



专题：能源互联网技术与应用

基于支持向量机的发/输电系统快速蒙特卡洛可靠性评估方法

雷宇晓, 李更丰, 黄玉雄, 别朝红

(西安交通大学陕西省智能电网重点实验室, 陕西 西安 710049)

摘要: 提出了一种基于支持向量机的发/输电系统快速蒙特卡洛可靠性评估方法。首先, 遍历系统所有元件的故障并计算相应的最小切负荷量, 得到用于训练机器学习模型的样本数据。然后, 采用支持向量机作为挖掘系统元件故障与最小切负荷之间非线性映射关系的机器学习算法, 训练得到不同故障下最小切负荷的估计模型。最后, 将该模型与蒙特卡洛模拟法结合, 随机采样元件状态, 针对每个状态, 由训练得到的估计模型直接给出最小切负荷量, 从而实现发/输电系统可靠性的快速评估。将所提方法应用于发输电系统可靠性标准测试算例 IEEE RTS 79, 验证了其有效性和准确性。

关键词: 支持向量机; 快速蒙特卡洛模拟法; 可靠性评估; 发/输电系统

中图分类号: TM712

文献标识码: A

doi:10.11959/j.issn.1000-0801.2019155

Support vector machine based fast Monte Carlo reliability evaluation method for composite power system

LEI Yuxiao, LI Gengfeng, HUANG Yuxiong, BIE Zhaohong

Shaanxi Key Laboratory of Smart Grid, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Abstract: A fast Monte Carlo reliability evaluation method for composite power system based on support vector machine (SVM) was proposed. Firstly, sample data for training the SVM model was obtained by enumerating component failures and calculating the corresponding minimum load shedding. Then, the SVM algorithm was used to mine the nonlinear mapping relationship between component failures and minimum load shedding, and the minimum load shedding estimation model was trained. Finally, the model was combined with the Monte Carlo simulation. By randomly sampling component states, for each state, the estimation model obtained by the training directly gave the minimum load shedding, thereby achieving a rapid assessment of the reliability of the composite power system. The proposed method is applied to the IEEE RTS 79 system, which verifies its effectiveness.

Key words: support vector machine, fast Monte Carlo simulation, reliability evaluation, composite power system

收稿日期: 2019-03-01; 修回日期: 2019-04-23

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No.2016YFB0901900)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No.2016YFB0901900)



1 引言

当前,可持续发展和能源安全、环境保护和全球气候变化的矛盾突出,能源生产与消费模式的革命成为国际共识,在此背景下,信息与能源技术深度融合,能源互联网的概念应运而生。作为能源互联网的核心之一,电力系统的任务是不间断向用户提供质量达标的电能,然而系统中的电源和线路等主要设备会发生不同类型的随机故障,影响电力系统的正常运行和对用户的正常供电,进而造成不同程度的经济损失和社会影响,因此需要针对电力系统开展可靠性评估,用定性或者定量的指标反映系统的供电能力或者停电的风险水平,从而指导电力系统的规划、运行等生产实践活动^[1]。电力系统的可靠性评估方法通常包括解析法和模拟法,其中模拟法即蒙特卡洛法,是一种以概率统计理论和方法为基础的数值计算方法,也称统计试验方法或计算机随机模拟方法。蒙特卡洛法原理和应用简单、清晰,且收敛速度与问题状态空间的维数无关,目前已广泛应用到电力系统发/输电、配电等环节的可靠性评估中^[2]。

基于蒙特卡洛模拟法的发/输电系统可靠性评估通常包括可靠性建模、状态选取、状态校正与后果评估以及指标计算等主要步骤,其中状态选取、状态校正与后果评估是可靠性评估的核心内容,通常占据绝大部分计算时间。目前,针对状态选取效率的提升已有较为成熟的研究成果,各种方差减小技术^[3]、状态空间截断法^[4]或者快速排序算法^[5]都是为了选择重要且具有代表性的系统状态,从减少待评估的系统状态方面来降低计算复杂度。在状态校正与后果评估方面,求解以最小切负荷为目标的最优潮流模型是核心,目前从最优潮流模型的线性化^[6]、优化算法本身计算效率^[7]等角度提出了减少计算时间的技术。值得注意的是,为了得到满足精度的评估结果,蒙特

