

反向传播神经网络及其改进算法 用于光伏 MPPT 的研究

郁纪¹, 肖文波^{1,2*}, 吴华明¹, 周恒¹

(1. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室, 南昌, 330063; 2. 南昌航空大学科技学院, 南昌, 330063)

摘要 研究了反向传播神经网络(BPNN)、粒子群优化反向传播神经网络(PSO-BPNN)、萤火虫优化反向传播神经网络(FA-BPNN),以及斐波那契优化反向传播神经网络(IM-FSM-BPNN)用于光伏组件在局部阴影下最大功率点的跟踪,以及上述算法在太阳能无人机中飞行光伏发电跟踪。结果首先表明,局部阴影下,IM-FSM-BPNN 功率预测精度最低,跟踪时间最长,鲁棒性差,原因是控制参数多,依赖参数初始值。FA-BPNN 功率预测精度最高且鲁棒性较好,原因是在训练过程中有效避免梯度消失的问题。其次,在样本数据量增加和太阳能无人机的应用中,发现 FA-BPNN 的预测效果好和 IM-FSM-BPNN 的局限性。最后,探讨了参数变化对预测结果的影响。IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 较 BPNN 更适用于多样本数据预测,IM-FSM-BPNN 相较于其他 3 种算法更适用于较小的学习率,4 种算法的平均跟踪时间和功率平均预测精度随隐含层节点数震荡。

关键词 太阳能无人机;光伏组件;最大功率点跟踪;神经网络;混合算法

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.03.011

中图分类号 V242.9 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2023)03-0080-08

Research on BackPropagation Neural Network and Its Improved Algorithm for MPPT on PV

YU Ji¹, XIAO Wenbo^{1,2*}, WU Huaming¹, ZHOU Heng¹

(1. Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education,
Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;

2. Science and Technology College of Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract This paper studies the back-propagation neural network (BPNN), the particle swarm optimization back-propagation neural network (PSO-BPNN), the firefly-optimized back-propagation neural network (FA-BPNN), and the Fibonacci-optimized back-propagation neural network (IM-FSM-BPNN) for the tracking of the maximum power point of photovoltaic modules under local shadows, and the above-mentioned algorithms fly photovoltaic power generation tracking in solar drones. The results show that: First of all, under partial shading, the power prediction accuracy of IM-FSM-BPNN is the lowest, the tracking time is the longest, and the robustness is poor, the reason is the large number of control parameters

收稿日期: 2022-11-28

基金项目: 国家自然科学基金(12064027;62065014);江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ2204302)

作者简介: 郁纪(1996-),男,江苏泰州人,硕士生,研究方向为光电信号检测、故障诊断。E-mail:1453502909@qq.com

通信作者: 肖文波(1975-),男,江西南昌人,教授,研究方向为光电检测与信号处理。E-mail: xiaowenbo1570@163.com

引用格式: 郁纪,肖文波,吴华明,等.反向传播神经网络及其改进算法用于光伏 MPPT 的研究[J].空军工程大学学报,2023,24(3):80-87.
YU Ji, XIAO Wenbo, WU Huaming, et al. Research on BackPropagation Neural Network and Its Improved Algorithm for MPPT on PV[J].
Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(3): 80-87.

and the dependence on the initial values of the parameters. The power prediction accuracy of FA-BPNN is the highest and the robustness is better, because it can effectively avoid the problem of gradient disappearance during the training process. Secondly, In the increase of sample data and the application of solar drones, it is found that the prediction effect of the FA-BPNN is good and the limitations of the IM-FSM-BPNN. Finally, the influence of parameter changes on the prediction results is discussed. IM-FSM-BPNN, PSO-BPNN and FA-BPNN are more suitable for multi-sample data prediction than BPNN, and IM-FSM-BPNN is more suitable for smaller learning rates than the other three algorithms. The average tracking time and power average prediction accuracy of the four algorithms fluctuate with the number of hidden layer nodes.

Key words solar-powered UAV; photovoltaic module; maximum power point tracking; neural network; hybrid algorithm

近年来,随着经济发展和社会进步,人们迫切需求储量大、经济效益高和无污染的新能源,太阳能自然而然地进入世界眼帘。光伏发电是利用太阳能的主要方式,而光伏电站和太阳能无人机则是利用太阳能的主要应用途径^[1]。

光伏组件在实际工程中会受温度、光照强度等环境因素的影响,输出特性呈现多个峰值,为了提高光伏组件的利用效率,需要最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT)算法对光伏组件的最大输出功率进行实时跟踪,以确保光伏组件保持最大功率来输出^[2]。当前,已有研究者提出各种光伏组件的 MPPT 算法,如扰动观察法(perturbation observation method, POM)、恒定电压法(constant voltage method, CVM)、电导增量法(incremental conductance method, ICM)和斐波那契搜索法(fibonacci search method, FSM)等^[3],对于单峰值功率特性有良好的跟踪效果;有粒子群算法(particle swarm algorithm, PSA)、差分进化算法(differential evolutionary algorithm, DA)、萤火虫算法(firefly algorithm, FA)等智能优化算法^[4],虽然这些算法能全局搜索,但容易出现“早熟”现象,陷于局部最优;也有反向传播神经网络(backward propagation neural network, BPNN)^[5]和支持向量机(support vector machines, SVM)^[6]等机器学习方面的算法,存在依赖参数初始值、易陷于局部极值等问题。

