

基于深度学习的电力系统低频振荡模式识别及抑制

李祺玥

重庆移通学院 德国工程学院, 重庆 401520

摘要:目的 针对传统电力系统低频振荡识别方法在非线性和复杂工况下表现受限的问题,提出一种新型深度学习识别模型,以实现振荡模式的精准识别和有效抑制,从而保障电力系统安全稳定运行。方法 构建结合深度置信网络(DBN)与 Softmax 分类器的识别模型,利用 DBN 逐层预训练与整体微调的方式提取运行数据的深层特征,借助 Softmax 分类器完成模态识别;在此基础上,结合 Prony 方法进行模态参数估计,并且构建振荡趋势预测模型以及电力系统稳定器(PSS)参数调整机制,形成“识别-估计-预测-控制”的完整闭环。结果 该模型在多种复杂工况下均表现出良好的适应性,识别准确率得到显著提升,验证了结合深度学习与传统算法在处理低频振荡问题上的有效性,获得了具体量化的识别精度与抑制效果数据。结论 在诊断与控制实际电力系统振荡模式的情况下,该研究提出的方法提供了一种新型、高效的解决方案,对未来提升电力系统稳定性具有重要的工程应用价值。

关键词:深度学习;电力系统;低频振荡识别;低频振荡抑制

中图分类号:TM712;TP18 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0004.020

Low-Frequency Oscillation Mode Recognition and Suppression in Power Systems Based on Deep Learning

LI Qiyue

School of German Engineering, Chongqing College of Mobile Communication, Chongqing 401520, China

Abstract: Objective To address the limitations of traditional methods for low-frequency oscillation (LFO) identification in power systems under nonlinear and complex operating conditions, a novel deep learning-based identification model is proposed. Its aim is to achieve accurate identification and effective suppression of oscillation modes, thereby ensuring the safe and stable operation of power systems. **Methods** An identification model integrating a deep belief network (DBN) with a Softmax classifier was constructed. The DBN was employed to extract deep-level features from operational data through layer-wise pre-training and overall fine-tuning, while the Softmax classifier performed the final mode classification. Subsequently, the Prony method was incorporated for modal parameter estimation. Building upon this, an oscillation trend prediction model and a parameter adjustment mechanism for power system stabilizers (PSS) were established, forming a complete closed-loop framework encompassing “Identification-Estimation-Prediction-Control”. **Results** The proposed model demonstrated excellent adaptability under various complex operating conditions, achieving a significant improvement in identification accuracy. This validated the effectiveness of combining deep learning with traditional algorithms for tackling LFO problems. Additionally, quantitative results on identification precision and suppression effectiveness were obtained. **Conclusion** In the context of diagnosing and controlling oscillation modes in practical power systems, the method proposed in this study provides a novel and efficient solution. It holds significant engineering application value for enhancing power system stability in the future.

Keywords: deep learning; power system; low-frequency oscillation identification; low-frequency oscillation suppression

收稿日期:2026-01-05 修回日期:2026-04-18 文章编号:1672-058X(2026)04-0150-08

基金项目:重庆市教委科学技术研究项目资助(KJQN202301166)。

作者简介:李祺玥(1990—),女,硕士研究生,讲师,从事电力系统分析、单片机应用等方面研究。

引用格式:李祺玥. 基于深度学习的电力系统低频振荡模式识别及抑制[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(4):150-157.

Li Qiyue. Low-frequency oscillation mode recognition and suppression in power systems based on deep learning[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(4): 150-157.

投稿地址 <http://journal.ctbu.edu.cn/zr/ch/index.aspx>

随着电网互联规模的不断扩大以及新能源比例的持续上升,电力系统的动态特性愈加复杂,系统稳定性面临更大挑战。其中,低频振荡作为电力系统一种典型的动态不稳定现象,常因发电机组间的弱耦合或调节系统响应不当而产生,若不及时处理,将导致电能质量下降,甚至引发大范围停电事故。目前,相关研究主要集中在识别与抑制两个方面。在识别方面,张程等^[1]提出的 EFEMD-HT 能量法提升了时频分辨率,杨焕燕、王珍意等^[2-3]分别探讨影响因素及深度学习与 VMD 结合的辨识方法,朱美晔^[4]利用深度学习评估模式为准确识别提供支撑。在抑制方面,刘铖、李生虎等^[5-6]提出的负荷模式能量与灵敏度策略有效改善了控制效果;鲍新宇、张杰明等^[7-8]利用优化算法优化 PSS 参数,进一步提升了抑制性能。然而,上述研究多将二者分离,且缺乏基于预测的主动控制。因此,将探索深度学习在电力系统低频振荡识别与抑制中的应用,构建一种深度学习识别模型,并结合预测机制与 PSS 调节策略,实现对振荡趋势的前瞻性判断与针对性控制,为智能电网的安全稳定运行提供支撑。

