

BP 神经网络在洪涝灾损失快速评估中的应用

黄涛珍¹, 王晓东²

(1. 河海大学经济学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学组织部, 江苏 南京 210098)

摘要: 在洪涝灾损失主要影响因素及洪涝灾害特点分析的基础上, 采用 BP 神经网络结构, 构造了洪涝灾损失计算的人工神经网络. 该网络的输入层反映洪涝灾害的雨情、水情及社会经济和财产状况, 中间层反映洪涝灾害的类型, 输出层用于表达因洪涝灾害造成的经济损失. 应用该网络结构建立了典型流域的洪涝灾损失快速评估模型, 并对太湖流域洪灾损失进行评估. 评估结果的合理性验证了 BP 神经网络应用于洪灾损失快速评估的科学性.

关键词: 人工神经网络; 洪涝灾害; 经济损失; 快速评估

中图分类号: TP183; F416.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-198X(2003)04-0457-04

人工神经网络是模拟生物脑结构和功能的一种信息处理系统, 也可称为人工智能系统, 其特有的自学习和联想记忆功能, 使这种方法对解决影响因素复杂、难以列出准确的公式表达的问题特别有效^[1], 而洪涝灾损失正是具有以上特点的典型问题.

洪灾带有很大的随机性, 每次灾害涉及的范围和受灾的程度都各不相同, 且灾害损失还与工程建设质量和抢险措施密切相关. 特别是流域或区域性洪涝灾损失计算, 更是一项复杂、耗时的工作. 传统的洪涝灾损失计算往往需要动员大量的人力、物力进行现场调查, 且每次洪灾后都需重新进行调查, 以至于重复劳动较多, 特别是灾害损失的评估需在灾后一段时间才能得出结果, 可能延误救灾及灾后重建良机. 因此, 对洪涝灾损失进行快速诊断和评估, 不仅是制定救灾计划和灾后重建计划的重要基础, 也是提高洪涝灾损失评估科学性的客观要求.

1 洪灾损失的影响因素分析

影响洪灾损失的因素较多, 通常可归纳为如下几种:

a. 地形地貌. 在经济水平相当的条件下, 相同频率的洪灾对低洼地区造成的损失大于高程较高地区, 排水条件较好的山坡地损失小于自排条件较差的平原地区.

b. 社会经济状况. 不同类别财产的洪灾损失率是不相同的, 而受益区社会经济状况(包括经济水平、经济结构以及建筑物的类别等)是财产结构的决定因素, 因而也是影响洪灾损失的决定性因素.

c. 淹没程度. 洪灾的损失程度与洪(涝)水的淹没程度密切相关. 一般来说, 淹没水深越大、淹没历时越长、淹没区水流速度越快, 相应的洪灾损失会越大.

d. 洪水预报期与抢险及时程度. 洪水预报期长, 可以保证有足够的时间进行防洪抢险, 减少洪涝灾可能造成的人员伤亡和财产损失.

e. 洪水发生时间. 对于农业或季节性生产的工业, 洪水发生的时间对洪灾损失影响甚大.

f. 其他因素. 影响洪灾损失的其他因素主要包括洪水特性、农作物和财产耐淹性能、抗洪抢险措施、防洪堤防可靠性, 以及上次成灾洪水到本次洪水的间隔时间等等.

以上是对影响洪灾损失的主要因素进行的一般分析, 但对于某一特定地区而言, 淹没程度、洪水预报期及洪水发生的时间是最为重要的影响因素.

2 神经网络在洪涝灾损失计算中的应用初探^[2 3]

应用神经网络计算洪涝灾损失的基本原理,是选择合适的网络结构,将历史洪灾的相关雨情、水情、工情、社会经济情况及其所对应的灾害损失构成网络的训练模式队,通过对网络进行训练,得出流域或地区洪灾损失的预报网络.该网络用于未来灾害损失的快速诊断和评估,为灾情统计和制定灾后重建计划奠定必要的基础.

2.1 网络结构的选择

根据本问题的特点及输入、输出层之间神经元的逻辑关系分析,本次应用于洪灾损失快速诊断的人工神经网络宜选择结构为两层的 BP 神经网络,具体为:

- a. 输入层神经元主要反映洪灾的主要影响因素,用 $u_1, u_2, \dots, u_n$ 表示;
- b. 中间层主要试图表达洪灾的类型(如台风型洪水或梅雨型洪水所造成的洪灾,以及特大型洪水或常遇洪水等等);
- c. 输出层神经元直接选择洪灾损失值,用 y 表示;
- d. 输入层至中间层、中间层至输出层的连接权分别用 $\omega_{11}, \dots, \omega_{nm}$ 及 $v_1, \dots, v_m$ 表示.

