

含需求响应资源的电力系统稳定性智能化评估方法

董 波,崔景侠,徐纬河

(国网连云港供电公司,江苏 连云港 222004)

Intelligent evaluation method for power system stability with demand response resources

DONG Bo, CUI Jingxia, XU Weihe

(State Grid Lianyungang Power Supply Company, Lianyungang 222004, China)

摘要:首先,阐述了需求响应资源的概率分布特性,并以IES运行成本为优化目标,综合考虑电力系统、天然气系统运行约束及能量耦合约束。建立IES最优能量流(optimal energy flow, OEF)模型,用于求取发电机和耦合环节功率,并将其作为电力系统稳定器的输入;其次,通过搭建不同负荷水平下的暂态仿真模型,得到故障情况下的系统稳定情况;然后,提出基于堆栈降噪自动编码器(stacked denoising auto-encoders, SDAE)的电力系统稳定性评估器的训练方法;最后,在IEEE-39节点电力系统和修改的比利时20节点天然气系统组成的IES中,进行电力系统稳定性智能化评估的算例分析。仿真结果表明,基于SDAE的电力系统稳定性评估器识别精度较高,同时计算效率也较优。

关键词:电力系统稳定性;综合能源系统;堆栈降噪自动编码器;需求响应;最优能量流

Abstract: Firstly, the probability distribution characteristics of demand response resources are expounded. The IES (integrated energy system) operating cost is taken as the optimization goal and the power system, natural gas system operation constraints and energy coupling constraints are considered. The IES optimal energy flow (OEF) model is established, which is used as the input of the power system stability estimator to calculate the generator and coupling link power. Secondly, by setting up the transient simulation model under different load levels, the system stability under fault conditions is obtained. The training of power system stability estimator based on stack denoising auto-encoders (SDAE) is proposed. Finally, the IES comprised of the IEEE-39 node power system and the modified Belgian 20-node natural gas system is used to analyze the intelligent evaluation of power system stability. The simulation results show that the SDAE-based power system stability estimator has high recognition accuracy and excellent computational efficiency.

Key words: power system stability; integrated energy system; stack noise reduction automatic encoder; demand response; optimal energy flow

中图分类号:TK018;TM732 文献标志码:A

0 引言

2015年和2017年,习近平总书记两次提出“建设全球能源互联网”的伟大战略目标,标志着电网向能源互联网演进的趋势^[1]。综合能源系统(integrated energy system, IES)背景下的电力系统暂态特性更为复杂。同时,随着电力市场的逐渐完善,需求响应资源与可再生能源的渗透率越来越高,电力系统中的不确定性因素急剧增加,给电力系统的稳定运行带来了严峻的挑战。随着电力系统的规模越来越大,传统电力系统稳定性评估方法在精度与效率等方面均难以取得令人满意的结

果。因此,亟需解决IES背景下含需求响应资源的电力系统稳定性分析方法。

随着机器学习领域的发展,深度学习理论的提出引起了众多研究者的关注^[2]。深度学习方法通过建立多隐含层的深层网络结构,利用海量的数据自动提取和学习样本特征信息,具有很好的泛化能力和鲁棒性^[3]。电力系统稳定性属于暂态问题,受限于传统方法对电力系统稳定性分析与控制的难度。文献[4]从信息、机理、仿真、分析和控制等角度分析了电力系统暂态问题出现的新特点,总结了人工智能在电力系统暂态问题中的应用。在深度学习应用于电力系统稳定性分析的领域,文献[5]采用人工神经网络(ANN)作为三相短路故障后安全稳定指标的评估算法,通过半监督反向传播算法实现了从离散稳定状态到连续稳定指标的映射。文献[6]研究利用样本压缩技术降低ANN的训练量以提高ANN在大电网中的训练效率,提出的信息熵与粗糙集理论结合的数据预处理方法,实现了对输入特征的优化处理,并测试了三相短路故障后的暂

收稿日期:2019-03-22;修回日期:2019-05-12

基金项目:国网连云港供电公司地区客户用能情况及综合能源服务潜力分析项目(JSDL-XLFW-LYG-2018-09-007)

