

DOI :10.3876/j.issn.1000-1980.2011.04.011

基于人工神经网络的重力坝安全可靠度分析

魏 海,杨华舒,武 亮

(昆明理工大学电力工程学院,云南 昆明 650051)

摘要:为了提高重力坝安全分析的可靠性,首先将影响重力坝变形的主要因素水位、气温视为随机变量,求出其概率分布特征,然后应用具有强大非线性映射能力的人工神经网络模拟了坝体变形,结合重力坝变形统计模型建立了坝体变形隐患和异常功能函数,应用可靠性理论建立了基于人工神经网络的重力坝变形可靠度及敏感性计算公式.工程实例分析结果表明:由于气温变异性较大,坝顶变形隐患概率和异常概率受气温影响较水位的影响大,坝顶变形可靠度随着库水位的增加而降低,气温对其敏感性影响较大,特别对 10 d 气温测值均值较为敏感.

关键词:重力坝;安全可靠度;人工神经网络;变形统计模型

中图分类号:TV642.3;TV698.2+1 文献标志码:A 文章编号:1000-1980(2011)04-0415-06

影响大坝安全的因素很多,要建立充分考虑影响因素的数学模型是非常困难的.人工神经网络具有很强的非线性映射能力^[1],在处理一些很复杂的工程问题时具有很大优势,工程上被广泛应用于边坡稳定分析、地下洞室稳定分析、地基沉降分析和水文预报等^[2-5].目前,神经网络模型在大坝变形预警分析和渗流预测等方面^[6]也得到了应用.由于影响大坝安全的因素很多且变化复杂,一些学者^[7-8]提出了采用可靠度和风险分析理论分析大坝安全的方法.为了提高大坝安全分析的可靠性,本文将影响大坝安全的因素视为随机变量,应用人工神经网络和大坝变形统计模型建立重力坝变形隐患和异常功能函数,并结合可靠性理论对重力坝变形安全进行分析.

1 方 法

1.1 重力坝坝顶变形功能函数的建立

影响重力坝变形的因素很多,这些因素有时很难用一简单的数学模型来描述.为此,文献[9]提出了用统计模型来分析大坝变形的办法.根据变形统计模型,坝体变形由水压变形(δ_H)、气温变形(δ_T)和时效变形(δ_θ)3部分组成^[9].其中水压变形是上下游水位差引起的坝体变形.由于上下游水位变化具有随机性,水压变形可视为一随机变量.同样,气温变形也可视为一随机变量.在统计模型中,时效变形随机变化很小,可视为确定性变量.因此,本文不考虑时效变形的随机变化.

坝顶变形功能函数 $g(X)$ 可表示为

$$g(X) = \delta_p - \delta(X) \quad (1)$$

式中: δ_p ——坝顶允许变形量; $\delta(X)$ ——坝顶实际变形函数; X ——坝顶变形影响因素列向量.

由于现行重力坝设计规范对坝顶允许变形量没有具体规定,因此本文根据有关文献的研究结果来确定坝顶允许变形量,即以 $\mu + 2\sigma$ 、 $\mu + 3\sigma$ (μ 为坝体变形均值, σ 为坝体变形标准差) 分别作为坝顶变形隐患和变形异常允许变形量^[9-10].坝体实际变形函数 $\delta(X)$,一般来说是很复杂的,本文采用人工神经网络来模拟.对于坝体变形的影响因素,本文利用统计模型来分析.对于重力坝,统计模型可表示为

$$\delta(X) = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta = a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i H^i + \sum_{i=1}^6 b_i T_i + b_7 \sin(2\pi t/365) + b_8 \cos(2\pi t/365) + c_1 \theta + c_2 \ln \theta \quad (2)$$

收稿日期:2010-09-05

基金项目:国家自然科学基金(50869003);云南省应用基础研究基金(2010ZC048)

作者简介:魏海(1975—),男,四川巴中人,讲师,博士,主要从事水工结构研究. E-mail: weihai2005@yahoo.cn

式中: a_i, b_i, c_i ——回归系数; H ——坝前水位差; m ; T_i ——特征温度, $^{\circ}\text{C}$; t ——观测日至始测日的累计时间, d ; θ ——时效因子, 一般取 $t/100$.