卡洛模拟法评估系统可靠性时需要随机生成大量的系统状态,针对每个状态都需要进行状态校正和后果评估,从而使得基于蒙特卡洛模拟法的可靠性评估效率难以提升,现有研究还没有很好地解决这一问题^[8]。

随着与能源互联网相关的技术研究的深入,将机器学习等信息技术用于解决电力系统中存在的实际问题已经成为相关领域的研究热点^[9],并且已经在电力系统的结构坚强性评估^[10]、故障类型辨识^[11]、电网安全稳定分析^[12]等可靠性领域取得了初步的研究成果。目前,已有学者开始探索利用机器学习算法进行电力系统可靠性评估的研究,参考文献[13]提出可以利用支持向量机(support vector machine, SVM)模型得到不同系统故障与故障后果之间的对应关系,再结合蒙特卡洛随机模拟法可以实现系统可靠性的快速评估,但并未进一步将所提的方法应用于实际物理系统。参考文献[14]利用 SVM 技术对非序贯的蒙特卡洛采样的系统状态进行分类,以此减少状态评估的计算量,有效提高电力系统可靠性评估效率。但当分类数过少时,可靠性的评估精度可能难以保证。

本文深入地研究了发/输电系统不同故障状态和系统切负荷量的映射关系,遍历系统元件故障并计算得到系统最小切负荷量,并以此作为样本训练 SVM 模型,并将该模型和非序贯蒙特卡洛评估可靠性方法结合,通过蒙特卡洛法抽样出系统的状态,通过训练好的模型直接给出该状态下系统最小切负荷量,避免了每次抽样得到系统状态后的最优潮流计算,从而有效缩短了可靠性评估的计算时间。

2 基于支持向量机的快速蒙特卡洛可靠性评估方法

本文提出的基于 SVM 的发/输电系统快速蒙特卡洛可靠性评估方法的流程如图 1 所示,主要

包括样本数据生成、SVM 模型训练和快速蒙特卡洛可靠性评估 3 个主要步骤, 以下分别予以介绍。

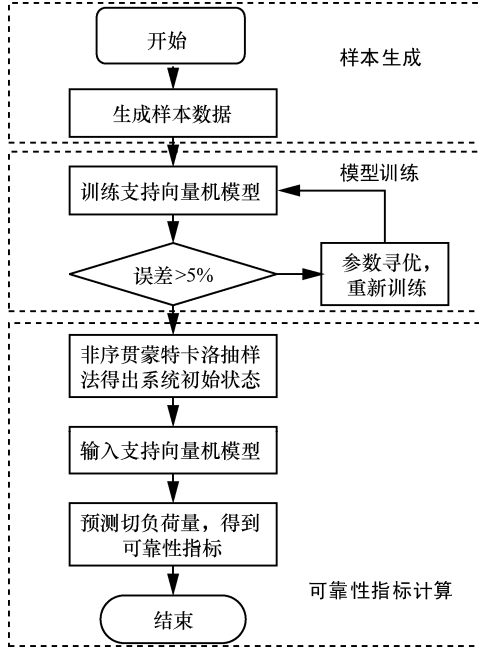


图1 可靠性评估流程

2.1 样本数据生成

在电力系统中, 当元件发生故障时, 如发电机或线路故障, 可进行切负荷操作来解决节点电压和线路潮流越限所引起的系统问题, 维持系统的频率、功角和电压稳定性。以 5 节点系统为例进行说明, 系统结构如图 2 所示, 当线路 1-3 和线路 2-3 同时出现故障时, 由于负荷 1 只通过线路 3-4 和母线 4 相连, 且该线路最大传输功率为 30 MW, 考虑到线路最大功率限制, 可得到负荷 1 处的最小切负荷量为 10 MW。

