

模糊优选神经网络模型在泥石流平均流速预测中应用研究

柴春岭^{1,2}, 陈守煜^{*1}

(1. 大连理工大学 土木水利学院, 辽宁 大连 116024;
2. 河北农业大学 城乡建设学院, 河北 保定 071000)

摘要: 泥石流平均流速是防治工程设计的重要参数,其设计预测精度直接影响工程投资.应用模糊优选神经网络模型,以模糊可变识别模型当优化准则参数等于2,距离参数等于1的特例为神经网络激励函数,研究隐含层在不同隐节点数情况下的泥石流平均流速预测精度,并以精度最高的隐节点数构建神经网络的拓扑结构,对云南蒋家沟黏性泥石流平均流速进行预测.研究表明,预测精度较高,有参考应用价值.

关键词: 模糊优选;神经网络;预测;泥石流;平均流速

中图分类号: P642.13 **文献标志码:** A

0 引言

泥石流是山区常见的自然灾害,是脆弱山区介于山洪与滑坡之间的一种自然现象,为土、水、气所组成的多相体.泥石流通常历时较短,但是具有很大的破坏力,小至覆没农田、中断交通,大至摧毁村镇、工厂以及水利设施等,给发生地带来巨大的经济损失,成为阻碍山区经济和社会可持续发展的主要灾害之一.泥石流的影响因素众多且关系复杂,其损失程度随着泥石流规模的增加而加重.随着我国经济的发展,泥石流所造成的经济损失随势而增.在泥石流强度和规模预测研究中,泥石流平均流速是设计泥石流防治工程中的一个基本参数,因此,在泥石流多发地带,泥石流平均流速的预测对泥石流的防治具有重要意义.

国内外泥石流预测研究已有100多年,许多国家在泥石流预测方面取得了一些成果.在规模预测中,主要指标“泥石流平均流速”的预测模型很多,如宾汉流体模型、膨胀流体模型、粘塑性流体模型等.国内关于泥石流流量的预测也取得了一些成果,多数以配方法为基础.而泥石流平均流速在诸多因素如泥位、密度、粒径、比降等影响下^[1,2],兼之因素值变化幅度之大及泥石流过程

呈现复杂的非线性特征等原因,使物理机制模型的建立困难且难以具有普适性.本文应用陈守煜建立的模糊优选神经网络模型^[3,4](FONN),以模糊可变识别模型^[5~8]当优化准则参数等于2,距离参数等于1的特例为激励函数,研究 FONN 三层网络结构不同隐节点数对云南蒋家沟黏性泥石流平均流速进行训练和预测的精度变化,同时将预测结果与 Manning 修正公式计算结果进行比较.

1 模糊优选神经网络模型

陈守煜在文献[3]中发表了模糊优选神经网络模型,三层模糊优选神经网络拓扑结构(网络输入层为 m 个输入节点,即 m 个影响因子;隐含层为 l 个隐节点,即 l 个子系统;输出层为单节点输出)如图1所示.

如观测资料共有 n 个样本,则构成网络输入矩阵为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} = (r_{ij}) \quad (1)$$

收稿日期: 2006-03-04; 修回日期: 2008-01-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50779005);水利部科技创新资助项目(SCXC2005-01).

作者简介: 柴春岭(1975-),男,博士生,E-mail: chaiccl@yahoo.com.cn;陈守煜*(1930-),男,教授,博士生导师.

式中 r_{ij} 为样本 j 影响因子 i 的规格化数.

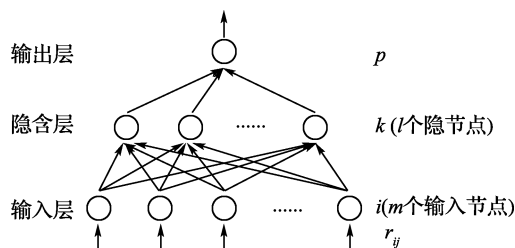


图1 三层模糊优选神经网络拓扑结构

Fig. 1 Three layers topological structure of FONN

隐含层的节点 k 输入为

$$I_{kj} = \sum_{i=1}^m [\omega_{ik} r_{ij}] \quad (2)$$

输出为

$$u_{kj} = \frac{1}{1 + [I_{kj}^{-1} - 1]^2} \quad (3)$$

ω_{ik} 为输入层节点 i 与隐含层节点 k 的连接权重.

