

# 基于卷积神经网络的电力系统小干扰 稳定评估与预防控制

田芳<sup>1,2</sup> 周孝信<sup>1,2</sup> 于之虹<sup>1,2</sup>

(1. 电网安全全国重点实验室, 北京 100192; 2. 中国电力科学研究院, 北京 100192)

**摘要** 为了提升小干扰稳定预防控制措施制定的速度, 本文提出基于卷积神经网络 (CNN) 灵敏度分析的小干扰稳定预防控制方法。针对系统中存在的若干弱负阻尼 (阻尼比小于某一阈值) 低频振荡模式, 首先建立带小干扰稳定约束的优化模型, 其次基于 CNN 阻尼比预测模型计算阻尼比相对于控制变量 (可调发电机的有功功率) 的灵敏度, 通过灵敏度将小干扰稳定约束线性化, 从而将优化模型转化为二次规划模型, 最终得到发电机的有功功率调整量, 通过多次迭代使阻尼比满足特定要求。WEPRI36 节点算例分析结果表明, 由 CNN 模型得到的控制措施十分有效, 且较支持向量机模型更精准, 控制措施制定的速度较传统特征值分析法快。本文研究思路也可用于暂态稳定预防控制。

**关键词:** 卷积神经网络 (CNN); 灵敏度分析; 小干扰稳定; 稳定评估; 预防控制

## Small-signal stability assessment and preventive control of power system based on convolutional neural network

TIAN Fang<sup>1,2</sup> ZHOU Xiaoxin<sup>1,2</sup> YU Zhihong<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Power Grid Safety, Beijing 100192;  
2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192)

**Abstract** A small-signal stability preventive control method based on convolutional neural network (CNN) sensitivity analysis is presented in the paper, to improve the developing speed of small-signal stability preventive control measures. For poor or negative damping low frequency oscillation modes (i.e., the damping ratios are smaller than a threshold), first, an optimization model with small-signal stability constraints is established; second, the sensitivities of the damping ratios with respect to control variables (the active power of adjustable generators) based on CNN model of damping ratio prediction are calculated and then the optimization model is transformed into a quadratic programming model by linearizing small-signal stability constraints through sensitivities; finally, the adjustment amounts of generator active power are obtained. Several iterations are needed to make the damping ratios meet specific requirements. Analysis results of WEPRI 36-node case show that the effective control measures can be obtained by the presented method, which is more precise than that of the support vector machine method. The computing speed of the presented method is faster than that of the traditional eigenvalue analysis method. The ideas presented in this paper can also be applied to transient stability preventive control.

**Keywords:** convolutional neural network (CNN); sensitivity analysis; small-signal stability; stability assessment; preventive control

## 0 引言

在“双碳”目标指引下, 我国新能源装机容量

呈现快速增长势头。截至 2023 年底, 我国风电/光伏总装机达 10.5 亿 kW。预计到 2030 年, 我国风电/光伏总装机达 16.1 亿 kW, 较 2021 年增长 154%;

到 2035 年,风电/光伏总装机达 24.3 亿 kW;到 2060 年,风电/光伏总装机达 70.1 亿 kW<sup>[1]</sup>。新能源的随机性、波动性、间歇性等特性给电网调控运行带来了巨大的困难,运行方式和潮流分布的变化愈加剧烈和快速。以西北电网为例,一天之内新能源功率变化导致重要断面出现超过千万千瓦的功率波动,引起自动电压控制 (automatic voltage control, AVC) 设备动作数十次。这些因素给电力系统安全稳定分析和控制带来了新的挑战。

在线动态安全评估 (dynamic security assessment, DSA) 技术<sup>[2]</sup>可协助电网调度运行人员及时掌握电网的安全稳定状态,分析和处置大电网面临的事故风险。在线小干扰稳定评估是 DSA 系统的核心计算模块,主要用来评估系统的小干扰动态功角稳定性 (以下简称小干扰稳定性),即低频振荡问题<sup>[3-6]</sup>。对于大电网,一般采用部分特征值分析法,存在计算时间较长、可能遗漏重要振荡模式等不足。