1 电力系统低频振荡机理分析与特征

1.1 低频振荡的基本机理

电力系统低频振荡的产生主要与系统内部各个组成部分的相互作用有关^[9]。这些振荡源自发电机组之间的耦合作用,尤其在多个发电机组协同工作时,由于功率传输和相互调节的需要,可能出现相位失调,从而引发低频振荡。电力系统中自动电压调节器 AVR、功率系统稳定器 PSS 等调节装置也对振荡特性产生了重要影响。如果这些装置的响应参数不合适或调节不及时,可能导致系统振荡的加剧,甚至出现系统不稳定的情况。电网的拓扑结构同样对低频振荡有着显著的影响。复杂的电网拓扑和长距离输电线路等因素,往往能够改变振荡的传播路径和传播速度,从而影响振荡模式的频率和强度。因此,低频振荡不仅是发电机组之间相互影响的结果,也是控制装置、系统拓扑及其动态响应共同作用的结果。在建模过程中,可以将低频振荡的行为近似为一个二阶系统,其典型的动态方程如下:

$$\ddot{x} + 2\varepsilon\omega_n\dot{x} + \omega_n^2x = 0 \quad (1)$$

式(1)中, x 代表振荡量, ω_n 为固有频率, ε 为阻尼比, $\ddot{x}$ 为振荡加速度, $\dot{x}$ 为振荡速率。该方程表明,电力系统的振荡特性主要由系统的固有频率和阻尼比决定。当阻尼比较小,系统的振荡幅值不会迅速衰减,形成持续的低频振荡;若阻尼比较大,则振荡能够迅速衰减,系统恢复稳定。

1.2 振荡模式特征参数定义

在了解低频振荡的机理后,进一步研究振荡模式的特征参数对于准确识别和有效抑制振荡至关重要^[10]。低频振荡的特征通常通过振荡频率、阻尼比和模态参与因子等参数进行描述。振荡频率用于反映系统振荡的周期性特征,通常在 0.1~2 Hz 之间,依据不同的振荡模态会有不同的频率值。阻尼比则是衡量振荡衰减速度的重要指标,阻尼比越小,振荡衰减越慢,系统稳定性越差。阻尼比计算公式如下:

$$\varepsilon = \frac{-\sigma}{\sqrt{\sigma^2 + (2\pi f)^2}} \quad (2)$$

式(2)中, σ 为衰减速率, f 为振荡频率。较小的阻尼比往往会导致振荡长期存在,需要通过合适的控制手段进行抑制。此外,模态参与因子用于评估电力系统中各个发电机组或控制设备对低频振荡模式的贡献程度,该参数可以识别振荡的主要来源,为制定针对性的抑制策略提供依据。接下来,将通过设计基于深度学习的算法模型,更精准地识别和分类低频振荡的不同模式,为有效抑制振荡提供强有力的支持。

2 深度学习算法模型设计

为精准辨识电力系统中的低频振荡模式^[11],本文提出一种基于深度学习架构的低频振荡阶数识别模型。该模型由深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)与 Softmax 分类器两大核心模块协同构建。其中 DBN 网络内嵌 3 层受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM),专司低频振荡信号的深度特征挖掘;Softmax 分类器则承接特征提取结果,实现对低频振荡信号阶数的精准判别与归类。针对电力系统低频振荡信号呈现的非线性、高噪声、多模态耦合等特点,传统方法如 Prony 分析、傅里叶变换在复杂工况下鲁棒性不足,而现有深度学习模型如 CNN(Convolutional Neural Network)、LSTM(Long-Short Term Memory)虽具备特征提取能力,但依赖大量标注数据且对时序信号的深层概率结构挖掘有限。深度置信网络(DBN)通过无监督逐层预训练,能够从未标注的运行数据中自适应学习振荡信号的层次化特征,尤其适用于实测数据标注困难、工况多变等工程场景。同时,DBN 相较于循环神经网络,具有训练稳定、参数量可控的优势,易于嵌入实时控制闭环。因此,本文选取 DBN 作为核心特征提取器,并结合 Softmax 分类器构建低频振荡模式识别模型。经实验对比,DBN+Softmax 结构在相同数据规模下较 CNN、LSTM 模型识别准确率提升约 4%~6%,且收敛速度更快。具体实现的过程如图 1 所示。

