

文章编号:1672-9331(2021)04-0044-08

住宅工程造价指数预测研究

刘伟军,李 念

(长沙理工大学 交通运输工程学院,湖南 长沙 410114)

摘 要: 定额计价和清单计价无法准确有效地确定工程造价,而工程造价指数能够直观反映市场价格变动对工程造价的影响。准确高效地预测工程造价指数可为工程建设的各方提供决策支持,为政府部门制定有关政策提供依据。为准确高效地预测住宅工程造价指数,结合中心逼近式 GM(1,1)模型、思维进化算法(mind evolutionary algorithm, MEA)和 BP 神经网络的功能与优点,构建基于中心逼近式 GM(1,1)的 MEA-BP 神经网络预测模型。首先,通过训练样本确定人工、材料、机械费用等单一造价指数与住宅工程综合造价指数的关系,然后将由中心逼近式 GM(1,1)模型计算所得的未来时期工料机单一造价指数作为 MEA-BP 神经网络预测模型的输入变量,得到未来时期的住宅工程综合造价指数。运用 MATLAB 2018a 软件进行仿真试验,对住宅工程造价指数进行预测,并与 BP 神经网络的预测结果进行对比。通过 MEA-BP 与 BP 神经网络预测模型的对比研究发现,MEA-BP 神经网络预测模型拥有更高的预测精度,可用于预测未来时期的住宅工程造价指数。

关键词: 住宅工程;造价指数;预测;中心逼近式 GM(1,1);MEA-BP 神经网络

中图分类号: TU-9

文献标志码: A

Research on prediction of residential construction cost index

LIU Wei-jun, LI Nian

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

Abstract: The quota pricing and bill pricing cannot accurately and efficiently determine the construction cost, while the construction cost index can directly reflect the impact of market price change on the construction cost. Accurate and efficient prediction of construction cost index can provide decision support for all parties of project construction and is the basis for government departments to make relevant policies. In order to accurately and efficiently predict the residential construction cost index, combining the functions and advantages of the center approach GM(1,1) model, the mind evolutionary algorithm(MEA) and the BP neural network prediction model, a MEA-BP neural network prediction model based on the center approach GM(1,1) was constructed. First, the relationships between the single cost indexes of labor, material and machine cost and the comprehensive cost index of residential construction were determined through training samples, and then, the future single cost index of the material machine obtained by the center approach GM(1,1) model was used as

收稿日期:2020-12-18

基金项目:河南省交通运输厅科技项目(2014G25)

通讯作者:刘伟军(1975-),男,副教授,主要从事公路工程造价管理与项目管理方面的研究。E-mail:liuwesley@163.com

the input variable of the MEA-BP neural network to obtain the future comprehensive cost index of residential construction. Using MATLAB 2018a software simulation experiment, the residential construction cost index was predicted, and compared with prediction results of the BP neural network. The comparison between MEA-BP and BP neural network prediction model shows that the MEA-BP neural network prediction model has higher prediction accuracy, which can be used to predict the future residential construction cost index.

Key words: residential construction; cost index; prediction; center approach GM(1,1); MEA-BP neural network

随着我国经济体制改革的不断深入,市场逐渐在资源配置中发挥着决定性的作用。传统的定额计价模式的投标报价按统一定额计算,企业不能根据自身的施工设备、施工条件和施工方法来确定工程价格,也不能根据市场供求关系确定材料价格,无法有效预测专属自身的真实建设成本。因此,传统的定额计价模式只能反映社会平均水平,不能准确、有效地单独反映建设单位的真实成本,不利于企业竞争和促进企业发展。为适应市场定价的改革目标,2003年政府主管部门推行的清单计价模式使定额不再是计划经济体制下“强制式”的计价依据。但我国目前的工程造价计价模式尚未脱离定额计价模式,清单综合单价的编制仍然基于政府主管部门颁布的计价定额,未能真正依据市场竞争机制。目前,我国正由传统的定额计价模式逐渐向市场定价模式过渡,建筑市场的价格机制也在逐步形成。在市场经济中,建筑市场价格水平对贷款利率及通货膨胀等因素异常敏感,而且我国建筑市场规模不断扩大,建设项目的各参与方对工程造价信息资源的需求越来越强烈,对工程造价指数进行准确、高效地预测可以实现对工程项目全生命周期造价的动态管理,提高工程造价的管理水平。