机器学习方法在负荷预测、电网虚假数据注入攻击检测等方面已有成功应用<sup>[7-8]</sup>。针对上述问题,有学者开始研究机器学习方法在电力系统小干扰稳定评估中的应用。较简单的应用是稳定/不稳定输出的分类模型<sup>[9]</sup>,上述方法是对小干扰稳定性的定性分析。更常见的应用是低频振荡模式的阻尼比或特征值预测,对应回归模型。文献[10]采用支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型进行最小阻尼比预测。文献[11-15]分别构建了卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、边图卷积网络、电网层级深度神经网络等深度学习模型,且在输入量排列、输入量组成或者网络结构上考虑了电网结构特征,可以得到更精确的阻尼比或特征值预测结果。上述文献都是基于稳态特征量进行小干扰稳定评估,文献[16]则是基于动态特征量,采用长短期记忆 (long short term memory, LSTM) 网络预测若干低频振荡模式的阻尼比。

当小干扰稳定评估模块发现某振荡模式存在阻尼不足的情况时,需要启动小干扰稳定预防控制,针对阻尼不足的振荡模式,通过调整系统运行方式来增强该振荡模式的阻尼,以提升系统稳定性。现有 DSA 系统中的小干扰稳定预防控制,主要采用特征值灵敏度分析结合频域仿真校核得到预防控制结果<sup>[17-18]</sup>,耗时较长。

为提高预防控制分析的速度,已有学者采用机器学习方法进行研究。文献[19]采用决策树模型和贝叶斯优化得到待调机组的有功功率调整量,使区

域振荡模式阻尼比最大。文献[20]采用卷积神经网络模型和梯度下降法进行小干扰稳定预防控制。上述文献所提出的预防控制方法虽然较传统特征值分析法在阻尼比预测环节有速度优势,但其优化算法计算速度较慢。文献[10]采用含小干扰稳定约束的最优潮流进行预防控制,其中小干扰稳定约束利用 SVM 模型得到,由于系统稳态运行量和阻尼比之间的关系由浅层机器学习模型表征,控制精度有所不足。

针对上述问题,考虑到 CNN 在暂态稳定预防控制方面的成功应用<sup>[21]</sup>,本文提出基于 CNN 灵敏度分析的小干扰稳定预防控制方法。通过基于 CNN 的阻尼比灵敏度分析,将小干扰稳定约束条件线性化,进而采用二次规划模型进行小干扰稳定预防控制优化问题的求解,计算速度较快,与传统特征值分析法相比,可以大幅度提升小干扰稳定预防控制的分析速度。与 SVM 方法相比,控制方案更精准。此外,本文在基于 CNN 的小干扰稳定评估方面,通过对输出变量的数值进行变换处理,可以降低阻尼比预测误差。

## 1 基于 CNN 的小干扰稳定评估

传统小干扰稳定评估常采用特征值分析法,计算系统主导模式的特征值,得到相应的阻尼比,进而根据阻尼比判断系统是否小干扰稳定。CNN 用于小干扰稳定评估则是通过建立和训练 CNN 模型,预测系统主导模式的阻尼比,进而根据阻尼比判断系统是否小干扰稳定。

### 1.1 基于 CNN 的小干扰稳定评估流程

基于 CNN 的小干扰稳定评估流程如图 1 所示,包含离线训练和在线应用 2 个阶段。其中,离线训练包括运行方式生成、小干扰稳定低频振荡模式阻尼比计算、输入特征选择、特征图构建及模型建立和训练 5 个步骤。训练模型所需的大量运行方式通过发电、负荷调节后的潮流计算得到。对样本集中的每个运行方式,通过特征值计算,得到相应的主导低频振荡模式阻尼比。选取发电机有功出力、负荷有功功率和线路有功功率作为输入特征。在构建特征图时,本文直接将一维特征依序排列成二维矩阵。

本文建立的 CNN 回归模型包括 2 个卷积层、2 个池化层、1 个全连接层、1 个输出层, CNN 模型结构示意图如图 2 所示。模型的损失函数为均方误差,训练时采用 Adam 算法进行参数优化。当主导模式有多个时,可以建立一个具有多个输出的 CNN