基于 MATLAB 软件包 matpower^[15]的最优潮流功能, 进行故障下的最小切负荷量计算。matpower 最优潮流模型中的目标函数为:

$$\min \sum_{i=1}^n (C_{2i} P_i^2 + C_{1i} P_i + C_{0i}) \quad (1)$$

其中, n 为系统中发电机总台数, P_i 为第 i 台发电机发出的有功功率, C_{2i} 、 C_{1i} 、 C_{0i} 为第 i 台发电机的发电成本系数, 该模型以成本最小为目标函数。

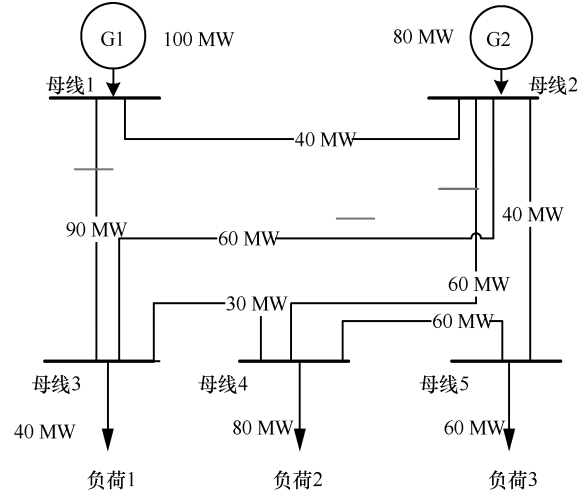


图2 5节点系统示意图

本文以此为基础提出最小切负荷的计算方法, 具体如下。

考虑系统中每个负荷节点的最大负荷为 $P_i^{\max}$, 在每个负荷节点处加上一台发电机 G_i , G_i 的最大出力值为 $P_i^{\max}$, 其成本系数 C_2 、 C_1 远大于系统原有的发电机组。则在系统正常运行时, 由于最优潮流计算中目标函数的约束, 增加的发电机组不会出力。当出现系统二阶故障或者更高阶故障而需要切负荷时 (根据系统设计要求, 通常一阶故障不会引起切负荷), 第 i 个负荷节点处增加的发电机组就会出力, 记为 P_i^d , 则该系统状态下切负荷量为:

$$\text{Load}_{\text{cur}} = \sum_{i=1}^{n_l} P_i^d \quad (2)$$

其中, n_l 为负荷节点个数。该最小切负荷的修正方法具有通用性, 可应用于不同的电力系统之中, 进行近似的最小切负荷计算。考虑到系统中发生二阶以上故障的概率较低, 通过遍历系统发生二阶故障的所有状态, 得到系统的状态空间 $X = [x^1, x^2, \dots, x^{n_s}]$, 其中 x 代表某个系统的元件状态, n_s 代表系统状态个数; 通过上述最小切负荷计算方法, 可以得到 X 中每个系统状态对应的切负荷量, $Y = [\text{Load}_{\text{cur}}^1, \text{Load}_{\text{cur}}^2, \dots, \text{Load}_{\text{cur}}^{n_s}]$ 。于是, X 和 Y 构成了训练 SVM 模型的特征向量和标签,



可以用于训练快速评估系统不同状态下切负荷量的 SVM 模型,以下对 SVM 模型的训练进行介绍。

2.2 SVM 训练模型

2.2.1 SVM 基本原理

SVM 算法是机器学习领域中一类十分重要的有监督学习算法,通常用于模式识别、分类以及回归分析等。SVM 模型针对线性不可分系统,采用非线性映射算法将低维的样本转化到高维的特征空间使其线性可分,从而在高维特征空间内采用线性算法对样本进行分类,巧妙地解决了高维数据分类带来的“维数灾难”问题^[8],其分类示意图如图 3 所示,目前,SVM 方法已经在多个领域得到广泛应用。

