

文章编号:1672-9331(2020)02-0068-07

基于 GA-BP 神经网络的综合管廊投资估算研究

胡庆国, 蔡孟龙, 何忠明

(长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘 要: 针对综合管廊造价高于传统市政管线设施, 其估算具有影响因素众多、非线性等特点, 综合考虑管廊长度、截面面积、舱数以及管线入廊个数等 10 个特征因素, 充分利用遗传算法(GA)与 BP 神经网络模型的优点, 建立了基于 GA-BP 神经网络的预测模型。通过 MATLAB 仿真试验, 对综合管廊的投资估算进行预测研究, 并与传统 BP 神经网络的计算结果进行对比。相关测试表明: 检验样本的模拟输出值与样本真实值呈线性吻合, 相对误差基本在 5% 以内, 说明该模型预测综合管廊的投资估算比传统 BP 神经网络模型具有更高的精度和一定的实际应用价值。

关键词: GA-BP 神经网络; 综合管廊; 主成分分析; 投资估算; 预测模型

中图分类号: TU12

文献标识码: A

Research on investment estimation of comprehensive pipe gallery based on GA-BP neural network

HU Qing-guo, CAI Meng-long, HE Zhong-ming

(School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science &
Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: The cost of comprehensive pipe gallery is higher than that of traditional municipal pipeline facilities, and its investment estimation has the characteristics of having many influence factors, nonlinearity and so on. Considering 10 characteristic factors such as the length of the corridor, the cross-sectional area, the number of cabins, and the number of pipelines, a prediction model was established based on GA-BP neural network, combining with the advantages of Genetic Algorithm (GA) and BP neural network model. Through MATLAB simulation experiments, the investment estimation of comprehensive pipe gallery was predicted and compared with calculating results of traditional BP neural network. The results show that the simulation output value of the test sample is in good linear agreement with the true value of the test sample, and the error is less than 5%. Compared with traditional BP neural network model, GA-BP neural network model has a higher computational accuracy, which indicates that GA-BP neural network model has certain feasibility and effectiveness in engineering applications.

Key words: GA-BP neural network; comprehensive pipe gallery; principal component analysis; investment estimation; prediction model

收稿日期: 2019-11-22

通讯作者: 胡庆国(1963—), 男, 湖南湘乡人, 长沙理工大学研究员级高级工程师, 主要从事工程管理及工程项目经济评价与分析方面的研究。E-mail: huqg204@126.com

鉴于综合管廊在规划市政管线建设与增强城市综合承载能力方面具有显著优势^[1],为进一步加快我国城镇化进程,积极响应各级政府推进城市集约高效化及转型发展的号召,全面扩大综合管廊的建设已是必然的发展方向。由于我国地下综合管廊的建设仍处于初级阶段,前期规划与投资成本很高,与传统直埋形式的市政管线相比,其直接成本是传统形式的将近两倍^[2],这在很大程度上限制了综合管廊的发展。尽管如此,随着我国经济的快速发展,各城市经济实力的显著增强,综合管廊的建设将会越来越多。因此,快速、准确地对综合管廊的投资估算进行预测,对工程造价管理、项目的决策和成本控制都具有极为重要的意义。

传统的投资估算方法有 BCIS、回归方程分析、案例推理、模糊数学与灰色系统等,大多都是按照类似项目的线性关系建立简单的模型,容错率和预测精度都并不令人满意。目前,随着人工智能技术的发展,利用计算机技术建立复杂模型进行预测早已代替传统方法成为主流。其中,BP 神经网络由于具有高度并行的处理机制,适合建立复杂非线性模型,受到国内外众多学者的青睐,并对其展开了大量的研究。赵欣^[3]利用模糊数学筛选出广州地铁一、二号线的样本,采用 BP 神经网络训练,并对其车站和区间工程的投资估算进行预测,其测试结果的误差在 5% 左右,较为满意;潘雨红等^[4]以某省 9 个已建高速公路为样本,构造了基于 GA-BP 智能算法估算模型,其结果误差在 1.67%;雷雨^[5]针对建筑工程,结合 AHP 与模糊理论,提出一种加入 Vague 集贴近度改进 BP 神经网络的造价估算模型,其结果表明经过改进后的 BP 神经网络的预测精度能够取得满意效果。