住宅工程造价指数是对住宅工程全生命周期造价管理的重要依据。对住宅工程造价指数进行科学、准确预测,可提前判断市场价格波动对住宅工程造价的影响程度,以加强对住宅工程全生命周期造价的动态管理。在造价指数预测方面,国内外学者做了很多研究。ASHURI等^[1]比较分析了各种单变量时间序列方法对工程造价指数预测的适用性,结果表明,预测建筑工程造价指数最准确的时间序列方法是季节性自回归综合移动平均模型。ELFAHHAM^[2]根据建设成本资料,推导

出了计算混凝土结构建设成本的指数公式,利用神经网络、线性回归和自回归时间序列预测了建筑工程造价指数。MAO等^[3]通过可见性图将建筑工程造价指数映射到复杂网络中,结合链路预测方法确定网络中的节点相似度,然后基于节点相似性分析对建筑工程造价指数进行了初步预测,同时将节点距离考虑进去,改善初步预测结果。国内学者主要用GM(1,1)模型或神经网络模型对造价指数进行预测。王佼等^[4]根据S省输电工程样本,构建了输电工程造价指数体系,然后用GM(1,1)模型对当前期及未来输电工程单位造价指数进行了预测。郭庆春等^[5]针对房地产行业价格指数的非线性特点,提出了基于BP神经网络的价格预测模型,该模型能较好地反映价格指数的变动情况。陈丛发等^[6]针对传统方法的不足,在引入GM(1,1)模型和蚁群算法优化BP神经网络模型的基础上,构建组合循环模型,并证实了组合模型的预测精度较高。郭琦等^[7]根据工料机的市场价格变动会直接影响综合造价指数的现状,构建GA-BP神经网络预测模型用于预测未来时期水电工程的造价指数。

综上所述,以往的研究大多通过拟合已知的造价指数预测未来时期的造价指数,很少先预测单一造价因子,然后在单一造价因子的基础上预测综合造价指数。工料机费用的变化会直接影响住宅工程的综合造价指数,所以为了充分考虑单一造价因子对综合造价指数的影响,本研究先运用中心逼近式GM(1,1)模型预测工料机单一造价指数,然后将未来时期的单一造价指数输入到训练好的MEA-BP神经网络预测模型(以下简称MEA-BP模型)中,得到未来时期的住宅工程综合造价指数。

1 指数预测思路

随机生成的初始权值和阈值会对 BP 神经网络模型的训练和预测产生显著的不良影响,并且网络本身也存在着收敛速度慢和易陷入局部最优等问题^[8-9]。为避免 BP 神经网络自身的局限性,运用思维进化算法(mind evolutionary algorithm, MEA)优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,使 BP 神经网络拥有全局寻优、收敛速度快和高精度拟合的能力^[10-11]。本研究首先运用中心逼近式 GM(1,1)模型得出工料机单一造价指数的模拟值与预测值;然后将中心逼近式 GM(1,1)模型所得的模拟值作为输入变量、实际住宅工程综合造价指数作为输出变量,训练 MEA-BP 模型;最后将工料机单一造价指数预测值输入到训练好的 MEA-BP 模型中,得到未来时期的住宅工程综合造价指数。

2 相关方法及模型构建

2.1 中心逼近式 GM(1,1)模型

中心逼近式 GM(1,1)模型通过弱化时间序列数据的变化幅度、降低数据的波动程度来改善传统 GM(1,1)模型的拟合性能和预测精度^[12]。具体的计算过程见文献^[13]。

2.2 用 MEA 优化 BP 神经网络

MEA 是一种模仿人类自然进化过程中思维不断进化的机器学习方法。与遗传算法相比,MEA 具有强大的全局寻优能力。

BP 神经网络是一种信号正向传导、误差反向传递的前馈神经网络,包含输入层、隐含层和输出层。输入变量从输入层输入,然后在隐含层被识别和处理,最后从输出层输出。当输出的结果没有达到期望输出时,将逆向传导输出结果,同时根据网络预测误差更新连接权值和节点阈值。对算法进行反复迭代处理,直到输出层的输出值达到预定目标,计算才会结束。

