

文章编号: 1000-7598-(2006)08-1425-04

基于粗糙神经网络的坡面雨滴溅蚀量研究

丁加明^{1,2}, 王永和¹, 丁力行¹

(1. 中南大学 土木建筑学院, 长沙 410075; 2. 长沙理工大学 公路工程学院, 长沙 410076)

摘 要: 提出采用粗糙神经网络预测坡面雨滴溅蚀量。用粗糙集方法中条件属性与决策属性相对依赖的概念约简某雨滴溅蚀量试验中的冗余信息, 去掉了坡度、雨强、水深、单宽流量 4 个试验指标中水深和单宽流量两个指标, 建立了以坡度、雨强为输入, 溅蚀量为输出的 2-5-1 的粗糙神经网络模型, 简化了神经网络的结构, 减少了网络的训练时间。实例计算中信息约简后预测值与试验值线性回归的相关系数大于未约简时的相关系数值, 计算速度也有所提高。实例计算表明, 粗糙神经网络为坡面雨滴溅蚀量预测研究提供了一种有效可行的算法。

关 键 词: 粗糙集; 神经网络; 雨滴; 溅蚀量

中图分类号: U 416.1⁺4; TB 115

文献标识码: A

Study of slope rain drops splash-erosion based on rough neural network

DING Jia-ming^{1,2}, WANG Yong-he¹, DING Li-xing¹

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Central South University, Changsha 410075, China;

2. School of Highway Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410076, China)

Abstract: It is presented to predict slope splash-erosion for rain drops based on rough neural network. The redundancy information is reduced by the relative dependability between condition attribute and decision attribute of rough sets. The test indexes such as water depth and flux are deleted. The 2-5-1 rough neural network is established in which input parameters are gradient and rain intensity while output parameter is splash-erosion quantity. The frame of neural network is predigested. The train time of neural network is decreased. The reduced sloping field rain drops splash-erosion linear regression correlation coefficient of prediction and experiment is larger than that had not been reduced. The constringency speed is faster than that had not been reduced. The example calculation indicates that the rough neural network is an efficient and feasible algorithm to forecast sloping field rain drops splash-erosion.

Key words: rough sets; neural network; rain drops; splash-erosion

1 引 言

雨滴的溅蚀入侵是影响路基边坡稳定的重要病害之一。路基边坡土体的侵蚀不仅可能引起边坡的稳定问题, 还可能破坏路域环境。雨滴溅蚀作为雨滴与土粒发生碰撞并相互作用的过程, 其主要因素可分为降雨特性、土壤特性以及下垫面等因素, 且各因素之间还存在着一定的联系, 因此雨滴溅蚀是一个极其复杂的过程, 对其机理进行研究、分析和预测非常困难^[1]。

许多研究者都强调了降雨特征值对土壤侵蚀强度的影响^[1,2], 并根据野外及试验观测资料用回归方法建立了溅蚀量与降雨特性及下垫面等因素的关

系。尽管不同的研究者选择了不同的降雨特征, 但这些雨滴溅蚀量的预测仍停留在经验关系的分析上, 具有一定的局限性。

本文提出粗糙集与神经网络相结合的决策推理网络预测坡面雨滴溅蚀量。粗糙神经网络在预测坡面雨滴溅蚀量时, 通过粗糙集方法预处理数据, 去掉冗余信息, 可以简化神经网络的结构, 减少网络的训练时间。

2 粗糙神经网络

2.1 粗糙集理论

粗糙集(Rough Sets)理论^[3]是研究模糊性和不确定性的一种新的数学工具, 具有很强的定性分析

能力。该方法不需要预先给定某些特征或属性的数量描述,而是直接从给定问题的描述集合出发,仅利用数据本身所提供的信息,通过不可分辨关系和不可分辨类确定给定问题的近似域,从而找出该问题的内在规律。运用该理论中的重要性原理,可以描绘知识表达中不同属性的重要性,以此来剔除坡面雨滴溅蚀试验中对溅蚀量影响极小甚至没有影响的试验指标,简化输入信息的表达空间维数^[4]。但在实际问题的处理中粗糙集方法对噪声较敏感,用无噪声的训练样本学习推理的结果在有噪声的环境中应用效果不佳。

2.2 人工神经网络

人工神经网络是 20 世纪 80 年代中期兴起的一门非线性科学^[5],在模式识别、数据处理、自动控制等领域得到广泛的应用,并取得很好的效果。它是以网络的结构形式完成输入空间和输出空间的映射,其计算过程中没有显式函数,计算是通过网络结构的不断学习调整而完成。该方法可以实现聚类学习,能实现信息的并行处理。但不能确定哪些知识是冗余的,哪些知识是有用的。而且,尽管神经网络对噪声干扰有较好的抑制能力,但其不能将输入信息空间维数简化,当输入信息空间维数较大时,网络不仅结构复杂,而且训练时间也很长。