由式(1)可以看出, 影响坝体变形的因素共有13个. 如果不考虑与时间有关因素的随机性, 考虑水压分量之间的相关性, 则影响坝体变形的随机变量共有7个. 一般来说, 水位与温度可以看作相互独立的随机变量, T_i 之间具有相关性, 因此要考虑 T_i 之间的相关性.

由于允许变形为一相对概念, 可根据不同情况来确定, 本文按照坝体健康分析中坝顶变形存在隐患和异常2种情况来确定允许变形, 即坝顶变形存在隐患和异常时的允许变形 δ_p 分别取为 $\mu + 2\sigma$ 和 $\mu + 3\sigma$. 坝顶变形失效概率(p_f)为

$$p_f = \int_{\delta_p - \delta(X) < 0} h(X) dx \quad (3)$$

式中 $h(X)$ 为坝顶变形功能函数的概率密度函数.

1.2 重力坝坝顶变形安全可靠度计算

式(3)直接积分一般比较困难, 可以采用一次二阶矩法、几何法、响应面法、Monte-Carlo法等^[11-12]计算坝体变形隐患概率或异常概率. 本文采用一次二阶矩法与人工神经网络相结合的方法来计算坝体变形隐患概率和异常概率.

如果 $g(X)$ 采用 n 层的神经网络, 则

$$g(X) = f^n(W^n(f^{n-1}(W^{n-1}(\dots(f^1(W^1 X))\dots)))) \quad (4)$$

式中: f ——传递函数; W ——权值矩阵.

由人工神经网络定理可知, 一个3层神经网络可以逼近任何非线性函数. 因此, 本文选择3层神经网络去逼近坝体位移变形, 即

$$g(X) = f^3(W^3(f^2(W^2(f^1(W^1 X)))) \quad (5)$$

由于 $g(X)$ 在1组变量下只对应1个输出量, 因此输出层(即第3层)只有1个神经元, 即 W^3 为一行矩阵.

$g(X)$ 对随机变量的导数可采用链导法则求得, 即

$$\frac{\partial g}{\partial X_i} = \dot{f}^3 \sum_{k=1}^{n_2} W_{1k}^3 \dot{f}^2 \sum_{j=1}^{n_1} W_{kj}^2 \dot{f}^1 W_{ji}^1 \quad (6)$$

式中: $\dot{f}$ ——传递函数 f 的导数; n_1, n_2 ——神经网络中第2层和第3层神经元的个数.

式(6)可写成矩阵形式

$$\nabla g_X(X) = J_Y^3 Z^3 W^3 J_Y^2 Z^2 W^2 J_Y^1 Z^1 W^1 \quad (7)$$

其中

$$J_Y^k Z^k = \frac{\partial Y^k}{\partial Z^k} = \text{diag}\left(\frac{dY_1^k}{dZ_1^k}, \frac{dY_2^k}{dZ_2^k}, \dots, \frac{dY_{n_k}^k}{dZ_{n_k}^k}\right)$$

式中 Y, Z 为各层神经元的输出量和输入量.

得到功能函数的梯度后, 还需要计算变量的方向余弦 α_X . α_X 的计算公式为

$$\alpha_X = \frac{-\rho_X \sigma_X \nabla g_X}{(\nabla g_X)^T C_X \nabla g_X} \quad (8)$$

式中: ρ_X —— X 的相关系数矩阵; σ_X —— X 的标准差矩阵; C_X —— X 的协方差矩阵.

得到变量的方向余弦 α_X 后, 即可通过迭代计算求解坝顶变形安全可靠指标 β . 迭代过程如下^[9]:

- 选择初始验算点 X^* .
- 计算功能函数梯度 ∇g_X .
- 将非正态变量通过JC法或映射法转化为当量正态变量, 然后通过下式计算 β .

$$\beta = \frac{g_X(X^*) + (\nabla g_X(X^*))^T (\mu_X - X^*)}{((\nabla g_X(X^*))^T C_X \nabla g_X(X^*))^{1/2}} \quad (9)$$

式中 μ_X 为由 X 各元素均值构成的列向量.