MEA-BP 模型利用 MEA 对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化,优化之后的 BP 神经网络可以更好地按照期望值进行输出。经 MEA 优化后的 BP 神经网络具有收敛速度更快、全局寻优能力更佳的特点。MEA-BP 模型的流程如图 1 所示。

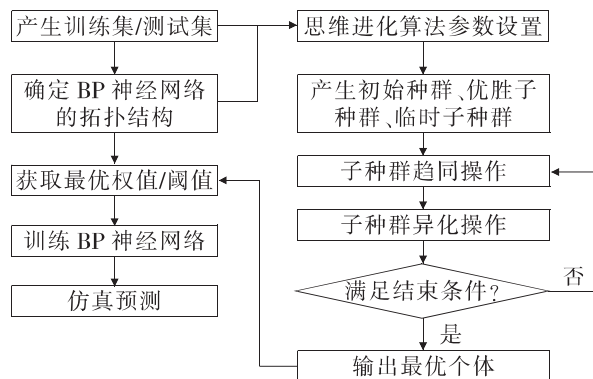


图 1 MEA-BP 模型流程图

Fig. 1 Flow chart of MEA-BP model

2.3 组合模型

根据中心逼近式 GM(1,1)模型和 MEA-BP 模型各自的功能和特点,将二者进行组合得到基于中心逼近式 GM(1,1)的 MEA-BP 模型,其结构如图 2 所示。

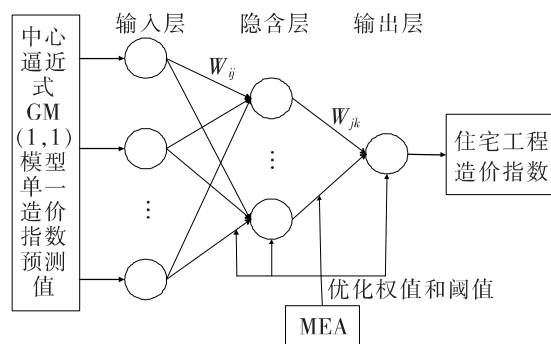


图 2 基于中心逼近式 GM(1,1)的 MEA-BP 模型的结构

Fig. 2 Structure of MEA-BP model based on center approach GM(1,1)

基于中心逼近式 GM(1,1)的 MEA-BP 模型的建模步骤如下：

① 根据已知的样本数据,以已知的工料机单一造价指数为基础构建中心逼近式 GM(1,1)模型,预测未来时期的单一造价指数,得到已知样本的模拟值和未来时期的预测值。

② 建立 MEA-BP 模型,确定输入层、隐含层和输出层。

③ 将中心逼近式 GM(1,1)模型所得的模拟值作为输入变量、实际住宅工程综合造价指数作为输出变量,训练 MEA-BP 模型,确定住宅工程综合造价指数与工料机单一造价指数的关系。

④ 利用训练好的 MEA-BP 模型对未来时期的住宅工程综合造价指数进行预测。将中心逼近式 GM(1,1)模型所得的工料机单一造价指数预测值输入到训练好的 MEA-BP 模型中,得到未来时期的住宅工程综合造价指数。

3 实例分析

本研究共收集了 24 组样本数据,前 20 组作为训练样本,剩下的 4 组作为测试样本。首先,在前 20 组样本的基础上,运用中心逼近式 GM(1,1) 模型得到 20 组工料机单一造价指数模拟值和 4 组预测值。然后,构建 MEA-BP 模型。将 20 组工料机单一造价指数模拟值和实际住宅工程综合造价指数分别作为输入变量和输出变量对 MEA-BP 模型进行训练,确定住宅工程综合造价指数与工料机单一造价指数的关系。最后,将由中心逼近式 GM(1,1) 模型预测所得的 4 组未来时期工料机单一造价指数输入到训练好的 MEA-BP 模型中,得到未来时期的住宅工程综合造价指数。

