

# 基于遗传算法的神经网络对大体积混凝土监测优化研究

Optimization of Mass Concrete Monitoring Using a Genetic Algorithm - Based Neural Network

李 灿<sup>1</sup>, 王 龙<sup>1</sup>, 熊俊驰<sup>1</sup>, 林 峰<sup>2</sup>, 魏 豪<sup>3</sup>, 周殷弘<sup>2</sup>

(1. 中国空气动力研究与发展中心, 绵阳 621000; 2. 中国建筑第八工程局有限公司, 上海 200120;  
3. 哈尔滨工程大学 航天与建筑工程学院, 哈尔滨 150009)

**摘 要:** 为研究大体积混凝土温度及应力监测在传感器数量有限情况下的最优布设位置, 通过有限元仿真获取测点位置的温度和应力值搭建数据库, 利用神经网络的高拟合性及遗传算法的寻优特性, 对大体积混凝土温度场、应力场进行神经网络拟合及传感器布设位置寻优。结果表明: 嵌套遗传算法对监测点位优化后, 各节点预测值与实测值的均方根误差从 5.21 减小至 3.56, 确定系数从 0.71 提升至 0.91, 优化效果显著。通过优化, 能够在有限传感器数量下实现大体积混凝土状态监测需求, 具体较好的适用性。

**关键词:** 神经网络; 遗传算法; 大体积混凝土; 温度场; 应力场; 监测位置

中图分类号: TU755.4 文献标志码: A 文章编号: 1005-8249 (2025) 03-0134-07

DOI:10.19860/j.cnki.issn1005-8249.2025.03.024

LI Can<sup>1</sup>, WANG Long<sup>1</sup>, XIONG Junchi<sup>1</sup>, LIN Feng<sup>2</sup>, WEI Hao<sup>3</sup>, ZHOU Yinhong<sup>2</sup>

(1. China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China;

2. China Construction Eighth Engineering Division Co., Ltd., Shanghai 200120, China;

3. College of Aerospace and Civil Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150009, China)

**Abstract:** In order to study the optimal location of temperature and stress monitoring of mass concrete under the circumstance of limited number of sensors, the temperature and stress values of measuring points were obtained by finite element simulation to build a database, and the high fit of neural network and the optimization characteristics of genetic algorithm were used to fit the temperature field and stress field of mass concrete and optimize the location of sensors. The results show that the RMSE between the predicted and measured values of each node decreases from 5.21 to 3.56, and the coefficient of determination increases from 0.71 to 0.91, and the optimization effect is remarkable. Through optimization, the condition monitoring requirements of mass concrete can be realized under the limited number of sensors, and the specific applicability is better.

**Key words:** neural network; genetic algorithm; mass concrete; temperature field; stress field; monitoring position

## 0 引言

随着我国经济高速发展, 大型基础设施数量日益增长, 大体积混凝土成为不可或缺的组成部分<sup>[1]</sup>。大体积混凝土存在水化热高、散热困难、裂缝控制难度高等问题, 且浇筑仓块不同位置的温升规律存在一定差异<sup>[2]</sup>, 通过合理有效的状态监测, 可及时发现并解决混凝土温升异常及裂缝问题。同桥梁监

作者简介: 李 灿 (1995—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向: 混凝土结构。

通信作者: 熊俊驰 (1972—), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 混凝土结构。

收稿日期: 2023-05-06

测相比,大体积混凝土由于形体因素,需要在三维空间内布设,不仅需要平衡监测数量同监测精度之间的矛盾,更需要用三维形式的函数关系来对监测数据进行分析。因此监测点位的合理布设是大体积混凝土状态监测的关键问题。