This work is supported by Regional Customer Energy Consumption and Integrated Energy Service Potential Analysis Project of State Grid Lianyungang Power Supply Company (No. JSDL-XLFW-LYG-2018-09-007)

态稳定性预测效果。文献[7]基于决策树算法构建了集成学习模型,能够适应系统的运行条件和线路拓扑的变化,实现了在线动态安全评估。上述研究利用人工智能方法对电力系统稳定性开展了研究,但是鲜有学者研究IES背景下基于深度学习的电力系统稳定性评估方法。

针对上述分析和存在的问题,本文提出了IES背景下一类含需求响应资源的电力系统稳定性智能化评估方法。首先,阐述了需求响应资源的概率分布特性,通过构建IES最优能量流OEF模型以求取发电机和耦合环节功率作为电力系统稳定评估器的输入;其次,通过不同负荷水平下暂态仿真模型,得到的系统稳定情况以求取评估器的输出;然后,建立基于SDAE的电力系统稳定性评估器,并提出其训练的训练方法;最后,开展了相应的仿真分析。

1 电力系统稳定性评估器训练样本的获取

1.1 需求响应资源的概率分布特性

需求响应资源主要分为激励型需求响应和电价型需求响应,两者的区别主要在对负荷的激励手段不同。本文主要考虑电价型需求响应。在现行电力市场中,峰谷分时电价是主要的电价激励手段。以峰时段为例,电网企业通过提高电价削减负荷或将负荷转移至其他时段,达到削峰的目的。通常而言,在相对较长的一段时间内,每日峰时段的负荷并非定值,而是在某个范围波动,服从一定的概率分布特性。在峰电价的激励下,峰时段负荷减小,从而其概率分布特性也会发生改变。实施峰谷电价前后的峰时段负荷概率分布特性如图1所示。从图中可以看出,峰电价激励后的负荷概率密度特性实现了整体的前移。

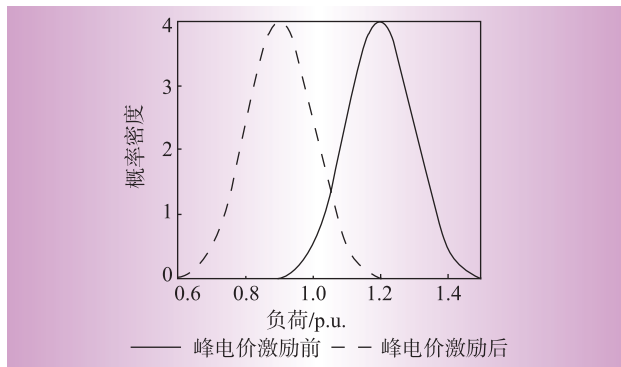


图1 峰电价激励前后的负荷概率分布特性

Fig. 1 Load probability distribution characteristics before and after peak electricity price excitation

1.2 电-气综合能源系统的OEF模型

1.2.1 目标函数

对于电力系统,其成本函数为^[8]

$$C_e = \sum_{i \in I_e^{\text{gen}}} \left(a_i^{\text{gen}} + b_i^{\text{gen}} P_i^{\text{gen}} + c_i^{\text{gen}} (P_i^{\text{gen}})^2 \right) \quad (1)$$

式中: I_e^{gen} 为发电机所在节点的集合; P_i^{gen} 为在节点 i 发电机的有功出力; a_i^{gen} 、 b_i^{gen} 、 c_i^{gen} 均为节点 i 发电机的成本系数。

对于天然气系统,其成本函数为

$$C_g = \sum_{i \in I_g^{\text{well}}} \lambda_{g,i}^{\text{well}} w_{g,i}^{\text{well}} + \sum_{i \in I_g^{\text{sto}}} \lambda_{g,i}^{\text{sto}} w_{g,i}^{\text{sto}} \quad (2)$$

式中: I_g^{well} 、 I_g^{sto} 分别为气井、储气装置所在节点的集合; $w_{g,i}^{\text{well}}$ 、 $w_{g,i}^{\text{sto}}$ 分别为节点 i 气井、储气装置注入到气网的天然气流量; $\lambda_{g,i}^{\text{well}}$ 、 $\lambda_{g,i}^{\text{sto}}$ 分别为节点 i 气井、储气装置的成本系数。

