


图1 雾预报模型结构

Fig. 1 Fog forecasting model structure

2.2 网络训练

雾样本中大雾、轻雾、无雾样本各62个,共计186个样本数据,首先,将雾样本随机分为训练样本集(131个样本)、检验样本集(37个样本)、测试样本集(18个样本)。训练样本集用于训练和建立子预报模型,检验样本集用以检验子预报模型的预报能力,测试样本集则用来独立测试整个雾预报模型的预报能力。运用主成分分析方法对样本进行降维处理,剔除样本预报因子的冗余信息,提高模型的预报能力。

第1阶段:进行有雾或无雾的LVQ1网络训练。将大雾和轻雾样本统一作为有雾样本,随机取整个雾样本集的7/10(131个样本)作为训练样本集,记为 $\mathbf{X}_{m_1 \times n}^1$, $m_1 = 131$,为样本数, $n = 18$,为预报因子数目。随机取雾样本集的2/10(37个样本)作

为检验样本集,记为 $\mathbf{Y}_{m_2 \times n}^1$, $m_2 = 37$;经过主成分分析的降维处理后 $n = 6$ 。LVQ1网络输入向量范围根据样本数据自动确定,设定网络两类神经元个数的初始比例为1:1,学习速率为0.1。LVQ1网络训练流程如图2所示,利用训练样本集来训练网络,通过网络拟合得到有雾和无雾的拟合准确率(各类预报数与该类样本实际数的比值),并根据拟合准确率来动态调整神经元比例参数 P_r 。在训练过程中,每一步都对检验样本进行仿真测试,跟踪监视检验样本的预报正确率,当检验正确率不再随训练显著增加(或略有减小)时,停止训练。至此,有雾或无雾的LVQ1网络模型建立。

LVQ1网络学习算法如下:①将训练样本集和检验样本集预报因子作主成分分析降维处理,分别记为 $\mathbf{X}^1, \mathbf{Y}^1$ 。②初始化权值向量,设定初始学习率

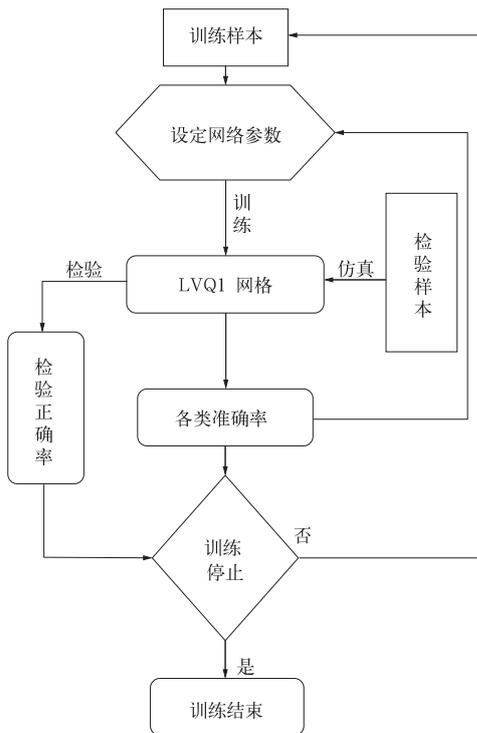


图2 有雾或无雾的LVQ1网络训练流程
Fig. 2 Training process schematic diagram of the LVQ1 network for fog or fog-free

和各类神经元比例参数。③ 对训练样本集 X^1 中每个样本进行训练,确定获胜神经元权值向量,并进行连接的调整,更新权值。④ 利用训练样本集 X^1 对LVQ1网络进行拟合,得到各类的拟合准确率。⑤ 利用检验样本集 Y^1 对LVQ1网络进行检验,若检验正确率不满足训练停止条件,更新学习速率、竞争邻域半径、调整神经元比例参数,返回③继续训练;否则训练结束。

第2阶段:进行大雾或轻雾的LVQ2网络训练。利用LVQ1网络样本集,剔除无雾样本,建立大雾或轻雾的样本集,并将其按4:1的比例随机分为两部分,作为LVQ2网络的训练集和检验集,分别记为 $X_{m_3 \times n}^2, X_{m_4 \times n}^2, m_3 = 91, m_4 = 22$ 为样本数, $n=18$ 为预报因子数目,经过主成分分析的降维处理后, $n=3$,具体的网络训练步骤与第1阶段相同。

