

文章编号: 1000 - 7598 - (2005) 02 - 0193 - 05

基于神经网络范例推理的边坡稳定性评价方法

刘沐宇^{1,2}, 冯夏庭¹

(1.中国科学院武汉岩土力学研究所, 湖北 武汉 430071; 2.武汉理工大学 土木工程与建筑学院, 湖北 武汉 430070)

摘要: 提出了基于神经网络范例推理的边坡稳定性评价方法。针对边坡的稳定性影响因素的复杂多变性和相当强的不确定性, 建立了基于神经网络的边坡范例检索模型。运用神经网络强大的自适应、自组织、自学习的能力以及高度的非线性映射性、泛化性和容错性的特点, 通过边坡范例的神经网络学习, 建立了当前边坡和边坡范例之间相似性计算关系, 最终实现了当前边坡的稳定性评价。对于 8 个验证边坡范例, 模型的预测准确性达到了 100%, 范例中的 160 组数据的相关性也达到了 0.981 5, 表明建立的模型具有很高的预测准确性, 模型的泛化能力很强。

关键词: 范例推理; 神经网络; 边坡; 稳定性评价

中图分类号: TU 457

文献标识码: A

Evaluation of slope stability based on case-based reasoning integrated with neural network

LIU Mu-yu^{1,2}, FENG Xia-ting¹

(1. Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China;

2. School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: An evaluation approach to slope stability based on case-based reasoning integrated with neural network is presented. And in view of the complex and uncertainty of the information of slope stability evaluation, a model indexing slope base case with neural network is set up. In this model, the relationship of similarity between the slope base cases is established by the neural network through training based on case-based reasoning; and the most similar base case to the slope target case in the base cases of slope is found out. Finally, the slope stability of target case is evaluated. It is shown from examples that the result of stability evaluation of the slope is the same as the its practical state; and the approach is simple, practical, and convenient to use.

Key words: case-based reasoning; neural network; slope stability; slope; approach

1 引言

自 1982 年 Roger Schank 在出版的《Dynamic Memory》书中首次提出基于范例推理 (Case-Based Reasoning, 简称 CBR) 以来, 在规划、设计、医学、故障诊断、预报预测等领域获得了相当的成功^[1]。在范例推理中, 把当前所面临的新问题称为目标范例 (target case), 而把记忆的问题称为源范例 (base case)。范例推理就是由目标范例的提示而获得记忆中的源范例, 并由源范例来指导目标范例求解的一种策略。基于范例推理中知识表示是以范例为基础, 范例的获取比规则获取要容易, 从而大大简化了知识的获取。对于边坡稳定性评价这样的复杂问题, 其知识获取本身就是一件非常不容易的事情,

所以, 范例推理原理为边坡稳定性评价提供了一条可行的新途径^[2, 3]。

范例的检索是实现范例推理的关键步骤。文献^[2, 3]采用影响因素之间的欧氏距离和语义距离, 分别提出了基于欧氏距离的边坡范例检索模型和基于模糊相似优先的边坡范例检索模型, 在当前边坡与边坡范例之间建立了合理的推理关系, 实现了当前边坡的稳定性评价。然而, 边坡的稳定性影响因素是复杂多变的, 具有相当强的不确定性。为此, 本文根据范例推理原理, 结合神经网络, 提出了基于神经网络范例推理的边坡稳定性评价方法, 建立了基于神经网络的边坡范例检索模型, 运用了神经网络强大的自适应、自组织、自学习的能力以及具备的高度的非线性映射性、泛化性和容错性的特点。

收稿日期: 2004-04-21

修改稿收到日期: 2004-06-30

基金项目: 国家 973 项目 (No.2002CB412708) 和湖北省自然科学基金资助项目 (No.2000J146)。

作者简介: 刘沐宇, 男, 1963 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程与交通土建工程的教学和科研工作。E-mail: liumuyu@public.wh.hb.cn

通过神经网络的学习，建立了当前边坡和边坡范例之间的相似性计算关系，从而实现了对边坡的稳定性评价。根据 20 个边坡范例构成的 400 个边坡范例的相似度学习样本，克服了以往的神经网络边坡稳定性评价方法^[4, 5]因学习样本少而引起的网络误差较大、不易收敛的缺陷。

2 基于神经网络的边坡范例检索模型

2.1 神经网络与 Matlab 编程^[6]

