DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)08-0184-05

基于BP神经网络的装配式建筑工程造价自动预测方法

宋小红
（青海建筑职业技术学院，青海 西宁 810012）

摘　要：为了提高装配式建筑工程的造价预测准确率，本文利用改进的反向传播神经网络设计了一种全新的装配式建筑工程造价自动预测方法。首先通过公共因子分析方法构建了针对装配式建筑特有的工程造价指标体系，其次利用自适应变异遗传算法对反向传播神经网络进行优化，并设计了工程造价预测算法。研究结果表明，所设计的算法具有更小的均方误差和平均绝对误差，分别为0.01和0.007，在训练集和测试集中的预测精度分别高达0.97和0.98。由此可见，此次研究所设计的造价预测方法具有较好的性能，能够为建筑工程的成本预算提供新的技术方案。

关键词：BP神经网络；GA；自适应；工程造价预测；装配式
中图分类号：TP183　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1003-7241（2025）08-0184-05

Automatic Cost Prediction Method of Prefabricated Construction Projects Based on BP Neural Network

SONG Xiaohong
(Qinghai Vocational and Technical College of Architecture, Xining 810012, China)

Abstract: In order to improve the cost prediction accuracy of prefabricated construction projects, this paper designs a new automatic cost prediction method of prefabricated construction projects by using an improved backpropagation neural network. Firstly, the engineering cost index system for prefabricated buildings is constructed by common factor analysis method. Secondly, the backpropagation neural network is optimized by adaptive variation genetic algorithm, and the engineering cost prediction algorithm is designed. The results show that the proposed algorithm has smaller mean square error and mean absolute error, which are 0.01 and 0.007 respectively, and the prediction accuracy in training set and test set is as high as 0.97 and 0.98 respectively. It can be seen that the cost forecasting method designed in this research has good performance and can provide a new technical scheme for the cost budget of construction projects.

Keywords: BP neural network; GA; self-adaptation; project cost forecast; fabricated

0　引言

在当前全球化经济背景下，建筑行业正经历着前所未有的变革，装配式建筑更是因其建造速度快、质量高、环境影响小等优点，在现代建筑工程中得到了广泛应用[1-2]。然而，当前装配式建筑工程的成本管理和预测仍面临诸多挑战，例如成本不确定性和预算控制问题。准确的造价预测不仅能够帮助决策者合理规划资金，还能够提高项目管理的效率和经济性[3-4]。尽管传统的反向传播神经网络（back-propagation neural network，BP）在多个领域内被广泛应用于解决回归和分类问题，但在处理复杂的非线性预测问题时，仍然存在收敛速度慢和易陷入局部最优的缺点[5-6]。为了克服这些限制，研究创新性地引入了自适应变异遗传算法（adaptive mutation genetic algorithm，AGA）优化BP神经网络的权重和偏差调整过程，旨在进一步提高预测的准确性和效率，并最终设计了一种自动预测装配式建筑工程造价的模型。通过这种先进的预测模型，不仅能够为装配式建筑项目的预算编制、成本控制提供科学的决策支持，还能为建筑企业带来经济效益并推动建筑技术的创新和发展。

1　基于改进BP神经网络的装配式建筑工程造价自动预测研究

1.1　基于公共因子分析的装配式建筑工程造价指标体系设计

在搭建装配式建筑工程造价预测模型前，需要先建立一个科学合理的造价指标评价体系，以确保所选指标能全面反映装配式建筑的成本构成和影响因素[7]。公共因子分析是一种统计方法，常用于识别多个变量中的共同变化因素，这些因素通常无法直接被观察到但影响着整体数据结构[8-9]。研究首先对收集到的材料成本、劳动力成本、设计与管理费用等工程造价数据进行预处理，其次