因此,电-气综合能源系统的OEF模型的目标函数可表示为

$$\min C = \min(C_e + C_g) \quad (3)$$

1.2.2 约束条件

(1) 电力系统约束

电力系统约束包括功率平衡约束、节点电压约束、线路有功潮流约束、发电机运行约束,具体如式(4)所示^[9]

$$\begin{cases} P_i^{\text{gen}} + P_i^{\text{wind}} + P_i^{\text{G2P}} - P_i^{\text{P2G}} - P_i^{\text{load}} \\ = V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ V_i \leq V_i \leq \bar{V}_i \\ P_{ij} \leq P_{ij} \leq \bar{P}_{ij} \\ P_i^{\text{gen}} \leq P_i^{\text{gen}} \leq \bar{P}_i^{\text{gen}} \end{cases} \quad (4)$$

式中: V_i 和 δ_i 分别为节点 i 的电压幅值和相角, $\delta_{ij} = \delta_i - \delta_j$; G_{ij} 、 B_{ij} 为节点导纳矩阵 Y 中电导和电纳; $j \in i$ 为节点 j 是节点 i 的关联节点; P_i^{gen} 、 P_i^{wind} 、 P_i^{G2P} 、 P_i^{P2G} 、 P_i^{load} 分别为节点 i 发电机、风电机组、电-气耦合燃气机组、电转气(P2G)机组以及电负荷的功率; $\bar{V}_i$ 和 $\underline{V}_i$ 分别为节点 i 电压幅值上下限; $\bar{P}_{ij}$ 和 $\underline{P}_{ij}$ 分别为线路 ij 有功潮流及其上下限; $\bar{P}_i^{\text{gen}}$ 和 $\underline{P}_i^{\text{gen}}$ 分别为发电机 i 的出力上下限。

(2) 天然气系统约束

天然气系统约束包括气流量平衡约束、节点压力约束、管道流量约束、储气装置约束、气井约束、气流量-功率约束,具体如式(5)所示^[10]

$$\begin{cases} q_i^{\text{well}} + (q_{\text{out},i}^{\text{sto}} - q_{\text{in},i}^{\text{sto}}) + q_i^{\text{P2G}} - q_i^{\text{G2P}} - q_i^{\text{load}} \\ = \sum_{j \in i} s_{ij} c_{ij} \sqrt{s_{ij} (\pi_i^2 - \pi_j^2)} \\ \pi_i \leq \pi_i \leq \bar{\pi}_i \\ q_{ij} \leq q_{ij} \leq \bar{q}_{ij} \\ q_{\text{out},i}^{\text{sto}} \leq \bar{q}_{\text{out},i}^{\text{sto}}, q_{\text{in},i}^{\text{sto}} \leq \bar{q}_{\text{in},i}^{\text{sto}}, q_{\text{g,out},i}^{\text{sto}} \cdot q_{\text{g,in},i}^{\text{sto}} = 0 \\ q_i^{\text{well}} \leq q_i^{\text{well}} \leq \bar{q}_i^{\text{well}} \\ P_g = S_{\text{HHV}} q_g \end{cases} \quad (5)$$

式中: q_i^{well} 和 q_i^{P2G} 分别为节点 i 气井和P2G机组注入

到气网的流量; q_i^{G2P} 和 q_i^{load} 分别为节点 i 耦合燃气机组和气负荷消耗的天然气流量; $q_{out,i}^{sto}$ 和 $q_{in,i}^{sto}$ 分别为储气装置 i 向气网注入和从气网吸收的气流量; s_{ij} 取 1 或 -1; c_{ij} 为与管道效率、温度、长度、内径、压缩因子等有关的常数; π_i 为节点 i 的压力; $\bar{\pi}_i$ 和 $\underline{\pi}_i$ 分别为节点 i 压力的上下限; $\bar{q}_{ij}$ 和 $\underline{q}_{ij}$ 分别为管道 ij 稳态流量的上下限; $\bar{q}_{out,i}^{sto}$ 和 $\underline{q}_{in,i}^{sto}$ 分别为储气装置 i 向气网注入和从气网吸收的气流量的上限; $\bar{q}_i^{well}$ 和 $\underline{q}_i^{well}$ 分别为气井 i 气流量的上下限; P_g 为天然气功率; q_g 为天然气流量; S_{HHV} 为天然气高热值。

