

文章编号: 1000-7598 (2011) 02-0547-06

# 基于RNN模型的坝体和岩基区间参数反演方法研究

雷 鹏<sup>1,2,3</sup>, 苏怀智<sup>4</sup>, 张贵金<sup>1</sup>

(1.长沙理工大学 水利工程学院, 长沙 410114; 2.中国水电顾问集团 中南勘测设计研究院, 长沙 410014;  
3.武汉大学 水利水电学院, 武汉 430072; 4.河海大学 水利水电工程学院, 南京 210098)

**摘 要:** 针对混凝土大坝坝体和岩基参数的区间不确定性, 构造具有区间分析功能的 RNN (粗糙神经网络) 模型, 并运用该模型反演坝体和岩基区间参数值。应用区间有限元对结构进行正分析, 根据区间参数反演的需要选取相应的区间学习样本, 利用 RNN 模型对样本进行模式学习直至网络收敛, 最后通过网络回想和反归一法得到坝体和岩基力学参数的区间值。研究表明, 该方法可用于反演混凝土坝坝体和岩基区间力学参数, 反演得到的区间参数值是合理的。此外, 基于 RNN 模型的区间参数反演方法经过一定的拓展和改进, 理论上可应用于反演其他类型的区间参数。

**关 键 词:** 粗糙神经网络; 区间有限元; 区间反分析; 不确定性参数

中图分类号: TU 452

文献标识码: A

## Study of interval parameters back analysis of dam body and rock foundation based on RNN model

LEI Peng<sup>1-3</sup>, SU Huai-zhi<sup>4</sup>, ZHANG Gui-jin<sup>1</sup>

(1. School of Water Conservancy, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;  
2. Mid-south Design and Research Institute, China Hydropower Engineering Consulting Group Co, Changsha 410014, China;  
3. School of Water Resources and Hydropower, Wuhan University, Wuhan 430072, China;  
4. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** In light of the uncertainty of concrete dam and rock foundation parameters, a rough neural network (RNN) model is constructed and applied to interval parameters inversion of dam body and rock foundation. The RNN model is a combination of rough sets and BP-NN, which has the interval input and output just as rough sets and has a similar network structure to BP-NN. The steps of this method are as follows. Firstly, the structure is analyzed with interval finite element method. Secondly, the corresponding interval samples are chosen from interval FEM results according to special requirements for interval parameters inversion. Thirdly, the interval samples are trained continuously by RNN model until the error is less than a given threshold. Lastly, the interval parameters of dam body and rock foundation are calculated by means of network recollection and back normalization. It is shown that this method can be used to interval mechanical parameters inversion of dam body and rock foundation and the result is reasonable. Moreover, this interval analysis method based on RNN model theoretically can also be used to other interval parameters inversion after some expansion and improvement.

**Key words:** rough neural network; interval finite elements; interval back analysis; uncertain parameters

## 1 引 言

在水利和岩土工程中, 由于仪器精度、测量误差等原因使监测资料存在一定的偏差, 偏差一般属于区间不确定性问题, 而区间分析方法是解决此类问题的有力工具。对土木水利工程中的区间不确定性问题, 目前已有部分研究人员进行了研究。在正

分析方面, 文献[1]应用区间有限元方法研究了边坡变形; 文献[2]研究了基于区间方法的土体参数敏感性分析; 文献[3]将区间分析方法应用于黏弹性问题分析。在反分析方面, 文献[4]研究了混凝土坝力学参数反演的区间确定性模型; 文献[5]分别研究了基于参数摄动法的摄动反演模型以及基于约束优化技术的可变容差法反演模型; 文献[6]研究了巷道围岩

收稿日期: 2010-03-27

基金项目: 湖南省教育厅项目 (No. 09C087); 国家自然科学基金 (No. 50809025); 国家科技支撑计划课题 (No. 2008BAB29B03); 国家重点实验室专项经费资助项目 (No. 2009586912); 长沙理工大学人才引进基金资助项目 (No. 1004271)。

