

## 关于暂态稳定分析算例筛选的评述

薛禹胜<sup>1,2</sup>, 黄天罡<sup>1</sup>, 陈国平<sup>3</sup>, 郑玉平<sup>1,2</sup>, 文福拴<sup>4</sup>, 徐岩<sup>5</sup>, 赵俊华<sup>6</sup>

(1. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司), 江苏省南京市 211106;

2. 智能电网保护和运行控制国家重点实验室, 江苏省南京市 211106; 3. 国家电网有限公司, 北京市 100031;

4. 浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027; 5. 南洋理工大学电力与电子工程学院, 新加坡 639798;

6. 香港中文大学(深圳)理工学院, 广东省深圳市 518100)

**摘要:**算例筛选环节通过定性的机器学习或者定量的近似评估,快速识别出尽量多的稳定算例及失稳算例,以减少需要详细分析的算例数及总计算量。文中评述暂态稳定分析中的算例筛选所采用的假设、特征变量、分类规则及泛化能力。讨论数据驱动与模型驱动的融合,包括将因果元素引入分类器,将数据统计范式与模型仿真范式深度融合来提取知识。在稳定性理论指导下,建议两层框架的分类器:下层由若干个并行环节组成,各自采用不同近似程度的定量算法,取其输出数据作为上层分类器的输入。这些数据已经接近似的因果关系整合了大部分原始数据对暂态稳定性的影响,不但可提高分类器的正确识别率和强壮性,并可揭示误差机理、评估可信度及可接受度。

**关键词:**理论分析;模型仿真;统计分析;故障筛选(算例筛选);机器学习;多分类器;误差分析

### 0 引言

电力系统的稳定性及其敏感性分析,特别是控制决策的协调优化,需要快速定量地评估大量潜在场景<sup>[1-2]</sup>。为此,不但要掌握各种故障下的系统行为,还要比较不同控制决策及后继工况等不确定因素的影响。因此,本文将“故障筛选”这一名词扩展为“算例筛选”(case filtering, CF)。稳定性分析不但要实现量化功能,还要克服大规模算例集的计算量灾难。前一困难已由扩展等面积准则(extended equal area criterion, EEAC)较完美地解决<sup>[3]</sup>,并已广泛用于实际工程<sup>[4]</sup>。但后一困难则仍有待于机器学习(machine learning, ML)技术与因果分析技术的深度融合,快速而强壮地识别出尽量多的实际稳定的算例,从而免除相应的详细分析<sup>[5]</sup>。不论是采用 ML 技术,还是近似的量化算法来筛选算例,都必须能降低全部算例分析所需的总计算量,否则就有违 CF 的初衷。

将实际失稳的算例误判为稳定会带来巨大风

险,故称之为风险性误判。将实际稳定的算例误判为失稳,则会增加总计算量,故称之为降效性误判。CF 的任务就是以尽量少的降效性误判为代价,杜绝任何风险性误判。

CF 研究中,应用较多的技术是有监督的 ML,即模式识别技术,它属于 ML 中的分类问题。它在训练阶段中,精确分析各个训练样本的稳定性,并标记为对应的类别;优选输入特征量,建立明确的分类规则。在线识别应用时只需要取某个待识别算例的输入特征量,就可以按照已建立的规则直接将该算例分类,其识别所需的计算量几乎可忽略不计。

ML 除了分类以外,还有聚类及回归。聚类中,各类别的行为特性是在聚类完成后再由研究确定;分类中,各类别的行为特性则事先定义。回归则是确定多变量间的定量关系的一种统计方法。

传统的 ML 技术选取静态特征或局部动态特征,例如故障前、故障发生及清除时刻的数据做输入信号,来对高维动态系统的解做分类。这些输入信号获取较容易,但无法正确反映动态行为,因此从本质上限制了对复杂电力系统行为的分类能力。

只要引入近似假设,就可能发生风险性误判。若仅依靠统计分析来避免风险性误判,就会严重增加降效性误判率。不论是单独采用静态与/或局部动态特征变量为输入信号的 ML 技术,还是单独采用近似的静态 EEAC(SEEAC)<sup>[6]</sup>与/或动态 EEAC

收稿日期: 2018-10-08; 修回日期: 2018-11-17。

上网日期: 2019-02-19。

国家电网公司科技项目“电力转型对能源转型的主动支撑研究——以青海省为例”;国家自然科学基金资助项目(61533010);南瑞集团有限公司科技项目“综合能源系统仿真评估关键技术研究”。

(DEEAC)<sup>[7]</sup>算法都不能保证 CF 的强壮性。大量实践证明,即使在小规模考核中,这样的做法都未能满足稳定性筛选的强壮性要求,更不用说满足工程要求的大规模强壮性测试。

本文归纳了 CF 任务的要素及不同筛选方法的优缺点,提出了新的解决方案。其要点是:在单纯依靠 ML 技术的传统分类器中,加入因果元素作为输入信号;由多个近似的量化算法构成多分类器,并尽量在理论分析的基础上建立协同机制,即近似量化算法的精度与积分步长的大小负相关。从而同时保证了 CF 的强壮性与快速性。

## 1 提高 CF 强壮性的新思路

提高 CF 强壮性的新思路是:在 ML 的输入量中尽量采用全局动态特征,特别是引入下文称之为“因果特征变量”的因果分析中间结果。例如,用大步长积分求取近似轨迹后,再用保稳降维变换从中提取稳定裕度,并作为 ML 环节的输入信号。

图 1 的左侧表示一个因果算法的概念流程,设各计算步所采用的模型及算法依次完善。从原始数据到最终结果,随着计算量的不断累加,中间数据的价值也在增加。对于 ML 的输入信号,若仅取自算例的原始数据或靠近因果链始端的数据,即常规的分类器型式,其分类结果难以强壮;若取自最终环节,则计算量不减反增。从因果链的始端取信号,逐渐变到从其终端取信号,CF 的性价比有一个先增后降的趋势。因此,在上述两种极端情况之间可能存在着优化的空间。

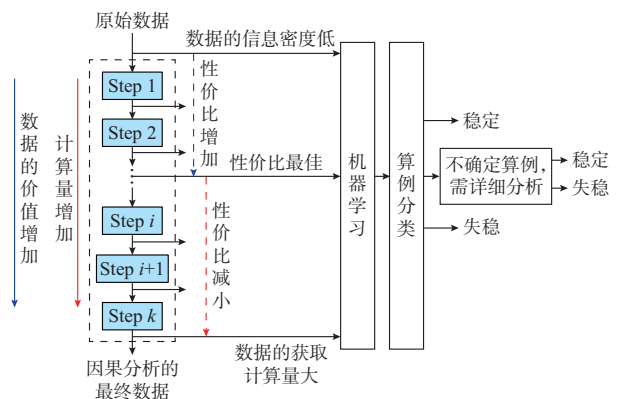


图 1 因果算法流程对 ML 输入信号选择的启迪  
Fig. 1 Enlightenment of causal algorithm flow on input signal selection of machine learning

若掌握了近似算法的误差机理,就有可能定义出近似结果的可信度指标,并通过统计分析获取相关的阈值。众所周知,由数值积分获得的时间响应曲线的误差随着积分步长的减小而减小,其中存在

因果关系。通常选择积分步长的方法就是:先用大步长,再试用较小的步长求取轨迹,根据相邻两次试探所得时间响应曲线是否足够接近来判断是否需要进一步减小积分步长。

为了突破分类器难以应对大量时间序列数据的困境,迫切需要开发能将大量时序数据映射为低维数据的快速算法。EEAC 就是这样的一种算法,它将整个受扰轨迹中的动态信息映射为反映系统稳定性的标量指标。其两个主要步骤为:①通过模型驱动数值仿真,得到能反映全部影响因素的受扰轨迹;②从受扰轨迹数据(而不是从原始参数)中提取知识。换言之,对知识提取方法强壮性与泛化能力的要求,不再需要针对模型及场景,而是针对受扰轨迹。相应地,EEAC 算法的总误差包括积分误差及映射误差。

完整的 EEAC 流程为:读入故障前的系统数据,故障前的潮流计算(其输出不包含故障信息),故障潮流计算,故障期间的数值积分,故障清除后的潮流计算,故障清除后的数值积分,以及稳定性的量化分析。按照积分/映射的步长大小,上述流程有三种不同的实施方案:解析的 SEEAC(极快但完全忽略时变因素)、准解析的 DEEAC(部分计入时变因素)、采用与足够精确的积分步长相同的映射步长的集成 EEAC<sup>[8]</sup>(IEEAC,完整地计入时变因素)。这三者缺一不可地融合成一个迄今为止计算量最少的因果分析链<sup>[3]</sup>。但是,为了应对在线分析与控制的新挑战,需要通过 CF 来进一步减少总计算量。

