

文章编号: 2095-2163(2023)04-0191-05

中图分类号: TP183

文献标志码: A

基于 MEA-BP 神经网络的印刷车间能耗预测

张明月¹, 贺福强¹, 李思佳¹, 聂文豪²

(1 贵州大学 机械工程学院, 贵阳 550025; 2 贵州西牛王印务有限公司, 贵阳 550008)

摘要: 随着制造业的发展,能源需求日益增大,实现节能减排刻不容缓。针对印刷车间的能耗的复杂性,提出了利用 MEA 算法改进的 BP 神经网络模型作为解决能耗预测的办法。MEA 算法利用算法解空间内多个子群体共同寻找最优值个体,采用“趋同”以及“异化”的有机结合,输出最优个体,解码得到网络的权值和阈值,建立了 MEA-BP 神经网络预测模型。可以有效地改善 BP 神经网络的收敛率和泛化能力,保证了权值和阈值的全局代表性。经模拟试验,实验证明了 MEA-BP 神经网络具有较好的预测精度,能够较好地运用在印刷车间能耗的预测方面。

关键词: 能耗预测; BP 神经网络; MEA 算法

Energy consumption prediction of printing workshop based on MEA-BP neural network

ZHANG Mingyue¹, HE Fuqiang¹, LI Sijia¹, NIE Wenhao²

(1 College of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Guizhou Xiniuwang Printing Co., Ltd., Guiyang 550008, China)

[Abstract] With the development of manufacturing industry, the demand for the energy is increasing, and it is urgent to achieve energy conservation and emission reduction. In view of the complexity of energy consumption in printing workshop, a BP neural network model improved by MEA algorithm is proposed as a solution to energy consumption prediction. MEA algorithm uses multiple subgroups in the algorithm solution space to find the optimal individuals, adopts the organic combination of "convergence" and "alienation" to output the optimal individuals, and decodes the weight and threshold value of the network, thereafter establishes the MEA-BP neural network prediction model. The convergence rate and generalization ability of BP neural network can be improved effectively, and the global representation of weights and thresholds can be guaranteed. Through the simulation test, the experiment proves that the MEA-BP neural network has better prediction accuracy and can be used in the energy consumption prediction of the printing workshop.

[Key words] energy consumption prediction; BP neural network; MEA algorithm

0 引言

在全球经济迅速发展变革的洪流中,制造业作为国内国民经济的基础正面临巨大的挑战。能量资源是国民经济的命脉,是经济发展中至关重要的战略资源,因此节约资源、保护环境、实现可持续发展已成为当发展共识。据统计,国内人均能源资源拥有量处于较低水平^[1]。但是,国内的人均能耗比国际平均值要大得多,而且国内经济发展正处在高度智能化和工业化的进程中。处于当前状态下的能源问题尤为紧迫,如何有效提高能源使用的效率已成了所有企业持续关注的重点问题。在印刷企业实施

绿色节能、智慧管理的过程中,往往需要预先确定下一阶段或未来季度的能耗量,从而为企业制订节能战略和进行节能效果评估提供依据。因此,为了达到企业节能降耗的目的,必须采取一种科学合理的运行方案。作为节能控制优化的基础,能耗预测也是印刷企业长久运行的关键,在印刷工艺的节能优化中具有决定性和根本性的作用。

1 MEA 算法优化 BP 神经网络模型

1.1 MEA 算法原理

与传统的搜索算法比较,思维进化算法^[2-4]可以模仿人类思考。思维进化算法(MEA)主要的系

作者简介:张明月(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:机械工程;贺福强(1975-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:机械工程。

通讯作者:贺福强 Email:zmy199726@163.com

收稿日期:2022-05-10

统框架如图1所示。由图1可看到,该架构的组成部分主要有:由参数空间、个体元素、子群体、公告板以及特征提取。

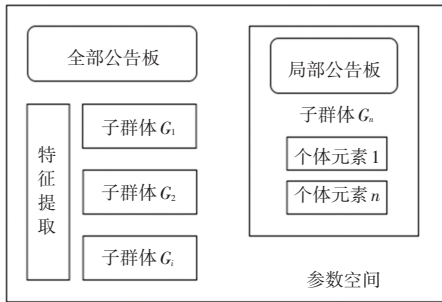


图1 思维进化算法系统结构图

Fig. 1 System structure diagram of thinking evolution algorithm

这个算法的要点是:“趋同”和“异化”,并分别不同的空间范围内作业。其中,趋同是在子群体内的局部操作。这种运算存在于每个子群体中,组内个体元素竞争成为最优胜个体,并将最优胜个体作为目标随机进行搜索,如果经过连续几代,一个子群体的得分未见明显增长,则说明该子群体内没有生成新的最优胜个体,那就可以将该子群体看作成熟的子群体。