基于训练后的两级学习向量量化网络雾预报模型,分别用训练样本和检验样本进行测试。有雾或无雾、大雾或轻雾网络的拟合率和检验率随训练步数的变化情况如图3所示,该网络在5~6步以后基本达到稳定。动态调整神经元比例参数 P_i ,明显提高了模型的预报效率;利用检验样本的检验率来适

时终止网络训练,有效防止网络陷入过拟合状况,提高了雾预报模型的泛化能力。

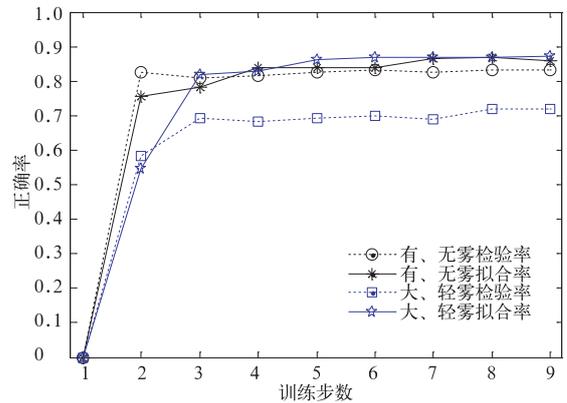


图3 有雾或无雾、大雾或轻雾网络的拟合率和检验率变化曲线

Fig. 3 Fitting and testing rate of networks for fog or fog-free, heavy fog or light fog

3 模型预报效果试验

利用训练样本集和检验样本集对训练后的雾预报模型进行仿真,首先对样本进行主成分分析,利用LVQ1网络识别出无雾样本,剩余的大雾或轻雾样本,再次进行主成分分析后,利用LVQ2网络将其区分开来,最终实现大雾、轻雾、无雾天气事件的预报。雾预报模型的仿真结果如表1所示。

表1 雾预报模型对大雾、轻雾、无雾事件的拟合及检验比较

Table 1 Comparing with fitting and testing rate of heavy fog, light fog and fog-free by forecast model

	有雾、无雾模型		大雾、轻雾模型					
	训练样本		检验样本		训练样本		检验样本	
	有雾	无雾	有雾	无雾	大雾	轻雾	大雾	轻雾
实际输入	91	40	22	15	42	49	12	10
正确识别	82	31	19	12	35	40	8	8
准确率/%	90.1	77.5	86.4	80.0	83.3	81.6	66.7	80.0

利用第3部分样本,即独立测试样本,其样本数为18(占总样本数的1/10),对雾预报模型进行仿真。图4表明该模型能够将大雾、轻雾和无雾3种天气事件区分开来,实现对雾天气的预报。

该雾预报模型,充分利用逐级分类的思想,将复杂问题简单化,借助向量量化网络模式分类优势,提高了模型预报能力。在训练过程中,为提高网络的预报效率和泛化能力,采用根据拟合准确率来动态

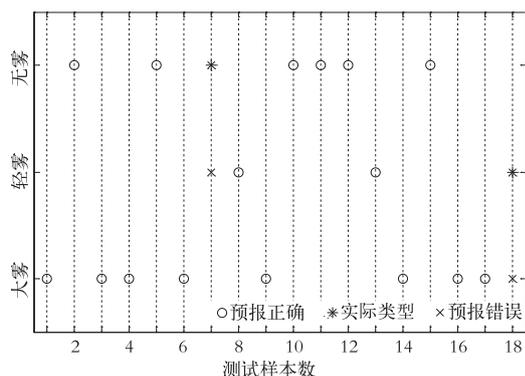


图 4 独立测试样本的预报效果

Fig. 4 Forecasting results of independent testing samples

调整网络神经元比例参数的方法,并采用根据检验准确率适时终止训练的“先停止”技术。

4 小 结

本文利用向量化神经网络和主成分分析方法,采用逐级分类预报思想,建立了雾天气事件的预报模型,是一种雾预报模型的探索和尝试,得到了一些有意义的结果:

