

基于 GRA-IPSO-BPNN 的大中型水电项目投资估算模型研究

牛东晓^{1*}, 孙丽洁¹, 周原冰², 李鹏², 田竹肖¹, 吴佳玮², 孙蔚²

(1. 华北电力大学经济与管理学院, 北京市 昌平区 102206;

2. 全球能源互联网集团有限公司, 北京市 西城区 100031)

Investment Estimation Model of Medium- to Large-sized Hydropower Projects Based on GRA-IPSO-BPNN

NIU Dongxiao^{1*}, SUN Lijie¹, ZHOU Yuanbing², LI Peng², TIAN Zhuxiao¹, WU Jiawei², SUN Wei²

(1. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China;

2. Global Energy Interconnection Group Co., Ltd., Xicheng District, Beijing 100031, China)

Abstract: The investment estimation of hydropower projects has practical significance for investors to arrange financing and manage projects. In this context, a hybrid model for medium- to large-sized hydropower projects investment estimation is proposed, which includes gray relation analysis (GRA), improved particle swarm optimization (IPSO), and back propagation (BP) neural network (BPNN), namely GRA-IPSO-BPNN. Firstly, a literature review and expert input are used to select the characteristics of projects that affect the hydropower project investment, and the GRA is used to screen out the key characteristic indices. Then, an IPSO-algorithm-based BPNN is constructed to realize the investment estimation of hydropower projects. Finally, the practicability and reliability of the investment estimation model are verified by applying it to an example. The new IPSO-based BPNN model has smaller prediction error than BPNN and PSO-BPNN, and can realize fast, effective and accurate investment estimation for medium- to large-sized hydropower projects.

Keywords: hydropower projects; investment estimation; gray relation analysis; improved particle swarm optimization; back propagation neural network

摘要: 水电项目投资估算对投资者安排融资和管理项目具有现实意义。在此背景下, 提出基于灰色关联分析的改进粒

子群优化BP神经网络 (gray relation analysis, GRA; improved particle swarm optimization, IPSO; back propagation neural network, BPNN) 的大中型水电项目投资估算模型。首先, 借助文献回顾法和专家经验法初选影响水电项目投资的工程特征, 并利用灰色关联分析筛选关键工程特征参数; 然后, 构建基于IPSO算法优化的BPNN模型实现水电项目投资估算; 最后, 通过算例分析验证了基于GRA-IPSO-BPNN的投资估算模型具有实用性和可靠性。根据实证结果, IPSO-BPNN模型相较于BPNN和PSO-BPNN, 预测误差更小, 可以实现大中型水电项目准确、快速、有效的投资估算。

关键词: 水电项目; 投资估算; 灰色关联分析; 改进粒子群; BP神经网络

0 引言

随着环境污染、能源短缺和全球气候变暖等问题愈加严峻, 清洁能源和可再生能源的发展受到世界各国的广泛关注。水电作为清洁低碳的可再生能源, 具有技术成熟、运行灵活等优点, 兼具灌溉、防洪、航运、环保等经济、社会和生态效益^[1], 很多国家都把水电发展放在能源开发建设的优先位置^[2]。根据国际水电协会 (International Hydropower Association, IHA) 发布的数据, 2017年全球投入水电项目的资金总额达到480亿美元, 几乎是2016年的两倍^[3]。2018年全球新增水电装机为21.8 GW, 中国以8.54 GW再次占据了其中的最大份额^[4]。目前, 中国水电的装机容量和发电量均在世界排名首位^[1], 但2016年国家

基金项目: 全球能源互联网集团有限公司科技项目 (SGGEIG00JYJS1900010)。

Science and Technology Project of Global Energy Interconnection Group Co., Ltd. (SGGEIG00JYJS1900010).

能源局发布的数据显示, 中国水电开发程度仅为37% (按发电量计算)^[5], 未来水电发展具有广阔的前景。

近年来, 水电项目投资规模日益扩大, 但工程建设周期不断缩减, 对水电项目进行准确快速的投资估算愈加重要。项目初期投资估算结果既是工程项目可行性研究的基础, 也是招投标制定标底的依据, 其准确与否直接影响项目的决策。在规划选址阶段, 影响投资的不确定性因素众多, 如图1所示, 该阶段的投资估算对工程的最终造价的影响程度很大。有关研究表明项目建议书和可研阶段的投资估算对最终造价影响程度高达75%~90%^[6]。

