



# 基于改进遗传小波神经网络的雷暴预报方法

## 摘要

为了进一步提高雷暴预报的准确率,在分析研究雷暴预报方法的基础上,提出了一种基于改进遗传算法优化小波神经网络的雷暴预报方法(IGA-WNN)。该方法利用聚类分析和牛顿迭代法对多种群遗传算法的收敛方向和精度进行改进,避免了种群同质化与局部最优问题,采用改进的遗传算法对小波神经网络的初始权值阈值进行了优化。选用南京地区2008—2009年6—8月的探空和闪电定位资料,使用灰关联法挖掘出关联程度较大的对流参数作预报因子,归一化处理后输入模型,采用独立样本进行预报检验。结果表明,与BP神经网络等方法相比,IGA-WNN预报准确率更高,具有更好的非线性处理能力和泛化性。

## 关键词

雷暴预报;遗传算法;聚类分析;牛顿迭代法;小波神经网络

中图分类号 P457.9

文献标志码 A

收稿日期 2014-06-10

资助项目 国家自然科学基金(61072133);江苏普通高校研究生实践创新计划(SJZZ\_0112);江苏省产学研联合创新资金计划(BY2013007-02, BY2011112);江苏省高校科研成果产业化推进项目(JHB2011-15);江苏省高校优势学科建设工程项目;江苏省“六大人才高峰”计划

## 作者简介

行鸿彦(通信作者),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为雷电科学与技术、信号检测与处理.xinghy@nuist.edu.cn

1 南京信息工程大学 气象灾害预报预警与评估协同创新中心,南京,210044

2 南京信息工程大学 江苏省气象探测与信息处理重点实验室,南京,210044

## 0 引言

雷暴是一种伴有冰雹、大风和雷电等多种天气现象的中小尺度天气过程,其发生频率因地而异,局地特征明显<sup>[1-2]</sup>,预报十分困难。随着我国社会经济的快速发展,高层建筑和通信设施不断增多,雷暴带来的损失也逐年增加。加强对雷暴产生情况的分析和研究,对防灾减灾、农业生产等方面有着重要的意义。

从20世纪中叶开始,国外研究者提出了沙氏指数(SI)、对流抑制指数(CIN)等对流参数,来更好地量化大气层结的稳定性。随着研究的深入,一些研究者将这些表征大气稳定度的参数进行组合,运用于雷暴预报,例如瑞士雷暴指数(SWISS)、能量螺旋度(EHI)和粗理查森数(BRN)等<sup>[3-5]</sup>。Petersen等<sup>[6]</sup>认为对流有效位能(CAPE)与闪电发生数存在正相关关系。文献[7-8]采用多个对流参数建立决策树,判断雷暴发生的区域和强度。这些研究表明,多种参数相结合方式能更好地反应复杂的雷暴生消过程。

在国内,刘宸钊等<sup>[9]</sup>选择与雷暴相关性较好的对流参数并采用概率回归进行雷暴预报,郝莹等<sup>[10]</sup>利用指标叠加等方法处理对流参数,验证了冰雹等极端天气下的预报可靠性。雷暴的生消过程具有极强的复杂性,之前的预报方法大多基于随机理论,并不能体现雷暴的内在特性。随着人工智能领域的发展,能够很好处理非线性问题的神经网络给雷暴预测提供了新的思路。赵旭寰等<sup>[11]</sup>首次将神经网络引入雷暴预测领域,但在预报效果上并没有表现出比传统方法更多的优势。主要的问题在于参数选取的方法上缺乏考虑,预报模型的泛化性能欠缺。雷暴属于混沌系统,其内部结构和发生机制十分复杂,如何摆脱原有方法的局限,提高雷暴预报的准确度是当前研究的重点。

本文结合聚类分析和牛顿迭代法的特性,对多种群遗传算法进行改进,并对小波神经网络的参数进行优化,提出一种基于改进遗传算法优化小波神经网络的雷暴预报方法(IGA-WNN)。利用灰关联分析方法,挖掘出关联度较大的因子输入预报模型,并对检验样本的雷暴发生次数进行预测,为预报模型的准确性和推广性提供参考。