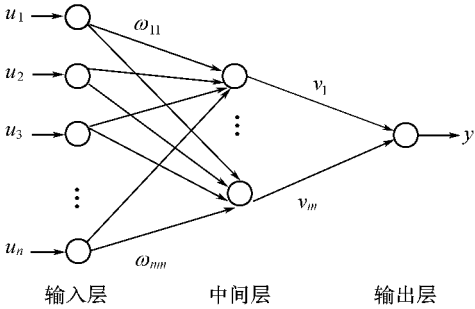


图 1 洪涝灾损失评估模型网络结构示意图
Fig.1 Network structure of flood and water-logging damage evaluation model

该网络结构的一般形式可表达如图 1 所示.

2.2 各层神经元选择的原则

根据洪涝灾损失评估原理及影响因素分析结果,拟订各层神经元的选择原则.

2.2.1 输入层神经元的选择

输入层神经元的功能是力图反映造成洪灾的雨情、水情、防洪工程的工情以及社会经济和财产状况等等,具体选择如下几个指标.

- a. 历时统计雨量.降雨是导致洪涝灾的最根本原因,反映一场成灾雨的主要因素有降雨强度和降雨总量,而不同历时的统计雨量则是这两个主要因素综合作用的结果.因此,选择历时统计雨量作为输入层反映雨情的神经元.
- b. 最高洪水水位及超警戒水位持续时间.反映工情的最直接指标是工程的防洪标准,但防洪工程体系中各个工程的防洪标准可能各不相同,用防洪标准反映工情存在实际困难.而控制站最高水位和超警戒水位历时则是反映工情组合的综合结果,可作为反映工情的两个神经元.
- c. 单位面积上的工农业总产值.本次构建网络结构时,选择单位面积上的工农业总产值作为反映经济发展水平和财产密度的综合指标,并作为输入层神经元之一.

2.2.2 中间层单元数的确定

多层人工神经网络中间层单元数的确定目前尚无理论依据,但针对具体问题,从中间层的含义入手确定其单元数是可行的.人工神经网络的中间层又称为特征抽取层,对洪涝灾损失计算的 BP 神经网络,撇开错综复杂的表面现象,中间层神经元反映的就是洪涝灾类型.

2.2.3 输出层单元的选择

为简单起见,本次构建的 BP 神经网络输出层只选择一个神经元,用来直接表达洪灾损失值.

3 应用实例

太湖流域地处长江下游,雨量丰沛、水网稠密、土地肥沃.流域内土地和人口分别占全国的 0.4% 和 3%,而工农业总产值和财政收入则分别占全国的 12.2% 和 14%,其经济发达程度处于全国上游水平.然而,太湖流域地形地势呈中间低、周边高的特点,形成山少、水多、平原洼地广阔的特点,特有的地理环境和气象条件,使太湖流域洪灾较为频繁.

3.1 输入层和中间层神经元的确定

针对太湖流域的具体情况,以及搜集到的样本资料,对照图 1,确定输入层神经元个数 $n = 6$,中间层神经

元个数 $m = 2$.

输入层神经元 u_1, u_2, u_3 分别为最大 1 d、7 d 和 15 d 雨量, u_4 为控制站最高水位, u_5 为控制站超警戒水位持续时间, u_6 为单位面积上的工农业总产值.

中间层 2 个神经元分别代表梅雨型洪水特征及台风型洪水特征.

3.2 训练模式队的处理

根据搜集到的资料,选择 54 年型有太湖流域治理重点骨干工程、54 年型、57 年型、62 年型、83 年型、91 年型无太湖流域治理重点骨干工程共 6 次洪灾作为评估模型的样本集.该样本集包含了梅雨型和台风型两类不同的灾害,代表性较好.6 次洪灾所对应的雨情、水情、工情、社会经济情况及洪灾实际损失值见表 1.

表 1 太湖流域洪涝灾害及损失情况

Table 1 Flood and water-logging damages and losses in Taihu Lake Basin

洪灾年型	序号	最大 1 d 雨量/mm	最大 7 d 雨量/mm	最大 15 d 雨量/mm	控制站 最高水位 /m	超警戒 水位历时/d	单位面积 工农业总产值 (万元·km ⁻²)	洪灾损失值 /亿元
54(有)	1	61.1	162.1	248.1	4.15	92	1 785	89.44
54	2	61.1	162.1	248.1	4.32	133	1 785	122.08
57	3	89.5	300.1	454.6	4.14	35	1 785	8.59
62	4	218.9	315.4	398.1	4.20	18	1 785	89.12
83	5	75.9	173.0	295.3	3.88	54	1 785	
91	6	84.9	182.0	250.1	4.15	80	1 785	94.58

注 54(有)代表 54 年型有 4 项太湖流域治理重点骨干工程的情况.