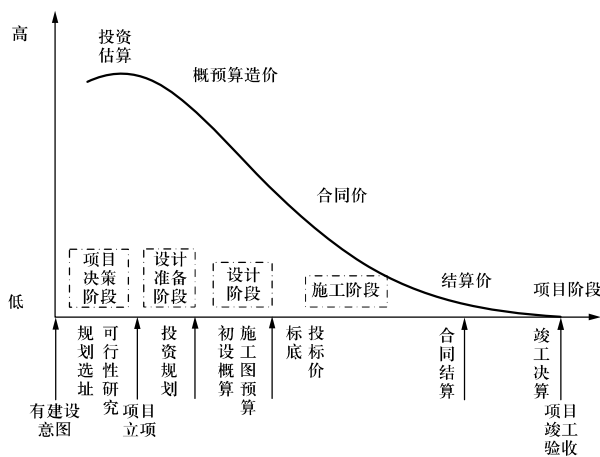


图1 项目各阶段估算造价对工程实际造价的影响

Fig. 1 Influence of estimated cost at each stage on the actual project cost

目前各国学者对投资估算方法的研究已经取得了一定的成果, 主要可以分为传统估算方法、经典统计学模型、模糊类比估算法和神经网络模型等。传统估算方法主要包括简单估算法、投资分类估算法^[7]。简单估算方法, 例如单位生产能力估算法、比例估算法等, 计算公式简单, 一般适用于粗略估算。投资分类估算法主要将建设投资分为细项工程费用等分别估算, 然后加总得到项目总投资, 虽然估算准确度较高, 但需要收集大量资料, 工作量较大, 不适用于项目规划选址阶段的快速投资估算^[8]。经典的统计学模型, 如多元线性回归^[9]、时间序列分析^[6]等, 也可应用于投资估算研究。文献[10]利用因子分析法将45个投资影响因素分为11个正交因子, 基于多元回归构建投资估算模型。回归模型的准确性与自变量选取密切相关, 而且其对于非线性关系的拟合效果较差, 不宜用于复杂大型工程项目的投资估算。

除传统方法以外, 以现代数学为理论基础的投

资估算方法, 例如模糊数学^[11]、支持向量机^[12]、神经网络^[13]等, 能够更好地解决非线性问题和复杂系统问题, 使投资估算工作更加快速有效。文献[14]基于模糊类比的思想, 以贴近期最大为原则选择相似工程, 可以快速估算概念设计阶段的水电工程造价。文献[15]综合分析了水电项目工程特征, 基于模糊聚类法构建水电工程造价估算模型, 利用改进层次分析法和信息熵法确定工程特征的权重。基于模糊数学理论的投资估算方法在水电项目中得到了广泛应用, 但是其评价标准具有一定的主观性和模糊性, 并且缺乏自学习的能力。

相比之下, 对于水电项目投资估算这种复杂的非线性系统, 神经网络模型具有明显的优势。神经网络具有通过自学习逼近于任意非线性映射关系的能力, 所以将其应用于大中型水电项目投资估算额的预测, 可以给出工程实践中便于应用的模型算法^[13,16]。文献[17]首先基于模糊数学方法筛选出与待估算水电工程类似的工程作为训练样本, 然后利用BP神经网络模型进行投资估算。文献[18]将灰色理论与BP神经网络结合, 构建了基于GRA-ANN (artificial neural networks) 的电力工程造价估算模型, 实证分析结果表明GRA-ANN模型的预测效果比传统BP算法更好, 整体误差更低。神经网络除了应用在水电项目投资估算和造价预测中, 在住宅工程^[19]、铁路工程^[20]等项目的投资估算中也有广泛应用。文献[21]利用灰关联分析构建工程特征指标体系作为估算模型的输入向量, 并引入PSO算法优化BP网络, 提高了工程造价估算的精度。

综合来看, 已有针对水电项目投资估算的研究, 使用的模型方法较为传统^[14-15], 不适用于处理基于工程特征指标实现项目投资的快速估算这类复杂的非线性问题。并且, 很少有针对水电项目投资估算优化BP神经网络模型的研究。而利用优化方法进行其他类型工程项目投资估算的研究, 建模使用的样本数量较少, 不能很好地发挥神经网络模型的优势。

