



DOI:10.13364/j.issn.1672-6510.2014.01.015

## 多模式集成的 RBF 神经网络天气预报

熊聪聪<sup>1</sup>, 潘璇<sup>1</sup>, 赵奇<sup>1</sup>, 吴振玲<sup>2</sup>

(1. 天津科技大学计算机科学与信息工程学院, 天津 300222; 2. 天津市气象局, 天津 300074)

**摘要:** 针对复杂庞大的多模式数值预报数据, 提出一种径向基函数(RBF)神经网络集成天气预报模型. 根据天津市预报站点采用的 WRF 模式、RUC 模式等数值预报数据的特点, 将多种单模式数据作为 RBF 神经网络输入, 网络输出为集成预报结果. 实验表明: RBF 神经网络集成预报模型降低了单模式预报误差, 更加贴近了真实数据, 并且在稳定性和实效性方面均有良好表现.

**关键词:** 集成预报; 多模式; 神经网络; 径向基函数

中图分类号: TP183; P456.1

文献标志码: A

文章编号: 1672-6510(2014)01-0075-04

## RBF Neural Network for Weather Forecast Based on Multi-model Integration

XIONG Congcong<sup>1</sup>, PAN Xuan<sup>1</sup>, ZHAO Qi<sup>1</sup>, WU Zhenling<sup>2</sup>

(1. College of Computer Science and Information Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China; 2. Tianjin Meteorological Institute, Tianjin 300074, China)

**Abstract:** An integrated forecast model based on radial basis function(RBF) neural network was proposed for large complex multi-model numerical forecasting data. According to the characteristics of the numerical model forecast data of WRF model and RUC model used in Tianjin, numerical data of several models were chosen as the input of the RBF neural network, and the output is the integrated result. Experiments of temperature integration show that the RBF neural network integration method can reduce the error of the single model. The integrated result does good work in simulating real data. The method also has stability and effectiveness.

**Key words:** integrated forecast; multi-model; neural network; radial basis function

20 世纪后期, 从传统的单一模式向多模式集成数值预报方向发展成为天气预报技术发展的热点问题. 集成预报就是通过一种数学模型将多种相互独立的单模式预报结果或参数进行整合与分析, 最终得到最理想预报结果的一种方法<sup>[1]</sup>. 常用的集成预报方法有权重集成、回归集成、概率集成及判别集成等<sup>[2]</sup>.

大气属于非线性系统, 用一组动力方程来模拟其变化规律是极其困难的; 但是可以根据已知样本数据推断出可能存在的规律, 从而寻找到决定未来数据演化的法则和系统的状态变量, 此时神经网络算法表现出了明显的优势. 人工神经网络(ANN)是由大量的虚拟神经元相互连接进行信息的并行处理和非线性

转换的网络系统, 其算法具有平行分布处理、学习和自适应性、非线性以及数据融合等特性, 在大气科学研究领域越来越受到重视<sup>[3]</sup>.

目前, 基于神经网络方法进行多模式集成预报已有较多成果<sup>[4-5]</sup>, 大多采用 BP 神经网络<sup>[6-7]</sup>, 其缺陷是学习速度较慢、训练过程可能陷于局部最小及没有确定隐层神经元数的有效方法<sup>[8]</sup>. 气象预报要求在较短时间内得到较准确的预报结果, 所以选取学习速度快、收敛性好、实时性强<sup>[9]</sup>的径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络作为预报模型有着很大的优势. 近年来, RBF 神经网络已应用到一些行业的预报中, 其中 RBF 神经网络输入层神经元元素的选取, 大

收稿日期: 2013-04-22; 修回日期: 2013-10-31

基金项目: 中国气象局气象关键技术集成与应用项目(CAMGJ2012M04); 天津市科技型中小企业技术创新基金项目(12ZXCXGX33500)

作者简介: 熊聪聪(1961—), 女, 四川泸州人, 教授, xiongcc@tust.edu.cn.

