

本文全文线上首发由  
上海电机系统节能工程技术  
研究中心有限公司  
支持

符嘉晋,孟安波,蔡涌烽,陈顺,殷豪,  
吴非,陈子辉.  
基于注意力机制和卷积神经网络的异  
步电动机三相电压不平衡损耗研究.  
电机与控制应用,2021,48(8):55.

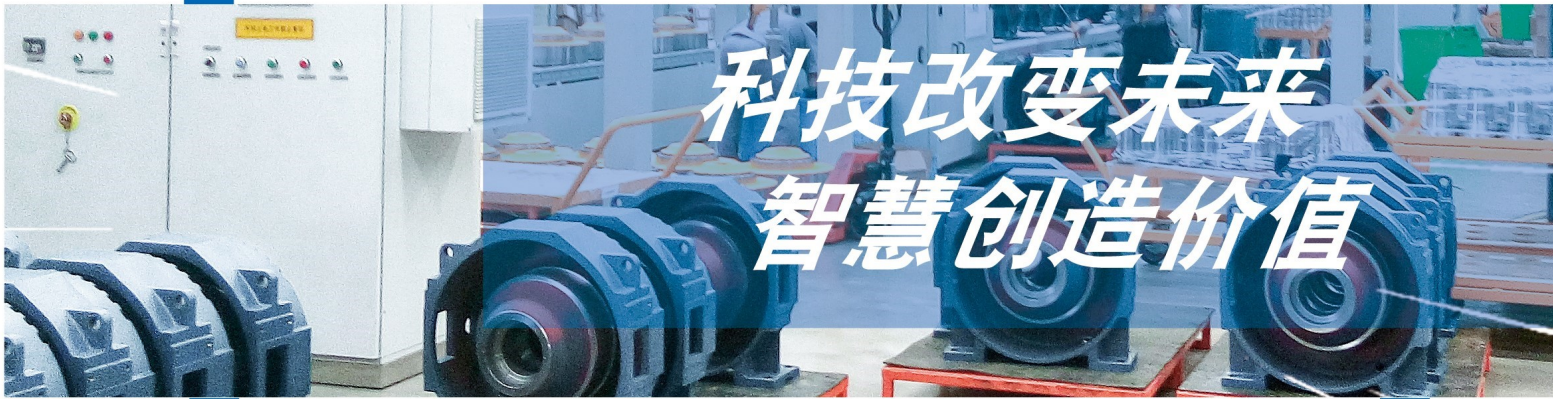


SEARI  
上电科

NCMS  
上科电机

[www.nems.com.cn](http://www.nems.com.cn)

掌握电机行业制造核心技术,  
辐射智能制造产业发展



科技改变未来  
智慧创造价值

## · 业务范围 ·



异步电机装配线



永磁电机装配线



悬挂链电机喷漆线

上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司 [www.nems.com.cn](http://www.nems.com.cn)

地址: 上海市武宁路505号 手机: 18918357509 电话: 021-62574990-436

传真: 021-62163904 邮箱: [wangcj@seari.com.cn](mailto:wangcj@seari.com.cn)

# 基于注意力机制和卷积神经网络的异步电动机三相电压不平衡损耗研究\*

符嘉晋<sup>1</sup>, 孟安波<sup>1</sup>, 蔡涌烽<sup>1</sup>, 陈顺<sup>1</sup>, 殷豪<sup>1</sup>, 吴非<sup>2</sup>, 陈子辉<sup>3</sup>

(1. 广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006;

2. 广东电网有限责任公司肇庆供电局, 广东 肇庆 526000;

3. 广东电网有限责任公司江门供电局, 广东 江门 529000)

**摘要:** 配电网中三相电压不平衡对异步电动机损耗会造成较大影响。运用等效电路公式分析三相电压不平衡影响下电动机损耗存在精度不稳定、需要参数过多且数学模型过于复杂等问题。针对以上问题, 提出一种基于注意力机制和卷积神经网络(CNN)的异步电动机损耗评估方法。该方法将实测电机数据作为输入, 引入注意力机制为输入特征赋予不同权重; 采用卷积层和全连接层组成的 CNN 构架对异步电动机实测数据进行学习, 最后完成损耗评估。以现场试验得到的电机损耗数据作为实际算例, 该方法评估损耗与实测损耗平均误差仅为 0.717% 和 0.549%, 并与其他典型机器学习算法进行对比, 结果表明所提方法具有更好的损耗评估性能。

**关键词:** 三相电压不平衡; 异步电动机; 损耗评估; 注意力机制; 卷积神经网络

**中图分类号:** TM 343+.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2021)08-0055-08

**doi:** 10.12177/emca.2020.061

## Research on Three-Phase Voltage Unbalance Loss of Asynchronous Motor Based on Attention Mechanism and Convolutional Neural Network\*

