



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2406998

引用格式:张智娟,沈哲平,薛琦涛.基于知识蒸馏改进轻量级神经网络的光伏最大功率追踪[J].科学与技术工程,2025,25(16):6781-6788.

Zhang Zhijuan, Shen Zheping, Xue Qitao. Improved lightweight neural network for photovoltaic maximum power point tracking based on knowledge distillation[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(16): 6781-6788.

# 基于知识蒸馏改进轻量级神经网络的光伏最大功率追踪

张智娟, 沈哲平\*, 薛琦涛

(华北电力大学电气与电子工程学院, 保定 071000)

**摘要** 针对神经网络最大功率追踪(maximum power point tracking, MPPT)算法由于缺乏实用性改进而难以应用于工程实践的问题,提出一种改进轻量级神经网络 MPPT 算法。其通过知识蒸馏算法减小神经网络复杂度及内存占用率,得到轻量级神经网络模型,并结合优化变步长扰动观察法来修正模型精度问题所带来的预测误差;算法前期通过轻量级模型预测最大功率点电压范围并快速追踪进入范围,后期通过优化扰动观察法不断更新范围上下限,最终使上下限收敛至最大功率点。之后在 MATLAB/Simulink 中建立仿真模型,最后搭建实物模型并进行对比实验。结果表明:所提算法追踪效率更高,纹波电压抑制更稳定,并且在嵌入式设备中资源占用率更小。

**关键词** 最大功率追踪(MPPT);光伏组件;知识蒸馏;嵌入式设备

**中图分类号** TM615; **文献标志码** A

## Improved Lightweight Neural Network for Photovoltaic Maximum Power Point Tracking Based on Knowledge Distillation

ZHANG Zhi-juan, SHEN Zhe-ping\*, XUE Qi-tao

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071000, China)

**[Abstract]** To address limitations in the engineering application of neural network based maximum power point tracking (MPPT) algorithms, an improved lightweight neural network MPPT algorithm was proposed. The complexity and memory usage of the neural network were reduced through a knowledge distillation compression algorithm, and a lightweight model was obtained. The inherent theoretical error of model predictions was corrected using an optimized variable step-size perturb and observe method. In the initial stage, the neural network predicted the voltage range of the maximum power point. In the later stage, disturbance observation progressively refined this range until it converged at the maximum power point. A simulation model was developed in MATLAB/Simulink, and a physical model was constructed for comparative experiments. Results indicate that the proposed algorithm achieves higher tracking efficiency, improved ripple voltage suppression, and lower resource consumption rate in embedded devices.

**[Keywords]** maximum power point tracking (MPPT); photovoltaic module; knowledge distillation; embedded device

物联网技术的发展使无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)数量激增,传统 WSN 供电方式多为电池,其存在使用寿命短,更换频繁,维护成本高等缺点。因此,收集环境能量并将各种形式的能量转换为电能,为无线传感网络、微机电系统等供电的小型供电系统成为中外研究的热点<sup>[1]</sup>。其中太阳能因其使用的无穷性和普适性,更适合应用于无线传感器网络的供电系统<sup>[2]</sup>。近年来,得益于神经网络的发展,光伏最大功率点追踪(maximum power point tracking, MPPT)技术迅猛发展,文献[3]

提出了一种与人工神经网络(artificial neural network, ANN)相结合的 MPPT 方法,通过 ANN 预测辐照度变化后的最大功率点范围,再利用扰动观察法(perturbation and observation, P&O)进行最大功率点追踪,结果表明,最大功率点电压  $U_{MPP}$  范围的概念比精确的最大功率点电压值更好。文献[4]将扫描算法与 ANN 相结合,扫描算法扫描了太阳能光伏组件的完整输出功率-输出电压( $P-V$ )曲线,训练数据集是使用 MATLAB/Simulink 生成的,温度和辐照度值涵盖光伏电池广泛的工作条件范围。文献[5]提出

收稿日期:2024-09-19; 修订日期:2025-03-20

基金项目:河北省自然科学基金(F2016502104)

第一作者:张智娟(1971—),女,汉族,河北博野人,博士,副教授。研究方向:能量采集、无线能量传输。E-mail:zhzjh@ncepu.edu.cn。

\*通信作者:沈哲平(2000—),男,蒙古族,河北保定人,硕士研究生。研究方向:微型光伏发电系统。E-mail:szp807222252@126.com。

了一种基于神经网络的改进扰动观察 MPPT 算法,其思路是判断当前温度和光照变化是否触发神经网络,如果是,则给出神经网络预测值,并在一个短暂的高电平脉冲内完成系统占空比的刷新,刷新值即为神经网络预测值;如果不触发,则使用扰动观察法进行跟踪。

目前,神经网络已成为追踪最大功率点的良好解决手段,但此方面的研究大多集中在构建理论模型上,这些研究在仿真中都取得令人满意的结果,却由于算法的复杂性和运算资源受限等问题,使其成功应用在工程实践中的案例鲜见报道。

为提高神经网络 MPPT 算法在工程应用中实用性,提出一种基于知识蒸馏的轻量级神经网络 MPPT 算法,通过结合优化变步长扰动观察法,来修正模型精度问题导致的预测误差,再通过知识蒸馏算法压缩神经网络模型,减小模型复杂度和资源占用率,使算法适用于资源受限的嵌入式设备。

