

文章编号: 1674-599X(2021)01-0042-09

基于改进 BP 算法的混凝土热学参数反演与预测

张玉平, 马超, 李传习, 张亚昕

(长沙理工大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘 要: 针对实验室测得混凝土热学参数结果的随机性和施工现场环境的差异性, 提出了基于改进 BP 算法的大体积混凝土热学参数反分析方法。以太洪长江大桥南岸隧道锚大体积混凝土施工为工程实例, 反演了绝热温升、反应速率、导热系数及表面散热系数, 采用反演分析得到热学参数进行温度场预测并用于指导施工。研究结果表明: 采用均匀设计方法确定热学参数减少了样本数据, 采用附加动量法改进的 BP 算法, 提高了学习效率, 避免算法陷入局部极小值。

关键词: 大体积混凝土; 改进 BP 算法; 均匀设计; 热学参数; 反分析

中图分类号: TV544+91

文献标志码: A

DOI:10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2021.01.007

Back analysis and prediction of thermal parameters of concrete based on improved BP algorithm

ZHANG Yu-ping, MA Chao, LI Chuan-xi, ZHANG Ya-xin

(School of Civil Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: Aiming at the randomness of the concrete thermal parameters measured in the laboratory and the difference of the construction site environment, a back analysis method of mass concrete thermal parameters based on the improved BP algorithm was proposed. Taking the mass concrete construction of the tunnel anchor on the south bank of the Taihong Yangtze River Bridge as an engineering example, the adiabatic temperature rise, reaction rate, thermal conductivity and surface heat dissipation coefficient were inverted. The thermal parameters were obtained by inversion analysis to predict the temperature field and guide the construction. The research results show that the uniform design method determines the thermal parameters and reduces the sample data. The BP algorithm improved by the additional momentum method can improve the learning efficiency and avoid the algorithm from falling into a local minimum.

Key words: mass concrete; improved BP algorithm; uniform design; thermal parameters; back analysis

大体积混凝土因其浇筑方量大、施工速度快, 其开裂问题越来越受到人们的重视^[1]。为了防止大体积混凝土在施工阶段的开裂, 可基于温度场计算理论, 运用有限元软件对混凝土温度场进行仿真计算, 预先判断混凝土温度分布状态, 并采取准确的温控措施。大体积混凝土的温度场和应力场进行有

限元分析时, 会受到管冷参数、边界条件、混凝土热学参数等诸多因素的影响^[2], 而且热学参数主要通过经验公式或试验得到, 难免有误差。由于热学参数在施工时, 易受气象、时空、荷载等施工条件的影响, 导致所采用的热学参数失真, 造成混凝土温度场计算结果出现较大偏差。因此, 准确确定热

收稿日期: 2020-02-16

基金项目: 国家重点发展研究计划发展计划(973)项目(2015CB057702); 湖南省教育厅创新平台资助项目(16K005)

作者简介: 张玉平(1976-), 男, 长沙理工大学副教授, 博士。

学参数是大体积混凝土温控的前提。除试验确定参数外, 通过反演确定大体积混凝土的热学参数也是行之有效的方 法之一^[3]。朱伯芳^[4]给出了根据试验数据进行计算的方法, 以及依据工程实测温度进行反分析得出了热学参数的方法。黄达海^[5]等人利用叠加原理, 将单调变化的环境温度以较小的时间步长分段线性化, 提出了混凝土热学参数反演分析的新方法。随着数值求解法和优化求解法的发展, 运用遗传算法、BP 算法及改进模型的智能反分析方法, 求解大体积混凝土热学参数, 深受学者们的青睐。喻正富^[6]等人基于施工现场测得的温度数据, 采用遗传算法对大体积混凝土的热力学参数进行了反演分析, 但在反演过程中采用分步反演, 而非同步反演。文豪^[7]等人对遗传算法进行了优化改进, 提出在 MATLAB 中调用 ANSYS 温度场数据, 反演得到真实的热学参数, 但运用 MATLAB 调用数据, 需另写程序代码, 比较繁琐。BP 算法多用于坝体混凝土、碾压混凝土热学参数的反演^[8-10], 尚未见其运用到桥梁工程混凝土计算中。因此, 作者拟将 BP 算法引入到桥梁工程大体积混凝土热学参数反演中, 提出了改进 BP 算法的大体积混凝土热学参数反分析方法。结合工程实践, 得到反演的效率、稳定性及结果的准确度, 可为类似工程施工提供温控措施, 避免温度裂缝的产生。

1 BP 算法及其改进

1.1 BP 算法

BP 算法又称 BP 神经网络算法, 是一种前馈型神经网络模型, 在函数逼近、模式识别、分类、数据压缩等领域均有广泛应用^[11]。BP 神经网络由信息的正向传播和误差的反向传播 2 个过程组成。正向传播是输入层接收外界信息并向隐含层传播, 隐含层负责信息变换, 最终传至输出层。当实际输出与期望输出不符时, 进入误差的反向传播阶段。反向传播中, 按误差梯度下降的方式, 逐层反传至隐含层、输入层, 直到预测输出无限逼近期望输出。BP 神经网络结构由输入层、一个以上的隐含层、输出层组成。三层的 BP 神经网络(单隐含层)可以实现从输入到输出的任意非线性映射, 如图 1 所示。若输入层有 m 个神经元, 输出层有 n 个神经元, 则可实现 m 维至 n 维的映射。BP 神经网络最大的优

点就是可以避免函数的具体形式, 适宜于处理规则不明确、背景不明确等复杂模式识别问题。所以在工程领域多应用于岩石力学中的岩石行为预测^[12]、边坡位移反分析^[13]等。混凝土热学参数反分析如同边坡位移反分析, 均是复杂的非线性问题, 难以用显式的函数来描述, 而这种复杂的非线性问题可以通过 BP 神经网络得到较好的映射。

