

# 基于 MLP 的船舶柴油发电机组数据建模

李时豪, 肖杨婷, 丁峰, 胡荣辉

(上海船舶设备研究所, 上海 200031)

**摘要:** [目的]为提升船舶柴油发电机组仿真模型在突加、突卸等动态工况下的实时计算能力, 解决传统机理模型在实船部署应用中存在计算复杂和动态响应实时性不足的问题, [方法]提出一种基于物理机制启发的多层感知机 (MLP) 数据驱动建模方法。通过构建与柴油发电机电磁-机电暂态过程相映射的双隐藏层网络拓扑结构, 实现对柴油发电机组直流母线电压和电流的协同快速计算。[结果]该模型能有效捕捉柴油发电机组的非线性动态特性, 在保持机理模型精度的同时提升计算效率。[结论]研究成果为船舶电力系统的实时态势感知与智能管理提供可快速部署的技术支撑。

**关键词:** 船舶发电机; 多层感知机 (MLP); 数据驱动建模; 多输出回归

**中图分类号:** U664.1 **文献标志码:** A **【DOI】** 10.13788/j.cnki.cbgc.2026.03.10

## Data Modeling of Marine Diesel Generator Sets Based on MLP

LI Shihao, XIAO Yangting, DING Feng, HU Ronghui

(Shanghai Marine Equipment Research Institute, Shanghai 200031, China)

**Abstract:** [Purpose] To enhance the real-time computational capability of diesel generator set simulation models under dynamic conditions such as sudden load changes, and to address the issues of computational complexity and insufficient dynamic response timeliness in traditional mechanistic models during ship deployment, [Method] a physics-mechanism-inspired multilayer perceptron (MLP) data-driven modeling method is proposed. By constructing a dual-hidden-layer network topology mapped to the electromagnetic-electromechanical transient process of generators, the approach achieves coordinated rapid calculation of the DC bus voltage and current of diesel generator sets. [Result] The model effectively captures the nonlinear dynamic characteristics of diesel generator sets, improving computational efficiency while maintaining the accuracy of mechanistic models. [Conclusion] The research providing rapid-deployable technical support for real-time situational awareness and intelligent management of ship power systems.

**Key words:** marine generator; multi-layer perceptron (MLP); data-driven modeling; multi-output regression

### 0 引言

船舶综合电力系统被誉为现代船舶的“动力心脏”, 其供电品质与运行稳定性直接关系到全船任务的执行效能和航行安全<sup>[1-2]</sup>。作为该系统的核心供能单元, 船舶柴油发电机组运行于复杂的海洋环境, 其工况多变性与动态严峻性远超陆基系统<sup>[3]</sup>。当面临推进负载瞬时投入、大功率设备紧急停机等突加、突卸工况时, 机组输出功率剧烈波动, 易导致电网母线电压的暂态冲击, 进而威胁系统中高度敏感的电力电子设备<sup>[4-5]</sup>。因此, 构建能快速、准确描述柴

油发电机组在多工况下直流输出特性的高精度模型, 对提升船舶电力系统在线态势感知与实时智能管理<sup>[6-7]</sup>至关重要。

传统的基于物理机理的建模方法描述柴油发电机组的复杂动态特性、非线性负载特性及电力电子变流器<sup>[8]</sup>的开关行为往往存在模型复杂、参数辨识困难、计算效率低下等问题<sup>[9-10]</sup>。近年来, 数据驱动方法为解决这一难题提供了新的视角。该方法不依赖对象的精确物理方程, 而是直接从历史运行数据中挖掘输入与输出之间的内在映射关系, 特别适

收稿日期: 2025-09-01; 修回日期: 2025-12-17

作者简介: 李时豪 (1999—), 男, 硕士研究生。研究方向: 船舶综合电力系统。

合处理船舶电力系统等非线性、强耦合的系统<sup>[11]</sup>。多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP)<sup>[12-14]</sup>以其强大的非线性拟合能力与泛化性能, 在故障检测<sup>[15]</sup>、电力负荷预测<sup>[16]</sup>、设备状态监测<sup>[17-18]</sup>等领域取得显著成效。MLP通过多层神经网络的级联结构, 能以任意精度逼近任何连续函数, 为复杂动态系统的数据建模提供了理想工具。然而, 将MLP直接应用于船舶直流发电机组的数据建模仍面临若干关键问题亟待探索: 1) 现有研究多聚焦交流系统的频率或有功功率等单变量建模, 对现代船舶综合电力系统中广泛采用的直流发电机组, 考虑转速、电压、电流的多参数协同数据建模方法研究尚不充分; 2) 船舶典型突加、突卸工况的动态过程极快, 传统单层MLP结构难以协同捕捉快速的电磁暂态与缓慢机电暂态这2个主导时间尺度的物理过程, 须结合对象物理特性进行网络结构的针对性优化。针对上述挑战, 本文提出一种基于物理启发的双隐藏层MLP建模方法, 旨在实现对电压、电流的同步、快速、精准计算。

进一步构建面向船舶直流发电机组的深度MLP多输出数据模型, 重点探索其在突加、突卸等动态工况下的电压、电流同步计算能力。该模型具有轻量化、实时性、准确性等特性, 可将其嵌入船舶电力系统的数字孪生平台, 通过其高效快速的仿真能力, 将传统的“事后反应”式管理提升为“实时预防”式管理, 为船舶电力系统的实时态势感知与智能管理提供关键技术支撑。