## 1 资料选取及筛选

### 1.1 资料选取

江苏省气象局地闪定位系统由9个单站组成,每个单站的探测半

径为 150 km,探测范围覆盖全省及周边地区,其闪电定位算法为一站振幅、二站混合、三站混合、四站算法.利用此地闪电定位网 2008 和 2009 年夏季 6—8 月的观测资料来确定南京站(119°E, 32°N)范围内的雷暴活动.探空资料为南京站每天 08 时和 20 时的常规探空资料,其中包含了  $A$  指数、沙氏指数(SI)和  $K$  指数等 46 个参数.

## 1.2 预报因子的筛选

灰关联分析作为灰色系统理论的延伸,在分类、聚类和预测等方面有着广泛的应用<sup>[12]</sup>.其主要思想是通过 2 条曲线的相似性来判断二者的关联程度,非常适合研究雷暴系统的动态历程.主要步骤如下:

### 1.2.1 选取参考序列和比较序列

参考序列称作母序列,是整个系统中最重要的指标,以下式表示:

$$X_0 = \{X_0(k) \mid k = 1, \dots, n\}, \quad (1)$$

式中  $k$  表示序列时刻.

而比较序列由若干与参考序列可能存在关系的因子构成,假设有  $m$  个比较序列:

$$X_i = \{X_i(k) \mid k = 1, \dots, n\}, \quad (2)$$

式中,  $i = 1, \dots, m$ .

### 1.2.2 计算关联系数

确定参考序列、比较序列,并对其进行无量纲处理后,用下式计算灰关联系数:

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_i \min_k A + \rho \max_i \max_k A}{A + \rho \max_i \max_k A}. \quad (3)$$

其中:  $A = |X_0(k) - X_i(k)|$ .

式(3)为比较数列  $\{X_i\}$  对参考数列  $\{X_0\}$  在  $k$  时刻的关联系数,其中  $\rho$  为分辨系数.分辨系数  $\rho \in [0, 1]$ ,  $\rho$  越大,分辨率越大;  $\rho$  越小,分辨率越小.

### 1.2.3 计算序列间的关联度

式(3)只是定义出单个时段的关联程度,为了反映整个事态发展的关联程度,求其平均值:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \zeta_i(k). \quad (4)$$

采用上述方法对所得资料进行计算,选取绝对值大的 7 个预报因子,筛选情况如表 1 所示.

表 1 预报因子及其定义

Table 1 Predictors and their definitions

预报因子名称	大小	定义及物理含义
风暴强度指数 (SSI)	0.76	$I_{SS} = 100[2 + (0.3 \ln(Shr)) + (2 \times 10^{-4} Ehi)]$ , 传统认为 $I_{SS} = 100$ 代表强雷暴与非强雷暴的分界线. 其中, $Shr$ 为气层内密度加权平均垂直风切变, $Ehi$ 为能量螺旋度.
条件性稳定度指数 (LI)	0.76	$I_L = \theta_{sc500}^* - \theta_0$ . 当 $I_L < 0$ , 为条件性不稳定; $I_L = 0$ , 为中性; $I_L > 0$ , 为条件性稳定. $\theta_{sc500}^*$ 、 $\theta_0$ 分别为 500 hPa 和地表的假相当位温.
对流稳定度指数 (CI)	0.76	$I_C = \theta_{e500} - \theta_{e850}$ 为中低层层结 (对流) 不稳定强度指标. 其中, $\theta_{e500}$ 、 $\theta_{e850}$ 分别为 500 hpa 和 850 hpa 的相当位温.
沙氏指数 (SI)	0.76	$I_S = T_{500} - T'_{850}$ 为条件不稳定指数, 反映 850 hPa 气块移动到 500 hPa 时的不稳定状况. $T_{500}$ 为 500 hPa 的温度, $T'_{850}$ 为 850 hPa 空气块绝热抬升至 500 hPa 时的温度.
$K$ 指数	0.77	综合反映中低层垂直降温、低层露点及温度露点差的物理量.
抬升凝结温度 ( $T_c$ )	0.77	气块绝热抬升至饱和时的温度.
抬升凝结高度 ( $P_c$ )	0.82	气块绝热抬升至饱和时的高度.

