

BP 神经网络在大坝安全综合评价中的应用

吴云芳, 李珍照, 徐帆

(武汉大学水利水电学院, 湖北 武汉 430072)

摘要 提出了基于改进的 BP 神经网络的大坝安全综合评价方法. 将改进的 BP 神经网络应用于大坝综合评价, 意在建立更加接近于人类思维模式的定性与定量相结合的综合评价模型. 通过对给定学习样本模式的学习, 获取学习样本中所体现的评价专家的经验、知识、主观判断及对目标重要性的倾向. 当需对评价对象作出新的综合评价时, 该方法便可再现评价专家的经验、知识和直觉思维, 从而实现定性分析与定量分析的有效结合, 较好地保证评价结果的质量. 示例表明, 这一评价方法是合理、可行的.

关键词 大坝; 监测; 综合评价; 神经网络

中图分类号: TV64; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-1980(2003)01-0025-04

大坝安全性态的综合评价是一种多层次、多指标的综合分析方法. 从评价体系中下一层多个元素(例如水平位移、垂直位移……)的已知状态来评价上一层元素(如变形)的状态时, 往往需要富有经验的专家根据工程实际情况、历史经验、物理力学关系等, 运用其智慧、逻辑思维及判断能力, 作出合理恰当的评价. 一般的常规模型是难以做到这一点的.

人工神经网络具有学习的能力, 可以经过训练来处理复杂的信息关系. 当我们将大坝安全评价中下层元素的已知状态作为神经网络的输入, 而将相应条件下领域专家对上一层元素性态的综合评价结果作为期望输出时, 网络在训练中为降低其输出与期望输出间的误差而不断地调整各通路的权值和各神经元的阈值, 最后可使误差小于规定的限值. 这时经过训练的网络在其输入-输出的映射中, 吸收了学习样本中的专家思维, 实现了给定的学习样本的输入-输出映射关系. 当应用(泛化)这一网络对非样本集中的新的输入进行映射时, 就可在输出的评价结果中再现专家的思维和经验, 从而得出比较合理的评价结论. 人工神经网络不仅能较好地吸取领域专家的评价经验, 并且还具备评价方法的规范性、较高的抗噪声干扰能力和容错性, 一定的自组织、自适应性, 具有较高的求解效率, 表现出多种优越性能, 因此这一方法为大坝安全综合评价开拓了一条新途径. 对它加以研究, 开发其潜力, 对解决大坝安全评价问题具有实际价值和良好的前景.

1 基于 BP 神经网络的大坝安全评价原理

BP 神经网络包含输入层、隐层及输出层. 隐层可以为 1 层或多层. 每层上的神经元称为节点或单元. BP 算法的实质是把一组样本输入输出问题转化为一个非线性优化问题, 并通过梯度算法, 利用迭代运算求解权值. 已经证明, 具有 Sigmoid 非线性函数的 3 层神经网络可以以任意精度逼近任何连续函数.

大坝安全评价系统可采用 3 层 BP 神经网络, 其结构如图 1 所示.

图 1 中的大坝安全评价 BP 神经网络分为输入层 LA、隐层 LB 和输出层 LC. 同层节点间无关联, 异层神经元间前向连接. 其中, LA 层含 n 个节点, 对应于 BP 网络可感知的 n 个评价因子的输入; LC 层含有 q 个节点, 与 BP 网络的 q 种评价结果输出响应相对应; LB 层节点的数目 p 可根据需要设置. 给定学习样本集,

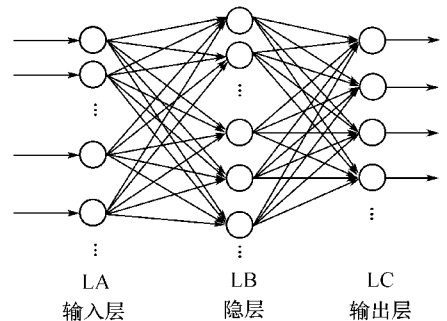


图 1 大坝安全评价 BP 神经网络结构
Fig.1 BP neural network for dam safety evaluation

样本集中包括 m 对样本(每对样本由 1 个输入向量和 1 个输出向量组成),即样本集中包括 m 个模式对. 随机选一模式对 k , 设其输入模式向量 $A_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$, 期望输出向量 $Y_k = \{y_1^k, y_2^k, \dots, y_q^k\}$; 中间层单元输入向量 $S = (s_1, s_2, \dots, s_p)$, 输出向量 $B_k = (b_1, b_2, \dots, b_p)$, 输出层单元输入向量 $L_k = (l_1, l_2, \dots, l_p)$, 输出向量 $C_k = (c_1, c_2, \dots, c_q)$. 输入层至中间层连接权 $w(w = w_{ij}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p)$; 中间层至输出层连接权 $v(v = v_{jt}, j = 1, 2, \dots, p; t = 1, 2, \dots, q)$; 中间层各单元输出阈值为 $\theta(\theta = \theta_j, j = 1, 2, \dots, p)$; 输出层各单元输出阈值为 $\gamma(\gamma = \gamma_t, t = 1, 2, \dots, q)$. 以上 $k = 1, 2, \dots, m$. 网络的响应函数为 Sigmoid 函数, 其表达式为

