毕设答辩

光伏面板积灰预测模型设计

一汇报人: 滕轩之 汇报时间:2024.6.6





Photovoltaic modeling



积灰仿真模拟

Ash accumulation simulation

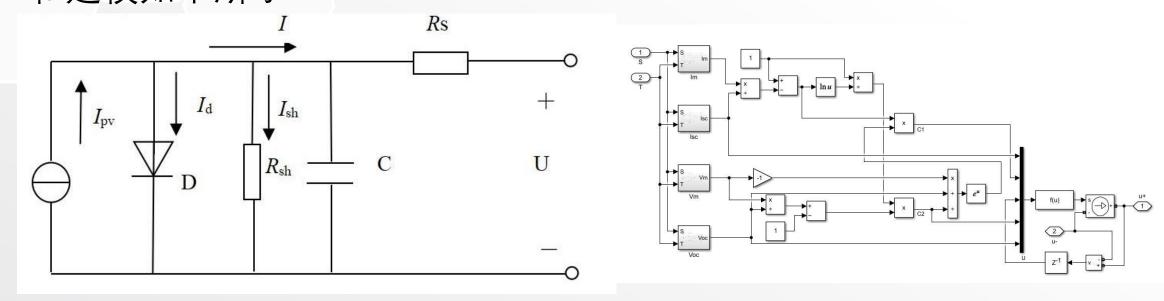


灰尘检测模型比对

Dust detection model comparison

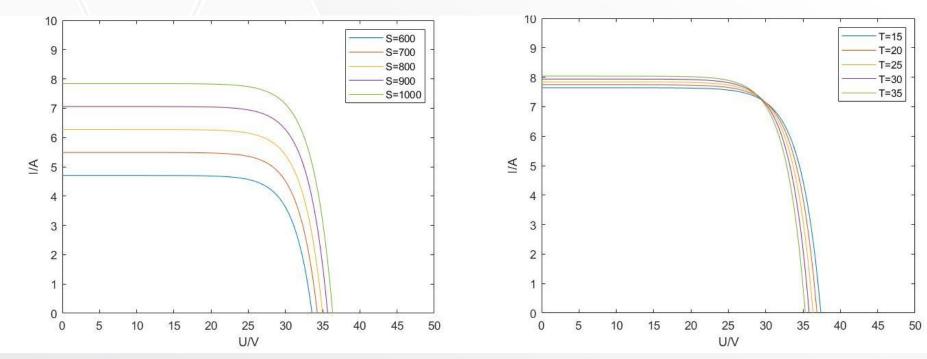
第一章节光伏建模

本课题首先根据光伏电池的单二极管模型在MATLAB-Simulink中建立光伏电池仿真模型。光伏电池等效电路和建模如下所示:



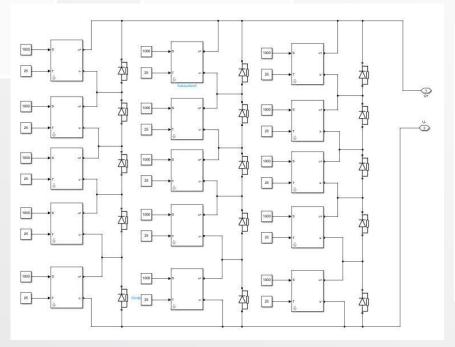
建立的模型以温度和光照强度作为输入,输出不同运行条件下的工作电压及电流。

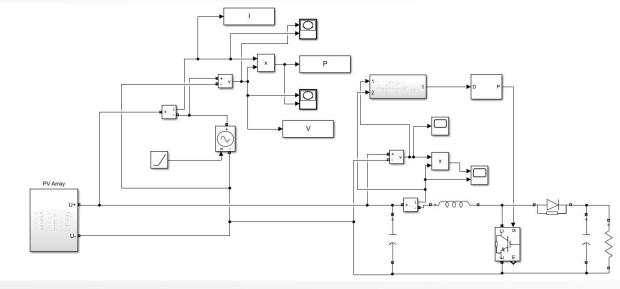
分别改变输入的光照强度和温度,得到单个光伏电池的IV、PV特性曲线图。



这显示光伏电池受光照强度影响较大,而温度的小幅度变化对其影响可以忽略不计。为我们研究光伏面板的积灰减少了干扰变量。

将建立好的单个光伏电池模型封装,构建3×5的串并联 光伏阵列模型,结合外围的测量电路和MPPT控制电路 形成完整的光伏阵列发电模型。





接下来模拟不同积灰情况下输出的特性曲线图,寻找能够分辨不同情形的特征参数。

PART TWO

第二章节

| 积灰仿真模拟|

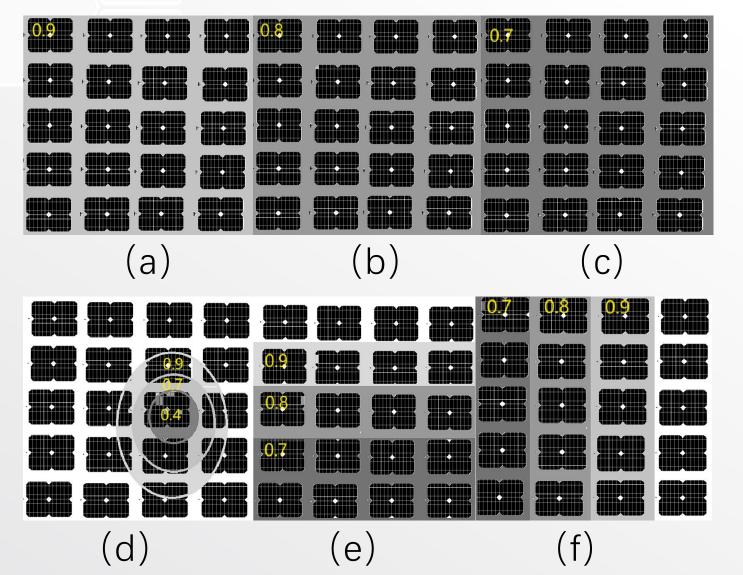
将积灰情形分为以下三大类:

- (1) 不同程度的均匀积灰
- (2) 鸟粪、树叶等不均匀小范围积灰
- (3) 风沙类不均匀大范围积灰 如下所示



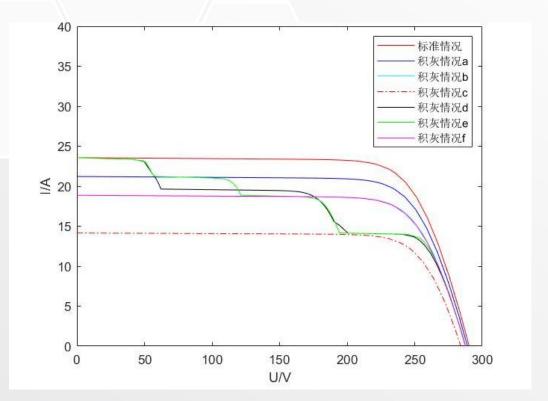
在MATLAB-Simulink中通过改变输入光照强度对其进行 仿真模拟。

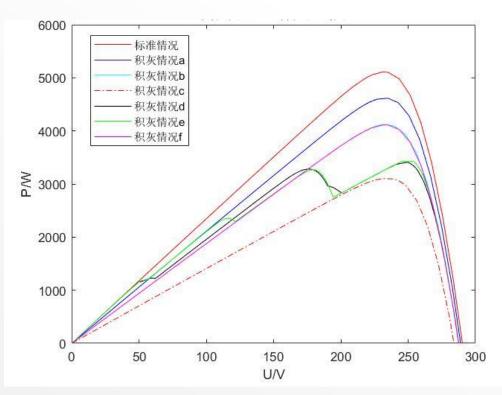
不同积灰仿真模拟示意图如下所示:



a~c:均匀积灰 的不同程度 d: 鸟粪、树叶 等不均匀小范 围积灰 e、f:不同方 向的风沙类不 均匀大范围积

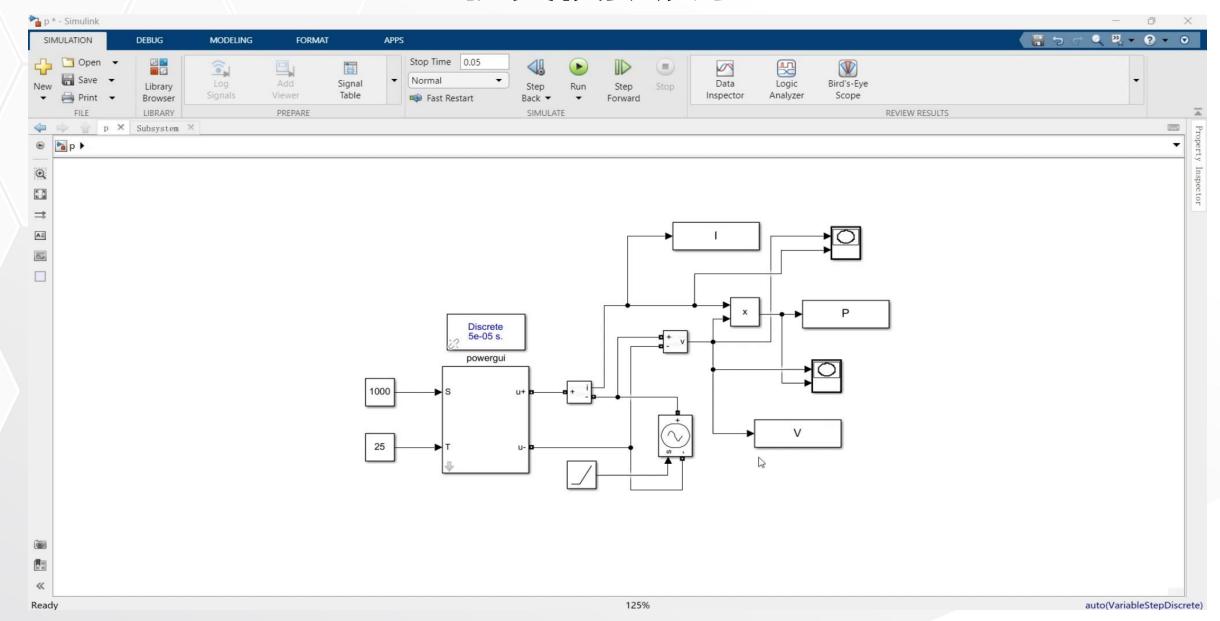
输出IV、PV特性对比图





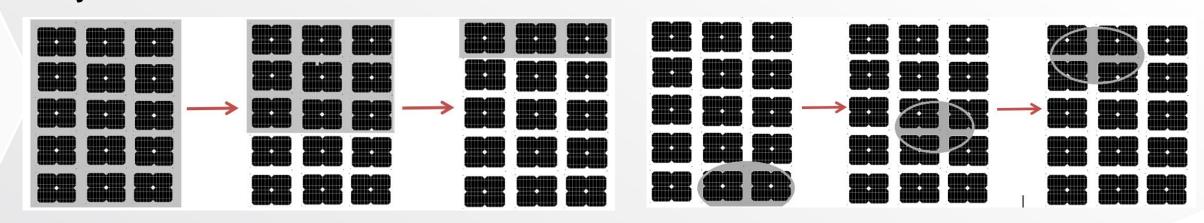
对比发现,在不同积灰情形下特性曲线中的短路电流 I_{sc} 、最大功率点处的电压 U_{max} 和电流 I_{max} 、曲线拐点数量N发生了显著变化,因此确定他们为特征参数。

仿真模拟展示



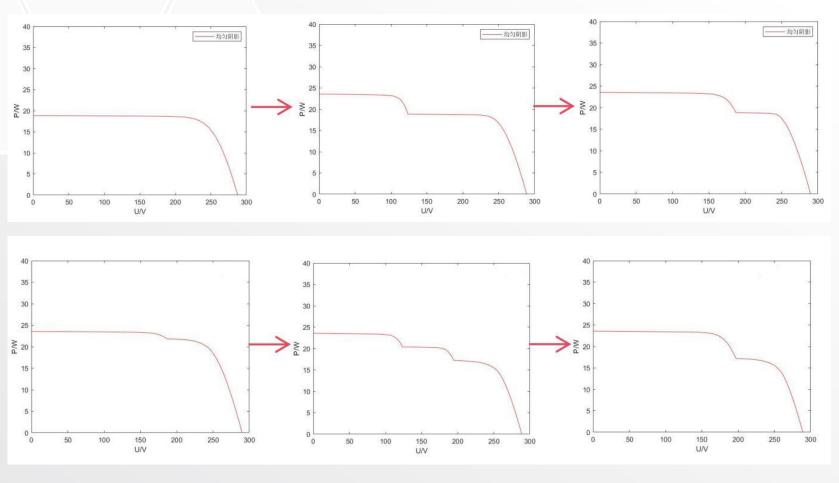
同时为了防止将阴雨天、早傍晚的光照强度削弱误判为灰尘积累,将特征参数中加入现实光照强度 *G*,有效避免天气原因导致的误判。