输出层仅一个节点 p , 该节点的输入为

$$I_{pj} = \sum_{k=1}^l [\omega_{kp} u_{kj}] \quad (4)$$

ω_{kp} 为隐含层节点 k 与输出层节点 p 的连接权重.

输出为

$$u_{pj} = \frac{1}{1 + [I_{pj}^{-1} - 1]^2} \quad (5)$$

u_{pj} 即模糊优选神经网络模型对 r_{ij} 的响应. 其中式(3)、(5)即模糊可变识别模型当距离参数等于1(海明距离)、优化准则参数等于2(最小二乘方准则)的特例. 设样本 j 的实际输出为 $M(u_{pj})$, 其能量函数为

$$E_j = \frac{1}{2} [u_{pj} - M(u_{pj})]^2 \quad (6)$$

调节网络中的连接权重使 E 最小, 应用BP法, 隐含层节点 k 与节点 p 的连接权重调整量公式为

$$\Delta \omega_{kp} = 2\eta u_{kj}^2 u_{kj} \left[\frac{1 - \sum_{k=1}^l \omega_{kp} u_{kj}}{\left(\sum_{k=1}^l \omega_{kp} u_{kj} \right)^3} \right] [M(u_{pj}) - u_{pj}] \quad (7)$$

其中 η 为学习效率. 输入层节点 i 与隐含层节点 k 的连接权重调整量公式为

$$\Delta \omega_{ik} = 2\eta r_{ij} \omega_{kp} u_{kj}^2 \left[\frac{1 - \sum_{i=1}^m \omega_{ik} r_{ij}}{\left(\sum_{i=1}^m \omega_{ik} r_{ij} \right)^3} \right] \delta_{pj} \quad (8)$$

$$\delta_{pj} = 2u_{pj}^2 \left[\frac{1 - \sum_{k=1}^l \omega_{kp} u_{kj}}{\left(\sum_{k=1}^l \omega_{kp} u_{kj} \right)^3} \right] [M(u_{pj}) - u_{pj}] \quad (9)$$

隐含层节点数对网络的训练精度具有直接影响, 从机理上讲, 隐节点数越多训练达到的精度越高, 甚至趋于无限逼近, 但网络越易陷入局部解, 使得全局最优解的获得更加困难. 为此, 本文取隐含层节点数 $l \in [2, 6]$, 分别进行样本训练并进行预测, 并对训练和预测结果进行了直观分析.

2 泥石流平均流速拟合与预测

云南省东川蒋家沟是一个典型的泥石流沟, 每年洪水季节黏性泥石流频频发生, 素有天然泥石流博物馆之称, 闻名于世. 本文以文献[9]中1974年蒋家沟的50次观测数据为依据, 对该地区的泥石流平均流速 $y(\text{m/s})$ 进行训练与预测. 依据泥石流平均流速机理模型中的物理成因分析^[9], 确定主要影响因子为 x_1 泥位 (H_c, cm), x_2 比降 ($J_c, \%$), x_3 密度 ($\rho_c, \text{t/m}^3$), x_4 粒径 (d_{cp}, cm) 和 x_5 不稳定层 (D_x, m), 数据如表1.

对表1数据进行规格化, 规格化公式为

$$r_{ij} = (x_{\max} - x_{ij}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (10)$$

为避免规格化值为0和1, 式中 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为 n 个样本中影响因子 i 的最大特征值乘以1.01和最小特征值除以1.01, $i=1, 2, \dots, m$.

各项指标的 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 值如表2所示.

由式(10)计算得到50个样本的规格化值如表3.