## 1 光伏电池输出特性模型

光伏电池在整个系统中占有重要地位,由于较难获取光伏电池的内部电气参数,光伏电池很难直接将其物理模型应用于工程实践中。因此,在建立整个数学模型时,应尽可能保证模型的快速响应,尽可能简化模型,以保证模型的使用和理论价值<sup>[6]</sup>。对光伏电池的输出特性曲线而言,阳光的辐照度以及环境温度是需要考虑的对光伏电池影响最大的两个因素,当光伏电池处于标准条件下(1 000 W/m<sup>2</sup>, 25 °C)时,光伏电池输出特性曲线可近似表示为<sup>[6]</sup>

$$\begin{cases} I_{pv} = I_{sc} - I_{sc} C_1 \left[ \exp\left(\frac{U_{pv}}{C_2 U_{oc}}\right) - 1 \right] \\ C_1 = \left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}}\right) \exp\left(-\frac{U_m}{C_2 U_{oc}}\right) \\ C_2 = \frac{U_m}{U_{oc}} - 1 \\ \ln\left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}}\right) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中:  $C_1$  和  $C_2$  为拟合系数;  $I_{pv}$  为光伏电池输出电流;  $U_{pv}$  为光伏电池输出电压;  $I_m$  和  $U_m$  分别为光伏电池在标准条件下最大功率点的电流和电压;  $I_{sc}$  和  $U_{oc}$  分别为光伏电池标准条件下的短路电流和开路电压。

当辐照度或环境温度发生变化时,最大功率点电流和电压以及短路电流和开路电压也将发生改变,需要对上述参数值修正,其修正公式为

$$\begin{cases} U'_{oc} = U_{oc} (1 - c\Delta T) \ln(e + b\Delta G) \\ U'_m = U_m (1 - c\Delta T) \ln(e + b\Delta G) \\ I'_{sc} = I_{sc} \left(\frac{G}{G_{ref}}\right) (1 + a\Delta T) \\ I'_m = I_m \left(\frac{G}{G_{ref}}\right) (1 + a\Delta T) \\ \Delta T = T - T_{ref} \\ \Delta G = \frac{G}{G_{ref}} - 1 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中:  $U'_{oc}$  和  $I'_{sc}$  为短路电流和开路电压的修正值;  $U'_m$  和  $I'_m$  为最大功率点电流和电压的修正值;  $T_{ref}$  和  $G_{ref}$  为标准条件下环境温度(298 K)和光强(1 000 W/m<sup>2</sup>);  $T$  和  $G$  分别为实际环境温度和辐照度;  $\Delta T$  和  $\Delta G$  为相对于标准条件的变化量;  $e$  为自然常数;  $a$ 、 $b$ 、 $c$  为修正系数,分别取 0.002 5/°C、0.25、0.002 88/°C。

通过式(1)计算标准条件下光伏电池输出特性,并通过式(2)进行修正,可以近似拟合任意辐照度和温度下的光伏特性曲线<sup>[6]</sup>。

通过式(1)、式(2)搭建的光伏电池输出特性模型,可输出不同辐照度、不同温度下光伏电池的功率-电压( $P$ - $U$ )特性曲线。图 1 为不同辐照度下的特性曲线。图 2 为不同温度下的特性曲线。