相比于趋同的生效范围,异化是在全局环境中生效。在整个参数空间中,各个子群体通过连续不断地搜索新的个体的方法,不断更新最优胜子群体。如果经过数代的临时子群得分,没有一个能替代已有的优胜子群体,那么该个体就会到达最佳状态,并求得了思维进化的最优解。

思维进化算法的核心理念是对参数空间进行持续的进化,通过不断探索进化产生更多优质个体,从而得到最优个体。也就是通过“趋同”与“异化”的操作,经过反复计算,生成新的个体的子群体,并从中寻找出最佳的解决方案。

1.2 BP神经网络原理

BP (Back Propagation) 算法^[5-9]、即误差反传算法,是当前较为常用的一种学习算法。研究可知, BP 算法的实现可以分为 2 个步骤:前向传播信号和反向传播误差。采用 BP 神经网络对印刷过程进行能量消耗的预测。BP 神经网络一般采用输入层、隐藏层和输出层。BP 神经网络拓扑结构如图 2 所示。

在实际中,对于具有一定滞后性的非线性系统,建立一层隐藏层的神经网络就可以做到精准预测。所以,在本论文所要探讨的印刷能耗,只需要建立一层隐藏层即可。因此,研究选用 3 层神经网络作为预测模型。研究者们主要是依据过去的研究和模型

的预报结果来调整 BP 神经网络中的神经元数目。通过式(1)计算得到隐含层的神经元个数:

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

其中, l 表示隐含层神经元个数; m 表示输出层神经元个数; n 表示输入层神经元个数; a 为常数,通常取 2~10。

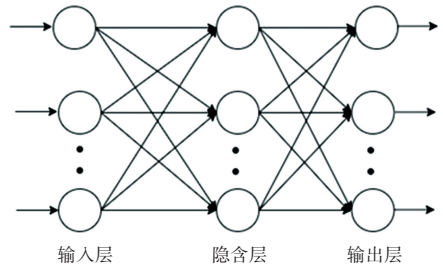


图2 BP神经网络拓扑结构图

Fig. 2 Topological structure of BP neural network

1.3 优化思路

本部分主要分析了 BP 神经网络存在的问题,并对其进行了优化和改进。BP 神经网络作为一种预测算法虽然有一定的优势,但是在某些方面也存在不足。对此拟展开阐释分述如下。

(1)BP 神经网络训练过程中容易产生局部极小值。该算法将误差信息传递到权值和阈值处,为下一次的调节提供数据和方向,属于“下坡”的做法。因此网络很容易陷入局部化,无法达到全局最小值。该过程示意如图 3 所示。

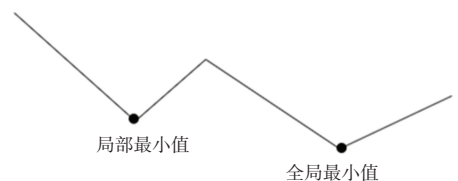


图3 BP神经网络训练过程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the training process of BP neural network

(2)网络的学习收敛性差,学习时间长。为了保证算法的收敛性, BP 神经网络在学习率控制上存在一定的局限性,当遇到特定问题时,学习时间可能较长。

(3)无法保证网络的泛化能力。BP 神经网络的泛化能力受网络设置参数、样本质量、网络初始值等因素的影响。

针对 BP 神经网络存在的问题,本文采用思维进化算法(MEA)对 BP 神经网络进行了改进。通过对其权值、阈值进行优化,以期得到全局最优结果。

思维进化算法利用算法解空间内多个子群体共同寻找最优个体。算法通过采用“趋同”以及“异化”的有机结合,优化神经网络初始权值和阈值。既可以有效地改善 BP 神经网络的收敛率和泛化能力,又保证了权值和阈值的全局代表性,从而改善了 BP 神经网络的预测准确率。

1.4 MEA-BP 神经网络算法

MEA-BP 神经网络^[10-15]的建模中,最重要的是利用 MEA 算法的全局寻优的优点,得出最优解。解码作为 BP 神经网络的初始权值和阈值,保证初始值的合理性,进而提高模型的准确率。其中,MEA-BP 神经网络算法流程如图 4 所示。由图 4 可知,其操作流程具体如下。