(3) 电-气耦合环节约束

本文的电-气综合能源系统中,电力系统和天然气系统之间主要通过燃气机组和 P2G 机组耦合,电-气耦合环节约束包括能量输入-输出约束和装置运行约束

$$\begin{cases} P_i^{G2P} = \eta_i^{G2P} S_{HHV} q_i^{G2P} \\ q_i^{P2G} = \eta_i^{P2G} P_i^{P2G} / S_{HHV} \\ \bar{P}_i^{G2P} \leq P_i^{G2P} \leq \underline{P}_i^{G2P} \\ \bar{q}_i^{P2G} \leq q_i^{P2G} \leq \underline{q}_i^{P2G} \end{cases} \quad (6)$$

式中: η_i^{G2P} 和 η_i^{P2G} 分别为电-气耦合燃气机组和 P2G 机组的转化效率; $\bar{P}_i^{G2P}$ 和 $\underline{P}_i^{G2P}$ 分别为电-气耦合燃气机组输出电功率的上下限; $\bar{q}_i^{P2G}$ 和 $\underline{q}_i^{P2G}$ 分别为 P2G 机组输出气流量的上下限。

1.3 基于 PSCAD 的电力系统稳定性分析

为获取发生故障时电力系统的稳定情况,分别搭建不同负荷水平下电力系统的 PSCAD (power systems computer aided design) 模型。通过设置特定的故障类型、故障持续时间、故障切除时间,仿真获取不同负荷水平下发生故障时电力系统的稳定情况,并以此作为该负荷水平下电力系统稳定性评估器的输出,参与评估器的训练过程。

2 基于 SDAE 的电力系统稳定性评估器

2.1 SDAE 的基本原理

SDAE 的基础是降噪自动编码器 (denoising auto-encoders, DAE), 由多层 DAE 堆叠而成。DAE 的结构包括输入层、中间层、输出层^[11]。其中,输入层和中间层之间通过编码过程连接,中间层和输出层之间通过解码过程连接。编码函数和解码函数可表示为

$$Y = f(X) = a(cX + d) \quad (7)$$

$$Z = g(Y) = a(pY + q) \quad (8)$$

式中: X 为 DAE 的输入层; Y 为 DAE 的中间层; Z 为 DAE 的输出层; f 和 g 分别为编码函数和解码函数; a 为激活函数; c 和 d 分别为编码器的权重矩阵和偏置向量; p 和 q 分别为解码器的权重矩阵和偏置向量。

将 DAE 逐层堆叠,下层 DAE 的中间层作为上层 DAE 的输入层,由此得到 SDAE 的结构,可用图 2 表示。

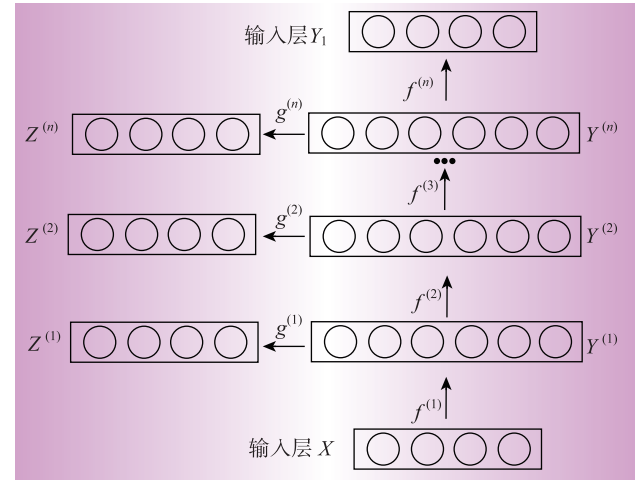


图2 SDAE 结构图

Fig. 2 Structure diagram of SDAE

SDAE 通过多次编码过程不断获取 X 的高维特征,最终拟合得到输出 Y_i 。由图 2 可知, Y_i 可表示为

$$Y_i = f^{(n)}(f^{(n-1)}(\dots f^{(1)}(X))) \quad (9)$$

式中: $f^{(l)}$ 为第 l 层 DAE 编码函数, $l=1,2,\dots,n$; n 为 SDAE 中 DAE 的个数; $f^{(n)}$ 为顶层编码函数。