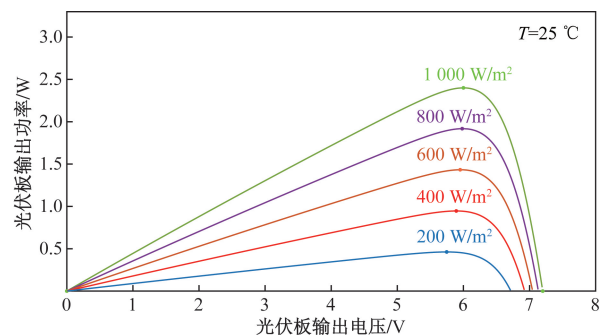


图 1 不同辐照度下输出特性曲线

Fig. 1 Output characteristic curves under different irradiance levels

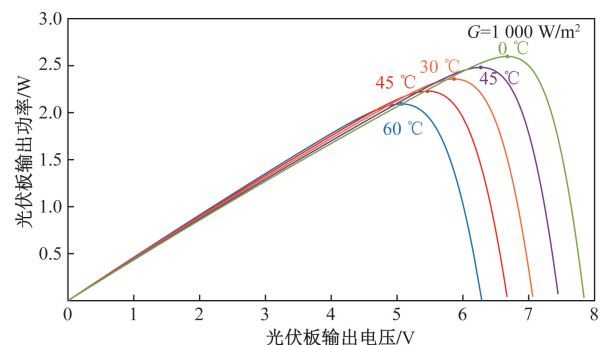


图 2 不同温度下的输出特性曲线

Fig. 2 Output characteristic curves at different temperatures

## 2 改进轻量级神经网络 MPPT 算法

### 2.1 传统神经网络法

利用式(1)、式(2)构建的光伏电池工程数学模型,通过改变环境温度与辐照度,拟合光伏电池在工作中可能出现的不同环境条件下的不同特性曲线。温度范围设置为 $-10 \sim 60 \text{ }^{\circ}\text{C}$ ,辐照度范围设置为 $0 \sim 1\,000 \text{ W/m}^2$ ,计算可得到光伏电池工作范围内不同温度,不同辐照度下对应的 $U_{\text{MPP}}$ ,以此为数据集并将顺序随机打乱,70%作为训练集,30%作为测试集。神经网络模型为4层,辐照度和温度作为输入参数,tansig函数作为隐含层神经元的传递函数,输出层输出值为最大功率点电压,学习速率为0.1,MSE函数作为损失函数,sigmoid函数作为输出层神经元的传递函数,得到教师神经网络模型。样本值与模型预测值对比如图3所示,可以看出,经过神经网络训练后非线性函数中离散值拟合为了连续值,传统神经网络法正是利用了这样的拟合性,对光伏电池工作范围内的最大功率点进行预测,进而实现追踪<sup>[7-9]</sup>。

传统的神经网络 MPPT 方法在追踪速度和精度

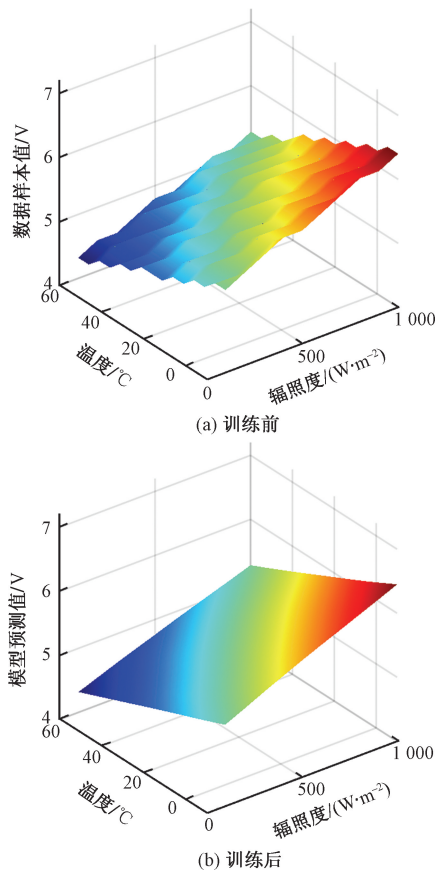


图3 样本值与模型预测值对比曲面图

Fig.3 Comparison of the sample value with the predicted value of the neural network model

上的优势在仿真中已经得到较好验证,但在实际工程应用中的缺点并未得到解决,具体如下。

(1)模型精度无法得到保证。通常,训练神经网络的数据集多使用数学公式近似拟合而来,这种拟合与真实值存在误差,而仿真环境同样由公式拟合而来,故这一误差被忽视了,故在实际工程应用中,可能会导致模型无法表现出同训练端一样的效果。

(2)模型大小无法得到控制。一般来说,模型的复杂度与精度成正相关关系,模型中的神经元数量越多、数据精度越高,模型预测效果越好,但在一般的嵌入式设备中,其运算和存储资源受限,这同样可能导致模型无法表现出同训练端一样的效果。

### 2.2 结合优化变步长扰动观察的算法

针对传统神经网络 MPPT 算法模型精度无法得到保证的问题,利用 $U_{\text{MPP}}$ 范围的概念并与优化扰动观察法相结合方法进行精度矫正。在传统变步长扰动观察法的基础上提出一种优化算法,并与神经网络法结合。其追踪思路是将追踪过程分为两段,前阶段利用神经网络法使输出电压快速逼近神经网络预测 $U_{\text{MPP}}$ 范围,后阶段利用优化变步长扰动观察法从范围内逐渐收敛至最大功率点,由于此时已接近最大功率点,故可以选择更小的步长系数<sup>[10]</sup>。

具体的收敛流程如图4所示,当一次扰动使功率增加后,记录本次扰动后的占空比 $D_{\text{new}}$ 及光伏组件输出的电压 $U_{\text{new}}$ 作为预边界值,当下一次同方向的扰动同样使功率增大时,说明上一次扰动记录的预边界值得到验证,此时将上一次扰动所记录的预边界值作为新的边界值进行更新。由于记录电压边界值时同样记录了占空比值作为标签,这样当再次扰动时,就可在扰动前计算扰动步长是否会导致占空比超出边界,若超出范围,则放弃本次扰动并减小步长再次扰动。这样随着扰动的不断进行,收敛速度会逐渐加快,并最终使上下边界逐渐收敛至一个精确值附近,即 $U_{\text{MPP}}$ 范围收敛到 $U_{\text{MPP}}$ 点。将结束扰动的上下边界差值定义为收敛系数,可表示为

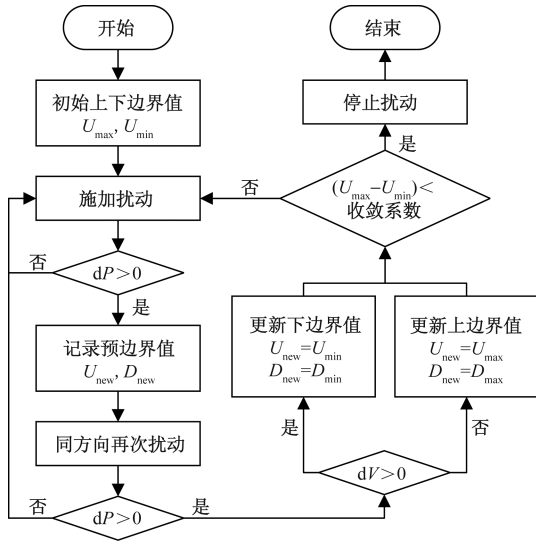
$$\alpha = U_{\text{max}} - U_{\text{min}} \quad (3)$$