根据FONN模型, 输入层节点数 $m=5$, 输出层节点数 $p=1$, 隐含层节点数 l 分别取2、3、4、5和6, 并随机抽取5个具有代表性的样本 (y 最大值、最小值与平均值的邻近值) 作为预测检验样本, 将其余45个样本输入网络进行训练, 训练得到的连接权重列于表4.

表 1 1974 年蒋家沟泥石流平均流速及各影响因子观测值^[9]

Tab. 1 Values of debris flow average velocity and impact factors in Jiangjia Ravine: 1974^[9]

No.	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	No.	y	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅
1	8.9	175	6.3	2.08	0.8	0.80	26	6.9	250	5.5	2.22	0.9	1.06
2	8.8	150	6.3	2.20	1.1	0.72	27	6.6	226	5.5	2.13	1.1	0.92
3	7.4	200	6.3	2.21	1.7	0.97	28	6.0	120	5.5	2.20	0.8	0.51
4	7.9	200	6.3	2.25	1.4	0.99	29	7.4	145	5.5	2.25	1.1	0.62
5	10.0	95	6.3	2.16	0.6	0.45	30	5.0	65	5.5	2.24	1.1	0.28
6	7.4	55	6.3	2.25	0.9	0.27	31	6.9	122	5.5	2.21	1.0	0.52
7	7.6	11	6.3	2.07	0.7	0.50	32	7.5	168	5.5	2.28	1.6	0.73
8	7.6	100	6.3	2.19	0.9	0.48	33	9.2	372	6.6	2.21	1.2	1.88
9	7.3	90	6.3	2.21	1.0	0.44	34	5.8	107	5.5	2.29	1.2	0.47
10	6.6	70	6.3	2.19	1.2	0.34	35	3.6	52	5.8	1.70	0.1	0.18
11	9.6	275	6.6	2.21	1.6	1.40	36	5.8	103	5.5	2.21	0.8	0.44
12	7.5	170	6.6	2.19	1.1	0.85	37	5.6	70	5.5	1.92	0.3	0.26
13	8.4	210	6.6	2.20	0.8	1.06	38	4.1	70	5.8	1.80	0.2	0.25
14	8.1	160	6.6	2.22	1.2	0.82	39	4.8	93	5.8	1.92	0.3	0.36
15	8.2	130	6.6	2.20	0.7	0.66	40	3.6	58	5.8	1.69	0.2	0.20
16	9.6	220	6.6	2.29	1.5	1.16	41	3.5	50	5.8	1.76	0.2	0.18
17	9.4	210	6.6	2.21	1.2	1.07	42	4.9	60	5.5	1.99	0.6	0.23
18	9.3	210	6.3	2.29	1.0	1.05	43	4.7	60	5.5	1.97	0.5	0.23
19	8.5	200	6.3	2.30	1.5	1.01	44	7.7	161	5.5	2.25	1.0	0.69
20	4.0	40	6.3	2.04	0.3	0.18	45	7.7	177	5.5	2.24	1.1	0.76
21	7.8	140	6.3	1.95	0.6	0.60	46	3.9	60	5.5	1.83	0.1	0.21
22	3.7	40	6.3	2.02	0.1	0.18	47	3.9	55	5.8	2.07	0.8	0.23
23	3.8	40	6.3	1.85	0.1	0.16	48	6.4	109	5.5	2.25	1.1	0.47
24	9.3	210	6.3	2.21	1.1	1.02	49	3.7	55	5.8	1.80	0.1	0.20
25	6.9	202	5.5	2.27	1.7	0.88	50	7.6	125	6.3	2.10	0.6	0.57

表 2 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 数值表

Tab. 2 Values of $x_{\max}$ and $x_{\min}$

	$x_{\max}$	$x_{\min}$
y	10.100	3.465
x ₁	375.720	10.891
x ₂	6.666	5.446
x ₃	2.323	1.673
x ₄	1.717	0.099
x ₅	1.899	0.158

将训练得到的结果依据式(10)反向计算得到

y 输出值,并将相对误差绝对值 $|E_r|$ (absolute value of relative error)统计结果与 Manning 修正公式计算结果进行比较一起列于表 5.