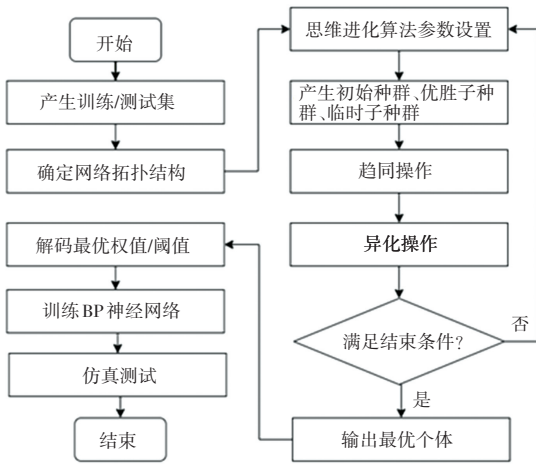


图 4 MEA-BP 神经网络算法流程图

Fig. 4 Flowchart of MEA-BP neural network algorithm

- 步骤 1 产生训练样本集。
- 步骤 2 确定网络的拓扑结构。
- 步骤 3 产生初始种群、临时子种群和优胜子种群。
- 步骤 4 各个子群体内部完成趋同操作,即子群体内部不再产生新的最优解个体。
- 步骤 5 执行子群体之间的异化操作,并依据该运算产生的结果进行组合产生新的子群体,从而保持数量稳定。
- 步骤 6 判断是否满足结束条件。
- 步骤 7 解析最优解个体,运用临时子群体与优胜子群体之间的互相竞争、更新得到最优解,解码最优权值和阈值。
- 步骤 8 BP 神经网络的训练。
- 步骤 9 MEA-BP 神经网络预测模型的预测。训练结束后,输入样本测试数据,进行预测,并进行相关分析。

2 实验结果与分析

2.1 数据处理

在数据预处理过程中,原始数据的标准化是一个重要环节。不同的评估指数往往存在着差异性,使用不同维度的数据资料进行分析会对数据资料的处理效率产生一定的负面作用。为了避免数据的不同维度带来的影响,需要对数据资料进行归一化处理。本文采用归一化的方法,将原始数据线性转换为 0~1 之间的自然数。数据处理方法见式(2):

$$X = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

其中, X 为处理后的数据; x_i 为输入数据; x_{\max} 为最大值; x_{\min} 为最小值。

2.2 算法参数设计

主要选用 3 层前馈神经网络建立了印刷工艺能耗预测的 BP 神经网络模型,由于影响印刷车间能耗的因素主要有 5 种,分别是:产量、工人工作时间、设备运行时间、设备加工时间、加工能耗。因此本实验确定输入层输入个数为 5,输出层的神经元个数为 1,即能耗预测量。利用式(2)得到隐含层神经元个数为 5。基于以上参数选择,设计了 MEA-BP 神经网络的拓扑结构如图 5 所示。

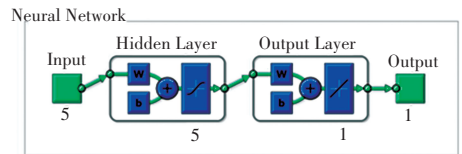


图 5 神经网络拓扑结构

Fig. 5 Neural network topology

思维进化算法的参数设置见表 1。

表 1 算法参数表

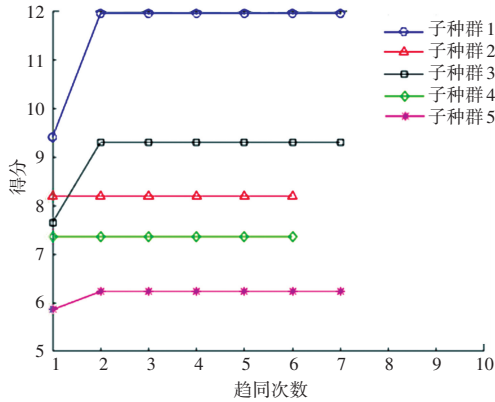
Tab. 1 Parameters table of the algorithm