FU Jiajin<sup>1</sup>, MENG Anbo<sup>1</sup>, CAI Yongfeng<sup>1</sup>, CHEN Shun<sup>1</sup>, YIN Hao<sup>1</sup>, WU Fei<sup>2</sup>, CHEN Zihui<sup>3</sup>

(1. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Zhaoqing Power Supply Company, Guangdong Electric Power Company, Zhaoqing 526000, China;

3. Jiangmen Power Supply Company, Guangdong Electric Power Company, Jiangmen 529000, China)

**Abstract:** Three-phase voltage unbalance in distribution network will have a greater impact on the loss of asynchronous motors. Using equivalent circuit formula to calculate motor loss under the influence of three-phase voltage unbalance has the problems of unstable accuracy, too many parameters and too complex mathematical model. In response to the above problem, an asynchronous motor loss assessment method based on the attention mechanism and convolutional neural network (CNN), namely Attention-CNN is proposed. This method takes the measured motor data as input, and introduces the attention mechanism to assign different weights to motor features. The CNN framework composed of the convolutional layer and the full connection layer is used to learn the measured data of the asynchronous motor, thus completing motor loss assessment. Taking the asynchronous motor loss data obtained from field experimentation as a practical example, the average error between the assessed loss of this method and the

收稿日期: 2021-04-16; 收到修改稿日期: 2021-06-10

\* 基金项目: 广东电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20172877)

作者简介: 符嘉晋(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统电能质量分析与控制。

孟安波(1971—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统自动化、系统集成与分析。

蔡涌烽(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用。

measured loss is only 0.717% and 0.549%. Comparing with the equivalent circuit and other typical machine learning algorithms, the proposed method has better performance in loss assessment showed in experimental results.

**Key words:** three-phase voltage unbalance; asynchronous motor; loss assessment; attention mechanism; convolutional neural network (CNN)

## 0 引言

随着配电网规模扩大、风电等间歇性电源渗透率提高以及大量非线性负载分散接入电网,配电网电压电流出现严重畸变,产生了大量的电能质量问题<sup>[1-2]</sup>。目前评价电能质量优劣的指标主要有:三相电压/电流平衡性,谐波,电压偏差等。其中三相电压平衡性对电网损耗造成的影响较大<sup>[3]</sup>。

电网中异步电动机因其结构简单,运行可靠而广泛应用于工业生产和日常生活<sup>[4-5]</sup>。三相异步电动机是异步电机最通用的形式,是当今应用最广、需求量最大的一种电机,其用电效率直接影响电网的损耗,因此研究三相电压不平衡对异步电动机的损耗影响,对有效降低电能在配电过程中的损耗具有重大实用价值<sup>[6-7]</sup>。目前,国内外学者对三相电压不平衡影响下异步电动机的损耗已有较多研究。文献[8]采用对称分量法对异步电机在三相电压不平衡下的铜耗、铁耗以及输出转矩等进行仿真,仿真表明国际电工委员会(IEC)定义的电压不平衡度(VUF)可准确计算以上变量。文献[9]以一台5.5 kW Y132S-4异步电动机为例,建立了基于时步有限元的损耗模型,分析了复数电压不平衡度(CVUF)相角对电机损耗的影响,结果表明CVUF相角对各项损耗影响较小。文献[10]对不同三相电压不平衡度下异步电动机的能耗、转矩进行仿真,结果表明随着不平衡度的增加,异步电动机损耗增大,转矩波动幅度增大。上述文献在计算三相电压不平衡时异步电动机损耗均是基于等效电路,然而等效电路参数在不同工况下变化明显,尤其在三相电压不平衡状态下,损耗计算对参数要求更加严格。且对不同工况下建立等效电路模型再计算损耗,步骤过于复杂,不利于损耗的实时监控<sup>[11]</sup>。

针对以上问题,机器学习算法为配电网中供用电设备受电能质量因素影响下的损耗计算提供了新的途径<sup>[12]</sup>。文献[13]提出了基于逆向传播(BP)神经网络的变压器损耗计算方法,并考虑了

谐波和三相不平衡对变压器附加损耗的影响。文献[14]针对传统公式计算变压器三相不平衡损耗需要参数较多且计算精度不高的问题,提出一种基于纵横交叉优化BP神经网络的损耗评估方法,并和传统公式计算结果与试验数据进行对比,结果表明该方法得到的损耗值更接近试验数值。

在异步电动机损耗评估中,运行数据反映了损耗变化规律,不同的电机输入特征会对损耗产生不同影响。传统机器学习方法在分析大数据时往往存在表达能力不足,容易陷入过拟合的问题,且传统机器学习方法往往会为不同特征分配相同的权重,导致重要信息影响减少。针对以上问题,本文提出一种基于注意力机制和卷积神经网络(CNN)的异步电动机损耗评估方法。通过大容量电能质量试验平台获取三相不平衡影响下电动机损耗数据,采用注意力机制与CNN的组合深度学习模型对采集数据进行学习,实现三相电压不平衡下异步电动机损耗的高精度评估。