由上述可见,BP 神经网络作为一种预测模型的典型代表,在建设项目中的实际应用越来越广泛。但是,目前国内学者利用神经网络进行投资估算大多数都在公路项目和住宅领域。鉴于此,本研究将 BP 神经网络引入到综合管廊的投资估算中,并在此基础上加入遗传算法予以优化,获取训练前的最优权值和阈值,充分利用二者的优点形成优势互补,提高投资估算的精确度,并通过工程实例验证该模型的现实可行性,为同类工程提供实践参考。

1 BP 神经网络及遗传算法理论简介

1.1 BP 神经网络模型

BP(Back Propagation)神经网络作为一种多层前馈网络和误差方向传播学习算法,因其独特的适应性与学习性以及强大的泛化能力,目前在自动识别、预测估计、工学、生物、医学等领域被广泛应用,并取得了良好的效果。

BP 神经网络的模型结构由输入层、隐含层、输出层 3 个部分组成,这 3 个基本组件在整个网络训练中以全连接的形式进行传递。其网络拓扑结构如图 1 所示。

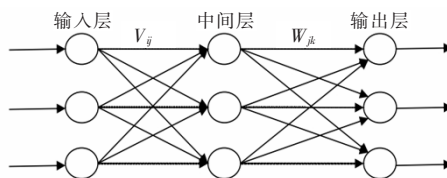


图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 The structure of BP neural network

近年来,关于 BP 神经网络算法的研究成果颇为丰富。由于篇幅原因,具体原理和流程可参见文献[6]。相关研究表明^[7],预测精度取决于隐含层的设置。当 BP 神经网络只设定一个隐含层时,能够以任意精度逼近任意非线性函数。尽管 BP 神经网络通用性强,容错性好,但在工程实际应用中也有着一些缺陷,主要体现在:一是容易陷入局部极小值问题;二是学习收敛速度慢;三是神经网络结构选择受主观影响,容易产生“过拟合”问题。

1.2 遗传算法(GA 算法)

遗传算法(Genetic Algorithm)是一种高度并行、随机搜索的最优化方法,它主要的模拟对象是两种理论,即自然界遗传机制里的生物进化与达尔文生物进化论中的自然选择。具体思路为:通过适应度函数的确定,经过“选择-交叉-变异”等流程,使适应度好的个体被保留,适应度差的个体被淘汰,如此反复循环,直至满足条件。它能够同时处理种群中的多个个体,具有强大的全局搜索能力,采用概率的变迁规则指导搜索方向以提高收敛速度,充分弥补了 BP 神经网络的缺陷。

1.3 GA-BP 神经网络模型

将遗传算法引入 BP 神经网络,其基本思路为:用种群的每个个体代表网络的初始权值和阈值,个体值初始化的 BP 神经网络预测误差作为该个体的适应度值,设置遗传机制,通过选择算子、交叉算子、变异算子等操作寻找最优个体^[8]。这样,最优的个体即为最优的 BP 神经网络初始权值、阈值。GA-BP 神经网络能够有效解决 BP 神经网络中的冗沉连接和多余节点,优化拓扑结构和学习规则,并能提高预测精度,体现出一定的智能性。GA-BP 神经网络算法的结合机理与运行流程如图 2 所示。

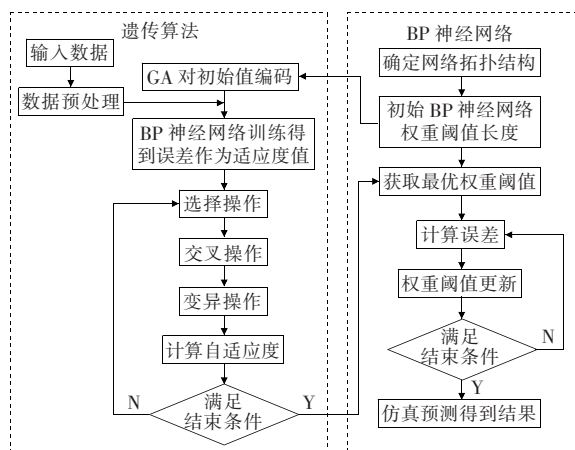


图 2 GA-BP 神经网络算法流程图

Fig. 2 The flow chart of GA-BP neural network algorithm

2 GA-BP 神经网络模型的构建

综合管廊工程的造价和其它工程项目类似,与自身特征具有非常明显的非线性关系。利用智能算法对待估综合管廊进行投资估算预测,关键是找出决定综合管廊造价的特征因素,再利用 GA-BP 算法强大的自学习和适应能力对训练样本进行训练学习,直到满足误差要求,并据此预测检验样本的造价。