BPNN 是神经网络中最常用的网络模型之一,它是对人脑神经元处理信息活动的模拟, BPNN 在光伏组件 MPPT 控制方面也有较好的应用。但 BPNN 也存在很多问题,例如训练时间长、数据量大、容易陷于局部最优和参数太多等^[7],很多研究者对此也进行了很多优化。文献[8]首先采用差分进化算法优化 BPNN,跟踪到最大功率点附近,解决传统神经网络采用梯度下降法更新权重易陷于局部最优的问题,然后利用二分法进一步逼近最大功率点,克服了跟踪速

度和预测精度低的缺点,但结构复杂,不太适用于光伏阵列最大功率点的实时跟踪;文献[9]利用蚁群算法优化 BPNN 的权值和阈值,克服了训练时间长和易陷于局部最优的问题,但存在依赖参数初始值的问题;文献[10]直接将 BPNN 和变步长扰动观察法结合在一起,减少了系统跟踪到最大功率点时的振荡,同时提高了系统在快速变化的环境条件下的响应时间,实时性较好,但与 BPNN 和固定步长扰动观察法相结合的算法相比,预测精度提高不显著。

为了进一步分析 BPNN 算法的特点,克服上面问题,对 BPNN、IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 以及 FA-BPNN 算法进行了详细对比研究。

1 MPPT 算法

1.1 IM-FSM-BPNN

1.1.1 FSM

对于无约束条件的优化问题,FSM 是基于斐波那契数列的一维搜索寻优算法,是求解一维单峰函数的最佳策略,其按比例缩小搜索范围,以便测试点不断接近最优解^[11]。

1.1.2 IM-FSM

在多维多峰函数中,存在大量的局部极值点,IM-FSM 算法需要跳过这些点来跟踪到全局极值点。因此,搜索范围应适当扩展到优势点附近,而不是初始局部范围。另一方面,为了保证算法的收敛性,需要缩短搜索范围,并随着迭代次数的增加最终收敛到可接受的水平^[12]。

1.1.3 BPNN

BPNN 是目前研究最为广泛的人工神经网络典型模型之一。BPNN 根据训练得到的结果与预想结果进行误差分析,进而修改权值(W_{mh} 、 W_{hn})和阈值(θ_h 、 θ_n),一步一步得到能输出和预想结果一致的模型。BPNN 的网络结构如图 1 所示。

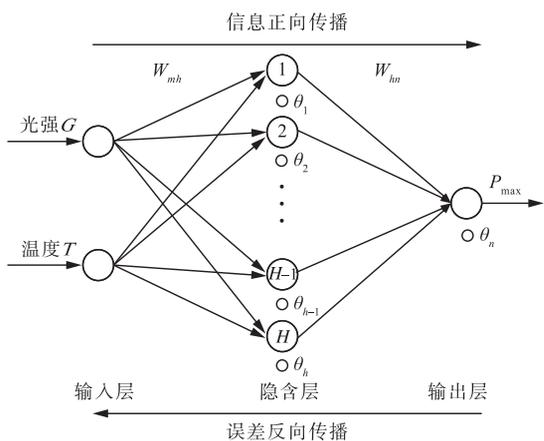


图1 BPNN网络结构

在设计中,神经网络的结构选用经典的3层结构,即输入层、隐含层、输出层,输入层由光强与温度2个节点构成,输出层由最大输出功率节点构成。隐含层节点的选择首先是在常用经验公式的基础上确定节点数的大概范围,然后通过对比隐含层不同节点个数对模型性能的影响确定最佳的节点数,一般设为5个节点。

1.1.4 IM-FSM-BPNN

IM-FSM-BPNN 的算法流程如图2所示。

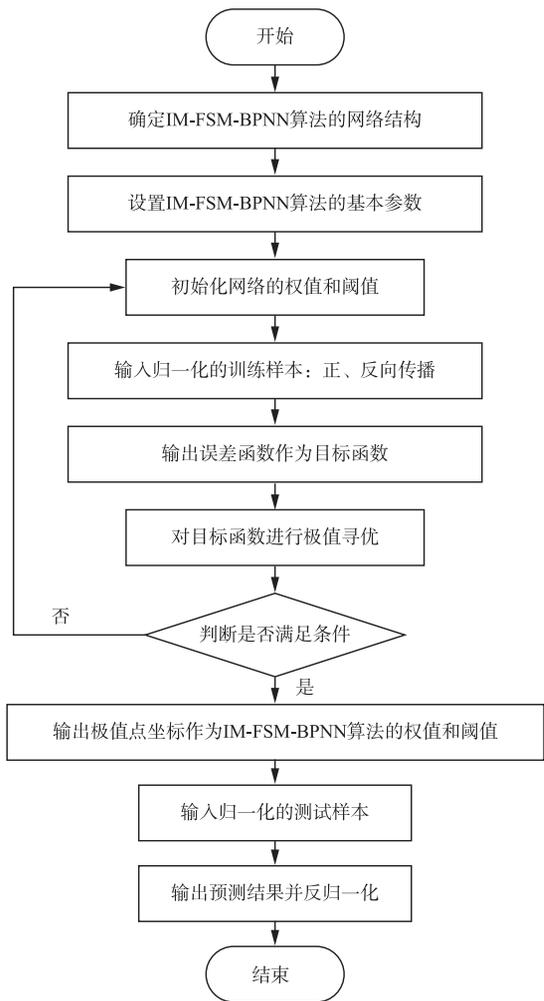


图2 IM-FSM-BPNN流程图

1.2 PSO-BPNN

1.2.1 PSO

PSO是通过模拟鸟群觅食行为而发展起来的一种基于群体协作的随机搜索算法。它的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解^[13]。