## 1 船舶发电机机理模型与数据集构建

### 1.1 机理模型构建

当前, 柴油发电机组实际运行数据的获取面临多方面困难, 导致可用于数据驱动建模的样本在数量与质量上均存在明显不足, 具体表现: 1) 现场可采集的有效数据总量有限, 且涵盖的工况以稳态运行为主, 难以支持模型充分学习突加、突卸等复杂动态过程的映射关系; 2) 受传感器精度、采集系统与船载运行环境影响, 部分关键信号存在大量无效零值、异常缺失或噪声干扰, 严重影响特征提取与模型训练的稳定性。虽然可通过机理模型生成数据弥补上述不足, 但机理模型本身计算复杂、依赖特定仿真环境, 难以直接部署于船载嵌入式系统进行实时计算与决策。因此, 在上述数据可获性与计算实时性的双重约束下, 构建一种兼顾计算效率与部署可行性的轻量化MLP模型, 成为实现船舶电力系统在线智能感知与管理的一条可行技术路径。

为构建数据驱动模型的训练数据集, 基于物理机理建立船舶柴油发电机组仿真模型。该模型作为后续MLP模型的数据来源, 旨在最终形成一个计算高效、便于集成的轻量化模型, 以弥补机理模型在

实船部署中计算效率方面的不足。机理模型的核心由同步发电机本体、六脉波整流器、励磁系统及调速系统构成。

同步发电机采用8阶详细模型, 以描述其电磁与机电暂态过程。在 $abc$ 坐标系下, 发电机的电压与磁链方程见式(1)和式(2)

$$\mathbf{u}_{abc/DQ} = \frac{d\boldsymbol{\Psi}_{abc/DQ}}{dt} + \mathbf{R} \cdot \mathbf{i}_{abc/DQ} \quad (1)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_{abc/DQ} = \mathbf{L}(\theta_r) \cdot \mathbf{i}_{abc/DQ} \quad (2)$$

式中:  $f$ 为励磁绕组; 阻尼绕组用2个等值绕组 $D$ 和 $Q$ 来替代,  $D$ 位于纵轴向,  $Q$ 位于横轴向;  $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{i}$ 分别为各绕组的端电压和电流向量;  $\boldsymbol{\Psi}$ 为磁链向量;  $\mathbf{R}$ 为绕组电阻对角矩阵,  $\mathbf{L}(\theta_r)$ 为随转子位置 $\theta_r$ 变化的电感矩阵, 包含绕组间的耦合关系。

直接求解上述方程组的计算复杂度较高。为此, 通过Park变换将模型从 $abc$ 静止坐标系转换到与转子同步旋转的 $dq$ 坐标系。经过变换, 方程中的时变电感矩阵转换为常系数矩阵, 极大地降低数值仿真的复杂度。变换后电压与磁链方程见式(3)和式(4)。

$$\begin{bmatrix} u_d \\ u_q \\ u_0 \\ u_f \\ u_D \\ u_Q \end{bmatrix} = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_d \\ \Psi_q \\ \Psi_0 \\ \Psi_f \\ \Psi_D \\ \Psi_Q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\omega_r \Psi_q \\ \omega_r \Psi_d \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \mathbf{R}_{dq} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ i_0 \\ i_f \\ i_D \\ i_Q \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \Psi_d \\ \Psi_q \\ \Psi_0 \\ \Psi_f \\ \Psi_D \\ \Psi_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_d & 0 & 0 & L_{md} & L_{md} & 0 \\ 0 & L_q & 0 & 0 & 0 & L_{mq} \\ 0 & 0 & L_0 & 0 & 0 & 0 \\ L_{md} & 0 & 0 & L_f & L_{md} & 0 \\ L_{md} & 0 & 0 & L_{md} & L_D & 0 \\ 0 & L_{mq} & 0 & 0 & 0 & L_Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ i_0 \\ i_f \\ i_D \\ i_Q \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(3)和式(4)中: 下角标 $f$ 为励磁绕组; 0为坐标变换后的0轴分量;  $\omega_r$ 为转子瞬时电角速度;  $L_m$ 为互感。

励磁系统采用包含PID控制器的自动电压调节器进行建模, 其动态特性用1阶惯性环节描述, 见式(5), 并引入电压-功率下垂控制来模拟多机组并联运行时的功率分配, 见式(6)。调速系统的执行机构动态简化为1个惯性环节, 并用延时环节进行模拟。柴油机及其执行机构的动态特性用2阶模型来表征, 以确保负载变化时转速稳定。

$$G_c(s) = \frac{1}{T_c s + K_c} \quad (5)$$

$$V_{dc} = V_{dc,ref} - KP \quad (6)$$

式(5)和式(6)中:  $G_c(s)$ 为调速系统执行机构的传递函数;  $T_c$ 为时间常数, 取0.02;  $K_c$ 为放大系数,

取1.00;  $V_{dc}$ 为输出电压;  $V_{dc,ref}$ 为直流母线参考电压;  
 $K$ 为下垂系数;  $P$ 为输出功率。

根据文献[17]得到同步发电机的建模参数见表1。

表 1 同步发电机建模参数

Tab. 1 Modeling Parameters of Synchronous Generator

参数	数值	参数	数值
功率/MW	2.8	电枢绕组电阻/ p.u	0.004 777
电压/ V	690	励磁绕组电阻/ p.u	0.001 197
频率/ Hz	50	电枢漏抗/ p.u	0.068 1
极数	4	直轴同步电抗/ p.u	0.983 6
交轴同步电抗/ p.u	0.494 4	直轴瞬态短路时间常数/ p.u	0.509 5
直轴瞬态电抗/ p.u	0.208 99	直轴超瞬态短路时间常数/ p.u	0.003 084
直轴超瞬态电抗/ p.u	0.110 99	交轴超瞬态短路时间常数/ p.u	0.002 609
交轴超瞬态电抗/ p.u	0.163 79		

根据以上内容,在Cloudpss仿真平台上开展了柴油发电机组的空载、突加和突卸负载试验。Cloudpss是一款功能强大的、具备云计算与并行计算等先进技术的电磁暂态仿真工具。基于前述参数,利用Cloudpss仿真平台提供的三相同步发电机8阶模型进行建模,并分别对空载工况、突加负载工况和突