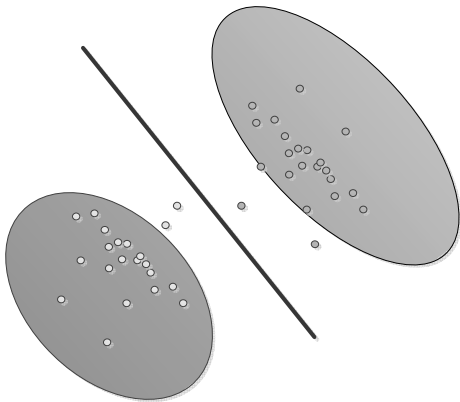


图 3 SVM 分类示意图

电力系统的元件故障及其导致的切负荷量之间的关系一般是非线性的,根据 SVM 算法的思想,可以将其对应关系转换到高维空间,从而实现不同状态下切负荷量的分类,一旦系统状态确定,就可以进行对应切负荷量的预测。因此,本文采用 SVM 的方法进行模型训练。

2.2.2 训练步骤

(1) 数据输入及预处理

使用 MATLAB 中自带的函数 `premnmx` 对训练样本和测试样本进行归一化操作,然后输入模型中。这样可以消除奇异值样本,减小过大或者过小切负荷量对模型训练的影响。

(2) 核函数的选择及参数寻优

本文采用 `libsvm-matlab` 软件包^[16],使用 `svmtrain` 函数进行模型回归训练。参数寻优具体步骤如下。

① 归一化:对输入的样本数据进行归一化操作,否则可能训练不出合理的模型。

② 根据输入特征样本的类型,选择核函数,非线性的一般选择径向基核函数。

③ 一般影响较大的参数为 C 惩罚系数以及 Γ 系数,若拟合效果不佳则增大 C ,若还不好,继续减小 Γ ,直到达到好的训练效果。

④ 若步骤③结束,训练结果仍不良好,则更换核函数进行训练。因为有可能出现对数据不同维度的关系判断失误。

2.3 快速蒙特卡洛可靠性评估

基于 SVM 训练得到元件故障和切负荷量之间关系的模型之后,可以与蒙特卡洛模拟法结合,进行电力系统可靠性的快速评估,以下介绍基本步骤。

2.3.1 元件的状态采样

发电机组和输电线路的停运模型采用两状态模型,所有元件状态组合构成系统状态。在蒙特卡洛采样过程中,通过生成 $[0,1]$ 之间的随机数 U_i ,与元件强迫停运率 FU_i 对比,可得该元件状态 S ,如式(3)所示:

$$S = \begin{cases} 0, & U_i \geq FU_i \\ 1, & U_i < FU_i \end{cases} \quad (3)$$

进而通过元件状态的组合形成系统状态 $\tilde{S}$, $\tilde{S} = [S_1, S_2, \dots, S_{n_c}]$, n_c 为元件数目。

2.3.2 状态后果评价

蒙特卡洛采样得到的系统状态记为 $X' = [\tilde{S}_1, \tilde{S}_2, \dots, \tilde{S}_{n_s}]$, n_s 为采样得到的系统状态数目,将 X' 输入训练好的支持向量机模型,可以直接得到系统在各状态下的最小切负荷量,记为 $Y' = [C_1, C_2, \dots, C_{n_s}]$,进而基于 Y' 进行可靠性指标的计算。该环节通过支持向量机模型进行系统状

态的后果评价,避免了复杂的最优潮流计算,可以显著提高可靠性评估的计算效率。

2.3.3 可靠性指标计算

通过状态后果评价所得到的 $\mathbf{Y}'$, 计算可靠性指标电力不足期望值 (loss of load expectation, LOLE) 以及电量不足期望值 (loss of energy expectation, LOEE)。可靠性指标计算式如下:

$$\text{DNS}_k = \max \left\{ 0, D - \sum_{i=1}^m G_{ik} \right\} \quad (4)$$

$$\text{LOEE} = \frac{\sum_{k=1}^N \text{DNS}_k \cdot 8760}{N} \quad (5)$$

$$I_k = \begin{cases} 0, & \text{DNS}_k = 0 \\ 1, & \text{DNS}_k \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{LOLE} = \frac{\sum_{k=1}^N I_k \times 8760}{N} \quad (7)$$