2.2 SDAE 的训练方法

SDAE 深度神经网络训练需要确定学习算法、损失函数以及激活函数。

对于学习算法,由于电力系统稳定性与负荷大小、发电机和耦合环节功率之间的非线性特征十分复杂,SDAE 能量流模型所需训练样本量大、训练缓慢,传统的解析法难以对此优化问题进行求解。因此本文采用粒子群 (PSO) 算法求解 SDAE 模型中的参数。

对于损失函数,本文采用电力系统是否稳定的实际值与 SDAE 输出值的差的绝对值作为损失函数

$$K = |Y_i - \bar{Y}_i| \quad (10)$$

式中: Y_i 为 SDAE 拟合得到的电力系统稳定性输出值; $\bar{Y}_i$ 为电力系统稳定性的实际值。

对于激活函数,本文采用经典的 Sigmoid 函数。Sigmoid 由于在正半轴的函数性质与 LIF (leaky integrate and fire) 模型十分相似,因此作为深度学习的激活函数而广泛使用^[12],可表示为

$$a(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (11)$$

式中: $a(x)$ 为 Sigmoid 函数; e 为自然数底数, x 为输入变量。

本文将电力系统负荷大小、发电机和耦合环节功率作为 SDAE 的输入,将 PSCAD 得到的电力系统稳定性结果作为 SDAE 的输出,通过 PSO 算法不断更新 SDAE 中的参数,在损失函数达到某一阈值时得到

训练完成的SDAE模型,即电力系统稳定性评估器。

3 算例分析

3.1 算例描述

采用 IEEE-39 节点电力系统和修改的比利时 20 节点天然气系统组成的 IES 进行算例分析^[13],具体网架结构如图 3 所示。其中,不同负荷水平下的 OEF 利用 MATLAB 编程求解,求解结果为发电机和耦合环节功率,将负荷大小、发电机和耦合环节功率作为 SDAE 的输入;利用 PSCAD 求解电力系统的稳定性情况,将其作为 SDAE 的输出。