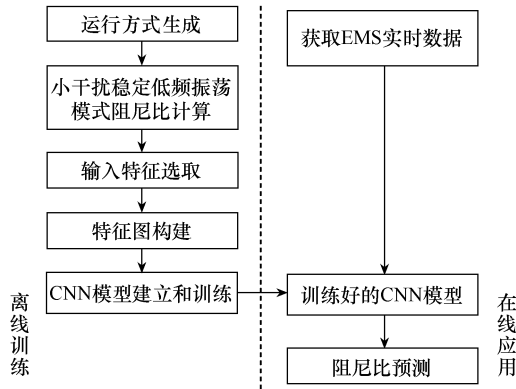


图1 基于CNN的小干扰稳定评估流程

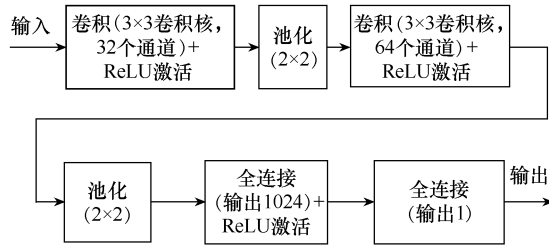


图2 CNN模型结构示意图

模型进行训练，也可以针对每个模式建立一个CNN模型。本文采取后一种方式。

在线应用时，首先获取能量管理系统（energy management system, EMS）实时数据，得到当前运行方式，然后根据当前输入特征形成特征图，采用离线训练好的CNN模型进行主导模式阻尼比预测。当预测的阻尼比小于某一阈值（一般取0.03）时，判定为弱负阻尼低频振荡模式，启动小干扰稳定预防控制。

作为对比用的SVM模型采用径向基函数作为核函数。训练时采用网格搜索法结合五折交叉验证得到最优惩罚因子和径向基核函数的参数。

## 1.2 输出量数值变换处理

由于输出量（即主导模式阻尼比）较小，在训练时容易出现训练失败或效果不佳的问题，须对其进行数值变换处理，处理方式可以是放大或归一化，可以根据训练情况，选择最优的数值变换处理方式。

输出量放大的计算公式为

$$z=ky \quad (1)$$

式中： $k$ 为放大倍数； $y$ 为原始输出量； $z$ 为变换处理后的输出量。

归一化的计算公式为

$$z=z_{\min} + \frac{y-y_{\min}}{y_{\max}-y_{\min}}(z_{\max}-z_{\min}) \quad (2)$$

式中： $z_{\min}$ 和 $z_{\max}$ 为映射的范围参数， $[0, 1]$ 归一化时， $z_{\min}=0$ ， $z_{\max}=1$ ； $y_{\min}$ 和 $y_{\max}$ 分别为原始输出量 $y$ 在样本集中的最小值和最大值。

## 2 基于CNN的小干扰稳定预防控制

### 2.1 小干扰稳定预防控制优化问题的数学模型

电力系统小干扰稳定预防控制问题可采用式（3）和式（4）所示的带小干扰稳定约束的优化模型来求解。

$$\begin{cases} \min f(\Delta \mathbf{u}) = \sum_{j=1}^N \Delta u_j^2 \\ \Delta \mathbf{u} = \mathbf{u} - \mathbf{u}_0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{g}(\mathbf{y}, \mathbf{u}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{y} \leq \mathbf{y}_{\max} \\ \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max} \\ \xi \geq \xi_{\text{des}} \end{cases} \quad (4)$$

优化目标为调整量最小，用式（3）描述。式（4）所描述的约束条件从上到下依次为系统潮流约束、系统运行限制、控制变量限制和小干扰稳定约束。其中， $\mathbf{y}$ 为系统运行变量，如母线电压； $\mathbf{u}$ 为系统控制变量，如发电机的有功功率； $\mathbf{u}_0$ 为系统控制变量初始值； $\Delta \mathbf{u}$ 为系统控制变量变化值， $\Delta \mathbf{u} = [\Delta u_1 \ \Delta u_2 \ \cdots \ \Delta u_j \ \cdots \ \Delta u_N]^T$ ； $\xi$ 为小干扰稳定低频振荡模式的阻尼比； $\xi_{\text{des}}$ 为阻尼比目标值； $N$ 为控制变量个数。