式(3)中: $U_{\text{max}}$ 和 $U_{\text{min}}$ 分别为最大功率点电压范围的上下边界值; $\alpha$ 为收敛系数,可通过调整收敛系数的大小调节算法追踪速度与精度间的平衡。

### 2.3 神经网络压缩算法

#### 2.3.1 神经网络压缩算法概述

神经网络模型压缩算法旨在利用神经网络参数和结构的冗余性对现有的模型进行压缩,在不严重影响模型性能的情况下得到参数量更少、结构更加精简的模型<sup>[11]</sup>。常用于计算机视觉中大模型的



dP 和 dV 为扰动后的功率变化量和电压变化量;  $D_{new}$  为本次扰动的占比;  $D_{min}$  和  $D_{max}$  为占比的下边界和上边界

图4 算法更新流程图

Fig. 4 Algorithm update flow chart

压缩,主要的方法包括有剪枝、量化及知识蒸馏。

剪枝是指按照一定的准则判断参数重要性并裁剪模型中冗余的参数来缩小规模、精简结构,从而达到减少计算量和内存消耗的目的;量化是指降低网络参数的位宽,即通过将网络的权值,激活值等从高精度转化成低精度的操作来压缩模型<sup>[11]</sup>。

知识蒸馏与剪枝、量化从待压缩模型中进行压缩的方式有所不同,其是利用大型教师模型的知识来监督小型学生模型训练压缩,故其模型一般需要额外单独设计<sup>[11]</sup>,知识蒸馏拥有无需人工设置压缩率、提高学生模型精度、便于与其他轻量化方法结合等优点,逐渐成为新的研究趋势。

### 2.3.2 基于知识蒸馏的轻量级网络

针对传统神经网络 MPPT 算法模型大小无法得到控制的问题,将非线性函数拟合问题转换为模式识别问题,并采用知识蒸馏算法进行模型压缩,其算法框架如图 5 所示。

由图 5 可知,在知识蒸馏算法中,存在硬标签和软标签两种数据标签,其中硬标签为数据集中的样本数据,软标签为教师模型由 softmax 函数计算得到的  $T_{co}$  值较大时的概率分布,其模型在第  $i$  类上的概率输出为

$$p_i(z_i, T_{co}) = \frac{\exp\left(\frac{z_i}{T_{co}}\right)}{\sum_{j=0}^k \exp\left(\frac{z_j}{T_{co}}\right)} \quad (4)$$

式(4)中:  $p_i$  为第  $i$  类的类概率;  $z_i$  为第  $i$  类的逻辑

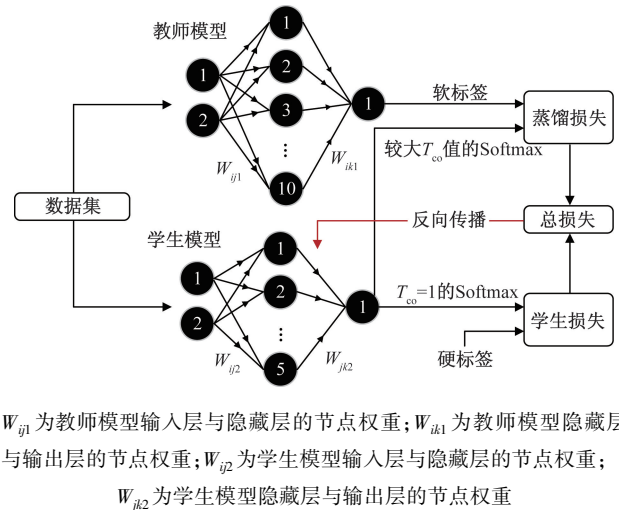


图5 知识蒸馏算法框架图

Fig. 5 Knowledge distillation algorithm framework

单元值;  $k$  为类别的数量;  $T_{co}$  为温度系数<sup>[12]</sup>。

当  $T_{co}$  增大时, softmax 函数输出会变得更加平滑,概率分布更均匀,即随着  $T_{co}$  增大,教师模型输出的不同类别之间的差异会变小。在训练时,由于较大  $T_{co}$  的软目标差异比  $T_{co} = 1$  时的差异小,模型训练时会对较小的逻辑单元给予更多的关注,从而使学生模型学习到这些负样本和正样本之间名为“暗知识”的关系信息。故蒸馏损失函数可表示为软标签和具有较高  $T_{co}$  学生模型的交叉熵损失,即

$$L_{KD}[p(u, T_{co}), p(z, T_{co})] = - \sum_{i=0}^k p_i(u_i, T_{co}) \log[p_i(z_i, T_{co})] \quad (5)$$