## 2 基于改进遗传算法优化参数的小波神经网络

### 2.1 小波神经网络模型

小波神经网络 (WNN) 由 Zhang 等<sup>[13]</sup> 于 1992 年提出, 是一种结合小波理论和神经网络的前馈型神经网络. 它与传统神经网络的最大区别在于以小波元代替了神经元, 从而将小波变换优秀的时频性质和人工神经网络的自学习机制联系起来. 小波元引入了伸缩因子和平移因子, 比传统的 BP、RBF 神经

网络有着更好的非线性处理能力<sup>[14]</sup>. 由于雷暴预测结果为二值型, 提出了更高的预测精度和泛化要求. 因此本文尝试采用小波神经网络. 其结构如图 1 所示. 设  $n$  为输入层节点数,  $m$  为隐含层节点数, 模型为单节点输出, 其中  $x_i$  为输入样本,  $f(x)$  为输出结果,  $v$  和  $\omega$  分别为输入和输出链接的权值.

图 1 中, 输入层有 7 个预报因子, 因理论已经证明了 3 层神经网络能够实现任何复杂的非线性问题, 因此采用单隐层模式, 隐含层节点数采用经验测

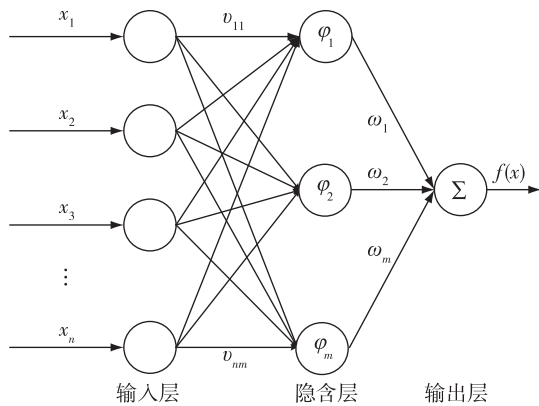


图1 多输入单输出小波神经网络结构  
Fig. 1 Multi-input and single-output wavelet neural network structure

试法,输出 $[0, 1]$ 之间的数值,表征雷暴发生的概率,节点数为1.输出结果 $f(x)$ 可以用小波函数 $\varphi(x)$ 进行逼近,设 $a_i$ 和 $b_i$ 为小波基函数的伸缩和平移因子,计算公式如下:

$$f(x) = \sum_{l=1}^m \omega_l \varphi \left[ \left( \sum_{i=1}^n v_{li} x(i) - b_l \right) / a_l \right]. \quad (5)$$

隐含层节点函数用 Morlet 为母小波的小波基数:

$$\varphi(x) = \cos(1.75x) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right). \quad (6)$$

输出层节点函数仍采用 sigmoid 函数:

$$h(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)}. \quad (7)$$

假设网络期望输出为 $g(x)$ ,网络的误差能量和函数为

$$I_{\text{error}} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [f(x) - g(x)]^2. \quad (8)$$

## 2.2 遗传算法的改进

小波神经网络通过梯度下降法来调整各连接层的权值和因子.从算法的角度考虑,梯度下降法很可能影响各参数的调整方向,不仅影响了学习收敛速度,甚至导致模型陷入局部最小的怪圈.遗传算法(GA)<sup>[15]</sup>作为一种全局最优自适应搜索算法,其包含交叉、变异等过程,具有思想简单、实现方便、隐含并行性和全局搜索等优点.在GA搜索过程中由于个体坏数导致搜索方向偏离的问题,本文分别从收敛方向和精度的角度进行改进,以解决过拟合、局部最小和泛化能力差的问题.