目前,研究大体积混凝土监测方法主要有以下两类。一类是通过监测数据对有限元数据进行修正,如郭三元<sup>[3]</sup>和鞠悠然等<sup>[4]</sup>利用温度监测和有限元仿真数据优化了大体积混凝土基础中的冷管方案;彭娅等<sup>[5]</sup>根据长期的温度监测数据,建立了某混凝土箱梁的有限元温度场时空模型,计算值与监测值吻合良好;邓旭<sup>[6]</sup>基于监测数据,利用粒子群算法反演分析了大体积混凝土的温控参数,合理优化了仿真模型。另一类是通过智能优化方法,摆脱传统优化方法基于确定函数关系进行的正向推导模式,不易陷入局部最优解,如Evsukoff等<sup>[7]</sup>通过神经网络算法得到了混凝土温度变化模型;Liu等<sup>[8]</sup>采用SVR建立了大体积混凝土水化热预测模型;Hong等<sup>[9]</sup>采用径向基函数进行优化,使其水化热温度预测模型收敛效率大幅提高;Liu等<sup>[10]</sup>采用基于混合数据的神经网络,利用实测及有限元数据搭建数据库,建立了大体积混凝土温度预测模型;殷新锋等<sup>[11]</sup>通过数字孪生和LSTM神经网络提出了大体积混凝土承台水化热预测方法,预测误差仅2.8%;李如尧等<sup>[12]</sup>利用物理信息神经网络,反演分析了混凝土热学参数优化,并与传统有限元方法进行了对比;孙阳等<sup>[13]</sup>利用灰度模型和监测数据,对不同监测频次的温度变化进行了预测,模型预测方法合理有效;周俊杰等<sup>[14]</sup>利用随机森林算法,建立了混凝土浇筑内部最高温度预测模型,结果表明较传统神经网络预测具有更好效果。

上述的研究成果表明神经网络方法在大体积混凝土温度场预测中表现较好,通过大量数据的训练来获取潜在规律,在精度和复杂度之间寻求了平衡点,但对于测点本身位置选取仍没有统一的优化方法,需要针对不同工程特点进行定制。为此,尝试将神经网络和遗传算法相结合,提出一种能够反映整体温度场的大体积混凝土传感器布设寻优方法,该方法能够通过逆向分析的方式得出最能反映监测目标特征的测点位置,且不受工程形式限制,简单

易用,符合未来建筑智能化的趋势。

## 1 基于遗传算法的神经网络对传感器优化布设的总体流程

传感器寻优布设问题的一般解题思路为:选定求解目标,设计求解流程。大体积混凝土开裂主要原因是温度应力及收缩应力的集中分布<sup>[15]</sup>,因此对于大体积混凝土监测,首先应该明确其应力场及温度场。

采用神经网络及遗传算法的嵌套对温度场数据进行拟合,其中神经网络能够逆向反映监测目标内部的未知规律<sup>[16]</sup>,遗传算法则能够通过迭代快速逼近,能够最为全面反映温度场规律的传感器布设位置。

实际应用流程为:首先进行数据预获取,一般可选用有限元方法,而后选取测点,进行神经网络拟合,最后对不同的测点方案用遗传算法进行优选,不断改进拟合效果,得到最优的测点方案。

### 1.1 搭建数据库

探讨神经网络嵌套遗传算法在寻优拟合方面的效果,且该方法对于目标几何特征没有限制,因此仅通过Midas FEA软件建立带冷管的大体积混凝土有限元模型来作为该寻优方法的数据库来源。在实际工程中,往往需要根据实测数据对有限元模型进行修正,因此引起的拟合误差将在之后的研究中进行探究。

通过大体积混凝土温度场理论建立模型,该模型为大体积设备基础,分为地基和长方体混凝土基础部分,地基尺寸为21 m×19.2 m×3.6 m,上部承台尺寸为16.8 m×12 m×5.4 m,为简化计算过程,可按其两轴对称性取该承台1/4进行模拟,内表面边界采取隔热条件,地基无热源,一层混凝土采用水冷方案,二层混凝土仅采用热源方案。

大体积混凝土应力主要来源于内外温差及约束,内外温差导致变形不一致,引起表面裂缝;约束阻止混凝土收缩变形,在约束附近形成裂缝,因此进行大体积混凝土温度场的求解。

温度场的求解受水化热及热量交换这两个因素控制,水化热的求解需要明确材料属性,混凝土和地基的弹性模量、泊松比、热膨胀系数、导热系数、比热容见表1,混凝土的绝热温升曲线如图1所示。