表 3 1974 年蒋家沟泥石流平均流速及各影响因子规格化值

Tab. 3 Normalization values of debris flow average velocity and impact factors in Jiangjia Ravine: 1974

j	M(u_{pj})	r ₁	r ₂	r ₃	r ₄	r ₅	j	M(u_{pj})	r ₁	r ₂	r ₃	r ₄	r ₅
1	0.181	0.550	0.300	0.374	0.567	0.631	26	0.482	0.345	0.955	0.159	0.505	0.482
2	0.196	0.619	0.300	0.189	0.381	0.677	27	0.528	0.410	0.955	0.297	0.381	0.562
3	0.407	0.482	0.300	0.174	0.011	0.534	28	0.618	0.701	0.955	0.189	0.567	0.798
4	0.332	0.482	0.300	0.112	0.196	0.522	29	0.407	0.632	0.955	0.112	0.381	0.735
5	0.015	0.769	0.300	0.251	0.690	0.832	30	0.769	0.852	0.955	0.128	0.381	0.930
6	0.407	0.879	0.300	0.112	0.505	0.936	31	0.482	0.695	0.955	0.174	0.443	0.792
7	0.377	1.000	0.300	0.389	0.629	0.804	32	0.392	0.569	0.955	0.066	0.072	0.672
8	0.377	0.756	0.300	0.205	0.505	0.815	33	0.136	0.010	0.054	0.174	0.320	0.011
9	0.422	0.783	0.300	0.174	0.443	0.838	34	0.648	0.737	0.955	0.051	0.320	0.821
10	0.528	0.838	0.300	0.205	0.320	0.896	35	0.980	0.887	0.710	0.959	0.999	0.988
11	0.075	0.276	0.054	0.174	0.072	0.287	36	0.648	0.748	0.955	0.174	0.567	0.838
12	0.392	0.564	0.054	0.205	0.381	0.603	37	0.678	0.838	0.955	0.620	0.876	0.942
13	0.256	0.454	0.054	0.189	0.567	0.482	38	0.904	0.838	0.710	0.805	0.938	0.947
14	0.301	0.591	0.054	0.159	0.320	0.620	39	0.799	0.775	0.710	0.620	0.876	0.884
15	0.286	0.674	0.054	0.189	0.629	0.712	40	0.980	0.871	0.710	0.974	0.938	0.976
16	0.075	0.427	0.054	0.051	0.134	0.425	41	0.995	0.893	0.710	0.867	0.938	0.988
17	0.106	0.454	0.054	0.174	0.320	0.476	42	0.784	0.865	0.955	0.513	0.690	0.959
18	0.121	0.454	0.300	0.051	0.443	0.488	43	0.814	0.865	0.955	0.543	0.752	0.959
19	0.241	0.482	0.300	0.035	0.134	0.511	44	0.362	0.589	0.955	0.112	0.443	0.695
20	0.919	0.920	0.300	0.436	0.876	0.988	45	0.362	0.545	0.955	0.128	0.381	0.654
21	0.347	0.646	0.300	0.574	0.690	0.746	46	0.934	0.865	0.955	0.759	0.999	0.970
22	0.965	0.920	0.300	0.466	0.999	0.988	47	0.934	0.879	0.710	0.389	0.567	0.959
23	0.950	0.920	0.300	0.728	0.999	0.999	48	0.558	0.731	0.955	0.112	0.381	0.821
24	0.121	0.454	0.300	0.174	0.381	0.505	49	0.965	0.879	0.710	0.805	0.999	0.976
25	0.482	0.476	0.955	0.082	0.011	0.585	50	0.377	0.687	0.300	0.343	0.690	0.764