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

BP 算法的主要思想是: 对于给定的学习样本, 使网络的输入等于样本的输入, 然后用网络的实际输出和学习样本的输出之间的误差来修改权值, 使网络的输出与样本的输出尽可能接近, 即: 使网络输出层的总误差平方和达到最小. 它是通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标的. 每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比, 并以反向传播的方式传递到每一层.

其学习过程如下所述:

(a) 初始化, 通过随机赋值函数给各连接权 w 和 v 以及阈值 θ 和 γ 随机赋一个 $(-1, 1)$ 之间的较小值.

(b) 用输入模式 $A_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$, 连接权 w 和阈值 θ 计算中间层各单元的输入 s_j , 然后用 s 通过 Sigmoid 函数计算中间层各单元的输出 b .

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} a_i - \theta_j \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

$$b_j = f(s_j) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

(c) 用中间层的输出 b 、连接权 v 和阈值 γ 计算输出层各单元的输入 l , 然后用 l 通过 Sigmoid 函数计算各输出层各单元的响应 c .

$$l_t = \sum_{j=1}^p v_{jt} b_j - \gamma_t \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (4)$$

$$c_t = f(l_t) \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (5)$$

(d) 用期望输出模式 $Y_k = \{y_1^k, y_2^k, \dots, y_q^k\}$, 网络实际输出 c , 计算输出层各单元的一般化误差 d^k .

$$d_t^k = (y_t^k - c_t) c_t (1 - c_t) \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (6)$$

(e) 用连接权 v 、输出层的一般化误差 d 、中间层的输出 b 计算中间层各单元的一般化误差 e^k .

$$e_j^k = \left[\sum_{t=1}^q d_t v_{jt} \right] b_j (1 - b_j) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

(f) 用输出层各单元的一般化误差 d^k 、中间层各单元的输出 b 修正连接权 v 和阈值 γ .

$$v_{jt}(N+1) = v_{jt}(N) + \eta d_j^k b_j + \alpha (v_{jt}(N) - v_{jt}(N-1)) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (8)$$

$$\gamma_t(N+1) = \gamma_t(N) + \eta d_t^k \quad t = 1, 2, \dots, q \quad (9)$$

式中: η ——学习效率; α ——动量因子. 一般取 $\eta = 0.01 \sim 0.8$, $\alpha = 0.9$.

(g) 用中间层各单元的一般化误差 e_j^k 、输入层各单元的输入 $A_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$ 修正连接权 w 和阈值 θ .

$$\left. \begin{aligned} w_{ij}(N+1) &= w_{ij}(N) + \eta e_j^k a_i^k + \alpha (w_{ij}(N) - w_{ij}(N-1)) \\ \theta_j(N+1) &= \theta_j(N) + \eta e_j^k \\ i &= 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中 η, α 同上.

(h) 随机选取训练样本集中下一个学习模式对提供给网络, 重复步骤(c)~(h), 直至全部 m 个模式对训练完毕, 即完成了训练样本集的一轮训练.

(i) 计算网络全局误差函数 E ,

$$E = \sum_{k=1}^m E_k = \sum_{k=1}^m \sum_{t=1}^q (y_t^k - c_t)^2 / 2 \quad (11)$$

如果 E 小于预先设定的一个误差值, 则网络停止学习; 否则将重复步骤(c)~(i), 进行样本集的下一轮

训练.

(j)BP 网络训练好后,已经掌握学习样本包括的大坝综合评价信息,则输入评价因子向量,得到上层评价目标结果.