### 2.2.1 聚类分析对多种群遗传算法的改进

多种群遗传算法<sup>[16]</sup>通过对种群划分来提高收敛速度,但传统的划分方法容易造成子种群的同质化,使得收敛方向相同,没有发挥出多种群的优势.本文引入聚类的思想,将具有一定相似特性的个体划分至相同的种群中,避免种群间的同质问题,避免收敛方向的偏离,通过子种群之间的比较得到全局最优,本文采用K均值聚类算法<sup>[17]</sup>,具体步骤如下:

- 1) 将整个种群随机生成K个聚类中心;
- 2) 计算各个样本点到聚类中心的距离,分别划分至距离最近的聚类中心;
- 3) 分别计算各类的均值,并将其作为新的聚类中心;

4) 重复第2步,如果有样本类别改变,则重复进行,直到所有样本类别不发生改变;

- 5) 将各类样本即各子种群带入遗传迭代过程.

### 2.2.2 牛顿迭代法辅助遗传算法提高收敛精度

牛顿迭代法<sup>[18]</sup>是计算非线性方程的传统方法,它需要设定合适的初值才能保证算法是否收敛及其收敛速度.

镶嵌结构是常用的混合算法结构(图2),能够实现信息的双向流动,每次全局搜索结束后,从全局搜索的结果出发进行确定性的局部搜索,再将局部搜索结果反馈到主算法中.其结构形式简单,能充分发挥子算法的性能,且能让子算法充分进行信息交流,从而提高遗传算法的收敛精度.

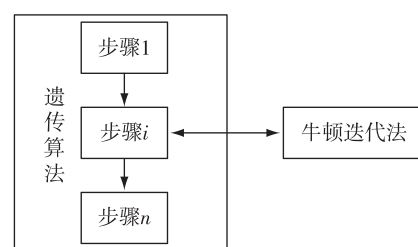


图2 混合算法的镶嵌结构

Fig. 2 Mosaic structure of hybrid algorithm

## 2.3 基于改进遗传算法优化参数的小波神经网络模型(IGA-WNN)

结合小波神经网络与改进遗传算法的特性,本文提出了一种基于改进遗传算法优化参数的小波神经网络模型(IGA-WNN),该模型一方面具备了小波神经网络的优点,具有良好的非线性处理能力;另一方面,利用改进的遗传算法对小波神经网络权值阈值进行优化,进一步提高模型的泛化性和预测精度,

具体过程如图 3 所示.

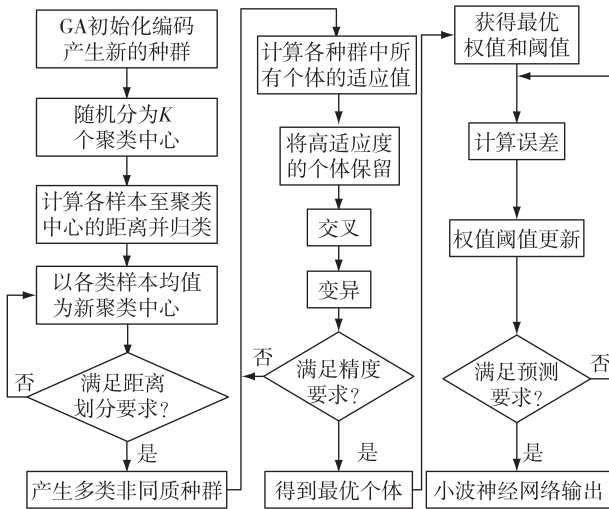


图 3 基于改进遗传算法优化参数的小波神经网络模型  
Fig. 3 Flowchart of wavelet neural network optimized by improved genetic algorithm

### 3 预报模型对比分析

#### 3.1 IGA-WNN 预报结果

结合筛选得到的 7 个预报因子,利用南京地区 2008 年夏季 6—8 月的 183 个独立样本建立模型, 2009 年的 183 个独立样本作为验证样本,其中雷暴样本有 42 个,非雷暴样本有 141 个,为避免出现偶然情况,本文采用多次计算取平均的方法,检验预报模型的准确性.

利用 Matlab 模拟得到了误差平方和曲线与适应度曲线分别如图 4 和图 5 所示.从图中可以看出,经过 200 次的迭代搜索,IGA-WNN 模型误差能够达到要求并趋于平稳,优化得到的权值、阈值传递到预测模型.

