

DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2024.10.026

引用格式:何韦颖,钟健,湛颖.基于深度学习的逆变器电路图像数据智能识别方法[J].现代电子技术,2024,47(10):139-142.

# 基于深度学习的逆变器电路图像数据智能识别方法

何韦颖<sup>1</sup>, 钟健<sup>2</sup>, 湛颖<sup>3</sup>

(1.广州理工学院 计算机科学与工程学院, 广东 广州 510540;

2.广州理工学院 信息与网络中心, 广东 广州 510540; 3.广州科技贸易职业学院 信息工程学院, 广东 广州 511442)

**摘要:** 进行逆变器电路图像数据识别时,特征信息提取不充分使得无法准确捕捉到关键特征,导致识别精度下降。为此,提出一种基于深度学习的逆变器电路图像数据智能识别方法。首先,利用逆变器数据采集系统,采集逆变器电路图像数据。然后,将图像数据输入到卷积神经网络模型中,通过卷积核提取数据的特征。最后,采用YOLO算法对其进行有效识别,基于CA模块对特征信息进行关注,并利用Detect模块输出识别结果。Detect模块主要包括置信度函数和模型的损失函数,将两者结合,利用分类框和检测框来实现对逆变器电路图像的识别。实验结果表明,所提方法的识别误报率最高仅为6%,具有实用性。

**关键词:** 深度学习; 逆变器电路; 图像识别; 数据特征提取; 卷积神经网络; YOLO算法

中图分类号: TN624-34; TH39

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2024)10-0139-04

## Method of inverter circuit image data intelligent acquisition based on deep learning

HE Weiying<sup>1</sup>, ZHONG Jian<sup>2</sup>, CHEN Hang<sup>3</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, Guangzhou Institute of Science and Technology, Guangzhou 510540, China;

2. Information and Network Center, Guangzhou Institute of Science and Technology, Guangzhou 510540, China;

3. School of Information Engineering, Guangzhou Vocational College of Technology & Business, Guangzhou 511442, China)

**Abstract:** When recognizing inverter circuit image data, insufficient feature information extraction can make it difficult to accurately capture key features, resulting in a decrease in the recognition accuracy. On this basis, a method of inverter circuit image data intelligent recognition based on deep learning is proposed. The inverter data acquisition system is used to collect image data of the inverter circuit. The image data is input into a convolutional neural network model, and the features of the data are extracted by means of convolutional kernels. The YOLO (you only look once) algorithm is used for the effective recognition. The CA (coordinate attention) module is used to focus on feature information, and the Detect module is used to output recognition results. The Detect module mainly includes the confidence function and the loss function of the model. In combination of the two modules, the classification box and detection box are used to realize the recognition of the inverter circuit image. The experimental results show that the proposed method has a maximum recognition false alarm rate of only 6%, which is practical.

**Keywords:** deep learning; inverter circuit; image recognition; data feature extraction; convolutional neural networks; YOLO algorithm

## 0 引言

作为光伏并网系统中的重要组成部分,逆变器<sup>[1-2]</sup>被广泛应用在电流补偿、平台供电、光伏新能源等领域。逆变器作为电力系统中的重要设备之一,其运行状态会直接影响到电力供应的稳定性和可靠性。通过对逆变器电路图像数据的分析和处理,可以深入了解逆变器电

路的运行状态和故障机理,为电力设备的维护和管理提供理论支持和实践指导。

张浩等提出基于时域参数的样本特征提取,结合模糊聚类的方法建立全体样本特征的模糊相似矩阵,并采用竞争神经网络模型对逆变器进行识别<sup>[3]</sup>。但是该方法在建立全体样本特征的模糊相似矩阵过程中,初始化误差较大,导致识别精度较低。陆朱剑等提出了一种基于

收稿日期: 2023-11-13

修回日期: 2023-12-18

基金项目: 2020年广东省普通高校青年创新人才项目(2020KQNCX13); 2020年广东省普通高校特色创新项目(2020KTSCX292)

