

基于BP神经网络的船闸闸首热学参数反分析

苏超¹, 王璐¹, 董义佳¹, 陶文兴²

(1. 河海大学 水利水电学院, 南京 210098; 2. 越南水利大学, 越南 河内 100803)

摘要: 因工程条件限制或其他原因, 部分闸首工程无法通过混凝土绝热温升试验来确定混凝土热学参数, 因此提出基于BP神经网络的船闸闸首热学参数反分析方法。首先使用均匀设计理论构造热学参数组合, 利用温度场三维有限元正分析得到闸首的计算温度样本训练网络; 然后将实测温度值输入神经网络, 对闸首混凝土多个热学特性参数进行同时反演; 最后利用反分析后的热学参数进行温度场正分析, 预测关键位置的温度时程曲线, 并与实测温度时程曲线进行对比。实例分析结果表明, 利用均匀设计理论构造待反演参数组, 可以提高神经网络反分析收敛的速度, 获得的参数满足工程要求。

关键词: 船闸闸首; 热学参数; 反分析; BP神经网络; 三维有限元

中图分类号: U641 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-1683(2015)02-0354-04

Back analysis on thermal parameters of ship lock head based on BP neural network

SU Chao¹, WANG Lu¹, DONG Yi Jia¹, DAO Van hung²

(1. College of Water Conservancy and Hydropower Electricity, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. Thuyloi University, Hanoi 100803, Vietnam)

Abstract: Due to engineering construction limits, the thermal parameters of concrete for some lock head projects cannot be determined by the adiabatic temperature rising test. In this paper, an inversion analysis method was proposed to determine the lock head thermal parameters based on BP neural network. First, the combinations of concrete thermal parameters were constructed based on the uniform design theory and they were used to generate a series of training samples using the thermal FEM analysis. Then, the measured temperature data were put into the neural network to perform the inversion analysis on the thermal parameters. Finally, the thermal parameters obtained from the inversion analysis were used to analyze and predict the temperature data at certain points and compared them with the actual temperature data. The results showed the convergence rate of the BP neural network is improved by the thermal parameters developed by the uniform design, and the obtained parameters meet the engineering requirements.

Key words: lock head; thermal parameters; back analysis; BP neural network; three dimensional finite element method

闸首为大体积混凝土结构, 温度对其结构应力状态具有重要影响。确定闸首热学参数最直接的方法是进行绝热温升试验, 但受工程条件的限制或其他原因影响, 部分工程现场无法进行绝热温升试验。为计算大体积混凝土的温度场, 近年来广泛应用反分析方法(如复合形法、遗传算法等优化算法)确定闸首的热学参数。王振红等以南水北调中线总干渠上的漕河渡槽工程为模型, 结合混凝土温度场应力场的基本原理和水管冷却的精确算法, 采用遗传算法反演得到混凝土热学参数^[1]; 李洋波等根据景洪电站右冲坝段施工现场温度实测资料, 采用复合形法反演实际浇筑的碾压混凝土材料

热学参数^[2]。

近年来, 神经网络也被应用到了大体积混凝土参数反分析当中, 李端等有以清江隔河岩水电站重力拱坝为例, 根据水平位移和垂直位移的监测数据, 将均匀设计理论、BP神经网络和遗传算法三者结合起来, 映射坝体计算位移值与材料力学参数之间的复杂非线性关系, 使得有限元正分析过程与反分析过程分离开来, 反演坝体混凝土的弹性模量、线膨胀系数以及坝基主要岩体的弹性模量等参数^[3]。但由于闸首结构复杂, 很少将BP神经网络应用到闸首混凝土反分析中。本文以某大型船闸为例, 根据早期施工现场温度实测资料,