表 4 FONN 连接权重
Tab. 4 Weights of FONN

隐节点数	隐节点编号	w_{kp}	w_{jk}	w_{lk}	w_{mk}	w_{nk}	w_{ok}
$l=2$	$k=1$	0.374 7	8.383 1	-4.787 3	0.739 2	1.987 3	3.386 0
	$k=2$	1.313 9	-0.044 7	0.044 7	0.156 2	-0.050 3	0.416 6
$l=3$	$k=1$	-0.622 8	2.711 9	3.428 3	-9.234 9	5.724 3	4.304 4
	$k=2$	0.836 6	-2.125 2	3.176 9	7.187 5	6.752 3	-0.783 8
	$k=3$	0.754 1	-0.078 4	0.191 3	0.349 7	0.145 2	0.310 2
$l=4$	$k=1$	0.749 8	2.239 4	-1.484 7	0.257 5	5.910 8	-6.420 0
	$k=2$	1.335 5	-3.259 8	1.130 7	-3.015 5	0.370 2	1.293 1
	$k=3$	-1.393 1	-7.324 5	-3.957 5	-2.755 4	-8.427 3	-7.909 0
	$k=4$	1.877 5	2.294 0	-9.951 2	3.416 3	-1.271 2	-0.899 1
$l=5$	$k=1$	1.564 9	2.096 3	-9.486 5	3.200 6	-1.053 9	-0.824 8
	$k=2$	0.617 7	1.916 2	-1.516 1	0.250 9	6.201 4	-6.401 0
	$k=3$	-1.177 3	-1.762 5	-3.886 5	-0.740 7	-9.776 1	-1.970 9
	$k=4$	1.443 5	-9.953 7	-0.688 0	-4.443 8	0.921 2	9.608 8
	$k=5$	1.250 5	1.878 5	1.093 3	2.458 4	-1.113 1	-3.383 4
$l=6$	$k=1$	-0.408 2	2.768 9	3.715 7	1.804 5	4.124 0	4.014 4
	$k=2$	0.441 4	0.803 3	6.743 2	0.799 0	-0.149 0	-4.031 0
	$k=3$	1.060 4	-1.655 1	1.001 9	0.163 6	-0.119 6	-0.026 0
	$k=4$	1.080 5	0.494 8	-1.445 6	-9.997 0	6.698 8	-3.894 4
	$k=5$	-0.156 9	-0.641 5	1.432 8	1.474 6	-2.064 3	0.219 1
	$k=6$	0.357 1	1.323 7	-1.190 1	-0.399 4	5.737 9	-5.182 3

表 5 训练结果 $|E_r|$ 统计表
Tab. 5 Statistics of $|E_r|$ of output %

统计项目	FONN					Manning
	2 隐节点	3 隐节点	4 隐节点	5 隐节点	6 隐节点	修正公式
$ E_r $ 总和	378.8	387.8	216.8	178.6	212.4	575.7
$ E_r $ 最大值	41.8	35.0	18.8	14.3	16.8	35.1
$ E_r > 30\%$ 样本数比例	4.4	6.7	0	0	0	8.9
$20\% < E_r \leq 30\%$ 样本数比例	6.7	4.4	0	0	0	15.6
$10\% < E_r \leq 20\%$ 样本数比例	17.8	17.8	11.1	4.4	15.6	24.4
$ E_r \leq 10\%$ 样本数比例	71.1	71.1	88.9	95.6	84.4	51.1

由表 5 可看出,FONN 5 种隐节点数训练的 $|E_r|$ 总和小于 Manning 修正公式,其中又以 5 个隐节点的训练结果最优.采用 FONN 的 5 种拓扑结构分别对剩余 5 个样本的泥石流平均流速进行预测,预测结果见表 6.

由表 6 可知,FONN 模型 5 个隐含层节点数

的预测结果最大误差为 10.4%(No. 42),其他样本预测精度均较高.可见在当前收集的蒋家沟地区数据基础上,以 FONN 中 5 个隐节点网络拓扑结构的黏性泥石流平均流速进行预测,预测精度高于 Manning 修正公式的计算结果.