复合特征提取的状态识别方法。以大功率逆变器输出端的三相电流作为切入点,对其信号的时域和频域特征进行提取,综合两者建立新的复合特征向量组,并运用自组织特征映射神经网络实现逆变器识别<sup>[4]</sup>。但是该方法在特征提取过程中,选择的特征不足以完整地反映逆变器的关键状态信息,导致提取的特征无法准确刻画状态信息的差异,从而影响识别的精度。蒋闻等基于时域参数的样本特征提取,结合模糊聚类方法建立全体样本特征的模糊相似矩阵,并采用竞争神经网络模型对滤波电容进行状态分类<sup>[5]</sup>。但该方法无法判断样本之间的相似度,进而导致模糊相似矩阵的计算结果不准确。赵志军通过电流控制模拟一个电阻器,并联接在系统的公共耦合点,以此来校正多并联逆变器系统的输出阻抗,从而实现逆变器识别<sup>[6]</sup>。但是在多个并联逆变器系统中,存在系统耦合效应,这种耦合效应可能导致逆变器识别的准确率降低。为此,本文提出一种基于深度学习的逆变器电路图像数据智能识别方法。

## 1 逆变器数据特征提取

### 1.1 逆变器电路图像采集

利用逆变器图像采集模块采集逆变器工作时的逆变器电路图像数据。数据采集模块主要由电流互感器、压频转换器、采样保持器三大部分组成,其结构见图1。

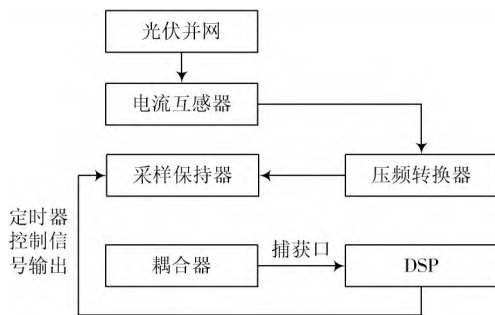


图1 逆变器电路图像采集系统模块结构

逆变器电路图像采集的具体步骤如下。

1) 采样保持器将电流互感器采集的逆变器电路数据传输到压频转化器中,然后压频转换器将电压、电流信号转换成对应的数字信号。

2) 电流互感器采集的逆变器电压呈渐变的阶梯状。为了保证采样电路的稳定性,以及数据采集时间较短,将基于脉宽调制原理的高-低电平持续时间作为采样周期,此时逆变器的输出频率公式如下:

$$h = -\frac{U_0}{2} \cdot \frac{R_1}{R_2} \cdot \left(\frac{1}{R_2}\right)^2 \quad (1)$$

式中: $h$ 为逆变器的输出频率; $U_0$ 为光伏并网电压,单位为V; $R_1$ 为采样保持器的电阻,单位为 $\Omega$ ; $R_2$ 为压频转换

器的电阻,单位为 $\Omega$ 。

3) 在一个完整的采样周期中,流入到压频转换器的电压值是固定的,这说明在该周期中,逆变器的输出频率是持续的。该周期内获取的逆变器电压公式如下:

$$U_1 = h \frac{100^5}{2^{T+1} \cdot c} \quad (2)$$

式中: $U_1$ 为采集的逆变器电压,单位为V; $T$ 为采样周期; $c$ 为压频转换器的固定参数。

4) 在压频转换器输入端加入不同幅值的直流电流,通过微处理器(DSP)<sup>[7]</sup>捕获口读取电流数值,并将相应的电压、电流值转换成图像数字信号,保证数据采集效果较好,由此完成逆变器电路图像数据的采集。

### 1.2 基于深度学习的数据特征提取

将采集的逆变器电路图像输入到基于深度学习的卷积神经网络中,实现图像的特征提取,以提高智能识别精度,具体步骤如下。

1) 采用反向传播法训练卷积神经网络,公式如下:

$$\begin{cases} K(\alpha) = -U_1 \frac{\left[ \sum_{p=1}^l b_p \ln g(a^p) + (1 - b^p) \right]}{l} \\ \alpha = 1 - \frac{1}{g} K(\alpha) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $K(\alpha)$ 为卷积神经网络训练的损失函数; $\alpha$ 为训练的核参数,主要包含卷积核的权重; $a^p$ 、 $b^p$ 为采集的逆变器数据; $p$ 为卷积层的偏导数; $l$ 为卷积层的数量; $g$ 为方向传播系数; $b_p$ 为卷积层的输入数据。