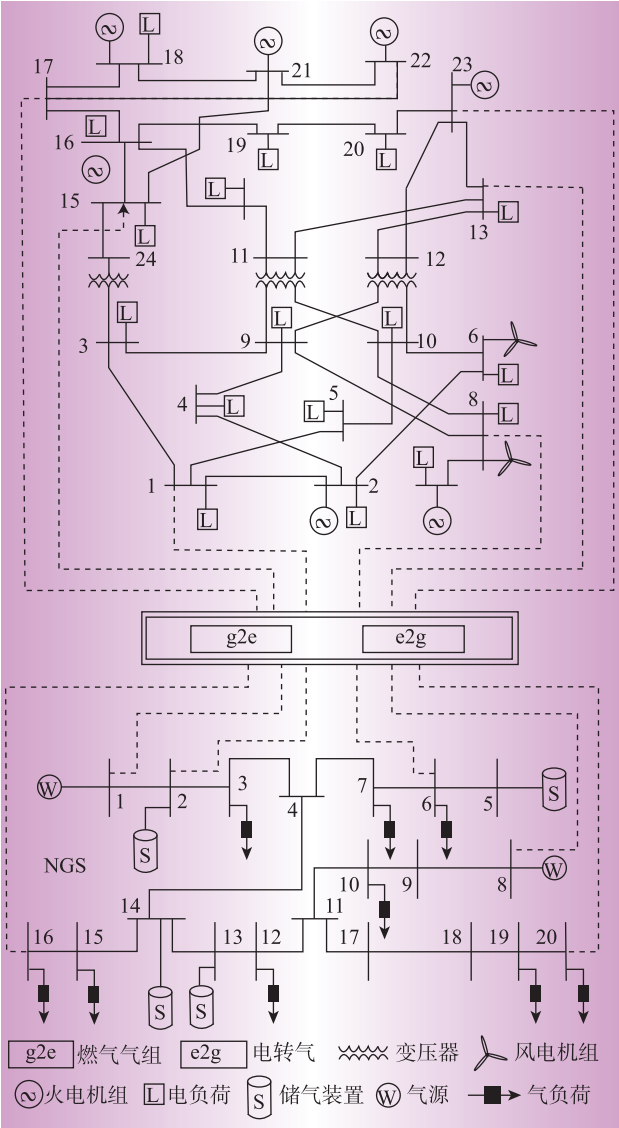


图3 电—气联合网络网架结构
Fig. 3 Electro-gas combined network grid structure

3.2 准确性及高效性分析

首先计算本文 IES 在各类负荷水平下的 OEF。采用蒙特卡洛抽样对负荷进行 10 000 次抽样,计算不同负荷水平下的 OEF,电力系统的节点电压幅值、发电机出力以及支路潮流的计算结果分别如图

4—图 6 所示。其中,图 5 的发电机出力即为 SDAE 的输入之一。从图 4—图 6 可以看出,各类负荷水平下电压幅值、发电机出力以及支路潮流变化巨大,尤其是图 6 中的 2 号发电机,其变化范围达到 600 MW,这给电力系统稳定性带来了严峻的挑战。因此需要利用本文所提方法开展电力系统稳定性评估工作。

假设电力系统节点 3 在某时刻发生三相短路故障,在持续发生 0.15 s 之后故障被切除,在前述的负荷水平下,利用 PSCAD 分别仿真该故障条件下的电力系统稳定性,计算结果如表 1 所示。

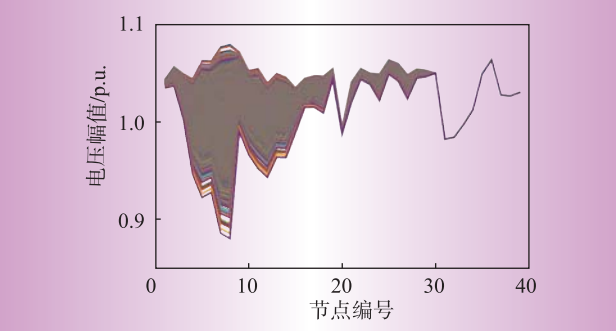


图4 节点电压幅值
Fig. 4 Node voltage amplitude

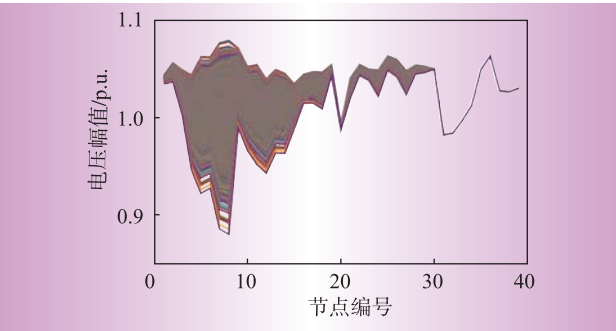


图5 发电机出力
Fig. 5 Generator output

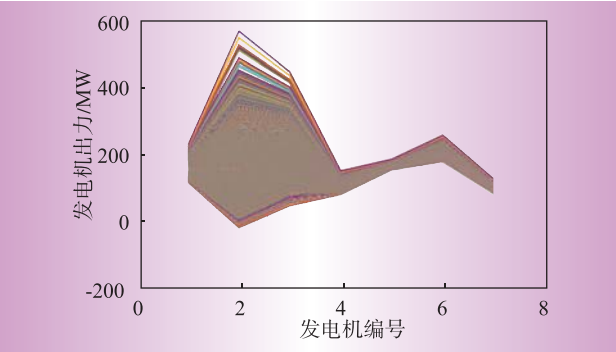


图6 支路潮流
Fig. 6 Branch power flow

表1 电力系统稳定性计算结果
Tab. 1 Power system stability calculation results

结果	稳定	非稳定
次数/次	7 246	2 754

得到10 000组负荷水平下的电力系统稳定性样本,随机抽取8 000组作为SDAE的训练样本,其余2 000组样本作为测试样本。采用第2节的方法对基于SDAE的电力系统稳定性评估器进行训练。其中,本文SDAE的输入层维数为26,输出层维数为1,设置隐含层维数为100。此外,SDAE由4层DAE堆叠而成。设置PSO规模为50,最大迭代次数为100。为了验证本文算法在电力系统稳定性识别的准确性,将BP神经网络算法^[14]和SVM算法^[15]作为对比算法。其中,BP神经网络算法激活函数采用Sigmoid函数,隐含层维数取500;SVM算法的核函数采用径向基函数核函数。3种算法的识别正确率和计算时间如表2所示。