多采取“结果相关影响因子”或者是根据已知结果序列推测未来数据的形式。

本文采用新的集成预报路线,将低级单模式预报作为 RBF 神经网络输入层,经过网络优化后从输出层获得集成预报结果. 首先介绍了 RBF 神经网络多模式集成预报模型的构建过程,然后通过实验对预报模型的效率、误差等进行分析,并与其他集成方法和单模式预报进行了对比。

### 1 RBF神经网络简介

RBF 神经网络是于 20 世纪 80 年代末提出的一种采取局部接受域来执行函数映射的人工神经网络结构,是具有单隐层的 3 层前馈网络<sup>[10]</sup>,其输入层由多个神经元节点(感知单元)组成,第 2 层为网络中的隐含层,也称作径向基层. RBF 与其他网络的最大区别在于,隐含层的作用函数(基函数)并非是全球响应而是局部响应的高斯函数<sup>[11]</sup>,当输入信号靠近基函数的中央范围时,隐含层节点会产生较大输出,故这种网络具有局部逼近能力. 通过神经元连接权值的调整,可以准确地逼近气象数据变化中反映出来的非线性映射关系. 输出层将隐含层的输出进行加权求和,最终实现由多个模式的网络输入得到目标输出,即集成预报结果. 对于每个训练样本, RBF 神经网络只需对少量的权值和阈值进行修正,因此对于求解同一问题, RBF 神经网络的神经元个数会比 BP 网络多,但是训练时间却比 BP 网络的要少。

### 2 基于RBF神经网络的多模式集成预报模型

构建多模式集成预报模型的目标是实现天津本地气候的单一气象要素进行客观精细化集成预报. 本文主要针对的是地面温度的集成预报;应用范围为天津市 233 个乡镇预报站点;采用的预报数据为每日 4 个时刻(2 时、8 时、14 时和 20 时)的温度数据。

#### 2.1 输入层对象的选择

在应用 RBF 神经网络作为预报工具的成果中,如地下水位动态预报<sup>[12]</sup>以及机械故障的判断<sup>[13]</sup>等,输入层元素与输出层的关系大多建立在“影响因子与结果”式的因果关系上. 而文献[14]中,网络输入层元素与输出层已不是“影响因子与结果”式的关系,而是一系列低级预报与优化后的高级预报的关系;但其低级预报的空间来源是单一的,仅是时间序

列数据加工的结果。

参考上述网络模型,采用集成多个低级预报模式的方法,即选取几种稳定性好、误差相对较小的单模式预报数据作为网络输入层,通过 RBF 神经网络计算输出的结果作为高级预报结论的方式,实现多模式集成预报. 用于集成预报的数据是多种单模式数值预报结果,在这里初步筛选出 4 种单模式预报模式,分别是 GRAPES、RUC、T639 和 WRF 模式. 集成预报模型的目的在于使结果不仅在形式上要比单模式预报简洁,还要具备更好的准确度和稳定性,其网络结构图如图 1 所示。

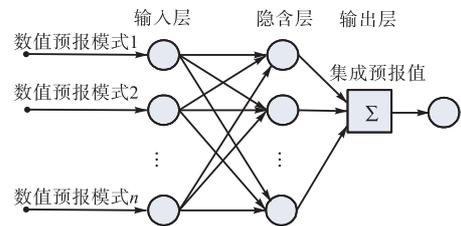


图 1 多模式集成的 RBF 神经网络结构图

Fig. 1 Structure of RBF neural network based on multi-model integration

#### 2.2 集成算法

RBF 神经网络的输入层到隐含层的传递函数为高斯函数,其表达式为

$$\phi_i(\mathbf{X}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

式中:  $p$  为隐含层节点的个数,与训练样本个数相同;  $\mathbf{X}$  为四维输入向量,代表 4 种单模式预报;  $\mathbf{c}_i \in \mathbf{R}^n$  为径向基函数的中心,  $\sigma_i$  是第  $i$  个隐含层的感知变量,  $\mathbf{c}_i$  与  $\sigma_i$  由学习算法确定,采用自组织选取中心算法;  $\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_i\|$  为欧几里得范数;  $\phi_i(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{c}_i$  处有唯一最大值,所以对于输入向量  $\mathbf{X}$ ,只有在第  $i$  个隐节点中心  $\mathbf{c}_i$  周围的部分区域内有较强的反应。

利用传递函数计算隐含层的输出后,输出层再将隐含层的输出进行加权求和,最终得出网络的输出. 其网络输入与输出的映射关系可以表达为

$$y_i(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^p \omega_{ij} \phi_j(\mathbf{X}) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中:  $\omega_{ij}$  表示输出层的第  $i$  个神经元在第  $j$  个隐含层节点的连接权值,利用最小二乘法计算得到。

集成预报流程为:首先确定待集成数据为单站点单时刻的 4 种已选单模式的温度预报值. 然后确定训练样本的规模,由于模式预报值会随着气候的变化呈现出一定规律,过多选取不仅造成计算量大,而且

无法准确描述预报规律, 从而导致拟合误差过大. 最佳方案为待预报时刻之前最近 30d 的历史数据作为训练样本, 所以每组待集成数据对应的训练数据都是动态滚动更新的. 每个样本对应的实况数据作为网络训练的输出, 所以输出层神经元个数为 1. 模型训练之前要对数据进行归一化处理. 接着针对训练数据进行网络训练. 最后利用训练好的网络对待集成数据进行运算得到集成结果, 再对其反归一化即可得到最终结果. 预报模型的算法流程如图 2 所示.