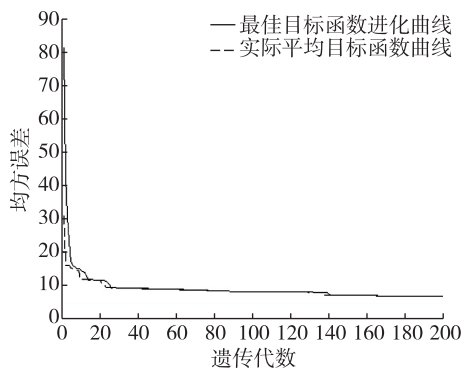


图 4 误差平方和曲线  
Fig. 4 Error squares of the curve

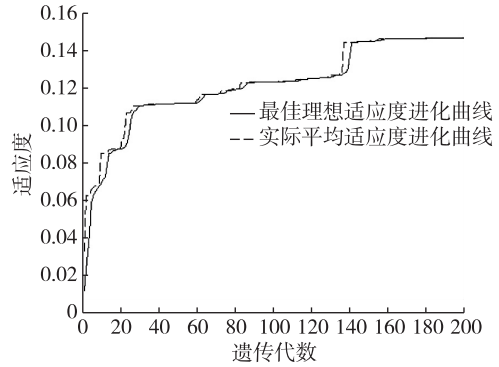


图 5 平均适应度函数  
Fig. 5 Average fitness curve

图 6 为经过遗传算法优化过的小波神经网络误差平方和响应曲线,仅仅经过 200 次梯度下降运算,其精度就能满足要求,基本克服了局部收敛问题,收敛速度较快.

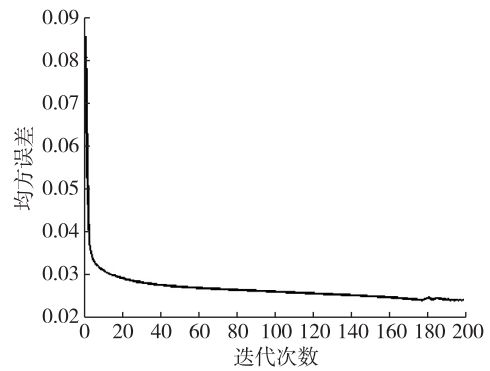


图 6 遗传算法优化后的误差趋势  
Fig. 6 Error trends in genetic algorithm optimization

通过 2008 年的学习样本得到雷暴预测模型,将 2009 年独立样本的对流参数值代入预测模型,预测结果如图 7 所示.

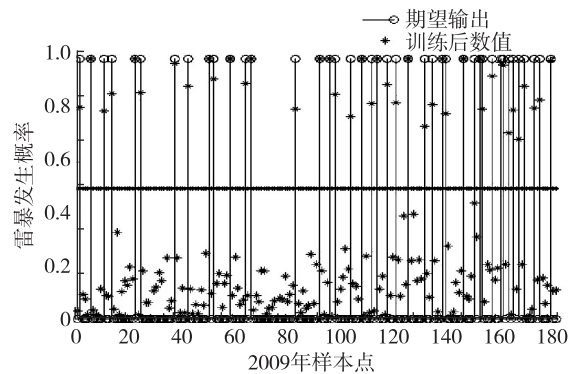


图 7 雷暴预测模型的训练结果  
Fig. 7 Training results of thunderstorm forecasting model

图7以值0.5为判断雷暴的分界线,图中星号即为预报值,0.5以下且不在竖线上的点即为预报无雷暴并且实际无雷暴的点,也就是预报准确的点.发现所得预测结果非常符合2009年雷暴实际发生与否的情况.

对雷暴预测模型进行200次训练,求取平均值,统计结果如表2所示.计算准确率与虚警率分别为85.7%和4.3%.

表2 2009年6—8月183个独立样本预报结果

Table 2 Forecasting results with the 183 independent samples from June to August of 2009

	实况有	实况无
预报有雷暴	$x=36$ (雷暴)	$z=6$ (空报)
预报无雷暴	$y=6$ (漏报)	$w=135$ (无雷暴)

### 3.2 其他算法的预报结果

为了突显出IGA-WNN预报模型的优势,在使用相同样本数据的基础上,本文使用了单隐层BP网络,和logistic多元非线性回归等方法分别预报,以准确率和虚警率2个指标衡量,结果如下:

1)从单隐层BP神经网络预报结果来看,在183个独立检验样本中,雷暴23次报对,无雷暴报对116次,漏报19次,空报25次,准确率仅有54.8%,虚警率高达17.7%,效果较差.