卸负载工况进行仿真。模型整体结构见图1,图1中:  
 $T_{m1}$ 为转矩;  $S$ 为发电机三相电压输出端;  $E_{f1}$ 为励磁电压;  $I_{abc}$ 为三相电流;  $V_a$ 为线电压;  $V_{dc}$ 为输出直流电压;  
 $I_{dc}$ 为输出直流电流。在此基础上完成了空载运行、短路运行及加载运行的仿真试验。

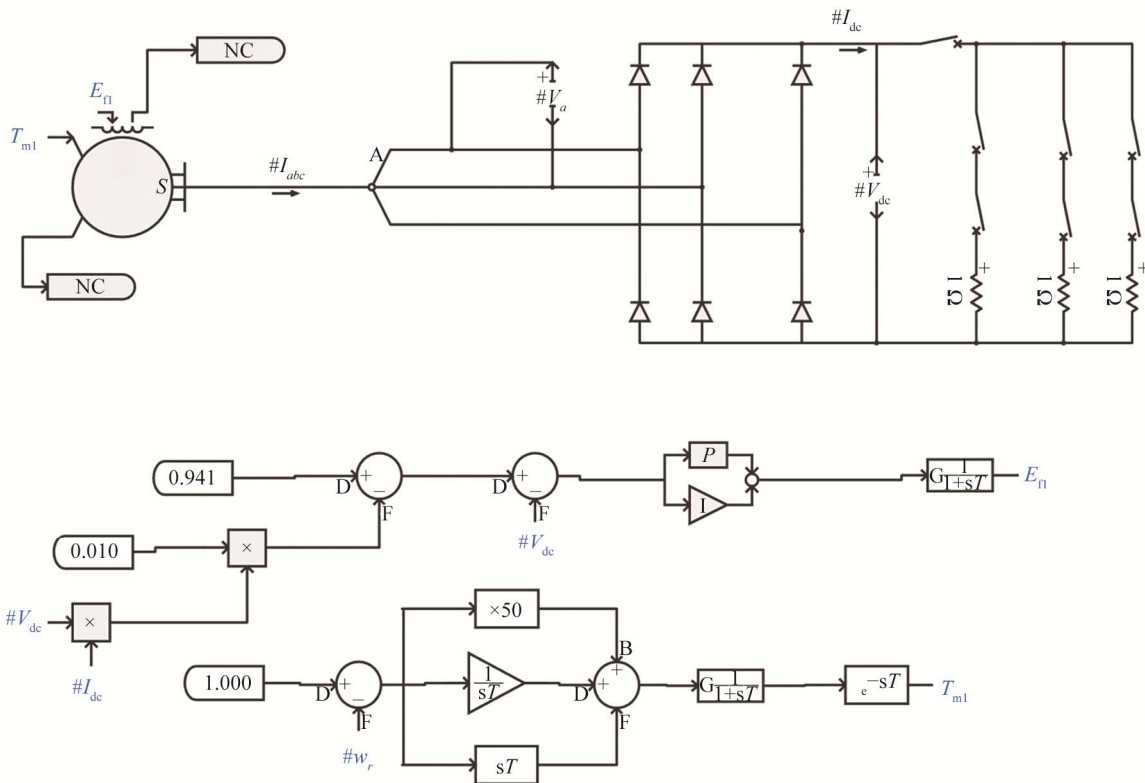


图 1 仿真模型结构图

Fig. 1 Simulation Model Structure Diagram

### 1.1.1 空载试验

在对发电机组进行空载试验的过程中,额定电压为690 V,仿真得到的交流电压峰值为975 V。同

步发电机经三相不控整流后,计算得到直流电压为931.5 V。仿真平台输出的波形数值与计算值一致,直流侧电流在1个周期内呈现6个脉波,符合六脉波

整流的特点, 相应波形见图2和图3, 图3以 $U_{ab}$ 为例。

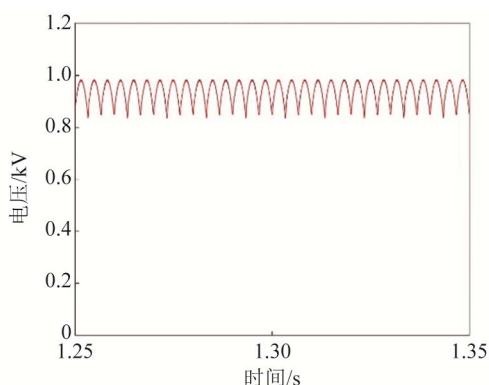


图2 输出直流电压波形

Fig. 2 Output DC Voltage Waveform

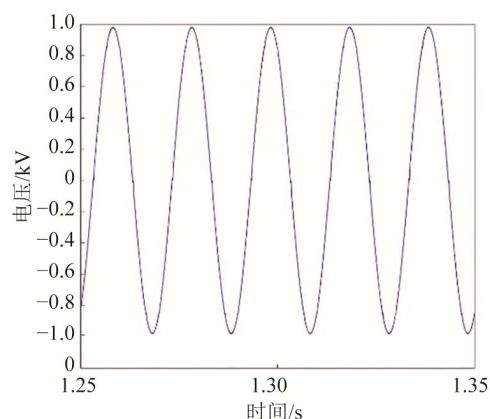


图3 输出交流电压波形图

Fig. 3 Output AC Voltage Waveform Diagram

### 1.1.2 加载试验

对三相同步发电机进行三级加载试验, 每次加载866 kW, 3次加载完成后全部突卸, 观察输出波形的变化。加载过程中可知, 模型在每次加载瞬间均出现电压跌落, 随后在励磁系统的调节下恢复到正常值; 输出电流从空载时刻的0 A提升至900 A, 以满足负载的变化需求, 输出波形见图4和图5。