基金项目：青海省科技计划资助项目（2020-SF-138321）
收稿日期：2024-05-28

再结合公共因子分析选择出影响较大的几个造价因素并设计最终的装配式建筑工程造价指标体系。在数据预处理阶段，设定转换系数来转换噪声数据，如式(1)所示[10-11]。

$$x^* = \lambda \bar{x} \tag{1}$$

式中，x^*和$\bar{x}$分别表示转换后的噪声数据和均值，λ表示转换系数。引入公共因子分析方法来对预处理后的数据进行降维，从而减少重复的信息，加强关键因子与影响指标之间的联系。公共因子分析的数学模型如式(2)所示。

$$\begin{cases} x_1 = \alpha_{11} f_1 + \alpha_{12} f_2 + \cdots + \alpha_{1q} f_q + e_1 \\ x_2 = \alpha_{21} f_1 + \alpha_{22} f_2 + \cdots + \alpha_{2q} f_q + e_2 \\ \vdots \\ x_p = \alpha_{p1} f_1 + \alpha_{p2} f_2 + \cdots + \alpha_{pq} f_q + e_p \end{cases} \tag{2}$$

式中，$x=(x_1, x_2, \cdots, x_p)$表示预处理后的造价数据变量序列，$f=(f_1, f_2, \cdots, f_q)$表示公共因子，$\alpha$表示因子荷载，$\alpha_{pq}$表示第$p$个变量序列在第$q$个主因子上的因子荷载。$e=(e_1, e_2, \cdots, e_p)$表示特殊因子。引入公共因子分析造价数据的步骤如图1所示。

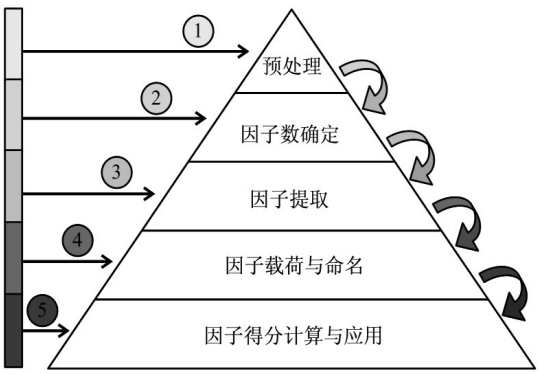


图1 公共因子分析流程

图1中的公共因子分析流程主要包括5个关键步骤，分别是数据收集与预处理、因子数确定、因子提取、因子载荷与命名、因子得分计算与应用。首先，收集影响装配式建筑工程造价的相关数据，对收集到的数据进行清洗，处理缺失值和异常值并进行标准化处理，以确保数据的质量和完整性。其次对所有造价指标进行相关性分析，确定哪些变量间存在较强的相关性。然后通过Kaiser准则来确定因子的数量，并使用主因子分析来提取因子。接下来，进一步分析每个变量在各个因子上的载荷，并根据各因子的载荷情况和涉及的变量特性给因子命名。最后根据每个因子的载荷和各个变量的值来计算因子得分，并将计算得到的因子得分用于装配式建筑工程造价的预测模型中，以提高模型的成本预测精度。结合公共因子分析后的装配式建筑工程造价指标体系如表1所示。

表1中给出了最终影响装配式建筑工程造价的关键指标，包括7个一级指标和15个二级指标。结合公共因子分析对所有二级指标的权重占比进行了计算，发现预制构件成本、钢材成本、混凝土成本、工时费用、技术工人薪酬这几个二级指标的权重占比较高，分别高达0.20、0.10、0.15、0.10、0.10。为了更好地预测这些造价指标对项目工程的影响情况，研究将结合BP神经网络搭建装配式建筑工程造价预测模型。

表1 装配式建筑工程造价指标体系表

一级指标	二级指标	权重
材料成本	预制构件成本	0.20
	钢材成本	0.10
	混凝土成本	0.15
	绝缘材料成本	0.05
劳动力成本	工时费用	0.10
	技术工人薪酬	0.10
设计与管理费用	项目设计费	0.05
	工程咨询费	0.05
	项目管理费	0.05
机械使用费	起重机使用费	0.05
	混凝土泵车费用	0.05
施工安全与质量控制费	质量检测费	0.02
	安全设备费	0.01
时间成本	项目延期费用	0.01
环境与可持续发展因素	环境保护费用	0.01