神经网络是在神经生理学、神经心理学与神经解剖学研究的基础上提出的模拟人脑功能的网络，具有大规模并行处理、分布式存储、自适应、自组织、自学习能力等特点，应用非常广泛。人工神经网络的模型有很多种，目前应用最为广泛的是误差反向传播 (error back propagation, BP) 网络。BP 网络以它的高度的非线性映射能力、泛化能力、容错性以及易实现性，倍受人们的青睐，主要用于多参数的非线性预报，尤其是对于无法建立起准确数学模型的复杂事件，可以提供有效的数值预报。但 BP 网络存在着收敛慢、易于局部收敛的缺点。本文采用了一种基于 Levenberg-Marquardt 优化法的 Trainlm 训练法来对网络进行训练，对网络进行了改进，提高了 BP 网络的收敛速度。

Levenberg-Marquardt 优化方法的权值调整率为

$$\Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (1)$$

式中 J 为误差对权值微分的 Jacobian 矩阵； e 为误差向量； μ 为一标量； I 为单位矩阵。

当 μ 很大时，权值调整率中的 $J^T J$ 项可以忽略， $\Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \approx \mu^{-1} J^T e$ ，权值调整接近于梯度法；当 μ 很小时，权值调整率中的 $J^T J$ 项可以忽略，则 $\Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \approx J^{-1} e$ ，权值调整接近于 Gauss-Newton 法。

在学习过程中 μ 是自适应调整的，从而决定了学习算法是根据牛顿法，还是根据梯度法来完成，实现 Trainlm 训练法收敛的快速性。

本文采用的编程环境是 Matlab6.5。Matlab 是一种高性能的用于工程计算的编程软件，它丰富的库函数使开发者从繁琐的程序代码中解放出来，被誉为第四代计算机语言，具有简单、直接、高效、开放的特点。

2.2 基于神经网络的边坡范例检索模型

2.2.1 网络结构的确定^[7]

理论上，一个三层的前向神经网络可以拟合任一个连续函数。本文构造了一个三层单输出结点的

BP 网络来实现对边坡范例之间相似性关系的描述，如图 1 所示，图中输入层是最低层，输出层是最高层，中间是隐节点层。

构造 BP 网络的目的是，要通过它获取专家关于判定边坡范例相似的知识，其具体工作体现在用神经网络拟合边坡范例之间相似度关系。因此，网络的输入层由两组对应的节点 I_1, I_2 构成，这两组节点的个数的排序完全相同，分别对应着 2 个边坡范例之间的各个属性，若边坡范例有 m 个属性，则输入节点数为 $2m$ ；网络的输出层是单结点，其值为 2 个输入边坡范例的相似度。

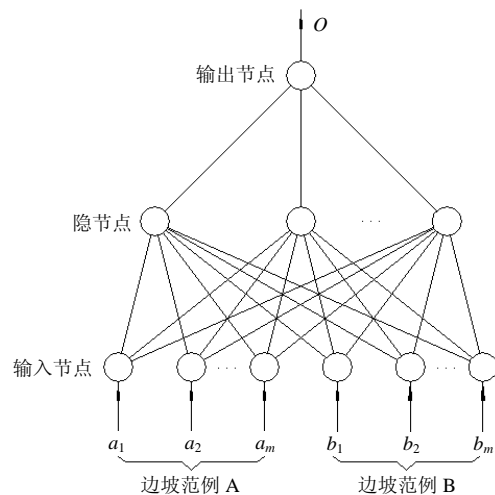


图 1 网络结构示意图

Fig.1 The neural network for similarity between the slope base cases

2.2.2 网络学习样本的构造

假设有 n 个边坡范例，范例的属性个数为 m ，则神经网络有 $2m$ 个输入节点；每 2 个边坡范例的属性值及两范例的相似度，构成了神经网络的一个学习样本，前者为输入，后者为输出。若记边坡范例的属性值 a 之值为 C ，则有 $C_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}]$ ， $i=1, 2, \dots, n$ 。若记样本的输入为 I ，则有： $I_{ij} = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}, a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jm}]$ ， $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。若记样本的输出为 O ，则式 (2) 为样本输入输出的对应矩阵，其中对应位置的元素构成一对样本。

$$\begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} & \dots & I_{1n} \\ I_{21} & I_{22} & \dots & I_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{n1} & I_{n2} & \dots & I_{nm} \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} O_{11} & O_{12} & \dots & O_{1n} \\ O_{21} & O_{22} & \dots & O_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ O_{n1} & O_{n2} & \dots & O_{nm} \end{bmatrix} \quad (2)$$