而来自建筑物、云层的阴影同样可能会导致灰尘的误判。研究发现,在光伏面板上的投影位置是随时间变化的,这使得光伏阵列的输出曲线也是变化的,仿真验证如下所示



阴影移动示意图

特性曲线变化如下所示



可以发现拐点 的数量和位置 在投影移动的 过程中发生了 非常明显的改 变, 而真正的 积灰并不会在 短时间改变。 因此根据拐点 数量是否改变 分辨积灰和阴 影遮挡

综上,我们确定了用以分辨不同积灰类型和阴影遮挡的五种特征参数,分别是:短路电流 I_{sc} 、最大功率点处的电压 U_{max} 和电流 I_{max} 、曲线拐点数量N以及光照强度G

PART TWO

第三章节

|灰尘检测模型比对|



根据上文选取的五种参数,建立光伏面板灰尘检测模型,分别通过BP神经网络和LSTM神经网络,做到区分不同程度均匀积灰,鸟粪、树叶等小范围不均匀积灰、风沙情况下不均匀积灰几种情况,对比采用效果最好的检测模型。

数据集介绍

本数据集采集自美国弗洛里达州家庭光伏面板输出,正午12:00至12:59区间,采取间隔随机采样,减少由于光照强度变化发生误判情况。 共1471组数据,其中正常积灰情况339组,40%到60%程度积灰174组,60%到80%程度积灰189组,80%程度及以上积灰238组数据,乌粪、树叶等小范围不均匀积灰171组,风沙情况下不均匀积灰248组数据。阴影遮挡107组数据,数据包含晴天和阴雨天数据,含有光照强度数据。

其中随机抽取1100组数据作为训练样本集,剩下371组作为验证样本集。

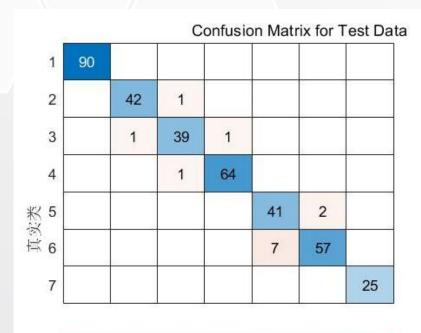
基于LSTM神经网络的光伏面板灰尘检测模型

网络参数设置如下图所示:

```
options = trainingOptions('adam', ... % Adam 梯度下降算法
'MiniBatchSize', 500, ...
'MaxEpochs', 500, ... % 最大迭代次数
'InitialLearnRate', 0.01, ... % 初始学习率
'LearnRateSchedule', 'piecewise', ... % 学习率下降
'LearnRateDropFactor', 0.1, ... % 学习率下降因子
'LearnRateDropPeriod', 375, ... % 经过 750 次训练后 学习率为 0.01 * 0.1
'Shuffle', 'every-epoch', ... % 每次训练打乱数据集
'ValidationPatience', Inf, ... % 关闭验证
'Plots', 'training-progress', ... % 画出曲线
'Verbose', false);
```

基于LSTM神经网络的光伏面板灰尘检测模型

训练完成后模型混淆矩阵图:



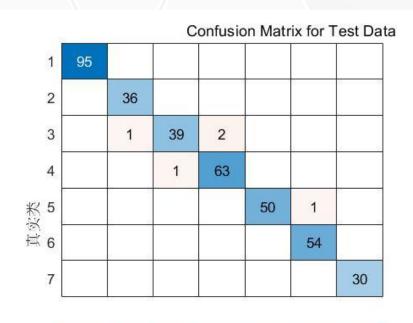
100.0%	
97.7%	2.3%
95.1%	4.9%
98.5%	1.5%
95.3%	4.7%
89.1%	10.9%
100.0%	

观察可以发现对风沙类不均匀积灰识别能力较差,仅有89.1%,其他的积灰类型识别准确率在97%上下,能够准确识别正常类型和阴影遮挡。

100.0%	97.7%	95.1%	98.5%	85.4%	96.6%	100.0%
	2.3%	4.9%	1.5%	14.6%	3.4%	
1 2 3	3	4	5	6	7	

基于BP神经网络的光伏面板灰尘检测模型

训练完成后模型混淆矩阵图:



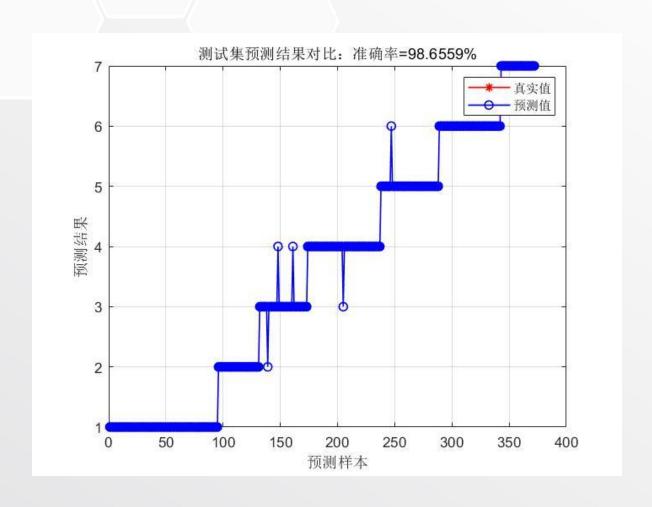


100.0%	97.3%	97.5%	96.9%	100.0%	98.2%	100.0%
	2.7%	2.5%	3.1%		1.8%	29
1 2	3	4	5	6	7	
1	2	3	4	5 预测	6 则类	7

观察可以发现对所有类型积灰情形判断情况都较为准确,只在不同程度的均匀积灰之间存在一些误判,但误判是在允许范围之类,对清洗成本不会造成很大的影响。

基于BP神经网络的光伏面板灰尘检测模型

对训练结果反归一化后输出预判准确率:



模型准确率高达98.6%

对模型进行对比发现,LSTM还是BP神经网络模型在对于灰尘预测都显示出了较为优异的性能,LSTM神经网络综合识别准确率达到了96.5%,而BP神经网络则达到了98.6%。

但比较来看,BP神经网络模型表现出了更加突出的优势,不存在某种积灰类型的显著识别错误,同时预测迭代时间与LSTM网络相比更为简短。

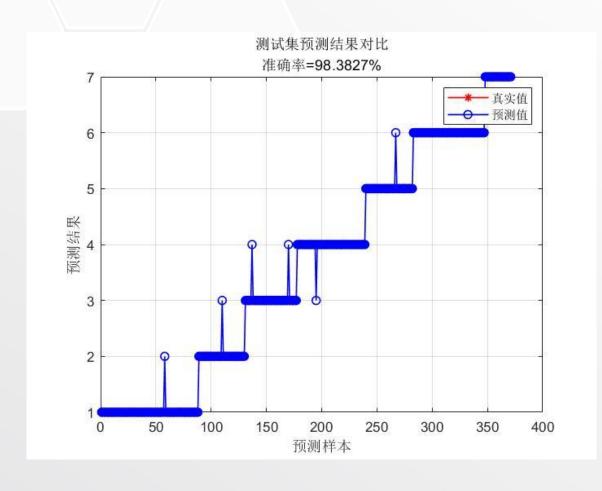
但是综合来看,BP神经网络多次预测结果并不稳定,其性能常有波动,准确率也尚有提升的空间,因此引入基于遗传算法优化的BP神经网络对其进行修正。

基于遗传算法优化的BP神经网络算法改进

该算法将遗传算法与BP神经网络相结合可以用来提升BP神经网络的网络精准度和稳定性,优化神经网络的阈值和权重,从而提高数据分类和预测的准确性。遗传算法是以自然界生物演化为逻辑基础的算法,包含了选择、交叉、变异三个主要步骤,分别对应算法中的三个算子。模型的参数设置如下所示:

基于遗传算法优化的BP神经网络算法改进

对该模型进行训练和测试,发现其测试集预测结果准确度达到98.4%



同时,对该模型分别进行十次相 同数据集的测试集识别,检测准 确率能够稳定在98%以上,有着 单BP网络难以达到的稳定性。BP 神经网络有时能达到99%,有时 却只能达到89%, 这源于其初始 权重和阈值确定的随机性,导致 每次训练识别成果并不能做到全 局最优,很容易陷入到局部最小 化的情况。

总结

本课题通过引入基于遗传算法优化的BP模型,成功搭建了 光伏面板积灰预测模型。该算法改善其内部阈值和判断权重, 使得BP神经网络能够更快地收敛到全局最小点,多次预测结 果准确率稳定在98%以上。同时引入的五种特征参数能够快捷 方便的辨别不同积灰情形和阴影遮挡,成功减少了误判情况, 具有创新意义和工程价值。



请老师批评指正