其中, D 为负荷需求, N 为评估小时数。

3 算例分析

本文采用 IEEE RTS 79 系统^[17]进行实例分

析,可靠性指标和发电机组以及线路的强迫停运率等数据均来自参考文献[17]。IEEE RTS 79 系统中共有 33 台发电机、38 条线路,根据第 2.1 节介绍的数据生成方法,分别在发电机二阶故障和线路二阶故障以及发电机和线路各一阶故障,系统潮流仍收敛时得出最小切负荷量。通过该方法生成系统二阶故障的样本空间,以此来训练 SVM 模型。3 种故障编号和切负荷量见表 1~表 3。

在进行训练之前,首先对输入数据以及对应的标签进行归一化。在 20 种发电机二阶故障下通过给负荷加上适当的随机波动生成 200 个样本,然后将样本分为 180 个训练样本和 20 个测试样本,经过参数寻优,核函数选取为径向基函数,惩罚系数为 10, Gamma 系数为 0.01,预测效果如图 4 所示;在 76 种线路二阶故障下通过给负荷加上适当的随机波动生成 760 个样本,然后将样本分为 684 个训练样本和 76 个测试样本,经过参数寻优,核函数选取为径向基函数,惩罚系数为 10, Gamma 系数为 1,预测效果如图 5 所示;另外,考虑线路和发电机各一阶故障通过给负荷加上适当的随机波动生成

表 1 发电机故障编号和切负荷量

序号	故障发电机 I	故障发电机 II	切负荷量/MW	序号	故障发电机 I	故障发电机 II	切负荷量/MW
1	22	37	74.67	11	33	41	33.03
2	22	41	73.05	12	35	37	34.14
3	22	50	29.95	13	35	41	32.46
4	23	37	74.67	14	37	41	276.89
5	23	41	73.05	15	37	48	30.36
6	23	50	29.95	16	37	49	30.36
7	24	37	74.67	17	37	50	221.13
8	24	41	73.05	18	41	48	28.71
9	24	50	29.95	19	41	49	28.71
10	33	37	34.41	20	41	50	219.48



表 2 线路故障编号和切负荷量

故障线路 编号 I	故障线路 编号 II	切负荷量/MW	故障线路 编号 I	故障线路 编号 II	切负荷量/MW	故障线路 编号 I	故障线路 编号 II	切负荷量/MW
1	5	0.00	5	35	0.00	5	22	4.01
1	27	0.00	5	36	0.00	25	27	0.00
2	5	0.00	5	37	0.00	5	23	3.73
2	7	19.51	5	38	0.00	5	24	2.32
2	27	50.05	7	9	0.00	5	25	3.08
3	5	0.00	7	13	0.00	5	26	1.04
3	27	0.00	7	14	0.00	5	27	11.83
4	5	0.00	7	15	0.00	5	28	0.81
4	7	0.00	7	20	0.00	5	29	0.54
4	14	0.00	8	27	0.00	5	30	0.00
4	27	0.00	9	27	0.00	5	31	0.00
5	6	0.00	12	27	0.00	5	32	0.00
5	7	0.87	13	27	0.00	5	33	0.00
5	8	0.00	14	15	0.00	5	34	0.00
5	9	1.41	14	27	0.00	26	27	0.00
5	12	0.42	15	27	0.00	27	28	0.00
5	13	1.73	16	27	0.00	27	29	0.00
5	14	3.00	17	27	0.00	27	30	0.00
5	15	3.38	18	27	0.00	27	31	0.00
5	16	4.05	19	27	0.00	27	32	0.00
5	17	4.01	20	27	0.00	27	33	0.00
5	18	2.69	21	27	0.00	27	34	0.00
5	19	3.87	22	27	0.00	27	35	0.00
5	20	4.38	23	27	0.00	27	36	0.00
5	21	4.38	24	27	0.00	27	37	0.00
						27	38	0.00