3.1 输入层、隐含层和输出层的确定

工料机的费用一般占工程造价的 70% 以上,而税金、规费和措施费等是以工料机费用的一定比例进行计算的。因此,本研究只考虑工料机单

一造价指数对住宅工程综合造价指数的影响。经查阅相关文献及历史工程资料^[2,7,14-15],可确定单一造价因子为人工、水泥、木材、钢材、砖瓦、砂石、燃油、土石方及筑路机械、桩工机械、起重机械、水平运输机械、垂直运输机械、混凝土及砂浆机械,并将其作为输入变量;输出变量为住宅工程综合造价指数。本研究采用一层隐含层即可满足需要。隐含层节点数可由如下的经验公式确定^[16]:

$$h = \sqrt{m + n} + a \quad (1)$$

式中: h 为隐含层节点数,取值范围为 $[5, 14]$; m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; a 为常数,取值范围为 $[1, 10]$ 。本研究输入层的节点数为 13,输出层的节点数为 1,通过试凑法确定隐含层的节点数为 13,此时模型的预测结果最优。因此,本研究神经网络的拓扑结构为 13—13—1。

3.2 数据的收集与处理

收集相关时间段的数据并进行整理,得到工程造价指数与单一造价指数的模拟值和预测值,见表 1 和表 2。

表 1 天津市高层住宅(框架+剪力墙结构)工程造价指数

Table 1 Cost indexes of high-rise residential construction (frame+shear wall structure) in Tianjin

时间	单一造价指数													综合造价指数
	人工	水泥	木材	钢材	砖瓦	砂石	燃油	土石方及筑路机械	桩工机械	起重机械	水平运输机械	垂直运输机械	混凝土及砂浆机械	
2018 年 1 月	102.50	113.91	120.43	161.65	102.02	101.55	111.46	104.69	102.14	102.13	104.14	101.69	101.90	108.26
2018 年 2 月	102.50	114.77	120.43	158.52	101.88	102.11	114.84	105.95	102.59	102.61	105.01	101.92	102.21	108.14
2018 年 3 月	102.50	113.61	120.43	161.13	101.88	102.11	113.43	105.42	102.40	102.41	104.63	101.82	102.08	108.38
2018 年 4 月	104.40	113.20	120.43	156.96	101.88	101.25	114.60	106.39	103.09	103.03	105.46	102.59	102.90	108.15
2018 年 5 月	104.40	114.06	121.31	157.70	101.48	101.10	116.86	107.99	103.13	103.06	105.76	102.99	102.86	108.53
2018 年 6 月	104.40	115.30	122.19	158.44	101.07	101.42	119.11	107.60	103.17	103.09	106.06	102.46	102.81	108.90
2018 年 7 月	108.30	115.30	122.19	159.53	101.07	101.42	119.34	108.71	104.26	104.03	107.16	103.39	104.30	109.53
2018 年 8 月	108.30	115.30	124.13	163.59	101.07	101.36	117.61	108.14	104.05	103.81	106.59	103.78	104.46	109.99
2018 年 9 月	108.30	115.30	124.13	163.59	101.07	101.36	117.61	110.51	104.92	104.72	108.84	104.25	104.72	110.04
2018 年 10 月	111.70	116.82	123.90	175.19	101.07	102.04	120.83	110.14	105.38	105.22	108.52	105.23	105.70	110.70
2018 年 11 月	111.70	116.97	123.91	177.46	101.07	101.90	121.77	110.44	105.49	105.28	108.84	105.29	105.77	110.35
2018 年 12 月	111.70	115.81	123.91	160.09	101.16	101.66	115.99	108.85	104.92	104.53	107.64	104.99	105.39	110.61
2019 年 1 月	114.80	115.91	118.53	159.78	101.07	101.90	101.14	108.58	103.77	103.16	103.17	105.03	105.26	110.76
2019 年 2 月	114.80	117.19	123.91	157.63	101.61	102.45	113.17	108.30	105.27	104.73	103.93	105.83	106.24	110.95
2019 年 3 月	114.80	117.66	123.91	158.26	100.92	102.26	115.86	109.13	105.57	105.05	107.86	106.01	106.43	110.98
2019 年 4 月	118.70	115.20	120.95	157.43	98.31	102.75	108.64	109.02	104.51	103.62	105.74	105.84	106.20	111.46
2019 年 5 月	118.70	117.49	123.91	163.33	100.16	102.46	117.43	110.04	105.21	104.57	108.41	105.77	106.42	111.93
2019 年 6 月	118.70	117.54	123.89	160.56	100.83	102.28	118.52	110.28	105.30	104.66	108.97	105.83	106.47	111.48
2019 年 7 月	119.30	119.99	123.91	160.36	100.61	102.74	113.06	108.66	104.61	104.12	107.24	105.69	106.28	111.80
2019 年 8 月	119.30	120.94	123.91	161.09	99.82	102.44	113.16	108.64	104.81	104.12	107.35	105.69	106.28	111.86
2019 年 9 月	119.30	120.44	123.91	158.36	99.82	103.44	111.83	108.13	104.63	103.92	106.96	105.60	106.15	111.76
2019 年 10 月	120.10	119.68	123.91	158.13	99.82	103.44	112.16	108.49	104.90	104.16	107.26	105.19	106.49	111.85
2019 年 11 月	120.10	120.10	123.91	155.62	100.24	103.48	109.63	107.73	104.61	103.87	106.26	105.74	106.31	111.92
2019 年 12 月	120.10	120.51	123.91	157.60	99.36	103.73	111.35	108.29	104.28	104.08	106.08	105.86	106.45	112.01