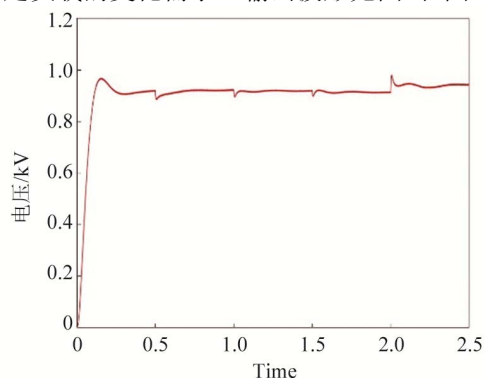


图4 直流电压波形

Fig. 4 DC Voltage Waveform

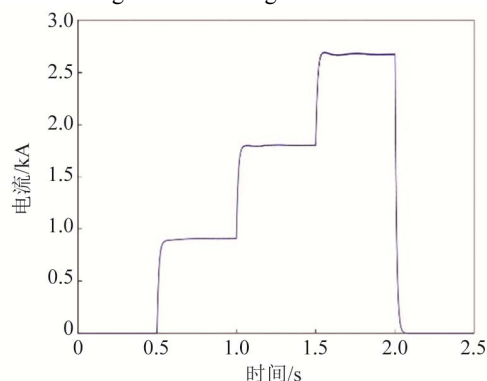


图5 直流电流波形

Fig. 5 DC Current Waveform

通过仿真结果可知, 母线电压为931 V。一级加

载后电压根据下垂特性跌落至922 V, 瞬时电压跌落幅度为3%; 二级加载后电压跌落至913 V, 三级加载后电压进一步降至905 V。当3次加载后突卸全部负载时, 电压超调量为5%。结果表明, 模型输出的直流母线电压、电流等关键指标与参考文献中的仿真结果高度吻合, 验证该机理模型在移植至Cloudpss平台后具有较好的仿真准确性和运行稳定性, 为其作为MLP训练数据源奠定可靠基础。

## 1.2 数据集构建

### 1.2.1 数据采集

为训练和评估MLP模型, 并确保模型在常见工况下具有良好的拟合能力与泛化性能, 设计了涵盖多种负载变化模式的工况。利用Cloudpss平台上的机理模型模拟发电机组在空载、突加、突卸负载及双机并联等多种工况下的动态响应, 为MLP模型提供训练所需数据。采样频率设为20 kHz, 仿真步长为0.000 1 s, 以确保快速暂态过程被有效捕捉。采集原始变量转矩、转速和励磁电压作为模型输入特征, 直流母线电压和输出电流作为模型输出。数据按规范严格划分为训练集、验证集和测试集。

### 1.2.2 数据预处理

为消除多源特征间的量纲差异, 并缓解动态过程中变量剧烈波动对模型训练稳定性的影响, 对转矩、转速和励磁电压等单极性参数进行min-max线性归一化, 将原始值映射至[0, 1], 具体转换为

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (7)$$

式中:  $x_{\text{norm}}$ 为归一化后的值;  $x$ 为原始数据;  $x_{\text{min}}$ 为数据集中的最小值;  $x_{\text{max}}$ 为数据集中的最大值。

直流母线电压与输出电流在突加、突卸工况下动态范围大、波动显著, 直接归一化易导致训练过程不稳定。为此, 对2个输出变量分别作如下处理: 首先, 确保输出值为非负, 随后施加自然对数变换

$\ln(1+y)$ , 其中 $y$ 表示原始数据, 以压缩其动态范围、平滑波动, 从而增强模型对动态过程的拟合能力; 其次, 将变换后的电压、电流通过 $\min$ - $\max$ 归一化映射至 $[0, 1]$ , 进一步统一输出尺度。可表示为

$$y'_1 = \ln[1 + \max(y_1, 0)] \quad (8)$$

$$y'_2 = \ln[1 + \max(y_2, 0)] \quad (9)$$

$$\mathbf{Y}_{\text{norm}} = \text{minmaxScaler}([y'_1, y'_2]^T) \quad (10)$$

式(8)~式(10)中:  $y_1$ 为电压原始数据;  $y_2$ 为电流原始数据;  $\mathbf{Y}_{\text{norm}}$ 为归一化后的电压、电流向量。

### 1.2.3 数据划分

将采集和预处理后的数据划分为训练集、验证集和测试集。训练集用于模型参数学习, 数据通过机理模型模拟以下3组不同的负载突加与突卸工况, 得到负载变化序列: 1) 0%→40%→70%→100%→70%→40%→0%; 2) 0%→25%→50%→100%→50%→25%→0%; 3) 0%→33%→66%→100%→66%→33%→0%。每组工况生成35 000个时间步长的样本, 共计105 000个样本, 其中80%作为训练集。每个样本的输入特征包括转矩、转速和励磁电压, 输出目标为直流母线电压和输出电流。

验证集从与训练集相同分布的样本中抽取20%, 用于训练过程中的超参数调优与早停判断。该部分数据来自训练集中未使用的独立片段, 以确保模型不会过拟合训练集。

测试集用于最终、无偏地评估模型泛化性能, 由一个训练集中从未出现的新负载序列构成: 0%→20%→80%→100%→80%→20%→0%。该工况同样生成35 000个样本, 输入与输出格式与训练集一致。测试集完全独立于训练数据, 可公正检验模型对未知工况的泛化能力。

## 2 柴油发电机组数据建模方法

### 2.1 多层感知机

为构建适用于船舶柴油发电机组高动态特性的数据模型, 本文采用MLP作为核心架构。MLP是一种强大的非线性函数逼近器, 通过多层神经网络的级联变换, 能从数据中学习复杂的输入-输出映射关系, 适用于船舶柴油发电机组这类非线性动态系统的建模。传统单隐藏层结构可能存在参数冗余和训练不稳定的问题。为此, 本文提出一种双隐藏层MLP网络结构, 其拓扑结构见图6。图6中:  $x_{123}$ 为输入层的3个参数;  $a_{123h}$ 为第1隐藏层的神经元个数;  $b_{123i}$ 为第2隐藏层神经元个数,  $y_{12}$ 为2个输出参数, 该设计不仅提升了模型容量, 还与发电机组的物理特性形成对应: 船舶柴油发电机组的动态响应通常包含快速的电磁暂态过程和相对缓慢的机电暂态过程。本文的双隐藏层结构形成分层信息处理通道: 第1