样本输入要进行预处理，使之取值的范围为 $[0,1]$ 。如不将样本的原始数据进行归一化处理，当

两项数据的数量级相差较大时,会造成很大的误差。输出矩阵是对称矩阵,且主对角线元素恒为 0,其意义在于每一个范例都是自相似的,则矩阵 O 表示为一半角阵。

$$\begin{bmatrix} 0 & O_{12} & O_{13} & \cdots & \cdots & O_{1n} \\ & 0 & O_{23} & \cdots & \cdots & O_{2n} \\ & & 0 & \cdots & \cdots & \cdots \\ & & & \cdots & \cdots & \cdots \\ & & & & 0 & O_{(n-1)n} \\ & & & & & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

从半角矩阵可看出,需要 $n(n+1)/2$ 个样本才能反映出相似度判定的规律,而下半角与上半角对应的元素值相同,即同一输出对应两组范例输入,只不过是范例的排列顺序颠倒了。而这种正反顺序的样本共同作用于神经网络,对它的训练效果更好。因此,仍然采用 n^2 个样本进行训练。而要从这 n 个边坡范例中找出与当前边坡相似的范例,就将当前边坡的属性值与 n 个边坡范例对应的属性作为输入,求出它们之间的相似性。相似性的值越小,表明相似程度越高。这样可以找出一组按相似度大小排列的边坡范例队列。

3 应用分析

3.1 边坡范例样本的选取与预处理

选用文献[8]中的 28 个边坡范例,其中的 20 个边坡范例作为源范例,则网络训练样本数为 $20 \times 20 = 400$ 个。另外 8 个边坡范例作为验证范例,每个边坡范例有 5 个属性,所以,网络的输入为 $2 \times 5 = 10$ 个节点;网络的输出为 2 个边坡范例之间的相似度,单个节点。

鉴于 BP 网络的特点,选取 $y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$ 函数对输入数据进行了归一化处理,将所有数据化为 $[0, 1]$ 范围;2 个边坡范例之间的相似度作为学习的目标,网络输出层采用 purelin 激活函数,所以不需对其进行归一化处理。

3.2 模型的建立

网络结构设计经验规则并经过试算,选定网络隐层节点数为 9 个,即网络的结构为 10-9-1。在网络中,隐层神经元选用“S”型激活函数 tansig 函数: $f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} - 1 = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$; 输出层神经元选用线性激活函数 purelin 函数: $f(x) = x$ 。采用的训练方法为基于 Levenberg-Marquardt 优化方法的 Trainlm 法,终止条件为 $E = \sum (d_j - O_j)^2 \leq 0.01$ 或达到最大

训练次数 5 000 次或网络收敛于一个极值。

3.3 模型的验证

为了说明模型的有效性 with 科学性,本文在对网络进行训练建立了模型之后,采用另外的 8 个边坡范例对网络进行验证,通过网络仿真,计算出这 8 个边坡范例与 20 个源范例的相似度,并找出最相似者,即网络的检验数据为 $8 \times 20 = 160$ 个。

3.4 网络算法流程

在目前 BP 网络实际应用中有两种训练策略:单样本训练策略与批(Batch)训练或周期(epoch)训练策略。

由于单样本训练策略遵循的是只顾眼前的“本位主义”原则,只针对每个样本产生的误差进行调整,难免顾此失彼,使整个训练的次数增加,导致收敛速度过慢。而批训练遵循了以减小全局误差为目标的“集体主义”原则,可以保证总误差向减小方向变化。在样本数较多时,批训练比单样本训练时的收敛速度快。所以本网络采用的是批训练策略,网络算法流程如图 2 所示。

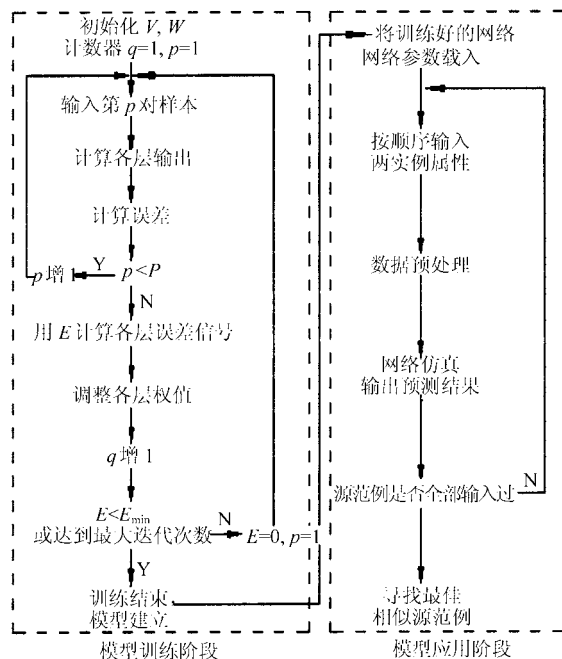


图 2 模型的建立与应用流程示意图
Fig. 2 The establishment of model indexing slope base case with neural network