1.2 基于AGA-BP的装配式建筑工程造价预测方法设计

BP神经网络是一种按照误差逆向传播进行训练的多层前馈神经网络，包括输入层、隐含层、输出层三个关键部分。不同网络层次的BP结构具有不同的性能差异，大部分均存在收敛速度慢且易陷入局部极小值的问题[12-13]。BP神经网络的网络结构图如图2所示，包括BP神经网络的主要组成及其信息传播方式。

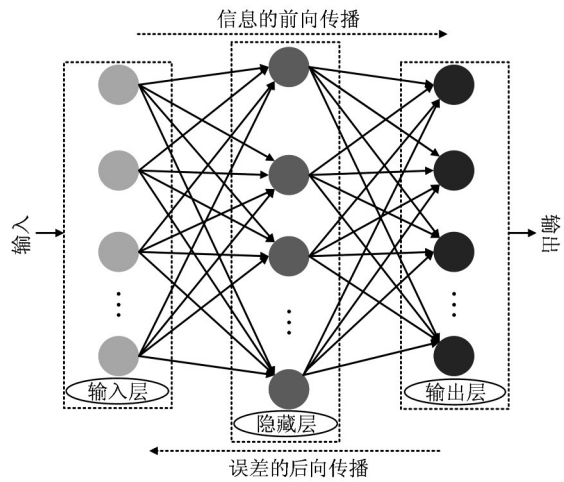


图2 BP神经网络结构

遗传算法是一种参照和模拟生物遗传机理和自然选择的算法，能让问题的解在竞争中得以进化，进而求得问题的满意解。但由于遗传算法容易过早收敛，对于算法的精度无法进行有效的定量分析，故研究在传统算法的基础上，首先提出AGA，其次利用AGA解决BP神经网络

中的收敛缺陷，最终设计了结合AGA与BP的装配式建筑工程造价预测算法，记作AGA-BP。在AGA寻找最优解的过程中，引入自适应的变异概率来提高群体多样性，并增加优良个体的数目。自适应变异概率P的计算公式如式(3)[14-15]为

$$P=\left(P_1+P_2\right)/2 \tag{3}$$

式中，P代表自适应变异概率，P_1代表与进化代数成反比，P_2代表与平均适应度值成反比。对式(3)进一步计算得到式(4)为

$$P=\left(P_0-\left(P_0-P_{\min}\right)\cdot m/M+P_0\cdot \max F\left(X_K\right)/\overline{F}\right)/2 \tag{4}$$

式中，m为目前的进化代数，$P_{\min}$为概率取值范围，M为最大进化代数，P_0为设定的初始变异概率，$\overline{F}$为进化群体的平均适应值，$\max F(X_K)$为适应值的最大值。考虑到研究最终所构建的装配式建筑工程造价预测模型的样本数目并不复杂，故采用单隐含层的BP神经网络模型。对于初始种群数目的设置，研究设置为20。遗传算法的搜索目标是获取最小的网络权值和阈值，同时使得网络误差平方和最小，其误差计算公式如式(5)为

$$E=\frac{\sum_{k=1}^{p'}\sum_{j=1}^{l}\left(y_j^k-o_j^k\right)}{2} \tag{5}$$

式中，l为输出节点个数，p'为训练样本数量，E为学习误差，y_j^k-o_j^k表示第k个样本相较于第j个输出节点的误差大小。将E的倒数作为适应度函数，适应度函数如式(6)为

$$fitness=\frac{1}{E} \tag{6}$$

式中，$fitness$表示适应度函数。在遗传的选择中，研究采用复制的方式先计算BP神经网络的权值和阈值的适应度值，然后再计算该值被选择的概率。选择概率的计算公式如式(7)为

$$z\left(a_j\right)=\frac{f\left(a_j\right)}{\sum_{j=1}^{d}f\left(a_j\right)} \tag{7}$$