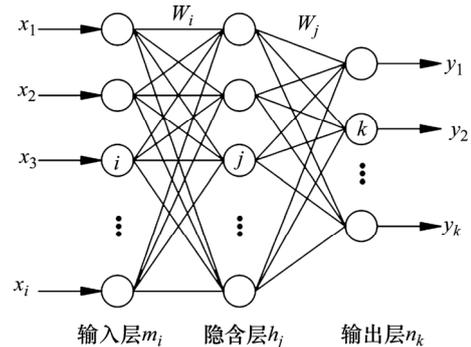


图 1 单隐含层 BP 神经网络映射结构

Fig. 1 The BP neural network mapping structure of single hidden layer

1.2 改进的 BP 算法

传统 BP 算法的不足: ①拓扑结构中, 隐含层神经元数的确定尚无理论依据, 仅能参考经验公式; ②算法学习过程所需训练样本较多, 可能存在训练失败的问题; ③易陷入局部最小值, 收敛速度较慢。改进 BP 算法的优点: ①采用逐步增加隐含层单元数的变结构法(开始放入少量的隐含层单元数, 学习一定次数后, 如果性能不佳, 就增加隐含层单元数, 达到比较理想的隐含层单元数为止)。②训练样本确定采用均匀设计, 确保每个参数每个水平出现一次。满足精度的前提下, 在取值范围内均匀散布, 各参数之间按均匀设计使用表组合, 可以大大减少算法学习的样本数量。③引入附加动量, 在每个加权调节量上加前次加权变化量的百分数。当网络修正其权值时, 不仅考虑误差在梯度上的作用, 而且考虑在误差曲面上变化趋势的影响。在没有附加动量的作用下, 网络可能陷入浅的局部极小值。利用附加动量可以带动梯度下降过程, 冲过狭窄的局部极小值, 从而提高训练速度, 如图 2 所示。其计算式为:

$$\omega(t+1) = \omega(t) - (1 - \alpha)\eta \frac{\partial E_T}{\partial \omega(t)} + \alpha \Delta \omega(t) \quad (1)$$

式中: $\omega(t+1)$ 和 $\omega(t)$ 分别为训练次数为 $t+1$ 和 t

时权值; α 为动量因子, 一般取值 0.95; η 为学习率; $\frac{\partial E_T}{\partial \omega(t)}$ 为学习误差梯度。

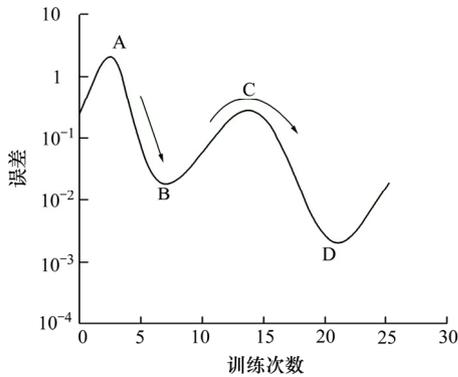


图 2 越过局部极小值点

Fig. 2 Crossing the local minimum point

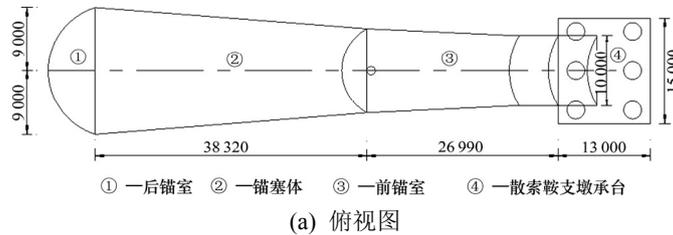
改进后的 BP 算法在确保参数均匀分布的情况下, 尽可能地减小样本数量, 提高工作效率。在一定程度上, 克服学习过程的局部极小值, 获得全局最小值, 加快算法的收敛速度。

2 基于 BP 算法的反演分析方法

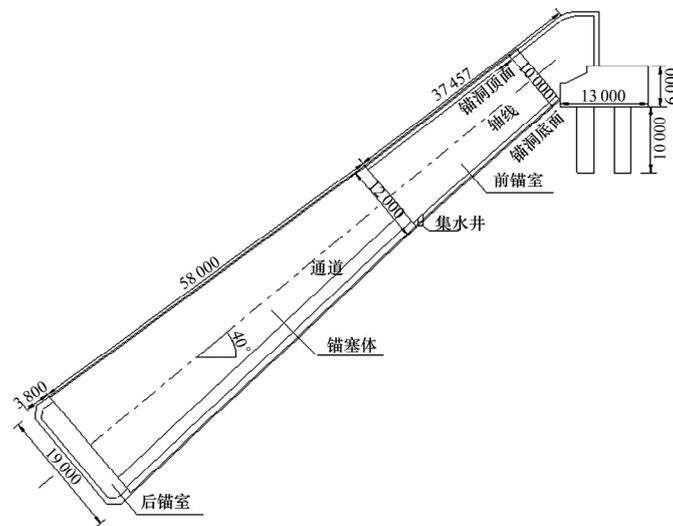
反分析的求解方式分为解析反分析法和数值

反分析法^[14]。解析反分析法主要是通过找出现场监测值与待反演参数之间的显式关系建立数学模型, 求得待反演参数。实际工程复杂且多变, 难以确定其数学模型, 有学者提出建立反分析的目标函数, 将参数求解转化为目标函数的最优解^[15], 采用有限元法等方法进行迭代计算, 并逐步修正其待反参数, 直至函数寻到最优解。当反演参数较多时, 操作非常费时, 对复杂问题搜索到最优解的概率较低, 但 BP 神经网络为反分析提供了一条有效的途径。BP 神经网络通过特有的拓扑结构表达反分析中复杂非线性关系, 无需建立数学模型, 无需反复迭代, 只需事先提供训练样本, 完成训练即可。