2.1 工程特征因素的确定

考虑到工程项目的多样性和复杂性,工程特征因素的选取必须满足两个条件:一是能够显著代表此类工程的特点;二是有效完整地反应影响工程成本的核心参数。作者通过查阅大量的相关文献、计价办法和历史工程资料,并参考《城市综合管廊工程技术规范》(GB50838-2015)、《城市综

合管廊工程投资估算指标》(试行)等行业规范,初步筛选出 21 个影响因素,按照李克特五等级量表制作成调查问卷向 100 位专家和现场管理人员(其中 60 位来自施工单位,本科学历以上,从事市政基础设施建设或综合管廊工作 3 年以上;30 位咨询单位人士,从事造价咨询工作 5 年以上,具有丰富的预决算经验;10 位来自高校,博士以上学历,从事土木类教育教学工作 10 年以上)发放。剔除掉作答不规范和关键信息不完整的问卷,共回收 85 份有效问卷,有效率为 85%。采用 SPSS22.0 软件进行信度分析,其 Cronbach's α 系数为 0.934,通过检验。

运用主成分分析法^[9]并结合工程实践经验,经统计整理,最终筛选出 10 个最能代表综合管廊投资估算的工程特征参数:管廊长度(I_1)、截面净面积(I_2)、舱数(I_3)、覆土深度(I_4)、支护方式(I_5)、钢筋用量(I_6)、混凝土用量(I_7)、管廊入线个数(I_8)、安装与设备工程(I_9)、建设地点(I_{10})。

将上述 10 个特征参数进行量化处理,作为 BP 神经网络的输入向量,量化结果见表 1。

表 1 综合管廊特征量化表

Table 1 Characteristic quantizing table of comprehensive pipe gallery

| 特征参数 | 量化方式 | 单位 |
|---------------|---|----------------|
| 管廊长度 I_1 | 按工程实际数据录入 | m |
| 截面净面积 I_2 | 按工程实际数据录入 | m ² |
| 舱数 I_3 | 按工程实际数据录入 | 个 |
| 覆土深度 I_4 | 按工程实际数据录入 | m |
| 支护方式 I_5 | 1-放坡支护,2-土钉墙,3-喷锚,4-孔桩,5-钢板桩 | — |
| 钢筋用量 I_6 | 按工程实际数据录入 | t/m |
| 混凝土用量 I_7 | 按工程实际数据录入 | t/m |
| 管廊入线个数 I_8 | 按工程实际数据录入 | 个 |
| 安装与设备工程 I_9 | 1-仪表自控工程,2-消防、排水工程,3-暖通工程,4-供电照明工程,5-1+2+3+4 所有工程 | — |
| 建设地点 I_{10} | 1-结合新道路,2-老城区结合道路,3-结合相关管道 | — |

2.2 GA-BP 算法参数设置

通过对文献[10]的分析与研究,结合综合管廊自身的特性以及仿真过程,本研究最终选定的参数如表 2 所示。

表 2 GA-BP 算法参数设置

Table 2 Parameters setting of GA-BP algorithm

| 参数名称 | 参数设置 | 参数名称 | 参数设置 |
|------|--------------------|------|------|
| 学习方式 | traingdx | 迭代次数 | 600 |
| 学习率 | 0.02 | 变异概率 | 0.1 |
| 训练目标 | 1×10^{-8} | 交叉概率 | 0.8 |
| 种群数 | 200 | | |

3 实例验证

3.1 数据处理

根据上述 10 个主要特征因素,以现浇综合管

廊为搜集对象,样本数据主要来源于《城市公共设施造价指标案例》与综合管廊调研资料,数据真实完整,以相邻省份工程为主,均在 2016~2019 年间建成。去掉冗沉与噪音数据,最后整理得到 31 组数据,如表 3 所示。为了避免数据与单位之间的差别对神经网络学习速度和估算精度产生不利影响,本研究对其随机排列并采用标准线性离差法^[11],在 MATLAB R2016a 中调用 mapminmax 函数将其归一化,充分考虑时间因素与地域因素对成本产生的影响,以第 1 个样本为基准工程,采用指数修正法^[12]对其余工程的单位造价进行处理,结果如表 4 所示。