## 1 三相电压不平衡下异步电动机损耗计算问题描述

### 1.1 三相电压不平衡度定义

根据国标GB/T 15543—2008以及IEC的精确定义,文中采用CVUF作为衡量配电网三相电压不平衡的指标,其计算公式如下<sup>[9,15]</sup>:

$$CVUF = \frac{U_{1+}}{U_{1-}} \times 100\% = \varepsilon \angle \theta_v \quad (1)$$

式中: $U_{1+}$ 、 $U_{1-}$ 为定子端电压正、负序分量; $\varepsilon$ 、 $\theta_v$ 为复数三相不平衡度幅值、相角。由于CVUF相角 $\theta_v$ 对异步电动机各项损耗影响可忽略不计,因此文中只考虑CVUF幅值 $\varepsilon$ <sup>[9]</sup>。

### 1.2 三相电压不平衡下异步电动机损耗计算

异步电动机损耗主要包括机械损耗,杂散损耗,定、转子铜耗以及铁耗。异步电动机在三相电压不平衡状态运行时需要考虑正、负序电压施加在绕组上产生的正、负序电流以及旋转磁场,因此需要对正、负序电压影响下建立不同等效电路,如



图 1 所示。

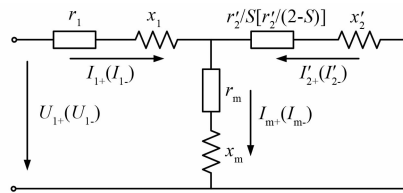


图 1 异步电动机正(负)序等效电路

图 1 中,  $S$  为转差率;  $r_1, x_1$  为定子电阻、电抗;  $r_2', x_2'$  为转子电阻、电抗;  $r_m, x_m$  为励磁电阻、电抗;  $I_{1+}, I_{1-}$  分别为正、负序定子电流;  $I_{2+}, I_{2-}$  分别为正、负序转子电流;  $I_{m+}, I_{m-}$  分别为正、负序励磁电流。

因此,三相电压不平衡影响下异步电动机总损耗的具体计算公式如下:

$$\begin{aligned} \Delta P_{un} &= P_{mec} + P_s + P_{Cu1} + P_{Cu2} + P_{Fe} = \\ &P_{mec} + P_s + (P_{Cu1+} + P_{Cu1-}) + \\ &(P_{Cu2+} + P_{Cu2-}) + (P_{Fe+} + P_{Fe-}) = \\ &P_{mec} + P_s + 3(r_1 I_{1+}^2 + r_1 I_{1-}^2) + \\ &3(r_2 I_{2+}^2 + r_2 I_{2-}^2) + 3(r_m I_{m+}^2 + r_m I_{m-}^2) \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $\Delta P_{un}$  为三相电压不平衡下总损耗;  $P_{mec}$  为机械损耗;  $P_s$  为杂散损耗, 不考虑谐波影响时  $P_s$  较小, 一般取输出输入功率的百分比<sup>[16]</sup>;  $P_{Cu1+}, P_{Cu1-}$  为正、负序定子铜耗,  $P_{Cu2+}, P_{Cu2-}$  为正、负序转子铜耗,  $P_{Fe+}, P_{Fe-}$  为正、负序铁耗。

综上,运用等效电路计算三相电压不平衡影响下异步电动机损耗需要先建立异步电动机等效电路模型,再计算各项损耗,涉及到的步骤非常繁琐<sup>[11]</sup>,且若不考虑电压不平衡度增加带来的电机振动等引起的附加损耗,会导致损耗计算误差增大<sup>[17]</sup>。针对以上问题,文章基于深度学习理论和数据驱动思想,提出基于注意力机制和 CNN (Attention-CNN) 的异步电动机损耗评估方法,通过结合 2 种结构的优越性,实现三相电压不平衡影响下异步电动机损耗的高精度评估。