表2 不同方法的实验结果

Tab. 2 Experimental results of different methods

方法	识别正确率/%	计算时间/s
SVM算法	82.56	0.763
BP神经网络	74.33	0.214
本文算法	97.74	0.117

从表2中可以看出,在SVM算法、BP神经网络算法和本文算法中,本文算法在识别正确率和计算时间方面均取得了最优结果。这是由于BP神经网络算法的深度较浅,在处理较高维的数据过程中存在过拟合以及收敛困难等问题,因此其识别正确率较低;较BP神经网络算法而言,SVM算法的识别正确率较高,但是计算时间较长,这是由于当样本规模较大时,难以找到合适的核参数,最终影响了电力系统稳定性的识别结果。对于本文算法,由于SDAE采用的深度学习的数学结构,学习率高,因此其识别精度最高。同时,由于SDAE结构由简单的DAE堆叠而成,因此其计算效率也更优。

为了验证需求响应资源对电力系统稳定性的影响,分别对图1中峰电价激励前后的负荷进行采样,分别计算OEF和仿真得到电力系统稳定性,并训练基于SDAE的电力系统稳定性评估器。评估结果如表3所示。应说明的是表中的电价比指的是峰电价与谷电价之比。可以看出,需求响应资源的引入可有效提高电力系统的稳定性。

表3 不同方法的实验结果

Tab. 3 Results of different methods

	%		
电价比	1:1	3:1	5:1
稳定占有率	72.46	78.13	85.64
非稳定占有率	27.54	21.87	14.36

4 结论

本文提出了一种IES背景下含需求响应资源的

电力系统稳定性智能化评估方法。通过理论推导、仿真分析,可以得出以下结论:

(1) 对比SVM算法和BP神经网络算法,本文基于SDAE算法的电力系统稳定性评估器的识别正确率和计算效率均更优;

(2) 对含需求响应资源的电力系统需求响应资源的电力系统稳定性进行评估,计算结果表明,需求响应资源的引入可有效提高电力系统的稳定性。D

参考文献:

- [1] 刘振亚. 全球能源互联网跨国跨洲互联研究及展望[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(19): 5 103-5 110.
LIU Zhenya. Research of global clean energy resource and power grid interconnection[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(19): 5 103-5 110.
- [2] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7 553): 436-444.
- [3] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合 (一) 大数据与电力大数据[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(1): 1-8.
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking: part one big data and power big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 1-8.
- [4] 汤奕, 崔晗, 李峰, 等. 人工智能在电力系统暂态问题中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 2-13.
TANG Yi, CUI Han, LI Feng, et al. Review on artificial intelligence in power system transient stability analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 2-13.
- [5] 顾雪平, 曹绍杰, 张文勤. 人工神经网络和短时仿真结合的暂态安全评估事故筛选方法[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(8): 16-19.
GU Xueping, CAO Shajie, ZHANG Wenqing. Integration of ANNs and short-duration numerical simulation for contingency screening of transient security assessment[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(8): 16-19.
- [6] 刘艳, 顾雪平, 李军. 用于暂态稳定评估的人工神经网络输入特征离散化方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(15): 56-61.
LIU Yan, GU Xueping, LI Jun. Discretization in artificial neural networks used for transient stability assessment[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(15): 56-61.
- [7] HE M, ZHANG J, VITTAL V. Robust online dynamic security assessment using adaptive ensemble decision-tree learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4 089-4 098.
- [8] 瞿寒冰, 朱英刚, 尹茂林, 等. 计及风电并网的机组组合方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(16): 95-98.
QU Hanbing, ZHU Yinggang, YIN Maolin, et al. Study on the unit commitment considering wind power paralleling in the power system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(16): 95-98.

(下转第82页)