表 3 原始数据
Table 3 Original data

| 序号 | 输入向量 | | | | | | | | | | 输出向量 |
|----|---------|-----------|---------|---------|-------|------------------------|------------------------|---------|-------|----------|---------------------------|
| | I_1/m | I_2/m^2 | $I_3/个$ | I_4/m | I_5 | $I_6/(t \cdot m^{-1})$ | $I_7/(t \cdot m^{-1})$ | $I_8/个$ | I_9 | I_{10} | 造价 $Q/(万元 \cdot km^{-1})$ |
| 1 | 4 800 | 32.40 | 2 | 3.0 | 1 | 2.95 | 17.23 | 5 | 4 | 1 | 7 726.64 |
| 2 | 4 705 | 17.36 | 3 | 3.0 | 5 | 1.94 | 14.54 | 5 | 4 | 1 | 9 553.64 |
| 3 | 2 350 | 29.64 | 3 | 2.5 | 5 | 2.55 | 18.39 | 5 | 4 | 1 | 9 553.52 |
| 4 | 10 150 | 34.66 | 3 | 3.0 | 5 | 3.53 | 19.99 | 6 | 4 | 1 | 10 148.94 |
| 5 | 4 150 | 15.00 | 2 | 2.5 | 5 | 0.86 | 6.56 | 5 | 4 | 1 | 7 579.33 |
| 6 | 320 | 8.10 | 1 | 2.0 | 3 | 0.71 | 5.68 | 3 | 4 | 1 | 3 132.75 |
| 7 | 7 000 | 37.20 | 3 | 3.0 | 4 | 3.98 | 19.07 | 4 | 4 | 1 | 10 526.85 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 29 | 5 214 | 19.27 | 2 | 3.0 | 5 | 3.06 | 15.86 | 6 | 4 | 1 | 11 443.39 |
| 30 | 1 000 | 16.24 | 2 | 4.8 | 3 | 2.35 | 19.87 | 6 | 4 | 1 | 8 991.48 |
| 31 | 1 029 | 9.90 | 1 | 3.0 | 4 | 1.97 | 9.22 | 4 | 4 | 1 | 9 445.61 |

表 4 归一化后的原始数据
Table 4 Normalized original data

| 序号 | I_1/m | I_2/m^2 | $I_3/个$ | I_4/m | I_5 | $I_6/(t \cdot m^{-1})$ | $I_7/(t \cdot m^{-1})$ | $I_8/个$ | I_9 | I_{10} | 造价 $Q/(万元 \cdot km^{-1})$ |
|----|---------|-----------|---------|---------|-------|------------------------|------------------------|---------|-------|----------|---------------------------|
| 1 | 0.293 3 | 0.569 6 | 0.25 | 0.357 1 | 0 | 0.057 0 | 0.194 7 | 0.666 7 | 0.5 | 0 | 0.319 8 |
| 2 | 0.287 1 | 0.217 1 | 0.50 | 0.357 1 | 1.00 | 0.031 3 | 0.149 4 | 0.666 7 | 0.5 | 0 | 0.440 4 |
| 3 | 0.132 9 | 0.505 0 | 0.50 | 0.178 6 | 1.00 | 0.046 9 | 0.214 3 | 0.666 7 | 0.5 | 0 | 0.440 4 |
| 4 | 0.643 5 | 0.622 7 | 0.50 | 0.357 1 | 1.00 | 0.071 8 | 0.241 3 | 1.000 0 | 0.5 | 0 | 0.479 8 |
| 5 | 0.250 7 | 0.162 8 | 0.25 | 0.176 8 | 1.00 | 0.003 8 | 0.014 8 | 0.666 7 | 0.5 | 0 | 0.310 1 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.50 | 0 | 0 | 0 | 0.5 | 0 | 0.016 4 |
| 7 | 0.437 3 | 0.682 2 | 0.50 | 0.357 1 | 0.75 | 0.083 3 | 0.225 8 | 0.333 3 | 0.5 | 0 | 0.504 7 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 29 | 0.302 4 | 0.261 9 | 0.25 | 0.357 1 | 1.00 | 0.059 8 | 0.171 6 | 1.000 0 | 0.5 | 0 | 0.565 2 |
| 30 | 0.044 5 | 0.190 8 | 0.25 | 1.000 0 | 0.50 | 0.041 8 | 0.239 6 | 1.000 0 | 1.0 | 0 | 0.403 3 |
| 31 | 0.046 4 | 0.042 2 | 0 | 0.357 1 | 0.75 | 0.032 1 | 0.059 7 | 0.333 3 | 0.5 | 0 | 0.433 3 |