在温度场分析中, 主要热学参数包括: 混凝土的比热 c 、密度 ρ 、导温系数 a 、导热系数 λ 、表面散热系数 β 、混凝土的绝热温升 θ_0 及常数 m 。混凝土的比热、密度可直接测出。绝热温升受到水泥品种、用量、骨料粒径及实验室环境与施工环境差异等多种因素的影响。导热系数 $\lambda = \alpha c \rho$, 受混凝土密实性、材料特性及骨料岩性的影响, 难以确定, 应对 λ 、 α 任意一个参数予以反演。表面散热系数与混凝土外部模板材料类型、表面环境温度等有关, 较难直接获取, 应予以反演。绝热温升表达式采用指数式函数 $\theta_{(t)} = \theta_0(1 - e^{-mt})$, 除绝热温升 θ_0



(a) 俯视图



(b) 左视图

图 3 隧道锚锭示意图(单位: mm)

Fig. 3 The schematic diagram of tunnel anchor (unit: mm)

外, 还应对常数 m 进行反演。因此, 本研究根据文献[1]确定各反演热学参数的取值范围, 选取绝热温升 θ_0 为 $35\text{ }^\circ\text{C}\sim 55\text{ }^\circ\text{C}$ 、常数 m 为 $0.3\sim 1.1$ 、导热系数 λ 为 $7\sim 12\text{ kJ}/(\text{m}\cdot\text{h}\cdot^\circ\text{C})$ 和表面散热系数 β 为 $20\sim 80\text{ kJ}/(\text{m}^2\cdot\text{h}\cdot^\circ\text{C})$ 。

3 应用实例分析

3.1 工程概况

太洪长江大桥是主跨为 808 m 的钢箱梁悬索桥, 桥梁全长为 $1\ 436\text{ m}$, 作为重庆南川至两江新区高速公路 NL5 标段控制性工程。大桥南岸锚碇为隧道式锚碇, 锚碇地处长江南岸, 属江河谷地貌。结构设计采用鞍座、前锚室、锚塞体与后锚室相组合的方案, 全长约 96.8 m , 锚塞体长 58 m , 轴向与水平面的倾角为 40° 。隧道锚的横断面形状与一般隧洞类似, 由半圆与矩形(下半部分)的组合而成。其中, 锚塞体前断面尺寸为 $12\text{ m}\times 12\text{ m}$, 拱顶半径为 6 m , 后断面尺寸为 $18\text{ m}\times 19\text{ m}$, 拱顶半径为 9 m , 整体呈放射形嵌入中风化岩层, 提供主缆拉力。隧道锚示意如图 4 所示。锚塞体采用 C40 微膨胀混凝土, 混凝土方量达 $24\ 535.6\text{ m}^3$ 。

3.2 温度测点布置及监测方法

温度测点的布置应在混凝土浇筑前 $1\sim 3\text{ d}$ 进行。考虑到结构对称性和温度变化规律, 在满足大体积混凝土温控需要的前提下, 锚碇各结构层测温传感器的布设^[16]如图 4 所示(●为测点)。从图 4 中可以看出, 选取每块浇筑层的 $1/2$ 作为测量区域。右幅锚塞体混凝土于 2019 年 1 月 19 日 22 时开始浇筑, 次日 10 时浇筑完成, 浇筑历时 12 h , 测得混凝土入模温度为 $20\text{ }^\circ\text{C}$ 。为获得真实的浇筑环境, 环境温度从混凝土开盘前 5 d 开始监测, 在隧道锚洞内布置温度传感器, 把实测洞内环境温度输入有限元模型, 排除昼夜温差干扰, 2019 年 1 月 14—27 日环境温度取值范围为 $[5.2, 10.9]$ 。

3.3 有限元模型

采用 Midas FEA 有限元软件建立有限元模型, 如图 5 所示。共有 $95\ 018$ 个单元, $136\ 321$ 个节点。模型考虑基岩对混凝土水化热的吸收作用, 建立地基扩大模型, 固定温度取 $20\text{ }^\circ\text{C}$, 基岩侧面和底面进行固定约束。根据施工专项方案和现场实际的施工过程, 分为 13 个施工阶段, 即分为 13 层。混凝土抗压强度通过试验确定, 根据对试拌混凝土的各项技术指标检测及抗压强度试验得到 7 d 和 28 d 抗

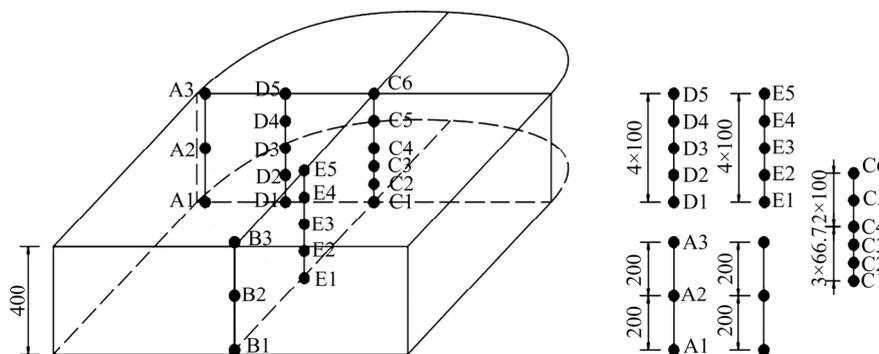


图 4 锚塞体温度监测点布置(单位: mm)

Fig. 4 The layout of temperature monitoring points of the anchorage concrete-plug (unit: mm)