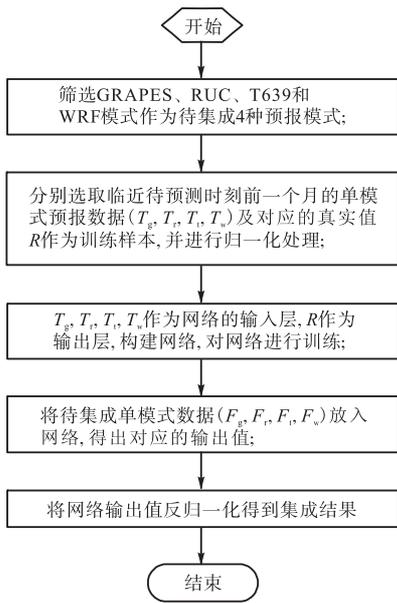


图 2 RBF神经网络集成预报算法流程

Fig. 2 Flow chart of RBF neural network integration forecast method

### 3 实验与分析

图 3 给出了 2012 年 7 月 5 日至 7 日天津静海站点(站点号 54619)的预报结果比较, 按照每天 2 时、8 时、14 时和 20 时的顺序进行排列分布.

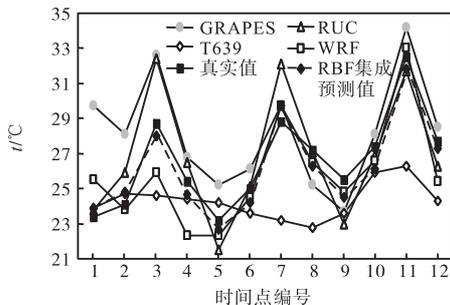


图 3 RBF集成预报与单模式预报的结果比较

Fig. 3 Comparison between RBF network integrated forecast and those of four single forecast models

由图 3 可见, 在 4 种单模式预报中 WRF 模式预报效果最好, 其与真实值的绝对误差最小值为 0.3 °C, 最大值为 3.1 °C; 而 RBF 神经网络集成结果与真实值的绝对误差范围为 0.15 ~ 1.66 °C. 表明 RBF 神经网络集成预报结果比单模式预报结果更贴近真实值.

选取静海站点 2012 年 7 月份数据(31d, 每天 2 时、8 时、14 时和 20 时 4 个时刻), 分别对比了本文方法、基于遗传算法和粒子群算法优化权重系数 3 种集成方法及 4 种单模式方法的预报效果, 结果见表 1 和表 2. 遗传算法和粒子群算法的参数分别参考文献 [15] 和文献 [16] 选取.

表 1 集成预报方法与单模式预报的预报误差比较

Tab. 1 Error comparison of the integrated forecast method and the single forecast model

预报模式	绝对平均值/°C	均方根/°C
GRAPES	2.80	3.55
RUC	1.78	2.18
T639	3.39	4.37
WRF	1.69	2.09
粒子群算法	1.29	1.63
遗传算法	1.32	1.65
RBF神经网络	1.27	1.09

表 2 集成预报方法与单模式预报的误差分布

Tab. 2 Errors distribution of the integrated forecast method and the single forecast model

预报模式	误差范围		
	<1 °C	1~2 °C	>2 °C
GRAPES	0.27	0.16	0.57
RUC	0.35	0.30	0.36
T639	0.25	0.21	0.54
WRF	0.37	0.26	0.38
粒子群算法	0.32	0.38	0.31
遗传算法	0.48	0.34	0.18
RBF神经网络	0.49	0.33	0.18

表 1 给出了各种方法的预报结果与实际值的误差. 可以看出, 与单模式预报方法相比, 3 种集成预报方法都在一定程度上降低了误差; 在 3 种集成预报方法中 RBF 神经网络集成方法的误差最小.