式(5)中:  $L_{KD}$  为蒸馏损失值;  $u_i$ 、 $z_i$  分别为教师和学生模型在第  $i$  类输出的逻辑单元。

除了利用教师模型输出的软标签外,在训练过程加上正确的数据标签(硬标签)会使学习效果更好。故学生损失函数可表示为  $T_{co} = 1$  的学生软标签和硬目标的交叉熵损失<sup>[12]</sup>,即

$$L_S[y, p(z, 1)] = - \sum_{i=0}^k y_i \log[p_i(z_i, 1)] \quad (6)$$

式(6)中:  $L_S$  为学生损失值;  $y$  为硬标签的向量。

通过联立式(5)、式(6)可得到总损失函数为

$$L_{total} = \lambda L_{KD}[p(u, T_{co}), p(z, T_{co})] + (1 - \lambda) L_S[y, p(z, 1)] \quad (7)$$

式(7)中:  $L_{total}$  为总损失;  $L_{KD}[p(u, T_{co}), p(z, T_{co})]$  为蒸馏损失;  $L_S[y, p(z, 1)]$  为学生损失;  $\lambda$  为超参数,用于平衡学生损失和蒸馏损失。

通过最小化总损失函数进行学生模型的训练,使学生模型能够既学习到标准分类任务中的信息(学生损失),又能捕获教师模型的“暗知识”(蒸馏

损失)<sup>[12]</sup>。这样可以在保证模型精度的同时达到压缩模型大小的目的。

### 2.3.3 改进轻量级神经网络 MPPT 算法

通过知识蒸馏算法将教师模型压缩,并与优化变步长扰动观察法结合,提出一种改进轻量级神经网络 MPPT 算法,其解释图如图 6 所示。当光伏组件输出电压距  $U_{MPP}$  较远时使用轻量级神经网络法,当输出电压追踪进入预测范围时,使用优化变步长扰动观察法继续追踪,追踪时, $U_{MPP}$  范围会随着扰动不断更新,直至  $U_{MPP}$  范围收敛至一个很小的范围,停止扰动并结束追踪。

在实际工作中,当进入算法后期时,为避免出现光照突然变化导致实际值完全超出前期预测范围而无法收敛的情况。引入超时机制:在每次扰动前,计算追踪总时长,若超时则重新采集环境数据开始新一轮追踪。综上,得到改进神经网络算法的流程图如图 7 所示。

## 3 仿真及实验结果分析

### 3.1 仿真结果及分析

为评价改进轻量级神经网络算法在光伏系统中的有效性,在 MATLAB/Simulink 中建立仿真模型如图 8 所示。

在该模拟系统中,环境温度 25 °C,辐照度从 0 W/m<sup>2</sup> 越变至 1 000 W/m<sup>2</sup>,图 9 为 5 种 MPPT 算法对比结果。其中粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法追踪速度较快,但追踪精度较低,而所提出算法在保证追踪精度的前提下追踪速度较变步长扰动观察法提高 43%,较神经网络法提高 34%,并且功率的稳态振幅显著下降。

### 3.2 实验平台

为验证改进轻量级神经网络 MPPT 算法的可行

性,实验选择光伏组件参数如表 1 所示,并搭建硬件实验平台如图 10 所示。图 10 中,光伏组件连接 Boost 升压电路,由主控模块采集环境及光伏组件数据,并利用 OLED 屏实时显示系统状态参数,同时输出 PWM 信号控制升压电路进行最大功率追踪,为负载供电。其中主控模块采用 STML431CBT6 芯片,温度传感器采用 DHT11 模块,由于市面上辐照度传感器体积和额定功率都较大,故采用 VEML7700 光照度传感器进行替代,并参考文献[13]进行数据转换。程序软件采用 Keil 编写界面,系统主频 80 MHz,神经网络模型部署在 主控模块芯片中,光伏组件电压电流检测利用芯片 ADC 接口采集,基准电压 3.3 V;PWM 信号利用内部时钟生成,输出频率 10 kHz,光照度传感器采用 I<sub>2</sub>C 通信协议<sup>[14-16]</sup>。