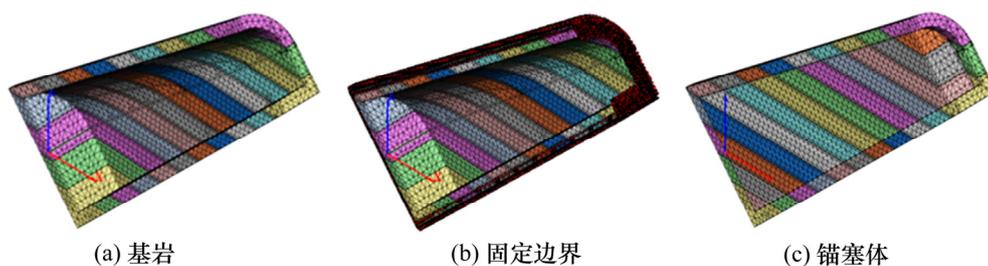


图 5 锚塞体有限元模型

Fig. 5 Finite element model of the anchorage concrete-plug

压强度分别为 43.1 MPa 和 49.2 MPa。

4 BP 算法的参数选取

本研究 BP 算法利用 MATLAB 程序的神经网络工具箱功能进行编程。神经网络工具箱是 MATLAB 环境下开发处理的众多工具箱之一，它以人工神经网络理论为基础，用 MATLAB 语言构造典型的神经网络激活函数，用户可根据自身需要调用相关模块，可节省用户编程时间，便于复杂问题的高效建模。神经网络工具箱主要有 newff、train、sim 等 3 个函数。采用 newff 函数实现 BP 网络的建立，

其调用代码为：`net=newff(A,B,C,{D',E'})`，其中，`net` 为新建 BP 神经网络；`A` 为输入参数矩阵；`B` 为目标矩阵；`C` 为隐含层数目；`D` 和 `E` 为传递函数。网络生成之后，利用 `train` 函数进行训练，其程序语言为：`[net,tr]=train(net,A,B)`；`Sim` 为预测函数，其程序语言为：`ybptest=sim(net,A)`，其中：`ybptest` 为预测输出。

4.1 样本设计

采用均匀设计方法确定参数样本，参数的水平数取 27，选取均匀设计表为 $U_{27}(27^{10})$ ，样本值见表 1。将表 1 的参数样本数据输入有限元计算模型，得到锚塞体特征点的温度计算值，见表 2。

表 1 参数设计样本值表

Table 1 The samples of the design thermal parameters

| 序号 | 绝热温升/ $^{\circ}\text{C}$ | 常数 | 导热系数/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{h}^{-1}\cdot^{\circ}\text{C}^{-1})$ | 表面散热系数/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{h}^{-1}\cdot^{\circ}\text{C}^{-1})$ | 序号 | 绝热温升/ $^{\circ}\text{C}$ | 常数 | 导热系数/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{h}^{-1}\cdot^{\circ}\text{C}^{-1})$ | 表面散热系数/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{h}^{-1}\cdot^{\circ}\text{C}^{-1})$ |
|----|--------------------------|------|---|---|----|--------------------------|------|---|---|
| 1 | 38.08 | 0.61 | 9.69 | 61.54 | 15 | 48.85 | 1.04 | 7.00 | 29.23 |
| 2 | 41.92 | 0.95 | 7.19 | 40.77 | 16 | 52.69 | 0.52 | 9.88 | 73.08 |
| 3 | 45.77 | 0.42 | 10.08 | 20.00 | 17 | 35.00 | 0.85 | 7.38 | 52.31 |
| 4 | 49.62 | 0.76 | 7.58 | 63.85 | 18 | 38.85 | 0.33 | 10.27 | 31.54 |
| 5 | 53.46 | 1.10 | 10.46 | 43.08 | 19 | 42.69 | 0.67 | 7.77 | 75.38 |
| 6 | 35.77 | 0.58 | 7.96 | 22.31 | 20 | 46.54 | 1.01 | 10.65 | 54.62 |
| 7 | 39.62 | 0.92 | 10.85 | 66.15 | 21 | 50.38 | 0.48 | 8.15 | 33.85 |
| 8 | 43.46 | 0.39 | 8.35 | 45.38 | 22 | 54.23 | 0.82 | 11.04 | 77.69 |
| 9 | 47.31 | 0.73 | 11.23 | 24.62 | 23 | 36.54 | 0.30 | 8.54 | 56.92 |
| 10 | 51.15 | 1.07 | 8.73 | 68.46 | 24 | 40.38 | 0.64 | 11.42 | 36.15 |
| 11 | 55.00 | 0.55 | 11.62 | 47.69 | 25 | 44.23 | 0.98 | 8.92 | 80.00 |
| 12 | 37.31 | 0.88 | 9.12 | 26.92 | 26 | 48.08 | 0.45 | 11.81 | 59.23 |
| 13 | 41.15 | 0.36 | 12.00 | 70.77 | 27 | 51.92 | 0.79 | 9.31 | 38.46 |
| 14 | 45.00 | 0.70 | 9.50 | 50.00 | | | | | |

4.2 训练数据的归一化

考虑到各参数之间的量纲影响及小数值信息被大数值信息淹没发生的现象，在处理输入与输出数据时，用归一化方法。本研究神经网络模型采用 tan-sigmoid 型传递函数，该函数的值域为 $[-1,1]$ 。因此，在计算过程中，归一化公式见式(2)：

$$X'_i = 2 \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} - 1. \quad (2)$$

式中： X'_i ， X_i 分别为归一化后和归一化前的值； X_{\max} ， X_{\min} 分别为每组参数变量的最大值和最小值。

以绝热温升为例，由表 1 可知， $X_i=38.08$ ， $X_{\max}=55$ ， $X_{\min}=35$ ，将其代入式(2)，可得 $X'_i=-0.692$ 。 X_i 依次选取 X_{\min} 、41.92、45.77、 \dots 、 X_{\max} 不变，依此类推进行计算，组成绝热温升数据归一化后的