第一作者简介: 雷鹏, 男, 1979 年生, 博士, 讲师, 主要从事大坝安全监测和数值计算方面的研究。E-mail: dolaimy@163.com

初始应力场和弹性模量的区间反演方法。

目前，区间反演分析易受计算效率和区间扩张的影响。神经网络具有较强的参数辨识能力，在确定性参数辨识中应用较多并效果较好<sup>[7-8]</sup>。但是，传统的神经网络的输入输出均为确定性值，因而无法对区间数进行处理。为此，本文引入粗糙神经网络（RNN）<sup>[9-11]</sup>，该网络既具有传统确定性神经网络的强大非线性参数辨识能力，又具有区间数分析处理功能，能有效减少计算过程中的区间扩张问题。应用 RNN 模型对具有区间不确定参数的大坝和坝基进行分析，并得到坝体和岩基的区间力学参数。

### 2 RNN 模型构造与原理

RNN 模型<sup>[9-11]</sup>建立在粗集理论和神经网络的基础上，且经典的神经元和粗糙神经元彼此相互连接，一个粗糙神经元  $r$  在神经网络中可以看成是一对神经元，这一对神经元中的一个为上边界定义为  $\bar{r}$ ，另一个则定义为下边界为  $\underline{r}$ 。图 1 为粗糙神经元中 3 种可能的连接。

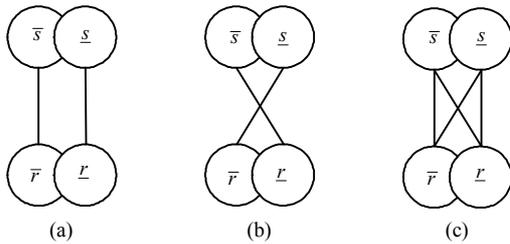


图 1 粗糙神经元之间连接方式

Fig.1 Connection mode between rough neurons

上边界神经元和下边界神经元之间的连线表示信息的交换，图 1(a)、1(b)从  $r$  到  $s$  只有 2 个连接，若粗糙神经元  $r$  激励粗糙神经元  $s$ ，则  $r$  和  $s$  之间的连接方式（图 1(a)）；若粗糙神经元  $r$  抑制粗糙神经元  $s$ ，则  $r$  和  $s$  之间的连接方式为图 1(b)；若  $\bar{r}$ 、 $\underline{r}$  和  $\bar{s}$ 、 $\underline{s}$  都有连接，则称粗糙神经元  $r$  和粗糙神经元  $s$  全连接，见图 1(c)。图 2 为 RNN 模型的构造，模型中粗糙神经元连接方式遵循图 1 中连接规则。

开始，可假设各连接处于刺激或抑制状态，若  $r$  和  $s$  间部分连接处于刺激性状态，但  $W_{rs} < 0$  且  $W_{rs} < 0$ ，则改为抑制性连接，即令  $W_{rs} = W_{rs}$  和  $W_{rs} = W_{rs}$ ，连接  $(\underline{r}, \underline{s})$  和  $(\bar{r}, \bar{s})$  被禁止，而连接  $(\underline{r}, \bar{s})$  和  $(\bar{r}, \underline{s})$  被允许，反之亦然。

对于粗糙神经元  $i$  和  $j$ ，上、下边界的神经元输入根据以下加权公式计算：

$$Input_i = \sum W_{ji} Output_j \quad (1)$$

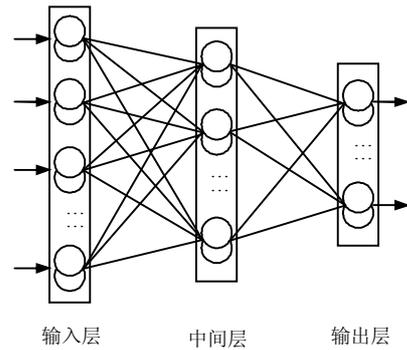


图 2 粗糙神经网络模型

Fig.2 RNN model

粗糙神经元  $r$  的输出为

$$\left. \begin{aligned} Output_{\bar{r}} &= \max(f(input_{\underline{r}}), f(input_{\bar{r}})) \\ Output_{\underline{r}} &= \min(f(input_{\underline{r}}), f(input_{\bar{r}})) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中：Output 和 Input 分别表示上、下 2 层网络的输出和输入； $W$  为二者之间的权重； $f$  为 Sigmoid 函数，定义如下：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