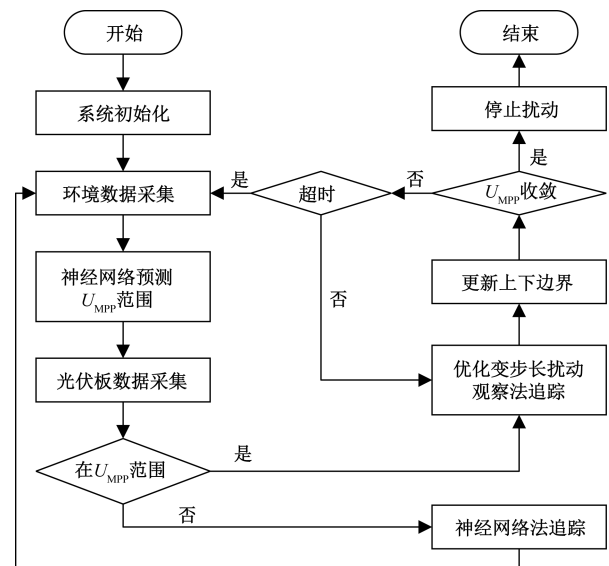


图 7 改进神经网络算法流程图

Fig. 7 Flowchart of the improved neural network algorithm

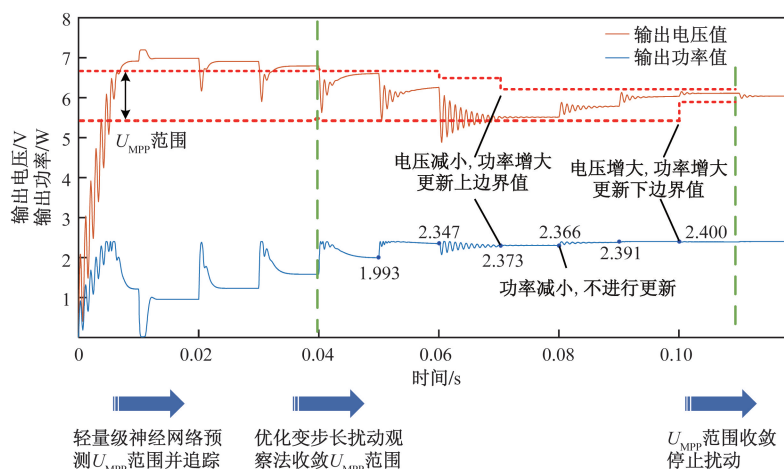
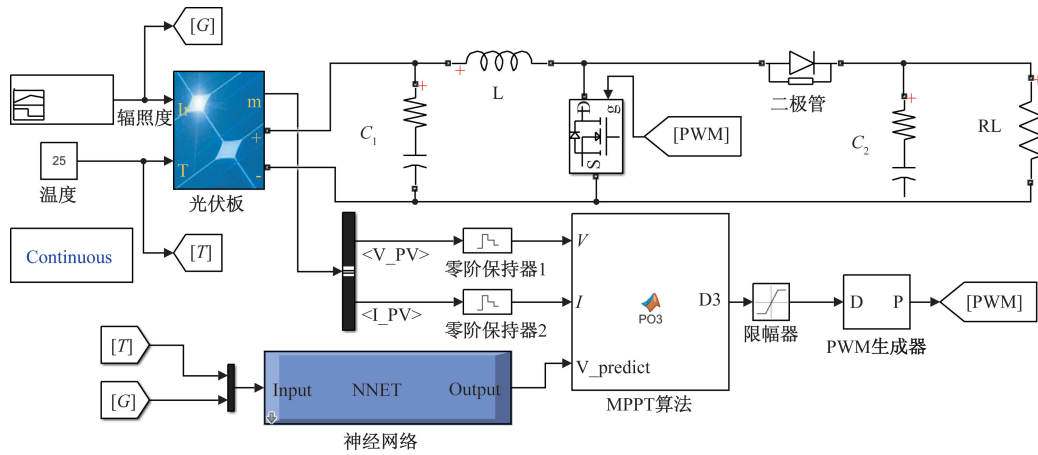


图 6 改进神经网络算法解释图

Fig. 6 Improved neural network algorithm schematic



$G$  为辐照度; $T$  为温度; $V$  为光伏板输出电压; $I$  为光伏板输出电流; $V\_predict$  为神经网络预测电压; $D3$  为 PWM 信号占空比; $Continuous$  为连续系统仿真模式; $NNET$  为神经网络模型; $Input$  为模型输入; $Output$  为模型输出; $m$  为光伏板信号参数接口; $V\_PV$  和  $I\_PV$  分别为光伏板输出电压和电流的离散采样信号; $g$  为 MOS 管的栅极; $S$  为 MOS 管的源极; $L$  为电感; $RL$  为负载阻抗

图 8 改进神经网络算法仿真模型

Fig. 8 Improved neural network algorithm simulation model

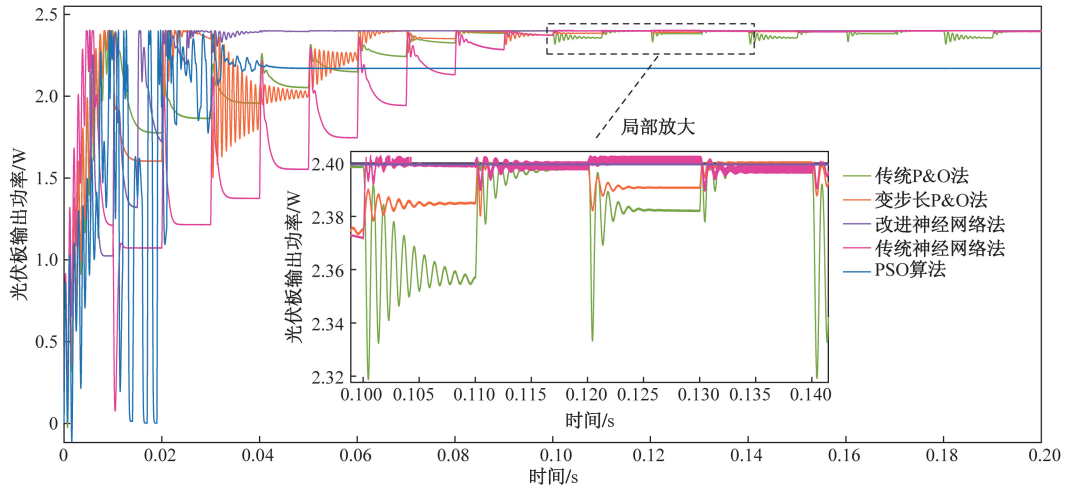


图 9 不同算法仿真对比结果

Fig. 9 Simulation results of different algorithms

表 1 光伏组件参数

Table 1 PV module parameters

参数	数值
开路电压 $U_{oc} / V$	7.2
短路电流 $I_{sc} / A$	0.45
最大功率点电压 $U_{MPP} / V$	6
最大功率点电流 $I_{mpp} / A$	0.4
最大功率 $P_{mpp} / W$	2.4