收稿日期: 2014-06-13 修回日期: 2015-02-02 网络出版时间: 2014-03-20

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20150320.1641.014.html>

作者简介: 苏超(1960-), 男(满族), 吉林梅河口人, 教授, 博士生导师, 主要从事复杂水工结构的数值分析与优化设计研究及混凝土温控防裂研究。

尝试采用 BP 神经网络反演混凝土热学参数。

1 计算方法与步骤

1.1 温度场有限元基本理论

在计算域 R 内任何一点处, 不稳定温度场 $T(x, y, z, t)$ 需满足热传导方程^[4]:

$$\frac{\partial T}{\partial \tau} = \alpha \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) + \frac{\partial \theta}{\partial \tau} \quad (1)$$

式中: T 为温度; α 为导温系数; θ 为混凝土绝热温升; τ 为龄期。

为确定唯一的温度场 $T(x, y, z, t)$ 还必须满足初始条件和边界条件^[5]。热传导问题的边界条件是物体边界上的热交换条件, 常用的有三种类型: 第一类边界条件为物体表面温度为已知值; 第二类边界条件为物体表面热流量为已知值; 第三类边界条件是假定经过物体表面的热流量与物体表面温度和气温之差成正比。计算闸首温度场时, 已知外界气温, 使用第三类边界条件, 当温度资料不足或计算精度要求不高时, 可以采用式(2) 来求得一年中的气温。

$$T_a = T_m + A_a \cos \left[\frac{\pi}{6} (\tau - \tau_0) \right] \quad (2)$$

式中: T_a 为气温; T_m 为年平均气温; A_a 为气温年变幅; τ 为时间; τ_0 为年最高温度时间。

1.2 改进 BP 模型的基本原理

BP 神经网络采用层次型结构, 包括输入层、中间层(或称隐含层、隐层) 和输出层。各层顺序相连, 网络中各个神经元接收前一级输入, 并输出到下一级, 同层神经元之间都不存在连接^[6]。

BP 神经网络的学习过程分为两部分即正向传播和反向传播。正向传播时, 在期望输出向量的指导下, 输入向量经激励函数得到输出信息并输出给下一层神经元, 直至输出层神经元, 其中各层神经元激励函数均为 Sigmoid 型函数。若输出层未得到期望输出值, 则网络学习转入反向传播。此时定义网络的期望输出与实际输出的误差平方和为目标函数, 通过调整权值, 使目标函数值最小。这样, BP 神经网络将一组样本的输入输出问题变为一个非线性优化问题^[7]。

然而标准的 BP 算法具有收敛速度慢、易形成局部极小而得不到全局最优、学习速率难以确定等不足^[8]。因此本文采用改进的 BP 算法, 即基于数值均匀设计理论的 δ 学习规则(LMS 最小方差法) 算法^[9]。

均匀设计理论^[10]由方开泰和王元于 1980 年提出, 是一种将数论和多元统计分析相结合的试验方法。它遵循均匀性原则, 将试验设计的结果形成均匀设计表, 以符号 $U_n(q^s)$ 表示, 其中 U 表示均匀表, n 表示试验次数或样本个数, q 表示每个因素的水平数, s 表示均匀表的列数。表中的试验次数 n 与水平数 q 相等, 这与正交设计表中试验次数 n 等于水平数 q 的平方相比, 大大降低了试验成本。

δ 学习规则的实质是利用梯度最陡下降法, 使权值沿误差函数的负梯度方向改变^[11]。设 BP 网络每层有 n 个处理单元, 对于一个训练样本, 单元 j 的输入记为 I_i , 输出记为 O_j , 目标函数为 E 。若权值 w_{ji} 的变化量记为 Δw_{ji} , 则 $\Delta w_{ji} = \eta \delta_j O_j$ ($\eta > 0$), 其中 $\delta_j = \frac{\partial E}{\partial I_i}$ 。

1.3 ABAQUS 用户子程序在闸首温度场中的应用

本文中使用了大型有限元软件 ABAQUS 的用户子程序功能进行闸首施工期温度场的模拟。其中, 使用膜边界条件子程序 FILM 定义模型表面散热系数随时间变化, 由此模拟拆模、温度变化、风速对参数的影响等与时间有关的热边界条件; 使用自定义热源子程序 HETVAL 子程序定义混凝土的水化热^[13]。本文中混凝土水化热随时间的变化采用双曲指数公式^[14]:

$$Q(\tau) = Q_0 (1 - e^{-a\tau^b}) \quad (3)$$

式中: $Q(\tau)$ 为龄期 τ 时的累积水化热; Q_0 为 $\tau \rightarrow \infty$ 时的最终水化热; τ 为龄期; a, b 为常数。