## 2 基于 Attention-CNN 的异步电动机损耗评估方法

文中构建的 Attention-CNN 结构图如图 2 所示。

Attention-CNN 结构主要分为输入层、Attention 层、CNN 层以及输出层。异步电动机实

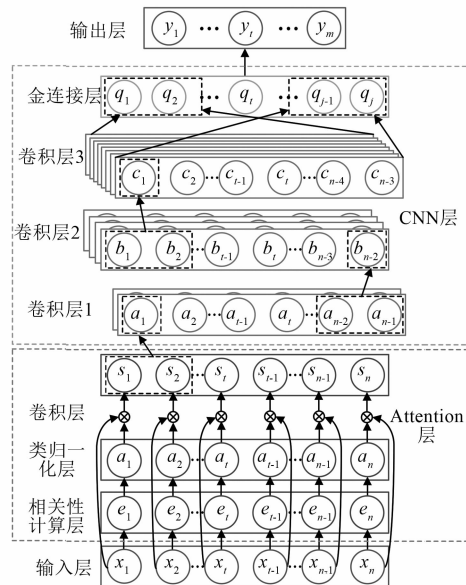


图 2 Attention-CNN 结构

测运行数据作为输入首先进入 Attention 层,注意力机制通过分析特征与目标(即损耗)之间的相关性为每个特征赋予不同的权重,然后对权重进行类归一化,将特征与权重的乘积作为 Attention 层的输出;经过 CNN 层的 3 个卷积层的运算使其深度加深,再经过全连接层将其转为一维向量,完成特征提取和数据学习;最后由输出层输出模型评估损耗值。每层的详细描述如下所示。

(1) 输入层。输入层将异步电动机的实测运行数据作为整个 Attention-CNN 模型的输入。根据文献[13],文中将实测输入端三相电压、电流、三相电压不平衡度以及异步电动机负载率 8 个变量作为模型输入特征,可记为  $X = [x_1 \cdots x_i \cdots x_n]$ , 其中  $n=8$ 。

(2) Attention 层。注意力机制是一种借鉴了人类大脑信号处理的信息资源分配机制,近几年广泛运用于深度学习的各个领域当中<sup>[18]</sup>。Attention 层包括相关性计算层、权值归一化层以及乘积层,其单独结构如图 3 所示。相关性分析层是注意力机制的主要部分,即计算每个特征对应的权值,常见的相关性计算方法有求两者的向量点积、求两者的向量 Cosine 相似性或引入额外的神经网络,文中构建了一个两层隐藏层的 BP 神经网络来计算相关性。类归一化层主要将相关性计算层得到的权值进行类归一化处理,使权值总和为 1。

最后乘积层将类归一化得到的权值和特征值进行相乘,得到注意力机制的输出值。其中相关性计算层采用的 BP 神经网络激活函数为 ReLU,类归一化层采用 Softmax 函数进行类归一化。

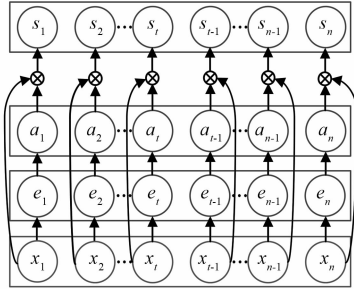


图3 注意力机制结构

注意力机制计算式如下所示:

$$D = f(X \times W_1 + b_1) = \text{ReLU}(X \times W_1 + b_1) \quad (3)$$

$$E = f(D \times W_2 + b_2) = \text{ReLU}(D \times W_2 + b_2) \quad (4)$$

$$\alpha_t = \text{Softmax}(e_t) = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{i=1}^t e_i} \quad (5)$$

$$s_t = \alpha_t X \quad (6)$$

式中:  $W_1$ 、 $W_2$  为权重矩阵;  $b_1$ 、 $b_2$  为偏置;  $D = (d_1 \cdots d_t \cdots d_n)$ 、 $E = (e_1 \cdots e_t \cdots e_n)$  为 BP 神经网络第一、二层隐藏层的输出矩阵,即特征权重矩阵;  $\alpha_t$  为第  $t$  时刻 Softmax 类归一化后的权重;  $s_t$  为第  $t$  时刻注意力机制的输出值,可表示为  $S = [s_1 \cdots s_t \cdots s_n]$ 。

(3) CNN 层。CNN 是一种前馈式深度学习网络模型,通常由一个或多个卷积层、池化层、全连接层组成<sup>[19]</sup>。

CNN 层主要是对注意力机制输出数据进行学习并提取特征,其单独结构如图 4 所示。文中 CNN 层的构建由 3 个卷积层以及一个全连接层组成,卷积核的数目分别设为 8、16、32,考虑到文中输入特征量少所以无需池化层。根据实测运行数据特点,卷积层设计为一维卷积,选择 ReLU 为激活函数;经过 3 个卷积层对 Attention 层输出数据处理并映射到特征空间后,由全连接层将其排列成一个一维向量,即特征向量。全连接层的激活函数同样设置为 ReLU。CNN 层的计算式可表