式中，a_j表示群体中的第j个个体，$z(a_j)$表示被选择的概率，$f(a_j)$是个体的适应度值，d为种群规模20。计算个体被选择的概率后，根据积累概率的大小确定该个体是否可以继续遗传，其计算公式如式(8)为

$$q\left(a_k\right)=\sum_{j=1}^{k}z\left(a_j\right) \tag{8}$$

式中，$q(a_k)$是个体的积累概率，通过遗传得到新一代种群，判断其适应值，重复以上步骤直至种群趋于稳定。AGA-BP算法中的选择、交叉、自适应变异操作可以在一定程度上保留有利个体，并增强遗传算法的种群多样性，最终得到全局最优解。因此，研究采用AGA-BP来优化BP神经网络，将两者优点相结合，解决BP神经网络易陷入局部最小值的情况，克服其学习速度慢，迭代次数多等缺点，同时也能以此避免传统遗传算法编码的不准确性。AGA-BP的运行流程如图3所示。

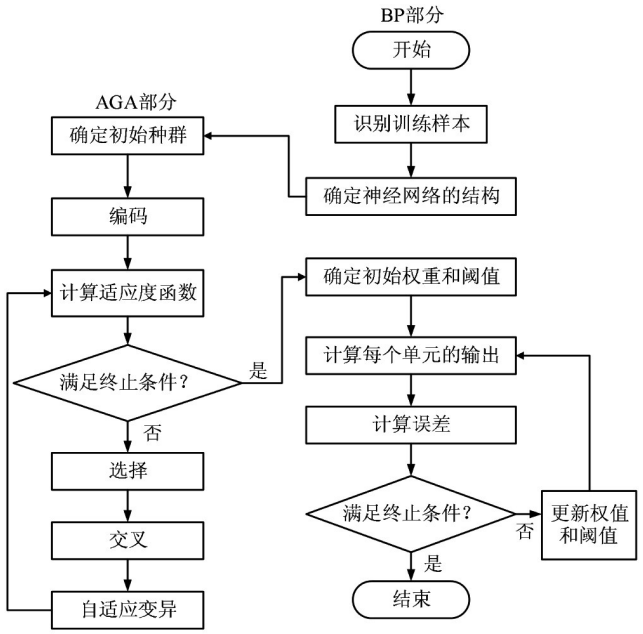


图3 AGA-BP算法运行流程

图3中，AGA-BP算法的流程图可以分为BP神经网络和AGA算法两个部分。首先将AGA的最优解输入BP神经网络中作为初始权重值和阈值。其次由BP神经网络部分进行输入，并根据收集到的数据确定样本大小和网络拓扑结构，然后再得到AGA算法的初始种群。在AGA算法部分进行数据信息处理，最后当学习误差满足要求时，输出此时的预测结果。利用AGA-BP对装配式建筑工程造价因素进行自动预测时，首先需要将造价样本数据输入到该模型中进行多次迭代，直至算法停止训练。然后输入待测试的样本数据，测试优化AGA-BP的训练效果是否达标，若预测结果满足停止要求，则进入下一个步骤，反之，向上返回到确定参数的环节，重新进行训练，直至得出最终的工程造价评价结果。