1.4 基于神经网络的闸首热学参数反演步骤

通过改进的 BP 神经网络, 可以获得混凝土热学参数和监测温度时程曲线的非线性映射关系。将监测温度时程曲线作为输入, 将待反演的混凝土热学参数作为输出, 具体步骤如下。

(1) 建立闸首的有限元模型; (2) 确定各待反演参数的取值范围; (3) 按均匀设计理论构造若干组待反演参数的组合, 通过 ABAQUS 进行闸首温度场仿真计算, 获得监测位置的温度历时曲线构成学习样本; (4) 训练神经网络, 得到待反演参数与测点温度曲线的映射关系; (5) 将实测温度值输入训练好的神经网络, 输出即为待反演的参数。

2 工程实例

2.1 工程概况

某双线船闸上下共四个闸首, 结构完全相同, 本文取左岸上闸首进行温度场分析。由于闸首结构是轴对称结构, 为了提高计算效率, 分析时只建立一半闸首的有限元模型。

测点布置的原则是选择具有代表性温度或位置关键部位, 如温度梯度较大的位置及浇筑层上下接触面附近。进行监测时, 使用差动电阻式温度计 DW-1 测量测点温度值, 使用差动电阻式应变计 DF 10 测量测点应力值, 使用 FWC2000 型安全监测自动化装置读取监测数据。浇筑初期每半小时测量一次, 温度达到最大值后, 每 1 h 测量一次; 7 d 以后每 2 h 测量一次; 10 d 之后每 4 h 测量一次。在有新浇筑混凝土时, 对新混凝土浇筑附近区域的老混凝土中的测点也适当进行增加测量频率, 以便研究新混凝土对老混凝土的影响。据此左岸上闸首底板埋设 6 个传感器, 其中中底板 3 个, 左边底板 3 个。各测点位置分布见图 1, 具体坐标见表 1。

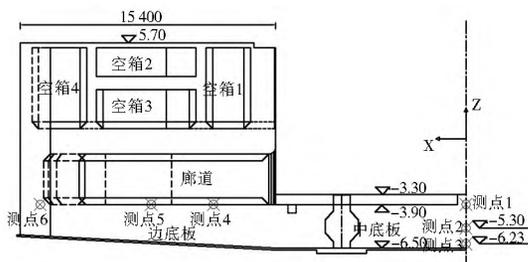


图 1 左岸上闸首传感器分布

Fig. 1 Sensor distribution on the left bank of the lock head

表 1 左岸上闸首测点编号及坐标

Tab. 1 The number and coordinates of measuring points on the left bank of the lock head

测点位置	测点编号	X 坐标/m	Y 坐标/m	Z 坐标/m	具体位置
	1	0.00	2.57	- 3.90	表面点
中底板	2	0.00	2.57	- 5.30	中心点
	3	0.00	2.57	- 6.23	下表面点
	4	- 25.70	1.50	- 3.90	表面点
左边底板	5	- 19.00	- 11.20	- 3.90	表面点
	6	- 15.25	15.35	- 3.90	表面点

2.2 有限元分析模型

建立有限元模型时,整体坐标系坐标原点位于对称轴与闸首下游轮廓交界处零高程上, X 轴正方向指向左岸, Y 轴正方向指向上游, Z 轴以竖直向上为正。闸首长 28.5 m, 宽 53.8 m, 高 11.9 m, 底板厚 2.6 m。闸首有 16 个空箱, 其中 2 个圆柱形空箱, 14 个多边形空箱。有限元网格模型见图 2, 模型共有 4.04 万个节点、4.18 万个单元。