表 6 预测结果相对误差绝对值
Tab. 6 Relative error absolute values of forecasting results %

No.	FONN					Manning
	2 隐节点	3 隐节点	4 隐节点	5 隐节点	6 隐节点	修正公式
11	4.1	0.4	1.3	0.3	1.0	7.3
21	14.3	17.4	6.2	3.0	4.5	3.8
27	3.1	7.5	10.1	0.8	1.7	24.2
42	14.0	15.7	13.7	10.4	2.5	14.3
49	4.5	3.6	0	4.5	6.1	27.0

3 结 语

本文依据泥石流平均流速机理模型(Manning修正公式)确定主要影响因素,将陈守煜建立的模糊优选神经网络模型应用于泥石流平均流速的训练与预测,训练采用隐含层节点数分别为2、3、4、5和6,得到了相应的连接权重,通过相对误差绝对值统计,并与Manning修正公式计算结果进行对比,表明5个隐节点网络拓扑结构的训练误差最小,同时预测结果也具有较高的精度,可见模糊优选神经网络模型对泥石流平均流速预测具有一定的适用性。由于神经网络以训练数据为依据来反映系统内在的复杂非线性关系,其本身适用于内插预测,且具有一定区域性,因此,在不同泥石流多发地区应建立不同的数据库,才能有效地对当地泥石流平均流速进行预测。

参考文献:

- [1] 张远瞩,况明生,孙艳丽,等. 泥石流流量计算方法研究[J]. 乐山师范学院学报, 2004, **19**(5):107-109
- [2] CHEN Hongey. Controlling factors of hazardous debris flow in Taiwan [J]. *Quaternary International*, 2006, **147**(1):3-15
- [3] 陈守煜. 模糊优选神经网络多目标决策理论[J]. 大连理工大学学报, 1997, **37**(6):693-698
(CHEN Shou-yu. Multi-objective decision-making theory and application of neural network with fuzzy optimum selection [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 1997, **37**(6):693-698)
- [4] 陈守煜. 工程模糊集理论与应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1998:40-58
- [5] 陈守煜. 工程可变模糊集理论与模型——模糊水文水资源学数学基础[J]. 大连理工大学学报, 2005, **45**(2):308-312
(CHEN Shou-yu. Theory and model of engineering variable fuzzy set — Mathematical basis for fuzzy hydrology and water resources [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2005, **45**(2):308-312)
- [6] 陈守煜. 可变模糊集理论——兼论可拓学的数学与逻辑错误[J]. 大连理工大学学报, 2007, **47**(4):620-624
(CHEN Shou-yu. Variable fuzzy sets theory — and on mathematical mistakes and logic error in extenics theory [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2007, **47**(4):620-624)
- [7] 陈守煜. 模糊可变集合与可变模糊识别模型兼论可拓集合的数学逻辑错误[M] // 数学及其应用. 北京:原子能出版社, 2007
- [8] 陈守煜. 水资源与防洪系统可变模糊集理论与方法[M]. 大连:大连理工大学出版社, 2005:267-280
- [9] 徐永年. 崩塌土流动化机理及泥石流冲淤特性的实验研究[D]. 北京:中国水利水电科学研究院, 2001

Research on application of fuzzy optimization neural network model to debris flow average velocity forecasting

CHAI Chun-ling^{1,2}, CHEN Shou-yu^{*1}

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. College of Urban and Rural Construction, Agricultural University of Hebei, Baoding 071000, China)

Abstract: Debris flow average velocity is one of the basic parameters in civil engineering design, and its forecasting precision directly influences the investment. Fuzzy optimization neural network (FONN) model is applied to debris flow average velocity's forecasting. That is using the fuzzy variable recognition model in which the parameter of optimization criterion is equal to 2 and parameter of distance is equal to 1 as the activation function of neural network. Based on the study of forecasting precision in different numbers of the hidden node, and the topological structure with highest precision is selected for viscous debris flow average velocity's forecasting in Jiangjia Ravine. Research results show that the precisions of fitting and forecasting are satisfactory and can be useful for design.

Key words: fuzzy optimization; neural network; forecasting; debris flow; average velocity