研究与应用

表 1 材料属性  
Table 1 Material property

|     | 弹性模量<br>/(MPa)     | 泊松比 | 热膨胀系数<br>/(1/℃)      | 导热系数<br>/[W/(m·℃)] | 比热容<br>/[J/(kg·℃)] |
|-----|--------------------|-----|----------------------|--------------------|--------------------|
| 混凝土 | $3.25 \times 10^4$ | 0.2 | $1.0 \times 10^{-5}$ | 9.720 0            | 1 190. 0           |
| 地基  | 981                | 0.2 |                      | 7.116 2            | 853. 7             |

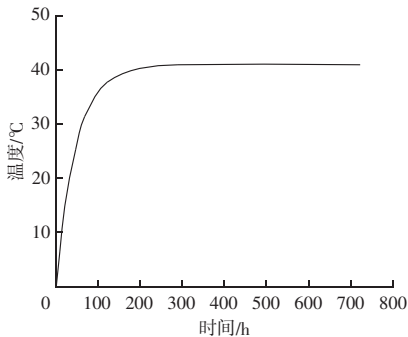


图 1 混凝土绝热温升曲线  
Fig. 1 Adiabatic temperature rise curve of concrete

在施工流程中，混凝土采用分层法分两次进行浇筑，两层混凝土接触面之间、混凝土同地基接触面之间采用弹性约束，地基底部采用固定约束，对称面采用不含剪力的垂直约束；接触面之间采用固－固接触，在混凝土顶部采用固－液接触（覆水养护），周遭采用固－气接触，针对不同的边界条件采用不同的热传导公式。

明确上述条件即可进行有限元模型求解，尽管大体积混凝土温度场有限元求解方法在演变过程中已经能求解带有钢筋影响的复杂温度场、应力场情况，但体现钢筋影响需要在双层神经网络基础上添加层数来构建相应特征工程，才能进行相应问题求解，因此，以不添加钢筋计算。

温度场仿真模型如图 2 所示，采用 1/4 大体积混凝土承台进行分析，输出包括节点  $x$ 、 $y$ 、 $z$  坐标及其温度值、应力值的节点数据作为神经网络拟合所需数据库。

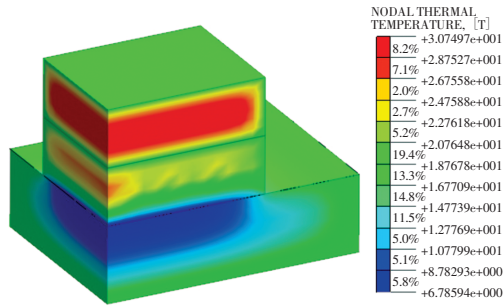


图 2 大体积混凝土温度场模型示意图  
Fig. 2 Schematic diagram of the temperature field model of mass concrete

考虑在总计 4 306 个节点中随机选取 125 个测点位置为 1 组，总计选取 30 组，通过有限元结果输出每个测点温度值及三个方向应力值，这些初始的测点方案将在下一步的求解流程中经历拟合及优选操作，相互交换后内部点位后得到最优的测点方案。

1.2 基于遗传算法的神经网络

初始的测点方案选取后首先需要一定的拟合方法来使测点的监测价值最大化，在智能算法中，神经网络方法最能满足要求<sup>[17]</sup>。神经网络常被用来借助大数据或试验数据来探索参数间的未知联系，比如混凝土各种配料相应比例对混凝土强度<sup>[18]</sup>或水化热影响<sup>[19]</sup>。

但神经网络输入参数是确定的，对于函数拟合问题在不同参数选择上会产生不同的拟合效果或拟合效率，因此需要引入算法对其进行调整优化。遗传算法可以通过提取数据特征来寻求某项特征对于期望目标的最优解<sup>[20]</sup>，最优解与神经网络结合，在神经网络随机选择一部分节点的基础上，构建种群，探求拟合内部情况的优势节点。