1.2.2 PSO-BPNN

为了加快收敛速度,改善BPNN性能,文献[14]采用PSO算法优化BPNN内部各层节点之间的连接权值和阈值。该算法的流程如图3所示。

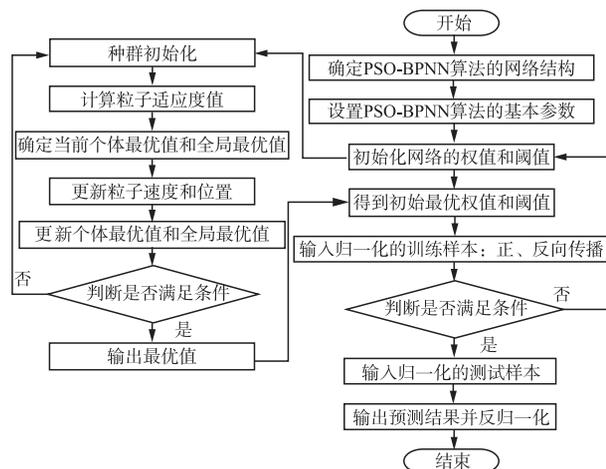


图3 PSO-BPNN流程图

1.3 FA-BPNN

1.3.1 FA

文献[15]提出了一种基于萤火虫闪光行为的智能随机算法。在萤火虫算法中,把空间各点看作萤火虫,亮度高的萤火虫会吸引亮度比它低的萤火虫,完成位置的迭代并找出最优位置,亮度越高代表吸引度越大。

1.3.2 FA-BPNN

为克服传统BPNN算法的效率慢和易陷于局部最优的缺点,文献[16]采用FA算法来优化BPNN的权值和阈值。该算法的流程如图4所示。

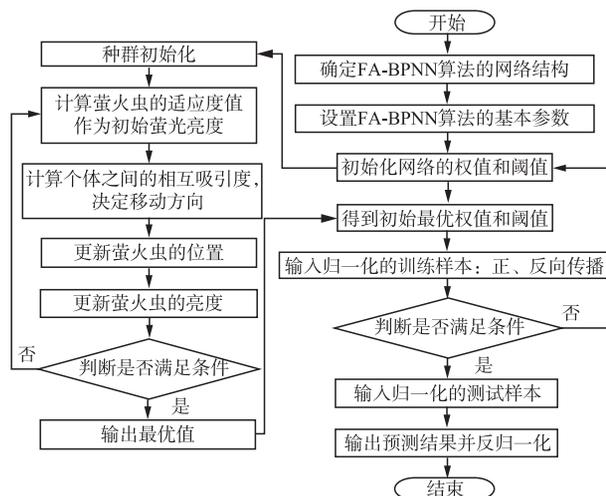


图4 FA-BPNN流程图

2 仿真结果及分析

为了直观地判断神经网络模型的预测效应,本文选择平均跟踪时间、平均相对预测精度及其对应的方差作为模型评价指标。

本文仿真对象是 3×3 串并联组合的光伏阵列。采集光伏阵列中每块电池的光照强度、表面温度和光伏阵列对应的最大功率点这样的 100 组数据,作为本文算法的数据集,随机选取其中的 70 组数据作为训练样本,剩余的 30 组样本作为预测样本,对经过训练后的神经网络的泛化能力进行检验。考虑到光伏阵列的实际工作环境,设置光伏阵列的光强范围和温度范围分别为 $0 \sim 1\ 500\ \text{W}/\text{m}^2$ 和 $0 \sim 80\ ^\circ\text{C}$ 。在上述数据集下,分别用 BPNN 算法、IM-FSM-BPNN 算法、PSO-BPNN 算法和 FA-BPNN 算法来对样本数据进行训练和预测,跟踪结果如图 5 所示。