表3 元件故障编号和切负荷量

序号	故障线路编号	故障发电机编号	切负荷量/MW	序号	故障线路编号	故障发电机编号	切负荷量/MW
1	5	1	0.00	36	7	8	0.00
2	5	2	0.00	37	7	9	0.00
3	5	3	0.00	38	27	1	0.00
4	5	4	0.00	39	27	2	0.00
5	5	6	0.00	40	27	3	0.00
6	5	7	0.00	41	27	4	0.00
7	5	8	0.00	42	27	6	0.00
8	5	9	0.00	43	27	7	0.00
9	5	15	0.00	44	27	8	0.00
10	5	16	0.00	45	27	9	0.00
11	5	17	0.00	46	27	15	0.00
12	5	22	0.00	47	27	16	0.00
13	5	23	0.37	48	27	17	0.00
14	5	24	0.11	49	27	22	0.00
15	5	27	0.20	50	27	23	0.00
16	5	28	0.00	51	27	24	0.00
17	5	29	0.00	52	27	27	0.00
18	5	30	0.59	53	27	28	0.00
19	5	31	0.71	54	27	29	0.00
20	5	32	1.44	55	27	30	0.00
21	5	33	1.06	56	27	31	0.00
22	5	35	1.28	57	27	32	0.00
23	5	37	0.84	58	27	33	0.00
24	5	41	0.36	59	27	35	0.00
25	5	42	0.90	60	27	37	0.00
26	5	43	0.68	61	27	41	0.00
27	5	44	0.52	62	27	42	0.00
28	5	45	0.00	63	27	43	0.00
29	5	46	0.39	64	27	44	0.00
30	5	47	0.82	65	27	45	0.00
31	5	48	1.20	66	27	46	0.00
32	5	49	3.67	67	27	47	0.00
33	5	50	4.52	68	27	48	0.00
34	7	3	0.00	69	27	49	0.00
35	7	4	0.00	70	27	50	0.00