d. 利用式

$$x_i^* = \mu_{x_i} + \beta \sigma_{x_i} \alpha_{x_i} \quad (10)$$

计算新的验算点 X^* 的值,然后返回 **b** 步再进行计算,直至前后 2 次 $\|X^*\|$ 之差小于允许误差。
得到 β 后,即可按式

$$p_f = \Phi(-\beta) \tag{11}$$

求出坝体变形隐患和异常概率 p_f 。式中 Φ 为标准正态函数。

1.3 重力坝坝顶变形安全可靠度敏感性分析

得到坝体变形安全概率后,有时还需要知道影响坝体变形的敏感因素,以便对一些重要的变形敏感因素进行重点监测。可靠指标的敏感性大多利用确定功能函数进行分析^[13-15],本文基于人工神经网络进行可靠指标的敏感性分析。分析时假设随机变量 X 服从正态分布。如果随机变量 X 不服从正态分布,则可以通过 JC 法将其转化为当量正态分布的随机变量。

1.3.1 随机变量为相互独立的正态变量

可靠指标对均值的导数为

$$\frac{\partial \beta}{\partial \mu_{x_i}} = \frac{1}{2} \frac{1}{\sqrt{Y^{*T} Y^*}} \frac{\partial (Y^{*T} Y^*)}{\partial \mu_{x_i}} = \frac{1}{\beta} Y^{*T} \frac{\partial Y^*}{\partial \mu_{x_i}} = (\cos \theta_Y)^T \frac{\partial Y^*}{\partial \mu_{x_i}} \tag{12}$$

其中
$$\cos \theta_{y_i} = \frac{-1}{((\nabla g_X)^T C_X \nabla g_X)^{1/2}} \frac{\partial g_X(X^*)}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \quad C_X = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$$

式中 Y^* 为标准正态空间里的验算点。

利用变换 $Y = \frac{X - \mu_X}{\sigma_X}$,并认为 $\frac{\partial Y^*}{\partial \mu_{x_i}} \approx 0$ ^[12],可得

$$\frac{\partial \beta}{\partial \mu_{x_i}} = \frac{1}{((\nabla g_X)^T C_X \nabla g_X)^{1/2}} \frac{\partial g_X(X^*)}{\partial x_i} \tag{13}$$

同理可得可靠指标对标准差的导数

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{x_i}} = \frac{x_i^* - \mu_{x_i}}{\sigma_{x_i}} \frac{1}{((\nabla g_X)^T C_X \nabla g_X)^{1/2}} \frac{\partial g_X(X^*)}{\partial x_i} \tag{14}$$

将式(7)代入式(13)和式(14)即可得到变量为相互独立的正态变量条件下的基于人工神经网络的敏感性计算公式。

以上可靠指标的敏感性计算是在原始空间里进行的,但由于原始空间各随机变量间的量纲不同,数量级差别很大,因此有必要在标准正态空间里分析可靠指标的敏感性。

在标准正态空间里,可靠指标对均值和标准差的导数分别为

$$\frac{\partial \beta}{\partial \mu_{y_i}} = \frac{1}{((\nabla g_X)^T C_X \nabla g_X)^{1/2}} \frac{\partial g_X(X^*)}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \tag{15}$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{y_i}} = \frac{1}{((\nabla g_X)^T C_X \nabla g_X)^{1/2}} \frac{\partial g_X(X^*)}{\partial x_i} (x_i^* - \mu_{x_i}) \tag{16}$$

1.3.2 随机变量为相关的正态变量

设 X 为相关的正态变量,均值为 μ_X ,标准差为 σ_X ,相关系数矩阵为 ρ_X ,协方差矩阵为 C_X 。相关变量可以通过正交变换转化为相互独立的变量,即

$$Y = A^T X \tag{17}$$

式中 A^T 为正交变换矩阵,由 X 的协方差矩阵 C_X 的特征向量构成。

变量 Y 的均值和方差分别为

$$\mu_Y = A^T \mu_X \tag{18}$$

$$\sigma_Y^2 = A^T C_X A \tag{19}$$

再利用式(13)和式(14)即可计算大坝变形异常影响因素在 Y 空间里的敏感性。

$$\frac{\partial \beta}{\partial \mu_{y_i}} = \frac{1}{((\nabla g_Y)^T C_Y \nabla g_Y)^{1/2}} \frac{\partial g_Y(Y^*)}{\partial y_i} \tag{20}$$