示为

$$A = f(S \otimes W_3 + b_3) = \text{ReLU}(S \otimes W_3 + b_3) \quad (7)$$

$$B = f(A \otimes W_4 + b_4) = \text{ReLU}(A \otimes W_4 + b_4) \quad (8)$$

$$C = f(B \otimes W_5 + b_5) = \text{ReLU}(B \otimes W_5 + b_5) \quad (9)$$

$$Q = f(C \times W_6 + b_6) = \text{ReLU}(C \times W_6 + b_6) \quad (10)$$

式中:  $W_3$ 、 $W_4$ 、 $W_5$ 、 $W_6$  为权重矩阵;  $b_3$ 、 $b_4$ 、 $b_5$ 、 $b_6$  为偏置;  $\otimes$  为卷积运算符;  $A$ 、 $B$ 、 $C$  分别为三层卷积层的输出值;  $Q$  为全连接层的输出,其长度设为  $j$ ,即  $Q = [q_1 \cdots q_t \cdots q_j]$ 。

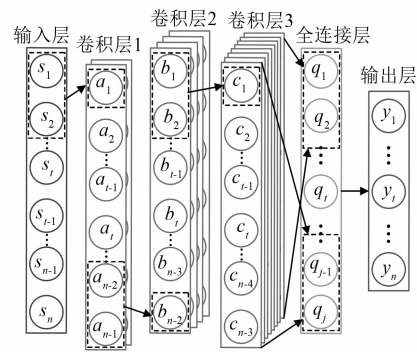


图4 CNN 结构

(4) 输出层。输出层为设计的一个全连接层,主要进行最后的损耗评估,其输入为 CNN 全连接层的输出,设评估损耗值长度为  $m$ ,输出层的输出可表示为  $Y = [y_1 \cdots y_t \cdots y_m]^T$ 。输出层的激活函数同样设置为 ReLU,其计算式如下:

$$y_t = f(q_t \times W_0 + b_0) = \text{ReLU}(q_t \times W_0 + b_0) \quad (11)$$

式中:  $W_0$ 、 $b_0$  为输出全连接层的权重矩阵和偏置向量;  $q_t$  为第  $t$  时刻 CNN 层的输出值;  $y_t$  为第  $t$  时刻输出层的损耗评估值。

文中模型选取 Adam 为优化函数,迭代次数设置为 400,损失函数为均方误差 (MSE),计算式如下:

$$\text{MSE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (12)$$

式中:  $m$  为样本数量;  $y_i$  为实测电机损耗值;  $\hat{y}_i$  为模型评估异步电机损耗值。

### 3 基于三相电压不平衡扰动源的异步电动机损耗试验

本文依靠广东电网科技项目,搭建了 380 V 电能质量综合试验检测平台并进行试验。该平台可实现三相电压/电流不平衡、电压偏差、谐波等电能质量指标自定义高精度输出功能,从而真实模拟实际电网各类典型电能质量问题。

现场试验中使用的异步电动机型号为 YE2-160M-4,具体参数如表 1 所示。图 5 为异步电动机试验电路,图 6 为现场试验接线图。图 5 中 M 为异步电动机;G 为 10 kW STC-10 同步发电机;UR 为整流器;F1、F2 为节点;K1、K2 为开关; $R_F$  为有级调节电阻器, $r_t$  为滑动变阻器;PT、CT 为 0.2S 电压、电流互感器,一次侧按功率三瓦计法接电动机输入端三相电路,二次侧与 Dewetron 录波仪相连;电压扰动源主要通过调节扰动源功率柜、控制柜、高低压开关柜、输入输出联络柜、电压/电流测试接线柜等辅助设施实现不同程度的三相不平衡扰动。另外,在异步电动机转轴上安装图 6 的 JN-DN 型动态扭矩传感器实时检测电动机转矩、转速和输出功率。

表 1 异步电动机参数

参数名称	参数值
额定电压/V	380
额定电流/A	25.2
额定转速/(r·min <sup>-1</sup> )	1 465
额定功率/kW	11
接线方式	三角形接线

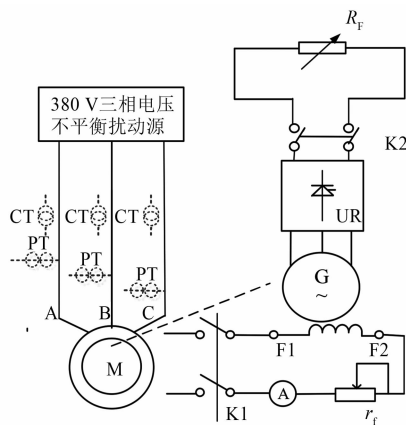


图 5 异步电动机试验电路图

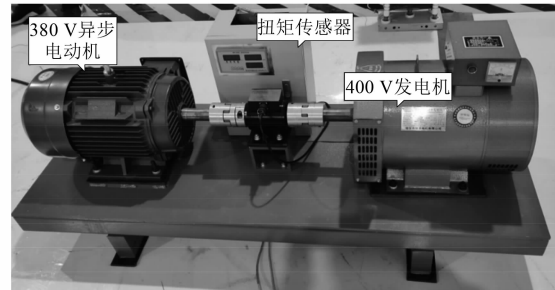


图 6 异步电动机现场试验接线图

具体试验步骤如下。

(1) 设置有级调节电阻器  $R_F$  为 100  $\Omega$  和 40  $\Omega$ ,使异步电动机负载率保持在 33% 和 60% 左右。