选取控制变量为发动机的有功功率，基于灵敏度分析方法，将约束条件式（4）线性化，同时忽略网损，可得

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j=1}^N \Delta u_j = 0 \\ \mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{y}_0 + \sum_{j=1}^N \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial u_j} \Delta u_j \leq \mathbf{y}_{\max} \\ \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u}_0 + \Delta \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max} \\ \xi_0 + \sum_{j=1}^N \frac{\partial \xi}{\partial u_j} \Delta u_j \geq \xi_{\text{des}} \end{cases} \quad (5)$$

式中： $\mathbf{y}_0$ 为系统运行变量初始值； $\frac{\partial \mathbf{y}}{\partial u_j}$ 和 $\frac{\partial \xi}{\partial u_j}$ 分别为系统运行变量和阻尼比相对于控制变量 $u_j$ 的灵敏

度;  $\xi_0$  为阻尼比初始值。

## 2.2 基于 CNN 的小干扰稳定预防控制流程

图 3 给出了基于 CNN 的小干扰稳定预防控制流程, 具体步骤如下。

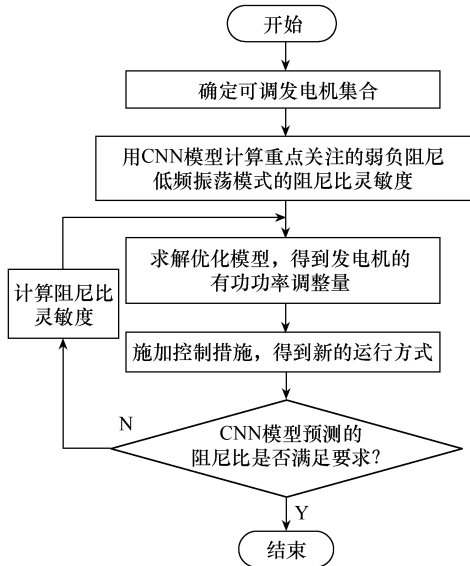


图 3 基于 CNN 的小干扰稳定预防控制流程

首先, 确定可调发电机集合。可调发电机集合根据调度管辖范围和实际运行要求确定。

其次, 针对重点关注的弱负阻尼低频振荡模式, 基于 CNN 模型计算阻尼比相对于控制变量(可调发电机的有功功率)的灵敏度。

再次, 求解式 (3) 和式 (5) 组成的优化模型, 得到调整量。

最后, 施加控制措施, 得到新的运行方式, 并采用 CNN 模型进行小干扰稳定评估。新的运行方式可根据潮流灵敏度估算得到。

由于阻尼比灵敏度的非线性特点, 上述过程是一个迭代的过程, 往往需要多次迭代才能使阻尼比满足特定要求。

## 3 阻尼比灵敏度计算方法

阻尼比灵敏度是指控制变量变化 1 个单位引起的阻尼比的变化量, 代表控制变量变化影响阻尼比变化的敏感程度。在传统方法中, 阻尼比灵敏度根据特征值分析得到的特征向量来计算。

这里基于 CNN 阻尼比预测模型, 采用摄动法进行阻尼比灵敏度的计算。采用 CNN 模型分别预测初始潮流运行方式和发电机  $j$  有功功率调整后的运行方式下的阻尼比。阻尼比的差值和功率差值的比值即为阻尼比灵敏度, 其计算公式如式 (6) 所示。发

电机  $j$  有功功率调整后的运行方式可根据潮流灵敏度估算得到。

$$c_{ij} = \frac{\Delta \xi_i}{\Delta P_{Gj}} \quad (6)$$

式中:  $c_{ij}$  为第  $i$  个振荡模式的阻尼比相对于第  $j$  台发电机有功功率的灵敏度;  $\Delta P_{Gj}$  为第  $j$  台发电机的有功功率调整量;  $\Delta \xi_i$  为第  $j$  台发电机的有功功率调整后第  $i$  个振荡模式的阻尼比变化量。