2.3 粗糙集与神经网络的结合

由上可知,粗糙集模拟人类的抽象逻辑思维,而神经网络方法模拟形象直觉思维^[4]。前者的核心是基于不可分辨性的思想和知识简化的方法,从数据中推理逻辑规则作为知识表达系统的数学模型;而后者则是利用非线性映射的思想和并行处理的方法,用神经网络本身结构表达输入与输出关联知识的隐函数编码。

把粗糙集与神经网络结合起来,就是用粗糙集方法先对信息进行预处理,即把粗糙集网络作为前置系统,再根据预处理后的信息结构构成神经网络信息输入^[6]。这样通过粗糙集方法去掉冗余信息后,减少了信息表达的特征数量,从而减小神经网络构成系统的复杂性,也减少了后续使用过程中信息作为网络输入时的特征值计算时间,使训练简化,大大缩短了网络的训练时间。神经网络作为后置的信息识别系统,无需领域专家从领域知识或案例集中归纳出的经验规则。由于其较强的容错及抗干扰能力,对于规则或模型中存在的错误不敏感,可以很好地消除粗糙集对噪音敏感的负面影响。因此,粗糙神经网络综合了粗糙集和神经网络的优点,可以很好地应用于坡面雨滴溅蚀量的预测。

3 粗糙神经网络计算步骤

3.1 数据离散化

数据预处理就是将试验数据及决策属性离散化,粗糙集只能对离散数据进行处理。当输出数据是连续数据时,在应用粗糙集时必须对数据进行离散化处理^[7]。离散化本质上可归结为利用选取的断点来对条件属性构成的空间进行划分的问题,即把条件属性划分成有限个区域,使得每个区域中的对象的决策值相同。由于对原始数据的离散化方法的不同会影响计算结果,尤其对于膨胀土试验指标评价存在争议情况,应该同时选取不同的评判体系离散试验数据,对计算结果进行对比研究。最后,确定合理的数据离散化方法和原始样本集。

3.2 用粗糙集约简指标

在粗糙集理论中决策表是一类特殊而重要的知识表达系统^[8],具有条件属性和决策属性。决策表表头是各属性,其每一行表示论域中的一个成员或称一条决策规则,每一列表示属性及属性值。

给定坡面雨滴溅蚀数据库 $K = (U, R)$, 对于每个侵蚀因素 $X \in U$ 和一个等价关系 $R \in \text{ind}(K)$, 其中 $U \neq \emptyset$ 是所有试验组成的非空有限集合。 R 是 U 上的一族等价关系, U/R 为 R 的所有等价类族。现有 $P, Q \subseteq R$, 若 $\text{ind}(P) \subseteq \text{ind}(Q)$, 则称溅蚀量 Q 依赖于侵蚀因素 P , 也就是说 Q 可由 P 完全推导出来,记为 $P \rightarrow Q$ 。在粗糙集理论的具体应用中,有的侵蚀因素并不是完全可推导的。 Q 的 P 正域记为 $\text{pos}_P(Q)$, 满足 $\text{pos}_P(Q) = \bigcup_{x \in U/Q} R_-(X)$, $\text{pos}_P(Q)$ 表

示试验 U 中所有根据侵蚀因素 U/P 的信息可以准确地划分到 Q 的等价类中去的对象集合。当某个侵蚀因素 $r \in P$, 而且满足 $\text{pos}_P(Q) = \text{pos}_{(P-\{r\})}(Q)$ 时,称 r 为 P 中 Q 不必要的,否则 r 为 P 中 Q 必要的;而 P 中 Q 不必要的 r 就可以被约简。

3.3 粗糙神经网络的结构

根据 Kolmogorov 定理,在一定条件下,对于任意给定的 $\varepsilon > 0$ 存在一个 3 层神经网络,能以 ε 均方差的精度逼近任意连续函数。因此,根据试验的实际情况,采用动量法和自适应调整学习率的改进 BP 神经网络模型^[8],其网络结构为多输入单元、多隐含层单元和单输出单元。

其中,输入层单元数量由试验中测得的数据,通过粗糙集的计算对试验数据进行预处理,约简掉无关紧要的侵蚀因素;考虑到坡度对坡面雨滴溅蚀影响的重要性,以及试验是在 5 个不同坡度的坡面上进行的,因此隐含层的神经单元个数由试验时降

雨坡度的个数决定,即隐含层的神经单元个数为 5;而输出层单元为 1 个,即溅蚀量。粗糙神经网络结构图如图 1 所示。

4 实例计算及分析

4.1 试验数据离散化

为了验证雨滴溅蚀的粗糙神经网络,可以利用某地现有的试验数据计算雨滴溅蚀量。实验数据见文献[1]中表 1。经过对试验数据进行等区间离散化, $STEP=(MAX-MIN)/5$, MAX 表示每一列的最大值; MIN 表示每一列的最小值,把每一列的属性值分 5 个等级: $(MIN+4STEP, MAX)$ 用 5 表示,