EEAC 的计算量主要是受扰轨迹的求取,而从轨迹中提取量化指标的计算量则不但可以忽略,并且其量化能力可以大大减少求取参数临界稳定值的充要条件及其灵敏度分析的计算量。若采用计算量很少的 SEEAC 与/或 DEEAC 给出的近似稳定裕度做分类器的输入信号,可以大大提高传统分类器的正确识别率和强壮性。图 2 给出利用 SEEAC 及 DEEAC 两种近似程度不同的算法结果之差作为分类器输入的可能方案<sup>[9]</sup>。

EEAC 只需要根据不平衡功率与功角映射的数据序列,就可通过简单的累加算出稳定裕度。对于理想两群模式的哈密顿系统,采用正弦曲线就可以在大范围内精确地表示上述数据序列。而在复杂系统或复杂场景下,则可以通过改变积分/映射的步长来影响评估误差。

虽然这些近似算法不能像完整的 EEAC 算法那样精确反映稳定性的充分必要条件,但为了既不漏掉任何失稳的算例,又能识别出尽量多的稳定算例,这些近似算法必须能够与分类器一起保证稳定

性的充分(而非必要)条件。因此,CF 的因果算法研究也是对稳定性机理的可贵探索。不难证明,SEEAC 的误差一定比 DEEAC 的大,并且两者结果之差正相关于 DEEAC 的误差(即 DEEAC 与 IEEAC 结果之差)。其中包含着宝贵的因果知识,即 SEEAC 与 DEEAC 给出的稳定裕度之差,可作为反映 DEEAC 误差的指标。

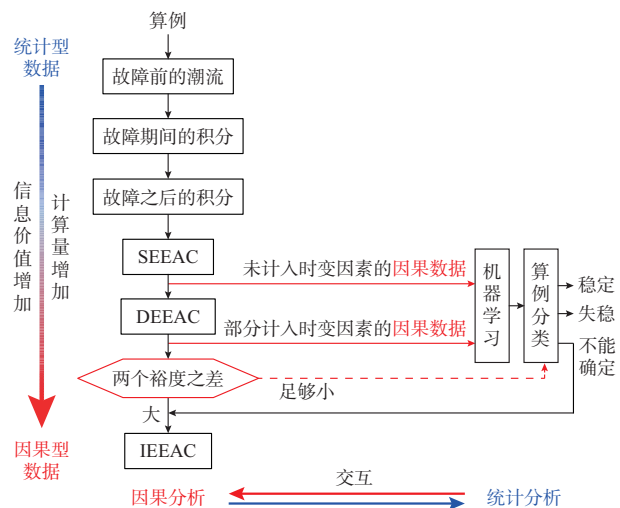


图2 因果算法与 ML 融合的实例

Fig. 2 An example of fusion of causal algorithm and machine learning

在训练阶段,通过将训练样本用近似因果分析得到的近似裕度值与精确因果分析得到的精确裕度值相比较,并由统计分析获取包括最大误差范围在内的误差概率分布特性。在线识别阶段,如果待识别算例的近似裕度值超过由统计分析得到的误差可信范围,就可判断该算例为稳定。

## 2 CF 环节输出的不同方式

### 2.1 稳定算例的剔除

采用 ML 技术,以较小的计算代价剔除算例集中被判为稳定者<sup>[10-12]</sup>。为了不将实际失稳的算例误判为稳定,稳定判据的阈值往往被迫选得非常保守,造成实际稳定算例的漏判率很高,如果由于正确判稳所节省的计算量还抵不上筛选所需,总计算量将不降反增。

### 2.2 分类器的输出类别

为了提供较细致的知识,增加后续处理的多样性,也可将分类器的输出分为稳定、拟似稳定、临界、拟似失稳、失稳五类<sup>[13]</sup>,或者分为稳定、不确定、失稳三类<sup>[14]</sup>。以较小的计算代价将算例逐个划归其中某类。但输出的类别数高于 2 时,ML 对输入变量及分类判据将提出更高的要求,若仅基于统计分

析的技术途径,则更难应对。

### 2.3 按稳定度的排序

采用稳定性的近似量化方法,以很少的计算代价将全体算例按稳定的程度从小到大排列<sup>[15-17]</sup>,以便在实施详细分析时从队首开始依次进行,直到连续遇到足够多的实际稳定的算例为止,而不再需要事先确定分类的规则。算例的排序只能依靠近似的定量算法,而不能通过 ML,而且所用近似算法的计算量必须比严格的定量算法少得多,否则 CF 也就失去了意义。

## 3 CF 的技术途径

### 3.1 基于个别时间断面上的特征变量的分类器

Alpha Go 以 60 : 0 的成绩大胜人类围棋高手,说明如果比赛规则完全确定,信息严格透明,那么只要有足够多的案例分析或具备足够强的计算能力,ML 就几乎无所不能。但是,并不能由此断言电力系统分析的算法可以完全被 ML 技术所代替。设想在围棋对弈过程中,若棋盘的格点数可能随时间变化,甚至被撕裂为多张棋盘;在不明确的条件下,棋手可能一次连下多个棋子;计算胜负时不同的点有不同的权重,那么 ML 的效果又会如何呢? 这恰恰是电力系统分析面对的场景:故障与控制会改变系统的维数及连通;特征变量的数目不断变化;相继故障的场景(故障点、类型、间隔时间的组合)总数无穷;停电代价随地点及时长而变。因此,要求“足够多”的样本数实际上做不到。

大多数关于电力系统稳定性的 CF 研究采用了 ML 中的分类技术,即通过对训练样本的离线学习,在全部参变量的原始数据中提取极小比例的特征变量,优化其与算例稳定性间的映射关系。应用所生成的分类器定性地评估新算例的稳定性,称该技术途径为“基于个别时间断面上的特征变量的分类器”,图 3 为其框图。特征变量可能选自系统分析的原始数据、潮流结果,以及动态轨迹在某些时间断面上的状态变量。用来优化分类器的技术包括神经网络<sup>[18]</sup>、专家系统<sup>[19]</sup>、支持向量机<sup>[20]</sup>、极限学习机<sup>[21]</sup>、决策树<sup>[22-23]</sup>等。大多文献采用单一的 ML 技术<sup>[24]</sup>,但也有采用多种方法(分层)执行者<sup>[25-26]</sup>。

传统的 ML 技术根据参量对稳定性的影响大小来优选分类器输入的特征变量,基于离线训练提取并优选分类规则。分类器输入变量可以是:①系统数据,包括拓扑、元件模型及参数、节点注入量等;②故障场景,包括事件链的组成、各事件发生的相对时间、地点、类型、保护及控制措施等;③特定时间断面,如故障前、故障瞬间、故障清除时刻的系统状态。

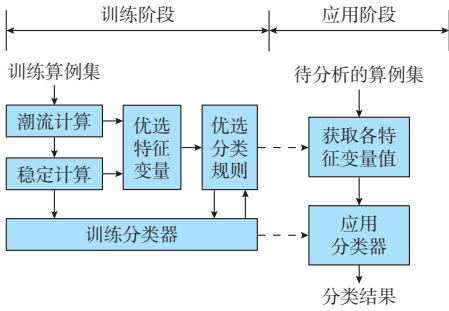


图3 基于个别时间断面上的特征变量的分类器  
Fig.3 Classifier based on characteristic variables on individual time segment

受到可行性的限制,分类器输入量的数目难以超过 10,因此其局限于个别时间断面(例如故障发生或清除的瞬间)及故障场景的少量数据。即使有数量级的增加,也仅为原始文件数据的千万分之一。这相当于认为,绝大多数的系统参数将不会影响系统稳定性。换言之,只要所选的特征变量未变,无论其他变量的值如何不同,分类器的输出都不会改变。

一颗小螺钉在特定场合下也会造成机毁人亡,任何注入量或其他参量都可能在特定故障场景下成为影响系统稳定性的关键。因此,基于局部信息的 ML 的泛化能力极其有限,难以满足实际工程应用对稳定算例分类器的强壮性要求。

### 3.2 基于因果关系的近似算法判断

潮流计算是热稳定性的分析工具,也是暂态稳定计算的基础,其数学问题是求解描述电网电量分布规律的非线性代数方程组。基于迭代求解的交流潮流法可给出精确的潮流结果,但由于迭代而计算量大,被称为精确的潮流算法,包括高斯-赛德尔法<sup>[27]</sup>、牛顿-拉夫逊法<sup>[28]</sup>、P-Q 分解法<sup>[29]</sup>等。