2)logistic多元非线性回归模型

利用独立的样本和预报因子进行logistic回归统计分析,设 $a_i(i=1,2,\dots,7)$ 为预报因子,得到预报模型:

$$Y = \frac{\exp B}{1 + \exp B}, \quad (9)$$

其中,  $B = 15 + 21a_1 + 32a_2 + 20a_3 - 2a_4 - 26a_5 - 46a_6 + 23a_7$ .

经统计,有雷暴模型报对32次,无雷暴模型报对122次,其中漏报10次,空报19次,准确率为76.2%,虚警率为13.5%,效果比单隐层BP模型稍好,但和IGA-WNN模型相比仍有差距.

## 4 结束语

本文利用南京地区2008年和2009年6—8月的闪电定位和探空数据,采用灰关联方法筛选出7个对流参数作为雷暴预报因子,并建立了遗传算法优化参数的小波神经网络预报模型,得到以下结论:

1)相关系数能在一定程度上反应2个变量之间的相互关系及其相关方向,但本文用相关系数筛选

出的因子并不可靠,灰关联算法能够更好地挖掘预报因子,筛选机制较为符合雷暴发生发展特性,得到的预报因子可信度高.

2)以往的研究大多采用BP神经网络或多元回归的方法进行雷暴预报,本文引入了遗传算法优化参数的小波神经网络模型,进一步提高了预报模型的泛化能力、收敛速度,避免了过拟合和局部极小的问题.

3)本文结合前人的研究,采用同样的训练样本和检验样本,利用BP神经网络法和logistic多元非线性回归法进行对比.结果表明,建立的IGA-WNN预报模型有着更高的准确率.

本文通过多组实验,验证了探空参数与雷暴发生有着一定的联系,进一步证明了多资料结合研究雷暴问题的可行性,所建立的模型具有准确率高、收敛速度快等优点.但由于闪电、探空数据样本有限,还不能完全反映雷暴发生的复杂条件,下一步将继续收集闪电、探空数据样本,并将模型预报结果与雷达回波资料和大气电场资料等实际观测结果进行对比,进一步提高模型预报的准确性.

## 参考文献

### References

- [1] 陈渭民.雷电学原理[M].北京:气象出版社,2003  
CHEN Weimin. Lightning principles [J]. Beijing: China Meteorological Press, 2003
- [2] 张敏锋,冯霞.我国雷暴天气的气候特征[J].热带气象学报,1998,14(2):156-162  
ZHANG Minfeng, FENG Xia. A study on climatic features and anomalies of the thunderstorm in China [J]. Journal of Tropical Meteorology, 1998, 14(2): 156-162
- [3] Maddox R A, Doswell III C A. An examination of jet stream configurations, 500 mb vorticity advection and low-level thermal advection patterns during extended periods of intense convection [J]. Monthly Weather Review, 1982, 110(3): 184-197
- [4] Moncrieff M W, Miller M J. The dynamics and simulation of tropical cumulonimbus and squall lines [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1976, 102(432): 373-394
- [5] Huntrieser H, Schiesser H H, Schmid W, et al. Comparison of traditional and newly developed thunderstorm indices for Switzerland [J]. Weather and Forecasting, 1997, 12(1): 108-125
- [6] Petersen W A, Rutledge W A. Cloud-to-ground lightning observations from TOGA COARE: Selected results and lightning location algorithms [J]. Monthly Weather Review, 1997, 124(4): 602-620
- [7] Mills G A, Colquhoun J R. Objective prediction of severe thunderstorm environments: Preliminary results linking a

张强,等.基于改进遗传小波神经网络的雷暴预报方法.