3.5 网络训练结果

通过训练,建立了范例推理中基于神经网络的相似度计算模型,并依此编写了范例检索模型。网络采用的训练范例与验证范例如表 1 示,网络训练结果如表 2,网络的验证结果如表 3 所示。

3.6 结果分析

由表 2 和表 3 可以得出：结构为 10-9-1 的网络输出与目标数据的相关性可达 0.995 71，最大误差为 0.104 1，误差超过 0.05 的数据的比例仅为 3.5%，而且网络达到了一个极值而停止训练，说明

所建立的模型的精度较高。对于 8 个验证边坡范例，模型的预测准确性达到了 100%，8 个验证边坡范例的 160 组数据的相关性也达到了 0.9815，表明模型的预测准确性也很高，模型的泛化能力很强。

表 1 边坡范例及稳定性状况
Table 1 Practical slopes and their stability states

边坡范例	边坡稳定性影响因素					边坡稳定性状况	
	岩石重度 $\gamma / \text{kN} \cdot \text{m}^3$	凝聚力 c / kPa	内摩擦角 $\varphi / (^\circ)$	边坡角 $\psi / (^\circ)$	边坡高度 H / m		
11	18.68	26.34	15	35	8.23	破坏	
12	16.5	11.49	0	30	3.66	破坏	
13	14.8	0	17	20	50	破坏	
14	14	11.97	26	30	88	破坏	
15	18.5	12	0	30	6	破坏	
16	22	20	36	45	50	破坏	
17	12	0	30	45	8	破坏	
用于 网络 训练 的 边坡 范例	18	23.47	0	32	214	破坏	
19	19.63	11.97	20	22	12.19	破坏	
I10	21.82	8.62	32	28	12.8	破坏	
I11	18.84	0	20	20	7.62	破坏	
I12	21.43	0	20	20	61	破坏	
I13	21.51	6.94	30	31	76.81	破坏	
I14	18.84	14.36	25	20	30.5	稳定	
I15	28.44	29.42	35	35	100	稳定	
I16	28.44	39.23	38	35	100	稳定	
I17	26	150	45	50	200	稳定	
I18	22.4	10	35	30	10	稳定	
I19	12	0	30	35	4	稳定	
I20	20.41	24.9	13	22	10.67	稳定	
用于 网络 验证 的 边坡 范例	I-1	18	24	30.15	45	20	破坏, I6
I-2	23	0	20	20	100	破坏, I11	
I-3	20	20	36	45	50	破坏, I6	
I-4	20	0	36	45	50	破坏, I6	
I-5	22.4	10	35	45	10	破坏, I6	
I-6	20	20	36	45	50	破坏, I6	
I-7	22	0	40	33	8	稳定, I18	
I-8	18	5	30	20	8	稳定, I14	

表 2 基于神经网络的边坡例检索模型建模过程参数与训练结果

Table 2 The experimental results and processing parameters of model indexing slope base case with neural network

网络 结构	网络参数		训练结果				
	最大训练次数	输出误差 训练目标	实际训练次数	训练结束 输出误差	网络输出与目标 数据的相关性	最大 误差	误差超过 0.05 的 数据的比例/%
10-9-1	5 000	0.01	4 474	0.281 1	0.995 71	0.104 1	3.5

表 3 基于神经网络的边坡范例检索模型应用结果

Table 3 The application to slope stability evaluation based on case-based reasoning integrated with neural network

应用结果	用于验证的边坡范例								相关性	预测准确度 /%
	I-1	I-2	I-3	I-4	I-5	I-6	I-7	I-8		
最大误差	0.112 87	0.078 262	0.058 812	0.071 205	0.054 858	0.058 812	0.077 128	0.083 147		
实际最相似源范例	I6	I11	I6	I6	I6	I6	I18	I14	0.981 5	100
网络预测最相似源范例	I6	I11	I6	I6	I6	I6	I18	I14		

4 结语

范例的检索是实现范例推理的关键步骤。针对边坡的稳定性影响因素的复杂多变性和相当强的不确定性, 本文提出了基于神经网络的边坡范例检索模型。运用了神经网络强大的自适应、自组织、自学习的能力以及具备的高度的非线性映射性、泛化性和容错性的特点。通过神经网络的学习, 建立了当前边坡和边坡范例之间相似性计算关系, 从而实现了当前边坡的稳定性评价。根据20个边坡范例构成了400个边坡范例的相似度学习样本, 克服了以往的神经网络边坡稳定性评价方法由于学习样本少而引起的网络误差较大、不易收敛的缺陷。对于8个验证边坡范例, 模型的预测准确性达到了100%。8个验证边坡范例的160组数据的相关性也达到了0.9815, 表明本文建立的模型具有很高的预测准确性, 模型的泛化能力很强。