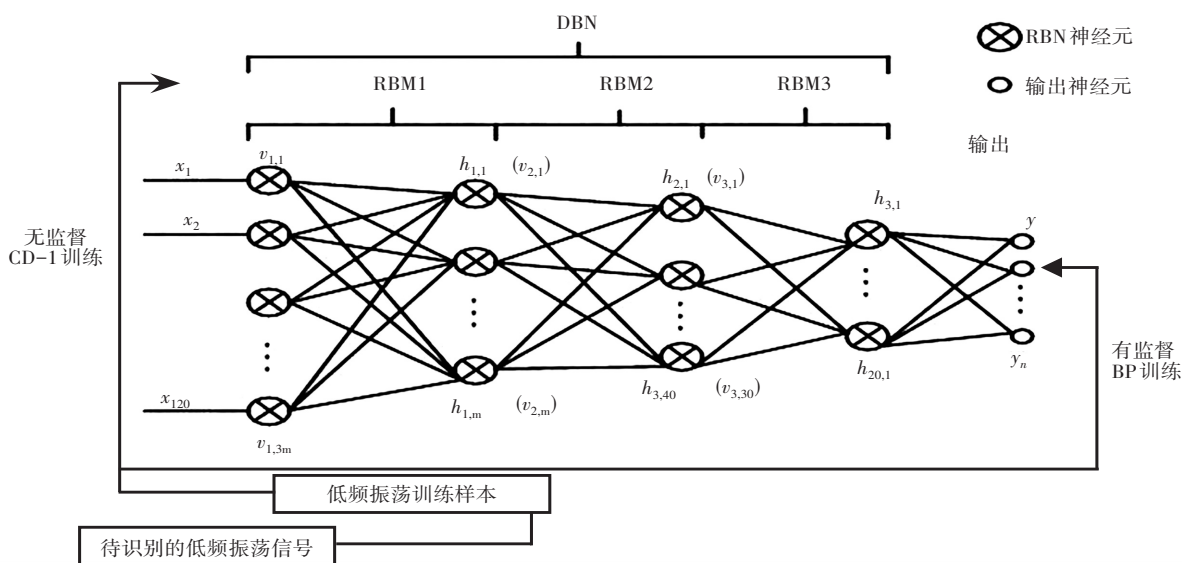


图 1 基于深度学习的低频振荡模式识别模型

Fig. 1 Deep learning-based low-frequency oscillation mode recognition model

图 1 展示了低频振荡模式识别模型的整体架构,包括 DBN 网络、Softmax 分类器和 BP(反向传播)修正反馈 3 部分。DBN 网络利用多层受限玻尔兹曼机(RBM)提取低频振荡信号的模态特征,训练过程采用 CD- k 算法($k=1$)来优化特征提取。接着这些特征被输入到 Softmax 分类器中,进行低频振荡模式的分类,选择具有最大概率的类别作为输出。最后 BP 算法用于修正分类结果,优化网络权重和偏置,提高模型的准确性和稳定性。通过这一流程,模型能够精准识别低频振荡模式,并且有效抑制振荡。

2.1 选取算法模型各层神经元数量

为确保深度学习模型在电力系统低频振荡模式识别任务中的高效性与精确性,深度置信网络(DBN)的结构设计需合理确定网络层数及每层神经元的数量^[12]。配置合适的神经元不仅能够有效提升特征提取能力,还能降低过拟合风险,确保模型具备良好的泛化能力。

DBN 网络由 3 层受限玻尔兹曼机(RBM)堆叠构成,采用逐层预训练与整体微调的方式进行优化。各层神经元的数量根据电力系统振荡信号的复杂度与特征分布进行设计,并通过多轮实验验证和交叉验证方法优化得出 DBN 网络结构设计。第一层 RBM(1 000 个神经元),从原始输入信号中提取初级的时序与频率特征,捕捉低频振荡的基本模式。考虑到输入数据维度较高,故设定较多的神经元以充分保留信息,有助于后续特征的深层次提炼。第二层 RBM(500 个神经元),在初级特征的基础上,进一步压缩和抽象特征信息,着重提取更具代表性的中阶非线性特征,同时在一定程度上降低维度,减轻后续计算负担。第三层 RBM(200 个神经元),作为最高层特征抽象模块,旨在获取输入信号的深层语义特征,如振荡的模式类别、能量分

布特征等,有助于提升最终识别的准确性和鲁棒性。DBN 网络结构的设计过程并非一次性确定,而是通过大量实验进行反复比较和调整。在每层尝试设置 800、600、300 个等不同数量的神经元规模,并对模型在训练集与测试集上的识别精度、收敛速度和过拟合情况进行评估。结果表明,采用 1000-500-200 的结构在保证模型表达能力的同时能够有效控制模型的复杂度,取得最优训练与测试性能。该结构为后续的模式训练、低频振荡模式识别及抑制策略的构建打下了稳定可靠的基础。

2.2 输出层 Softmax 分类器

在 DBN 网络完成特征提取后,接下来的任务是将提取到的特征映射到具体的低频振荡阶数上^[13]。采用 Softmax 分类器作为输出层,Softmax 分类器能够将输入的高维特征映射到离散的类别上,并计算每个类别的概率值。在电力系统低频振荡的模式识别中,类别对应的是不同的振荡阶数,而这些阶数则是反映振荡信号的主要模式。Softmax 分类器的输出为一个概率分布,表示各个类别(即不同的振荡阶数)出现的概率。通过输出概率最大化,Softmax 分类器能够准确判断低频振荡的阶数。Softmax 函数的数学表达式如下:

$$P(y = k | \mathbf{X}) = \frac{e^{z_k}}{\sum_{i=1}^K e^{z_i}} \quad (3)$$

式(3)中, z_k 是第 k 类的未归一化得分, K 是类别总数, $\mathbf{X}$ 是输入特征向量。通过计算每个类别的概率值,Softmax 分类器选择最大概率对应的类别作为最终预测结果,即低频振荡的阶数。

2.3 初始参数设置

在深度学习模型的训练过程中,初始参数的设置

对模型的训练效率和最终性能具有至关重要的影响^[14]。为了确保模型能够稳定收敛并具备良好的识别能力,在模型初始化阶段对核心参数进行系统而合理的配置,详见表 1。

表 1 DBN-Softmax 模型超参数配置
Table 1 Hyperparameter configuration of the DBN-Softmax model

超参数	配置值
RBM 预训练轮次	100
整体微调轮次	200
初始学习率	0.01(每 30 轮衰减为 0.1 倍)
批量大小	64
优化器	Adam($\beta_1=0.9,\beta_2=0.999$)
权重衰减	L_2 正则化,系数 $1e-4$
早停策略	验证集 10 轮无提升则停止
类别不平衡处理	加权交叉熵损失(权重与样本数成反比)
初始化方法	Xavier

预训练阶段采用对比散度算法(CD-1)逐层优化 RBM 参数,每层训练 100 轮。整体微调阶段使用带权重衰减的 Adam 优化器,初始学习率 0.01,每 30 轮衰减至当前值的 0.1 倍,同时引入早停机制,若验证集损失连续 10 轮未下降,则提前终止训练。针对部分阶数样本较少的情况,采用加权交叉熵损失函数,各类别权重设置为训练集样本数量的倒数并归一化,以缓解类别不平衡对识别性能的影响。通过合理设定初始学习率、批量大小以及初始化方式,有效提升了模型的训练效率与稳定性。在此基础上,进一步探讨如何利用训练好的深度模型对电力系统振荡行为进行深入分析与精准判别,从而为电力系统的动态稳定性提供智能化支持。