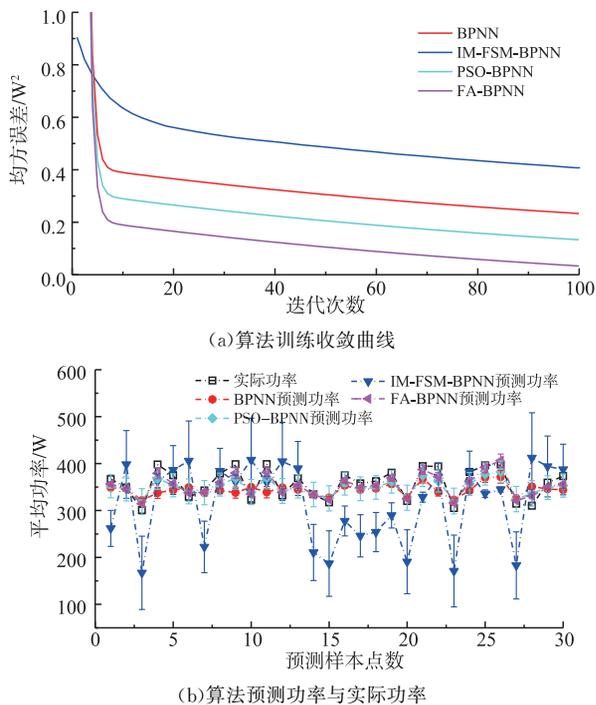


图 5 算法 10 次训练与预测结果

图 5(a)是 4 种算法在训练过程中的误差收敛曲线。从中得知,BPNN、IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 及 FA-BPNN 训练的均方误差分别在迭代次数为第 6 次、第 15 次、第 7 次和第 8 次时开始趋于收敛。在设定的最大迭代次数内,BPNN、IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 及 FA-BPNN 训练的均方误差最终各收敛于 0.233 2、0.407 5、0.133 2 和 0.043 2。结果表明:FA-BPNN 的训练效果最好,是因为其在训练过程中可以有效避免梯度消失的问题。

图 5(b)是 4 种算法对样本数据进行 10 次训练后,预测 30 个样本各自的平均功率与实际功率相比较的

误差棒图(本文选取标准差作为误差棒的评价指标)。从中得知,FA-BPNN 不仅平均预测功率与实际功率误差最小,标准差也最小。表明 FA-BPNN 预测效果较好且每次训练后的预测结果都较稳定,鲁棒性较好;IM-FSM-BPNN 的平均预测功率与实际功率误差最大,是因为 IM-FSM 优化的目标函数的维数过大(最好在 3 以内),标准差也最大可能是因为每次优化选取的随机点个数相较于多维空间显得有限,不能有效覆盖所有极值情况。

表 1 是 4 种算法在相同参数下随机的一次预测结果。从中得知,IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 相较于 BPNN 跟踪时间分别增加了 321.970 4 s、0.557 8 s 和 0.816 1 s,功率预测精度分别增加了 -4.620 6%、2.102 9% 和 2.687 1%。

表 1 算法一次预测结果

算法	跟踪时间/s	预测精度/%
BPNN	2.716 3	93.071 3
IM-FSM-BPNN	324.686 7	88.450 7
PSO-BPNN	3.274 1	95.174 2
FA-BPNN	3.532 4	95.758 4

结果表明:IM-FSM-BPNN 不仅跟踪时间最长,功率预测精度也最低。跟踪时间长是因为 IM-FSM 算法对 BPNN 算法误差函数的寻优,实质上就是在多维空间中选取多个随机点通过比较两点的值的大小和区域缩放标准来让测试点接近误差函数的极值,过程冗余且耗时长;功率预测精度低是因为该算法控制参数多,预测结果依赖于参数初始值。FA-BPNN 的功率预测精度最高,是因为其在训练过程中可以有效避免梯度消失的问题,但跟踪时间还是比 BPNN 和 PSO-BPNN 长,是因为利用 FA 来优化 BPNN 的复杂度较高,需要更多的计算量。

3 讨论参数对算法的影响

3.1 样本数量对算法预测的影响

保持算法其他参数不变,改变样本数量(分别为 100 组、80 组和 60 组),训练集和预测集以相同的比例(7:3)划分,利用 BPNN 算法、IM-FSM-BPNN 算法、PSO-BPNN 算法和 FA-BPNN 算法来对不同数量的样本数据进行训练和预测各 10 次,跟踪结果如图 6 所示。图 6(a)、6(c)分别是算法在不同样本数量下的平均跟踪时间及其对应的方差;图 6(b)、6(d)分别是算法在不同样本数量下的所有预测样本的平均预测精度。