1) 采用主成分分析和逐级预报思想,简化模型的预报因子,提高了模型预报效率。

2) 网络训练采用根据拟合准确率来动态调整网络神经元比例参数方法,并采用根据检验准确率适时终止训练的“先停止”技术,有效提高了模型的预报能力和泛化能力。

3) 模型预报试验表明,无论拟合率还是独立预报准确率均已达到较高水准,具有实际应用意义。

参 考 文 献

- [1] 李子良,傅刚,郝丽萍. 川西盆地雾和能见度的气候特征及其对飞行的影响. 中国海洋大学学报(自然科学版),2007, 37(2):191-196.
- [2] 吴洪,柳崇健,邵洁. 北京地区大雾形成的分析和预报. 应用气象学报,2000,11(1):128-132.
- [3] 李法然,周之栩,陈卫锋. 湖州市大雾天气的成因分析及预报研究. 应用气象学报, 2005,16(6):92-101.
- [4] 孙连强,柳淑萍,高松影,等. 丹东附近海域海雾产生的条件及天气学预报方法. 气象与环境学报,2006,22(1):25-28.
- [5] 宿兴涛,李建云,关皓. 一次辐射雾过程的数值模拟研究. 气象与减灾研究,2008,31(3):28-34.
- [6] 张韧,蒋国荣,余志豪. 利用神经网络计算方法建立太平洋副高活动的预报模型. 应用气象学报,2000,11(4):474-483.
- [7] 梅珏. 人工神经网络在辐射雾预报中的应用. 应用气象学报,1991, 2(4):132-133.
- [8] 江海英,张韧,刘科峰. 青岛海雾的自适应神经模糊推理系统建模. 海洋科学,2005,29(2):26-31.
- [9] 袁志康,张韧,周树道,等. 基于神经网络算法的某机场雾的模式识别预报. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2002, 3(4):82-86.
- [10] 王彦磊,滕军,张韧,等. 自组织网络与广义回归网络耦合的副热带高压指数预测. 热带气象学报,2008,24(5):475-482.
- [11] Martin T Hagan, Howard B Demuth, Mark Beale. 神经网络设计. 戴葵,译. 北京:机械工业出版社,2002.
- [12] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算. 北京:清华大学出版社,2000.
- [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. 应用气象学报,2005,16(2):220-229.
- [14] 林建,杨贵名,毛冬艳. 我国大雾的时空分布特征及其发生的环流形势. 气候与环境研究, 2008, 13(2):171-181.
- [15] 吴洪宝,吴蕾. 气候变率诊断和预报方法. 北京:气象出版社, 2005.

Fog Forecast Experiment of Single Station Based on LVQ Neural Network

Wang Yanlei¹⁾ Cao Bingwei²⁾ Huang Bing³⁾ Dong Zhaojun¹⁾ Lu Zeting¹⁾ Chen Xingming²⁾

¹⁾ (61741 Troops of the PLA, Beijing 100081) ²⁾ (93173 Troops of the PLA, Dalian 116300)

³⁾ (Institute of Physics, Peking University, Beijing 100871)

Abstract

The generating and dissolving of fogs are too complex for empirical and linear systems methods to forecast and these methods cannot meet the needs of flight training. To meet this end, a new fog predicting model is proposed based on learning vector quantization neural network. The forecasting model of fog weather events is established using sequential forecast idea, adopting principal component analysis (PCA) and learning vector quantization network too. 186 cases of heavy fog, mist or fog-free weather events on a certain airport is studied. Temperature, pressure, moisture, wind and other elements observed at 08:00, 14:00, and 20:00 the day before the foggy weather are selected as prediction factors. Based on Learning Vector Quantization neural network, the prediction model of airport foggy weather events is established using sequential forecast idea (fog versus fog-free, heavy fog versus mist), and the prediction factors can be simplified using the principal component analysis.

In the network training process, the model forecasting capability is improved in accordance with fitting accuracy to dynamically adjust neurons scaling parameters of the network. Adopting “to stop” technology of the timely termination training in accordance with testing the accuracy, generalization ability of the model is effectively improved. Forecasting experiments show that, the proposed model can effectively distinguish fog, mist and fog. Both the fitting rate and the forecasting accuracy are satisfactory so the model is practical.

Key words: fog forecast; LVQ neural network; sequential forecast