将式(20)转化到原始空间,并用矩阵表示:

$$\frac{\partial \beta}{\partial \mu_X} = \frac{1}{((\nabla_{g_X})^T C_X \nabla_{g_X})^{1/2}} \nabla_{g_X}(X^*)$$

(21)

同理可得

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{y_i}} = \frac{y_i^* - \mu_{y_i}}{\sigma_{y_i}} \frac{1}{((\nabla_{g_Y})^T C_Y \nabla_{g_Y})^{1/2}} \frac{\partial g_Y(Y^*)}{\partial y_i}$$

(22)

将式(22)转化到原始空间,并用矩阵表示:

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_X} = \frac{A^T \sigma_X A}{(A^T C_X A)^{1/2}} \frac{\partial \beta}{\partial \sigma_Y}$$

(23)

式(20)和式(22)可转化到标准正态空间里.

在标准正态空间里,可靠指标对均值和标准差的导数分别为

$$\frac{\partial \beta}{\partial \mu_Z} = \frac{(A^T C_X A)^{1/2}}{((\nabla_{g_X})^T C_X \nabla_{g_X})^{1/2}} A^{-1} \nabla_{g_X}(X^*)$$

(24)

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_Z} = \frac{\text{diag}(A^T (X^* - \mu_X))}{((\nabla_{g_X})^T C_X \nabla_{g_X})^{1/2}} A^{-1} \nabla_{g_X}(X^*)$$

(25)

将式(7)代入式(24)和式(25)即可得到变量为相关正态变量条件下的基于人工神经网络的敏感性计算公式.

2 实 例

新安江水电站是以发电为主,兼顾防洪、旅游、灌溉等综合利用功能,具有多年调节能力的大型水利枢纽.新安江水电站于1959年9月21日下闸蓄水并开始进行大坝原型观测.新安江大坝坝顶高程115 m,最大坝高105 m,全长466.6 m,河床部分为宽缝重力坝(4~23号坝段),两岸部分为实体重力坝(0~3号、24和25号坝段).坝上各坝段标点设在坝顶上游侧的固定混凝土墩上,采用标准觇标;坝下各坝段标点设在坝顶下游侧,采用横向插标,规定水平位移指向下游为正,指向上游为负.本文选择18号坝段(河床典型坝段)进行分析.分析样本为1986—1997年的监测资料,共150组数据.将1986—1995年的监测数据作为人工神经网络训练样本,1996—1997年的监测数据作为待测样本,分析该时期该坝段坝顶变形的隐患概率或异常概率.

2.1 参数统计分析

根据以上分析,选择7个变量 $H, T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6$ ($T_1, T_2, \dots, T_6$ 分别为当日气温测值以及前5、10、30、60、90 d气温测值均值)作为大坝变形的影响因素.利用概率纸法对这7个变量的监测数据进行了统计分析,结果如表1和表2所示.其中,坝顶位移均值为0.6275 mm,标准差为1.9017 mm.

表 1 水位与特征温度参数

Table 1 Water level and characteristic temperature

指标	分布类型	均值	标准差	变异系数
H	正态	65.851 m	3.677 m	0.06
T_1	正态	17.659 ℃	8.512 ℃	0.48
T_2	正态	17.498 ℃	8.161 ℃	0.47
T_3	正态	17.475 ℃	8.085 ℃	0.46
T_4	正态	17.190 ℃	7.973 ℃	0.46
T_5	正态	17.095 ℃	7.608 ℃	0.45
T_6	正态	16.962 ℃	7.114 ℃	0.42

表 2 水位和特征温度间的相关性

Table 2 Relativity between water level and characteristic temperature

指标	H	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
H	1	0	0	0	0	0	0
T_1	0	1	0.20	0.10	0.03	0.02	0.01
T_2	0	0.20	1	0.50	0.17	0.08	0.06
T_3	0	0.10	0.50	1	0.33	0.17	0.11
T_4	0	0.03	0.17	0.33	1	0.50	0.33
T_5	0	0.02	0.08	0.17	0.50	1	0.67
T_6	0	0.01	0.06	0.11	0.33	0.67	1

2.2 大坝变形安全可靠度分析

神经网络输入层、隐含层和输出层,经过不同的初始权值和阈值测试,隐含层选择30个神经单元,输出层选择1个神经单元.经过300次的训练,网络收敛到目标值0.001.由于输入参数值之间差别较大,传递函数对其不敏感,因此,应对其进行归一化处理,使输入参数位于 $[-1, 1]$,这样可使网络训练的效率大大提高.网络输出和实测值如图1所示.由图1可知,神经网络输出与实测值之间的拟合情况十分良好.