对于大体积混凝土监测中传感器布设位置的优化问题，利用遗传算法的寻优特性，对神经网络拟合初始的点位选取进行寻优，其具体方法流程如下：

(1) 根据传感器计划布设数量，对模拟得到的节点数据进行随机抽取，并分为训练集和测试集，两者作为一个个体，总计抽取 30 个个体作为遗传算法所需的种群。

(2) 对种群进行神经网络训练，将测试集结果同有限元结果进行对比，选取  $R^2$  作为遗传算法中的拟合评价函数。

(3) 代入遗传算法进行寻优，对种群样本及样本内部选取参数化的编码方式，随机抽取种群间个体，进行内部节点数据采样点的交叉及变异操作，得到子代种群，将子代种群和父代种群接续融合后进行神经网络拟合，按照评价函数结果进行排序，筛选掉末代个体，从而实现寻优。

(4) 循环进行交叉变异及优选个体的操作，达到预测应力值所需的最优节点位置后停止循环，该节点位置即最优传感器布设位置。

基于遗传算法的神经网络对大体积混凝土监测

传感器优化布设的总体流程如图 3 所示。

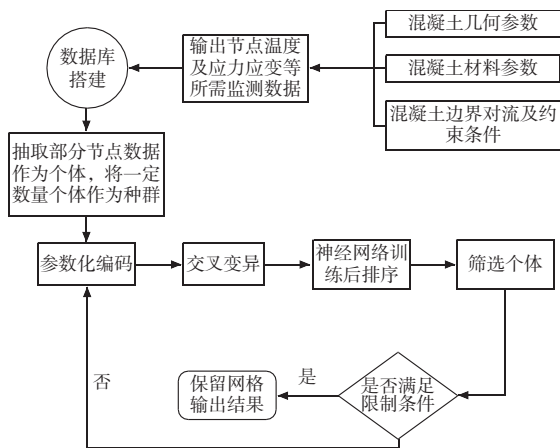


图 3 基于遗传算法的神经网络对传感器优化布设的总体流程

Fig. 3 The overall flow of optimizing sensor layout by neural network based on genetic algorithm

## 2 算法拟合结果与分析

### 2.1 运行流程

每组 125 个测点，随机分为包含 110 个测点的训练集和包含 15 个测点的测试集。

根据 110 个测点，建立 110-20-10-1 的双隐含层 BP 神经网络，共有 2 410 个权值。输入端选用空间坐标  $(x, y, z)$  向量化后共同作为输入值  $X$ ，坐标点位温度作为输出值  $Y$ 。

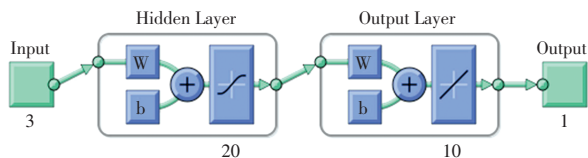


图 4 神经网络模型图

Fig. 4 Neural network model diagram

在训练前对 110 个测点的  $X$  值进行随机选取作为  $a_{ij}$ ，竖向组合为  $110 \times 1$  的矩阵：

$$A_{mn} = (a_{ij})_{mn} \quad (1)$$

式中： $m$  为特征值类别，取 1； $n$  为特征值对数取 110； $i, j$  为输入向量，取 1、3。

输出端向量可表示为  $Y_q = [y_i]_q^T$ ， $q$  为输出层神经元数目，中间层需按输入端行列数建立对应权值及阈值矩阵：

$$W_{mn} = (w_{ij})_{mn} \quad (2)$$

式中： $m$  为隐含层神经元个数，取 20； $n$  为输入端数目，取 110；阈值矩阵取为  $20 \times 1$  的列向量  $b_m$ 。

各单元的输入为：

$$S_p = \sum_{j=1}^n w_{ij} a_{ij} - b_p, \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中： $w_{ij}$  为权重系数； $b_p$  为偏置系数； $p$  为神经元个数。