2 学习样本的生成

大坝安全评价系统中,一般将评价指标特性和大坝结构实测性态状况划分为 5 个评价等级:

$$V = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\} = \{\text{正常, 基本正常, 轻度异常, 重度异常, 恶性失常}\} \tag{12}$$

大坝安全评价 BP 神经网络的输入层是各评价因子对评价集归一化后的隶属度 $\mu_{V_i}(y_j)$ $i = 1, 2, 3, 4, 5$ $j = 1, 2, \dots, m$. 输出层为各评价因子的上层评价目标 y . 学习样本的生成是大坝安全评价 BP 神经网络系统中较为关键的部分. 学习样本的输入层是通过各评价因子基本状态的排列组合得到的. 假设评价因子是 2 个, 如果 2 个评价因子的输入结果为正常, 则有输入矢量 $X = (1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0)$ 2 个因子的各种基本状态排列组合后形成的输入矢量 X 有 5^2 维, 即 25 维. 则 n 个因子形成的输入矢量 X 有 5^n 维. 学习样本的输出层部分是直接推理得到, 部分是咨询专家得到. 如上述 2 个评价因子的输入为正常, 则其输出结果必为正常, 即有输出矢量 $Y = (1, 0, 0, 0, 0)$. 但如果两个评价因子的输入一个为正常, 另一个为重度异常, 即有输入矢量 $X = (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0)$, 则其输出结果必须通过咨询专家的判断, 方能得到输出矢量 Y . 由于经过学习训练, BP 网络方法由评价因子的状态所判断的评价目标的状态, 与学习样本中所体现的专家思维方式是一致的, 因而更能充分考虑专家的经验 and 直觉思维模式, 从而降低评价过程中的不合理现象. 同时从另一个方面来讲, 所咨询专家的水平高低直接决定了学习样本的质量, 也就决定了大坝 BP 综合评价的水平高低.

3 示 例

某水利枢纽大坝为混凝土重力坝. 为监测大坝安全, 该大坝在坝体及坝基部位分别设置了位移、渗流、应力应变、巡视检查等观测项目, 并积累了较长系列的观测资料. 本节以“坝基及坝体变形”为例, 说明 BP 神经网络在大坝结构实测性态综合评价中的应用.

该大坝所设置的变形监测项目有水平位移 y_1 (垂线观测 y_{11} 、引张线观测 y_{12})、垂直位移 y_2 (静力水准观测 y_{21} 、几何测量法观测 y_{22}). 其评价体系如图 2 所示.

按照文献 [1] 介绍的评价指标的度量方法, 可分别确定底层评价指标对于评价集归一化后的隶属度 $\mu_{V_i}(y_l)$, 结果见表 1.

本文中大坝安全评价 BP 神经网络的应用, 借助于运行笔者设计的 DAM-BP 程序来完成. 首先进行 $(\mu_{V_i}(y_{lj})) \rightarrow (\mu_{V_i}(y_l))$ 的样本学习, 然后由输入的 $(\mu_{V_i}(y_{lj}))$ 得到 $(\mu_{V_i}(y_l))$; 其后进行 $(\mu_{V_i}(y_l)) \rightarrow (\mu_V(y))$ 的样本学习, 然后由输入的 $(\mu_{V_i}(y_l))$ 得到 $(\mu_V(y))$; 最后由最大隶属度原则或置信度原则得到 y 的最终评价.

本例中先进行 $(\mu_{V_i}(y_{lj})) \rightarrow (\mu_{V_i}(y_l))$ ($i = 1, 2, \dots, 5$ $j = 1, 2$) 的样本学习, 总学习样本数为 25 个, 每个样本中输入变量个数为 10, 输出变量个数为 5, 动量因子 α 取 0.9, 学习效率 η 取 0.2, 学习效率取 0.2, 是因为此时神经网络结构收敛较快; 隐节点数取 15, 系统平方误差的均值满足 0.000 001, 即停止学习, 最大迭代步数小于 10 000. 样本学习完后, 输入 y_{11}, y_{12} 的隶属度 $(0.74, 0.15, 0.11, 0, 0, 0.60, 0.24, 0.16, 0, 0)$, 得 y_1 的隶属度 $(0.556, 0.387, 0.039, 0, 0)$.

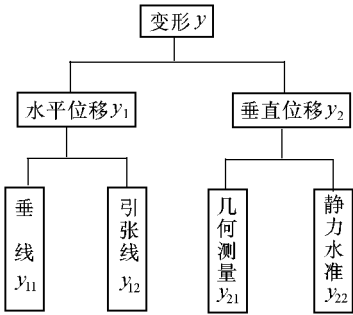


图 2 某大坝“坝基及坝体变形”综合评价结构

Fig.2 Comprehensive evaluation structure for dam foundation and dam body deformation

表 1 对于评价集归一化后的隶属度

Table 1 Dependence of near-bottom evaluating index on normalized evaluating set

y_j	$\mu_{V_1}(y_{lj})$	$\mu_{V_2}(y_{lj})$	$\mu_{V_3}(y_{lj})$	$\mu_{V_4}(y_{lj})$	$\mu_{V_5}(y_{lj})$
y_{11}	0.74	0.15	0.11	0	0
y_{12}	0.60	0.24	0.16	0	0
y_{21}	0.58	0.22	0.20	0	0
y_{22}	0.42	0.48	0.10	0	0