注:表中数据源自网站:京津冀工程造价信息共享·天津(网址:<http://gcj.zfcjxj.sj.gov.cn/index.html>)

表 2 天津市高层住宅(框架+剪力墙结构)单一造价指数的模拟值和预测值

Table 2 Simulated and predicted values of single cost indexes of high-rise residential construction (frame+shear wall structure) in Tianjin

时间	单一造价指数												
	人工	水泥	木材	钢材	砖瓦	砂石	燃油	土石方及 筑路机械	桩工 机械	起重 机械	水平运 输机械	垂直运 输机械	混凝土及 砂浆机械
2018 年 1 月	103.39	113.94	120.68	161.62	101.92	101.59	111.63	105.48	102.50	102.44	104.46	102.05	102.30
2018 年 2 月	104.28	113.98	120.92	161.59	101.83	101.63	111.79	106.15	102.82	102.71	104.76	102.40	102.67
2018 年 3 月	105.16	114.02	121.15	161.56	101.73	101.68	111.95	106.71	103.10	102.95	105.04	102.72	103.03
2018 年 4 月	106.05	114.07	121.38	161.53	101.62	101.72	112.11	107.18	103.36	103.16	105.30	103.02	103.36
2018 年 5 月	106.94	114.13	121.60	161.50	101.52	101.76	112.26	107.58	103.59	103.35	105.54	103.30	103.67
2018 年 6 月	107.83	114.19	121.81	161.47	101.41	101.81	112.41	107.91	103.79	103.51	105.77	103.57	103.96
2018 年 7 月	108.71	114.27	122.01	161.44	101.30	101.85	112.56	108.19	103.97	103.66	105.99	103.82	104.23
2018 年 8 月	109.60	114.36	122.21	161.41	101.19	101.90	112.70	108.43	104.14	103.79	106.19	104.06	104.49
2018 年 9 月	110.48	114.46	122.40	161.38	101.08	101.95	112.84	108.62	104.29	103.91	106.38	104.28	104.73
2018 年 10 月	111.37	114.58	122.59	161.35	100.96	101.99	112.98	108.79	104.42	104.01	106.56	104.48	104.96
2018 年 11 月	112.25	114.73	122.77	161.33	100.85	102.04	113.12	108.93	104.53	104.10	106.73	104.68	105.17
2018 年 12 月	113.14	114.89	122.94	161.30	100.73	102.09	113.25	109.05	104.64	104.18	106.88	104.86	105.37
2019 年 1 月	114.02	115.08	123.10	161.27	100.60	102.14	113.39	109.14	104.73	104.25	107.03	105.04	105.55
2019 年 2 月	114.90	115.30	123.27	161.24	100.48	102.19	113.51	109.23	104.82	104.31	107.17	105.20	105.73
2019 年 3 月	115.78	115.56	123.42	161.21	100.35	102.24	113.64	109.30	104.89	104.37	107.30	105.35	105.89
2019 年 4 月	116.67	115.87	123.57	161.18	100.22	102.30	113.76	109.35	104.96	104.42	107.42	105.49	106.05
2019 年 5 月	117.55	116.22	123.72	161.15	100.09	102.35	113.88	109.40	105.02	104.46	107.53	105.63	106.19
2019 年 6 月	118.43	116.63	123.86	161.12	99.95	102.40	114.00	109.44	105.08	104.50	107.64	105.75	106.33
2019 年 7 月	119.30	117.11	123.99	161.09	99.81	102.46	114.12	109.48	105.12	104.53	107.74	105.87	106.46
2019 年 8 月	120.18	117.66	124.13	161.06	99.67	102.51	114.23	109.51	105.17	104.57	107.83	105.98	106.57
2019 年 9 月	121.06	118.31	124.25	161.03	99.53	102.57	114.34	109.53	105.21	104.59	107.92	106.09	106.69
2019 年 10 月	121.94	119.07	124.38	161.00	99.38	102.63	114.45	109.55	105.24	104.62	108.00	106.19	106.79
2019 年 11 月	122.81	119.96	124.50	160.97	99.23	102.68	114.56	109.57	105.27	104.64	108.07	106.28	106.89
2019 年 12 月	123.69	120.99	124.61	160.94	99.08	102.74	114.67	109.58	105.30	104.65	108.15	106.37	106.90