2) 卷积神经网络模型中的sink节点通过簇头节点将逆变器数据传输至池化层,池化层利用池化函数降低数据的维度,防止过度拟合,公式如下所示:

$$\begin{cases} b = e \left[ \beta \text{down} \left( b_p^{l-1} \right) + a^p \right] \\ \chi_{ab} = K(\alpha) \sum \beta_p^{l+1} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $e$ 为池化层; $\beta$ 为池化函数;down为执行一次池化操作; $\chi_{ab}$ 为逆变器数据的灵敏度<sup>[8-9]</sup>。

3) 将经过池化层操作后的数据传输至卷积层,卷积层利用其中的卷积核提取出逆变器电路特征。卷积原理图如图2所示。

4) 卷积神经网络模型完成一轮电路特征提取后,根据节点的分布情况重新选取簇时完成逆变器电路图像的特征提取。

## 2 逆变器电路图像数据智能识别

YOLO(You Only Look Once)算法是一种物体检测算法,能够实现实时物体检测和识别。在逆变器电路图像数据智能识别中,能够快速地检测出关键组件、器件

和连接线等信息。这对于逆变器的故障检测和维修非常重要,可以提高反应速度和效率。

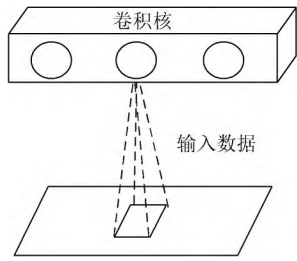


图2 卷积原理示意图

在YOLO识别算法中,CA(Coordinate Attention)模块的主要作用是提供注意力机制,帮助模型更好地关注图像中的目标对象。CA模块通过对不同通道之间的特征响应进行动态自适应加权,使模型能够更加关注重要的特征信息。CA模块通过嵌入位置信息,避免在二维全局池化中位置信息的损失。

1) CA采用逐通道进行平均池化的方式,使用 $(H,1)$ 和 $(1,W)$ 的池化核按 $X$ 和 $Y$ 轴方向进行池化编码。由此得到了一个 $C \times H \times 1$ 或 $C \times 1 \times W$ 的特征图<sup>[10-11]</sup>。

2) 坐标注意力生成是为了得到与输入相同形状的输出。按空间维度提取到的特征图 $f$ 进行拼接,形状为 $\frac{C}{r} \times 1 \times (W+H)$ ,并使用控制减小率的参数 $\delta$ 进行SE操作,公式如下:

$$f = \chi_{ab} \delta \left( bF_1 \left( \left[ z^h, z^w \right] \right) \right) \quad (5)$$

3) 将 $f$ 拆分为 $f^h$ 和 $f^w$ ,形状分别为 $\frac{C}{r} \times H$ 和 $\frac{C}{r} \times W$ ,然后分别进行 $1 \times 1$ 卷积变换函数 $F_h$ 、 $F_w$ 以及Sigmoid激活函数 $\sigma$ ,得到 $g^h$ 和 $g^w$ 坐标注意力,公式如下:

$$\begin{cases} g^h = \sigma \left( F_h \left( f^h \right) \right) \\ g^w = \sigma \left( F_w \left( f^w \right) \right) \end{cases} \quad (6)$$

4) 将 $g^h$ 和 $g^w$ 相乘,得到与输入相同形状的输出,公式如下:

$$y_c(i,j) = x_c(i,j) \cdot g_c^h(i) \cdot g_c^w(j) \quad (7)$$

5) 通过Detect模块进行逆变器电路识别结果的输出。Detect模块主要包括置信度函数与模型的损失函数<sup>[12-13]</sup>。

置信度函数公式为:

$$S = P(C_i|O) \cdot R_{iou} y_c = P(C_i) \cdot R_{iou} \quad (8)$$

式中: $P(C_i|O)$ 为网格中的目标所属目标类别 $i$ 的概率; $P(C_i)$ 是判断网格中有无目标出现; $R_{iou}$ 为边界框和标记框的预测交叉比值。