再进行 $(\mu_{V_i}(y_{2j})) \rightarrow (\mu_{V_i}(y_2)) (i=1, 2, \dots, 5; j=1, 2)$ 的样本学习, 总学习样本数为 25 个, 每个样本中输入变量个数为 10, 输出变量个数为 5, 动量因子 α 取 0.95, 学习效率 η 取 0.2, 隐节点数取 15, 系统平方误差的均值满足 0.000001 即停止学习, 最大迭代步数小于 10000, 样本学习完后, 输入 y_{21}, y_{22} 的隶属度 (0.58, 0.22, 0.20, 0.0, 0.42, 0.48, 0.10, 0.0), 得 y_2 的隶属度 (0.302, 0.456, 0.242, 0.0).

最后进行的 $(\mu_{V_i}(y_j)) \rightarrow (\mu_{V_i}(y)) (i=1, 2, \dots, 5; j=1, 2)$ 样本学习, 总学习样本数为 25 个, 每个样本中输入变量个数为 10, 输出变量个数为 5, 动量因子 α 取 0.95, 学习效率 η 取 0.2, 隐节点数取 15, 系统平方误差的均值满足 0.000001 即停止学习, 最大迭代步数小于 10000, 样本学习完后, 输入 y_1, y_2 的隶属度 (0.556, 0.387, 0.039, 0.0, 0.302, 0.456, 0.242, 0.0), 得 y 的隶属度 (0.258, 0.487, 0.255, 0.0).

无论按最大隶属度原则, 还是按置信度原则, $\lambda = 0.5$ (λ 取 0.5, 是指如果哪一项所在隶属度加上这一项前面的所有隶属度的和大于 0.5, 表明这一项即为评价结果所代表的隶属度. 例如本例“基本正常”所代表的隶属度加“正常”所代表的隶属度和为 0.745, 大于 0.5, 所以评价结果为“基本正常”. 这是因为如果评价“正常”, 那么它必定高于“基本正常”, 也就是说本例“基本正常”的比例是超过 74.5%、大于 50%, 占主导地位, 所以其评价结果为“基本正常”). y 的评价为基本正常, 即该大坝的“坝基及坝体变形 y ”实测性态状况属基本正常, 这与专家的经验判断是一致的.

本例中给出的只是大坝结构实测性态综合评价的“变形”子系统的 BP 神经网络评价. 对整个大坝的结构性态综合评价, 可根据文献 [1] 中的大坝综合评价体系, 应用上述方法和步骤, 从底层开始进行递归分析得出.

4 结 语

大坝结构实测性态综合评价是一个多指标、多层次的递阶分析问题. 本文在分析已有评价方法的基础上, 提出了一种新的大坝结构实测性态综合评价方法——BP 神经网络法. 该方法是更加接近于人类思维模式的定性定量相结合的综合评价模型. 通过对给定样本专家评价模式的学习, 获取评价专家的经验、知识、主观判断及对目标重要性的倾向, 当需对有关评价对象作出综合评价时, 该方法便可再现评价专家的经验、知识和直觉思维, 从而实现了定性分析与定量分析的有效结合, 也较好地保证了评价结果的客观性. 由于作者是初次将 BP 神经网络模型应用于大坝安全评价, 故有些问题, 如 BP 算法尚存在一些缺点, 如何进一步改进, 以及如何更加客观有效地得到大坝安全评价的学习样本还有待进一步的深入研究.

参考文献:

- [1] 何金平. 大坝结构实测性态综合评价方法研究[D]. 武汉: 武汉水利电力大学, 1999.
- [2] 闻新, 周露. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京: 科学出版社, 2000. 207—244.

Application of BP artificial neural network to comprehensive evaluation of dam safety

WU Yun-fang, LI Zhen-zhao, XU Fan

(School of Water Resources and Hydropower, Wuhan Univ., Wuhan 430072, China)

Abstract: An improved BP neural network was applied to comprehensive evaluation of dam safety, and a comprehensive evaluation method close to the thinking mode of human beings, with qualitative and quantitative analysis combined, was developed. By study of some given samples, the experts' experiences, knowledge, subjective judgment, and tendency towards the importance of objectives embodied in the samples were obtained. When it is necessary to comprehensively evaluate a new object, the method can reproduce the experts' experiences, knowledge and instinctive thought, and effectively combine qualitative and quantitative analysis together, ensuring the quality of dam safety evaluation. Examples show that the method is reasonable and feasible.

Key words: dam; monitoring; comprehensive evaluation; neural network