收集天津市 2018 年 1 月至 2019 年 12 月高层住宅(框架+剪力墙结构)的工程综合造价指数及人工费、材料费、机械使用费单一造价指数,共 24 组样本,并对其中有明显错误的数据进行简单的平均修正处理,具体数据见表 1。表 1 中的造价指数以 2016 年《天津市建筑工程预算基价》为基数,即 2016 年的造价指数为 100。

以 2018 年 1 月至 2019 年 8 月的单一造价指数为基础,运用中心逼近式 GM(1,1)模型预测 2019 年 9 月至 2019 年 12 月的单一造价指数,得到 2018 年 1 月至 2019 年 8 月的单一造价指数模拟值和 2019 年 9 月至 2019 年 12 月的单一造价指数预测值(表 2),前者作为 MEA-BP 模型的训练

样本,后者作为测试样本。

3.3 MEA-BP 模型的函数及参数设计

根据文献[11],结合住宅工程造价指数预测过程自身的特点,设定 MEA-BP 模型的函数及参数,分别见表 3~4。

表 3 MEA-BP 模型的函数设计

Table 3 Function design of MEA-BP model

函数名称	函数表示
隐含层激活函数	T_{ansig}
输出层激活函数	T_{ansig}
网络训练函数	T_{rainlm}
网络学习函数	$L_{earnldm}$

表 4 MEA-BP 模型的参数设计

Table 4 Parameter design of MEA-BP model

名称	参数设置	名称	参数设置
训练次数	1 000	优胜子种群	5
训练目标	0.000 2	临时子种群	5
学习率	0.1	迭代次数	20
种群规模	200		

3.4 结果分析

3.4.1 运行结果

将 2018 年 1 月至 2019 年 8 月的单一造价指数模拟值作为输入变量、相对应的住宅工程综合造价指数作为输出变量,训练 MEA-BP 模型。然后将 2018 年 9 月至 2019 年 12 月的单一造价指数

预测值作为已训练好的 MEA-BP 模型的输入变量,预测未来时期的住宅工程综合造价指数,并将预测值与 BP 模型的预测值进行对比。两种模型的预测值如图 3 所示,结果的对比见表 5。

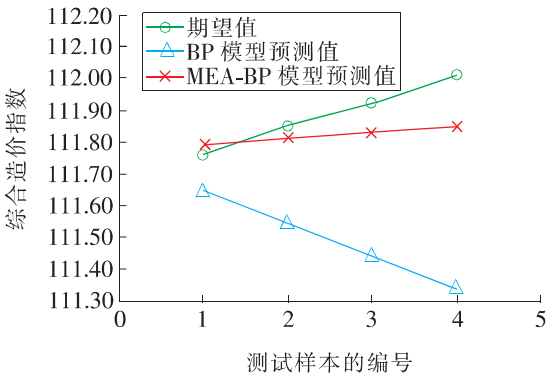


图 3 BP 和 MEA-BP 模型的预测值
Fig. 3 Prediction results of BP and MEA-BP model

表 5 BP 和 MEA-BP 模型预测结果对比

Table 5 Comparison of prediction results of BP and MEA-BP model

时间	样本真实值	BP 模型		MEA-BP 模型	
		预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%
2019 年 9 月	111.76	111.65	-0.098 4	111.79	0.026 8
2019 年 10 月	111.85	111.55	-0.268 2	111.81	-0.035 8
2019 年 11 月	111.92	111.44	-0.428 9	111.83	-0.080 4
2019 年 12 月	112.01	111.34	-0.598 2	111.85	-0.142 8