将非线性潮流方程线性化是直流潮流法<sup>[30]</sup>的求解思路。分布因子法<sup>[31-32]</sup>以潮流方程在给定运行点的局部线性化为基础,描述变量间的局部线性化关系;可以利用调整前系统的有功潮流分布,不经过迭代而直接获得调整后的有功潮流的近似估计,计算量很少。但由于忽略了非线性及无功因素,故精度难以保证;在电网结构脆弱,无功功率不足时,误差较大,是近似的潮流算法。

文献[33]设计了潮流快速计算框架,通过融合精确的潮流算法及近似的潮流算法的优点来兼顾潮流分析的精度与速度。它基于节点功率变化值泰勒级数展开的截断误差特性机理的因果分析,利用数值摄动获取二阶灵敏度系数,来表征近似潮流算法结论的可信度,可靠识别出那些仅基于近似算法就可满足分析精度的算例,而只对其他算例采用精确的潮流算法。

经典的暂态稳定分析以精确潮流解为初值,通过小步长逐步积分(SBS)求取状态变量及代数变量的时间响应曲线,严格地反映了模型所揭示的因果关系,然后从中提取稳定性的定性或定量知识。为减少计算量,可以采用近似的因果算法得到近似的潮流解及受扰轨迹,再提取近似的定性或定量的稳定性知识。

图 4 的左半部分是近似算法的设计阶段:以精确算法的结果为准,评估近似算法的精度并改进;右半部分则是应用阶段:按近似结果直接判定算例的稳定性,以牺牲精度的代价换取分析速度的提升。许多近似算法往往对大部分算例相当精确,但对另一些算例的误差却可能很大。虽然平均误差并不大,但其最大误差却往往无法接受;由于存在将失稳算例误判为稳定的风险,故难以得到工程应用。

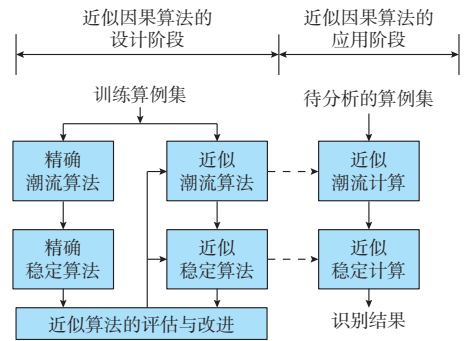


图4 基于因果关系的近似算法判断  
Fig.4 Analysis based on approximate algorithm with causal relationship

以同步稳定分析为例,包括势能边界面(PEBS)法<sup>[34]</sup>、主导不稳定平衡点(CUEP)法<sup>[35]</sup>、基于稳定域边界的主导不稳定平衡点(BCU)法<sup>[36]</sup>在内的暂态能量函数(TEF)法,都基于很强的近似假设。

PEBS法取对应于原系统梯度系统的持久故障轨迹上的首个势能极大值作为能量壁垒,相当于认为故障清除时间的改变不会影响能量壁垒。

CUEP法取故障轨迹方向附近的首个稳定流形所对应的那个不稳定平衡点(UEP)处的势能为能量壁垒,即认为分岔点 UEP 可以不在实际的受扰轨迹上。

BCU法是 PEBS法与 CUEP法的混合,它通过维数较低的简化系统来寻找原系统的 CUEP。为此,除要依赖持久故障轨迹外,还必须从其首个势能极大值点开始,沿故障后系统的稳定流形做一次极其困难的积分,然后再做一次更为困难的非线性优化。因此,不但计算量极大,并且兼有 PEBS法和 CUEP法的缺点。此外,若持久故障轨迹稳定,则其上的势能极大点并不在势能界面上,故基于该点的

任何努力都不可能识别 CUEP。

若无法估计出近似结果的误差范围,就必然无法保证识别的强壮性,特别在大规模不可控的新能源入网带来的强不确定性下,近似算法的开发及应用思路必须重新考虑。

### 3.3 基于受扰轨迹近似稳定裕度的分类器

上述分析表明,不论是单纯依靠因果算法,还是单纯依靠 ML,都难以同时满足 CF 对强壮性及快速性的矛盾要求。新的思路是依靠两种技术的融合:由近似的因果算法向 ML 提供高质量的输入信号,大大提高分类器的强壮性。在不将任何实际不稳定的算例误判为稳定的前提下,可靠识别出实际稳定算例中的绝大部分,以及实际失稳算例中的绝大部分。这样,只有其近似的稳定裕度值的误差大于阈值的那些算例才需要调用精确的因果算法来分析。这些算例大多都非常接近稳定域边界;也有少量算例虽远离稳定域边界,但由于分类可信度评估指标低而被自动识别。

图 5 给出以受扰轨迹近似稳定裕度为 ML 的输入信号,构造分类器的框图。其左、中、右三部分分别表示近似因果算法的关系,因果特征变量的优选及分类器的训练,以及待判算例的筛选。

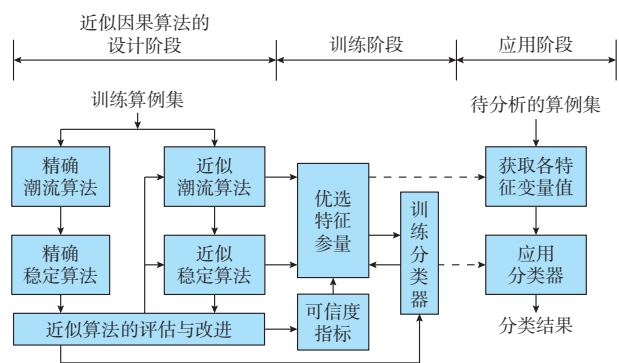


图 5 基于受扰轨迹近似稳定裕度的分类器  
Fig. 5 Classifier based on approximate stability margin obtained by disturbed trajectories

对于暂态稳定分析,由于高阶非线性微分代数方程组具有混沌本质,仅根据受扰轨迹上个别时间断面的数据无法可靠判断其稳定性。为保证 ML 的强壮性,需要将完整的受扰轨迹数据作为分类器的输入信号,但数百个时间断面上的数万个数据量大大超过了 ML 技术的处理能力。为此,文献[26]取 PEBS 法给出的能量裕度、转子角变化最大值、转子动能最大值等做分类器的输入信号,先将训练样本聚类,判断各类中心的稳定属性。应用时按待识别算例的特征变量划归到隶属度最大的那个聚类中心。由于该稳定裕度的误差太大,而其他输入信号

又无法反映其可信程度,故效果并不理想。

EEAC 不需要任何假设,用保稳变换将高维的数值积分结果映射到一系列观察平面,并保留了全部动态信息。对各映象系统完成定性和定量分析后,再经保稳的逆变换,得到原高维轨迹的稳定裕度。其处理框架及量化指标的定义均独立于动态系统的维数、拓扑、模型及故障场景,保证了方法的普适性。

EEAC 算法先由解析的 SEEAC 挑选候选的主导映象并求得近似的稳定裕度;然后由准解析的 DEEAC 近似补偿了映象系统时变因素的影响;以此作为精确算法 IEEAC 的迭代计算初值。随着 SEEAC, DEEAC, IEEAC 的计算量逐步增加,精度得到提升。显然,若 DEEAC 的结果足够精确,就不再必须用与积分步长同样小的步长来挖掘数据,大计算量的 IEEAC 就可以被省却。但问题是:为了精确评估 DEEAC 的实际误差,又必须调用 IEEAC。为了破解上述死循环,可以利用计算误差与步长之间正相关的客观规律,也即根据 SEEAC 及 DEEAC 的裕度分析结果之差来估算 DEEAC 与 IEEAC 的裕度分析结果之差。因此,将由 SEEAC 及 DEEAC 求得两个近似因果型指标(稳定裕度)作为 ML 的输入信号,就有可能在保证筛选的强壮性前提下减小总计算量。

如果找到其他能直接或间接反映近似算法误差的因果型指标,如稳定裕度对步长的敏感度,或主导模式对于参数的敏感度,或偏离理想两群模式的程度等,也可以提升分类器的强壮性。

## 4 CF 的要素

### 4.1 筛选分类器的框架

若要可信地分析电力系统受扰后的稳定性及其参数敏感性,就必须先按被认可的数学模型仿真求取完整的受扰轨迹。为了在不影响分析结论正确的前提下尽量减少其计算量,引入了 CF 的概念。在执行精确的稳定分析之前,分类器快速地识别算例的稳定性,并确保凡是被分到稳定/失稳类别的算例,用精确算法验证也一定得到同样的结论。因此,实际分析时就只需要对余下算例施加详细分析。

CF 的方式包括:①仅挑出那些不需精确分析就能确认为稳定的算例,既可以采用 ML 技术,也可以采用近似的因果算法,或两者的结合;②将算例分为稳定、不确定、失稳三个类别,或者分为稳定、拟似稳定、临界、拟似失稳、失稳五个类别;③按稳定程度将各算例从小到大排序,可视为是类别数最大的分类,为此必须采用极快且可信的定量算法。