RNN 模型的训练和修正过程类似于经典 NN 模型，其权值的连接是迭代修正的，网络根据训练集进行多次修正，权值根据学习等式进行修正，其迭代修正公式如下：

$$\begin{aligned} W_{ji}^{new} &= W_{ji}^{old} + \alpha Output_j \cdot \\ & (Output_i^o - Output_i) f'(Input_i) \end{aligned} \quad (4)$$

式中： $\alpha$  为学习率； $Output_i^o$  为第  $i$  个输出神经元的期望输出； $f'(Input_i)$  为转移函数的导数。

$f'(Input_i)$  计算公式为

$$f'(Input_i) = f(Input_i)[1 - f(Input_i)] \quad (5)$$

网络收敛判别的误差目标函数  $E$  为

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2k} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n [(Output_{ij} - Output_{ij}^o)^2 + \\ & (Output_{\bar{j}} - Output_{\bar{j}}^o)^2] \end{aligned} \quad (6)$$

式中： $Output_{ij}$  和  $Output_{\bar{j}}$  分别是第  $j$  组样本第  $i$  个实际输出区间的下界和上界； $Output_{ij}^o$  和  $Output_{\bar{j}}^o$  分别是第  $j$  组样本第  $i$  个期望输出区间的下界和上界； $k$  为样本总数； $n$  为每组样本的网络输出个数。

### 3 区间参数反分析

粗糙神经网络参数反分析法首先通过区间有限元对结构进行正分析，并建立系统区间输入和区间输出的模式学习样本，然后用粗糙神经网络对区

间样本进行系统的逆辨识学习，从而得到反分析的区间解。本文应用这一方法对混凝土坝体和岩基弹性参数进行区间反分析，其主要过程如下。

### 3.1 区间有限元分析

区间有限元正分析的目的是为了得到 RNN 模型的学习样本。设待反演的区间参数集为  $p^1$ ，且  $p^1 = \{p_1^1, p_2^1, \dots, p_n^1\}$ 。下面将通过区间有限元分析计算大坝位移区间值  $u^1$ 。

正分析采用区间有限元进行计算，其有限元支配方程<sup>[5]</sup>为

$$K(p^1)u^1 = R(p^1) \quad (7)$$

式中： $K(p^1)$ 为区间刚度矩阵； $R(p^1)$ 为节点区间荷载列阵； $u^1$ 为节点区间位移。

式(7)中区间有限元支配方程是区间参数线性方程组，本文采用 1 阶区间参数摄动法<sup>[5, 12]</sup>进行求解。区间刚度矩阵  $K(p^1)$  和节点区间荷载列阵  $R(p^1)$  可分别表示为

$$\left. \begin{aligned} K(P^1) &= K^c + \sum_{i=1}^n \Delta P_i^1 K_i'(P^c) = K^c + \Delta K^1 \\ R(P^1) &= R^c + \sum_{i=1}^n \Delta P_i^1 R_i'(P^c) = R^c + \Delta R^1 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中：

$$\left. \begin{aligned} K_i'(P^c) &= \frac{\partial K}{\partial P_i} \Big|_{P=P^c} \\ R_i'(P^c) &= \frac{\partial R}{\partial P_i} \Big|_{P=P^c}, \quad (i=1, \dots, n) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

由此，式(7)可以表示为

$$(K^c + \Delta K^1)(u^c + \Delta u^1) = R^c + \Delta R^1 \quad (10)$$

根据摄动求解方法<sup>[5, 12]</sup>，求解方程式(10)，则得到位移均值及其 1 阶摄动量：

$$\left. \begin{aligned} u^c &= (K^c)^{-1} R \\ \Delta u^1 &= \sum_{i=1}^m \Delta P_i^1 (K^c)^{-1} (R_i'(P^c) - K_i'(P^c) u^c) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