为提高神经网络结构的非线性拟合能力，选用 Sigmoid 函数，公式为：

$$f(x) = 1/(1 + e^x) \quad (4)$$

BP 神经网络的修正需要在输出层代入损失函数如下，即误差的平方和，得到输出结果：

$$E = \sum_{k=1}^N (Y_k - C_k)^2 \quad (5)$$

式中： $Y_k$  为真实值； $C_k$  为输出值。

而后进行 BP 神经网络反向传播，依据损失函数导数对权值的偏导数对其进行调整：

$$\begin{cases} \nabla_w = \frac{\partial E(Y_k, C_k)}{\partial W_n} \\ W_{n+1} = W_n - \alpha \nabla_w \end{cases} \quad (6)$$

式中： $\alpha$  为梯度下降系数； $\nabla_w$  为求导后权值的修正量； $W_n$ 、 $W_{n+1}$  为调整前后的权重。

以上流程进行循环计算，在循环外设置损失函数，采用确定系数评价拟合效果：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (7)$$

在实际拟合中，需要对  $R^2$  设定一个临界值，直到误差小于  $R^2$  时循环结束，同时设定最大循环次数，避免陷入死循环。

$R^2$  值越接近 1，拟合效果越好，在本次计算中，为提高计算效率，同时配合遗传算法寻优效果，暂定  $R^2$  临界值为 0.96，最大循环次数为 500 次，兼顾神经网络拟合效果的评价及计算效率的提升，后续无论是临界值脱出循环还是最大次数脱出循环，均可将测试集代入神经网络再次求解  $R^2$  进行排序后得出拟合效果的优劣。

在遗传算法的嵌套部分将每 110 个测点的方案看作一个个体，也就是一种传感器布设方案，随机生成 20 个这样的方案进行参数化编码后作为一个种群。在一个  $N$  种布设方案的种群里，第  $i$  个布设方案可表示为  $(a_i, x_i)$ ，其中， $a_i$  为附加码，表示该方案序

研究与应用

列;  $x_i$  为方案本身。

将该种群代入神经网络进行训练,对种群中个体适应度进行评估后排序。随后进行交叉操作,任选方案个体中测点位置进行交换,控制个体内测点数量不变的前提下,得到新的监测个体方案作为子代,排在父代之后,交叉操作为:

$$\begin{cases} a_{mj} = a_{mj}(1 - b) + a_{nj}b \\ a_{nj} = a_{nj}(1 - b) + a_{mj}b \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $b$  值在  $[0, 1]$  之间随机选取,表示在比例  $b$  的位置将 2 个个体的部分测点进行交换。

最后进行变异操作,从种群中选取 1~2 个体布设方案,随机更改其中部分测点位置,以增加算法的随机性,产生更优秀的个体,变异操作后的  $a_{ij}$  记为  $a'_{ij}$ :

$$a'_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + r \left( 1 - \frac{g}{G_{\max}} \right) (a_{ij} - a_{\max}) & 0.5 \leq r \leq 1.0 \\ a_{ij} + r \left( 1 - \frac{g}{G_{\max}} \right) (a_{\min} - a_{ij}) & r < 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $a_{\max}$  为上界;  $a_{\min}$  为下界;  $r$  为随机数;  $g$  为当前迭代次数;  $G_{\max}$  为最大进化次数;  $r$  值在  $[0, 1]$  之间随机选取,根据随机选取结果采用对应的变异操作公式 ( $0.5 \leq r \leq 1.0$  或  $r < 0.5$ )。

将得到的包含 30 个个体的新种群重新代入神经网络训练,循环以上流程,采用确定系数  $R^2$  (式 8) 评价拟合效果,直到  $R^2$  值大于 0.96 或在该外部循环中  $R^2$  趋于稳定后退出循环。

2.2 拟合结果

神经网络拟合和遗传算法优化拟合的理论值、预测值对比如图 5 所示。由于  $R^2$  小于脱出临界值 0.96,可判定均由最大循环次数脱出,因此对比目标为不同测点位置下,500 次循环内神经网络的拟合能力。由图 5 可知,神经网络拟合具有一定的匹配性,对大体积混凝土温度场具有较好的拟合能力,能够通过一定数量点位的温度数据得出其余点位的温度分布,但明显存在个别节点预测值与实测值差距过大的情况;其次可以看出遗传算法对神经