由于网络训练时,选择的初始权值和阈值不同,网络训练好后的权值和阈值也会不同,因此得到的网络也不尽相同,以此进行坝体可靠度分析,得到的结果也会不同.为了避免由于网络结构不同产生的结果差异,

必须选择合适的网络.本文用 Monte-Carlo 法模拟结果来验证网络结构的合理性,当 2 种方法的结果一致时,认为该网络结构是合理的.

计算结果表明,该坝段变形隐患概率为 44.9%,变形异常概率为 19.4%.由此可见,该坝段变形隐患概率较异常概率大得多.因此,需注意隐患因素的分析.二者数值都较大,这主要是由于温度分量变异性较大引起的.水位变化不大、变异性小,对变形的隐患和异常影响较小.因此,变化大的因素对坝体变形影响更显著.坝体可靠指标敏感性分析结果如表 3 所示.由表 3 可以看出,可靠指标对水位差的导数为负.这说明,水位上升,坝体可靠度下降;水位下降,坝体可靠度增加.坝体可靠指标受温度的影响大而复杂,对 10 d 气温测值均值较为敏感,其次是 5 d 气温测值均值.

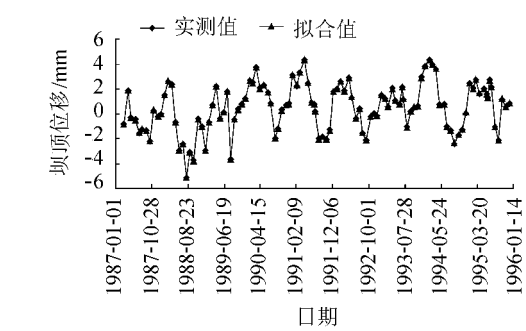


图 1 网络输出和实测值的对比

Fig. 1 Comparison of ANN predicted values and measured values

表 3 坝体可靠指标对均值和标准差的敏感性分析结果

Table 3 Sensitivity analysis results of dam reliability index to mean value and standard deviation

指标	$\frac{\partial \beta}{\partial \mu}$	$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma}$
H	-0.113 0	0.000 8
T_1	0.195 5	0.000 6
T_2	0.657 6	0.020 0
T_3	-0.706 4	0.059 1
T_4	-0.108 7	0.001 5
T_5	0.064 5	0.005 7
T_6	0.041 4	-0.000 4

3 结 语

本文首先利用重力坝变形统计模型建立了坝体变形隐患和异常功能函数,通过实测变形数据建立了坝体变形的人工神经网络模型,然后利用可靠度理论分析了坝体变形隐患和异常概率、坝体变形隐患和异常的敏感性.分析结果表明:(a)温度对坝体变形异常概率影响较大,水位对坝体变形异常概率影响较小,主要原因是水位变化幅度较小.(b)坝体变形可靠度随着库水位的增加而降低,受温度的影响较为复杂,其敏感性受温度的影响较大,特别对 10、5 d 气温测值均值较为敏感.

参考文献:

[1] KURT H,STINCHCOMBE M,WHITE H.Multilayer feedforward networks are universal approximator[J].Neural Networks,1989,2(5):359-366.

[2] 何翔,李守巨,刘迎曦,等.岩土边坡稳定性预报的人工神经网络方法[J].岩土力学,2003,24(增刊2):73-76.(HE Xiang,LI Shou-ju,LIU Ying-xi,et al.Analyzing method of rock slope stability based on artificial neural network[J].Rock and Soil Mechanics,2003,24(Sup 2):73-76.(in Chinese))

[3] 肖波,麻凤海,杨帆,等.基于遗传算法改进 BP 网络的地表沉陷预计[J].中国矿业,2005,14(10):83-86.(XIAO Bo,MA Feng-hai,YANG Fan,et al.Surface subsidence prediction in mined-out based on genetic-algorithm-optimized BP network[J].China Mining Magazine,2005,14(10):83-86.(in Chinese))