在上述背景下, 本文提出基于灰色关联分析的改进粒子群优化BP神经网络的大中型水电项目投资估算模型, 目的是在水电项目规划选址阶段, 实现投资的快速高效估算, 辅助项目决策。首先, 借助文献回顾法和专家经验法初选影响投资的水电项目工程特征, 并利用灰色关联分析筛选关键的工程特征指标; 然后, 构建基于改进PSO算法优化BP神经网络的大中型水电项目投资估算模型; 最后通过算例分析验证投资估算模型的精度。

1 方法简介

1.1 灰色关联分析

灰色关联分析 (GRA) 是灰色系统理论中应用极广泛的一部分^[22]。设 γ_{0i} 表示工程特征指标 X_i 与单位kW投资 X_0 间的灰色关联度, 则 γ_{0i} 越大表示 X_i 与 X_0 变化的态势越相似, 说明工程特征 X_i 对于投资 X_0 的影响程度也就越大。为提高投资估算的准确性, 可以确定一个阈值 γ^* , 当 $\gamma_{0i} \geq \gamma^*$ 时, 认为工程特征指标对于投资的影响程度较大, 视为关键指标。 γ^* 的取值可以根据灰色关联度的计算结果结合实际问题确定^[18]。

1.2 BP神经网络

BP神经网络 (BPNN) 是最为常用的神经网络模型。如果实际问题具有 N_1 个自变量和 N_0 个因变量, 则BPNN的输入和输出层节点数可以确定为 N_1 和 N_0 , 而隐含层节点数 N_H 一般可以根据经验公式 (1) 进行确定^[23]:

$$N_H = \sqrt{N_1 + N_0} + L, \quad L = 0, 1, 2, \dots, 10 \quad (1)$$

BP神经网络的优点是擅长于从样本的输入、输出信号中自主学习规律, 拟合非线性映射关系, 而不需要精确的数学模型。但在实际应用中, BP算法逐渐显露出一些缺点^[24], 主要包括: 网络参数选择缺乏统一原则, 主要依靠经验; 误差收敛速度慢, 易陷入局部极小值等。因此, 本文利用改进的粒子群算法优化BPNN的初始权值和阈值, 使神经网络的收敛速度和预测精度得到提升。

1.3 改进粒子群算法

粒子群算法是一种基于群智能的全局随机搜索算法, 在求解过程中, 由于粒子都向着自身或群体历史最佳位置靠近, 容易造成粒子种群的快速趋同效应, 使得算法后期收敛速度明显变慢, 易出现陷入局部极值、早熟收敛等问题。惯性权重 ω 是PSO算法中最为重要的参数, ω 值的增大可以提高算法的全局搜索能力, 而 ω 值的减小可以增强算法局部搜索能力。因此, 设计合理的惯性权重, 是避免算法陷入局部最优并实现高效搜索的关键。为克服基本PSO算法的缺陷, 本文借鉴遗传算法中的变异思想, 提出了改进的PSO算法 (IPSO), 实现权重的动态修改。

粒子群进化度为:

$$e = \frac{g_{\text{best}(t)}}{g_{\text{best}(t-1)}} \quad (2)$$

粒子群聚合度为:

$$a = \frac{p_{\text{size}} \times g_{\text{best}(t)}}{\sum_{i=1}^{p_{\text{size}}} p_{i\text{best}(t)}} \quad (3)$$

其中: $g_{\text{best}(t-1)}$ 、 $g_{\text{best}(t)}$ 分别表示前一次迭代和当前迭代次数的全局最优值; p_{size} 为粒子群的规模; $p_{i\text{best}(t)}$ 是粒子 i 在当前迭代次数时的适应度值。粒子群进化度 e 能够反映粒子群速度的进化程度, 当 e 稳定在1附近时, 说明当前算法达到了最优值; 当粒子群聚合度 a 越小时, 说明粒子的分布越分散。惯性权重 w 的大小随着粒子群的进化速度和聚合程度而动态变化, 即 w 随着粒子进化度的增大而减小, 随着粒子聚合度的增大而增大。动态惯性权重的计算公式:

$$w = f(e, a) = w_0 - 0.5e + 0.1a \quad (4)$$

式中: w_0 为 w 的初始值, w_0 的经典取值为0.9。改进后的粒子群算法在运算过程中依据 e 和 a 的值动态改变惯性因子权重, 提升算法性能。

通过动态改进惯性权重, IPSO算法可以根据粒子的位置和移动速度, 在全局搜索能力和局部搜索能力之间取得更好的平衡, 避免算法陷入局部最优, 提高搜索效率。

1.4 IPSO算法优化BP神经网络

利用IPSO算法改进BPNN的基本原理是: 粒子群中各个粒子的位置表示BPNN中当前迭代中的权值和阈值集合; 适应度函数是给定训练样本集后的神经网络输出值与期望值间误差的函数; 粒子在搜索空间内不断更新自己的位置, 使得BPNN的训练误差最小, 改变粒子的速度即更新网络的权值, 以此来优化BPNN的权值和阈值, 进而改善预测效果。其算法流程如图2所示。