3.3 实验及结果分析

为验证知识蒸馏压缩算法在实际工作中的有效性,利用 STM32CubeMX 软件,对神经网络模型压缩前后进行了实际部署情况的分析对比,教师模型与学生模型对比结果如图 11 所示。可以看出,模型运算复杂度下降 1 500 MACC,存储内存占用率下降

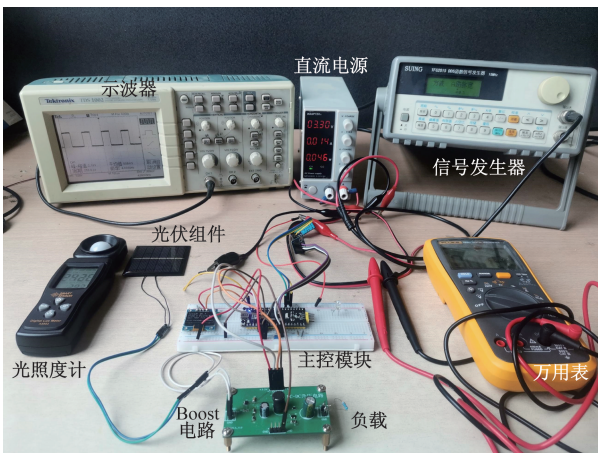


图 10 实验装置

Fig. 10 Diagram of experimental device



Complexity 为计算复杂度;Used Flash 为闪存占用;Used Ram 为内存占用

图 11 教师模型与学生模型分析对比

Fig. 11 Comparison of teacher model and student model analysis

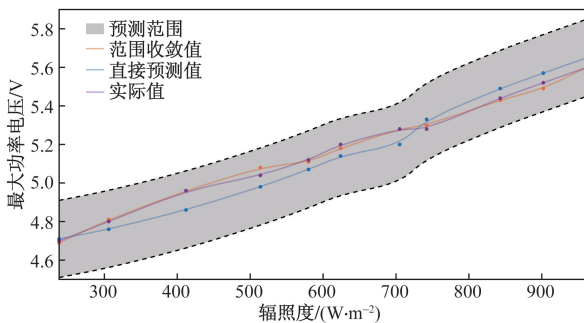


图 12 不同算法  $U_{MPP}$  追踪值与实际值对比

Fig. 12 Comparison between  $U_{MPP}$  tracking values and actual values of different algorithms

约 29% ,运行内存占用率下降约 8% ,说明知识蒸馏算法能够有效压缩模型。

为验证改进轻量级神经网络 MPPT 算法在实际工作中的准确性,将所提出算法预测的  $U_{MPP}$  范围及最终收敛值与传统神经网络法预测的  $U_{MPP}$  进行比较,并通过遍历 PWM 占空比确定实际  $U_{MPP}$  值作为参考,实验温度 40 ℃ ,将测量离散点进行曲线拟合得到结果如图 12 所示。

由图 12 可知,直接预测的  $U_{MPP}$  较实际值有 0.1~0.2 V 的误差,所提出算法预测范围区间为 0.4 V 时能够较好包含实际值,其最终收敛值能够较好逼近实际最大功率点电压值,证明提出算法能够较好修正神经网络预测误差。

为验证所提出算法相对于其他 MPPT 算法在实际工作中的有效性,将所提出算法与变步长扰动观察法及传统神经网络法进行了对比实验,实验温度 40 ℃ ,利用单片机内部时钟完成毫秒级计时,利用信号发生器遍历 PWM 信号占空比确定实际最大功率点,对比结果如表 2 所示。可以看出,所提出算法同变步长扰动观察法追踪精度平均提高 5.2% ,追踪

表 2 3 种算法追踪效果对比

Table 2 Comparison of tracking effect of three MPPT algorithms

辐照度/ ( $W \cdot m^{-2}$ )	算法名称	追踪到的 功率/W	追踪精 度/%	追踪时 间/s
412	变步长扰动观察法	0.78	89	7.89
	传统神经网络法	0.79	90	4.43
	改进神经网络法	0.82	93	4.43
624	变步长扰动观察法	1.26	91	8.86
	传统神经网络法	1.26	91	5.33
	改进神经网络法	1.31	94	6.14
902	变步长扰动观察法	1.90	89	6.56
	传统神经网络法	1.95	92	4.50
	改进神经网络法	2.02	95	4.44

时间平均缩短约 3.3 s;较传统神经网络法相比追踪速度没有明显提高,追踪精度平均提高 2.8% ,说明改进轻量级神经网络 MPPT 算法在实际工作中表现出更好的追踪效率。

## 4 结论

针对神经网络 MPPT 算法缺乏工程实用性改进的问题,利用知识蒸馏压缩算法并结合优化变步长扰动观察法,提出一种改进轻量级神经网络 MPPT 算法,通过 MATLAB/Simulink 仿真以及实物模型验证,得到如下结论。