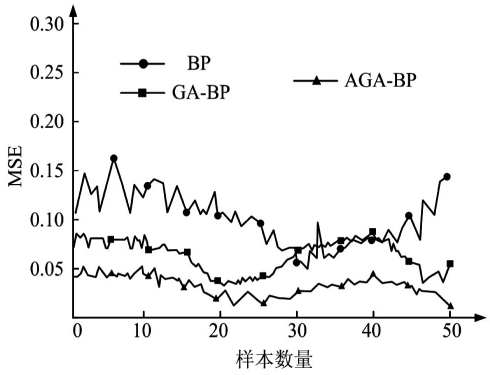
2 AGA-BP算法性能测试与应用效果分析

2.1 算法基准性能测试

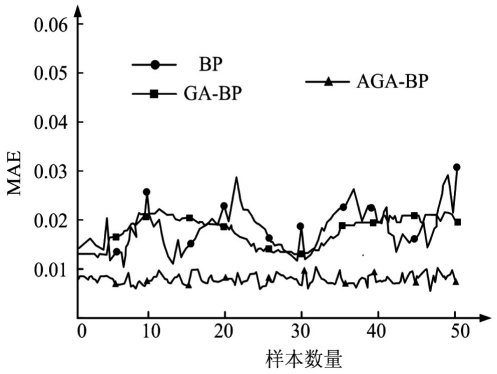
为了证明AGA-BP算法具有更好的基准性能，研究引入传统BP、遗传算法优化下的BP(genetic algorithm back-propagation neural network，GA-BP)作为对比算法展开测试。在MATLAB中搭建各算法的仿真实验环境，选择国际建筑成本研究中心提供的公开数据集Global Construction Cost Dataset造价信息作为实验数据集，并将其按照9:1的比例分成训练集和测试集。首先对比了BP、GA-BP、AGA-BP在测试集中的均方误差(mean squared

error，MSE）和平均绝对误差（mean absolute error，MAE）值，如图4所示。

图4（a）和图4（b）分别为3种算法在测试集中的MSE值和MAE值。由图4（a）可知，随着测试集样本数量的增加，BP和GA-BP算法的MSE值均有较大的波动，而AGA-BP算法则较为稳定。BP、GA-BP、AGA-BP3种算法在测试集中的最小MSE值分别为0.06、0.04、0.01。由图4（b）可知，BP、GA-BP、AGA-BP3种算法在测试集中的MAE值整体上要小于MSE值，其中BP的MAE波动范围在0.010～0.030之间，GA-BP的MAE波动范围则在0.010～0.020之间，而AGA-BP的MAE则是稳定在0.007～0.009之间。由此可见，经过训练后的AGA-BP有着更好的误差表现。进一步测试3种算法的预测精度，如图5所示。



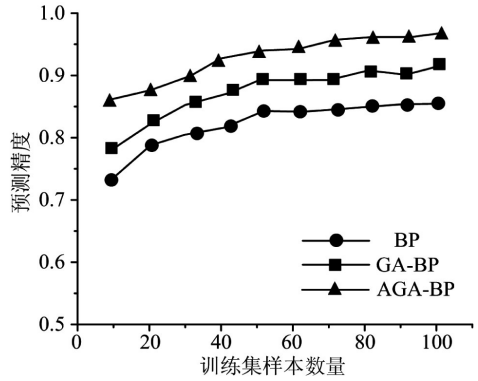
（a） 不同算法的MSE值



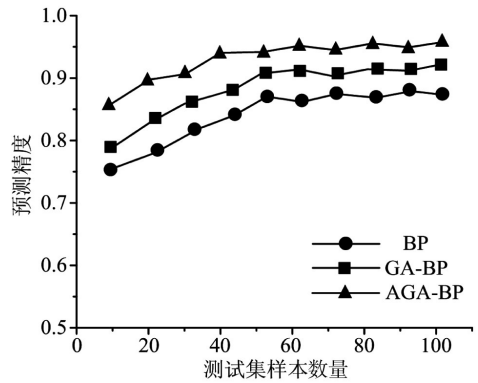
（b） 不同算法的MAE值

图4 不同算法的误差表现

图5所示为3种算法在训练集样本和测试集样本中的预测精度。由图5（a）可知，随着训练集样本数量的增加，3种算法的预测精度均有所上升。当模型的预测精度趋于稳定时，BP、GA-BP、AGA-BP3种算法在训练集中的最高预测精度值分别可达0.85、0.91、0.97。同理可得，在图5（b）中，BP、GA-BP、AGA-BP3种算法在测试集中的最高预测精度值分别可达0.87、0.92、0.98。综合来看，AGA-BP算法在基准性能测试中具有更高的预测精度，由此说明该算法能够准确预测出对于工程造价影响较大的因素。