2 水电项目投资估算关键参数筛选

2.1 水电工程特征参数初选

水电工程是指将水能转化为电能的综合工程设施, 具有工程量大、建设周期长、单件性强等特点。水电工程特征参数是指能体现水电工程特点, 且与投资紧密相关的重要指标。在水电项目规划选址阶段, 对建立以工程特征参数为输入的投资估算模型, 工程特征参数选择是关键。首先梳理项目投资估算相关文献, 总结分析影响水电项目投资的因素和工

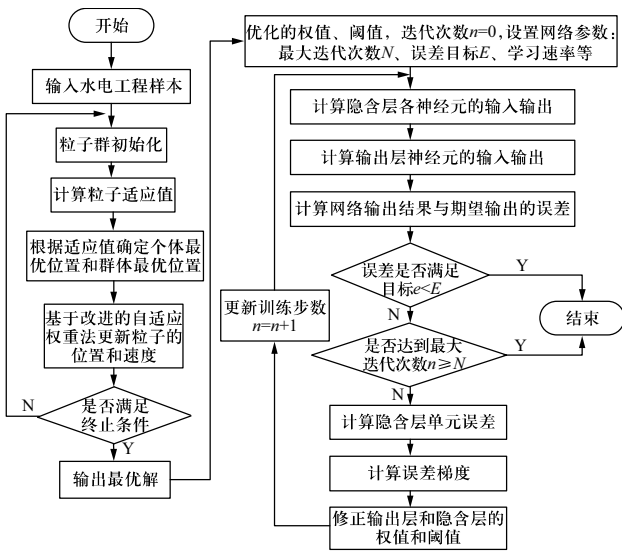


图2 IPSO-BPNN算法流程图
Fig. 2 Flowchart of IPSO-BPNN algorithm

程特征；然后，基于大量大中型水电工程（装机容量 ≥ 50 MW）案例样本，参考水电项目建议书文件，分析工程特征与项目投资间的关系；最后，结合专家意见，初步选取了在项目规划选址阶段，影响水电项目投资估算的10个主要工程特征参数，即装机容量^[13,15,17]、坝型^[13-14,17]、坝高^[13-14,17]、坝长^[13-14,17]、额定水头^[17]、水库总库容^[13,17]、厂房形式^[13,17]、机组台数^[13,15,17]、建设地区^[13-14,17]、抗震设防烈度^[13,17]。

2.2 水电工程样本收集与预处理

由于水电工程样本单件性强、时间跨度大、地域范围广，经过数据处理分析，从200多个项目中挑选出了单位kW投资处于合理范围内的120个项目，作为投资估算模型的样本。样本数据主要来源于国家能源局大坝安全监察中心官网和相关政府网站，以及清洁能源发展机制（clean development mechanism, CDM）水电项目的设计文件。

本文初步选取的10个工程特征参数，其中既包含定量参数，也有定性参数。装机容量、坝高、坝长、额定水头、水库总库容、机组台数、抗震设防烈度等定量参数，经过统一单位和检查异常值等处理后，可以直接输入模型；而定性参数则需要根据参数的不同属性，将其分类量化后，才能作为模型的输入。根据水电工程的特点，将坝型按照：①重力坝、②土石坝、③拱坝、④其他，进行量化；将厂房形式按照：①河床式厂房、②坝后式厂房、③岸边式厂房、④地下式厂房、⑤其他特殊类型式厂房，进行量化。根据

投资估算编制文件的规定，将工程建设地区按照：①华北、②东北、③华东、④中南、⑤西南、⑥西北，进行量化。

此外，由于水电项目建设周期一般较长，本文选取的水电工程样本数量多、时间跨度大，而水电工程价格水平会受到通货膨胀、贷款利率以及汇率波动等多种因素的影响^[25]。因此，项目的静态投资额需调整到统一的时间节点。根据可再生能源定额站发布的水电工程价格指数，将120个大中型水电工程的投资额折算到2018年的价格水平，以保证数据的可比性。