## 4 算例分析

### 4.1 样本生成

利用 WEPRI36 节点系统验证本文所提方法的有效性。WEPRI36 节点系统是电力系统分析综合程序 PSASP 自带的标准算例, 有 8 台发电机。仿真计算时发电机采用考虑  $q$  轴次暂态电势  $E_q''$ ,  $d$  轴次暂态电势  $E_d''$ ,  $q$  轴暂态电势  $E_q'$  变化的 5 阶模型, 结合励磁和调速模型。一部分负荷采用恒阻抗模型, 另一部分负荷为 50% 恒阻抗+50% 感应电动机模型。

本文构造 2 个样本集: 样本集 1 用于输出量数值变换处理的效果分析; 样本集 2 用于小干扰稳定评估和预防控制的算例分析。样本集 1 的构造过程如下: 在初始潮流方式基础上, 调节发电、负荷, 在 75%~120% (以 1% 为变化步长) 基准负荷下, 对每个负荷水平设置 3 种不同的负荷变化方式 (WEPRI36 节点系统有 3 个区域, 东部区域、中部区域和西部区域。东部区域没有负荷。按区域考虑负荷的变化, 即仅中部变化、仅西部变化、中西部同比变化), 每种负荷变化方式各设置 7 种不同的发电出力 (按区域考虑发电的调节, 即仅东部调节、仅中部调节、仅西部调节、中西部同时调节、东西部同时调节、中东部同时调节、中西东部同时调节)。共得到 855 个潮流方式。

样本集 2 在样本集 1 运行方式的基础上, 每个运行方式分别减少各发电机出力 0.5 p.u.。共得到 6 693 个潮流运行方式。

利用 PSASP 的小干扰稳定计算程序计算每个潮流方式的特征值, 共得到 7 个低频振荡模式, 其中阻尼比较弱的主导模式有 2 个: 模式 6 和模式 7。

分别随机选择样本集 1 和样本集 2 中的 80% 作为训练集, 其余 20% 作为测试集。

### 4.2 阻尼比预测

采用训练好的 CNN 模型预测模式 6 和模式 7 的阻尼比, 用方均误差 (mean square error, MSE)

评价模型的准确度。方均误差的计算公式如式(7)所示。

$$e_{\text{MSE}} = \frac{\sum_{i=1}^n (z_i - z'_i)^2}{n} \quad (7)$$

式中： $z_i$ 、 $z'_i$ 分别为测试集中第*i*个样本的真实值和预测值； $n$ 为测试集样本数。

采用样本集1进行分析。在输出量数值变换处理方式不同的情况下，CNN模型对模式6和模式7的阻尼比预测的方均误差对比见表1。

表1 不同输出量数值变换方式下阻尼比预测方均误差对比

模式	放大10倍	放大100倍	放大1000倍	归一化
6	$1.9011 \times 10^{-6}$	$1.7852 \times 10^{-6}$	$1.8063 \times 10^{-6}$	$2.2441 \times 10^{-6}$
7	$1.7400 \times 10^{-5}$	$1.5314 \times 10^{-5}$	$1.6206 \times 10^{-5}$	$1.7467 \times 10^{-5}$

从表1可以看出，针对振荡模式6、模式7的阻尼比预测，随着输出量放大倍数的增大，方均误差呈现先变小后增大的趋势，输出量放大100倍时预测误差最小，且均小于输出量归一化情况下的预测误差。为此，在进行输出量数值变换处理时，可将输出量放大100倍。

输出量放大100倍时，CNN和SVM模型的阻尼比预测方均误差对比见表2。从表2可以看出，针对振荡模式6和7的阻尼比预测，CNN模型的方均误差较SVM模型小，CNN模型的预测效果优于SVM模型。

表2 CNN和SVM模型阻尼比预测方均误差对比

模式	CNN	SVM
6	$1.7852 \times 10^{-6}$	$2.4184 \times 10^{-6}$
7	$1.5314 \times 10^{-5}$	$2.4701 \times 10^{-5}$