由式(11)得到区间位移的中点  $u^c$  和偏差  $\Delta u^c$ ，从而得到节点区间位移：

$$u^1 = (u^c - \Delta u^c, u^c + \Delta u^c) \quad (12)$$

当区间参数的变异性较大时，摄动法可能无法收敛，此时可采用参数分区摄动法进行处理<sup>[5]</sup>。

### 3.2 区间学习样本的采集与处理

由区间有限元分析过程可看出，对每组区间参数  $p^1 (p^1 = \{p_1^1, p_2^1, \dots, p_n^1\})$ ，通过施加  $m+1$  组水荷载，

可得到  $m+1$  个坝顶水平位移区间值  $u_1^1, u_2^1, \dots, u_m^1, u_{m+1}^1$ 。为消除初始状态和其他参数的影响，对坝顶水平位移区间值两两相减，得到  $m$  个坝顶相对水平位移区间值  $\delta_1^1, \delta_2^1, \dots, \delta_m^1$ ，即

$$\left. \begin{aligned} \delta_1^1 &= u_1^1 - u_2^1 \\ \delta_2^1 &= u_2^1 - u_3^1 \\ &\vdots \\ \delta_m^1 &= u_m^1 - u_{m+1}^1 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

对  $m$  个坝顶相对水平位移  $\delta_1^1, \delta_2^1, \dots, \delta_m^1$  和  $n$  个区间参数  $p_1^1, p_2^1, \dots, p_n^1$  进行归一化处理，归一化值分别作为 RNN 模型的  $m$  个输入值和  $n$  个输出值。区间参数和区间位移的归一化公式：

$$p_i'' = \frac{p_i^1 - a}{b - a}; \quad \delta_j'' = \frac{\delta_j^1 - c}{d - c} \quad (14)$$

式中：

$$\left. \begin{aligned} a &= \min(p_1, p_2, \dots, p_n); \quad b = \max(\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_n) \\ c &= \min(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m); \quad d = \max(\bar{\delta}_1, \bar{\delta}_2, \dots, \bar{\delta}_m) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

### 3.3 RNN 参数反演的训练模式

根据  $m$  个网络输入和  $n$  个神经网络的期望输出，对粗糙神经网络进行训练，逐步修正网络的连接权值，使得网络误差函数值达到最小，得到最优的网络连接权值。RNN 模型经过训练得到最优网络模式。参数反演的粗糙神经网络模式训练见图 3。

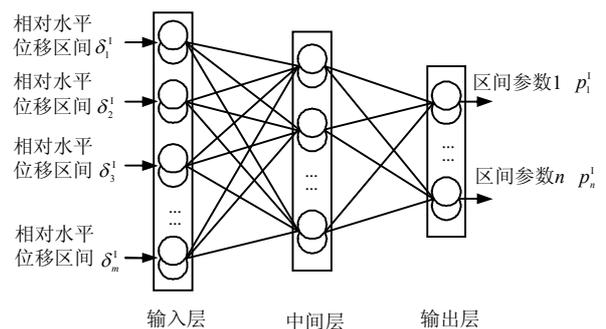


图 3 参数反演的粗糙神经网络模型

Fig.3 RNN model for parameters inversion

参数反演的 RNN 网络计算原理见第 2 节，计算公式见式(1)~(7)。

### 3.4 区间参数求解

由 RNN 模型图 3 可以看出，要通过 RNN 最优网络模式求解区间参数，必须确定坝顶相对水平位移区间值。然而，坝顶水平位移受水位、温度和时效等多种因素的影响，其中只有水压分量与坝体和

岩基的弹性模量密切相关<sup>[13]</sup>，因此，要反演坝体和岩基的弹性模量须分离出坝顶的水压分量值。

假设混凝土坝坝顶水平位移实测序列值为  $u = (u_1, u_2, \dots, u_k)$ ，测量误差绝对值为  $\Delta u$ ，则水平位移区间序列值为

$$u^1 = \{[u_1 - \Delta u, u_1 + \Delta u], [u_2 - \Delta u, u_2 + \Delta u], \dots, [u_k - \Delta u, u_k + \Delta u]\} \quad (16)$$