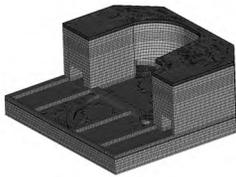


图 2 有限元网格模型

Fig. 2 Finite element mesh model

2.3 闸首热学参数反分析

本文选取导热系数(λ)、绝热温升(θ)、绝热温升系数 a 、 b 共 4 个参数进行反演分析。计算温度场时,混凝土热学性能参数取值主要根据施工现场混凝土强度级配。工程现场除施工缝采用 C30 微膨胀混凝土外,其它部位均采用 C25 混凝土。水泥采用普通硅酸盐水泥 425 号,砂为河砂,石子采用花岗岩质地的卵块石。根据每种材料的热学参数^[14],按混凝土各材料重量百分比范围进行加权平均,得到混凝土的热学参数取值范围。同时参考设计规范^[15]及大量试验资料^[14]对于不同混凝土热性能的相关要求确定取值范围,最终确定反演时导热系数取值范围(140~ 250) KJ/(m · d · °C),绝热温升取值范围为 45 °C ~ 55 °C,绝热温升系数 a 取值范围(0.6~ 0.9), b 取值范围(0.8~ 1.4)。

采用均匀设计方法生成待反演热学参数,水平数为 37,按照均匀设计表进行设计 $U_{37}(37^4)$,得到 37 组训练样本,见表 2。

选择三层神经网络模型进行反分析,输入层和输出层的神经元个数分别由输入和输出元素个数决定。由于浇筑初期,测量仪器误差较大,且混凝土的弹性模量较小,不会产生很大的温度应力,因此选取第 4 天至第 8 天的监测数据和有限元计算温度值训练神经网络,进行热学参数的反分析。神经网络的输入数据为测点 2、测点 3、测点 5 的 4~ 8 d 有限元计算的温度值,输出数据为待反演参数。除去明显错误温度值,选取测量温度 29 个,由此确定网络的输入层为 29 个神经元,输出层为 4 个神经元。隐含层的作用是从样本中提取并存储其内在规律^[16],经过多次试验,确定隐含层神经元数为 17。BP 神经网络参数反演训练,经过 25 000 次迭代,网络误差小于 10^{-4} 。

表 2 基于均匀设计的 37 水平训练样本

Tab. 2 Training samples of level 37 based on uniform design

序号	绝热温升 (°C)	绝热温升 系数 a	绝热温升 系数 b	导热系数 /(KJ · m ⁻¹ · d ¹ · °C ⁻¹)
1	45.00	0.73	1.27	228.61
2	45.28	0.88	1.13	207.22
3	45.56	0.71	1.00	185.83
4	45.83	0.85	0.87	164.44
5	46.11	0.68	1.35	143.06
6	46.39	0.83	1.22	234.72
7	46.67	0.66	1.08	213.33
8	46.94	0.80	0.95	191.94
9	47.22	0.63	0.82	170.56
10	47.50	0.78	1.30	149.17
...
37	55.00	0.90	1.40	250.00

将监测数据输入到神经网络,得到最终反演结果,见表 3。

表 3 参数反演结果

Tab. 3 Inversion analysis results of parameters

参数	导热系数 /(KJ · m ⁻¹ · d ¹ · °C ⁻¹)	绝热温升 (°C)	绝热温升 系数 a	绝热温升 系数 b
反演结果	145.05	49.50	0.625	1.030

2.4 温度场预测

将反分析结果带入有限元模型,可以对闸首未来温度场进行预测,并通过同监测资料对比来对反演结果进行检验与评价。计算出中底板中心点从浇筑开始到 48 d 的温度值。图 3 给出了中底板中心点计算值与实测值的时程曲线对比,可以看出典型测点的反演计算结果与实测结果吻合良好,反分析所得参数可以对未来温度场进行准确预测。

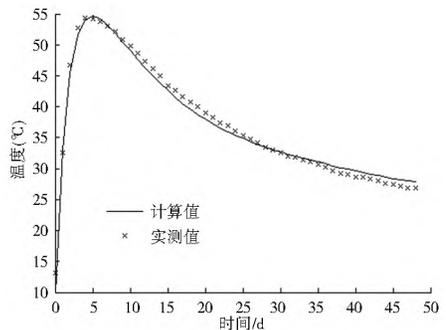


图 3 中底板中心点计算值与实测值的比较

Fig. 3 Comparison of the calculated and measured temperatures at the center of the bottom plating