3.4.2 数据分析

从图 3 可直观地看出:MEA-BP 模型的预测结果明显优于 BP 模型。但是随着预测期数的增加,两种模型的预测结果均逐渐变差。根据表 5 中的数据,利用平均绝对误差、均方误差、均方根误差、平均绝对百分比误差和相关系数 R^2 ,对两种模型的性能进行评价^[17-19],结果见表 6。

表 6 BP 和 MEA-BP 模型的性能评价

Table 6 Performance evaluation of BP and MEA-BP model

模型	平均绝对误差	均方误差	均方根误差	平均绝对百分比误差/%	R^2
BP	0.390 0	0.195 4	0.442 0	0.348 4	0.995 4
MEA-BP	0.080 0	0.009 1	0.095 1	0.071 5	0.997 6

由表 6 可知:MEA-BP 模型的平均绝对误差小于 BP 模型,表明 MEA-BP 模型的预测精度更

高;MEA-BP 模型的均方误差和均方根误差分别为 0.009 1,0.095 1,均小于 BP 模型,表明 MEA-BP 模型的预测偏差更小;MEA-BP 模型的相对误差更接近于 0,表明 MEA-BP 模型的预测精度更高;与 BP 模型相比,MEA-BP 模型的相关系数 R^2 更接近于 1,表明 MEA-BP 模型的预测效果更好。综上所述,MEA-BP 模型的预测效果明显优于 BP 模型。

4 结论

1) 本研究结合中心逼近式 GM(1,1)模型、MEA 和 BP 神经网络的功能与优点,分别构建了中心逼近式 GM(1,1)模型和 MEA-BP 模型,利用中心逼近式 GM(1,1)模型预测单一造价因子,然后在单一造价因子的基础上利用 MEA-BP 模型对综合造价指数进行预测,通过将两个模型进行

组合,建立了基于中心逼近式 GM(1,1)的 MEA-BP 模型,为预测住宅工程造价指数提供了一种可行方法。通过实例分析及仿真试验发现,该模型预测精度的绝对值均小于 0.15%,预测精度符合要求。

2) 用 MEA 优化 BP 神经网络,既可避免神经网络在寻优时陷入局部最优,又使神经网络的训练速度更快,拟合能力更强。对 MEA-BP 模型和 BP 模型的预测结果进行评价后发现,MEA-BP 模型的预测精度和稳定性均优于 BP 模型。

3) 本研究采用文献研究法确定的主要影响因素作为预测模型的输入变量,该方法容易遗漏部分主要影响因素或者把部分次要影响因素当成主要影响因素。因此,主要影响因素的选择需要以后的研究去进一步完善。