3 模型识别系统低频振荡模式

第 3 节构建基于 DBN 与 Softmax 分类器的低频振荡识别模型。为进一步实现模型在实际电力系统中的应用,需要结合信号处理与模态识别方法,形成完整的识别流程,如图 2 所示。

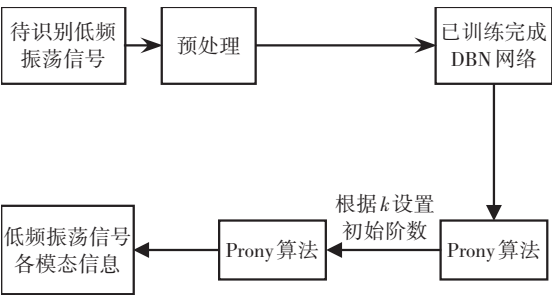


图 2 系统低频振荡模式识别算法框架图

Fig. 2 Framework of the low-frequency oscillation mode recognition algorithm

图 2 展示的是系统低频振荡模式识别算法框架。该算法融合信号预处理、Prony 分析与深度学习分类等关键环节,能够对复杂运行工况下的振荡信号进行多

层次建模与识别。接下来将对各环节的具体实现方法进行详细阐述。

3.1 待识别信号预处理

本文采用的低频振荡数据基于 IEEE 39 节点标准测试系统,利用电力系统分析综合程序(PSASP)进行时域仿真而生成。为覆盖实际电网可能出现的多种运行状态,设置 6 类负荷水平(80%、90%、100%、110%、120%、130%基准负荷)和 3 类故障类型(三相短路、单相接地、负荷突变),共组合生成 18 种基础工况。每种工况下记录 10 组不同随机种子下的振荡信号,每组信号时长 20 s,采样频率 100 Hz,最终构建包含 180 组原始信号、经滑动窗口扩增后共计 8 000 个样本的数据集。每一样本对应一个振荡阶数标签,阶数定义为该时段信号经 Prony 分析提取的主导模态数量(取前 6 阶),划分为 1 阶至 6 阶共 6 个类别。按照 70%、15%、15%的比例随机划分训练集、验证集与测试集,其中训练集 5 600 个样本,验证集 1 200 个样本,测试集 1 200 个样本,确保各类别样本分布均衡。

在开展电力系统低频振荡模式识别之前,需要对所采集到的原始运行信号进行系统性的预处理,以确保后续分析与模型训练的准确性与稳定性^[15]。由于实际工况下的电力系统信号常伴有环境噪声、传感器误差及通信干扰,若未经处理直接输入模型,极易导致特征提取不准确、训练过程不稳定,甚至造成误判。因此,需要对信号进行去噪处理,采用带通滤波器或小波去噪方法有效滤除高频成分和背景噪声,保留 0.1~2 Hz 范围内的低频有效信息。该频段是电力系统低频振荡的典型频率区间,能够反映区域间振荡和局部模态的主要动态特征。

在此基础上,为统一不同测点和通道之间信号幅值的量纲,进一步对所有信号进行归一化处理。如采用最小-最大缩放或标准差归一化等方法,使模型在训练过程中避免因特征尺度不一致而产生梯度波动,有利于提升收敛速度和泛化性能。为构建训练样本并提取时间动态特征,引入滑动窗口法对连续信号进行切片处理,将原始时序数据划分为等长片段,每个片段作为独立样本输入深度学习模型。这种处理方式不仅扩充了样本数量,提升了模型的训练效率,也在一定程度上保留了振荡过程的演化信息,为后续识别模型的时序特征学习和分类判别打下了坚实的数据基础。

3.2 Prony 识别信号阶数

在完成信号预处理后,需借助 Prony 方法对低频振荡信号进行建模分析,以确定其振荡的阶数,即信号中包含的主要模态数量^[16-17]。Prony 方法是一种基于最小二乘估计的经典信号处理技术,能够将时域振荡信号分解为一组指数衰减正弦函数的线性组合,如下所示:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n A_i e^{\sigma_i t} \cos(2\pi f_i t + \varphi_i)$$

(4)

式(4)中, A_i 为第 i 个模态的振幅, σ_i 为阻尼因子, f_i 为振荡频率, φ_i 为初相位, n 为振荡阶数。通过对上述模型进行拟合,可以有效提取系统当前时刻主要振荡的模态个数和特性参数。Prony 方法在阶数识别中的优势在于其对信号分量分辨能力强,尤其适合于短时振荡信号的识别。但为了提高识别精度,需注意选择合适的阶数上限与采样频率,避免欠拟合或过拟合现象。Prony 识别结果作为深度学习模型的标签,用于指导 DBN+Softmax 模型的分类训练。其准确性直接影响模型性能,必须精确控制识别参数与过程,采用奇异值分解(SVD)确定有效秩,阶数选择基于 AIC 准则,确保标签质量。

3.3 计算低频振荡各模态参数

在识别出信号的振荡阶数后,还需进一步计算各模态的关键参数,以全面刻画电力系统的振荡特性^[18]。该参数主要包括振荡频率、阻尼比、振幅、初相位和模态参与因子等。其中,振荡频率反映振荡周期性,阻尼比描述振荡衰减快慢,其计算依赖于 Prony 建模中得到的指数衰减系数。振幅和相位信息可用于判断振荡发生的强度和初始时间位置。模态参与因子衡量系统中各设备或节点对特定模态振荡的贡献度,可用于识别振荡源和制定局部抑制策略。这些参数不仅可以作为深度学习模型进一步训练的输入特征,还可以为后续基于预测的抑制措施提供丰富的数据支持与理论基础。