矩阵 $[\theta_0]=[-0.692 \ -0.308 \ \dots \ 0.308 \ 0.692]$ 。

归一化用 MATLAB 语言实现：`[A,F]=mapminmax(P1)`；`[B,G]=mapminmax(T1)`；其中，结构体 F 和 G 是进行归一化时所用的参数。

4.3 神经网络训练与效果评估

将表 1 和表 2 的数据经归一化处理后作为网络训练的样本。其中，表 1 数据作为网络的输出，表 2 数据作为输入进行训练。在网络训练前，还需对一部分参数期望值先进行设置。网络最大训练次数设置为 1 000 次，训练期望精度设置为 1×10^{-4} 。神经网络训练过程中，为了防止网络的过度训练，使泛化能力降低，设置有终止训练功能的有效性检查步数，即确认样本的误差曲线不再下降的连续迭代次数。在网络训练之前，对有效性检查步数的值进

表 2 特征点温度计算值

Table 2 The calculation value of the characteristic point temperature

| 序号 | 温度/°C | | | | | | | | | |
|----|-------|-------|-------|-------|-------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 节点 4 | 节点 45 | 节点 46 | 节点 47 | 节点 98 | 节点 18 739 | 节点 18 742 | 节点 18 750 | 节点 18 752 | 节点 18 783 |
| 1 | 41.47 | 43.50 | 46.30 | 43.00 | 54.22 | 50.16 | 43.01 | 49.82 | 49.60 | 43.15 |
| 2 | 49.61 | 51.52 | 55.08 | 50.51 | 62.76 | 58.83 | 50.60 | 59.07 | 58.75 | 50.95 |
| 3 | 41.49 | 43.71 | 46.83 | 43.29 | 56.04 | 52.01 | 44.42 | 51.71 | 51.26 | 44.65 |
| 4 | 51.43 | 54.28 | 58.05 | 53.07 | 68.21 | 62.99 | 53.51 | 62.53 | 62.91 | 53.89 |
| 5 | 56.20 | 58.21 | 61.69 | 56.65 | 73.16 | 68.28 | 57.69 | 68.36 | 67.93 | 58.64 |
| 6 | 41.19 | 42.77 | 45.19 | 42.14 | 52.90 | 49.25 | 41.95 | 49.15 | 48.76 | 42.20 |
| 7 | 45.30 | 46.73 | 50.29 | 46.28 | 57.71 | 54.28 | 46.99 | 54.40 | 54.00 | 47.21 |
| 8 | 40.91 | 43.37 | 46.44 | 42.88 | 55.33 | 51.44 | 43.40 | 50.66 | 50.47 | 43.65 |
| 9 | 46.44 | 49.36 | 53.10 | 48.75 | 62.10 | 58.19 | 49.75 | 57.66 | 57.48 | 50.01 |
| 10 | 55.95 | 57.53 | 61.64 | 55.85 | 71.37 | 67.09 | 56.98 | 67.55 | 67.17 | 57.56 |
| 11 | 46.85 | 50.07 | 53.71 | 49.36 | 65.17 | 59.76 | 50.43 | 59.08 | 59.01 | 50.98 |
| 12 | 44.56 | 46.25 | 49.58 | 45.70 | 56.36 | 53.09 | 45.92 | 53.09 | 52.72 | 46.14 |
| 13 | 37.41 | 39.74 | 42.24 | 39.50 | 49.63 | 46.40 | 40.32 | 45.96 | 45.51 | 40.40 |
| 14 | 46.09 | 48.83 | 52.33 | 48.10 | 61.47 | 56.95 | 48.62 | 56.28 | 56.53 | 48.88 |
| 15 | 55.77 | 57.30 | 61.58 | 56.02 | 70.24 | 66.06 | 56.44 | 66.66 | 66.35 | 56.90 |
| 16 | 46.61 | 49.28 | 52.66 | 48.46 | 64.23 | 59.17 | 49.63 | 58.70 | 58.20 | 50.00 |
| 17 | 43.90 | 45.89 | 48.79 | 45.16 | 55.38 | 51.75 | 44.91 | 51.69 | 51.65 | 45.14 |
| 18 | 36.57 | 38.99 | 41.44 | 38.75 | 48.69 | 45.49 | 39.05 | 44.62 | 44.59 | 39.15 |
| 19 | 50.63 | 52.21 | 55.94 | 51.03 | 65.35 | 61.20 | 52.30 | 61.31 | 60.89 | 52.70 |
| 20 | 50.63 | 52.21 | 55.94 | 51.03 | 65.35 | 61.20 | 52.30 | 61.31 | 60.89 | 52.70 |
| 21 | 46.43 | 48.56 | 52.27 | 47.73 | 62.94 | 58.37 | 48.96 | 58.19 | 57.77 | 49.35 |
| 22 | 51.90 | 54.55 | 59.02 | 53.74 | 69.14 | 65.08 | 55.34 | 64.89 | 64.49 | 55.73 |
| 23 | 36.08 | 38.79 | 40.52 | 38.12 | 47.93 | 44.65 | 37.93 | 44.38 | 43.61 | 38.59 |
| 24 | 41.78 | 44.28 | 47.33 | 43.86 | 55.25 | 51.40 | 44.28 | 50.62 | 50.83 | 44.41 |
| 25 | 50.11 | 51.48 | 55.54 | 50.72 | 63.45 | 59.91 | 51.40 | 60.23 | 59.86 | 51.75 |
| 26 | 42.07 | 44.45 | 47.37 | 43.96 | 57.45 | 53.08 | 45.41 | 52.60 | 52.09 | 45.63 |
| 27 | 51.30 | 54.31 | 58.56 | 53.36 | 68.77 | 64.11 | 54.38 | 63.74 | 63.61 | 54.77 |