〔参考文献〕

- [1] ASHURI B, LU J. Time series analysis of ENR construction cost index [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2010, 136(11): 1 227-1 237.
- [2] ELFAHHAM Y. Estimation and prediction of construction cost index using neural networks, time series, and regression [J]. Alexandria Engineering Journal, 2019, 58(2): 499-506.
- [3] MAO S Z, XIAO F Y. A novel method for forecasting construction cost index based on complex network [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2019, 527(S1): 121306.
- [4] 王佼, 石微. 输电工程造价指数构建及预测研究 [J]. 价格理论与实践, 2020(1): 99-102, 178.
WANG Jiao, SHI Wei. Research on construction and prediction of transmission engineering cost index [J]. Price Theory and Practice, 2020(1): 99-102, 178.
- [5] 郭庆春, 寇立群, 孔令军, 等. 改进 BP 神经网络在预测房地产价格指数中的应用 [J]. 价值工程, 2011, 30(17): 149.
GUO Qing-chun, KOU Li-qun, KONG Ling-jun, et al. Application of improved BP neural network into predicting real estate price index [J]. Value Engineering, 2011, 30(17): 149.
- [6] 陈丛发, 闫明相, 陈涛. 建设工程造价指数预测研究 [J]. 建筑经济, 2014, 35(9): 52-55.
CHEN Cong-fa, YAN Ming-xiang, CHEN Tao. Research on prediction of construction cost index [J]. Construction Economy, 2014, 35(9): 52-55.
- [7] 郭琦, 邓唯, 姜章维. 基于 GA-BP 神经网络的未来时期水电工程造价指数预测 [J]. 水电能源科学, 2018, 36(4): 162-164.
GUO Qi, DENG Wei, JIANG Zhang-wei. Prediction of hydroelectric engineering cost index based on GA-BP neural network [J]. Water Resources and Power, 2018, 36(4): 162-164.
- [8] 金修鹏, 李春生. 基于遗传算法的 BP 神经网络在水利定额编制中的应用 [J]. 水电能源科学, 2018, 36(2): 156-159.
JIN Xiu-peng, LI Chun-sheng. Application of BP neural network based on genetic algorithm in water resources quota [J]. Water Resources and Power, 2018, 36(2): 156-159.
- [9] 胡庆国, 蔡孟龙, 何忠明. 基于 GA-BP 神经网络的综合管廊投资估算研究 [J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2020, 17(2): 68-74.
HU Qing-guo, CAI Meng-long, HE Zhong-ming. Research on investment estimation of comprehensive pipe gallery based on GA-BP neural network [J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2020, 17(2): 68-74.
- [10] 沈宇扬, 沈振中, 李佳杰, 等. 基于思维进化算法优化 BP 神经网络的渗透参数反演研究 [J]. 水电能源科学, 2020, 38(2): 102-105, 121.
SHEN Yu-yang, SHEN Zhen-zhong, LI Jia-jie, et al. Research on inversion of permeability parameters based on BP neural network optimized by mind evolutionary algorithm [J]. Water Resources and Power, 2020, 38(2): 102-105, 121.
- [11] 刘俊. 思维进化算法在 BP 神经网络拟合非线性函数中的应用研究 [J]. 绵阳师范学院学报, 2015(2): 79-83.
LIU Jun. On application of mind evolutionary algorithm in BP neural network fitting nonlinear function [J]. Journal of Mianyang Teachers' College, 2015(2): 79-83.
- [12] 江春建. 基于中心逼近式的 GM(1,1) 模型在变形预

- 测中的应用[J]. 工程建设与设计, 2020(1):185-187.
- JIANG Chun-jian. Application of GM(1,1) model based on center approach in deformation prediction [J]. Construction & Design for Engineering, 2020(1):185-187.
- [13] 宋中民,同小军,肖新平. 中心逼近式灰色 GM(1,1) 模型[J]. 系统工程理论与实践, 2001(5):110-113.
- SONG Zhong-min, TONG Xiao-jun, XIAO Xin-ping. Center approach grey GM(1,1) model[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2001(5):110-113.
- [14] 王美华,莫旭琛. 基于关键要素法的工程造价指数编制实证研究[J]. 建筑经济, 2019, 40(1):77-81.
- WANG Mei-hua, MO Xu-chen. Empirical study on the establishment of engineering cost index based on key factor method [J]. Construction Economics, 2019, 40(1):77-81.
- [15] 张宜龙. 住宅建筑工程造价指数预测模型及应用研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2016.
- ZHANG Yi-long. Research on the prediction model and application of residential cost index [D]. Chongqing:Chongqing Jiaotong University, 2016.
- [16] 杜晓. 基于 MEA-BP 模型的股票预测研究[D]. 兰州:兰州大学, 2015.
- DU Xiao. Research on stock forecast based on MEA-BP model[D]. Lanzhou:Lanzhou University, 2015.
- [17] 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 metro tunnel civil engineering based on genetic expression programming[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2019, 16(3):17-24.
- [18] 姚午开,韩子雯,高志波. 高速公路交通状态预测的多源数据融合研究[J]. 公路与汽运, 2019(3):16-19, 43.
- YAO Wu-kai, HAN Zi-wen, GAO Zhi-bo. Research on multi-source data fusion for highway traffic state prediction [J] Highways & Automotive Applications, 2019(3):16-19, 43.
- [19] 肖勃,朱禄宏,郭云开,等. 山区高速公路顺向高边坡变形预测模型研究[J]. 中外公路, 2018, 38(5):40-44.
- XIAO Bo, ZHU Lu-hong, GUO Yun-kai, et al. Study on deformation prediction model of forward high slope in mountainous freeway[J]. Journal of China & Foreign Highway, 2018, 38(5):40-44.