3.2 网络设计

本研究的神经网络部分采用单隐层 3 层网络结构。将上述经过预处理的 10 个具有代表性的工程特征因素作为输入变量,即输入层共有 10 个节点。将千米造价作为最终的输出变量,即输出层共有 1 个节点。通过对隐含层神经元的训练后发现,当隐含层个数为 8 时,效果最优,故神经元取为 8 个。

3.3 数据计算

运用 MATLAB R2016a 编程,利用随机排序的 31 组样本进行 BP 神经网络训练,将表 4 中归一化后的输入向量与输出向量输入到已建立好的 GA-BP 神经网络预测模型中,进行网络训练与学习。收敛曲线如图 3 所示。

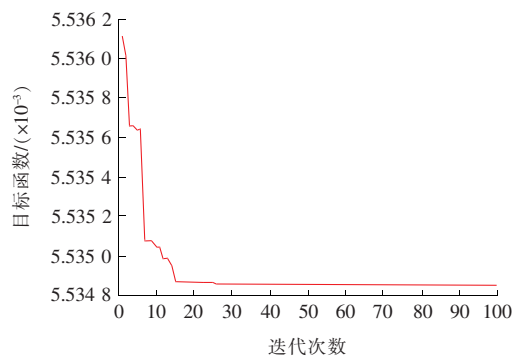


图 3 GA-BP 神经网络收敛曲线

Fig. 3 Convergence curve of GA-BP neural network

由图 4 可以看出,随着迭代次数的增加,种群最优值也不断趋于稳定,线性拟合状态良好。当迭代至 24 次时,整个训练结束,其均方误差(MSE)为 0.474 5,满足要求。此时,整个 BP 神经网络的初始权值与阈值达到最优状态。所有 31 组样本的期望输出(真实值)与实际输出(预测值)如表 5 所示。预测结果如图 4,5 所示。

3.4 数据分析

通过表 5 数据易知,样本的数据模拟输出值与样本真实值之间有极高的吻合度。输出结果的误差均在 5% 以内,最高误差为第 17 组,误差为 4.26%,完全满足投资估算精度要求(一般要求 ±10% 以内)。使用遗传算法优化后的 BP 神经网络与优化前的 BP 神经网络输出结果对比如表 6,7 所示。

整体而言,GA-BP 神经网络投资估算模型预测能力良好,计算方便,通用性强,其预测结果比传统 BP 神经网络更加准确。

表 5 样本计算结果及相对误差

Table 5 The result of sample calculation and relative error

| 样本序号 | 期望输出/(万元·km ⁻¹) | GA-BP 实际输出/(万元·km ⁻¹) | 绝对误差/(万元·km ⁻¹) | 相对误差/% |
|------|-----------------------------|-----------------------------------|-----------------------------|--------|
| 1 | 7 726.64 | 7 714.79 | -11.85 | -0.15 |
| 2 | 9 553.64 | 9 527.23 | -26.41 | -0.28 |
| 3 | 9 553.52 | 9 541.56 | -11.96 | -0.13 |
| 4 | 10 148.94 | 10 143.73 | -5.21 | -0.05 |
| 5 | 7 579.33 | 7 599.68 | 20.35 | 0.27 |
| 6 | 3 132.75 | 3 135.07 | 2.32 | 0.07 |
| 7 | 10 526.85 | 10 521.01 | -11.85 | -0.06 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 30 | 8 991.48 | 8 991.46 | -0.02 | 0 |
| 31 | 9 445.61 | 9 449.22 | 3.61 | 0.04 |