CF 环节增加了用近似方法对全部算例逐个分类的计算量,而节省了精确分析那些被筛分为稳定及失稳算例所需的计算量。因此,筛选环节不可能采用严格的因果算法,否则就不可能减少计算量。由于实际电力系统的高维与时变特性,以及相继故障场景的组合爆炸,采用近似的因果算法或者单纯的人工智能方法都会混淆实际稳定的算例及实际失稳的算例,特别当算例靠近稳定边界时。为了不发生风险性误判,分类判据必须足够保守,却由此可能发生更多的降效性误判。因此,CF 环节的设计准则是:用尽量少的筛选计算量来杜绝风险性误判,而其降效性误判率也应该足够低,使总计算量显著降低。

经典的分类器采用大量的原始参数为输入信号,难以设立第三类别,因此在“稳定子空间”与“不稳定子空间”之间的分界超曲面附近的误判概率一定很高。但当分类器划分的类别数大于 2 时,困难将大大增加。因此文献基本都采用了稳定/失稳两类别的结构。如果将分类器设计为“肯定稳定”、“难以确认”及“肯定失稳”三个输出类别,在采用一组判据区分“肯定稳定”与“难以确认”的同时,采用另一组判据来区分“难以确认”与“肯定失稳”。三输出的分类器较易保证对失稳算例零误判,并大幅度提高对稳定及失稳算例的正确识别率,大大增强了分类的实用性及强壮性。这在带来同时改善分类强壮性及效率的希望的同时,也对分类技术提出更高的要求,必须找到不但信息价值高,而且普适性也高的动态特征变量作为 ML 的输入。

虽然进一步增加分类器的输出类别数并非不可能,但困难必然更大。其极端的案例就是完整的 EEAC,其严格的量化能力可将每个算例单独分为一类,而实现算例排序。但同时也就失去了 CF 的意义。

#### 4.2 用作标记工具的精确算法

在分类器的设计阶段,可以用精确算法引导近似算法的开发;在其学习阶段,需要用精确算法对训练用的算例提供标记;在其测试阶段,需要用精确算法为被测算例提供考核依据。精确算法可以采用定性的数值积分(SBS),或者定量的 EEAC 法。

SBS 针对描述电力系统各元件模型及元件间拓扑关系的一组微分代数方程组,以由交流潮流法求得的潮流解为初值,得到系统状态量(如各发电机转子角)和代数量(如各节点电压)在受扰后随时间的变化曲线。广域测量系统(WAMS)则可以实时提供受扰轨迹。不论采用 SBS 还是 WAMS,在获得受扰轨迹后,都只能凭经验定性判断其是否稳定,而无法量化其稳定程度,因此只能支持双输出结构的

分类器。此外,由于难以正确标识处于临界状态的算例,即使容忍了大量降效性的误判,也难以保证强壮地消除风险性误判。

EEAC 在数值积分精度的含义上,严格量化了系统功角动态行为的稳定程度。据此,可用来定量地评估其他算法的判稳效用,例如轨迹分析法<sup>[37]</sup>、支路势能法<sup>[38]</sup>、单机等面积稳定判据<sup>[39]</sup>。这些算法从受扰轨迹中提炼反映稳定程度的指标,但效果都欠佳。

对于暂态电压稳定分析,文献[40]基于由 SBS 法得到的受扰轨迹,定义了感应电动机负荷的暂态电压稳定裕度;文献[41]基于各节点电压的动态轨迹定义了暂态电压跌落的可接受裕度,并取二者中的较小者为暂态电压安全稳定裕度。

### 4.3 提供因果特征变量的近似算法

#### 4.3.1 简化元件模型

元件模型的简化,即以元件的低阶模型替代实际采用的高阶模型,或以等值模型替代多个元件,由于降低了微分代数方程组的变量维数,而提高了计算效率。但其结果则既可能偏保守,又可能偏冒进。

在暂态功角稳定分析中,PEBS, CUEP, BCU, SEEAC 及 DEEAC 等算法,仅针对发电机经典模型及恒阻抗负荷。文献[42]用 SEEAC 求得经典模型下近似的临界清除时间(CCT),并将其值足够大的算例剔除。

在暂态电压稳定分析中,文献[43]在戴维南等值的基础上,执行后续暂态稳定性判别;文献[44]将目标负荷节点及其外部系统等效为简单的两节点系统,通过分析感应电动机负荷节点的暂态电压失稳机理得到 CCT 解析表达式。

#### 4.3.2 缩短积分区间

文献[17]为了节省计算量,仅执行数值积分到事故清除或稍后为止,然后从这部分轨迹中提取反映故障严重程度的指标,以滤除不严重的预想事故。

在暂态功角稳定分析领域, CUEP, PEBS 及 BCU 等直接法及其拓展方法<sup>[45]</sup>都回避了对故障后实际受扰轨迹的求取。它们仅根据故障期间的受扰轨迹或非实际受扰轨迹,来估计临界能量,并量化稳定裕度。虽然避免了故障后实际受扰轨迹的求取,但求解临界能量的计算量及数值不稳定性问题都很大。事实上,强壮的暂态稳定分析必须基于全部实际受扰轨迹,如果积分的时长没有超过动态鞍点(DSP),必然会有误判风险。

随着基于相量测量单元(PMU)的 WAMS 功能的完善,利用实测轨迹的几何特性提前判稳成为研究热点。文献[46-49]基于 EEAC 的保稳降维映射

方法,构建了单机相轨迹凹凸特性与暂态功角稳定之间的关系,以相轨迹从凹特性变为凸特性的拐点时刻作为暂态功角失稳的判据,来代替扩展相平面上的 DSP 概念。除了文献[3]指出的(与扩展相平面相比)相平面的缺点外,凹凸拐点到 DSP 之间的时变性也被忽视了。

在暂态电压稳定分析领域,文献[50]以故障后各感应电动机负荷节点电压到达极值的时刻作为判定时刻,根据各感应电动机机械转矩和电磁转矩的差值大小量化暂态电压稳定性,以缩短积分观察时间。

#### 4.3.3 增大积分步长

增大积分步长,包括变步长积分<sup>[51]</sup>及高阶泰勒级数大步长展开<sup>[52-55]</sup>等,可以减少计算量。文献[52]基于多步大步长高阶泰勒级数展开,获得全暂态过程各机转子角、加速功率,根据这些参量信息快速分析各算例暂态稳定性。SEEAC 仅需单步泰勒级数展开;传统 DEEAC 则在故障中及故障后分别采用两步泰勒级数展开。

文献[56]在应用预估-校正法迭代求得各算例 CCT 之前,首先应用 SEEAC 求得初值,以加快迭代进程。

#### 4.3.4 简化解算策略

解算策略的简化,是在完备的解算流程中引入判据,选择性地削减求解步骤,以减少计算量。

BCU 法在求取临界能量时依次解算逸出点、最小梯度点、CUEP<sup>[36]</sup>。文献[57]对此逐层简化,若中间结果可以实现判稳,就不再执行后续流程,并构造识别稳定和失稳算例的分类规则。文献[58]基于李雅普诺夫理论,通过非线性优化方法求取 CCT,以期规避数值积分,然其分析精度及速度都值得商榷。

文献[43]通过判断故障清除时刻的系统状态是否位于故障后稳定平衡点(SEP)的吸引域内,分析暂态电压稳定性。通过选取合适的迭代初值,以及二阶正规型近似来加快吸引域的求取。

### 4.4 输入信号的选择

#### 4.4.1 候选的输入信号

基于对 CF 的要素的上述分析,下面讨论对 CF 分类器输入信号的选择。不妨将其按状态特征分为稳态、动态和场景参量;按受扰过程分为故障前、故障中、故障后和累计量;按数据类型分为因果型和统计型参量。

##### 4.4.1.1 稳态、动态和场景参量

文献中采用的稳态参量包括故障前的负荷水平<sup>[18]</sup>、发电机出力<sup>[59]</sup>、转子角度<sup>[12]</sup>、节点电压幅值、相角、故障电流<sup>[60]</sup>、负荷特性<sup>[61]</sup>等;动态参量包括

不同时刻的转子角度、角速度、角加速度、力矩<sup>[40]</sup>、势能、动能<sup>[62-63]</sup>等。这些信息既有采用全部负荷/机组/节点者<sup>[62]</sup>,也有选用部分者<sup>[63]</sup>。既有仅采用稳态参量者<sup>[64]</sup>,也有兼用稳态及动态参量者<sup>[65]</sup>,而故障场景则往往被隐含在不同的分类器中。由于相同的稳态可能对应着完全不同的暂态稳定性,文献[60]亦认为若回避动态参量,则风险性误判率及降效性误判率都难以被接受。