(2) 根据国标以及现场试验情况,在维持输入端三相平均电压为标杆电压的情况下,调节扰动源,使三相电压不平衡度在 0~13% 的范围内以 1% 为步长逐渐增加。

(3) 对每单位步长电压不平衡度,读取电压、电流互感器示数以及截取录波仪的各相录波数据并记录下电动机首端电压与电流,计算输入功率  $P_1$  和实际电压不平衡度;读取扭矩传感器示数并记录下电动机转矩、转速和输出功率  $P_2$ ;最后根据下式计算异步电动机损耗  $\Delta P$ :

$$\Delta P = \Delta P_{in} = P_1 - P_2 \quad (13)$$

表 2 为 60% 负载下异步电动机部分实测运行数据,其中  $U_1、U_2、U_3$  为 a、b、c 相对地电压, $I_1、I_2、I_3$  为 a、b、c 相电流。

表 2 异步电动机实测运行数据

三相电压/V			三相电流/A			$\varepsilon/\%$	$\Delta P/W$
$U_1$	$U_2$	$U_3$	$I_1$	$I_2$	$I_3$		
216.0	216.7	217.3	15.2	15.8	15.8	0.3	1 160
224.7	213.2	212.9	20.6	12.1	15.9	3.6	1 285
231.2	210.7	210.1	24.8	10.3	17.2	6.4	1 491
237.4	208.2	206.8	28.9	9.9	19.3	9.3	1 789
243.8	206.5	204.0	33.5	11.2	22.2	12.2	2 342

## 4 仿真分析

### 4.1 数据预处理及误差指标

上一节异步电动机损耗试验中测得异步电动机数据一共为 28 组,即 60% 和 33% 2 种负载情况下,三相电压不平衡度  $\varepsilon$  取 0~13% 时异步电动机

机实测损耗数据,每一组取 100 个数据点,共 2 800 个损耗数据点。为了更好地与实测损耗和等效电路计算损耗进行对比,根据交叉验证原则,将同一负载的 14 组实测数据按顺序分为 7 组,取 6 组作为训练集放入文中模型进行学习和训练,剩余 1 组放进模型测试集进行评估,2 种负载共进行 14 次仿真试验。

为了方便模型的训练和学习,文中采用 min-max 归一化法将输入原始数据归一化在 (-1, 1) 之间,计算式如下:

$$x' = \frac{x - x_{\text{mean}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (14)$$

式中:  $x$  为原始输入异步电动机实测数据;  $x_{\text{mean}}$ 、 $x_{\text{max}}$  和  $x_{\text{min}}$  分别为运行数据平均值、最大值和最小值;  $x'$  为 min-max 归一化预处理后的电机运行数据。

为了验证本文模型的有效性,另外选取 CNN、BP、支持向量回归 (SVR) 和极限学习机 (ELM) 为对比方法。所有模型的输入和训练方式均与本文模型相同,选取平均绝对百分比误差 (MAPE) 作为误差指标来评价模型损耗评估的精度,计算式如下:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (15)$$

式中:  $n$  为损耗评估样本总数;  $\hat{y}_i$  为第  $i$  点模型评估损耗值;  $y_i$  为第  $i$  点实测损耗值。

文中模型采用 Python3.7 软件和 Keras 深度学习框架进行仿真测试。

### 4.2 仿真结果分析

图 7 为注意力机制赋予异步电动机输入特征的权重柱状图,由图 7 可知注意力机制为三相电压不平衡度  $\varepsilon$  和 A 相电流  $I_1$ 、电压  $U_1$  分配了较大的权重,为其余 5 个特征分配了较小的权重,证明  $\varepsilon$ 、 $I_1$ 、 $U_1$  对损耗影响较大,符合现场试验设置的工况以及实测运行数据的特点,验证了注意力机制的有效性。

28 组工况的电机损耗评估结果采用平均值的方式展示,即取同一工况下 100 个数据点的评估结果取平均值作为模型评估结果。各个模型的电机损耗评估结果与实测损耗对比如图 8 所示。