### 4.3 预防控制

采用样本集2进行分析。首先生成一个不在训练集和测试集中的运行方式。具体地，随机设置负荷的变化，并使发电出力的变化与负荷的变化相一致，形成新的运行方式，其频域仿真结果见表3。由表3可见，系统有7个低频振荡模式，其中模式6和7的阻尼比分别为3.9274%、2.3889%，为较弱阻尼模式和弱阻尼模式，其他模式均为强阻尼模式。分别针对模式6和7，训练2个CNN阻尼比预测模型。在该运行方式下，2个CNN模型预测的阻尼比分别为3.9026%、2.3941%，预测的相对误差分别为-0.63%、0.22%。针对该运行方式，基于CNN

模型，采用摄动法计算的阻尼比灵敏度结果如图4和图5所示。从图4、图5可以看出，CNN模型得到的阻尼比灵敏度结果与特征值分析法得到的结果较接近。

表3 频域仿真结果

模式	特征值	频率/Hz	阻尼比/%
1	$-6.275690 \pm j14.812546$	2.3068	39.0106
2	$-0.817326 \pm j10.793026$	1.7178	7.5511
3	$-0.898058 \pm j10.083064$	1.6048	8.8715
4	$-0.601877 \pm j7.969109$	1.2683	7.5312
5	$-0.916152 \pm j6.821952$	1.0857	13.3100
6	$-0.237418 \pm j6.040493$	0.9614	3.9274
7	$-0.110139 \pm j4.609116$	0.7336	2.3889

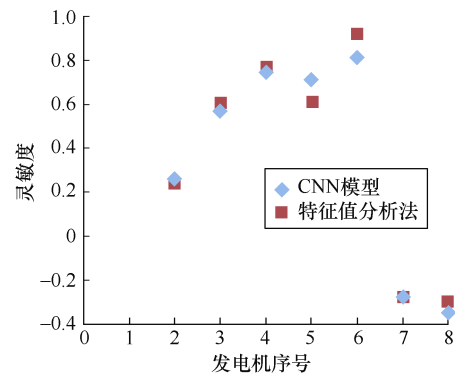


图4 阻尼比灵敏度计算结果(模式6)

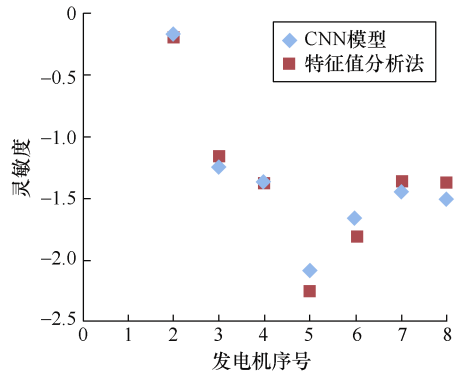


图5 阻尼比灵敏度计算结果(模式7)

按照图3的流程，使模式6、模式7的阻尼比分别提升到4%和3%以上的最优控制措施见表4。表4还给出了特征值分析法和SVM方法的控制措施。施加控制措施后的频域仿真结果见表5。从表5可见，三种方法都能达到预期控制目标，其中施加CNN控制措施后，模式6的阻尼比从3.9274%提升到4.1237%，模式7的阻尼比从2.3889%提升到3.0083%，系统中不再有弱阻尼模式。SVM方法得到的控制措施为：下调发电机G<sub>5</sub>、G<sub>7</sub>、G<sub>8</sub>功率，下

调功率总量为 0.644 303p.u., 上调发电机 G<sub>2</sub>、G<sub>3</sub>、G<sub>4</sub>、G<sub>6</sub> 功率。CNN 方法得到的控制措施为: 下调发电机 G<sub>5</sub>、G<sub>7</sub>、G<sub>8</sub> 功率, 下调功率总量为 0.598 993p.u., 上调发电机 G<sub>2</sub>、G<sub>3</sub>、G<sub>4</sub>、G<sub>6</sub> 功率。特征值分析法得到的控制措施为: 下调发电机 G<sub>5</sub>、G<sub>7</sub>、G<sub>8</sub> 功率, 下调功率总量为 0.616 000p.u., 上调发电机 G<sub>2</sub>、G<sub>3</sub>、G<sub>4</sub>、G<sub>6</sub> 功率。CNN 方法得到的控制措施下的功率调整总量最小, 其次是特征值分析法, SVM 方法最大。与 SVM 方法相比, CNN 方法达到的阻尼比更接近目标值 4%和 3%。可见, CNN 方法控制精度高于 SVM 方法。