2.3 水电工程样本参数统计分析

由统计分析可知，本文选取的水电站样本中，大多数位于西南、西北地区，如表1所示。西北地区的青海省作为黄河、长江等的发源地，水能资源十分丰富，西南地区的云贵川省份也都是水电大省。如表2所示，水电站样本的坝型多采用重力坝和土石坝。从表3可以直观看出，样本中厂房类型分布相对均匀，其中，采用岸边式厂房的水电工程较多。水电站抗震设防烈度一般为7度或8度，在高地震烈度区可达到9度，在2016年前建设的水电站，对于地震烈度小于6度的地区可以不设防。

表1 水电工程样本地区分布

Table 1 Distribution of hydropower project samples by region

地区	华北	东北	华东	中南	西南	西北
样本数	1	2	6	11	76	24

表2 水电工程样本坝型统计

Table 2 Statistics of hydropower project samples by dam type

坝型	重力坝	土石坝	拱坝	其他
样本数	56	41	14	9

表3 水电工程样本厂房类型统计

Table 3 Statistics of hydropower project samples by plant buildings

厂房形式	河床式	坝后式	岸边式	地下式	其他
样本数	24	22	40	30	4

对于水电工程样本的单位kW投资和定量工程特征参数进行统计分析，结果如表4所示。在2018年的价格水平下，云南松山河口水电站的单位kW投资最低，为5 359.234 元/kW，西藏自治区藏木水电站的单位kW投资最高，为16 575.855 元/kW。装机容量最高的水电站是溪洛渡水电站，机组台数为18；贵州沙坪

水电站的装机容量为50 MW。锦屏一级水电站的混凝土双曲拱坝坝高305 m，为世界第一高双曲拱坝；新疆喀腊塑克水电站的坝长为1489 m；云南那邦水电站的水头为623.5 m；青海龙羊峡水电站的水库容量达到了247亿m³。可见，本文选取的水电样本工程特征覆盖比较全面，单位kW投资水平和工程参数差异较大。

表4 定量特征参数分析

Table 4 Analysis of quantitative characteristic parameters

参数名称	最大值	最小值	平均值
单位kW投资/(元·kW ⁻¹)	16 575.855	5 359.234	9 230.837
装机容量/MW	12 600	50	768.083
坝高/m	305	17.3	95.492
坝长/m	1489	11	380.502
水头/m	623.5	8.5	121.792
水库总库容/万m ³	2 470 000	17.510	140 887.936
机组台数	18	2	3.725

2.4 基于灰色关联分析的投资估算关键参数筛选

投资估算模型的准确性与工程特征的选择有直接关系，因此基于灰色关联分析合理选取关键的水电工程特征参数是模型估算准确性的重要前提。

首先将水电工程特征参数和单位kW投资数据进行标准化处理，然后计算各个工程特征与单位kW投资的灰色关联度，结果如图3所示。根据灰色关联度数值的差异，结合专家经验，以0.82为阈值，选择灰色关联度大于0.82的8个工程特征，即水库总库容、机组台数、装机容量、坝长、坝型、额定水头、坝高、抗震设防烈度，作为水电工程项目投资估算关键参数，即投资估算模型的输入变量。

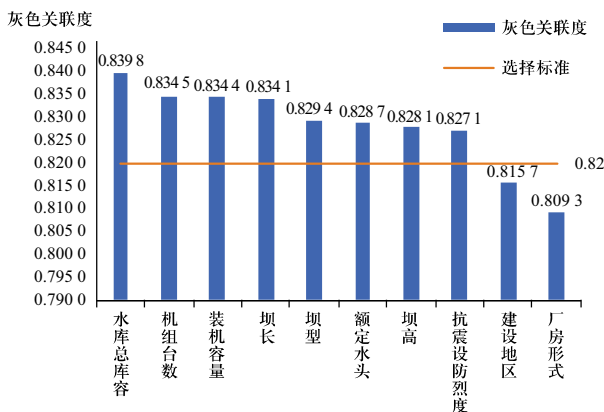


图3 水电工程特征参数灰色关联度

Fig. 3 Gray relation degree of characteristic parameters of hydropower project

3 基于IPSO-BPNN的大中型水电项目投资估算模型构建

以关键工程特征指标作为输入向量，以单位kW投资作为输出向量，建立基于IPSO-BPNN的大中型水电项目投资估算模型。总体思路为：根据输入变量维度和训练样本的数量，设置相关参数；将样本数据输入模型进行训练，再利用训练好的IPSO-BPNN模型，预测得到待估水电项目的投资估算值。具体的操作步骤如下。