网络的优化能力,测点位置优选后拟合的预测值与实测值的匹配度明显提升,消除了个别点位差异过大的情况。

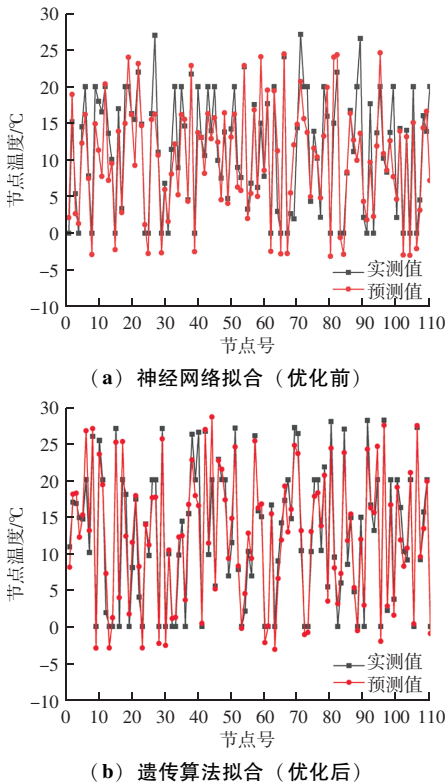


图 5 神经网络拟合和遗传算法拟合的实测值与预测值比较图  
Fig. 5 Comparison diagram of measured and predicted values fitted by neural network and genetic algorithm

为量化预测值与实测值的匹配性,采用均方根误差 RMSE 表示各节点预测值与实测值的误差,神经网络拟合和遗传算法优化拟合的误差计算结果分别见表 2、表 3。

从误差数值上看,优化前神经网络拟合均方根误差平均值为 5.21,遗传算法优化拟合均方根误差平均值 3.56,说明各节点预测值与实测值的误差明显减小,遗传算法优化效果显著。

表 2 优化前神经网络拟合均方根误差  
Table 2 Neural network fitting RMSE before optimization

| 组别    | 均方根误差/℃ |      |      |      |      |
|-------|---------|------|------|------|------|
| 1-5   | 4.31    | 7.15 | 6.62 | 3.57 | 4.93 |
| 6-10  | 4.78    | 4.30 | 3.94 | 4.44 | 8.00 |
| 11-15 | 4.71    | 6.79 | 5.42 | 4.70 | 3.80 |
| 16-20 | 5.83    | 5.54 | 4.33 | 6.05 | 4.29 |
| 21-25 | 5.71    | 4.31 | 5.90 | 5.25 | 5.29 |
| 26-30 | 4.65    | 7.52 | 3.46 | 5.35 | 5.47 |
| 平均值   | 5.21    |      |      |      |      |

表 3 遗传算法优化拟合均方根误差  
Table 3 Genetic algorithm to optimize the RMSE

| 组别    | 均方根误差/℃ |      |      |      |      |
|-------|---------|------|------|------|------|
| 1-5   | 2.78    | 3.86 | 4.62 | 2.86 | 3.28 |
| 6-10  | 3.61    | 4.73 | 3.05 | 4.31 | 2.78 |
| 11-15 | 3.40    | 3.18 | 3.30 | 3.98 | 3.87 |
| 16-20 | 3.94    | 3.81 | 2.86 | 3.28 | 3.42 |
| 21-25 | 4.73    | 3.05 | 4.31 | 2.78 | 3.40 |
| 26-30 | 3.18    | 3.30 | 3.98 | 3.87 | 3.15 |
| 平均值   |         |      | 3.56 |      |      |

为更加精确评价神经网络拟合和遗传算法优化拟合的效果，采用确定系数  $R^2$  评价，均方差越小即代表拟合效果越好，应选取均方根误差平均值来计算确定系数（式 8），计算两表中的回归平方和及残差平方和得出  $R^2$ ，具有普遍的参考意义。

