

预报台风风暴潮极值的人工神经网络方法

蔡煜东 姚林声

(中国科学院上海冶金研究所)

摘要

本文提出预报台风风暴潮极值的人工神经网络方法,并以广东省海门测站为例,进行了具体研究。其拟合相对误差不超过8.1%,预报相对误差不超过9.7%,结果表明,该方法性能好,可望成为台风风暴潮极值预报的有效辅助手段。

关键词: 台风风暴潮, 极值预报, 人工神经网络, “反向传播”模型

一、人工神经网络 ——“反向传播”模型

1985年,美国MIT的PDP(并行分布处理)小组提出的反向传播模型是近年来用得最多的网络之一,(见图1)。它具有很强的自组织、自适应能力。通过对有代表性例子的学习和训练,能够掌握事物的本质特征,许多问题都可由它来解决。例如XOR问题、T-C匹配、对称性判断等^[1]。目前对神经网络的研究热潮,B-P模型是起了重要作用的模型之一。

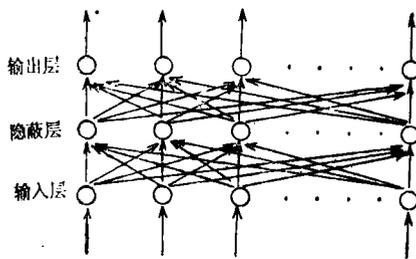


图1 反向传播网络

设 $T(p, j)$ 、 $O(p, j)$ 分别是第 p 个样本的期望输出与实际输出,则B-P网络学习算法为:

$$\Delta PW(j, i) = \eta * D(p, j) * O(p, j)$$

Case1 $O(p, j)$ 为输出节点的输出时

$$D(p, j) = F'(NET(p, j)) * (T(p, j) - O(p, j))$$

Case2 $O(p, j)$ 为隐蔽层节点的输出时

$$D(p, j) = F'(NET(p, j)) * \sum_m W(m, j) * D(p, m)$$

其中 $F' = F * (1 - F)$ $F = 1.0 / (1 + \exp(-x))$

此处, $W(j, i)$ 是某层的第 i 个节点与上一层的第 j 个节点间连线的权。 $O(p, j)$ 是第 j 个节点的输出, $NET(p, j) = \sum W(p, j) * O(p, j)$ 是第 j 个节点收到的信息总和, $D(p, j)$ 是第 j 个节点的输出误差, $\eta > 0$ 是增益。这样一个网络的学习过程, 就是一个网络权系数的自适应, 自组织的过程, 经过多次训练后, 网络具有了对学习样本的记忆、联想的能力。

二、B-P模型应用于台风风暴潮极值预报 ——广东海门站台风风暴潮极值预报

众所周知, 台风潮是由大气剧烈扰动所致, 直接受台风强度, 台风尺度, 路径, 移动速度等因子的影响, 非常复杂。其中台风强度 (ΔP) 风速 (W^2) 台风移速 ($V \cos \theta$) 是导致台风风暴潮的主要因子^[2]。

本文应用B-P模型, 根据广东海门站的每年台风风暴潮资料^[2], 对该站的极值预报作了初步尝试, 有关这方面的研究工作尚未见报道。

据海门现有16年(1968~1971, 1975~1986年)不完全的增水资料统计, 最大增水2m以上的过程2次, 1~2m过程6次, 均系向西北方向移动, 在海门西南侧登陆的台风所致(简称西北型)。该型台风对海门测站的增水最有利。以西北型最大增水40cm以上的过程20次做为样本加以统计, 有其重要意义。

另外, 以该站最大增水40cm以上的过程50次(含西北型), 全部作为统计样本(简称混合型)。该型特点, 样本多, 适用于各种走向的台风所引起海门增水极值的估算。