步骤1：初始化参数，包括BPNN的拓扑结构、误差目标、最大迭代次数、种群大小、学习因子以及粒子位置和速度的取值区间等。

步骤2：随机初始化种群。根据BPNN的结构，随机生成种群粒子代表BPNN的初始权值和阈值。

步骤3：确定粒子的适应度函数。输入样本对神经网络进行训练，可以得到网络训练输出值，定义适应度函数为网络的训练输出值和实际值误差的平方之和的倒数：

$$fit_u = \frac{1}{\sum_{j=1}^{n-1} (y_j - \hat{y}_j)^2}, u=1,2,\dots,N; j=1,2,\dots,n \quad (5)$$

式中： y_j 为神经网络训练输出值； \hat{y}_j 为样本实际值； N 为种群规模； n 为训练样本个数。

步骤4：计算每个粒子位置对应的适应度值 fit_u ，根据初始粒子适应度值来确定粒子的个体极值和粒子群的全局极值。

步骤5：在每一次迭代过程中，通过个体极值和全局极值更新粒子的速度和位置，根据式(4)改进惯性权重 ω ，提高PSO算法的搜索效率。

步骤6：达到IPSO算法的最大迭代次数后，利用得到的最优粒子对BPNN的连接权值和阈值进行赋值，最后输入测试样本的工程特征指标，得到水电项目投资估算额的预测值。

4 算例分析

4.1 样本数据的选择和处理

为了验证基于GRA-IPSO-BPNN的大中型水电项目投资估算模型的可靠性和准确性，本文将120个大中型水电工程样本分为两组，其中100个作为训练样本，20个作为测试样本，用于检验模型的预测效果。为避免偶然性，首先对训练样本和测试样本进行5次，随机

分组，然后分别对BPNN、PSO-BPNN和IPSO-BPNN模型进行10次训练和预测，记录模型输出结果。其中，3个模型中的可调参数设置为一致：根据经验公式的计算和多次预试验结果，设定BPNN的隐含层节点数为13；根据项目投资估算精度的要求，设定模型的训练误差目标为0.01；设定模型最大迭代次数为10 000。

4.2 模型计算结果分析

通过对比训练样本的拟合效果和测试样本的预测效果来评价不同算法。其中，主要选取平均绝对误差（mean absolute error, MAE）、均方根误差（root mean square error, RMSE）以及平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error, MAPE）3个误差指标来进行评价。

将相同样本分组、相同工程特征输入、同一模型多次输出的训练样本拟合值以及测试样本预测值分别取平均，计算误差评价指标，再对不同输入、同一模型输出结果进行对比分析。从同一模型、相同输入但不同样本分组的计算结果来看，误差指标的差异不大，说明模型较为稳定。因此，选取某次样本分组的实验结果绘制相关表格和图形，以直观地对比展示模型的拟合效果和预测效果。

由表5和表6的对比可以看出，基于灰色关联分析筛选出关键工程特征后，投资估算模型的拟合效果更好。以8个关键工程特征作为输入，不同模型的预测效果如图4所示。

表 5 不同模型的训练误差、测试误差（10个参数）

Table 5 Training and test error of different models (ten parameters)

样本	训练样本		测试样本	
	MAPE	MAE/元	RMSE/元	MAPE
BPNN	17.82%	1 932.07	2 683.08	21.31%
PSO-BPNN	11.81%	1 549.97	1 950.12	16.40%
IPSO-BPNN	8.49%	1 294.82	1 589.91	14.85%

表 6 不同模型的训练误差、测试误差（8个参数）

Table 6 Training and test error of different models (eight parameters)

样本	训练样本		测试样本	
	MAPE	MAE/元	RMSE/元	MAPE
BPNN	15.37%	1 715.23	2 175.34	20.02%
PSO-BPNN	8.29%	1 430.74	1 640.78	14.35%
IPSO-BPNN	6.53%	1 150.50	1 373.26	12.73%