优化前神经网络拟合确定系数  $R^2 = 0.71$ ，遗传算法优化后拟合确定系数  $R^2 = 0.91$ ，说明遗传算法优化拟合准确性大幅提升，但还有进一步提升的空间。同时可以看出，测点位置的优选对神经网络具有优化效果，通过遗传算法能够选取出拟合效果最好的点位，从而在传感器数目不变的情况下，实现更高的拟合精度。

但从算法本身的角度分析，该算法神经网络部分仍具有较大优化空间，首先是选取更多数量的节点数据能够得到更精确结果，但要与现实中的监测成本寻求平衡点；其次是对更为复杂问题的求解，可以通过添加神经元数量，构建特征工程实现。

3 结论

提出了一种针对大体积混凝土温度场监测位置寻优的方法，能够在神经网络拟合基础上对其点位进行优化，提高神经网络的拟合能力，将神经网络对应均方根误差从 5.21 减小到 3.56，对应的确定系数  $R^2$  从 0.71 提升至 0.91，优化幅度明显，证明该方法可行。

该方法符合未来建筑领域智能化，数字化的趋势，能够迅速得到智能建筑监测领域的较优解，受工程形式影响较小，简单易用，易于推广，且具有较高的潜在应用价值，之后该方法仍可进行优化，通过构建不同问题的特征工程来解决更多复杂问题，以用于未来大体积混凝土或大型建筑监测领域，具有良好的适用性。

参 考 文 献

[1] 杨清华, 卢应传, 徐照丹. 大体积混凝土水化热温度场数值模拟分析 [J]. 粉煤灰综合利用, 2020, 34 (5): 100-104.

[2] 李灿, 林峰, 熊俊驰, 等. 大体积混凝土浇筑仓块不同边界温度及应变变化规律 [J]. 混凝土与水泥制品, 2024, (12): 110-114, 120.

[3] 郭三元. 大体积混凝土温度监控与数值分析及方案优化 [D]. 武汉: 湖北工业大学, 2015.

[4] 鞠悠然, 马海彬. 基于冷却水管的大体积混凝土基础有限元仿真分析 [J]. 华北科技学院学报, 2024, 21 (2): 77-84.

[5] 彭娅, 杨宏印, 王昌军, 等. 基于监测数据的混凝土箱梁桥竖向温度梯度分布研究 [J]. 武汉工程大学学报, 2025, 47 (2): 231-236.

[6] 邓旭. 基于粒子群算法的大体积混凝土温控参数反演分析 [J]. 浙江水利科技, 2024, 52 (4): 78-82.

[7] EVSUKOFF A G, FAIRBAIRN E M, FARIA E F, et al. Modeling adiabatic temperature rise during concrete hydration: A data mining approach [J]. Computers & structures, 2006, 84 (31): 2351-2362.

[8] LIU D W, ZHANG W M, TANG Y, et al. Prediction of hydration heat of mass concrete based on the SVR model [J]. Ieee Access, 2021, 9: 62935-62945.

[9] HONG Y X, LIN J, CHEN W. Simulation of thermal field in mass concrete structures with cooling pipes by the localized radial basis function collocation method [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2019, 129: 449-459.

[10] LIU H J, YANG S, HE Y T, et. Predictive control using a hybrid data-based artificial neural network model: a case study on the construction of massive concrete structures [J]. Structure & Infrastructure Engineering: Maintenance, Management, Life - Cycle Design & Performance, 2022, 19 (10): 1-16.

[11] 殷新锋, 李旭辉, 黄胄, 等. 融合数字孪生与长短期记忆神经网络方法的混凝土水化热温度预测 [J]. 西安建筑科技大学学报 (自然科学版), 2025, 57 (2): 167-173, 316.

[12] 李如尧, 张磊, 庞博, 等. 基于 PINN 的混凝土热学参数反演方法 [J]. 水利水电科技进展, 2025, 45 (2): 90-97, 105.

[13] 孙阳, 苏雅堂, 潘丽波, 等. 基于实测数据和灰度模型的船闸底板混凝土温度变化预测 [J]. 水道港口, 2024, 45 (5): 723-731.