模型的损失函数为:

$$\begin{aligned} \text{loss} = S\alpha_{\text{coord}} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^A 1_{ij}^{\text{obj}} \cdot \left[ (x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] + \\ \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^A 1_{ij}^{\text{obj}} \cdot \left[ \left( \sqrt{\omega_i} - \sqrt{\hat{\omega}_i} \right)^2 + \left( \sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i} \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (9)$$

在逆变器电路识别任务中,损失函数和置信度函数是密切相关的。损失函数用于优化模型预测的边界框和目标框之间的差异,而置信度函数则用于衡量模型预测的边界框中是否存在目标。将置信度函数与模型的损失函数合成,利用分类框和检测框来实现逆变器电路图像的识别,能够在提高算法效率的同时识别图像的所有内容,实现逆变器电路智能识别。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验环境

为了验证基于深度学习的光伏并网逆变器数据采集与调控方法的整体有效性,需要设计信号采集和控制模块,并进行测试。测试现场图如图3所示。

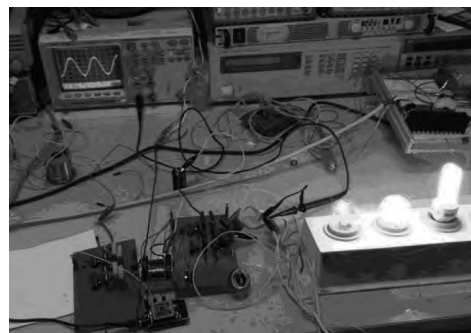


图3 实验现场图

使用KEYSIGHT DAQ970A采集器采集逆变器图像数据,并在Matlab R2022a上进行数据仿真。采用所提方法、文献[3]方法(基于竞争神经网络的逆变器状态识别方法研究)和文献[4]方法(基于复合特征提取的大功率逆变器状态识别方法研究)完成对比测试。

#### 3.2 测试结果

##### 3.2.1 消融测试

消融实验是通过逐步去除深度学习模型中的不同组成部分或特性,以观察它们对模型性能的影响。分别针对设计方法不同的组成部分进行消融实验,以评估它们对故障诊断效果的影响。以逆变器电路识别准确率为实验指标,进行消融测试,消融设定如表1所示。