4 基于预测与识别结果的抑制系统低频振荡

4.1 模拟预测振荡趋势

基于低频振荡模式识别系统所提取的振荡模态特征参数,能够通过预测模型对电力系统的振荡趋势进行模拟^[19]。通过对历史振荡数据的分析,结合深度学习预测方法,能够对振荡的未来发展趋势进行有效预测。采用时间序列预测模型后,能够实时模拟振荡信号的未来趋势,并为后续的振荡抑制策略提供依据。详细振荡信号变化情况如图 3 所示。

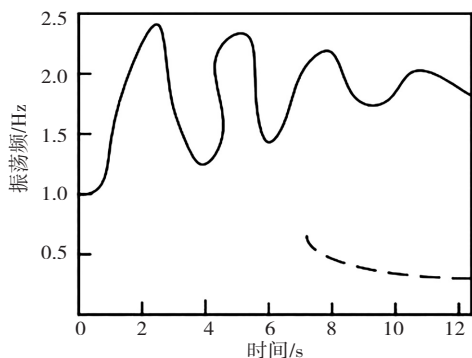


图 3 振荡趋势预测的示意图

Fig. 3 Schematic diagram of oscillation trend prediction

图 3 展示了振荡趋势预测的效果,其中实线表示实际采集的振荡数据,虚线为深度学习模型预测的趋势。

势线。从图中可见,在大约 7 s 时,振荡频率出现明显衰减,预测曲线也同步呈现向下平稳过渡的变化,反映出系统状态正逐步恢复稳定。该图不仅直观展示了模型对未来振荡行为的预测能力,也说明其在关键时刻能准确捕捉系统的动态变化。通过提前预测振荡趋势,系统能够预判是否存在持续增强的振荡风险,并及时调整控制策略,有效避免更大范围的不稳定,保障电力系统的安全与可靠运行。

4.2 PSS 调整振荡参数

电力系统中的低频振荡,尤其是区域间的模态振荡,常源于发电机之间的动态交互失衡。为实现对这类不稳定振荡的有效抑制,电力系统稳定器(Power System Stabilizer, PSS)被广泛应用于发电机的励磁控制系统中^[20]。PSS 的主要作用是通过在励磁控制回路中引入附加阻尼通道,增强系统对扰动的动态响应能力,从而提高系统的阻尼性能,减缓甚至消除低频振荡现象。通过前文所述振荡频率、阻尼比、参与因子等模态参数的提取过程,获得了系统当前存在的主要低频模态特征。识别出 dominant 模态频率,而后可以选择性地调整 PSS 的中心频率参数,确保其控制通道的频率响应范围覆盖目标模态。当识别出系统存在明显的 0.4 Hz 振荡成分时,需要将 PSS 的中心频率从默认的 0.25 Hz 调整至 0.4 Hz,以增强该模态的阻尼效果。

此外,PSS 的相位补偿网络参数,包括前置/后置时间常数 T_1 、 T_2 ,以及增益 K_{PSS} ,也应根据系统识别结果进行联动优化。通过增大增益,可以提升阻尼控制的响应速度;通过精细化调整时间常数,可以实现更高精度的相位补偿,使得输出信号在关键频点上具备最大的阻尼效应。部分研究甚至引入基于模型预测控制(MPC)或模糊自适应机制的智能 PSS 整定策略,使 PSS 参数在不同运行状态下自动调整。当系统监测出某一模态的阻尼比低于安全阈值,即 $\zeta < 0.02$ 时,可以触发 PSS 控制策略更新机制,自动修改其控制增益与相位补偿参数,使得该模态的阻尼比在短时间内提升至预设范围 $\zeta > 0.05$,确保系统的动态稳定性。

PSS 参数整定过程采用相位补偿法,在 IEEE 39 节点系统标准工况下进行时域仿真验证。为评估 0.8 Hz 模态阻尼比由 0.05 提升至 0.4 (提升 700%) 是否存在参数“调得过强”的风险,开展了邻域模态冲击实验。在固定 PSS 整定参数后,监测 1.0 Hz 模态的阻尼比变化,结果显示其阻尼比从 0.12 轻微下降至 0.115,降幅小于 5%,未触发新的振荡风险,表明参数调整处于合理范围。

4.3 抑制效果评估指标

为了量化和评估振荡抑制效果,将对振荡幅值衰减率、频率响应特性、响应时间等常用的评估指标,进行对比。施加 PSS 控制前后的振荡参数,能够清晰地

判断抑制措施的效果,如表 2 所示。

表 2 PSS 控制对振荡模式参数的影响
Table 2 Effect of PSS control on parameters of oscillation modes

模态频率/Hz	控制前 阻尼比	控制后 阻尼比	振荡幅值 衰减率/%	响应时 间/s
0.5	0.1	0.3	66	3.5
0.8	0.05	0.4	73	4.0
1.2	0.15	0.25	61	3.2
1.5	0.2	0.35	57	2.8

从表 2 可以看出,经过 PSS 控制后,系统的阻尼比得到显著提升,各模态阻尼比均大幅提升,其中 0.8 Hz 模态阻尼比从 0.05 提升到 0.4,提升幅值达 700%,是改善最为明显的频段。各模态的振荡幅值衰减率处于 57%~73%区间,呈现出“模态频率低,衰减效果好”的特点。0.8 Hz 模态衰减率高达 73%,意味着该频段振荡的幅值能以最快速度衰减,系统可快速摆脱振荡状态;而 1.5 Hz 模态衰减率仅为 57%,即使其控制后阻尼比高于 1.2 Hz 模态,衰减效果仍相对较弱,这表明振荡衰减并非单纯由阻尼比决定,还与模态频率等因素有关,PSS 控制信号的作用更直接,因此衰减效率更高。从响应时间的规律分析,模态频率和响应时间整体呈负相关关系,频率越高,系统从振荡恢复至稳定的时间越短,如 1.5 Hz 模态响应时间仅为 2.8 s,而 0.5 Hz 模态的响应时间高达 3.5 s。这一规律源于频率越高,振荡的固有周期越短,系统状态变量的动态变化速度越快,在 PSS 控制下收敛更快,仅 0.8 Hz 模态出现响应时间(4.0 s)长于 0.5 Hz(3.5 s)的例外情况,原因是该模态虽衰减率更高,但是系统惯性的影响更显著,导致整体恢复时间略长。