参考文献

- [1] 倪志伟, 贾瑞玉, 李龙澍. 基于神经网络的范例推理[J]. 微机发展, 2001, (5): 3-5.
NI Zhi-wei, JIA Rui-yu, LI Long-shu. Case-based reasoning based on neural network (in Chinese)[J]. **Microcomputer Development**, 2001, (5): 3-5.
- [2] LIU Mu-yu. Case-based reasoning for slope stability evaluation and its application[J]. **Journal of Wuhan University of Technology, Materials Science Edition**, 2001, 16(4): 62-65.
- [3] 刘沐宇, 朱瑞庚. 基于模糊相似优先的边坡稳定性范例推理方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(8): 1188-1193.
LIU Mu-yu, ZHU Rui-geng. A case-based reasoning approach to slope stability evaluation based on fuzzy analogy preferred ratio[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2002, 21(8): 1188-1193.
- [4] 冯夏庭, 王泳嘉, 卢世宗. 边坡稳定性的神经网络估计[J]. 工程地质学报, 1995, 3(4): 54-61.
FENG Xia-ting, WANG Yong-jia, LU Shi-zong. NN evaluation of slope stability[J]. **Journal of Engineering Geology**, 1995, 3(4): 54-61.
- [5] 夏元友, 李新平, 程康. 用人工神经网络估算岩质边坡的安全系数[J]. 工程地质学报, 1998, 6(2): 156-159.
XIA Yuan-you, LI Xin-ping, CHENG Kang. NN evaluation of slope stability factor[J]. **Journal of Engineering Geology**, 1998, 6(2): 156-159.
- [6] 飞思科技产品研发中心. Matlab6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [7] 毛权, 肖人彬, 周济. CBR中基于实例特征的相似实例检索模型研究[J]. 计算机研究与发展, 1997, 34(4): 257-263.
MAO Quan, XIAO Ren-bin, ZHOU Ji. Searching model of CBR based on case characteristic[J]. **Computer Research and Development**, 1997, 34(4): 257-263.
- [8] Sah N K, Sheorey P R, Upadhyaya L N. Maximum likelihood estimation of slope stability [J]. **International Journal of Rock Mechanics Mining Science & Geomechanics Abstract**, 1994, 31(1): 47-53.

第八届全国青年岩石力学与工程学术大会和第八届全国岩石破碎与粉碎学术研讨会 征文通知

由中国岩石力学与工程学会青年工作委员会和中国岩石力学与工程学会岩石破碎工程专业委员会共同主办, 中南大学等单位承办的第八届全国青年岩石力学与工程学术大会和第八届全国岩石破碎与粉碎学术研讨会, 将于2005年10月在长沙举行。

1. 应征论文范围

资源与地下空间开发中的岩土力学问题, 包括: (1) 岩土基本性质; (2) 地下空间利用与风险分析; (3) 矿岩破裂与岩层控制; (4) 岩土本构、断裂、损伤; (5) 环境岩土工程; (6) 岩土动力学; (7) 资源开发与利用; (8) 岩土工程进展与工程实录; (9) 其他。

2. 应征论文要求

应征论文应未公开发表过, 篇幅限在8000字以内(综述或专题报告可适当放宽)。按照科技论文格式书写, 采用法定计量单位, 并注明论文的联系作者(姓名、详细通讯地址、电话、传真、E-mail等联络方式)。

3. 应征论文时间安排

论文截止日期: 2005年5月1日。

4. 会议联系方式

联系人: 邓建, 刘爱华, 邓义芳

联系地址: 410083 湖南省长沙市中南大学资源与安全工程学院

E-mail信箱: bianli@csu.edu.cn; alexliu@163.com

Tel: 13875850746 (邓建), 13755006918 (刘爱华), 0731-8879612 (邓义芳)

Fax/Tel: 0731-8879612, 0731-8836450

欢迎广大岩土力学与岩土工程界及相关专业的研究人员、教师、工程技术人员、学生踊跃投稿。应征论文由会议学术委员会审阅后决定是否录用。会议将以《地下空间与工程学报》正刊正式出版。会议将邀请国内著名专家作大会专题报告。大会将评选优秀论文, 并在大会上颁奖。

本次会议特别欢迎青年学者和研究生参加, 会上将举办青年学术沙龙, 为青年学子提供学术交流、施展才华的自由空间, 届时还将对学生在注册费上给予一定优惠。