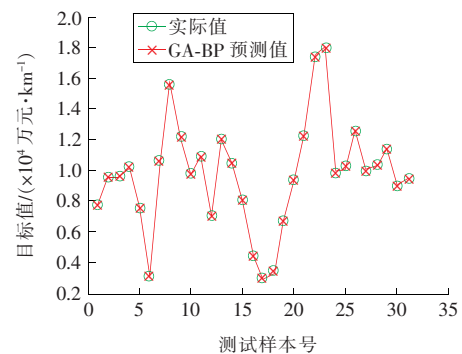


图 4 预测结果比较

Fig. 4 Comparison of prediction results

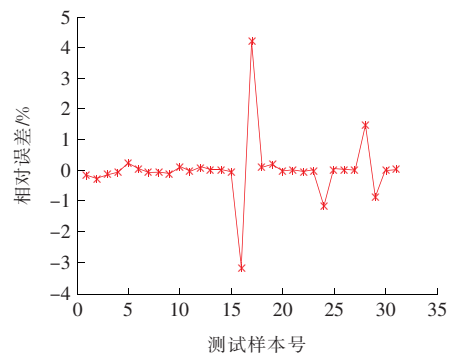


图 5 误差曲线

Fig. 5 Error curve

表 6 计算结果比较

Table 6 Comparison of calculation results

| 方法 | 序号 | 实际值 | 预测值 | 相对误差/% |
|----------|----|-----------|-----------|--------|
| BP 神经网络 | 29 | 11 443.39 | 10 487.99 | -8.34 |
| BP 神经网络 | 31 | 9 445.61 | 8 291.17 | -12.22 |
| GA-BP 算法 | 29 | 11 443.39 | 10 402.36 | -0.86 |
| GA-BP 算法 | 31 | 9 445.61 | 9 449.22 | 0.04 |

表 7 回归指标分析

Table 7 Analysis of regression index

| 算法 | R ² | MSE | RMSE | MAPE | MAD |
|----------|----------------|------------|--------|---------|--------|
| BP 神经网络 | 0.928 9 | 640 382.43 | 800.24 | 5.844 2 | 593.28 |
| GA-BP 算法 | 0.991 9 | 8 267.94 | 90.93 | 0.482 3 | 51.42 |

4 结论

本研究将遗传算法与 BP 神经网络进行耦合建立预测模型,对综合管廊工程进行投资估算。实践表明,此模型可信度高,具有良好的现实可行性。主要结论如下:

1) 建立了 GA-BP 神经网络综合管廊投资估算预测模型,通过工程案例及仿真试验发现,该方法的预测结果更加准确,其误差均在 5% 以内,且大多数的误差为 2%。预测表现优于 BP 神经网络,回归指标分析结果满意,能够满足前期投资决策阶段的要求,可以为投资决策和投标报价提供参考依据。

2) 针对综合管廊投资估算影响因素众多、非线性等特点,结合相关法律法规及行业技术规范,建立了一套科学、准确的工程投资估算特征参数体系(共 10 个指标),对综合管廊的相关研究具有指导和参考意义。

3) 我国综合管廊的建设处于初级阶段,各地已建工程的历史数据以及相关资料较少,为了避免地方数据粗略而带来不必要的影响,建议各城市尽早建立相关历史资料库。

〔参考文献〕

[1] 桂小琴,王望珍,章帅龙. 地下综合管廊建设融资的

激励机制设计[J]. 地下空间与工程学报, 2011, 7(4):633-636,732.

GUI Xiao-qin, WANG Wang-zhen, ZHANG Shuai-long. Design of incentive mechanism for financing underground comprehensive pipe gallery construction [J]. Journal of Underground Space and Engineering, 2011, 7(4):633-636,732.

[2] 蒋承杰. 城市地下综合管廊投融资模式与风险研究[D]. 北京:对外经济贸易大学, 2017.

JIANG Cheng-jie. Investment and financing models and risks of urban underground comprehensive pipe gallery[D]. Beijing: University of International Business and Economics, 2017.

[3] 赵欣. 基于 BP 神经网络的地铁土建工程造价估算方法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2008.

ZHAO Xin. Research on the cost estimation method of subway civil engineering based on BP neural network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2008.

[4] 潘雨红,张宜龙,蔡亚军,等. 基于 GA-BP 算法的公路工程造价估算研究[J]. 重庆交通大学学报:自然科学版, 2016, 35(2):141-145.

PAN Yu-hong, ZHANG Yi-long, CAI Ya-jun, et al. Research on highway engineering cost estimation based on GA-BP algorithm[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University: Natural Science, 2016, 35(2): 141-145.