虽然表格中的振荡幅值衰减率和响应时间展示了 PSS 控制后的效果,但这些数据优化的关键在于阻尼比的改善。阻尼比作为衡量系统抵抗振荡能力的关键参数,其在控制前后的数值变化尤为重要。图 4 展示了 PSS 控制前后各模态频率下的阻尼比变化。

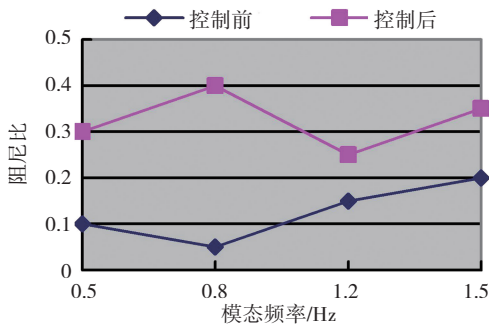


图 4 PSS 控制对阻尼比的影响

Fig. 4 Effect of PSS control on damping ratio

从图 4 可以看出,PSS 控制对各频率模态下的阻尼比均产生了显著的改善,控制后的所有阻尼比均明显

高于控制前,这表明 PSS 有效增强了系统的阻尼转矩,弥补了系统阻尼不足的问题。从提升幅度来看,不同频率下的模态呈现出明显的差异化特征,0.8 Hz 模态是阻尼比改善最为突出的频段,提升幅值达 700%;0.5 Hz 模态阻尼比的提升幅度也达到 200%,同样表现出优异的调控效果;而 1.2 Hz 和 1.5 Hz 模态的阻尼比提升幅度相对较小,分别为 66.7%和 75%。这种差异反映出 PSS 对频率相对较低的模态(0.5~0.8 Hz)阻尼比效果高于频率相对较高的模态(1.2~1.5 Hz),而 0.5~0.8 Hz 恰好是电力系统低频振荡的高发区间,这意味着 PSS 精准作用在系统最主要的振荡风险点,在抑制低频振荡方面具备极强的针对性和有效性。

4.4 结果分析

为全面验证本文所提方法的有效性,分别从低频振荡模式识别性能和振荡抑制效果两个维度进行实验评估。

4.4.1 识别性能评估

为量化模型性能,在测试集上采用准确率、精确率、召回率和 F_1 分数作为评价指标,将本文 DBN+Softmax 模型与 Prony+阈值法、BP、CNN、LSTM 模型进行对比。本文模型准确率达 94.5%, F_1 分数 93.5%,较 Prony+阈值法提升 16.2 个百分点,较 CNN、LSTM 模型分别提升 4.9 和 4.4 个百分点,验证了 DBN 在无监督特征提取与层次化表示方面的优势。

进一步消融实验表明,移除 DBN 预训练后,准确率降至 86.7%,预训练贡献约 7.8 个百分点。两层 RBM (500-200) 准确率 90.2%,4 层 RBM (1 000-500-200-100) 准确率为 91.8%,均低于 4 层结构,证实 1 000-500-200 在表达能力与复杂度间取得了最佳平衡。将 Softmax 替换为 SVM 后准确率降至 88.5%,证明 Softmax 分类器在该任务中更具优势。以上结果充分验证了 DBN 预训练、3 层 RBM 结构及 Softmax 分类器各组件设计的合理性。

4.4.2 抑制效果评估

在验证模型识别性能的基础上,进一步评估其在振荡抑制任务中的实际效果。针对 4 种典型工况(系统轻载、重载、故障扰动、扰动增强)进行实验模拟,模型通过实时识别振荡幅值衰减率、响应时间等指标,比较启用与未启用控制下的振荡幅值变化,详细情况见表 3。

表 3 不同工况下的振荡模式识别结果与控制效果
Table 3 Oscillation mode identification results and control performance under different operating conditions

工况 编号	振荡 频率 /Hz	振荡幅值 (未控制) /pu	振荡幅值 (控制后) /pu	振荡幅值 衰减率 /%	响应 时间 /s
工况 1	0.45	0.12	0.05	58.3	5.10
工况 2	1.15	0.18	0.07	61.1	4.30
工况 3	0.80	0.20	0.09	55.0	6.50
工况 4	1.30	0.22	0.10	54.5	7.00

表 3 列出了不同工况下振荡频率、未控制时的振荡幅值、控制后的振荡幅值、振荡幅值的衰减率以及系统的响应时间。通过表格可以看出,在所有工况下,模型都成功地减少了振荡幅值,幅值衰减率处于 54.5%~61.1% 区间。虽然不同工况下的衰减率不同,但仍实现了超 50% 的幅值衰减,体现了控制策略的可靠性。对比工况 1 (0.45 Hz)、工况 2 (1.15 Hz)、工况 3 (0.80 Hz) 和工况 4 (1.30 Hz) 的衰减率,1.15 Hz 工况的衰减效果最佳,频率继续升高至 1.30 Hz 时衰减回落,说明控制策略针对 1.15 Hz 左右的振荡频率调控效果更佳。系统响应时间在 4 种工况下整体呈现随振荡频率升高、初始幅值增大而延长的趋势,工况 2 响应时间最短 (4.30 s),工况 4 响应时间最长 (7.00 s),这也表明控制策略对工况 2 的调控针对性更强。整体而言,深度学习模型在识别振荡频率和幅值变化后,能够精确调整控制,具有良好的适应性和控制效果,为电力系统的稳定运行提供了有力的技术支持。