算法参数	数值
种群大小	100
优胜子群体个数	5
临时子群体个数	5
子群体	10
最大迭代次数	10

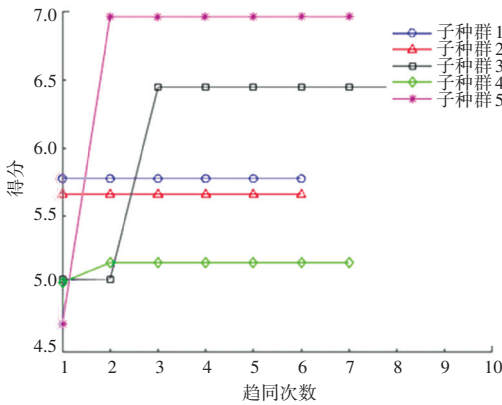
2.3 结果分析

确定了 BP 神经网络的训练参数以及 MEA 算法参数设计后,选择建立在 Windows10 系统上的 Matlab 软件进行实验仿真,软件版本选择 Matlab R2018a。模型首先随机产生初始种群,对 10 个子种群分别进行趋同。选择 *ismature* 函数判断是否继

续进行趋同。若子种群尚未成熟,则以新的中心产生子种群;若已经成熟,则子种群的趋同结束。对子种群的趋同操作如图6所示。



(a) 异化前优胜子种群趋同过程

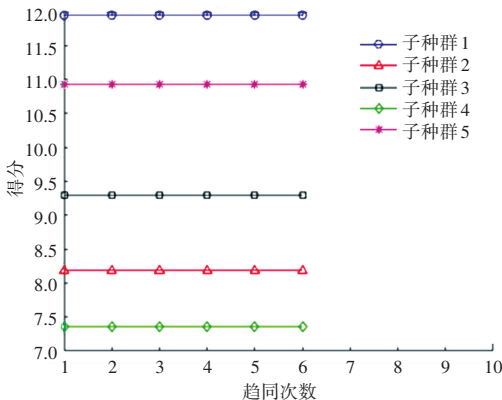


(b) 异化前临时子种群趋同过程

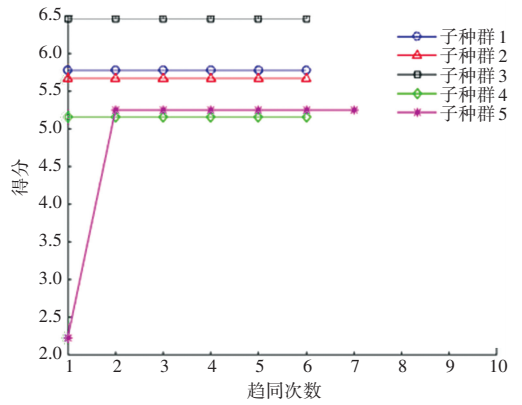
图6 异化前子种群趋同过程

Fig. 6 Subpopulation convergence process before dissimulation

寻找临时子群体得分高于优胜子群体的编号,由图6可以看出,优胜子种群5的得分较低。因此需要异化,将得分高的临时子种群替换到优胜子种群中去,而临时子种群则需要重新生成一组子种群,以满足数量不变。异化操作如图7所示。



(a) 异化后优胜子种群趋同过程



(b) 异化后临时子种群趋同过程

图7 异化后子种群趋同过程

Fig. 7 Subpopulation convergence process after alienation

输出思维进化算法当前迭代获得的最佳个体,对其进行解码。将其设置为网络的初始权值和阈值。利用印刷车间能耗数据样本对 MEA-BP 神经网络进行训练,输出预测结果与样本值的数据对比如图8所示。

选用相同训练参数、设置相同拓扑结构的 BP 神经网络,采用相同的能耗数据样本进行训练,得到该模型下的输出数据。将2种模型的输出数据进行对比,见表2。

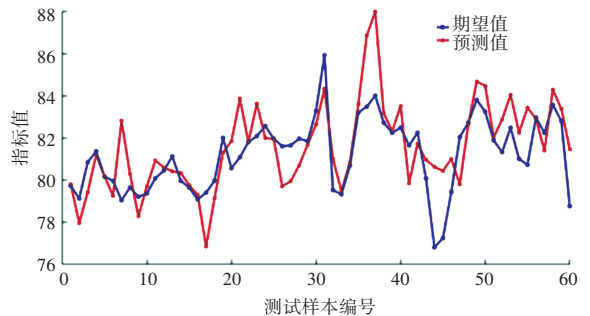


图8 预测结果对比图

Fig. 8 Comparison of prediction results

表2 输出数据对比

Tab. 2 Output data comparison

编号	实际值	BP 预测值	MEA-BP 预测值
1	81.53	83.59	82.34
2	79.25	76.39	78.55
3	85.61	84.22	84.98
4	84.99	87.36	85.74
5	86.23	84.32	85.66