根据文献[13]，大坝水平位移的水压分量值按下式进行提取：

$$u_H^1 = \sum_{j=0}^S a_j^1 (H - H_d)^j \quad (17)$$

式中： $u_H^1$  为水压分量； $a_j^1 (j=0, 1, \dots, S)$  为水压区间系数，其中  $S$  为水头的次幂数，重力坝取  $S=3$ ，拱坝取  $S=4$ ； $H$  为水位； $H_d$  为坝底高程。

应用区间最小二乘法计算对水压分量进行提取，由此确定水压系数  $a_j^1 (j=0, 1, \dots, S)$ ，计算  $m+1$  组水荷载下的坝顶水平位移水压分量区间值  $u_{H_1}^1, u_{H_2}^1, \dots, u_{H_m}^1, u_{H_{m+1}}^1$ ，在此基础上通过两两相减（参见式(13)），计算坝顶相对水平位移水压分量区间值  $\delta_{H_1}^1, \delta_{H_2}^1, \dots, \delta_{H_m}^1$ 。

对  $\delta_{H_1}^1, \delta_{H_2}^1, \dots, \delta_{H_m}^1$  进行归一化处理，将其作为网络的输入数据，输入到已经训练好的神经网络，进行网络回想操作，此时，网络输出是归一化以后的区间参数。参照式(16)，对网络输出结果进行反归一化处理，最后得到所要识别的混凝土坝体和岩基的区间参数  $p^1$ 。

### 3.5 区间参数反演流程

区间参数反演流程如图4所示。

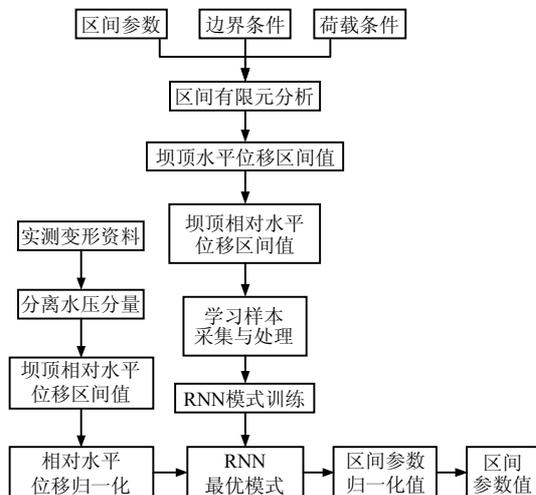


图4 区间参数反演流程图

Fig.4 Flow chart of interval parameters inversion

## 4 算例分析

### 4.1 工程概况

本算例对某重力坝6#典型坝段进行分析。该坝段位于该坝的河床部位，坝底高程为207 m，坝顶高程为280 m，靠近左岸，是大坝变形、应力以及渗流监控的重点坝段。

建模资料选取6#坝段坝顶A06测点的测值序列，建模系列取为1983年1月至2002年12月。有限元剖分时，尽可能考虑将位移测点等安排在单元节点上。有限元网格见图5所示。

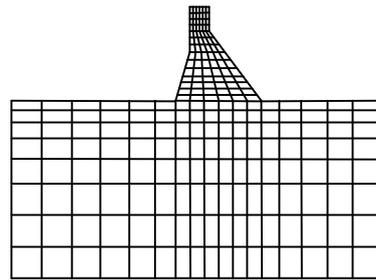


图5 有限元网格

Fig.5 FEM mesh

### 4.2 坝体和基岩区间参数反演

反演分析前，确定参数大致范围为：坝体混凝土弹性模量  $E_c = 15 \sim 25$  GPa；岩基弹性模量  $E_r = 15 \sim 25$  GPa；泊松比  $\mu$  对大坝变形影响较小，在反演中将其作为确定性值，并取  $\mu = 0.2$ ，考虑到观测误差及仪器量测精度的影响，取误差最大绝对值  $\Delta\mu = 0.2$  mm。