$(MIN+STEP, MIN+3STEP)$ 用 4 表示,依次类推, $(MIN, MIN+STEP)$ 用 0 表示,得出表 1。

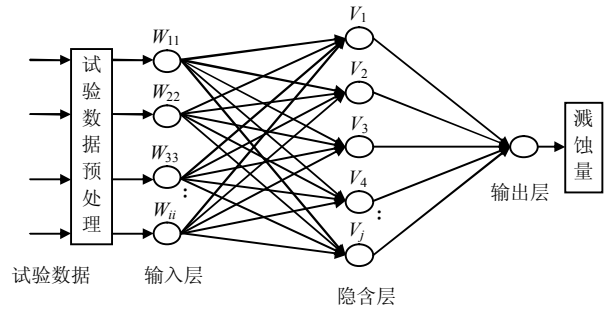


图 1 粗糙神经网络结构图

Fig.1 Framework of rough neural networks

表 1 坡面雨滴溅蚀试验数据的离散化数值

Table 1 Discretization value of slope rain drops splash-erosion test

参数	序号																								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
坡度 pd	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4
雨强 yq	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
水深 ss	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
流量 ll	0	0	0	0	1	0	1	2	1	0	0	0	1	2	4	0	0	2	4	2	0	1	3	1	4
溅蚀量 js	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	2	0	0	2	3	2	1	1	3	2	4

4.2 用粗糙集约简试验指标

用粗糙集对表 1 中的数据进行约简。 U 是所有试验数据组,从编号 1 到编号 25。 R 是 U 上的一族等价关系, $R=\{pd, yq, ss, ll\}$ 。等价关系坡度(pd)、雨强(yq)、水深(ss)、流量(ll),决策属性为溅蚀量(js)进行分类如下:

$$U/pd = \{\{1,2,3,4,5\}, \{6,7,8,9,10\}, \{11,12,13,14,15\}, \{16,17,18,19,20\}, \{21,22,23,24,25\}\}$$

$$U/yq = \{\{1,6,11,16,21\}, \{2,7,12,17,22\}, \{3,8,13,18,23\}, \{4,9,14,19,24\}, \{5,10,15,20,25\}\}$$

$$U/ss = \{\{1,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25\} \{2\}\}$$

$$U/ll = \{\{1,2,3,4,6,10,11,12,16,17,21\}, \{5,7,9,13,22,24\}, \{8,14,18,20\}, \{15,19,25\}, \{23\}\}$$

$$U/js = \{\{1,2,3,4,5,6,7,9,10,11,12,16,17\}, \{8,13,14,21,22\}, \{15,18,20,24\}, \{19,23\}, \{25\}\}$$

因为 js 的 R 正域为:

$$\begin{aligned} \text{pos}_R(js) = & \{1\} \cup \{2\} \cup \{3\} \cup \{4\} \cup \{5\} \cup \{6\} \cup \\ & \{7\} \cup \{8\} \cup \{9\} \cup \{10\} \cup \{11\} \cup \{12\} \cup \{13\} \cup \{14\} \\ & \cup \{15\} \cup \{16\} \cup \{17\} \cup \{18\} \cup \{19\} \cup \{20\} \cup \{21\} \\ & \cup \{22\} \cup \{23\} \cup \{24\} \cup \{25\} \end{aligned}$$

因为 $\text{pos}_{R-\{pd\}}(js) \neq \text{pos}_R(js)$, 所以 pd 不可以约简;同理 yq 也不可以约简。

而 $\text{pos}_{R-\{ss\}}(js) = \text{pos}_R(js)$, 所以 ss 可以约简;同理 ll 也可以约简,

又因为 $\text{pos}_{R-\{ll,ss\}}(js) = \text{pos}_R(js)$, 所以 ll, ss 可以同时约简。

4.3 用神经网络预测溅蚀量

此时试验中坡度、雨强、水深、流量 4 个指标可以约简为坡度、雨强 2 个指标,进行神经网络计算时输入指标只有 2 个,输入层节点为 2 个。考虑到计算效果,本模型隐含层节点为 5 个;输出层数据节点为 1 个,即雨滴溅蚀量,相邻两层节点之间互连。神经网络利用 Levenberg-Marquardt 算法^[9]进行训练。依然从文献[1]表 1 中按不同的坡度随机抽取一组数据,共计 5 组数据进行验证,用剩下的 20 组数据对网络进行训练。数据用 Nguyen-Widrow 算法^[9]初始化后进行训练,当误差为 $0.000\ 983 < 0.001$ 时训练结束。