由图 8 的损耗对比可得 Attention-CNN 模型拟合损耗曲线与实测损耗曲线最为贴近,整体评

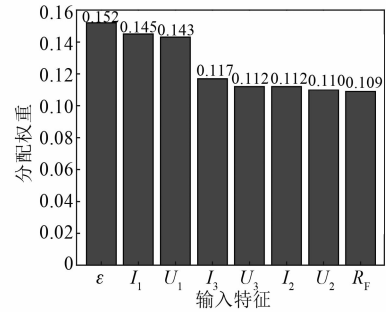


图 7 异步电动机输入特征权重

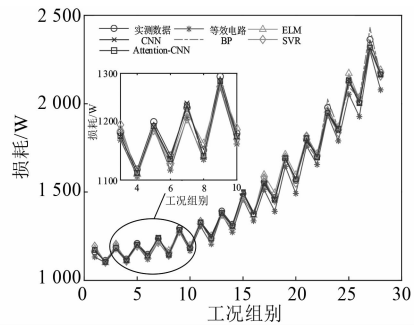


图 8 电机损耗实测值和评估值对比

估效果较好。具体评估误差 MAPE 见表 3、图 9 和图 10,其中表 3、图 9 为 28 组工况下不同模型评估损耗的 MAPE,图 10 为不同模型评估损耗的平均 MAPE。

由表 3、图 9 以及图 10 的 MAPE 对比可得以下结论:

(1) 等效电路模型在三相电压不平衡度小于 4% 时计算异步电动机损耗与实测损耗误差均小于 2%,不平衡度大于 4% 时均小于 6%,证明等效电路模型在计算电动机损耗时具有一定实用性,但是计算精度不稳定;

(2) 与其他 4 种机器学习算法相比,文中方法评估损耗精度最高,其中 60% 负载下 MAPE 平均值相比其他 4 种方法分别降低了 37.5%、49.6%、48.6%、20.9%;33% 负载下 MAPE 平均值相比其他 4 中方法分别降低了 40.9%、43.2%、45.3%、21.5%。Attention-CNN 比其他 4 种机器学习方法在异步电动机损耗评估精度上有明显提升,证明其具有较高的准确性。

(3) 本文在 60% 和 33% 2 种负载,三相电压不平衡度为 0~13% 的工况下进行仿真,验证 Attention-CNN 模型对异步电动机损耗的评估能

表 3 不同模型的评估 MAPE

%

工况组别	三相不平衡度 $\varepsilon$	负载	等效电路	BP	SVR	ELM	CNN	Attention-CNN
1	0	60	2.543	1.316	2.641	1.437	1.161	0.834
2		33	1.071	1.133	0.890	1.124	0.773	0.710
3	1	60	1.158	0.749	1.245	0.563	0.597	0.488
4		33	1.140	0.848	0.982	0.803	0.661	0.598
5	2	60	1.000	0.902	1.274	1.067	0.703	0.629
6		33	2.412	0.898	1.544	0.959	0.750	0.576
7	3	60	1.494	0.753	1.651	0.664	0.712	0.356
8		33	1.543	1.643	1.280	1.020	1.124	0.968
9	4	60	1.579	1.074	1.406	1.198	0.703	0.657
10		33	1.659	0.657	0.893	0.893	0.547	0.438
11	5	60	1.246	0.628	0.839	0.847	0.582	0.476
12		33	2.920	1.377	1.111	0.765	0.862	0.435
13	6	60	1.111	0.812	0.985	2.055	0.769	0.733
14		33	3.307	1.239	0.752	1.292	0.790	0.653
15	7	60	2.059	0.704	1.731	1.536	0.550	0.483
16		33	3.028	0.653	0.493	0.646	0.442	0.363
17	8	60	2.803	0.957	1.445	2.568	0.700	0.565
18		33	5.410	1.191	1.116	1.728	0.885	0.851
19	9	60	2.437	0.652	0.629	1.607	0.617	0.362
20		33	4.774	0.549	1.009	1.947	0.479	0.389
21	10	60	1.945	1.169	1.158	0.880	0.746	0.518
22		33	2.889	0.839	0.616	0.751	0.775	0.428
23	11	60	2.048	2.321	1.952	0.758	1.835	1.542
24		33	3.435	0.556	0.944	0.847	0.469	0.264
25	12	60	3.209	1.239	0.589	2.342	0.853	0.462
26		33	4.324	0.720	1.047	0.586	0.576	0.536
27	13	60	2.683	2.802	2.286	2.015	2.175	1.938
28		33	4.510	0.699	0.878	0.703	0.666	0.483