表 2 给出了各种方法的误差分布. 可以看出, 在 3 种集成预报方法的预报结果中, 误差小于 1 °C 的比例均高于 4 种单模式预报, 而 RBF 集成算法又高于其他两种集成算法, RBF 集成算法预报误差大于 2 °C 的比例最小. 这证明了 RBF 神经网络在拟合训练数据的能力上优于另外两种算法, 提高了整体预报精确度.

在算法的程序执行时间上, 遗传算法 59.23 s, 粒

子群算法 52.46 s, RBF 神经网络 14.43 s. RBF 神经网络的执行时间明显快于其他两种算法, 这是因为它的函数逼近能力能使网络快速自适应地进行权值系数的调整, 比其他两种算法通过繁琐的迭代步骤逐渐优化的处理方式要快得多. 可见, RBF 集成方法可以满足气象预报中高时效性的要求, 能在尽可能短的时间内提供准确性高的预报结果的效果.

#### 4 结 语

通过动态选取训练数据, 构建适用于解决非线性映射问题的 RBF 神经网络, 集成多个单模式预报数据, 从而实现多模式滚动集成预报. 采用多种单模式数值预报数据作为网络输入层, 网络输出为高级集成预报结果的方式构建了预报模型. 由于 RBF 样本的变动只涉及少量基函数的中心和宽度的调整, 网络权值调整的工作量较小, 因此 RBF 神经网络的训练时间短. 实验表明, 利用 RBF 神经网络进行集成预报的结果误差小于单模式预报, 提高了预报精确度.

由于气候变化是一个不稳定的动态变化过程, 影响因素较多, 例如训练集数量、历史数据的地域特点等. 因此集成预报模型的建立也受到训练集数量和数据质量等的影响, 预报的稳定性和可靠性有待进一步研究, 还需要大量数据应用的实践检验.

#### 参考文献:

- [1] 周之栩. 短期温度、降水的多模式集成预报[J]. 科技通报, 2010, 26(6): 832-836.
- [2] 吴燊先. 集成预报综述及判别集成预报[J]. 广西气象, 1993, 14(4): 5-7.
- [3] 金龙, 陈宁, 林振山. 基于人工神经网络的集成预报方法研究和比较[J]. 气象学报, 1999, 57(2): 198-207.
- [4] 李倩, 胡邦辉, 王学忠, 等. 基于 BP 人工神经网络的区

域温度多模式集成预报试验[J]. 干旱气象, 2011, 29(2): 232-250.

- [5] 陈云浩, 史培军, 李晓兵. 不同热力背景对城市降雨(暴雨)的影响(III): 基于人工神经网络的集成预报模型[J]. 自然灾害学报, 2001, 10(3): 26-31.
- [6] 赵声蓉. 多模式温度集成预报[J]. 应用气象学报, 2006, 17(1): 52-58.
- [7] 李学明, 郭尚坤, 王剑柯, 等. 新的集成预报及其在短期气候预测中的应用[J]. 重庆大学学报, 2010, 33(12): 119-126.
- [8] 胡洁. BP 和 RBF 神经网络短时交通流预测结果比较[J]. 长江大学学报: 自然科学版, 2007, 4(3): 74-76.
- [9] 付世凤, 陈瑞志, 王丽丽. BP 网络与 RBFNN 网络比较研究[J]. 现代商贸工业, 2010(16): 312-313.
- [10] 孙丽英, 葛超, 朱艺. RBF 神经网络在函数逼近领域内的研究[J]. 计算机与数字工程, 2007, 35(8): 121-123.
- [11] Vakil-Baghmisheh M T, Pavesic N. Training RBF networks with selective backpropagation[J]. Neurocomputing, 2004, 62(1/2/3/4): 39-64.
- [12] 邱林, 胡庆和, 冯丽云, 等. 改进 RBF 神经网络在地下水动态预报中的应用[J]. 华北水利水电学院学报, 2004, 25(2): 1-3, 31.
- [13] 许少华, 何新贵. 径向基过程神经网络及其应用研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(1): 14-17.
- [14] 郭凤仪, 郭长娜, 王洋洋. 煤矿涌水量的灰色 RBF 神经网络预测模型[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 300-302, 310.
- [15] 熊聪聪, 王静, 宋鹏, 等. 遗传算法在多模式集成天气预报中的应用[J]. 天津科技大学学报, 2008, 23(4): 80-84.
- [16] 熊聪聪, 许淑祎, 徐姝. 基于粒子群算法的天气滚动预报集成技术[J]. 天津科技大学学报, 2012, 27(1): 75-78.

责任编辑: 常涛