表4 控制措施

发电机	功率调整量/p.u.		
	CNN 方法	SVM 方法	特征值分析法
G <sub>2</sub>	0.226 127	0.284 712	0.215 456
G <sub>3</sub>	0.020 204	0.029 757	0.046 209
G <sub>4</sub>	0.023 456	0.021 518	0.027 972
G <sub>5</sub>	-0.164 089	-0.097 194	-0.229 513
G <sub>6</sub>	0.110 000	0.110 000	0.110 000
G <sub>7</sub>	-0.200 761	-0.254 553	-0.190 640
G <sub>8</sub>	-0.234 143	-0.292 556	-0.195 847
下调功率总量/p.u.	0.598 993	0.644 303	0.616 000

表5 频域仿真结果(控制后)

模式	方法	频率/Hz	阻尼比/%
6	CNN	0.963 641	4.123 7
	SVM	0.965 814	4.210 7
	特征值分析法	0.962 339	4.083 6
7	CNN	0.708 528	3.008 3
	SVM	0.709 339	3.034 3
	特征值分析法	0.707 207	3.026 7

在机器配置为 Intel Core i7—2600 CPU 3.4GHz, 4G 内存时, 采用 CNN 方法, 包含灵敏度计算和控制措施生成在内的总的预防控制分析时间为 1.06s, 采用传统的特征值分析法, 预防控制分析时间为 1.9s。可见, CNN 方法速度较快。

## 5 结论

本文提出了基于 CNN 灵敏度分析的小干扰稳定预防控制方法。算例分析结果表明:

1) 在基于 CNN 的小干扰稳定评估中, 对输出量进行放大处理, 可以降低阻尼比预测误差, 对输

出量进行归一化处理, 也可以降低预测误差。可根据训练情况选取最优的输出量数值变换处理方式。

2) CNN 模型预测低频振荡模式的阻尼比的效果很好, 且优于 SVM 模型。

3) 基于 CNN 灵敏度分析的小干扰稳定预防控制措施十分有效, 且控制精度高于 SVM 方法, 控制速度较传统特征值分析法快。

采用在线实际电网数据验证本文算法将是下一阶段研究的重点。

## 参考文献

- [1] 周孝信, 赵强, 张玉琼. “双碳”目标下我国能源电力系统发展前景和关键技术[J]. 中国电力企业管理, 2021(31): 14-17.
- [2] 严剑峰, 于之虹, 田芳, 等. 电力系统在线动态安全评估和预警系统[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34): 87-93.
- [3] 王也, 徐茂达, 郝文波, 等. 双馈感应风机控制环节对电力系统机电小干扰稳定的影响分析[J]. 电气技术, 2019, 20(9): 31-38.
- [4] 李艳梅, 魏巍, 肖龙, 等. 默蒂亚里-拉合尔工程低频振荡分析[J]. 电气技术, 2023, 24(6): 37-41.
- [5] 郑安然, 郭春义, 殷子寒, 等. 提高弱交流系统下混合多端直流输电系统小干扰稳定性的控制参数优化调节方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(6): 1336-1345.
- [6] 韩应生, 孙海顺, 秦世耀, 等. 电压源型双馈风电并网系统小扰动低频稳定性分析[J]. 电工技术学报, 2023, 38(5): 1312-1324, 1374.
- [7] 赵洋, 王瀚墨, 康丽, 等. 基于时间卷积网络的短期电力负荷预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(5): 1242-1251.
- [8] 方正刚. 基于通道融合的 Res-CNN-LSTM 电网虚假数据注入攻击检测[J]. 电气技术, 2024, 25(3): 11-17, 62.
- [9] THAMS F, VENZKE A, ERIKSSON R, et al. Efficient database generation for data-driven security assessment of power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 30-41.
- [10] LIU Juelin, YANG Zhifang, ZHAO Junbo, et al. Explicit data-driven small-signal stability constrained optimal power flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(5): 3726-3737.

(下转第 14 页)