隐藏层靠近输入层, 设置较多神经元, 主要捕捉快速的、局部的电磁变化; 第2隐藏层基于初级特征, 模拟由励磁与调速系统主导的慢速机电调节动态。这种分层机制使模型能协同学习不同时间尺度的物理现象, 从而更精准地复现系统整体动态响应。通过结构优化, 该设计在保证模型表达能力的同时减少了参数冗余, 实现了表达能力与泛化性能间的良好平衡。

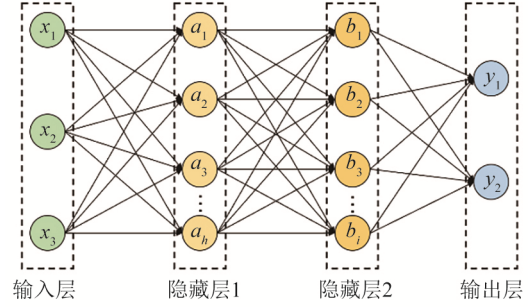


图6 多层感知机结构图

Fig. 6 Multi Layer Perceptron Structure Diagram

隐藏层均采用ReLU作为激活函数, 以有效缓解梯度消失问题并提升训练效率。输出层设置2个使用线性激活函数的神经元, 分别对应直流母线电压和输出电流, 以实现多输出回归。

### 2.2 模型评价指标

在船舶柴油发电机组数据模型的性能验证中, 采用4类核心指标定量评估其回归精度:

均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 是指输出值与真实值偏差平方的平均值, 数学表达式 $R_{\text{MSE}}$ 为

$$R_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (11)$$

式中:  $y_i$ 为输出值;  $\hat{y}_i$ 为真实值。

MSE的核心特性在于平方放大效应: 较大误差呈指数级放大, 对小误差宽容但对异常值较为敏感。训练过程中反向传播梯度与误差成正比, 使模型优先修正偏差较大的样本。

平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 计算绝对误差的平均值, 数学表达式 $R_{\text{MAE}}$ 为

$$R_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (12)$$

决定系数 (R-Squared,  $R^2$ ) 衡量模型解释的目标变量变异比例, 数学表达式 $R^2$ 为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

分子部分为真实值与输出值的平方差之和; 分母部分为真实值与均值的平方差之和。

### 2.3 模型训练流程

在python平台上对所提模型进行验证, 选用柴油发电机组的3组加载工况作为训练集, 包含转矩、转速、励磁电压、输出电压和输出电流5个参数, 每个参数共35 000个数据点。

预处理完成后, 进行网络搭建, 选择训练模型使用的网络结构, 初始化相关参数, 随后开展模型训练。训练过程中持续输出损失函数数值, 以判断模型收敛情况。若出现发散趋势, 可及时终止训练并调整模型参数。完整的训练流程见图7。

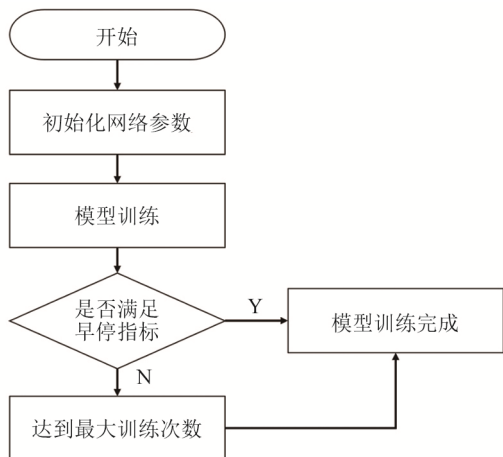


图7 模型训练流程图

Fig. 7 Model Training Flowchart

## 3 试验结果分析

### 3.1 试验设置

为系统验证所构建的双隐藏层MLP模型在船舶柴油发电机组动态特性建模中的有效性与泛化能力, 本章基于第2.1节已验证的机理模型, 采用典型负载扰动序列对发电机组动态行为进行数据采集与模型测试。

为对比不同模型对发电机组动态过程的仿真能力, 本文对机理模型、单隐藏层MLP网络和双隐藏层MLP网络3种模型进行试验对比。机理模型: 其输出作为评估数据驱动模型精度的基准真值。单隐藏层MLP网络: 该模型除隐藏层数量外, 总参数量与本文所提模型保持在同一量级, 以确保对比的公平性, 用于探究网络深度对性能的影响。双隐藏层MLP网络: 本文重点评估的实现方案, 用于验证深度MLP在船舶柴油发电机组数据建模中的综合性能。采用均方误差MSE、平均绝对误差MAE和决定系数 $R^2$ 作为定量评价指标。试验使用第3.3节构建的测试集(全新0%→20%→80%→100%→80%→20%→0%加载工况)进行最终评估, 以检验模型对未知工况的泛化能力。