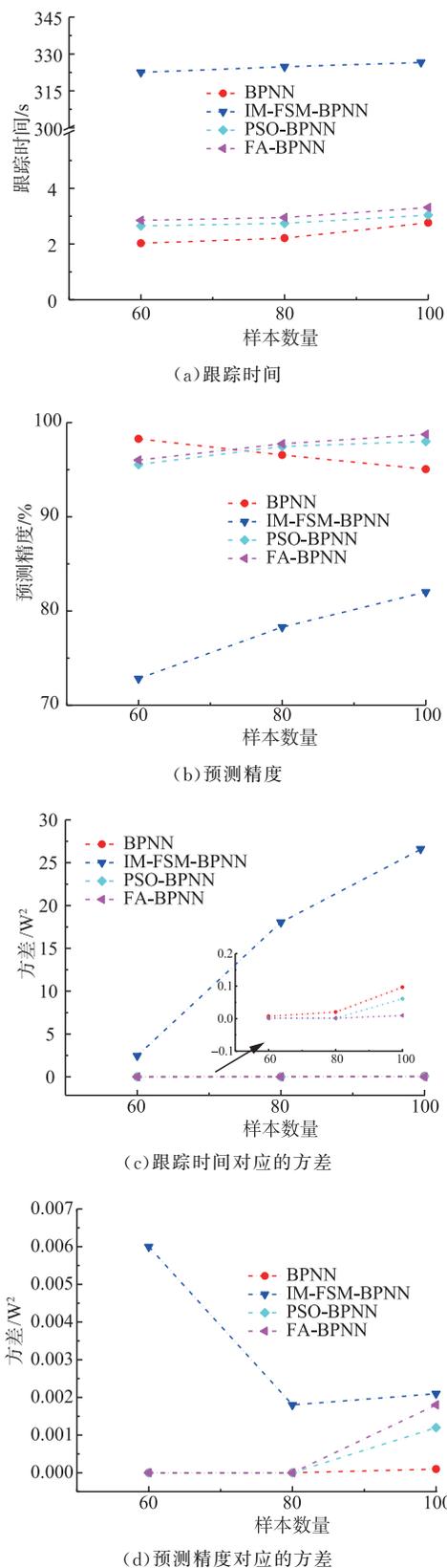


图6 不同数量样本数据下的算法10次预测结果

3.2 学习率对算法预测的影响

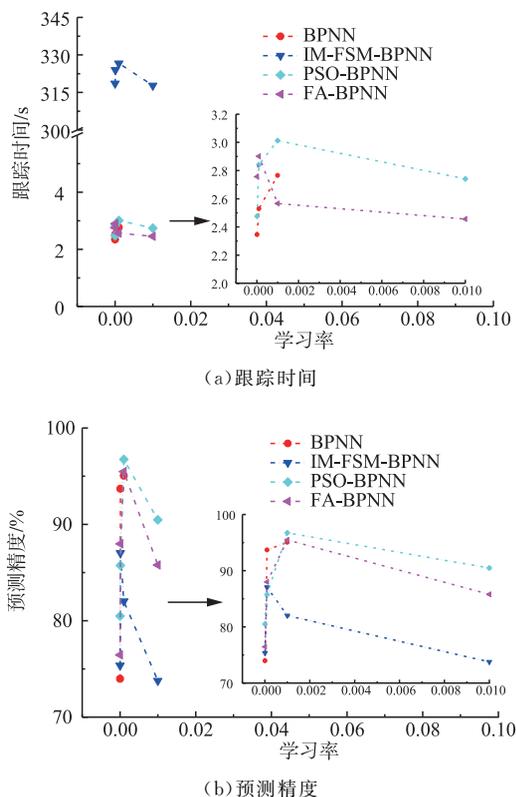
保持算法其他参数不变,改变学习率(分别为0.1、0.01、0.001、0.0001和0.00001),利用BPNN算法、IM-FSM-BPNN算法、PSO-BPNN算法和FA-BPNN算法来对100组样本数据进行训练和预测各10次,跟踪结果如图7所示。图7(a)、7(c)分

别是算法在不同学习率下的平均跟踪时间及其对应的方差;图7(b)、7(d)分别是算法在不同学习率下的所有预测样本的平均预测精度。

从图7中得知,首先,在学习率为0.1的情况下,4种算法在训练过程中都出现nan(表示一个无法表示的数)的情况;在学习率为0.01的情况下,BPNN算法训练过程中出现nan的情况,而IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN和FA-BPNN算法能正常进行训练和预测。表明部分算法在0.1和0.01的学习率下无法成功训练,原因是学习率过高导致算法梯度爆炸。

其次,4种算法相比,在不同学习率的情况下,IM-FSM-BPNN的平均跟踪时间中都最长,功率平均预测精度都最低,对应的方差也最大;而PSO-BPNN的平均跟踪时间和功率平均预测精度总体上都较好,对应的方差也较小,是因为利用PSO优化BPNN能很快寻找到较好的初始权值和阈值,减少迭代次数。

最后,横向比较,BPNN、PSO-BPNN和FA-BPNN算法在0.001的学习率下的功率预测精度最高,而IM-FSM-BPNN算法在0.0001的学习率下的功率预测精度最高。表明IM-FSM-BPNN算法相较于BPNN、PSO-BPNN和FA-BPNN算法更适用于较小的学习率。同时,4种算法在其他情况下的跟踪结果并不理想,是因为学习率的设置与最大迭代次数也有一定的关系,过低的学习率需要更高的最大迭代次数来满足算法充分训练的需要。