应用区间有限元进行正分析，正分析中有2个不确定参数：坝体综合弹性模量和岩基综合弹性模量。将坝体和坝基参数均分成5个区间，分别为[15, 17], [17, 19], [19, 21], [21, 23] GPa 和 [23, 25] GPa。若采用两两全组合，则共有  $5 \times 5 = 25$  种组合形式，计算工作量较大。由于RNN网络有极强的非线性映射能力，因此，本文采用交叉组合方式以减少组合数，提高计算效率。坝体和岩基弹模参数区间共有9种组合，组合方式见表1。

有限元计算时，位移边界条件为坝基底部取固定约束，坝基上、下游测均取水平向约束；荷载分别取上游水位  $H_1 = 275$  m,  $H_2 = 265$  m,  $H_3 = 255$  m 和  $H_4 = 245$  m。对每一区间参数组合，分别计算在水荷载  $H_1, H_2, H_3, H_4$  下，坝顶测点处水平位移区间值  $u_1^1, u_2^1, u_3^1, u_4^1$ ，按下式计算坝顶测点处相对水平位移区间值  $\delta_1^1, \delta_2^1, \delta_3^1$ ：

$$\delta_1^1 = u_1^1 - u_2^1; \delta_2^1 = u_2^1 - u_3^1; \delta_3^1 = u_3^1 - u_4^1 \quad (18)$$

式中： $\delta_1^1$ 、 $\delta_2^1$ 、 $\delta_3^1$  为坝顶测点处相对水平位移区间值。

将坝顶相对水平位移区间值作为 RNN 模型的输入，将区间参数值作为 RNN 模型的输出，得到 RNN 模型训练样本集，见表 1。

表 1 粗糙神经网络训练样本  
Table 1 RNN training samples

弹性模量区间值/ GPa		相对水平位移区间值/ mm		
$E_c^1$	$E_r^1$	$\delta_1^1$	$\delta_2^1$	$\delta_3^1$
[15,17]	[15, 17]	[2.755,3.126]	[2.018,2.287]	[1.324,1.503]
[15,17]	[23, 25]	[2.384,2.661]	[1.705,1.908]	[1.079,1.206]
[17,19]	[17, 19]	[2.472,2.763]	[1.808,2.026]	[1.191,1.333]
[17,19]	[21, 23]	[2.288,2.538]	[1.663,1.832]	[1.065,1.186]
[19,21]	[19, 21]	[2.236,2.473]	[1.635,1.813]	[1.077,1.191]
[21,23]	[17, 19]	[2.219,2.455]	[1.640,1.816]	[1.101,1.225]
[21,23]	[21, 23]	[2.039,2.234]	[1.499,1.642]	[0.985,1.076]
[23,25]	[15,17]	[2.241,2.492]	[1.678,1.872]	[1.147,1.283]
[23,25]	[23, 25]	[1.877,2.045]	[1.376,1.494]	[0.904,0.980]

RNN 模型中输入层有 3 个节点，分别对应 3 个坝顶相对水平位移区间值；输出层有 2 个节点，分别对应大坝混凝土和坝基岩体区间弹性模量；隐含层有 5 个节点。将表 1 中的区间样本数据输入粗糙神经网络进行训练，经过 500 余次迭代后网络误差小于  $1 \times 10^{-5}$ ，网络收敛过程如图 6 所示。

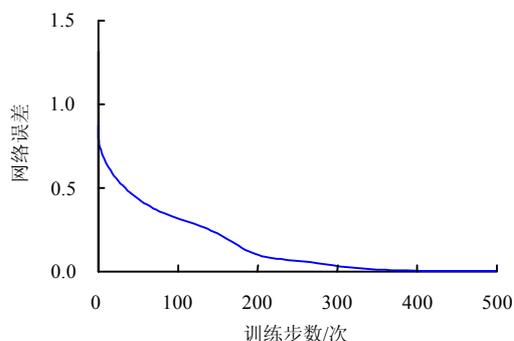


图 6 粗糙神经网络训练过程误差曲线

Fig.6 Error of rough neural network during learning

对坝顶水平位移进行区间分析以求解水压区间系数，并提取水压分量。根据式 (17)，用区间最小二乘法计算水压区间系数  $a_k^1$  ( $k=0,1,2,3$ )，见表 2。