##### 4.4.1.2 受扰过程及累计量

受扰过程包括故障前、故障中、故障后。故障前参量包括网络拓扑及负荷水平<sup>[18]</sup>、各发电机出力<sup>[59]</sup>等稳态参量;故障中及故障后参量包括各受扰时间断面上的转子角度、角速度、角加速度等动态参量。

累计量是相关特征参量对时间(或功角)的积分值,如等值映象系统在时间断面  $t_1$  处的势能即为从积分参考点  $t_0$  到  $t_1$  这段时间区间内,其不平衡功率(电磁功率与机械功率之差)做功的累计值<sup>[66]</sup>。累计量由于计及了受扰过程中多个时间断面处各参量的影响,其信息价值更高。

##### 4.4.1.3 因果型和统计型参量

因果型参量与输出结论之间有着较严谨的因果关系,统计型参量则无。文献[57]同时采用了前者(如暂稳态势成熟时刻的系统动能及势能)及后者(如解算故障后 SEP 的迭代次数)。文献[5,9]则采用了近似算法提供的因果型参量。

#### 4.4.2 输入信号的优选

为保证筛选的强壮性,需优选与稳定性强相关的参量;为减少计算量,则需审慎考虑获取该参量所需的计算代价。参量的优选既可基于因果分析<sup>[10,13]</sup>,亦可结合统计分析<sup>[62]</sup>;作为输入信号的各项参量间能否实现互补则一定程度上影响着分类器性能。

##### 4.4.3 多输入信号间的配合

文献[67]基于非常强的假设,提出一个暂态稳定指标,并用其作为单输入分类器的输入信号,其筛选效率与精度均仅决定于该参量,难以协调速度与强壮性。文献[10]设计了双输出分类器,通过执行数值积分至故障清除稍后时刻,取若干时间断面处的各发电机转子角度、加速功率、动能在内的 6 个特征变量为输入信号。文献[68]以部分节点电压稳定指标和各节点间电压灵敏度系数为输入信号,以期快速判断区域暂态电压稳定性。

若多输入信号之间的互补性不强,则对深入挖掘知识帮助不大。若仅根据动态过程初始的若干少数时间断面上的动态参量,则难以准确预判强时变

算例的稳定态势;而若沿受扰轨迹均匀取各时间断面上的动态参量,即使断面数很少,也能得到较好效果<sup>[5,9]</sup>。但由于每个时间断面上的状态变量太多,因此必须用因果关系将其对应的能量变化值累计起来。

若仅采用稳态参量做输入信号,则相当于只反映了一个时间断面上的信息,显然不够<sup>[60]</sup>。

#### 4.5 分类规则的优化

##### 4.5.1 分类规则的提取

ML的效果不但取决于输入信号的优选、训练样本的充分,还与ML的分类规则的优化有关。当前的研究大多着力于输入信号的优选,但分类规则的优化也很重要,包括单一算法的优化<sup>[69]</sup>及不同算法间的协调<sup>[64]</sup>。分类规则反映了分类器输出与输入信号之间的映射关系,既可通过传统的ML提取<sup>[70-71]</sup>,也可基于机理分析获得。对于统计型参量的输入信号,分类规则只能依靠ML提取;因果型参量对应的分类规则由于有机理的支撑而更强壮。基于专家经验建立并优化判稳规则也可归于ML的过程。

只有那些可以排他性地减小风险性误判率,又不会大量增加降效性误判率的规则,才有采用价值。且其调用先后顺序的不同可能会影响筛选快速性;此外,随不同系统、工况、故障等恒定不变的阈值的设置亦是筛选强壮性的保证。

##### 4.5.2 传统的ML方式

文献[10]根据暂态稳定性与故障清除及稍后时刻的动态参量(如加速功率及动能)之间的启发式关联,建立分类规则以剔除部分稳定算例。其相关阈值需针对目标电力系统学习获取。

文献[16]基于各节点电压的暂态轨迹与故障前电压之差及其持续时间,归纳出暂态电压稳定性的经验判据,并提前终止积分。其阈值来自工程经验。

由于输入信号的不完备、训练样本的不充分、分类规则的缺陷,加上电力系统大量不确定因素,使得同一个输入信号向量一定会对应于客观上截然相反的结果。其原因是:输入信号向量中未包含的大量变量的不同取值(例如大量支路是否开断)都不大可能改变该向量。笔者坚信采用传统的ML方式提取得分类规则在泛化能力上的缺陷是本质性的,在实际工程应用中,即使通过设置很保守的阈值,也难以在杜绝风险性误判的前提下提供一个可被接受的降效性误判率。

##### 4.5.3 机理支撑的ML

文献[72-73]期望通过提前终止积分来减少暂态稳定分析的计算量。为此,选取能反映受扰系统

非同调、非哈密顿因素的量化指标做ML的输入信号。基于这些指标与受扰轨迹时长的因果分析,提取多个规则提前判稳。虽然相关阈值仍依靠统计分析求取,但由于输入信号反映了因果关系,分类(可终止/需要继续积分)的结果相当强壮。

文献[57]期望依靠有条件地简化求解步骤来减少计算量:在BCU求解流程中的各步骤执行结束时刻,以近似裕度指标(因果型)及迭代次数(统计型)组成输入信号,构造双输出分类器。其中的阈值随目标系统而变。

#### 4.6 筛选分类的计算量

若CF环节不能减少总计算量,也就失去了理论与实用意义。不少文献回避了分类的强壮性及筛选效率之间的协调问题。即使不讨论执行分类时所用假设的合理性,过大的分类计算量就已经使筛选环节得不偿失。

#### 4.7 误差来源及机理

近似措施及算法的质量取决于其如何处理相关的复杂因素,包括高维、时变因素、非线性及故障场景的复杂性与不确定性。为了深刻理解误差的来源及对策,需要有标准答案来评估误差,并通过误差的敏感性分析来研究。用某个近似算法处理某算例时产生的误差不仅同近似算法的简化程度有关,还取决于该算例的时变程度。因此,不能根据个别算例下结论,而必须在对有统计意义规模的样本集执行测试的前提下,结合因果分析来认识。

文献[9]详细分析了不同近似算法对特定算例的分析误差,以及同一近似算法对复杂程度不同的各算例的分析误差。文献[13]则通过挖掘解析的SEEAC和准解析的DEEAC评估结论间差异信息,来推断主导映象系统的时变程度,并由此标志近似评估结论的可信度。

## 5 暂态功角稳定分析中的CF

为减少暂态功角稳定分析的总计算量而引入CF环节时,需要按分析任务的目的确定筛选环节的输出方式,选择技术途径,并协调处理有关要素,利用ML技术提取判稳规则(阈值)。

### 5.1 基于个别时间断面上的特征变量的分类器

暂稳趋势预测<sup>[74-75]</sup>根据PMU已获取的功角轨迹预判未来行为,而进一步的决策由其他任务负责,但与文献[73]提前终止数值积分的任务并无本质区别。

文献[10,12,65]采用多级分类器剔除稳定算例:文献[65]定义了6个指标从不同的视角反映故障的严重程度,单个指标都不能准确地识别;文献

[10]对其特征变量扩充并优化;文献[12]又做了规范化处理。文献[76]应用人工神经网络设计了多输出分类器;文献[77]按预测工况与历史工况差别,决定是否更新决策树。但它们都没有正视暂态过程的晚期特征,加之离线自学习样本不可能覆盖所有工况<sup>[78]</sup>,因此难以获得满意的强壮性<sup>[79]</sup>。

## 5.2 基于因果关系的近似算法判断

因果算法 PEBS, CUEP, BCU, SEEAC 分别采用了各不相同的强近似假设<sup>[80]</sup>,除了被用以直接判稳外,也被用于算例的筛选及排序。文献[42]将算例按严重程度分类时,先用 SEEAC 求得 CCT,将 CCT 较大者识别为无危害算例;再对其他算例用 SBS 迭代得到 CCT 区间,并据此分类。其中,通过设置保守的阈值来规避风险性误判。

## 5.3 基于受扰轨迹近似稳定裕度的分类器

基于同一理论基础,若能开发出近似程度不同的多个快速的因果算法,从它们输出结果间的差别中,可以提供极其宝贵的知识。将其用做 ML 的输入信号,必将大大降低两种误判率,并提升 CF 的强壮性,这是协调 CF 强壮性及效率的创新思路。

即使找到许多近似算法,但如果找不到它们误差之间的因果关系,就难以达到同样的效果。文献[81]用理论基础不同的 SEEAC, PEBS, CUEP 方法所求得的三个 CCT 值对算例排序就是这样的例子。