对2种模型进行训练,得到具体的指标数据见表3。表3中,MAE为平均绝对误差,RMSE为均方根误差,R为相关系数。相比之下,MEA-BP神经网络模型的MAE与RMSE的数值较小,R值较大,表明该改进模型回归性能较好,与数据的拟合度较高。

表 3 模型评价指标

Tab. 3 Model evaluation indicators

评价指标	MAE	RMSE	R
BP	1.352 4	1.659 8	0.935 9
MEA-BP	0.256 1	0.342 1	0.986 3

3 结束语

本文针对印刷车间的能耗进行预测分析, 基于影响因素的复杂性, 能耗特质分布规律不明显。选用 MEA 算法对 BP 神经网络进行改进, 利用 MEA 算法的全局寻优的优点, 得出最优解。将其解码作为 BP 神经网络的初始权值和阈值, 保证初始值的合理性, 进而提高模型的准确率。通过仿真实验, 根据模型评价指标, 可以得到: 与 BP 神经网络相比, MEA-BP 神经网络的误差更小, 在印刷车间能耗预测方面有一定的实用价值。

参考文献

[1] 红色的历程 中国能源科学—人类永恒话题的中国答卷[J]. 飞碟探索, 2021(04):58-64.

[2] SAKHAROV MAXIM K, KARPENKO ANATOLY P. Adaptive load balancing in the modified mind evolutionary computation algorithm[J]. Supercomputing Frontiers and Innovations, 2018, 5(4):5-14.

[7] LYU X C, et al. The reliability and validity of a screening scale for online gaming disorder among Chinese adolescents and young adults[J]. BMC Psychiatry, 2022, 22(1): 9.

[8] 滕凯迪, 赵倩, 谭浩然, 等. 基于 SVM-KNN 算法的情绪脑电识别[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(02):298-304.

[9] 付荣荣, 李朋, 刘冲, 等. 基于线性判别分析的决策融合脑电意

[3] LIU Qingsong, JIA Tong. Design of the adaptive filter based mind evolutionary computation [J]. Advanced Materials Research, 2011, 1250(225-226):65-69.

[4] CHEN Song, WU Zhongcheng, LV Hong. Application of neural network optimized by mind evolutionary computation in building energy prediction [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 322(6):062006.

[5] 秦旸. 基于 NB-IoT 的印染车间环境监测系统设计[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2021.

[6] 李泽阳. 工业自动化控制系统的 HMI 组件设计与实现[D]. 沈阳: 中国科学院大学(中国科学院沈阳计算技术研究所), 2021.

[7] 李富鹏. 烧结工序能效分析与能耗预测[D]. 唐山: 华北理工大学, 2021.

[8] 王孟卓. 基于大数据分析的数控加工工时预测技术研究[D]. 绵阳: 中国工程物理研究院, 2020.

[9] 孙滢. 若干最优化问题的粒子群算法及应用研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.

[10] 高帅, 胡红萍, 李洋, 等. 基于改进的思维进化算法与 BP 神经网络的 AQI 预测[J]. 数学的实践与认识, 2018, 48(19):151-157.

[11] 王永亮. 思维进化算法优化 BP 神经网络在非线性函数拟合中的应用[J]. 忻州师范学院学报, 2021, 37(05):35-41.

[12] 滕文龙, 丛炳虎, 商云坤, 等. 基于 MEA-BP 神经网络的建筑能耗预测模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(05):1857-1865.

[13] 尹思敏. MEA-BP 神经网络在核级阀门管道系统地震响应预测中的应用[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2021.

[14] 吕栋, 欧吉坤, 于胜文. 基于 MEA-BP 神经网络的卫星钟差预报[J]. 测绘学报, 2020, 49(08):993-1003.

[15] 周婧, 白云龙, 张小宝, 等. 基于 MEA-BP 神经网络的土壤养分评价模型[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(02):231-236.

(上接第 190 页)

识动态分类[J]. 计量学报, 2022, 43(05):688-695.

[10] 汪炫羲, 唐清岭, 蒋小菲. 基于 KNN 分类算法的 n-γ 脉冲信号甄别仿真研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(13):164-170.

[11] 刘东远, 张耀, 刘洋, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的 fNIRS 脑功能成像滤波方法[J]. 中国激光, 2021, 48(19):312-321.