表 2 水压区间系数  
Table 2 Interval coefficients

区间系数	区间值
$a_0^1$	[1.002, 1.058]
$a_1^1$	$[-7.287 \times 10^{-2}, -7.700 \times 10^{-2}]$
$a_2^1$	$[1.846 \times 10^{-3}, 1.982 \times 10^{-3}]$
$a_3^1$	$[6.005 \times 10^{-6}, 7.167 \times 10^{-6}]$

同时，为降低区间扩张的影响，区间相对位移值按结合律进行计算，即

$$\left. \begin{aligned} \delta_1^1 &= u_1^1 - u_2^1 = \sum_{j=0}^3 a_j^1 [(H_1 - H_d)^j - (H_2 - H_d)^j] \\ \delta_2^1 &= u_2^1 - u_3^1 = \sum_{j=0}^3 a_j^1 [(H_2 - H_d)^j - (H_3 - H_d)^j] \\ \delta_3^1 &= u_3^1 - u_4^1 = \sum_{j=0}^3 a_j^1 [(H_3 - H_d)^j - (H_4 - H_d)^j] \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

根据式 (19)，计算得到坝顶水压分量的相对位移的区间值，见表 3。

表 3 坝顶水压分量相对位移区间值  
Table 3 Relative hydraulic pressure component interval on the dam top

坝顶测点	$\delta_1^1$	$\delta_2^1$	$\delta_3^1$
相对水平位移区间/mm	[2.124, 2.458]	[1.555, 1.823]	[1.022, 1.231]

将表 3 中相对位移区间值作为网络输入，则网络输出的参数归一化值  $E_c^1 = 0.478 \sim 0.691$ ； $E_r^1 = 0.237 \sim 0.560$ 。该输出是归一化以后的区间值，按照式 (14)，对该区间值进行反归一化处理，得到坝体混凝土弹性模量区间值  $E_c^1 = 19.78 \sim 21.91$  GPa；岩基弹性模量区间值  $E_r^1 = 17.37 \sim 20.60$  GPa。

### 4.3 结果验证

为验证上述计算结果，利用计算得到的区间参数  $E_c^1$  和  $E_r^1$ ，用区间有限元法计算上游 275、265、255 m 和 245 m 水位下坝顶测点处的相对水平位移分量区间值  $\delta_1^1$ 、 $\delta_2^1$ 、 $\delta_3^1$ ，计算结果见表 4。由表 4 可看出，区间有限元计算得到的坝顶相对区间位移与回归法分离的结果非常接近。此外，若不考虑测值的区间波动，用确定性模型<sup>[13]</sup>对大坝坝体和岩基综合弹性模量进行反分析，得到  $E_c = 20.72$  GPa， $E_r = 18.95$  GPa，均处于区间反分析得到的参数区间内，这也符合区间分析的客观规律。

因此，RNN 模型反演得到的区间参数是合理的，同时也说明基于 RNN 的区间参数反演方法是合理可行的。

表 4 计算结果对比  
Table 4 Result comparison with different methods

对比项	区间有限元计算结果 / mm	区间最小二乘法计算结果 / mm
$\delta_1^1$	[2.076, 2.501]	[2.124, 2.458]
$\delta_2^1$	[1.521, 1.857]	[1.555, 1.823]
$\delta_3^1$	[1.003, 1.258]	[1.022, 1.231]

## 5 结 语

区间分析方法适于处理统计信息不足但具有上下边界的不确定性问题。为此, 本文提出了融合粗糙神经网络和区间数学的不确定性参数区间反分析方法, 该方法应用区间有限元正分析构造区间样本, 通过对区间样本进行 RNN 模式学习, 求解不确定性区间参数。本文将该方法用于混凝土大坝坝体和岩基区间力学参数反分析, 计算结果符合工程实际情况, 证明该方法是合理可行的。