文献[5]用不同大步长的 SEEAC 和 DEEAC 的稳定裕度之差来反映算例的时变性,由此标志 DEEAC 输出结果的可信度;基于误差与求解步长正相关的规律,通过 ML 归纳出串行的三个筛选规则。文献[13]进一步提出判据来区分:拟似稳定、拟似失稳、失稳及临界的算例,提供更细致的分类知识。

文献[82]在研究 DEEAC 的分段数对完整 EEAC 算法性能影响的基础上,融合因果分析及机器学习方法,在 DEEAC 中采用自适应分段的泰勒级数展开及降维映射,构成自适应分段的 DEEAC,以替代在故障中及故障后的 2 分段展开方式,大大提高了 CF 的整体效率。

## 6 暂态电压稳定分析中的 CF

这方面的研究较少,特别缺乏基于深层机理的分类器研究。文献[83]通过基于戴维南等值追踪指标反映电压暂态稳定程度,按导致中长期电压失稳的可能性大小对故障进行筛选和排序。

### 6.1 基于个别时间断面上的特征变量的分类器

选用的特征变量多为从由 SBS 法求得的  $V-t$  曲线中提取的电压越限程度及越限时间信息,依靠

专家经验提取规则<sup>[16,84]</sup>。有限观察时段内的评估结论未必适用于更长的观察时段,也需要可信指标来提高分类可靠性。

### 6.2 基于因果关系的近似算法判断

这方面的文献均沿用了暂态功角稳定分析中的暂态能量概念,其合理性存疑。文献[85]依靠稳定域边界的二次近似快速量化临界能量,文献[43]在求解故障后 SEP 吸引域时对系统模型、迭代初值、求解步骤等的选取或设置做了一系列简化。

## 7 计及暂态功角与电压稳定分析的 CF

同时计及暂态功角与电压稳定的 CF,可分为并行处理方式<sup>[86]</sup>及串行处理方式<sup>[87]</sup>。后者先识别暂态功角稳定的算例,再识别其电压稳定特性。目前对功角及电压稳定性的研究相互孤立,CF 问题也就难以找到共同的特征变量或近似算法。

## 8 研究展望

1)应用大数据思维<sup>[88-89]</sup>解决暂态功角及电压稳定分析中的 CF 问题。在基于统计分析的研究方式中融入因果分析元素。以暂态稳定性机理为基石,揭示近似评估方法的误差机理,提取结论的可信度指标,进一步协调优化 CF 的强壮性及效率。

2)设计基于受扰轨迹近似稳定裕度的两层分类器:由多个并行的分类器组成下层分类器,各自独立地近似评估算例暂稳特性;上层分类器则根据下层算法的积分步长(或级数阶数)与误差上界之间的因果关系,判断下层评估结论的可信度,输出分类结论。

3)深入理解暂态电压稳定性与暂态功角稳定性的关系,解决同时计及两类稳定性问题的 CF。

## 9 结语

本文在评述传统的 CF 技术的基础上,建议将因果元素引入分类器,使其强壮性得到质的提升。以电力系统稳定性为例:根据近似的稳定裕度及其误差估计,进行 CF,并提前终止那些肯定稳定或(和)肯定失稳的算例的后续分析过程,在保证强壮性的前提下大大减少总计计算量。

EEAC 理论不但为暂态功角稳定分析提供了严格的定量算法,也提供了不同近似程度的定量算法。完整的 EEAC 由解析的 SEEAC、准解析的 DEEAC 及精确的 IEEAC 这三个量化算法深度融合而成,可给出稳定性的充要条件,而近似的 SEEAC 及 DEEAC 与人工智能技术结合则可研究稳定性的充分条件。

本文建议的 CF 框架由两层组成:在下层分别采用近似的 SEEAC 及较精确的 DEEAC 构成不同的分类器。上层的协调分类器则基于“稳定裕度的精度与积分步长负向相关”的因果关系。一方面,对于大多数实际稳定或实际失稳的算例,在执行 SEEAC 及 DEEAC 后就可以评估 DEEAC 定性误判的风险,从而省去 IEEAC 的计算量;另一方面,作为分类器输入信号的因果特征变量是以严格的稳定理论为基础,只是算法的精度与计算步长有关,分类器的阈值则按可信度优先于筛选效率的原则,从训练样本中获得。因此,建议的 CF 框架对不同电力系统及故障场景都能保持高度强壮。

CF 的上述思路不但可以拓广到诸如开断过载分析及暂态电压稳定分析等应用,也可从方法论上引导稳定性影响因素及误差分析的研究,以及数据驱动与模型驱动融合的途径。

## 参考文献

- [1] XUE Yusheng, XIAO Shijie. Generalized congestion of power systems: insights from the massive blackouts in India [J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2013, 1(2): 91-100.
- [2] FANG Yongjie. Reflections on stability technology for reducing risk of system collapse due to cascading outages[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2014, 2(3): 264-271.
- [3] 薛禹胜. 运动稳定性量化理论——非自治非线性多刚体系统的稳定性分析[M]. 南京:江苏科学技术出版社,1999.  
XUE Yusheng. Quantitative study of general motion stability and an example on power system stability [M]. Nanjing: Jiangsu Science and Technology Publishing House, 1999.
- [4] XUE Yusheng. Progresses of blackout defense systems in China [C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting—Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, July 20-24, 2008, Pittsburgh, USA: 6p.
- [5] XUE Yusheng, HUANG Tiangang, XUE Feng. Effective and robust case screening for transient stability assessment [C]// IREP Symposium—Bulk Power System Dynamics and Control—IX, Optimization, Security and Control of the Emerging Power Grid, August 25-30, 2013, Rethymnon, Greece: 8p.
- [6] XUE Yusheng, VAN CUTSEM T, PAVELLA M. A simple direct method for fast transient stability assessment of large power systems [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1988, 3(2): 400-412.
- [7] XUE Yusheng, PAVELLA M. Critical-cluster identification in transient stability studies [J]. *IEEE Proceedings C-Generation, Transmission and Distribution*, 1993, 140(6): 481-489.
- [8] 薛禹胜. DEEAC 的理论证明——四论暂态能量函数直接法 [J]. *电力系统自动化*, 1993, 17(7): 7-19.  
XUE Yusheng. A theoretical proof of DEEAC [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 1993, 17(7): 7-19.
- [9] 黄天罡, 薛禹胜, 陈国平, 等. 暂态稳定算例的高效筛选 [J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(8): 83-91. DOI: 10.7500/AEPS20180302011.  
HUANG Tiangang, XUE Yusheng, CHEN Guoping, et al. An efficient stable case screening algorithm for transient stability assessment [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(8): 83-91. DOI: 10.7500/AEPS20180302011.
- [10] 王守相, 张伯明, 郭琦. 在线动态安全评估中事故扫描的综合性性能指标法 [J]. *电网技术*, 2005, 29(1): 60-64.  
WANG Shouxiang, ZHANG Boming, GUO Qi. Integrated performance index method of contingency screening in online dynamic security assessment [J]. *Power System Technology*, 2005, 29(1): 60-64.
- [11] CHAN K W, EDWARDS A R, DUNN R W, et al. On-line dynamic security contingency screening using artificial neural networks [J]. *IEEE Proceedings-Generation, Transmission, and Distribution*, 2000, 147(6): 367-372.
- [12] 王天施, 苑舜. 一种在线动态安全分析事故扫描的综合性性能指标法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2009, 37(21): 11-14.  
WANG Tianshi, YUAN Shun. An integrated performance index method of contingency screening in on-line dynamic security assessment [J]. *Power System Protection and Control*, 2009, 37(21): 11-14.
- [13] XUE Yusheng, HUANG Tiangang, LI Kang, et al. An efficient and robust case sorting algorithm for transient stability assessment [C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 26-30, 2015, Denver, USA: 5p.
- [14] 张玮灵, 胡伟, 闵勇, 等. 稳定域概念下考虑保守性的电力系统在线暂态稳定评估方法 [J]. *电网技术*, 2016, 40(4): 992-998.  
ZHANG Weiling, HU Wei, MIN Yong, et al. Conservative online transient stability assessment in power system based on concept of stability region [J]. *Power System Technology*, 2016, 40(4): 992-998.
- [15] MACHADO FERREIRA C M, MACIEL BARBOSA F P. Influence of the transient stability performance indices on a contingency screening and ranking algorithm [C]// 44th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), September 1-4, 2009, Glasgow, UK: 5p.
- [16] TIWARI A, AJJARAPU V. Contingency assessment for voltage dip and short term voltage stability analysis [C]// IREP Symposium—Bulk Power System Dynamics and Control—VII, Revitalizing Operational Reliability, August 19-24, 2007, Charleston, USA: 8p.
- [17] FU C J, BOSE A. Contingency ranking based on severity indices in dynamic security analysis [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1999, 14(3): 980-985.
- [18] MANSOUR Y, VAAHEDI E, ELSHARKAWI M A, et al. Large scale dynamic security screening and ranking using neural networks [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1997, 12(2): 954-960.
- [19] MUSLU M, SHULTZ R D. An expert system for contingency analysis in power systems [C]// Proceedings of the Twenty-