### 3.2 整体性能验证与分析

将测试集的转矩、转速和励磁电压作为模型输

入, 2种MLP模型的电压电流输出分别见图8和图9。各模型在测试集上的性能指标见表2。

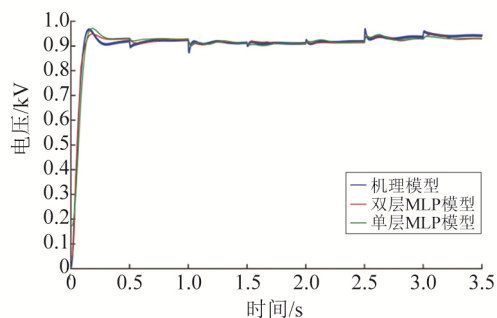


图8 3种模型电压输出对比图

Fig. 8 Comparison Diagram of Voltage Output of 3 Models

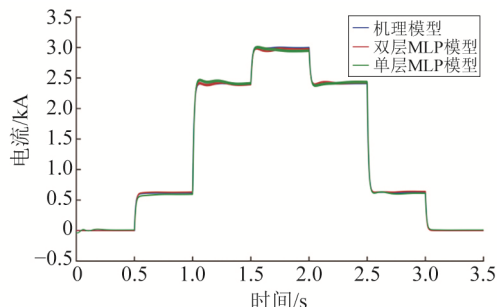


图9 3种模型电流输出对比图

Fig. 9 Comparison Diagram of Current Output of 3 Models

表2 模型在测试集上的性能对比

Tab. 2 Comparison of Performance of Models on the Test Set

模型	输出变量	$R_{MSE}$	$R_{MAE}$	$R^2$
单隐藏层 MLP	电压	0.021 0	0.011	0.953
	电流	0.022 0	0.017	0.999
双隐藏层 MLP	电压	0.009 5	0.006	0.990
	电流	0.011 8	0.007	0.999

由表2可知, 2种MLP模型在电压和电流的性能指标上都取得了极高的 $R^2$ 值, 同时MSE和MAE均处于较低水平。这表明基于MLP的数据驱动方法能以较高的精度学习并复现船舶柴油发电机组的复杂动态特性, 其输出结果与机理模型高度吻合。与单隐藏层结构相比, 双隐藏层MLP在各项指标上均表现更优, 尤其在输出电压方面 $R^2$ 提升显著, 说明其具有更强的非线性表征能力与动态拟合精度。值得注意的是, 在计算效率方面, 在相同硬件平台上, 当仿真3.50 s动态过程时, 本文采用的机理模型耗时约0.21 s, 训练好的双隐藏层MLP模型完成相同时长的仿真仅需约5 ms, 计算速度提升>42倍。MLP模型在几乎保持相同精度的前提下, 克服了机理模型计算复杂、实时响应较慢的瓶颈, 展现出在线实时仿真的工程应用潜力。

为进一步考查模型的动态响应性能, 对输出电压和电流这两个关键参数进行细节对比分析。3种模

型的电压与电流局部放大对比结果分别见图10和图11,电压与电流的输出误差分析分别见图12和图13。

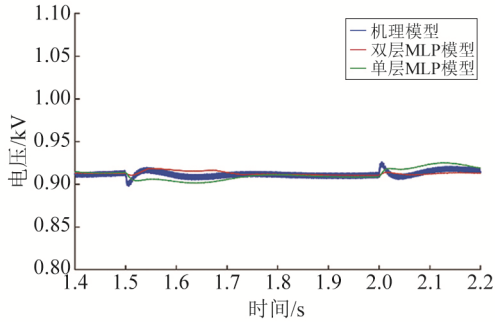


图 10 电压局部放大图

Fig. 10 Partial Voltage Magnification Diagram

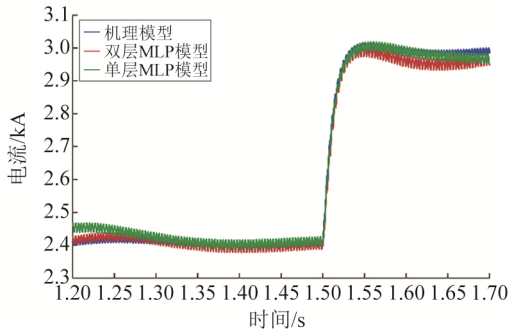


图 11 电流局部放大图

Fig. 11 Local Magnification of Current

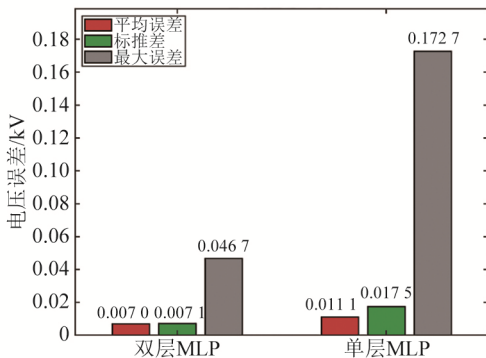


图 12 电压误差分析

Fig. 12 Voltage Error Analysis

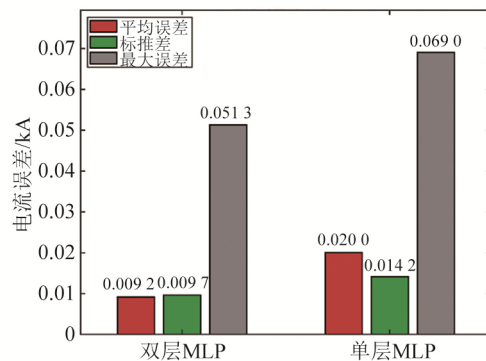


图 13 电流误差分析

Fig. 13 Analysis of Current Error

当负载变化时,双隐藏层MLP的输出曲线与真实值高度吻合,能准确复现电压的动态变化及电流的上升速率和峰值;单隐藏层MLP则出现明显的超调与响应滞后。误差统计分析显示,双隐藏层模型在电压、电流2个输出参量上的平均误差、标准差和最大误差均小于单隐藏层模型。这表明双隐藏层结构能更好地捕捉船舶柴油发电机组在快速暂态过程中的非线性动态特性。

### 3.3 动态性能分析

为验证模型在更复杂运行场景中的性能,进一步开展双机并联试验。试验中2台同型发电机组通过直流母线并联,在二级加载后,2号发电机组进行并车操作,测试负载突变和机组并联时的电压与电流变化过程。2台机组的输出电压波形见图14和图15,并车后2台机组的输出电压均保持较稳定。双层网络模型的性能在动态过程中表现更优,这一结论可从相关的误差分析中得到进一步验证,见图16和图17。