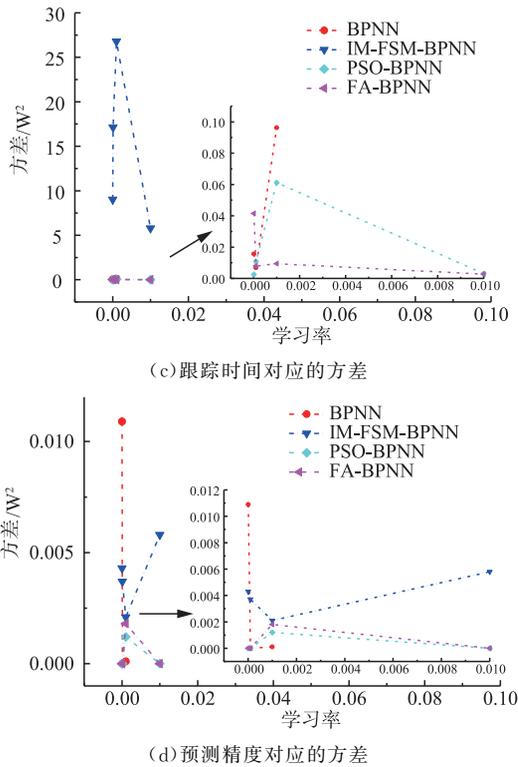


图 7 不同学习率下的算法 10 次预测结果

3.3 维数对算法预测的影响

IM-FSM 算法的目标函数的维数实质上是由 BPNN 的输入层、输出层及隐含层的节点数来确定的,大小与权值个数相等。所以本文通过改变隐含层节点数来改变目标函数的维数。

保持算法其他参数不变,改变隐含层节点数(分别为 7、17、27、37、47 和 57),利用 BPNN、IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 算法来对 100 组样本数据进行训练和预测各 10 次,跟踪结果如图 8 所示。图 8(a)、8(c)分别是算法在不同维数下的平均跟踪时间及其对应的方差;图 8(b)、8(d)分别是算法在不同维数下的所有预测样本的平均预测精度。

从图 8 中得知,4 种算法相比,在不同维数的情况下,IM-FSM-BPNN 算法的平均跟踪时间最长,功率平均预测精度最低,对应的方差也最大;而 FA-BPNN 和 PSO-BPNN 算法的平均跟踪时间和功率平均预测精度总体上都较好,相差不多,对应的方差也较小,原因同上。

横向比较可以得知,4 种算法的平均跟踪时间和功率平均预测精度都随着维数的变化而起伏不定。BPNN 算法在维数为 57 的情况下的功率预测精度最高,FA-BPNN 算法在维数为 27 的情况下的功率预测精度最高,而 IM-FSM-BPNN 和 PSO-BPNN 算法在维数为 37 的情况下的功率预测精度最高。4 种算法在其他情况下的跟踪结果并不理

想,是因为隐含层节点数过多或过少会导致神经网络过拟合或欠拟合,不能很好预测未知数据。

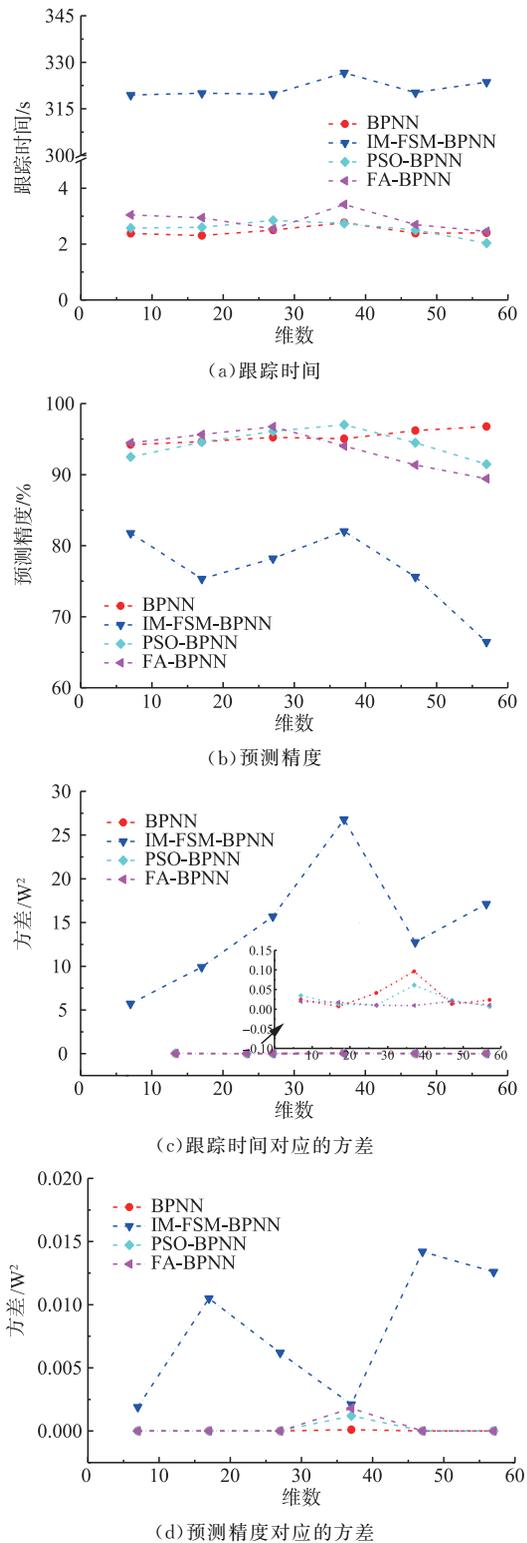


图 8 不同维数下的算法 10 次预测结果

4 实验结果及分析

为验证所提模型的泛化能力,采用宁夏吴中太阳山光伏电站的实时发电量数据作为算法模型的数据集^[17]。该数据集包含 2016 年 1 月 1 日—12 月

31 日的发电数据,采样间隔为 15 min,共 34 944 组数据(是仿真数据量的 300 多倍)。将其中的影响因素(总辐射强度、模块温度、环境温度、气压和相对湿度)作为模型的输入特征,实际发电量作为输出。保持算法其他参数不变,以 9:1 的比例划分训练集和预测集,进行训练和预测各 10 次。结果如表 2。