[5] 雷雨. 基于 BP 神经网络和 vague 集贴近度的工程造价估算研究[J]. 工程经济, 2013(3):9-13.

LEI Yu. Engineering cost estimation based on BP neural network and vague set proximity degree[J]. Engineering Economics, 2013(3):9-13.

[6] 马晟翔,李希建. 改进的 BP 神经网络煤矿瓦斯涌出量预测模型[J]. 矿业研究与开发, 2019, 39(10): 138-142.

MA Sheng-xiang, LI Xi-jian. Improved BP neural network coal mine gas emission prediction model[J]. Mining Research and Development, 2019, 39(10): 138-142.

[7] 田云丽,周利华. 基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测方法的研究[J]. 系统工程理论与实践, 2005(12): 102-106.

TIAN Yun-li, ZHOU Li-hua. Prediction of coal and gas outburst based on BP neural network[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2005(12):

- 102-106.
- [8] 赵敏. 基于遗传算法优化神经网络的再生保温混凝土强度预测[D]. 太原: 太原理工大学, 2018.
- ZHAO Min. Strength prediction of recycled insulated concrete based on genetic algorithm optimization neural network[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2018.
- [9] 韩小孩, 张耀辉, 孙福军, 等. 基于主成分分析的指标权重确定方法[J]. 四川兵工学报, 2012, 33(10): 124-126.
- HAN Xiao-hai, ZHANG Yao-hui, SUN Fu-jun, et al. Index weight determination method based on principal component analysis[J]. Journal of Military Engineering of Sichuan, 2012, 33(10): 124-126.
- [10] 车国鹏, 刘永红. 遗传算法优化 BP 神经网络的交通流参数预测[J]. 综合运输, 2018, 40(6): 64-67, 108.
- CHE Guo-peng, LIU Yong-hong. Traffic flow parameter prediction based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Integrated Transportation, 2018, 40(6): 64-67, 108.
- [11] 王杰, 卢毅. 基于基因表达式编程的地铁隧道土建工程造价估算[J]. 长沙理工大学学报: 自然科学版, 2019, 16(3): 17-24.
- WANG Jie, LU Yi. Cost estimation of subway tunnel civil engineering based on gene expression programming[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology: Natural Science, 2019, 16(3): 17-24.
- [12] 邵雅楠. 基于主成分分析和 BP 网络的高层住宅工程造价估算方法[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2015.
- SHAO Ya-nan. Cost estimation method of high-rise residential project based on principal component analysis and BP network[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2015.
-
- (上接第 67 页)
- [14] 李解, 王建平, 许娜, 等. 基于文本挖掘的地铁施工安全风险事故致险因素分析[J]. 隧道建设, 2017, 37(2): 160-166.
- LI Jie, WANG Jian-ping, XU Na, et al. Analysis of safety risk factors for metro construction based on text mining method[J]. Tunnel Construction, 2017, 37(2): 160-166.
- [15] Yu C T, Salton G. Precision weighting-an effective automatic indexing method [R]. Ithaca: Cornell University, 1975.
- [16] 石英, 孟玄喆. 基于轨迹交叉理论的制造业生产安全问题研究[J]. 工业工程与管理, 2014, 19(4): 129-134.
- SHI Ying, MENG Xuan-zhe. Analysis of safety risk factors for metro construction based on text mining method [J]. Industrial Engineering and Management, 2014, 19(4): 129-134.
- [17] Agrawal R, Imieliński T, Swami A. Mining association rules between sets of items in large databases[A]. Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data[C]. New York: ACM, 1993: 207-216.
- [18] Nenonen N. Analysing factors related to slipping, stumbling and falling accidents at work: application of data mining methods to Finnish occupational accidents and diseases statistics database[J]. Applied Ergonomics, 2013, 44(2): 215-224.
- [19] Agrawal R, Srikant R. Fast algorithms for mining association rules[A]. Proc. 20th Int. Conf. Very Large Data Bases(VLDB)[C]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1994: 487-499.
- [20] 郭圣煜, 骆汉宾, 滕哲, 等. 地铁施工工人不安全行为关联规则研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2015, 11(10): 185-190.
- GUO Sheng-yu, LUO Han-bin, TENG Zhe, et al. Research on association rules of unsafe behavior for metro construction workers[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2015, 11(10): 185-190.