行不同设定后, 分别进行试验, 最终确定为 6。训练过程误差曲线如图 6 所示。从图 6 中可以看出, 优化后的训练过程随着训练次数的递增逐渐收敛, 比优化前收敛得更快。

为评估网络训练效果是否达到预期, 用 11 组归一化后的数据来检测测试样本训练效果, 以拟合优度(goodness of fit, 简称为 GOF)、平均绝对百分比误差(mean absolute percent error, 简称为 MAPE)和均方根误差(root mean square error, 简称为 RMSE)作为误差评价指标。GOF 是指回归直线对观测值的拟合程度。度量拟合优度的统计量为可决系数(亦称确定系数) R^2 , R^2 最大值为 1。 R^2 值越接近 1,

表明回归直线对观测值的拟合程度越好; 反之, R^2 值越小, 表明回归直线对观测值的拟合程度越差。

MAPE 和 RMSE 的表达式为:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{H-I}{H} \right| \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (H-I)^2} \quad (4)$$

式中: H 为预测值; I 为设计值, 亦称真实值; N 是样本数。

MAPE 又称为相对误差绝对值的平均值, 由于离差被绝对化, 不会出现正负相抵消的情况, 因此更能反映训练效果的可信程度。MAPE 与绝对误差

类似，它是一个百分比值，若 MAPE 值为 1，则表示为预测值较真实值平均偏离 1%。均方根误差是用来衡量观测值同真实值之间的偏差，RMSE 值越小，表示精度越高。训练的各项指标参数见表 3，各热学参数设计值与预测值的趋势如图 7 所示。从图 7 中可以看出，拟合优度均大于 0.85，平均绝对百分比误差均小于 5%，均方根误差均小于 2，预测值与设计值拟合度较高。表明：神经网络模型对大体积混凝土预测精度较高，可以用来反演大体积混凝土热学参数。

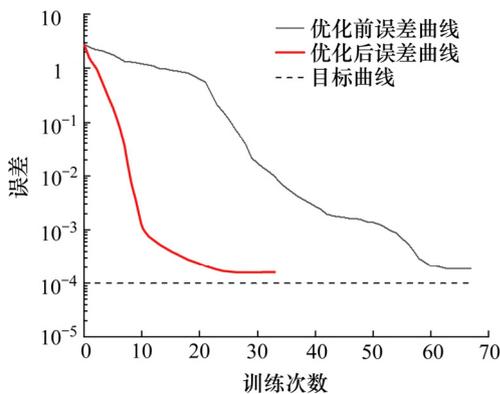


图 6 训练过程优化前后误差曲线对比

Fig. 6 Comparison of error curves before and after optimization during training

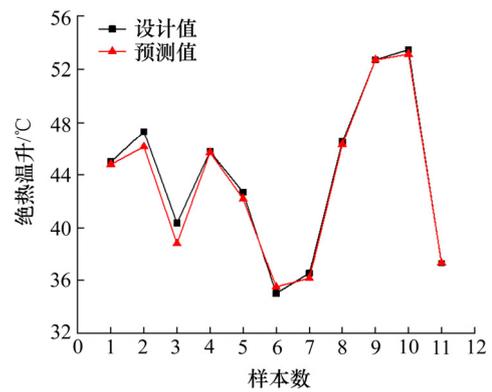
表 3 训练过程各热学参数的性能指标

Table 3 Performance evaluation indicators of various thermal parameters during training

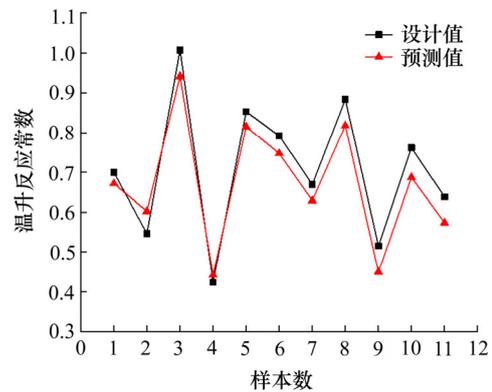
| 性能评价指标 | 绝热温升/ $^{\circ}\text{C}$ | 常数 | 导热系数/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{h}^{-1}\cdot^{\circ}\text{C}^{-1})$ | 表面散热系数/ $(\text{kJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{h}^{-1}\cdot^{\circ}\text{C}^{-1})$ |
|--------|--------------------------|---------|---|---|
| GOF | 0.985 0 | 0.925 6 | 0.923 9 | 0.881 7 |
| MAPE | 1.071 7 | 7.414 2 | 2.449 1 | 4.397 9 |
| RMSE | 0.647 1 | 0.056 7 | 0.251 1 | 1.942 2 |

4.4 反演分析结果与评价

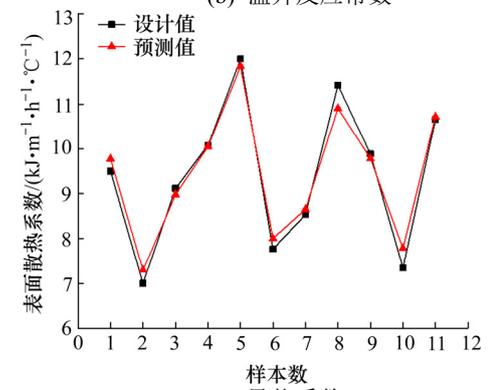
将特征点实测温度值输入网络，输出得到 4 个热学参数的反演值，绝热温升为 $47.831\ 2\ ^{\circ}\text{C}$ 、常数为 0.842 1、导热系数为 $10.462\ 9\ \text{kJ}/(\text{m}\cdot\text{h}\cdot^{\circ}\text{C})$ 、表面散热系数 $42.406\ 8\ \text{kJ}/(\text{m}^2\cdot\text{h}\cdot^{\circ}\text{C})$ 。反分析完成后，还需对热学参数反演值进行检验，具体方法：将反演值输入有限元模型，计算出第二个施工阶段特征点处温度值，与该施工阶段测得的实际温度值进行比较，检验二者的拟合程度，计算温度值与实测温度值拟合曲线如图 8~11 所示。从图 8~11 中可以看出，温度计算值与实测值之间的误差较小，变化规律一致。表明：基于 BP 神经网络反演得到