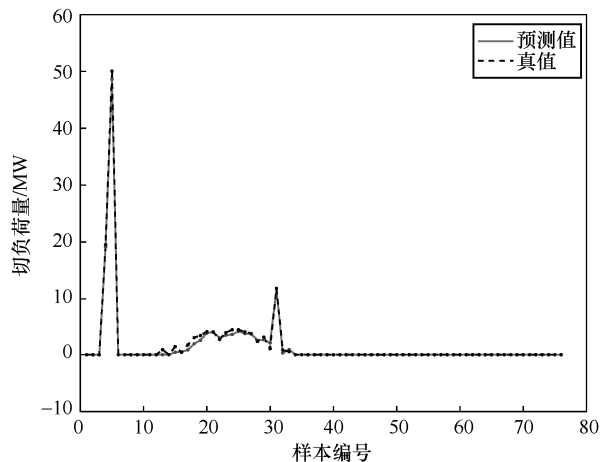


图4 线路二阶故障 SVM 预测效果

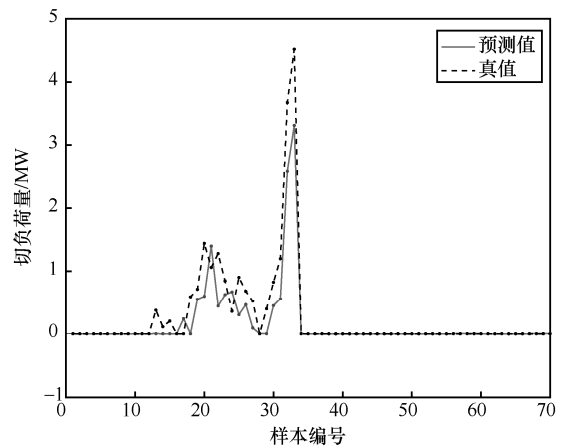


图6 发电机和线路各一阶故障 SVM 预测效果

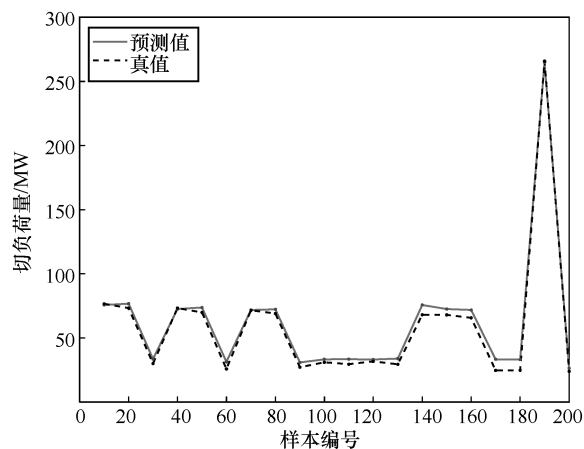


图5 发电机二阶故障 SVM 预测效果

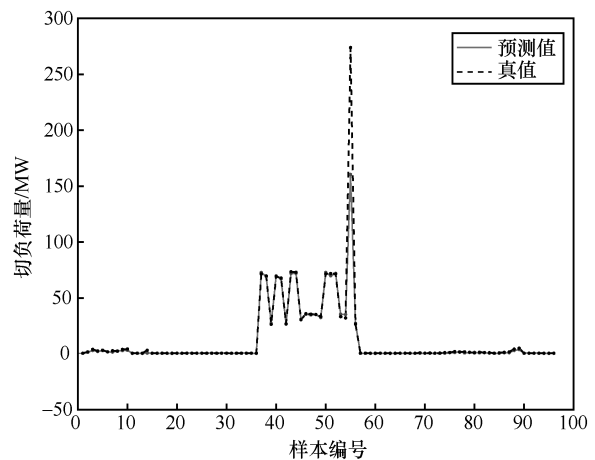


图7 系统二阶故障 SVM 预测效果

700 个样本,然后将样本分为 630 个训练样本和 70 个测试样本,经过参数寻优,核函数选取为径向基函数,惩罚系数为 10, Gamma 系数为 0.1,预测效果如图 6 所示。

将上述 3 种系统二阶故障系统状态以及系统最小切负荷量作为样本数据,训练模型,并从样本空间内随机抽样数据测试,预测效果如图 7 所示。

完成以上训练步骤后,使用非序贯蒙特卡洛抽样法从系统中随机抽取二阶故障,记录下样本空间内的系统状态,分别使用常规蒙特卡洛法和基于 SVM 技术的蒙特卡洛法进行可靠性指标计算,对比结果见表 4。

由结果分析可知,使用 SVM 方法首先训练出系统状态和系统最小切负荷之间的模型,再通过蒙特卡洛法采样得出系统状态然后通过模型

表 4 非序贯蒙特卡洛采样 N 次指标计算对比

指标	$N=1\ 000$			$N=10\ 000$		
	LOLE /(h·年 ⁻¹)	LOEE /(MW·h·年 ⁻¹)	计算所需时间/s	LOLE /(h·年 ⁻¹)	LOEE /(MW·h·年 ⁻¹)	计算所需时间/s
常规蒙特卡洛法	7.87	1 443.5	12.3	9.06	1 503.8	89.5
基于 SVM 技术的蒙特卡洛法	7.67	1 273.9	1.8	7.97	1 300.5	7.7

得出系统最小的切负荷,由此计算可得可靠性指标,对比常规蒙特卡洛计算指标与该方法所得指标,发现其偏差不大,并且时间上大幅度降低。可见该方法具有优良的特性。这为后续电力系统可靠性评估提供良好参考。

4 结束语

本文将 SVM 方法与蒙特卡洛法计算可靠性指标结合起来,在时间上具有高效性,避免了每次采样之后都要进行复杂的最优潮流计算,同时 SVM 对系统切负荷量预测准确,计算精度上保持着较高的精度,计算过程也更容易理解。通过算例分析可见,该方法是合理可行的。但是,本文中对 SVM 的训练工作还不完善,主要体现在数据来源还不够丰富,需要增加 SVM 模型的训练,如:对更多电力系统可能出现的故障,包括三阶以及更高阶的故障情况进行训练,以得到更精确的可靠性评估指标以及可以考虑别的机器学习算法和蒙特卡洛法评估可靠性的结合。

参考文献:

- [1] 王勇. 电力系统运行可靠性分析与评价理论研究[D]. 济南: 山东大学, 2012.
WANG Y. Theoretical research on reliability analysis and evaluation of power system operation [D]. Jinan: Shandong University, 2012.
- [2] 汪隆君. 电网可靠性评估方法及可靠性基础理论研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2010.
WANG L J. Research on reliability evaluation method and basic reliability theory of power grid [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010.
- [3] 别朝红, 王建华, 王锡凡. 一种减小蒙特卡洛模拟方差的新方法[J]. 中国电力, 1999(12): 43-46.
BIE Z H, WANG J H, WANG X F. A new method for reducing monte carlo analog variance [J]. China Electric Power, 1999(12): 43-46.
- [4] 咎贵龙, 王主丁, 李秋燕, 等. 基于状态空间截断和隔离范围推导的高压配电网可靠性评估[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(13): 79-85.
ZAN G L, WANG Z D, LI Q Y, et al. High voltage distribution network reliability evaluation based on state space truncation and isolation scope derivation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(13): 79-85.
- [5] 贾燕冰, 严正. 基于改进快速排序法的发电系统可靠性评估[J]. 电网技术, 2010, 34(6): 144-148.
JIA Y B, YAN Z. Reliability evaluation of generation system based on improved quick sorting method[J]. Power Grid Technology, 2010, 34(6): 144-148.
- [6] 卫志农, 朱梓荣, 赵静波, 等. 电力系统半线性与全线性最优潮流模型[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 107-114.
WEI Z N, ZHU Z R, ZHAO J B, et al. Semilinear and full linear optimal power flow models for power systems [J]. Power system automation, 2018, 42(14): 107-114.
- [7] 梁静, 葛士磊, 瞿博阳, 等. 求解电力系统经济调度问题的改进粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2019. doi:10.13195/j.kzyjc.2018.1490.
LIANG J, GE S L, ZHAI B Y, et al. An improved particle swarm optimization algorithm[J]. Control and decision-making, 2019. doi:10.13195/j.kzyjc.2018.1490.
- [8] 宋长伟. 基于改进 Monte Carlo 法的发电系统可靠性评估[D]. 济南: 山东大学, 2017.
SONG C W. Reliability evaluation of power generation and transmission system based on improved Monte Carlo method [D]. Jinan: Shandong University, 2017.
- [9] 鞠平, 周孝信, 陈维江, 等. “智能电网+”研究综述[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 2-11.
JU P, ZHOU X X, CHEN W J, et al. “Smart Grid+” review [J]. Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 2-11.
- [10] 何秋玲. 配电网网架结构的坚强性评估[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
HE Q L. Strong evaluation of distribution network structure[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [11] 乐全明. 电网高级智能故障诊断系统中关键技术的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2006.
YUE Q M. Research on key technologies of advanced intelligent fault diagnosis system for power grid[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2006.
- [12] 王上行. 电网功角稳定安全分析及控制策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
WANG S X. Power angle stability security analysis and control



- strategy research [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [13] MROCCO C. Fast Monte Carlo reliability evaluation using support vector machine [J]. Reliability Engineering, 2002(76): 237-243.
- [14] 王景辰, 李孝全, 杨洋, 等. 基于蒙特卡洛法和最小二乘支持向量机的复杂电力系统可靠性评估[J]. 华东电力, 2013, 41(5): 1001-1004.
- WANG J C, LI X Q, YANG Y, et al. Reliability evaluation of complex power system based on Monte Carlo method and least squares support vector machine [J]. East China Power, 2013, 41(5): 1001-1004.
- [15] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C E, THOMAS R J. MATPOWER: steady-state operations, planning and analysis tools for power systems research and education[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 12-19.
- [16] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.
- [17] BILLINTON R, LI W Y. Reliability assessment of electric power systems using Monte Carlo methods[M]. New York: Plenum Press, 1994: 88-91.

[作者简介]



雷宇骁（1995—），男，西安交通大学陕西省智能电网重点实验室硕士生，主要研究方向为机器学习在电力系统中的应用以及可靠性评估。



李更丰（1984—），男，博士，西安交通大学陕西省智能电网重点实验室副教授，主要研究方向为综合能源系统可靠性评估。

黄玉雄（1995—），男，西安交通大学陕西省智能电网重点实验室硕士生，主要研究方向为综合能源系统以及可靠性评估。

别朝红（1970—），女，博士，西安交通大学陕西省智能电网重点实验室教授，主要研究方向为能源互联网和电力系统恢复力。