(1) 优化扰动观察法由直接追踪精确的  $U_{MPP}$  改为不断收敛  $U_{MPP}$  范围的上下限,不仅较好的修正了神经网络预测值所存在的误差,还避免无效扰动,提高了追踪效率。

(2) 知识蒸馏神经网络压缩算法可以将已完成训练的教师模型压缩,得到运算复杂度更小、内存占用率更低的轻量级学生模型,有效降低了资源需求量,提高了算法在嵌入式设备上的适用性。

(3)改进轻量级神经网络算法能够快速准确地完成追踪,相比其他传统算法有更好的追踪效率,并可通过动态设置收敛系数和超时时间等参数,以匹配不同光照条件,具有一定的工程实用性。

### 参 考 文 献

- [1] 张小涵, 赵俊青, 张弛. 基于微纳环境能量收集技术的自驱动无线传感系统[J]. 微纳电子与智能制造, 2020, 2(4): 118-128.  
Zhang Xiaohan, Zhao Junqing, Zhang Chi. Self-powered wireless sensor system based on micro/nano environmental energy harvesting technology[J]. Micro Nano Electronics and Intelligent Manufacturing, 2020, 2(4): 118-128.
- [2] 雒凯瑞. 无线传感器网络光伏供电系统能量管理研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2020.  
Luo Kairui. Research on energy management of photovoltaic power supply system in wireless sensor network [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2020.
- [3] Jiang L L, Nayanariri D R, Maskell D L, et al. A hybrid maximum power point tracking for partially shaded photovoltaic systems in the tropics[J]. Renewable Energy, 2015, 76: 53-65.
- [4] Bouselham L, Hajji M, Hajji B, et al. A new MPPT-based ANN for photovoltaic system under partial shading conditions[J]. Energy Procedia, 2017, 111: 924-933.
- [5] 易磊, 谢雨龙, 曾凡炎, 等. 基于神经网络的改进扰动观察法 MPPT 控制[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 198-203.  
Yi Lei, Xie Yulong, Zeng Fanyan, et al. Improved perturbation observation MPPT control based on neural network[J]. Acta Solar Energy Sinica, 2022, 43(4): 198-203.
- [6] Zhu Y, Jia L. Research on MPPT of the photovoltaic system based on the PSO-BP neural network[C]//7th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE). Shanghai: Shanghai Maritime University, 2022: 880-885.
- [7] Motahhir S, El Hammoumi A, El Ghizal A. The most used MPPT algorithms: review and the suitable low-cost embedded board for each algorithm [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 246: 118983.
- [8] 王志豪, 李自成, 王后能, 等. 基于 RBF 神经网络的光伏系统 MPPT 研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 85-91.  
Wang Zhihao, Li Zicheng, Wang Houneng, et al. MPPT study of solar PV power system based on RBF neural network algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 85-91.
- [9] 屈浩轩. 基于改进 BP 神经网络结合 PID 的光伏并网逆变器控制策略研究[D]. 株洲: 湖南工业大学, 2022.  
Qu Haoxuan. Research on control strategy of PV grid connected inverter based on improved BP neural network combined with PID [D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2022.
- [10] 闫志威, 王志和, 李靖. 基于双指数函数变步长电导增量法改进的光伏最大功率跟踪控制策略[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(24): 9904-9910.  
Yan Zhiwei, Wang Zhihe, Li Jing. Improvement of maximum power point tracking control strategy based on double exponential variable step size increment conductance method[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(24): 9904-9910.
- [11] 宁欣, 赵文尧, 宗易昕, 等. 神经网络压缩联合优化方法的研究综述[J]. 智能系统学报, 2024, 19(1): 36-57.  
Ning Xin, Zhao Wenyao, Zong Yixin, et al. A review of neural network compression and joint optimization methods[J]. Journal of Intelligent Systems, 2024, 19(1): 36-57.
- [12] 黄震华, 杨顺志, 林威, 等. 知识蒸馏研究综述[J]. 计算机学报, 2022, 45(3): 624-653.  
Huang Zhenhua, Yang Shunzhi, Lin Wei, et al. Knowledge distillation: a survey [J]. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(3): 624-653.
- [13] 温丹. 太阳能电池测试系统的软件设计研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.  
Wen Dan. Research on software design of solar cell test system [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
- [14] 海涛, 程沛源, 杨嘉芃, 等. 基于二阶振荡粒子群优化算法的最大功率跟踪 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22(26): 11402-11408.  
Hai Tao, Cheng Peiyuan, Yang Jiapeng, et al. Maximum power tracking based on second-order oscillatory particle swarm optimization[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(26): 11402-11408.
- [15] 董建怀, 汤碧玉. 无线传感器节点太阳能自适应收集环路及控制策略[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2019, 58(4): 589-594.  
Dong Jianhuai, Tang Biyu. Adaptive solar energy collection loop and control strategy for wireless sensor nodes[J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2019, 58(4): 589-594.
- [16] 陈明霞, 张寒, 李顺艳, 等. 基于智能灌溉系统 WSN 节点自供电系统设计 [J]. 中国农机化学报, 2019, 40(10): 182-187.  
Chen Mingxia, Zhang Han, Li Shunyan, et al. Design of self-power supply system based on WSN node of intelligent irrigation system[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanization, 2019, 40(10): 182-187.