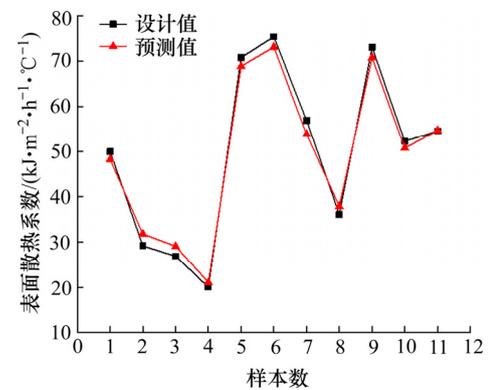
(a) 绝热温升



(b) 温升反应常数



(c) 导热系数



(d) 表面散热系数

图 7 11 组测试样本各参 1 数设计值与预测值对比

Fig. 7 Comparison of design values and predicted values of parameters in 11 test samples

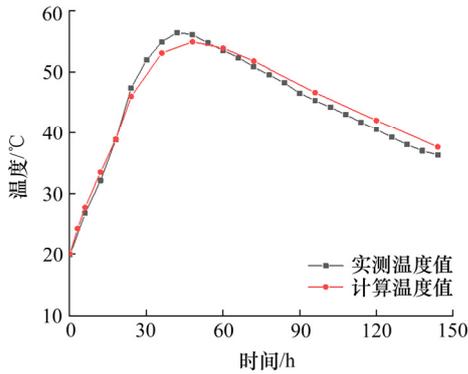


图 8 S2-C2 温度计算值与实测值对比曲线

Fig. 8 Comparison curve of calculated values and measured value of the point S2-C2

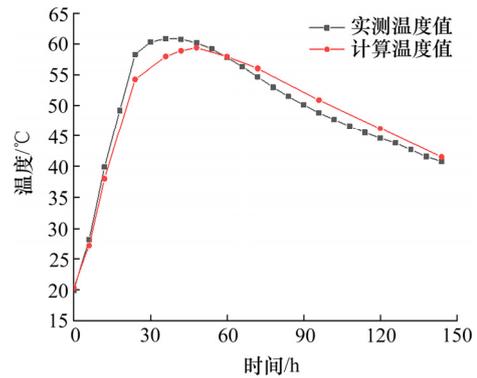


图 9 S2-C4 温度计算值与实测值对比曲线

Fig. 9 Comparison curve of calculated values and measured value of the point S2-C4

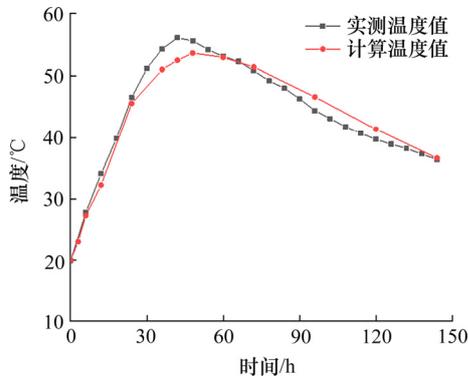


图 10 S2-C3 温度计算值与实测值对比曲线

Fig. 10 Comparison curve of calculated values and measured value of the point S2-C3

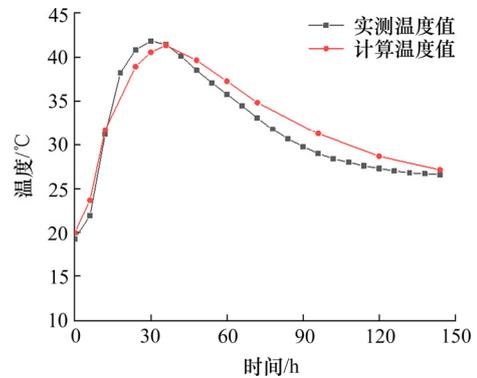


图 11 S2-C6 温度计算值与实测值对比曲线

Fig. 11 Comparison curve of calculated values and measured value of the point S2-C6

的热学参数,符合混凝土的实际施工环境,该组反演值真实可靠。

5 结论

以太洪长江大桥南岸隧道式锚碇为工程背景,基于改进 BP 算法对大体积混凝土绝热温升、反应速率、导热系数、表面散热系数等热学参数进行反演,揭示了温度场与热学参数之间的内在联系和规律,得到的结论为:

1) 大体积混凝土施工期的温度峰值与混凝土热学参数之间的复杂非线性关系,运用 BP 神经网络可避免主观调整热学参数所造成的误差,有较强的实用性。

2) 通过工程实例将传统 BP 算法与改进 BP 算法进行对比发现,采用均匀设计方法确定训练样本,附加动量法对算法结构进行改进,可以大大减少网络学习的样本数量,能明显地减少网络训练时间,提高训练效率。

3) 通过改进 BP 算法的反分析,得到的大体积混凝土热学参数分别为:绝热温升 $\theta_0=47.8312\text{ }^\circ\text{C}$,指数式常数 $m=0.8421$,导热系数 $\lambda=10.4629\text{ kJ}/(\text{m}\cdot\text{h}\cdot\text{ }^\circ\text{C})$,表面散热系数 $\beta=42.4068\text{ kJ}/(\text{m}^2\cdot\text{h}\cdot\text{ }^\circ\text{C})$ 。

4) 将反演结果输入有限元正分析模型,对后续施工的混凝土温度场进行预测,得到特征点温度计算值与温度实测值较为接近,在变化规律上基本吻合,温度峰值最大误差仅为 $2.5\text{ }^\circ\text{C}$ 。表明:基于改进 BP 算法的反分析方法,可较准确地反演大体积混凝土热学参数;基于反演分析的有限元正分析结果,可用于指导大体积混凝土后续施工及温控措施的实施。

参考文献(References):

[1] 朱伯芳.大体积混凝土温度应力与温度控制[M].2 版.北京:中国水利水电出版社,2012.(ZHU Bo-fang. Thermal stresses and temperature control of mass concrete[M]. Beijing: China Water Power Press, 2012.)