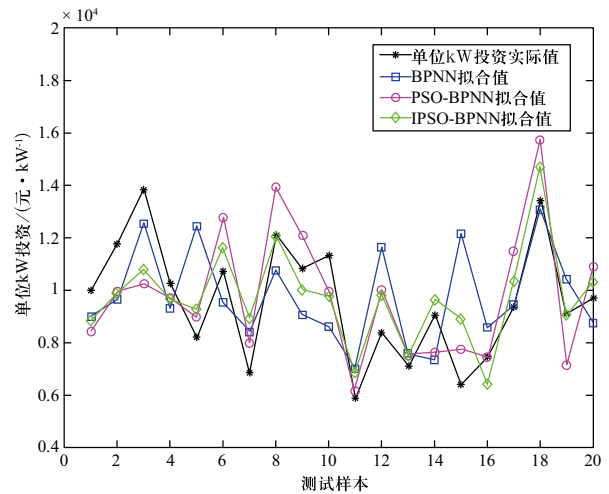


图 4 不同模型的预测效果对比图

Fig. 4 Comparison of the forecasting effect of different models

由表6可知，PSO-BPNN和IPSO-BPNN的训练误差分别为8.29%和6.53%，远低于BPNN的15.37%；并且IPSO-BPNN测试误差比BPNN和PSO-BPNN更低，预测精度更高，由图4也可以直观地看出，IPSO-BPNN的预测效果更好。综合来看，无论是对于训练样本的拟合效果还是对测试样本的预测效果，IPSO-BPNN都比BPNN和PSO-BPNN要更加优越，表明IPSO-BPNN模型具有很强的学习能力和泛化能力；并且基于IPSO-BPNN对测试样本的单位kW投资进行预测的平均绝对百分比误差为12.73%，预测精度较高。

4.3 实例测算

中国企业在非洲承建的苏丹洛维水电站项目被评为“中国政府援非八大重点工程”之一，在建设过程中使用了大量的中国技术和中国经验。本文选用该项目为例，利用基于IPSO-BPNN的投资估算模型进行实例测算。

麦洛维水电站工程于2003年正式开工，2009年完工，10台机组于2010年全部并网发电，总装机容量为1250 MW，水头高度约300 m，抗震设防烈度为8度。麦洛维大坝主要由混凝土面板堆石坝组成，最大坝高约67 m，整个坝体总长约9230 m，为世界第一长坝，大坝上游形成一个库容124.5亿m³的大型水库。项目总投资成本为29.45亿美元，折算到2018年工程实际投资为35.75亿美元。

将工程特征参数处理后的数据，输入由120个大中型水电项目训练的IPSO-BPNN模型，经过多次运行，得到单位kW投资预测值的平均值为21 377.57元/kW，

汇率换算后为3 230.50美元/kW (2018年人民币平均汇率为1美元兑6.617 4元人民币^[26]), 则项目总投资为40.38亿美元, 而工程实际投资为35.75亿美元 (2018年水平), 估算误差为12.95%, 能够满足项目规划阶段投资估算误差在±30%以内的要求^[27]。

5 结论

本文提出了一种基于GRA-IPSO-BPNN的大中型水电项目投资估算模型, 首先利用灰色关联分析筛选关键工程特征参数作为模型的输入, 然后利用IPSO-BPNN模型估算水电项目投资, 算例分析的结果表明, 基于GRA-IPSO-BPNN的大中型水电项目投资估算模型具有较高的预测精度和一定的实用性。