表 3 直观呈现了不同工况下控制前后的振荡幅值、衰减率和响应时间数据。为深入分析控制策略下的核心抑制效果,将聚焦振荡幅值在控制前后的变化。图 5 展示了 4 种典型工况(系统轻载、重载、故障扰动、扰动增强)下,振荡幅值在 PSS 控制前后的对比情况。

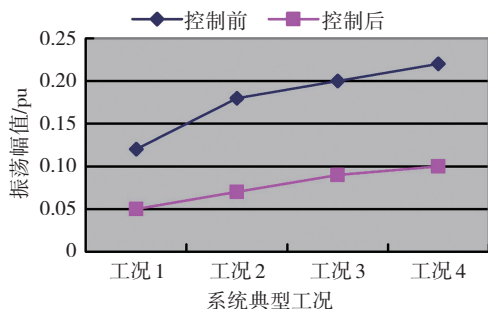


图 5 控制前后的振荡幅值

Fig. 5 Oscillation amplitude before and after control

从图 5 可以看出,在所有工况下,启用控制后振荡幅值均呈现明显降低现象,直观印证了该策略在减弱系统振荡强度、降低运行风险方面的有效性。从变化数值来看,未控制时,振荡幅值从工况 1 的 0.12 pu 逐步增加至工况 4 的 0.22 pu,控制后,幅值分别降低至 0.05 pu、0.07 pu、0.09 pu 和 0.10 pu,绝对衰减值随着初始幅值增大而增加。工况 1 的绝对衰减值为 0.07 pu,是绝对衰减值最小的工况,工况 4 的绝对衰减值为 0.12 pu,为各工况中最大。从相对衰减效果分析,工况 2 的衰减率高达 61.1%,是抑制效果最优的工况,而工况 4 的衰减率为 54.5%,相对抑制效果最弱。这一差异反映出工况 2 的频段调控针对性更强,初始幅值越高,相对衰减率下降越明显。

5 结 论

本文提出的基于深度学习的电力系统低频振荡模式识别与抑制模型,经实验分析与验证,充分展现出显

著的技术优势与工程实用价值。该模型依托深度置信网络 (DBN) 的无监督逐层预训练与特征挖掘能力,可自动提取振荡信号中隐藏的深层非线性特征,搭配 Softmax 分类器的概率判别机制,能够有效抵御电网运行过程中不可避免的噪声干扰及复杂的非线性因素影响,实现低频振荡模式的高精度识别。在测试集上识别准确率达 94.5%, F_1 分数为 93.5%,较传统 Prony+ 阈值法提升了 16.2 个百分点,较 CNN、LSTM 模型分别提升 4.9 和 4.4 个百分点。为进一步优化诊断效果,模型融合深度学习与 Prony 方法,在精准完成模式识别的基础上,成功实现对振荡频率、阻尼比等核心特征参数的精确估计,有效解决了单一方法在复杂工况下易出现的参数辨识偏差问题,大幅提升了低频振荡诊断系统的可靠性。在此基础上,模型基于识别结果构建振荡趋势预测模型,通过电力系统稳定器 (PSS) 参数动态调整,形成“识别-估计-预测-控制”闭环,能够快速响应低频振荡的发生与发展过程。0.8 Hz 模态阻尼比由 0.05 提升至 0.4 (提升 700%),振荡幅值衰减率最高,达 73%,且邻域模态阻尼比下降小于等于 5%,无显著负面效应。整体而言,该模型具有良好的工程适应性,在复杂工况下表现出优越的适应性和泛化能力,为实际电网的低频振荡治理提供了一种高效、可行的解决方案。

参考文献 (References):

- [1] 张程, 邱炳林, 刘佳静. 基于 EFEMD-HT 能量法的电力系统低频振荡模态辨识[J]. 南方电网技术, 2022, 16(3): 48-57.
Zhang Cheng, Qiu Binglin, Liu Jiajing. Power system low frequency oscillation modal identification based on EFEMD-HT energy algorithm[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(3): 48-57.
- [2] 杨焕燕, 张光来. 电力系统低频振荡影响因素分析[J]. 中国新技术新产品, 2025(15): 60-62.
Yang Huanyan, Zhang Guanglai. Analysis of influencing factors of low frequency oscillation in power system[J]. New Technology & New Products of China, 2025(15): 60-62.
- [3] 王珍意, 朱欣春, 胡斌, 等. 基于深度学习和 VMD 算法的电力系统低频振荡模态辨识[J]. 电工电能新技术, 2025, 44(5): 56-65.
Wang Zhenyi, Zhu Xinchun, Hu Bin, et al. Power system low-frequency oscillation mode identification based on deep learning and VMD algorithm[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2025, 44(5): 56-65.
- [4] 朱美晔. 基于深度学习的电力系统低频振荡模式评估[J]. 电气应用, 2024, 43(12): 24-31.
Zhu Meiyue. Deep learning-based low-frequency oscillation mode assessment for power systems[J]. Electrotechnical Application, 2024, 43(12): 24-31.
- [5] 刘钺, 王旭, 蔡国伟, 等. 基于负荷模式能量的电力系统