- Chinese))
- [2] 杨慧,刘军来.某斜拉桥承台大体积混凝土水化热温度场研究与关键施工技术应用[J].公路工程,2018,43(5):152-156.(YANG Hui, LIU Jun-lai. Study on the hydration heat temperature field of mass concrete and the application of key construction technologies for a certain cable stayed bridge cap[J]. Highway Engineering, 2018, 43(5):152-156.(in Chinese))
- [3] 朱岳明,刘勇军,谢先坤.确定混凝土温度特性多参数的试验与反演分析[J].岩土工程学报,2002,24(2):175-177.(ZHU Yue-ming, LIU Yong-jun, XIE Xian-kun. Determination of thermal parameters of concrete by reverse analysis of test results[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2002, 24(2): 175-177. (in Chinese))
- [4] 朱伯芳.混凝土绝热温升的新计算模型与反分析[J].水力发电, 2003, 29(4): 29-32. (ZHU Bo-fang. A new computing model for the adiabatic temperature rise of concrete and the method of back analysis[J]. Water Power, 2003,29(4):29-32.(in Chinese))
- [5] 黄达海,刘广义,刘光廷.大体积混凝土热学参数反分析新方法[J].计算力学学报,2003,20(5):574-578.(HUANG Da-hai, LIU Guang-yi, LIU Guang-ting. A new method for back analysis on thermal parameters of mass concrete needs[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2003,20(5):574-578.(in Chinese))
- [6] 喻正富,张筱雨,刘来君,等.基于遗传算法的大体积混凝土热力学参数反演分析[J].建筑科学与工程学报,2015, 32(5): 81-88. (YU Zheng-fu, ZHANG Xiao-yu, LIU Lai-jun, et al. Inverse analysis of mass concrete thermal parameter based on genetic algorithm[J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2015, 32(5): 81-88. (in Chinese))
- [7] 文豪,王高峰,侯章伟.基于 MATLAB 和 ANSYS 的大体积混凝土水化热效应分析[J].内蒙古公路与运输, 2018(3): 5-10. (WEN Hao, WANG Gao-feng, HOU Zhang-wei. Hydration heat effect analysis of massive concrete based on MATLAB and ANSYS[J]. Highways & Transportation in Inner Mongolia, 2018(3): 5-10. (in Chinese))
- [8] 王成山,韩敏,史志伟.RCC 坝热学参数人工神经网络反馈分析[J].大连理工大学学报,2004,44(3):437-441. (WANG Cheng-shan, HAN Min, SHI Zhi-wei. Analysis method of thermal parameters feedback during construction period of RCC dam based on artificial neural network[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2004,44(3):437-441.(in Chinese))
- [9] 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 Yao-long, LIANG Juan. Inverse-analysis method of temperature field on RCC dams based on BP artificial neural network[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering,2008,24(5):59-62. (in Chinese))
- [10] 张晓飞,李守义,陈尧隆,等.改进的 BP 神经网络在碾压混凝土坝温度场反分析中的应用[J].西安理工大学学报, 2009,25(1):95-99.(ZHANG Xiao-fei,LI Shou-yi, CHEN Yao-long, et al. Application of improved BP neural network in back-analysis of temperature field in RCC dams[J].Journal of Xi'an University of Technology, 2009,25(1):95-99.(in Chinese))
- [11] 周品.MATLAB 神经网络设计与应用[M].北京:清华大学出版社,2013.(ZHOU Pin.Design and application of neural network using the MATLAB[M].Beijing:Tsinghua University Press,2013.(in Chinese))
- [12] 张清,宋家蓉.利用神经网络预测岩石或岩石工程的力学性状[J].岩石力学与工程学报,1992,11(1):35-43. (ZHANG Qing, SONG Jia-rong. Predicting mechanical behaviors of rock or rock engineering by neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,1992,11(1):35-43.(in Chinese))
- [13] 李端有,李迪,马水山.三峡永久船闸开挖边坡岩体力学参数反分析[J].长江科学院院报,1998,15(2):10-13.(LI Duan-you,LI Di,MA Shui-shan.Backward analysis of the rock mass mechanical parameters in excavated slope of TGP permanent lock[J].Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 1998, 15(2): 10-13. (in Chinese))
- [14] 宫经伟.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 Jing-wei. Study on temperature monitoring by distributed optical fibre and the intelligent feedback for hydraulic quasi-mass concrete structure[D]. Wuhan: Wuhan University, 2013.(in Chinese))
- [15] Chen G R, Yang B. Back analysis of thermal parameters of mass concrete and its application based on micro-genetic algorithm[J]. Advanced Materials Research, 2014, 936: 1463-1467.
- [16] 张玉平,张亚昕,李传习.某桥支墩基础大体积混凝土温控及参数分析[J].交通科学与工程,2019,35(2):51-57. (ZHANG Yu-ping, ZHANG Ya-xin, LI Chuan-xi. Temperature control and parametric analysis of mass concrete construction of buttress pier foundation of a bridge[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2019,35(2):51-57.(in Chinese))