由于采用 BP 神经网络结构及误差逆传播算法,通常以能够较好地模拟生物神经元非线性特征的 S 函数作为输出函数,其值域范围为(0,1).同时,为了保证网络以较快的速度收敛,必须保证各层输入神经元取值在零附近^[4].根据这个原则,对表 1 中各列数据分别除以一定的常数,即得到可用于网络训练的模式队,见表 2.

表 2 太湖流域洪灾损失评估模型网络训练及验算模式队

Table 2 Network training and examining series of flood and water-logging damage evaluation model for Taihu Lake Basin

洪灾年型	序号	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	y
54(有)	1	0.279	0.514	0.620	1.000	0.92	1	0.732 634
54	2	0.279	0.514	0.620	1.041	1.33	1	1.000 000
57	3	0.409	0.951	1.136	0.998	0.35	1	0.070 364
62	4	1.000	1.000	0.995	1.012	0.18	1	0.730 013
83	5	0.347	0.548	0.738	0.935	0.54	1	
91	6	0.388	0.577	0.625	1.000	0.80	1	0.774 738

注 (a) 54(有)代表 54 年型有 4 项太湖流域治理重点骨干工程的情况;(b)该表中各列数据由表 1 对应列分别除以 218.9、315.4、400.0、4.15、100.0、1 785 及 122.08 得到.

3.3 网络训练结果

用前 4 个模式队对网络进行训练,取输出误差精度 $\epsilon = 0.000\,005$,经训练 34 万次,网络趋于收敛.以此网络对 83 年型和 91 年型的洪灾损失进行计算,得出网络响应值分别为 0.228 9 和 0.786 9,进行数值还原,可得到 83 年型的洪灾损失值为 $0.228\,9 \times 122.08 = 27.94$ (亿元),91 年型的洪灾损失值为 $0.786\,9 \times 122.08 = 96.06$ (亿元).

将 91 年型洪灾损失值的网络响应结果与实际情况进行对比,可计算其相对误差为

$$\delta = \frac{96.06 - 94.58}{94.58} = 0.015\,6$$

可见,网络计算的结果是可以信赖的,用该网络对太湖流域未来发生的洪灾损失进行快速诊断是合理可行的.

4 结 论

人工神经网络作为一种较先进的数学工具,在工程实践中的应用前景是非常广泛的.笔者通过初浅探索,得出如下几点体会:

a. 人工神经网络由于其特有的自学习和联想记忆功能,对影响因素复杂、难以用数学公式表达的实际问题的求解大有用武之地.

b. 应用人工神经网络解决实际问题时,必须保证提供给网络训练的模式队具有数理统计意义上的代表性,并按网络输出函数的特性对模式队的数据进行必要的处理.

c. 应用人工神经网络评估防洪效益时,若训练模式队代表性足够好,那么只需建立一个网络就能计算实际年洪灾损失和基准工况下的洪灾损失,并以基准工况下的洪灾损失减去实际的洪灾损失,即得到当年的防洪效益,从而较大程度地简化了计算工作.

参考文献:

- [1] 胡守宁. 神经网络应用技术[M]. 北京:国防科技大学出版社,1994. 31—48.
- [2] 王建群,董增川,吴浩云. 太湖洪水预报的前向人工神经网络全局最优逼近[J]. 河海大学学报(自然科学版),2001,29(4): 84—90.
- [3] 蒋中明,徐卫亚,邵建富. 基于人工神经网络的初始地应力场三维反分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2002,30(3): 52—56.
- [4] 史安娜. BP神经网络在社会经济非线性时间序列预测中的应用[J]. 水利经济,2000(6):19—21.

Fast evaluation of flood and water-logging losses by BP network

HUANG Tao-zhen¹, WANG Xiao-dong²

(1. College of Economics, Hohai Univ., Nanjing 210098, China;

2. Organization Department, Hohai Univ., Nanjing 210098, China)

Abstract: Based on an analysis of the main affecting factors of flood losses and water-logging damages and the characteristics of the disasters, an artificial neural network is constructed for fast evaluation of flood and water-logging losses by use of the BP network. The input part of the network represents rainfall, water regime, social economy, and property situation, the middle part indicates the type of disasters, and the output part expresses the economic losses due to flood and water-logging damages. By use of the network structure, a fast evaluation model is developed and applied to evaluation of the flood and water-logging losses of the Taihu Lake Basin, and the results show that the network is reasonable and effective.

Key words: artificial neural network; flood and water-logging damage; economic loss; fast evaluation