（a） 不同算法在训练集中的预测精度



（b） 不同算法在测试集中的预测精度

图5 不同算法的样本预测精度

2.2 造价预测效果分析

除了对AGA-BP算法的基准性能进行测试，还需要验证该算法在实际工程项目中的应用效果。研究选择了某市已经顺利完工的装配式建筑工程项目作为对象，按照表1中的评价指标收集了该项目中的各二级指标的数据，对数据进行标准化处理并结合公共因子分析法得到了其实际输出值。对比BP、GA-BP、AGA-BP3种算法对于不同二级指标的预测效果，如表2所示。

表2 不同预测算法下二级指标的预测输出结果

二级指标	实际输出	BP预测输出	GA-BP预测输出	AGA-BP预测输出
预制构件成本	0.95	0.89	0.93	0.96
钢材成本	0.92	0.95	0.95	0.93
混凝土成本	0.94	0.90	0.96	0.95
绝缘材料成本	0.83	0.82	0.85	0.84
工时费用	0.91	0.84	0.89	0.90
技术工人薪酬	0.90	0.93	0.88	0.88
项目设计费	0.81	0.85	0.85	0.83
工程咨询费	0.85	0.88	0.89	0.85
项目管理费	0.82	0.78	0.79	0.84
起重机使用费	0.84	0.86	0.83	0.83
混凝土泵车费用	0.83	0.88	0.82	0.85
质量检测费	0.81	0.79	0.85	0.79
安全设备费	0.76	0.71	0.78	0.78
项目延期费用	0.78	0.75	0.75	0.78
环境保护费用	0.75	0.72	0.79	0.76

表2中给出了3种算法的预测输出值以及不同二级指标的实际输出值。经过对比可知，AGA-BP算法能够准确预测出二级指标中的最大实际输出（预制构件成本）和最小实际输出（环境保护费用），预测值分别为0.96和0.76，与实际值的差值均为0.01。相反，BP和GA-BP算法下的最大预测输出指标分别为钢材成本和混凝土成本，并且两种算法的预测值与实际值之间的差值较大。综上可得，AGA-BP算法在实际工程项目中的预测效果最好，能够准确预测出对造价成本影响较大的各个因素。

3 结束语

为了提高实现装配式建筑工程造价的准确预测，研究结合公共因子分析与优化的BP神经网络设计了装配式建筑工程造价自动预测方法。研究结果表明，在基准性能测试中，AGA-BP算法的误差表现和预测精度均优于BP和GA-BP。其中AGA-BP的MSE和MAE波动范围分别为0.01~0.05和0.007~0.009，最低值分别可达0.01和0.007。在训练集和测试集中，AGA-BP的预测精度分别高达0.98和0.97，远高于BP的0.85和0.87。在实际应用中，利用AGA-BP得到的某工程预测输出值基本与实际输出值保持一致，其误差波动控制在0.02以内，能够准确预测出二级指标中的最大实际输出为预制构件成本，最小实际输出为环境保护费用。综上可得，本文所设计的AGA-BP算法不仅具有较好的基准性能，能够取得较低的误差和较高的测试精度，在实际预测任务中也有较高的准确率。考虑到建筑工程类型较多较复杂，后续应该进一步优化所选取的指标体系，从而使得造价预测的覆盖面更广，预测效果更贴近实际情况。

参考文献：

[1] 黄友滔，黄喜兵. 基于ANP与麻雀搜索算法优化BP神经网络的装配式建筑进度风险评价[J]. 工程管理学报，2022，36(6)：36-41.

[2] 张恒武，吴小忠，沈晓隶，等. 基于BP神经网络优化算法的输变电工程造价预测模型[J]. 沈阳工业大学学报，2023，45(4)：381-386.