- decision tree with an operational regional NWP model [J]. *Weather and Forecasting*, 1998, 13(4): 1078-1092
- [ 8 ] Colquhoun J R. A decision tree method of forecasting thunderstorms, severe thunderstorms and tornadoes [J]. *Weather and Forecasting*, 1987, 2(4): 337-345
- [ 9 ] 刘宸钊,卓伟,裴军林.基于对流参数的雷暴预报方法研究[J].*高原山地气象研究*, 2010, 30(2): 22-25  
LIU Chenzhao, ZHUO Wei, PEI Junlin. Study of thunderstorm forecast method based on convection parameter [J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 2010, 30(2): 22-25
- [ 10 ] 郝莹,姚叶青,陈焱,等.基于对流参数的雷暴潜势预报研究[J].*气象*, 2007, 33(1): 51-56  
HAO Ying, YAO Yeqing, CHEN Yan, et al. Thunderstorm potential trend forecast based on convection parameters [J]. *Meteorological Monthly*, 2007, 33(1): 52-56
- [ 11 ] 赵旭寰,王振会,肖稳安,等.神经网络在雷暴预报中的应用初步研究[J].*热带气象学报*, 2009, 25(3): 357-360  
ZHAO Xuhuan, WANG Zhenhui, XIAO Wenan, et al. A preliminary study of neural network based short-term thunderstorm forecast [J]. *Journal of Topical Meteorology*, 2009, 25(3): 357-360
- [ 12 ] 李天梅,邱静,刘冠军,等.基于模糊灰色关联分析的故障样本集评估方法[J].*仪器仪表学报*, 2008, 29(10): 2196-2200  
LI Tianmei, QIU Jing, LIU Guanjun, et al. Evaluation method for failure sample set based on fuzzy relation analysis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, 29(10): 2196-2200
- [ 13 ] Zhang Q H, Benveniste A. Wavelet networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 3(6): 889-898
- [ 14 ] Abiyev R H, Kaynak O. Fuzzy wavelet neural networks for identification and control of dynamic plants: A novel structure and a comparative study [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(8): 3133-3140
- [ 15 ] Holland J H. *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence* [M]. MIT Press Cambridge, MA, USA, 1992
- [ 16 ] 张煜东,吴乐南,王水花.基于遗传算法与模式搜索的混合优化算法[J].*南京信息工程大学学报:自然科学版*, 2012, 4(1): 34-39  
ZHANG Yudong, WU Lenan, WANG Shuihua. A hybrid optimization method based on genetic algorithm and pattern search [J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition*, 2012, 4(1): 34-39
- [ 17 ] Hartigan J A, Wong M A. Algorithm AS 136: A  $k$ -means clustering algorithm [J]. *Applied Statistics*, 1979: 100-108
- [ 18 ] Dennis J E Jr, Moré J J. Quasi-Newton methods, motivation and theory [J]. *SIAM Review*, 1977, 19(1): 46-89

## Thunderstorm forecasting method based on improved genetic wavelet neural network

ZHANG Qiang<sup>1,2</sup> XING Hongyan<sup>1,2</sup> XU Wei<sup>1,2</sup>

- 1 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044
- 2 Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

**Abstract** A thunderstorm forecasting method based on the Wavelet Neural Network optimized by the Improved Genetic Algorithm (IGA-WNN) is put forward in order to improve the accuracy of thunderstorm potential prediction. This method takes use of Cluster Analysis and Newton Iteration Method to improve the convergence direction and precision of multiple population genetic algorithm, thus avoids population homogeneity and local optimum; and employs improved Genetic Algorithm to optimize the initial weights of the threshold of wavelet neural network. The sounding data and lightning location data in Nanjing area from June to August during 2008 and 2009 were used for thunderstorm forecasting, and the convective parameters with higher degree of association, which were selected by grey correlation method, were normalized and put into the proposed model. Independent data are used to verify the forecast result. The forecasting and verification result indicate that, compared to other methods like BP neural network, IGA-WNN achieves higher prediction accuracy, and has better nonlinear processing capability as well as stronger generalization.

**Key words** thunderstorm forecasting; genetic algorithm; cluster analysis; Newton iteration method; wavelet neural network