[4] 安红刚,冯夏庭,李邵军.大型洞室群稳定性与优化的并行进化神经网络有限元方法研究(第 1 部分 理论模型)[J].岩石力学与工程学报,2003,22(5):706-710.(AN Hong-gang,FENG Xia-ting,LI Shao-jun.Research on parallel evolutionary neural network FEM for stability analysis and optimization of large cavern groups:part I theory model[J].Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2003,22(5):706-710.(in Chinese))

[5] 朱星明,卢长娜,王如云,等.基于人工神经网络的洪水水位预报模型[J].水利学报,2005,36(7):806-811.(ZHU Xing-ming,LU Chang-na,WANG Ru-yun,et al.Artificial neural network model for flood water level forecasting[J].Journal of Hydraulic Engineering,2005,36(7):806-811.(in Chinese))

[6] 李端有,周元春.BP 网络在大坝变形空间多测点监测模型中的应用[J].长江科学院院报,2005,22(6):1-29.(LI Duan-you,ZHOU Yuan-chun.Application of BP network to multiple-spot model of dam deformation monitoring[J].Journal of Yangtze River

Scientific Research Institute 2005 22(6):1-29.(in Chinese))

- [7] 陈在铁.高拱坝失效故障树模型与失效概率[J].河海大学学报 :自然科学版 2006 34(6) :688-692.(CHEN Zai-tie. Study on fault tree model and failure probability of high arch dams[J]. Journal of Hohai University :Natural Sciences 2006 34(6) :688-692.(in Chinese))
- [8] 李益,蔡新,徐锦才,等.考虑时变效应的土石坝安全风险综合评价模型[J].河海大学学报 :自然科学版 2010 38(6) :655-659.(LI Yi ,CAI Xin ,XU Jin-cai ,et al. Safety risk comprehensive evaluation model of earth-rock dams considering time-varying effect [J]. Journal of Hohai University :Natural Sciences 2010 38(6) :655-659.(in Chinese))
- [9] 顾冲时,吴中如.大坝与坝基安全监控理论和方法及其应用[M].南京 :河海大学出版社 2006 8-36.
- [10] 王伟,沈振中,李桃凡.遗传算法与自适应粒子群算法耦合的大坝安全预警评价模型[J].岩土工程学报 2009 31(8) :1242-1247.(WANG Wei ,SHEN Zhen-zhong ,LI Tao-fan. Safety early warning evaluation model for dams based on coupled method of genetic algorithm and adapting particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering 2009 31(8) :1242-1247. (in Chinese))
- [11] 张明.结构可靠度分析 :方法与程序[M].北京 :科学出版社 2009 :19-174.
- [12] 刘宁.可靠度随机有限元法及其工程应用[M].北京 :中国水利水电出版社 2001 :15-33.
- [13] LEE I ,CHOI K K ,GORSICH D. Sensitivity analyses of FORM-based and DRM-based performance measure approach(PMA) for reliability-based design optimization(RBDO) [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering 2010 82(10) :26-46.
- [14] PETER B ,KRENK S. Parametric sensitivity in first order reliability theory[J]. Journal of Engineering Mechanics ,1989 ,115(7) :1577-1582.
- [15] FRANGOPOL M D. Sensitivity of reliability-based optimum design[J]. Journal of Structural Engineering New York ,1985 ,111(8) :1703-1721.

Gravity dam safety reliability analysis based on artificial neural network

WEI Hai , YANG Hua-shu , WU Liang

(College of Electric Power Engineering , Kunming University of
Science and Technology , Kunming 650051 , China)

Abstract : In order to improve the reliability of safety analysis for gravity dams , the main factors influencing gravity dam deformation , such as water level and temperature , were considered as random variables , and their probability distributions were calculated. Then the artificial neural network (ANN) , with strong non-linear mapping ability , was employed to simulate dam deformation and to establish performance function of the hidden trouble deformation and abnormal deformation in the dam body combining with the statistical model of dam deformation. Finally , the reliability theory was used to analyze dam safety reliability and sensitivity. The analysis results of a case study show that temperature has a greater effect on the probability of dam hidden trouble deformation and abnormal deformation than reservoir water level , because of great variability of temperature. The reliability index of the dam decreases with the increase of reservoir water level , and is greatly influenced by temperature , especially the average temperatures in the first five days and ten days .

Key words : gravity dam ; safety reliability ; artificial neural network ; statistical deformation model