采用 MSE 替代平均相对预测精度作为本次模型的评价指标。MSE 越小代表模型预测效果越好。

表 2 算法对宁夏吴中太阳山光伏电站的实际发电数据的预测结果

算法	平均跟踪时间/s	MSE/W ²
BPNN	14.018 2	97.343 4
IM-FSM-BPNN	411.598 2	187.628 4
PSO-BPNN	18.746 7	80.156 4
FA-BPNN	19.786 3	74.785 2

由表 2 得知,IM-FSM-BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 相较于 BPNN 跟踪时间分别增加了 397.580 0 s、4.728 5 s 和 5.768 81 s, MSE 分别减小了 $-90.285 0 W^2$ 、 $17.187 0 W^2$ 和 $22.558 2 W^2$ 。表明实验结果与仿真结果一致,进一步证明了 FA-BPNN 算法的预测效果更好和 IM-FSM-BPNN 算法的局限性。同时,数据量的增加也没有改变 4 种算法的优劣排名。

5 算法模型在太阳能无人机中的应用

选取文献[18]中太阳能无人机光伏阵列分别在 4 月 15 日和 5 月 15 日产生功率作为本次实验的对象,无人机以 8 m/s 的飞行速度从上午 9:00—17:00 点巡航,同步无人机获取的光伏功率随时间的变化如图 9 所示。将文献提供的数据样本作为本文算法的数据集,其他参数不变,同样以 7:3 的比例划分为训练集和预测集,进行训练和预测各 10 次。结果如表 3、表 4 所示。

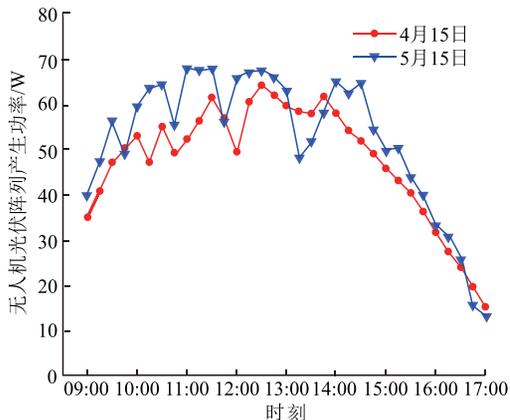


图 9 无人机获取的光伏功率-飞行时间曲线

表 3 算法对无人机在 4 月 15 日巡航光伏产生功率的预测结果

算法	平均跟踪时间/s 及方差/W ²	平均相对预测 精度/%及方差/W ²
BPNN	1.836 2 ($\pm 0.040 4$)	72.366 7 ($\pm 0.006 9$)
IM-FSM -BPNN	318.679 8 ($\pm 8.214 7$)	74.070 8 ($\pm 0.008 3$)
PSO-BPNN	2.156 8 ($\pm 0.100 2$)	75.121 5 ($\pm 0.023 8$)
FA-BPNN	2.597 2 ($\pm 0.054 4$)	80.456 1 ($\pm 0.003 6$)

表 4 算法对无人机在 5 月 15 日巡航光伏产生功率的预测结果

算法	平均跟踪时间 s 及方差/W ²	平均相对预测 精度%及方差/W ²
BPNN	1.832 5 ($\pm 0.018 3$)	65.988 1 ($\pm 0.004 2$)
IM-FSM -BPNN	317.055 3 ($\pm 2.206 0$)	73.673 0 ($\pm 0.010 8$)
PSO-BPNN	2.223 5 ($\pm 0.096 6$)	70.652 3 ($\pm 0.003 3$)
FA-BPNN	2.385 6 ($\pm 0.085 1$)	78.654 5 ($\pm 0.001 9$)

由表 3 知,IM-FSM-BPNN、BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 4 者相比,IM-FSM-BPNN 相较于 BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 平均跟踪时间分别增加了 316.843 6 s、316.523 0 s 和 316.082 6 s,功率平均预测精度增加了 1.704 1%、 $-1.050 7\%$ 和 $-6.385 3\%$,对应的方差增加了 0.001 4、 $-0.015 5$ 和 0.004 7。

由表 4 知,IM-FSM-BPNN、BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 4 者相比,IM-FSM-BPNN 相较于 BPNN、PSO-BPNN 和 FA-BPNN 平均跟踪时间分别增加了 315.222 8 s、314.831 8 s 和 314.669 7 s,功率平均预测精度增加了 7.684 9%、3.020 7% 和 $-4.981 5\%$,对应的方差增加了 $0.006 6 W^2$ 、 $0.000 7 W^2$ 、 $0.007 5 W^2$ 和 $0.008 9 W^2$ 。