- Second Annual North American Power Symposium, October 15-16, 1990, Auburn, USA: 373-380.
- [20] MOULIN L S, DA SILVA A P A, EL-SHARKAWI M A, et al. Support vector machines for transient stability analysis of large-scale power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(2): 818-825.
- [21] ZHANG Rui, XU Yan, DONG Zhaoyang, et al. Post-disturbance transient stability assessment of power systems by a self-adaptive intelligent system [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2015, 9(3): 296-305.
- [22] AMRAEE T, RANJBAR S. Transient instability prediction using decision tree technique[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 3028-3037.
- [23] 孙宏斌,王康,张伯明,等. 采用线性决策树的暂态稳定规则提取[J]. 中国电机工程学报,2011,31(34):61-67.  
SUN Hongbin, WANG Kang, ZHANG Boming, et al. Rule extraction in transient stability study using linear decision trees [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(34): 61-67.
- [24] MORI H, ANDO E. Two-staged simplified fuzzy inference for dynamic contingency screening in power systems[C]// IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, July 16-20, 2000, Seattle, USA: 1996-2001.
- [25] 管霖,曹绍杰. 基于人工智能的大系统分层在线暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化,2000,24(2):22-26.  
GUAN Lin, TSO S K. Combination of heuristic reasoning and ANN to realize on-line transient stability assessment in large scale power systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(2): 22-26.
- [26] 王成山,曹蓓,陈光远. 基于聚类分析的电力系统暂态稳定故障筛选[J]. 电网技术,2005,29(15):18-22.  
WANG Chengshan, CAO Jing, CHEN Guangyuan. Power system transient stability contingency screening based on clustering analysis [J]. Power System Technology, 2005, 29(15): 18-22.
- [27] STAGG G W, EL-ABIAD A H. Computer methods in power systems[M]. New York, USA: McGraw Hill, 1968.
- [28] TINNEY W F, HART C E. Power flow solution by Newton's method[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1967, PAS-86(11): 1449-1460.
- [29] STOTT B, ALSAC O. Fast decoupled load flow[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1974, PAS-93(3): 859-869.
- [30] 张伯明,陈寿孙,严正. 高等电力网络分析[M]. 2版. 北京:清华大学出版社,2007.  
ZHANG Boming, CHEN Shousun, YAN Zheng. Higher power network analysis [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.
- [31] North American Electric Reliability Council. Transmission transfer capability, a reference document for calculating and reporting the electric power transmission capacity of interconnected electric systems[R]. 1995.
- [32] ENNS M K, QUADA J J, SACKETT B. Fast linear contingency analysis [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1982, PAS-101(4): 783-791.
- [33] 薛禹胜,戴元煜,于继来,等. 可信用度控制下的相继开断潮流快速计算[J]. 电力系统自动化,2015,39(22):37-45.  
XUE Yusheng, DAI Yuanyu, YU Jilai, et al. A credibility index based algorithm for fast estimating power flow in cascading failures[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(22): 37-45.
- [34] KAKIMOTO N, OHNOGI Y, MATSUDA H, et al. Transient stability analysis of large-scale power system by Lyapunov's direct method[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1984, PAS-103(1): 160-167.
- [35] ATHAY T, PODMORE R, VIRMANI S. A practical method for the direct analysis of transient stability [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1979, PAS-98(2): 573-584.
- [36] CHIANG H D, WU F F, VARAIYA P P. A BCU method for direct analysis of power system transient stability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(3): 1194-1208.
- [37] 穆钢,王仲鸿,韩英铎,等. 暂态稳定性的定量分析——轨迹分析法[J]. 中国电机工程学报,1993,13(3):23-30.  
MU Gang, WANG Zhonghong, HAN Yingduo, et al. A new method for quantitative assessment of the transient stability of power systems—trajectory analysis method[J]. Proceedings of the CSEE, 1993, 13(3): 23-30.
- [38] 蔡国伟,穆钢,CHAN K W,等. 基于网络信息的暂态稳定性定量分析——支路势能法[J]. 中国电机工程学报,2004,24(5): 5-10.  
CAI Guowei, MU Gang, CHAN K W, et al. Branch potential energy method for power system transient stability assessment based on network dynamic variables[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(5): 5-10.
- [39] 吴政球,陈辉华,唐外文,等. 以单机等面积稳定判据分析多机系统暂态稳定性[J]. 中国电机工程学报,2003,23(4):48-52.  
WU Zhengqiu, CHEN Huihua, TANG Waiwen, et al. Using single machine equal area criterion to analyze multi-machine systems stability[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(4): 48-52.
- [40] 徐泰山,薛禹胜,韩祯祥. 感应电动机暂态电压失稳的定量分析[J]. 电力系统自动化,1996,20(6):12-15.  
XU Taishan, XUE Yusheng, HAN Zhenxiang. Quantitative analysis for transient voltage instability caused by induction motors [J]. Automation of Electric Power Systems, 1996, 20(6): 12-15.
- [41] 薛禹胜,徐泰山,刘兵,等. 暂态电压稳定性及电压跌落可接受性[J]. 电力系统自动化,1999,23(14):4-8.  
XUE Yusheng, XU Taishan, LIU Bing, et al. Quantitative assessments for transient voltage security[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(14): 4-8.
- [42] 王守相,张伯明,刘映尚. 事故临界切除时区计算及其在事故扫描中的应用[J]. 电网技术,2003,27(10):72-77.  
WANG Shouxiang, ZHANG Boming, LIU Yingshang. Critical clearing time interval calculation and its application in contingency screening[J]. Power System Technology, 2003,