表 4 统计出计算值和实测值的误差不超过 1.1 °C,精度满足工程实际需要。

表 4 温度计算值和实测值绝对误差

Tab. 4 Absolute errors between the calculated and measured temperatures

时间/d	计算值(°C)	实测值(°C)	绝对误差(°C)
5	54.65	54.20	0.45
10	49.05	49.80	0.75
15	42.64	43.40	0.76
20	37.91	39.00	1.09
25	34.85	35.40	0.55
30	32.67	32.60	0.07
35	31.06	30.70	0.36
40	29.62	28.70	0.92
45	28.39	27.40	0.99

空箱层浇筑完成后第50d拆除空箱模板,此时闸首横河向截面温度场见图4,可以看出温度最大值位置在边墩廊道与空箱截面的交界处,即新老混凝土浇筑层上下接触面附近,该处温度梯度较大,易产生较大的温度应力。

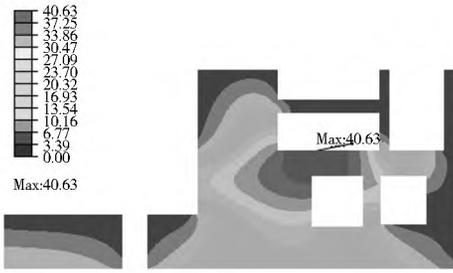


图4 预测浇筑完成50d后横河向截面温度场(单位:℃)

Fig. 4 Forecast cross sectional temperature field after 50 days of completing pouring

3 结语

本文根据船闸施工现场温度实测资料,采用BP神经网络算法对闸首热学参数进行反演分析,通过对实测值和计算值时程曲线的对比,验证了反演分析的合理性,并根据反演分析的结果计算和预测了闸首整体结构浇筑完成后的温度场。研究表明,基于BP神经网络,利用现场监测资料对船闸闸首的混凝土热学参数进行反演分析的方法是有效的,可为不做绝热升温试验工程提供符合工程现场要求的参数。同时,利用均匀设计理论和改进的BP神经网络相结合的反分析方法,将获得的参数用于整个闸首温度场的预测,可为得到闸首应力场和大体积混凝土温度裂缝防治提供依据。

参考文献(References):

[1] 王振红,朱岳明,武圈怀,等.混凝土热学参数试验与反分析研究[J].岩土力学,2009,30(6):1821-1825,1830.(WANG Zhen hong,ZHU Yue ming,WU Juan huai, et al. Thermal parameters of concrete by test and back analysis[J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(6): 1821-1825, 1830. (in Chinese))

[2] 李洋波,马雪峰,黄达海.基于仿真分析的混凝土坝热学参数反演方法[J].水电能源科学,2009,27(5):111-113.(LI Yang bo, MA Xue feng, HUANG Da hai. Inverse analysis of thermal parameters of concrete DAM based on simulation analysis[J]. International Journal Hydroelectric Energy, 2009, 27(5): 111-113. (in Chinese))

[3] 李端有,甘孝清,周武.基于均匀设计及遗传神经网络的大坝力学参数反分析方法[J].岩土工程学报,2007,29(1):125-130.(LI Duanyou, GAN Xiaqing, ZHOU Wu. Back analysis on mechanical parameters of dams based on uniform design and genetic neural network[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2007, 29(1): 125-130. (in Chinese))

[4] 张杨,郭晓娜.水电站厂房下部结构混凝土温控防裂分析[J].南水北调与水利科技,2009,07(3):101-103,113.(ZHANG Yang, GUO Xiaona. Analysis of temperature control and crack prevention for lower structure concrete of hydropower plant [J]. South to north Water Transfers and Water Science & Technology, 2009, 07(3): 101-103, 113. (in Chinese))