参考文献

- [1] 周兴波, 杜效鹄. 2018年全球水电发展现状与开发潜力分析[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(3): 18-23.
ZHOU Xingbo, DU Xiaohu. Development status and potential analysis of global hydropower in 2018[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(3): 18-23(in Chinese).
- [2] 陈云华, 吴世勇, 马光文. 中国水电发展形势与展望[J]. 水力发电学报, 2013, 32(6): 1-4.
CHEN Yunhua, WU Shiyong, MA Guangwen. Trends and prospects of hydropower development in China[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2013, 32(6): 1-4(in Chinese).
- [3] International Hydropower Association. 2018 hydropower status report: sector trends and insights[R]. London: IHA, 2018.
- [4] International Hydropower Association. 2019 hydropower status report: sector trends and insights[R]. London: IHA, 2019.
- [5] 国家能源局. 水电发展“十三五”规划(2016-2020年)[EB/OL]. (2016-11-29) [2019-11-05]. http://www.nea.gov.cn/2016-11/29/c_135867663.htm.
- [6] 汪菲娜, 谈飞. 投资估算阶段住宅项目建筑工程费估算研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2015, 37(4): 514-518.
WANG Feina, TAN Fei. Civil cost estimation of residential projects in investment estimation stage[J]. Journal of Wuhan University of Technology(Information & Management Engineering), 2015, 37(4): 514-518(in Chinese).
- [7] 刘迪. 工程估价[M]. 北京: 中国电力出版社, 2008: 42-48.
- [8] 马辉. 建设工程项目快速投资估算方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2006.
- [9] KOUSLOULAS Vasily, KOREAN Edward. Predesign cost-estimation function for building[J]. Journal of the Construction Division ASCE, 1974, 12: 589-694.
- [10] TROST S M, OBERLENDER G D. Predicting accuracy of early cost estimates using factor analysis and multivariate regression[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2003, 129(2): 198-204.
- [11] 唐晓阳, 刘光廷, 吴之明. 子费用模糊估算的水电工程总造价概率估计[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1996, 36(1): 113-118.
TANG Xiaoyang, LIU Guangting, WU Zhiming. Probability estimation of total construction cost for hydropower project with fuzzy estimation of subconstruction cost[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 1996, 36(1): 113-118(in Chinese).
- [12] 吕科奇. 基于支持向量机(SVM)的工程项目投资估算方法研究[D]. 浙江: 浙江大学, 2004.
- [13] 于小苇. 改进BP神经网络在水电工程投资预测中的应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2011.
- [14] 姜德华, 强茂山, 周尚洁. 模糊数学在水电工程造价估算中的应用[J]. 水力发电学报, 2000, 19(2): 87-94.
JIANG Dehua, QIANG Maoshan, ZHOU Shangjie. Application of fuzzy math in cost estimate of hydro-electrical projects[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2000, 19(2): 87-94(in Chinese).
- [15] 周小军, 范承存, 白正广. 基于模糊聚类法的水电工程造价估算模型及应用[J]. 云南水力发电, 2008, 24(1): 93-96.
- [16] 李萍, 曾令可, 税安泽, 等. 基于MATLAB的BP神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(4): 149-150.
LI Ping, ZENG Lingke, SHUI Anze, et al. Design of forecast system of back propagation neural network based on Matlab[J]. Computer Applications and Software, 2008, 25(4): 149-150(in Chinese).
- [17] 吁莎. 基于模糊优选BP神经网络的水利水电工程造价估算研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2012.
- [18] 杨永明, 王燕, 范秀君, 等. 基于灰关联-神经网络的电力工程造价估算[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(11): 15-20.
YANG Yongming, WANG Yan, FAN Xiujun, et al. Cost estimate of power line projects based on grey relational analysis and neural networks[J]. Journal of Chongqing University, 2013, 36(11): 15-20(in Chinese).
- [19] 杨帆. 基于改进BP神经网络的住宅工程造价估算模型研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2016.
- [20] 段晓晨, 余建星, 张建龙. 基于CS、WLC、BPNN理论预测铁路工程造价的方法[J]. 铁道学报, 2006, 28(6): 117-122.
DUAN Xiaochen, YU Jianxing, ZHANG Jianlong. A method of estimating WLC of scheduled railway projects based on CS, WLC and BPNN theorems[J]. Journal of the China Railway Society, 2006, 28(6): 117-122(in Chinese).
- [21] 蒋红妍, 白雨晴. 基于灰关联的PSO-BP神经网络的高层住宅造价估算[J]. 工程管理学报, 2019, 33(1): 29-33.
JIANG Hongyan, BAI Yuqing. High-rise residential cost estimation based on grey correlation analysis and PSO-BP

- neural network[J]. Journal of Engineering Management, 2019, 33(1): 29-33(in Chinese).
- [22] 刘思峰. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010: 63-108.
- [23] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13-15.
SHEN Huayu, WANG Zhaoxia, GAO Chengyao, et al. Determining the number of BP neural network hidden layer units[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2008, 24(5): 13-15(in Chinese).
- [24] 刘天舒. BP神经网络的改进研究及应用[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2011.
- [25] 王勇. 投资估算的方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2004.
- [26] 国家统计局. 2018年国民经济和社会发展统计公报[EB/OL]. (2018-02-28) [2019-11-15]. http://www.stats.gov.cn/tjsj/zxfb/201902/t20190228_1651265.html.
- [27] 刘泽俊. 工程估价[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2016, 93-94.

收稿日期: 2019-11-06; 修回日期: 2019-12-30。



牛东晓

作者简介:

牛东晓(1962), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力市场分析、电力技术经济研究。通信作者, E-mail: niudx@ncepu.edu.cn。

孙丽洁(1996), 女, 硕士研究生, 主要从事投资决策、技术经济预测及评价研究, E-mail: sunlijie@ncepu.edu.cn。

(责任编辑 张鹏)