结果表明:首先,对于同一天而言,4 种算法中 IM-FSM-BPNN 的预测效果最差,跟踪时间最长,原因同上。FA-BPNN 的功率预测精度最高,是因为利用 FA 优化 BPNN 的权值能有效找到损失函数的极值,避免局部最优。跟踪时间稍长是因为组合算法需要牺牲跟踪时间来提高预测精度。

其次,横向比较,4 种算法对无人机在 4 月 15 日巡航光伏产生功率的预测结果普遍比 5 月 15 日好,表明气候条件、天气状况等外界因素也会影响算法的预测结果。

最后,4 种算法对实际数据的预测效果较对仿真数据的预测效果都差一些,一是因为实际情况的复杂多变;二是因为实际数据的数据量较少,难以满

足算法充分训练的需要;三是因为算法本身的泛化性还不够好。

6 结论

本文针对太阳能无人机中光伏组件局部遮荫和飞行环境问题,对光伏组件的全局最大功率点跟踪算法展开了深入研究,得出如下结论:

1) FA-BPNN 在局部遮荫情况下预测效果最好,在训练过程中迭代次数达到第 8 次时均方误差趋于收敛,最终在设定的最大迭代次数内收敛于 0.043 2。

2) 在太阳能无人机的应用和宁夏吴中太阳山光伏电站的实际发电数据中,FA-BPNN 的预测效果都是最好的,进一步验证了仿真结论。

3) 4 种算法相比,在样本数量、学习率和维数改变的情况下,FA-BPNN 和 PSO-BPNN 的预测效果都较好。

参考文献

- [1] 李赛,周伟,罗建军,等. 小型长航时太阳能无人机总体设计优化方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(1): 1-8.
- [2] JALIL M F, KHATOON S, NASIRUDDIN I, et al. Review of PV Array Modelling, Configuration and MPPT techniques[J]. International Journal of Modelling and Simulation, 2022, 42(4): 533-550.
- [3] SARAVANAN S, BABU N R. Maximum Power Point Tracking Algorithms for Photovoltaic System-A review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 57(5): 192-204.
- [4] AHMAD R, MURTAZA A F, SHER H A. Power Tracking Techniques for Efficient Operation of Photovoltaic Array in Solar Applications-A review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 101(3): 82-102.
- [5] VILLEGAS-MIER C G, RODRIGUEZ-RESENDIZ J, ÁLVAREZ-ALVARADO J M, et al. Artificial Neural Networks in MPPT Algorithms for Optimization of Photovoltaic Power Systems: A review[J]. Micromachines, 2021, 12(10): 1260.
- [6] FARAYOLA A M, HASAN A N, ALI A. Efficient Photovoltaic MPPT System Using Coarse Gaussian Support Vector Machine and Artificial Neural Network Techniques[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control (IJICIC), 2018, 14(1): 323-329.
- [7] ZHU H, LIAN W, LU L, et al. An Improved Forecasting Method for Photovoltaic Power Based on Adaptive BP Neural Network with a Scrolling Time Window[J]. Energies, 2017, 10(10): 1542.
- [8] LI X, QI X. Research on Neural Network MPPT Algorithm Based on DE and Dichotomy[C]//IOP Conference Series. Materials Science and Engineering. Hangzhou:IOP Publishing, 2019, 486(1): 012111.
- [9] BABES B, BOUTAGHANE A, HAMOUDA N. A Novel Nature-Inspired Maximum Power Point Tracking (MPPT) Controller Based on ACO-ANN Algorithm for Photovoltaic (PV) System Fed Arc Welding Machines [J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(1): 299-317.
- [10] MESSALTI S, HARRAG A, LOUKRIZ A. A new Variable Step Size Neural Networks MPPT Controller: Review, Simulation and Hardware Implementation[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 68(2): 221-233.
- [11] SUBASI M, YILDIRIM N, YILDIZ B. An Improvement on Fibonacci Search Method in Optimization Theory[J]. Applied Mathematics and Computation, 2004, 147(3): 893-901.
- [12] WANG X, WANG Y, WU H, et al. Fibonacci Multimodal Optimization Algorithm in Noisy Environment [J]. Applied Soft Computing, 2020, 88(3): 105874.
- [13] IBRAHIM B R A, EWEES A A, OLIVA D, et al. Improved Salp Swarm Algorithm Based on Particle Swarm Optimization for Feature Selection[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(8): 3155-3169.
- [14] SUN X, WAN Y. Forecasting Method of Photovoltaic Output Power Based on K-means/KPCA/PSO-BP[C]//ZHANG P. 2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Beijing:IEEE, 2018: 1-6.
- [15] YANG X S. Firefly Algorithms for Multimodal Optimization[C]//OSAMU W. International Symposium on Stochastic Algorithms. Berlin: Springer, 2009: 169-178.
- [16] 郭晨霞,刘佑祺,杨瑞峰. 基于萤火虫算法优化 BP 神经网络的光强度补偿方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 6-10.
- [17] YU S, ZHENG Y, HAN R, et al. An Integrated AMPSO-CLSTM Model for Photovoltaic Power Generation Prediction[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10(3): 264.
- [18] REDDY K, POONDLA A. Performance Analysis of Solar Powered Unmanned Aerial Vehicle[J]. Renewable Energy, 2017, 104(12): 20-29.

(编辑:陈斐)