[3] 邓宇轩. 基于自适应PSO-BP神经网络的城轨造价预测研究[J]. 建筑经济，2023，44(S1)：92-96.

[4] 孙艳文，詹天明. 基于优化BP神经网络的销售预测算法研究[J]. 计算机技术与发展，2022，32(1)：35-39.

[5] 袁剑波，郭平，曾恬宁. 基于贝叶斯线性回归的造价预测模型[J]. 武汉理工大学学报（信息与管理工程版），2024，46(1)：90-94.

[6] 谢金豪，刘文昌. 基于GA-BP神经网络的建筑工程造价预测研究[J]. 建筑经济，2022，43(S1)：235-240.

[7] 林婷婷. 基于BP神经网络算法的成绩预测模型研究[J]. 计算技术与自动化，2022，41(1)：79-147.

[8] 邬希可. 改进的神经网络算法在预测方法中研究与应用[J]. 计算机与数字工程，2022，50(10)：2276-2279.

[9] 崔乃丹. 基于粒子群优化算法与BP神经网络的高铁客运量预测算法[J]. 自动化技术与应用，2022，41(4)：148-150.

[10] 刘海亮，陈坚豪，何雅琳，等. GA-BP神经网络在心脏病预测中的应用研究[J]. 微型电脑应用，2023，39(7)：6-9.

[11] 王佳楠，王玉莹，何淑林，等. 基于改进遗传算法优化BP神经网络的土壤湿度预测模型[J]. 计算机系统应用，2022，31(2)：273-278.

[12] PURWINARKO A，LANGGUNDI F A. Crude oil price prediction using artificial neural network-backpropagation（ANN-BP）and particle swarm optimization（PSO）methods[J]. Journal of Soft Computing Exploration，2023，4(2)：99-106.

[13] 文昌俊，邵明颖，徐云飞，等. 基于GA-LM-BP神经网络的拖拉机可靠性预测[J]. 计算机仿真，2023，40(8)：505-510.

[14] 杨启文，李月，吴君娜，等. 基于自适应并联结构神经网络的交通流量预测[J]. 计算机测量与控制，2023，31(4)：42-48.

[15] 范国松，齐正. PSO-BP神经网络的电力负荷预测研究[J]. 微型电脑应用，2022，38(10)：130-133.

作者简介：宋小红（1976—），女，硕士，副教授，从事工程造价管理研究方面的工作。

（上接第168页）

[5] 王江杰. 方家山核电厂主泵密封再循环隔离阀控制设计优化[J]. 电子技术应用，2022，48(S1)：33-37.

[6] 邱珊珊，韩金权，胡北，等. 某核电站主蒸汽隔离阀间通风系统设计优化与数值模拟[J]. 暖通空调，2022，52(S1)：295-300.

[7] 孙志成，李世鹏，宋晓东，等. 面向在轨靠泊加注的管路力学分析与优化设计[J]. 宇航学报，2022，43(9)：1196-1207.

[8] 柳继坤，刘航，李买林. 核电厂惰性气体β活度监测通道设计优化[J]. 核电子学与探测技术，2023，43(2)：294-300.

[9] 田恩杰，祝国辉，王梦晨，等. 基于遗传算法的返回舱狭小空间管路路径优化[J]. 机械设计与研究，2023，39(4)：242-246.

[10] 周华，王嘉伟，张辉，等. 智能润滑系统变径管路优化设计与应用[J]. 矿山机械，2023，51(2)：48-54.

[11] 张良. 基于智能优化算法的船舶管路布局设计[J]. 舰船科学技术，2022，44(23)：137-140.

[12] 肖林京，姚培鑫，刘瑞，等. 基于优化A*算法的选煤厂管路自动布置[J]. 工矿自动化，2022，48(11)：73-79.

作者简介：赵自奕（1983—），男，本科，高级工程师，研究方向：工艺系统设计。