[14] 周俊杰, 樊仕文, 方晨, 等. 基于随机森林算法的混凝土浇筑仓内部最高温度预测 [J]. 水电能源科学, 2024, 42 (9): 84-87.

[15] 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.

道桥技术

工进度是可行的。

竖井辅助正洞施工的关键是竖井开挖及竖井转正洞施工。竖井采用“正井法”开挖以及模筑混凝土初期支护结构能有效保障井筒结构的稳定；竖井转正洞施工采用三台阶法转横通道、“大包法”转正洞施工工艺，可以安全、快速地完成竖井转正洞，为后续辅助正洞施工奠定基础。

昌宁隧道采用竖井辅助正洞施工节约工期约 16 个月，充分验证了复杂地质条件下特长隧道利用竖井辅助正洞施工的技术可行性及经济适用性。

参 考 文 献

[1] 唐协, 林国进, 何佳, 等. 米仓山隧道利用通风井辅助施工方案设计与实践 [J]. 现代隧道技术, 2020, 57 (4): 12-19.

[2] 李春磊. 浅谈辅助坑道在山区隧道施工中的应用 [J]. 中华建设, 2018 (4): 118-119.

[3] 杨书江. 地铁隧道竖井施工技术 [J]. 隧道建设, 2004 (4): 24-26, 55.

[4] 张宝联, 张旭, 闫向伟. 浅埋暗挖法竖井及横通道新工艺实践 [J]. 天津建设科技, 2008 (4): 54-56.

[5] 尚秀云. 地铁区间暗挖段竖井和马头门进洞施工关键技术 [J]. 国防交通工程与技术, 2007 (3): 54-57.

[6] 邓敦毅, 周艳芳. 竖井横通道转入隧道正线的施工关键技术 [J]. 铁道标准设计, 2006 (8): 58-60.

[7] 吴发展, 刘远鹏, 王亚昭, 等. 浅埋特大断面隧道竖井施工技术 [J]. 低温建筑技术, 2022, 44 (11): 152-156.

[8] 丁张飞. 全断面竖井掘进机关键技术 [J]. 建筑机械化, 2022, 43 (11): 11-15.

[9] 范先锋, 王耀毅, 曹达政. 正井法在通风竖井施工技术应用 [J]. 云南水力发电, 2022, 38 (10): 140-143.

[10] 王宏伟. 公路隧道竖井施工关键技术分析 [J]. 交通世界, 2022 (12): 54-55.

[11] 江俊杰. 软弱围岩通风竖井开挖稳定性研究 [J]. 交通节能与环保, 2022, 18 (2): 124-129.

[12] 丁国斌. 五老山长大隧道通风竖井施工技术研究 [J]. 工程建设与设计, 2022 (6): 158-161.

[13] 赵东平, 吴楠, 李华, 等. 隧道超深竖井设计施工技术研究现状及展望 [J]. 铁道勘察, 2022, 48 (3): 10-16, 25.

[14] 杨康. 山区高速公路大直径深竖井正井法施工技术研究 [J]. 西部交通科技, 2022 (2): 143-147.

[15] 李静. 竖井横通道转正洞施工方案比选 [J]. 隧道建设, 2008 (4): 476-478.



(上接第 139 页)

[16] 韩建军, 赵道松, 李建平. 基于 BP 神经网络的垃圾飞灰混凝土抗压强度预测模型 [J]. 混凝土, 2022 (9): 78-81.

[17] 王晓明, 左文洲, 李长印, 等. 基于掘进试验和神经网络的渣土改良研究 [J]. 粉煤灰综合利用, 2023, 37 (5): 27-32.

[18] 朱文邦, 郑秀梅, 杨增增, 等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的沙漠砂混凝土强度预测 [J]. 混凝土, 2024 (5): 48-

51, 56.

[19] NAJAFI Z, AHANGARI K. The prediction of concrete temperature during curing using regression and artificial neural network [J]. Journal of Engineering, 2013: 946829.

[20] 许凯文. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的深基坑地连墙变形预测 [J]. 粉煤灰综合利用, 2021, 35 (5): 6-11.