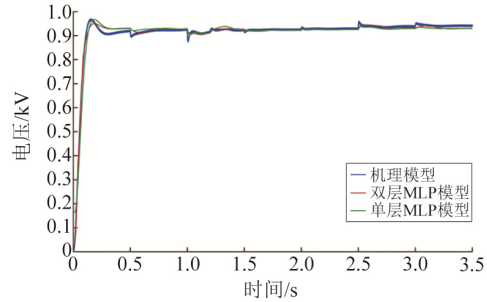


图 14 1号机电压波形

Fig. 14 Voltage Waveform of Unit 1

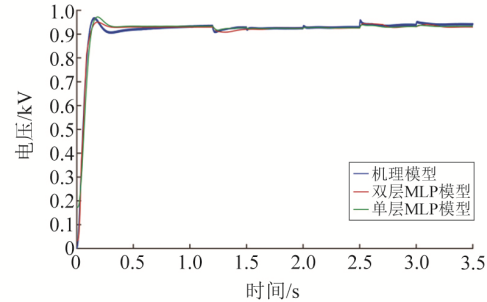


图 15 2号机电压波形

Fig. 15 Voltage Waveform of Unit 2

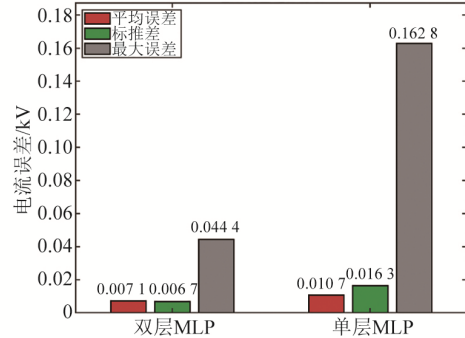


图 16 1号机电压误差

Fig. 16 Voltage Error of Unit 1

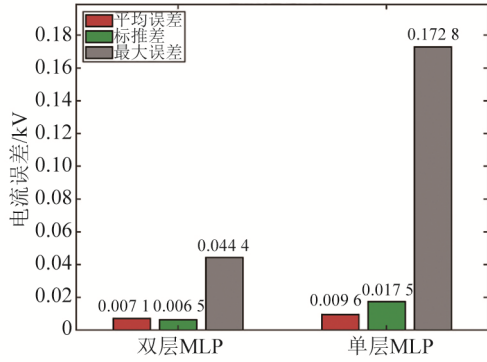


图 17 2号机电压误差

Fig. 17 Voltage Error of Unit 2

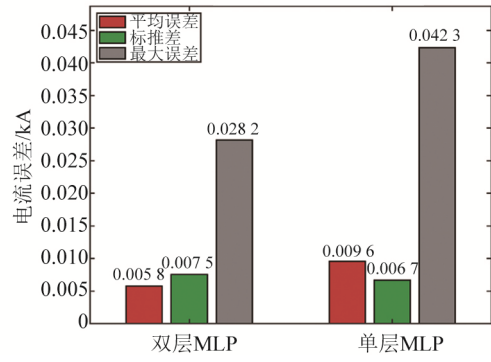


图 21 2号机电流误差

Fig. 21 Current Error of Unit 2

图18~图21为2台机组的电流输出波形和误差统计分析结果。

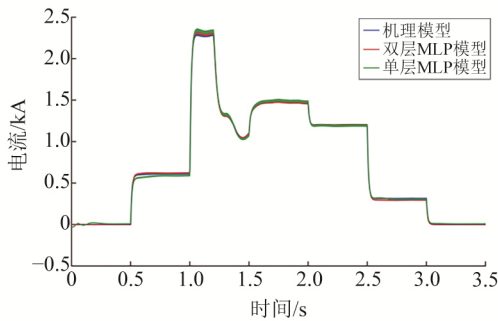


图 18 1号机电流波形

Fig. 18 Current Waveform of Unit 1

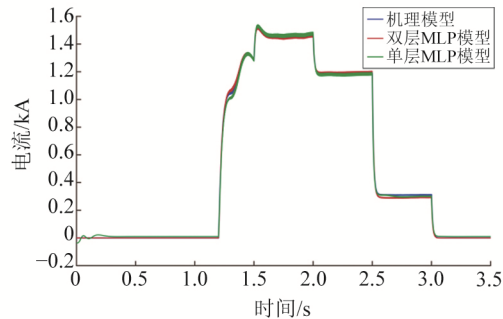


图 19 2号机电流波形

Fig. 19 Current Waveform of Unit 2

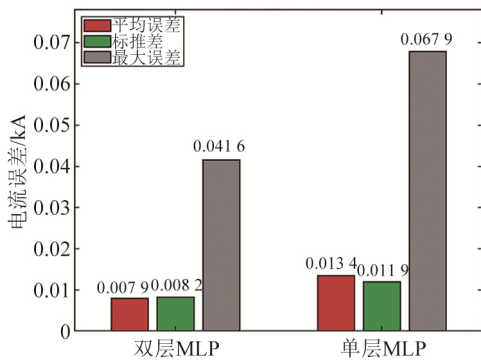


图 20 1号机电流误差

Fig. 20 Current Error of Unit 1

由图 18~图 21 可知: 在 1.2 s 时 2 号机组并联后, 1 号机组的电流快速下降, 同时 2 号机组的电流上升, 直到 2 台机组的输出电流趋于一致, 完成机组的功率均分。在后续的两级加载中, 2 台机组的电流可保持同步变化, 这表明该模型可描述双机并联时的功率分配特性, 对发电机组的输出电压和电流具有良好的表征能力。

#### 4 结论

本文针对船舶柴油发电机组仿真在多变工况下传统机理模型计算复杂、实时性不足的问题, 系统研究并验证了一种基于 MLP 的数据驱动建模方法。同时, 提出并构建了一套多输入-多输出的双隐藏层 MLP 建模框架, 结合专门设计的数据预处理与训练策略, 实现了对船舶柴油发电机组直流母线电压和输出电流的同步快速计算。本文为后续实船应用奠定了基础, 下一步计划部署数据采集系统, 实时获取实船柴油发电机组的转矩、转速、励磁电压及直流母线电压、电流等关键信号。系统采样频率不小于 10 kHz, 数据存储容量预计可支持至少 6 个月的连续运行记录, 以满足模型进一步训练与在线自适应更新的需求, 从而为船舶直流电力系统的实时态势感知、智能决策与健康健康管理提供可靠的技术支撑。