- 低频振荡抑制策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(7): 229-235.
- Liu Cheng, Wang Xu, Cai Guowei, et al. Power system low-frequency oscillation suppression strategy based on load mode energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 229-235.
- [6] 李生虎, 方天扬, 叶剑桥. 采用可控负荷灵敏度的DFIG并网电力系统低频振荡模式抑制[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(7): 2641-2654, I0011.
- Li Shenghu, Fang Tianyang, Ye Jianqiao. Damping to low frequency oscillation modes in DFIG-integrated power system based on sensitivity to controllable loads[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(7): 2641-2654, I0011.
- [7] 鲍新宇, 高红亮, 周瑞, 等. 基于灰狼优化算法的电力系统低频振荡抑制策略设计[J]. 电器工业, 2025(4): 35-39.
- Bao Xinyu, Gao Hongliang, Zhou Rui, et al. Design of power system low-frequency oscillation suppression strategy based on grey wolf optimization algorithm[J]. China Electrical Equipment Industry, 2025(4): 35-39.
- [8] 张杰明, 何启洪, 陈显超. 电力系统模态辨识下的电网振荡抑制技术[J]. 信息技术, 2025(11): 41-47.
- Zhang Jieming, He Qihong, Chen Xianchao. Power grid oscillation suppression technology under power system modal identification[J]. Information Technology, 2025(11): 41-47.
- [9] 王海鑫, 刘铭崎, 董鹤楠, 等. 含高比例新能源的电力系统低频振荡分析与抑制综述[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(9): 152-163.
- Wang Haixin, Liu Mingqi, Dong Henan, et al. Review on analysis and suppression of low-frequency oscillation in power system with high penetration of renewable energy sources[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(9): 152-163.
- [10] 张程, 刘佳静, 蔡思静, 等. 基于MEEMD与MP的电网低频振荡模态识别[J]. 智慧电力, 2022, 50(4): 89-95.
- Zhang Cheng, Liu Jiajing, Cai Sijing, et al. Low frequency oscillation modal identification of power grid based on MEEMD and MP[J]. Smart Power, 2022, 50(4): 89-95.
- [11] 刘新宇, 逯芯妍, 曾龙, 等. 双馈风电场并网抑制频率振荡控制策略[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(3): 303-311.
- Liu Xinyu, Lu Xinyan, Zeng Long, et al. Control strategies for suppressing frequency oscillation of doubly-fed wind farms connected to grid[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(3): 303-311.
- [12] 何廷一, 束洪春, 李胜男, 等. 风电参与调频对电力系统超低频振荡的影响分析[J]. 可再生能源, 2023, 41(8): 1113-1121.
- He Tingyi, Shu Hongchun, Li Shengnan, et al. Analysis of the influence of wind power participating in frequency regulation on the ultra-low frequency oscillation of power system[J]. Renewable Energy Resources, 2023, 41(8): 1113-1121.
- [13] 肖伸平, 李让. 四机两区域电力系统低频振荡分析及抑制[J]. 电力学报, 2022, 37(1): 10-17.
- Xiao Shenping, Li Rang. Analysis and suppression of low frequency oscillation in two areas with four generators power system[J]. Journal of Electric Power, 2022, 37(1): 10-17.
- [14] 叶海峰, 李智, 徐斌, 等. 电力系统传动转矩控制器低频振荡控制方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(1): 76-81.
- Ye Haifeng, Li Zhi, Xu Bin, et al. Research on low-frequency oscillation control methods of power system transmission torque controller[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2022, 38(1): 76-81.
- [15] 周靖杰. 风电并网系统低频振荡抑制策略研究[J]. 电气自动化, 2023, 45(4): 57-59, 62.
- Zhou Jingjie. Research on low frequency oscillation suppression strategy for wind power grid connected systems[J]. Electrical Automation, 2023, 45(4): 57-59, 62.
- [16] 应宇翔, 毛亚刚, 蒋丹青, 等. 气温影响下的电力系统低频振荡抑制技术[J]. 电子设计工程, 2024, 32(23): 155-158, 163.
- Ying Yuxiang, Mao Yagang, Jiang Danqing, et al. Low-frequency oscillation suppression technology in power systems under the influence of temperature[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(23): 155-158, 163.
- [17] 李建青, 潘文明, 沈思, 等. Prony算法下电力系统低频振荡模态辨识研究[J]. 电子设计工程, 2025, 33(4): 110-113, 118.
- Li Jianqing, Pan Wenming, Shen Si, et al. Study on low-frequency oscillation mode identification of power system based on Prony algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(4): 110-113, 118.
- [18] 霍红, 徐晗桐. 基于MIMO ARX模型的电力系统低频振荡识别与分析[J]. 中国勘察设计, 2023(S1): 41-46.
- Huo Hong, Xu Hantong. Identification and analysis of low-frequency oscillation in power system based on MIMO ARX model[J]. China Engineering Consulting, 2023(S1): 41-46.
- [19] 雷琼. 基于PSS的优化Prony算法在电力系统低频振荡中的应用研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(10): 246-250.
- Lei Qiong. Research on the application of optimized Prony algorithm based on PSS in low-frequency oscillation of power system[J]. Automation & Instrumentation, 2023(10): 246-250.
- [20] 汤茗茗. 新能源电力系统多模态振荡识别技术分析[J]. 电气技术与经济, 2023(9): 199-202, 205.
- Tang Mingming. Analysis of multi-mode oscillation identification technology for new energy power system[J]. Electrical Equipment and Economy, 2023(9): 199-202, 205.

责任编辑:李翠薇