[5] 宫经纬.水工准大体积混凝土分布式光纤温度监测与智能反馈研究[D].武汉:武汉大学,2013.(GONG Jingwei. Study on temperature monitoring by distributed optical fibre and the ir

telligent feedback for hydraulic quasi mass concrete structure [D]. Wuhan: Wuhan University, 2013. (in Chinese))

[6] 秦焕瀛,齐辉,彭金辉,等.基于BP神经网络的拱坝温度监测数据预测模型[J].水电自动化与大坝监测,2011,35(1):57-59.(QIN Huan ying, QI Hui, PENG Jin hui, et al. Forecast model for temperature monitoring data of arch dams based on MATLAB neural network[J]. Hydropower Automation and DAM Monitoring, 2011, 35(1): 57-59. (in Chinese))

[7] 董威信,袁会娜,徐文杰,等.糯扎渡高心墙堆石坝模型参数动态反演分析[J].水力发电学报,2012(5):203-208.(DONG Wei xin, YU AN Hui na, XU Wen jie, et al. Dynamic back analysis of material parameters of Nuozha du high earth rock fill dam [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2012(5): 203-208. (in Chinese))

[8] 于猛,陈尧隆,梁娟.基于BP神经网络的碾压混凝土坝温度场反分析[J].电网与水力发电进展,2008,24(5):59-62.(YU Meng, CHEN Yaolong, LIANG Juan. Inverse Analysis method of temperature field on RCC DAMS based on BP artificial neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2008, 24(5): 59-62. (in Chinese))

[9] 付学奎,周宜红,黄耀英,等.基于BP神经网络的坝体混凝土二期通水冷却分析[J].水利水电技术,2012,43(2):50-53.(FU Xue kui, ZHOU Yi hong, HUANG Yaoying, et al. BP neural network based analysis on second stage cooling of dam concrete [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2012, 43(2): 50-53. (in Chinese))

[10] 徐伯林,黄耀英,付学奎,等.基于均匀设计的混凝土浇筑仓最高温度预测模型及应用[J].水电能源科学,2014,32(5):83-85,90.(XU Baolin, HUANG Yaoying, FU Xuekui, et al. Research on mechanics behavior of solidified dredged soil under static triaxial tests [J]. International Journal Hydroelectric Energy, 2014, 32(5): 83-85, 90. (in Chinese))

[11] 练继建,王春涛,赵寿昌.基于BP神经网络李家峡拱坝材料参数反演[J].水力发电学报,2004,23(2):44-48.(LIAN Jijian, WANG Chun tao, ZHAO Shou chang. The convolute analysis of Lijiaxia arch dam material parameter Based on BP neural network [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2004, 23(2): 44-48. (in Chinese))

[12] 王建,刘爱龙.ABAQUS在大体积混凝土徐变温度应力计算中的应用[J].河海大学学报(自然科学版),2008,36(4):532-537.(WANG Jian, LIU Ailong. Application of ABAQUS to calculation of creep thermal stress of mass concrete [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2008, 36(4): 532-537. (in Chinese))

[13] Lakhani H, Kamath P, Bhargava P, et al. Thermal analysis of reinforced concrete structural elements [J]. Journal of Structural Fire Engineering, 2013, 4(4): 227-244.

[14] 朱伯芳.大体积混凝土温度应力与温度控制[M].北京:中国电力出版社,1999.(ZHU bofang. Mass concrete temperature stress and temperature control [M]. Beijing: China Electric Power Press, 1999. (in Chinese))

[15] DL/T 5057-2009,水工混凝土结构设计规范[S].2009.(DL/T 5057-2009, Design specification for hydraulic concrete structures [S]. 2009. (in Chinese))

[16] 杜晓帆,卢兴毅,张文熙.BP神经网络在新浇筑混凝土最高温度预测中的应用[J].水电能源科学,2013,31(5):70-72.(DU Xiaofan, LU Xingyi, ZHANG Wenxi. Application of BP neural network in predicting maximum temperature of pouring concrete [J]. International Journal Hydroelectric Energy, 2013, 31(5): 70-72. (in Chinese))