本文中的方法虽然是针对混凝土大坝坝体和岩基力学参数提出的, 但是 RNN 模型强大的区间非线性映射能力使其具有较广的应用范围。从理论上来说, 根据不同的问题模式进行相应的适应性拓展和改进后, 该方法也可应用于土木水利工程中其它类型的区间参数反演。相关问题还有待于进一步深入研究。

### 参 考 文 献

- [1] 喻和平, 徐卫亚. 用区间有限元计算边坡荷载组合效应[J]. 岩土力学, 2006, 27(6): 899—902.  
YU He-ping, XU Wei-ya. Calculation of slope response under combinatorial loads by using interval element method[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2006, 27(6): 899—902.
- [2] 苏静波, 邵国建, 褚卫江. 基于区间的土体参数敏感性分析方法研究[J]. 应用数学和力学, 2008, 29(12): 1502—1512.  
SU Jing-bo, SHAO Guo-jian, CHU Wei-jiang. Sensitivity analysis method of soil parameters based on interval[J]. **Applied Mathematics and Mechanics**, 2008, 29(12): 1502—1512.
- [3] 黄耀英, 吴中如, 顾璇. 基于区间参数摄动法的黏弹性区间有限元研究[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2008, 36(5): 702—706.  
HUANG Yao-ying, WU Zhong-ru, GU Xuan. Study on viscoelastic problem based on the interval parameter perturbation method[J]. **Journal of Hohai University (Natural Sciences)**, 2008, 36(5): 702—706.
- [4] 苏怀智, 雷鹏. 混凝土坝材料参数区间反演分析方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2008, 36(5): 654—658.  
SU Huai-zhi, LEI Peng. Interval back analysis for mechanical parameters of a concrete dam[J]. **Journal of Hohai University (Natural Sciences)**, 2008, 36(5): 654—658.
- [5] 刘世君. 岩石力学反演分析研究及工程应用[博士学位论文]. 南京: 河海大学, 2003.
- [6] 王登刚, 刘迎曦, 李守巨, 等. 巷道围岩初始应力场和弹性模量的区间反演方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(3): 305—308.  
WANG Deng-gang, LIU Ying-xi, LI Shou-ju, et al. Interval back analysis of initial stresses and elastic modulus of surrounding rocks of tunnels[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2002, 21(3): 305—308.
- [7] 李守巨, 刘迎曦, 张正平, 等. 基于神经网络的混凝土大坝弹性参数识别方法[J]. 大连理工大学学报, 2000, 40(5): 531—535.  
LI Shou-ju, LIU Ying-xi, ZHANG Zheng-ping, et al. Parameter identification of concrete dam with neural networks[J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2000, 40(5): 531—535.
- [8] 练继建, 王春涛, 赵寿昌. 基于 BP 神经网络的李家峡拱坝材料参数反演[J]. 水力发电学报, 2004, 23(2): 44—48.  
LIAN Ji-jian, WANG Chun-tao, ZHAO Shou-chang. The convolute analysis of Liji Xia arch dam material parameter based on BP neural network[J]. **Journal of Hydroelectric Engineering**, 2004, 23(2): 44—48.
- [9] WITOLD PEDRYCZ, GEORHE VUKOVICH. Granular neural networks[J]. **Neuro Computing**, 2001, 36: 205—224.
- [10] ZHANG Yan-qing, JIN Bo, TANG Yu-chun. Granular neural networks with evolutionary interval learning[J]. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, 2008, 16(2): 309—319.
- [11] 王玮, 蔡莲红. 基于粗集理论的神经网络[J]. 计算机工程, 2001, 27(5): 65—67.  
WANG Wei, CAI Lian-hong. Rough set in neural network[J]. **Computer Engineering**, 2001, 27(5): 65—67.
- [12] 邱志平, 顾元宪. 有界不确定参数结构位移范围的区间摄动法[J]. 应用力学学报, 1999, 16(1): 1—10.  
QIU Zhi-ping, GU Yuan-xian. To calculate structure displacement of the unknown but bounded parameters by interval perturbation method[J]. **Chinese Journal of Applied Mechanics**, 1999, 16(1): 1—10.
- [13] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.