本文以上两种样本分别建立其神经网络预测模型

1. 西北型

首先, 在B-P模型中, 随机选取其中17个样本, 作为神经网络的“学习”教材, 将其特征变量 (ΔP , W^2 , $V \cos \theta$) 作为神经网络的输入, 实例增水值作为神经网络的输

表1 17个学习样本

ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (模拟)	ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (模拟)
10.8	1404	3.3	64	63.826505	18.1	913	3.8	63	63.131510
11.4	1594	2.4	77	76.794011	47.5	3626	5.1	202	202.129015
84.2	3442	4.4	224	223.885518	5.1	730	2.7	66	66.157009
21.6	2404	2.9	137	137.155009	5.7	1600	5.6	53	53.054006
21.2	1895	3.0	84	83.854009	10.0	901	3.2	110	109.813512
11.8	860	4.5	83	83.100517	42.4	1274	3.6	154	153.854027
1.9	991	5.3	46	45.892009	11.6	2025	2.9	68	67.871513
5.9	1007	3.9	50	49.744506	8.2	900	3.0	72	71.855508
6.2	994	3.7	41	41.130014					

出。神经网络的隐蔽层含18个神经元。训练集的收敛度达0.001。经过学习,神经网络有较高的拟合精度,其最大相对误差不超过0.52%,见表1。

为了考验所建立的模型,将未参加训练的3个样本,作为“未知”样本,由已掌握了知识信息的神经网络对其进行预报,由表2可见,其预测最大相对误差不超过9.7%,精度较高。

表2 3个“未知”样本

ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (预测)
13.0	828	3.2	64	68.142001
15.2	1600	3.6	101	108.106508
3.9	1250	3.1	43	47.208999

2. 混合型

与西北型类似,随机选取50个样本作为训练集,4个样本为预报集,其拟合最大相对误差不超过8.1%,预测最大相对误差不超过5.4%,见表3。

表3 混合型

训练集									
ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (模拟)	ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (模拟)
10.8	1404	3.3	64	64.757008	8.2	900	3.0	72	69.822014
11.4	1594	2.4	77	78.925507	13.0	828	3.2	64	62.617503
84.2	3442	4.4	224	225.22699	15.2	1600	3.6	101	99.016012
21.6	2404	2.9	137	138.93350	3.9	1250	3.1	43	41.687012
21.2	1895	3.0	84	8.915505	5.9	1225	3.5	73	71.999560
11.8	860	4.5	83	84.577495	1.6	197	-0.9	43	42.621998
1.9	991	5.3	46	46.962500	11.9	1483	2.3	66	65.005996
5.9	1007	3.9	50	47.142007	4.1	900	3.0	55	53.392016
6.2	994	3.7	41	40.376007	4.7	905	-0.0	77	76.184006
18.1	913	3.8	63	62.575007	2.7	888	1.8	48	47.345499
47.5	3626	5.1	202	201.19951	4.2	400	1.6	64	64.876008
5.1	730	2.7	66	64.379009	7.0	1164	0.7	82	83.088007
5.7	1600	5.6	53	51.184000	9.0	1704	0.7	45	45.728502
10.0	901	3.2	110	109.84900	9.0	869	-0.2	53	54.728003
42.4	1274	3.6	154	153.90350	2.2	159	0.7	86	86.488503
11.6	2025	2.9	68	67.124500	5.1	1539	2.6	77	76.574008

续表3

ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (模拟)	ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (模拟)
3.2	2142	1.1	60	60.134499	3.4	853	1.0	43	44.605497
18.9	614	1.8	128	129.19100	3.0	1466	4.1	42	43.391502
15.6	3036	4.1	60	59.575014	1.9	304	-0.9	56	55.844508
6.2	899	-1.2	64	65.752508	1.3	737	0.6	44	44.145515
3.8	766	4.7	46	45.560514	3.0	744	-1.6	63	63.182510
5.2	161	-0.8	58	59.145005	预测集				
8.9	1830	4.3	69	68.835002					
3.4	1778	2.9	53	53.029001	ΔP	W^2	$V \cos \theta$	H (实测)	H (预测)
3.2	1971	2.4	48	47.701999	5.9	1143	3.6	61	63.58651
0.7	310	-0.7	47	18.665009	7.2	1272	3.6	89	84.127512
3.5	1189	4.3	48	51.99504	2.9	905	-0.07	53	55.647999
1.7	590	3.9	48	51.937506	3.5	958	0.45	82	78.870010
1.6	539	0.9	62	63.515505					