#### 参考文献:

- [1] 马伟明, 肖飞, 马凡. 舰船综合电力系统研究进展与应用建议[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(17): 6761-6775.  
MA W M, XIAO F, MA F. Research Progress and Application Suggestions on Ship Integrated Power System [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2024, 44(17): 6761-6775.
- [2] YIN Z, FENG J, SONG K. Modeling and Simulation of Medium Voltage Power System of a Ship Type[C]// 2023 3rd International Conference on New Energy and Power Engineering. 2023.

- [3] 薛敏涓, 曹爽, 肖杨婷, 等. 船舶电力系统闭环运行保护技术综述[J]. 船舶工程, 2024, 46(8): 93-100.  
XUE M J, CAO S, XIAO Y T, et al. Overview of Closed Loop Operation Protection Technology for Ship Power System[J]. Ship Engineering, 2024, 46(8): 93-100.
- [4] 罗乐. 船舶电力系统建模与控制[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2011.  
LUO L. Modeling and Control of Ship Power System [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2011.
- [5] 胡斌, 田野, 徐少刚. 混合动力船舶变换器建模与协同控制[J]. 船舶工程, 2025, 47(增刊 1): 653-659.  
HU B, TIAN Y, XU S G. Modeling and Collaborative Control of Hybrid Ship Transformers[J]. Ship Engineering, 2025, 47(Suppl. 1): 653-659.
- [6] 崔宏轩, 高岚. 基于深度强化学习的柴电混合动力船舶能量管理策略[J]. 船舶工程, 2025, 47(8): 8-17.  
CUI H X, GAO L. Energy Management Strategy for Diesel Electric Hybrid Ships Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Ship Engineering, 2025, 47(8): 8-17.
- [7] 阮计连, 房康宁, 徐魁. 基于工况预测和局部均值分解的燃料电池动力船舶能量管理策略[J]. 船舶工程, 2025, 47(8): 18-27.  
RUAN J L, FANG K N, XU K. Energy Management Strategy for Fuel Cell Powered Ships Based on Condition Prediction and Local Mean Decomposition [J]. Ship Engineering, 2025, 47(8): 18-27.
- [8] 陈玉, 郑钰, 王祯. 船舶电力系统模块化多电平变换器改进控制策略[J]. 船舶工程, 2025, 47(增刊 1): 629-634.  
CHEN Y, ZHENG Y, WANG Z. Improved Control Strategy for Modular Multilevel Converter in Ship Power System[J]. Ship Engineering, 2025, 47(Suppl. 1): 629-634.
- [9] JENSSEN M, SUUL J A. Model Predictive Control of a Variable Speed Diesel Generator Interfaced to an AC Ship Power System as a Virtual Synchronous Machine[C]//2021 IEEE International Future Energy Electronics Conference. 2021.
- [10] 李宣伯, 王雪怡, 丛洪浩. 基于随机森林算法的电力调度自动化技术研究[J]. 电气技术与经济, 2025(5): 27-29.  
LI X B, WANG X Y, CONG H H. Research on Power Dispatching Automation Technology Based on Random Forest Algorithm[J]. Electrical Technology and Economics, 2025(5): 27-29.
- [11] 陈冠宇, 杨鹏, 陈宁. 基于随机森林算法的船舶电站故障诊断[J]. 船舶工程, 2023, 45(1): 116-119.  
CHEN G Y, YANG P, CHEN N. Fault Diagnosis of Ship Power Station Based on Random Forest alGorithm [J]. Ship Engineering, 2023, 45(1): 116-119.
- [12] PUTRA F R, HERNANDA I G N S, FAHMI D. The Utilization of Multi-Layer Perceptron (MLP) as a Diagnostic Tool for Dielectric Testing on Stator Winding Insulation to Improve the Generator's Reliability[C]//2025 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications. 2025.
- [13] VERDUZCO A, PÁRAMO B P, GONZALEZ-LONGATT F, et al. Detection and Identification of Generator Disconnection Using Multi-Layer Perceptron Neural Network Considering Low Inertia Scenario[C]//2022 IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics. 2022.
- [14] 张波, 杨轶涵, 胡锡燎, 等. 基于隔离森林-MLP 的输变电工程量智能评估方法[J]. 浙江电力, 2023, 42(8): 60-67.  
ZHANG B, YANG Y H, HU X L, et al. Intelligent Evaluation Method for Power Transmission and Transformation Engineering Quantity Based on Isolated Forest MLP[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(8): 60-67.
- [15] MASOUMI Z, MOAVENI B. Data-Driven Fault Diagnosis Approach for Synchronous Generators [C]//IEEE Open Journal of Industry Applications. 2025.
- [16] 杨珂, 王鑫, 凌佳杰, 等. 基于物理信息神经网络的同步发电机建模[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(12): 4924-4933.  
YANG K, WANG X, LING J J et al. Modeling of Synchronous Generator Based on Physical Information Neural Network[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2024, 44(12): 4924-4933.
- [17] 陈成功. 船电系统中同步发电机的建模与仿真研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.  
CHEN C G. Modeling and Simulation Study of Synchronous Generator in Ship Power System [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2011.
- [18] 周云浩, 杨宝杰, 刘丹, 等. 基于随机森林算法的电力工程数据预测分析建模与仿真[J]. 电子设计工程, 2024, 32(4): 103-106.  
ZHOU Y H, YANG B J, LIU D et al. Modeling and Simulation of Power Engineering Data Prediction and Analysis Based on Random Forest Algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(4): 103-106.