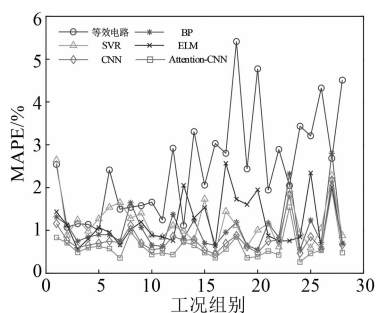


图 9 不同模型 MAPE 对比

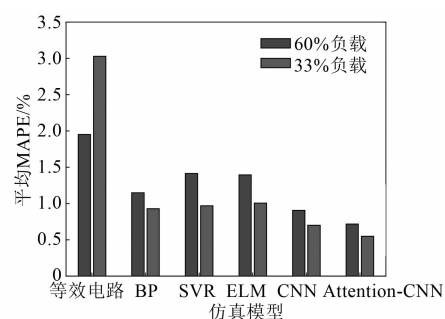


图 10 不同模型平均 MAPE 对比

力以及泛化性。结果表明 Attention-CNN 在三相

电压不平衡影响下异步电动机的损耗评估中具有



一定实用价值。

## 5 结 语

针对等效电路计算三相电压不平衡影响下异步电动机损耗精度不稳定,需要参数过多且模型过于复杂的问题,本文提出了一种基于 Attention-CNN 的异步电动机损耗评估方法,在搭建的现场试验平台开展现场试验并进行仿真分析,得到以下结论:

(1) 注意力机制能够有效分析特征与损耗之间的关系,为重要特征分配较大权重,从而提高模型评估性能;

(2) 与等效电路模型相比,Attention-CNN 只需要少量电动机运行参数而不需要时变的等效电路参数,限制条件少;

(3) 与 BP、SVR、ELM 和 CNN 评估损耗对比,Attention-CNN 评估损耗与实测损耗误差最小,平均误差仅为 0.717% 和 0.549%,具有一定有效性。

### 【参 考 文 献】

- [ 1 ] 蒋利民,孟珺遐,张静,等. 复合电能质量扰动下低压配电网中关键设备附加损耗的解耦分析[J]. 电测与仪表,2019,56(24): 59.
- [ 2 ] 谢荣斌,杜帆,程湘,等. 三相不平衡及谐波对三相四线低压配电网线损的影响[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(21): 22.
- [ 3 ] 冯成,徐长宝,李怀宇,等. 三相电流不平衡及谐波对电网损耗的影响分析[J]. 电气应用,2016,35(13): 47.
- [ 4 ] 张柯,高志强,周雪松,等. 非正弦输入下异步电机损耗计算与分析[J]. 电力系统及其自动化学报,2018,30(5): 28.
- [ 5 ] 赵海森,罗应立,刘晓芳,等. 异步电机空载铁耗分布的时步有限元分析[J]. 中国电机工程学报,2010,30(30): 99.
- [ 6 ] 张文朝,张博,潘捷,等. 基于感应电动机网荷互馈特性的暂态电压失稳机理探析[J]. 电力系统自动化,2017,41(7): 8.
- [ 7 ] 李琼林,代双寅,丁同,等. 基于主客观组合赋权法的低压配电网电能质量能耗综合评估[J]. 电测与仪表,2020,57(12): 52.
- [ 8 ] GAFFOR DBN J R, DUESTERHOEFT W C. Heating of induction motors on unbalanced voltages[J]. Power Apparatus and Systems, Part III. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, 1959, 78(3): 282.
- [ 9 ] 刘晓芳,张元星,赵海森,等. 电网电压三相不平衡时 CVUF 相角因素对异步电机运行性能影响[J]. 电力自动化设备,2014,34(9): 47.
- [ 10 ] 李国栋,金焱,顾强,等. 电能质量扰动对异步电动机特性影响的分析与仿真研究[J]. 继电器,2007(2): 49.
- [ 11 ] 徐飞,史黎明,李耀华. 异步电机在线参数观测及损耗控制策略[J]. 中国电机工程学报,2013,33(6): 112.
- [ 12 ] 张文海,肖先勇,汪颖. 人工智能算法在电能质量领域的应用[J]. 供用电,2020,37(9): 3.
- [ 13 ] 赵向阳,孙科. 基于神经网络的变压器损耗计算方法[J]. 电力科学与工程,2015,31(1): 44.
- [ 14 ] 陈子辉,吴智影,刘贺,等. 基于纵横交叉算法的变压器三相不平衡损耗研究[J]. 电网与清洁能源,2020,36(7): 57.
- [ 15 ] 中国国家标准化管理委员会. 电能质量三相电压不平衡: GB/T 15543—2008[S]. 北京: 中国标准出版社,2008.
- [ 16 ] 陈伟华,李秀英,姚鹏. 电机及其系统节能技术发展综述(待续)[J]. 电机与控制应用,2008(10): 1.
- [ 17 ] 吴非,符嘉晋. 三相不平衡对异步电动机的能效影响研究[J]. 内燃机与配件,2020(8): 83.
- [ 18 ] CINAR Y G, MIRISAE H, GOSWAMI P, et al. Period-aware content attention RNNs for time series forecasting with missing values[J]. Neurocomputing, 2018,312: 177.
- [ 19 ] KUO P H, HUANG C J. A high precision artificial neural networks model for short-term energy load forecasting[J]. Energies, 2018,11(1): 213.