三、结 论

人工神经网络以其高度的非线性表达能力, 比较适合于台风风暴潮极值预报这一多因子、多目标的拟合、预测。此外, 该方法同一般多因子判别法相比, 有如下优点:

1. 容错能力强

神经网络模型中, 知识信息采取分布式存储, 个别单元损坏不会引起错误, 因此用神经网络进行预报识别容错能力强, 可靠性高。

本研究中, 以混合型为例, 将神经网络最后一个隐节点删去, 即相关的权重置为零, 得到的神经网络模型记为模型B, 原来的模型记为模型A, 对“未知”样本的预测见表4。

2. 预报速度快

训练好的神经网络在对“未知”样本进行判别时仅需作少量的加法和乘法, 因此预报速度快。

如果做成专用硬件或用并行机进行处理则速度更快。

综上所述, 神经网络方法所造的因子与增水的相关性较好, 参加统计的样本较多, 预报是建立在实时资料的基础上计算的, 时效至少在6~12个小时, 通过预报检验表明本方法是可信的。但是, 由于导致的台风风暴潮的诱发条件非常复杂, 所以, 本研究难免带有某些局限性, 本文可谓抛砖引玉, 只要能引起海洋预报界的重视, 作者的目就达到了。

表4 个别神经元损坏对网络性能的影响

	神经网络 A 的模拟结果	神经网络 B 的模拟结果		神经网络 A 的模拟结果	神经网络 B 的模拟结果		神经网络 A 的模拟结果	神经网络 B 的模拟结果
训练集	64.757008	64.934981	训练集	99.016012	100.039834	训练集	45.560514	46.018934
	78.925507	79.189434		39.687012	40.103298		59.145005	60.994833
	225.22699	226.109984		69.999506	70.189223		68.835002	69.290894
	138.93350	139.189434		42.621998	43.043897		53.029001	54.089545
	85.915505	86.289545		64.005996	65.023489		47.701999	48.747894
	84.577495	84.832981		53.392016	54.017843		48.665009	49.329843
	46.962500	47.289432		76.184006	77.093289		52.799504	53.031895
	42.142007	42.904834		47.345499	48.108954		52.937505	54.032784
	40.375007	41.048383		64.876008	65.189433		63.515505	64.985434
	62.575007	63.089542		83.088007	83.994329		44.805497	45.017845
	201.19951	201.93298		45.728502	46.108954		43.391502	44.018921
	64.379009	65.023894		54.728003	54.948932		55.844508	56.089354
	51.184000	52.904589		86.488503	87.189394		44.145515	45.048944
	109.84900	110.018941		76.574008	77.190432		63.182510	64.998768
	153.90350	153.190438		60.134499	61.094387	预测集	63.58651	64.430894
	67.124500	68.032879		129.19100	130.203944		84.127512	85.230943
	69.822014	70.190891		59.575014	61.904389		55.647999	56.804943
	61.617503	62.012981		65.752508	66.103893		78.870010	79.218931

参 考 文 献

- [1] 尹红凤等, 人工神经网络原理, 模式识别与人工智能, 3(1): 1~12, 1990
- [2] 李金凤等, 海洋预报, 8(4): 50~55, 1991
- [3] Priga I., Ricotti, Ragazzini S., Martirelli G, ICNN, Vol. 2, 231, 1988
- [4] 冯士彦, 风暴潮, 1979.