将开始随机抽取的数据按同样的计算方法初始化后通过训练好的网络,然后对网络输出和文献[1]表 1 中相对应的雨滴溅蚀量进行线性回归分析,可得相关系数为 0.98,神经网络计算输出值与试验值非常吻合,如图 2 所示,图中 T 为试验值, A 为拟合值。多次运行计算程序,其相关系数略有变化,但相关系数都在 0.9 以上,可见神经网络运行十分稳定。

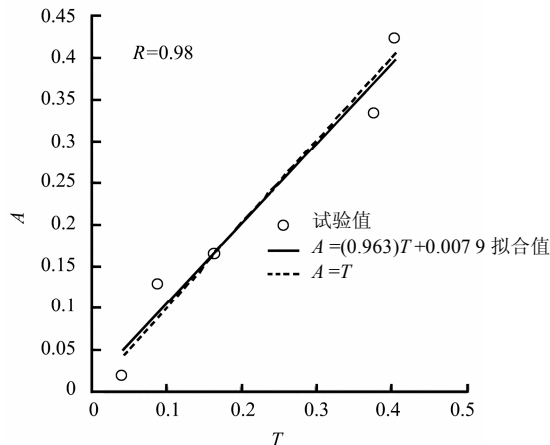


图2 粗糙神经网络计算输出的溅蚀量与试验数据回归分析
Fig.2 Splash-erosion regression analysis of test and calculated by rough NN

4.4 效果对比

用未约简的试验数据训练网络并进行仿真分析,发现当输入层节点数为4个节点和目标误差为0.001时,训练66次后达到了目标误差,而输入层节点数为2个时,训练在第8次循环时即已结束。因此,约简后的神经网络模型比未约简的神经网络模型更为有效。

训练时间过于漫长的固有缺点是制约人工神经网络实用化的因素之一。文献[10]应用粗糙集化简神经网络训练样本数据集,在保留重要信息的前提下消除了多余的数据,使训练速度提高了4.77倍,获得了较好的效果。因此,将粗糙集与神经网络结合起来,充分利用粗糙集处理不确定性的特长以增强神经网络的信息处理能力具有广泛的应用价值。

5 结 语

本文尝试用粗糙神经网络预测坡面雨滴溅蚀量。先用粗糙集对某地雨滴溅蚀试验数据进行预处理;然后用处理过后的数据训练神经网络模型;最后,预测坡面雨滴溅蚀量。其计算过程清晰、计算速度快、结果令人满意。因此,粗糙神经网络用于预测坡地雨滴溅蚀量是合理、可行、有效的。

雨滴溅蚀对路域环境影响非常显著。其机理是坡面降雨侵蚀理论研究的一个重大障碍。粗糙神经网络通过粗糙集方法可减少信息表达的属性数量,减小神经网络构成系统的复杂性。结合神经网络信息识别系统,具有较强的容错及抗干扰的能力。粗糙神经网络计算模型必将广泛地应用于降雨对土壤及路域环境影响的研究。

参 考 文 献

- [1] 王协康, 方铎. 物理基础的坡面雨滴溅蚀模型[J]. 四川联合大学学报, 1997, 1(3): 90—102.
WANG Xie-kang, FANG Tuo. A physically-based model of rain-splash erosion on the slope[J]. *Journal of Sichuan Union University(Engineering Science Edition)*, 1997, 1(3): 90—102.
- [2] 吴普特, 周佩华. 雨滴击溅在薄层水流侵蚀中的作用[J]. 水土保持通报, 1992, 12(4): 19—47.
WU Pu-te, ZHOU Pei-hua. Effect of rain drops splash-erosion in folium current[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 1992, 12(4): 19—47.
- [3] Pawlak Z. Rough sets[J]. *International Journal of Information and Computer Science*, 1982, (11): 341—356.
- [4] 曾黄麟. 智能计算[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2004.
- [5] 朱剑英. 智能系统非经典数学方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2001.
- [6] 高友. 粗糙神经网络方法及其在 HSV 疗效分类上的应用[J]. 四川师范大学学报, 2003, 26(2): 176—179.
GAO You. Approach to rough neural networks and its application in classification of patients after highly selective vagotomy for duodenal ulcer[J]. *Journal of Sichuan Normal University*, 2003, 26(2): 176—179.
- [7] 张文修, 吴伟志, 梁吉业, 等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科技出版社, 2001.
- [8] 韩万林, 张幼蒂. 断层推断的改进 BP 神经网络方法[J]. 合肥工业大学学报, 2001, 24(5): 890—893.
HAN Wan-lin, ZHANG You-di. Fault recognition by improved BP neural network[J]. *Journal of Hefei University of Technology*, 2001, 24(5): 890—893.
- [9] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科技出版社, 2003.
- [10] Jelonek J. Rough sets reduction of attributes and their domains for neural networks[J]. *Computational Intelligence*, 1995, 11(2): 339—347.