根据上述消融设定标准进行逆变器电路识别准确率对比测试,结果如图4所示。

根据图4可以看出,基准模型的识别准确率效果最好,然后按照消融设置1、3、2的顺序依次下降,其中消

融设置2准确率最低,说明池化函数对于识别精度影响最大。综上,按照影响精度由大到小进行对比,结果为:损失函数>卷积核权重>池化函数。

表 1 消融实验设置

实验设置	损失函数	池化函数	卷积核权重
基准模型	√	√	√
消融设置1	×	√	√
消融设置2	√	×	√
消融设置3	√	√	×

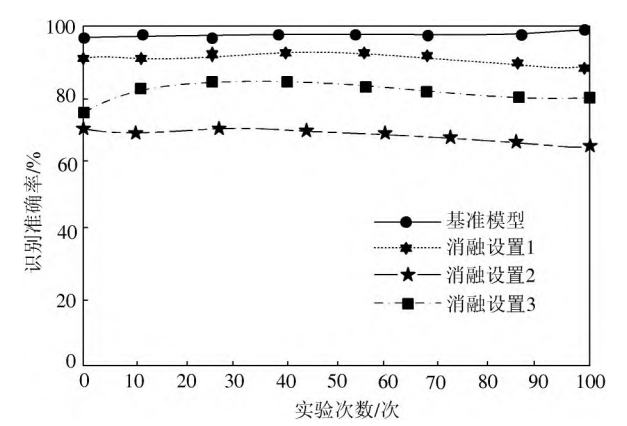


图 4 判断准确率对比结果

3.2.2 误报率测试

逆变器电路识别中的误报率(FPR)是指将负样本错误地识别为正样本的频率或比例,用来衡量算法在识别过程中错误地将负样本识别为正样本的程度。较低的误报率意味着算法具有较强的抗干扰性和准确性,能够较好地区分逆变器电路图像与其他无关图像。不同方法的误报率测试结果如表2所示。由表2可知:针对逆变器电路进行识别,所提方法的识别误报率最高仅为6%;文献[3]方法与文献[4]方法的识别误报率最高达到了25%、20%。且所提方法的误报率始终低于文献[3]方法与文献[4]方法,说明该方法识别性能较好,具有实用性。

4 结 语

逆变器作为电力系统中的重要设备之一,其运行状态直接影响到电力供应的稳定性和可靠性。通过对逆变器电路图像数据的分析和处理,可以深入了解逆变器电路的运行状态和故障机理,为电力设备的维护和管理

提供理论支持和实践指导。为此,本文提出一种基于深度学习的逆变器电路图像数据智能识别方法。实验结果表明,所提方法的识别误报率最高仅为6%,具有实用性。

表 2 不同方法的误报率结果

				%			
实验次数/次	所提方法	文献[3]方法	文献[4]方法	实验次数/次	所提方法	文献[3]方法	文献[4]方法
1	4	24	19	6	3	25	20
2	2	25	14	7	5	22	19
3	6	21	19	8	6	20	18
4	5	22	16	9	3	25	19
5	4	24	18	10	2	24	17

参 考 文 献

[1] 陈锴,杨逸,尚锦萍.光伏发电系统并网逆变器控制策略研究[J].自动化仪表,2020,41(1):46-50.

[2] 李啸懿,曹蓓.非线性负载下逆变器并联系统控制策略研究[J].计算机仿真,2021,38(8):81-86.

[3] 张浩,李小波,张冬冬,等.基于竞争神经网络的逆变器状态识别方法研究[J].智能计算机与应用,2022,12(7):142-145.

[4] 陆朱剑,李小波,程岳梅,等.基于复合特征提取的大功率逆变器状态识别方法研究[J].智能计算机与应用,2020(8):62-66.

[5] 蒋闻,李骊,赵晋,等.基于微电网运行模式识别的逆变器自适应控制结构[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(9):78-82.

[6] 赵志军.多并联并网逆变器系统稳定性增强和不稳定逆变器识别的方法研究[D].上海:上海海事大学,2021.

[7] 李曦,贺旭,屈婉霞,等.微处理器敏捷设计方法综述[J].计算机辅助设计与图形学学报,2021,33(2):298-309.

[8] 董猛,王群京,张茂松,等.三相电压对称跌落时无刷双馈发电系统研究[J].电力电子技术,2022,56(7):32-36.

[9] 贾德香,吕干云,林芬,等.基于SAPSO-BP和分位数回归的光伏功率区间预测[J].电力系统保护与控制,2021,49(10):20-26.

[10] 吉星宇,郝惠敏,杨凯,等.基于双线性插值法的比例方向阀死区补偿方法[J].液压与气动,2021,45(6):56-62.

[11] 宋哲超,余紫莹,杨军.声载波无线电能传输的自适应负载匹配[J].应用声学,2022,41(2):192-198.

[12] 支娜,赵佳宝,明旭.一种应用于直流微电网并网变换器的双电流反馈控制策略[J].电力自动化设备,2021,41(5):85-91.

[13] 张帆,郭思媛,任方涛,等.基于改进YOLOv3的玉米叶片气孔自动识别与测量方法[J].农业机械学报,2023,54(2):216-222.

作者简介:何韦颖(1993—),男,广东河源人,硕士研究生,讲师,研究方向为模式识别、数据挖掘和软件开发。

钟 健(1983—),男,江西赣州人,硕士研究生,副教授,研究方向为网络信息系统、大数据技术、软件工程。

谌 颀(1980—),男,湖南怀化人,硕士研究生,副教授,研究方向为图像识别、大数据技术、个性化推荐技术。