- 27(10): 72-77.
- [43] 林舜江,李欣然,刘杨华,等.考虑负荷动态模型的暂态电压稳定快速判断方法[J].中国电机工程学报,2009,29(4):14-20.  
LIN Shunjiang, LI Xinran, LIU Yanghua, et al. Method for transient voltage stability quick judgment considering load dynamic model[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(4): 14-20.
- [44] 李立理,陆超,黄志刚.计及感应电动机的负荷节点暂态电压稳定解析评估方法[J].电力系统自动化,2009,33(7):1-5.  
LI Lili, LU Chao, HUANG Zhigang. Analytical assessment of transient voltage stability of load bus considering induction motors[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(7): 1-5.
- [45] VU T L, TURITSYN K. Lyapunov functions family approach to transient stability assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 1269-1277.
- [46] 谢欢,张保会,于广亮,等.基于相轨迹凹凸性的电力系统暂态稳定性识别[J].中国电机工程学报,2006,26(5):38-42.  
XIE Huan, ZHANG Baohui, YU Guangliang, et al. Power system transient stability detection theory based on characteristic concave or convex of trajectory[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(5): 38-42.
- [47] 顾卓远,汤涌,孙华东,等.一种基于转速差-功角差变化趋势的暂态功角稳定辨识方法[J].中国电机工程学报,2013,33(31):65-72.  
GU Zhuoyuan, TANG Yong, SUN Huadong, et al. An identification method for power system transient angle stability based on the trend of rotor speed difference-rotor angle difference[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(31): 65-72.
- [48] 郑超,苗田,马世英.基于关键支路受扰轨迹凹凸性的暂态稳定判别及紧急控制[J].中国电机工程学报,2016,36(10):2600-2610.  
ZHENG Chao, MIAO Tian, MA Shiyang. Transient stability identification and emergency control based on the convex characteristic of the key branch's disturbed trajectory[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(10): 2600-2610.
- [49] 岑炳成,唐飞,廖清芬,等.应用功角空间降维变换的相轨迹判别系统暂态稳定性[J].中国电机工程学报,2015,35(11):2726-2734.  
CEN Bingcheng, TANG Fei, LIAO Qingfen, et al. Transient stability detection using phase trajectory obtained by dimension reduction transform of power angles[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(11): 2726-2734.
- [50] XUE Yusheng, XU Taishan, LIU Bing, et al. Quantitative assessment for transient voltage security [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(3): 1077-1083.
- [51] ASTIC J Y, BIHAIN A, JEROSOLIMSKI M. The mixed Adams-BDF variable step size algorithm to simulate transient and long term phenomena in power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(2): 929-935.
- [52] 郭志忠,朱文东,柳焯,等.电力系统暂态稳定的快速时域仿真判定法[J].电工技术学报,1994,9(3):47-50.  
GUO Zhizhong, ZHU Wendong, LIU Zhuo, et al. Fast judgment of power system transient stability by time domain simulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 1994, 9(3): 47-50.
- [53] 徐英,白雪峰,郭志忠.采用动态多维阶数控制的暂态稳定计算方法[J].中国电机工程学报,2008,28(19):81-85.  
XU Ying, BAI Xuefeng, GUO Zhizhong. Transient stability calculation method using dynamic multi-dimension order control[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(19): 81-85.
- [54] 郭志忠,柳焯.快速高阶 Taylor 级数法暂态稳定计算[J].中国电机工程学报,1991,11(3):8-16.  
GUO Zhizhong, LIU Zhuo. Fast transient stability simulation by higher order Taylor series expansions[J]. Proceedings of the CSEE, 1991, 11(3): 8-16.
- [55] 徐英,白雪峰,郭志忠.多步高阶暂态稳定计算方法[J].电力系统自动化,2009,33(15):33-37.  
XU Ying, BAI Xuefeng, GUO Zhizhong. Transient stability calculation based on explicit multi-step multi-derivative integration method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(15): 33-37.
- [56] 潘志宏,张伯明,张毅威.能量管理系统中在线动态安全评估的研究[J].清华大学学报(自然科学版),1999,39(3):45-48.  
PAN Zhihong, ZHANG Boming, ZHANG Yiwei. Research on on-line dynamic security assessment in EMS[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 1999, 39(3): 45-48.
- [57] CHIANG H D, WANG C S, LI H. Development of BCU classifiers for on-line dynamic contingency screening of electric power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1999, 14(2): 660-666.
- [58] VU T L, ARAIFI S M AI, EL MOURSI M S, et al. Toward simulation-free estimation of critical clearing time[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(6): 4722-4731.
- [59] PAO Y H, SOBAJIC D J. Combined use of unsupervised and supervised learning for dynamic security assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1992, 7(2): 878-884.
- [60] 黄彦浩,于之虹,史东宇,等.基于海量在线历史数据的大电网快速判稳策略[J].中国电机工程学报,2016,36(3):596-603.  
HUANG Yanhao, YU Zhihong, SHI Dongyu, et al. Strategy of huge electric power system stability quick judgment based on massive historical online data[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 596-603.
- [61] 马兆兴,李洪美,万秋兰,等.基于动态量测量的电压失稳性判据研究[J].电力系统保护与控制,2014,42(24):30-35.  
MA Zhaoxing, LI Hongmei, WAN Qiulan, et al. Study on voltage instability criterion based on dynamic measurement[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(24): 30-35.
- [62] WANG Bo, FANG Biwu, WANG Yajun, et al. Power system transient stability assessment based on big data and the core vector machine[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5): 2561-2570.
- [63] 叶圣永,王晓茹,刘志刚,等.基于受扰严重机组特征及机器学习方法的电力系统暂态稳定评估[J].中国电机工程学报,

- 2011, 31(1): 46-51.
- YE Shengyong, WANG Xiaoru, LIU Zhigang, et al. Power system transient stability assessment based on severely disturbed generator attributes and machine learning method [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(1): 46-51.
- [64] 戴远航,陈磊,张玮灵,等.基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J].中国电机工程学报,2016,36(5):1173-1180.
- DAI Yuanhang, CHEN Lei, ZHANG Weiling, et al. Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(5): 1173-1180.
- [65] 甘德强,王锡凡,杜正春,等.暂态稳定性分析的自动事故选择方法[J].电力系统自动化,1994,18(1):25-30.
- GAN Deqiang, WANG Xifan, DU Zhengchun, et al. An efficient automatic contingency selection procedure for on-line dynamic security assessment[J]. Automation of Electric Power Systems, 1994, 18(1): 25-30.
- [66] FANG D Z, CHUNG T S, DAVID A K. Improved techniques for hybrid method in fast-transient stability assessment[J]. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, 1997, 144(2): 107-112.
- [67] 薛安成,沈沉,梅生伟,等.基于稳定域边界理论的暂态稳定指标及其应用[J].电力系统自动化,2006,30(8):1-6.
- XUE Ancheng, SHEN Chen, MEI Shengwei, et al. Transient stability index of power systems based on theory of stability region and its applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(8): 1-6.
- [68] 朱利鹏,陆超,孙元章,等.基于数据挖掘的区域暂态电压稳定评估[J].电网技术,2015,39(4):1026-1032.
- ZHU Lipeng, LU Chao, SUN Yuanzhang, et al. Data mining based regional transient voltage stability assessment[J]. Power System Technology, 2015, 39(4): 1026-1032.
- [69] TSANG I W, KWOK J T, CHEUNG P M. Core vector machines: fast SVM training on very large data sets [J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6: 363-392.
- [70] 叶圣永,王晓茹,刘志刚,等.基于支持向量机的暂态稳定评估双阶段特征选择[J].中国电机工程学报,2010,30(31):28-34.
- YE Shengyong, WANG Xiaoru, LIU Zhigang, et al. Dual-stage feature selection for transient stability assessment based on support vector machine [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(31): 28-34.
- [71] 李扬,顾雪平.基于改进最大相关最小冗余判据的暂态稳定评估特征选择[J].中国电机工程学报,2013,33(34):162-169.
- LI Yang, GU Xueping. Feature selection for transient stability assessment based on improved maximal relevance and minimal redundancy criterion [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 162-169.
- [72] 薛峰,丁纯,薛禹胜.数值积分自动终止的算法及其工程应用[J].电力系统自动化,2001,25(20):9-13.
- XUE Feng, DING Chun, XUE Yusheng. Early termination algorithm for transient stability analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(20): 9-13.
- [73] 周海强,薛禹胜.稳定轨迹后续稳定性的预估[J].电力系统自动化,2002,26(3):1-5.
- ZHOU Haiqiang, XUE Yusheng. New criteria for early termination of numerical simulations in transient stability analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(3): 1-5.
- [74] GOMEZ F R, RAJAPAKSE A D, ANNACKAGE U D, et al. Support vector machine-based algorithm for post-fault transient stability status prediction using synchronized measurements [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1474-1483.
- [75] CEPEDA J C, RUEDA J L, COLOME D G, et al. Real-time transient stability assessment based on center-of-inertia estimation from phasor measurement unit records [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2014, 8(8): 1363-1376.
- [76] 顾雪平,曹绍杰,张文勤.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, TSO S K, ZHANG Wenqin. 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.
- [77] SUN Kai, LIKHATE S, VITTAL V, et al. An online dynamic security assessment scheme using phasor measurements and decision trees [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(4): 1935-1943.
- [78] HOBSON E, ALLEN G N. Effectiveness of artificial neural networks for first swing stability determination of practical systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(2): 1062-1068.
- [79] 许涛,贺仁睦,王鹏,等.基于统计学习理论的电力系统暂态稳定评估[J].中国电机工程学报,2003,23(11):51-55.
- XU Tao, HE Renmu, WANG Peng, et al. Power system transient stability assessment based on statistical learning theory [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(11): 51-55.
- [80] 倪以信,陈寿孙,张宝霖.动态电力系统的理论和分析[M].北京:清华大学出版社,2002.
- NI Yixin, CHEN Shousun, ZHANG Baolin. Theory and analysis of dynamic power systems [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.
- [81] 倪以信,姚良忠,蔡泽祥.直接暂态稳定分析综合法[J].中国电机工程学报,1992,12(6):63-68.
- NI Yixin, YAO Liangzhong, CAI Zexiang. Synthetical method of direct transient stability analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 1992, 12(6): 63-68.
- [82] 黄天罡,薛禹胜,林振智,等.动态 EEAC 的自适应分段映射 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42(21): 21-27. DOI: 10.7500/AEPS20180903005.
- HUANG Tiangang, XUE Yusheng, LIN Zhenzhi, et al. DEEAC with adaptive subsection mapping [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(21): 21-27. DOI: 10.7500/AEPS20180903005.

- [83] 许鹏飞, 宋墩文, 马世英, 等. 全过程电压稳定故障筛选和排序方法及辅助决策[J]. 电网技术, 2018, 42(1): 262-268.  
XU Pengfei, SONG Dunwen, MA Shiyong, et al. Full-dynamic voltage stability contingency screening and ranking method and control strategy[J]. Power System Technology, 2018, 42(1): 262-268.
- [84] 龙志君. 大型受端电力系统暂态电压稳定性评估与控制研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2010.  
LONG Zhijun. Research on power system transient voltage stability and control of large scale receiving-end power system [D]. Wuhan: Wuhan University, 2010.
- [85] 王义红, 梅生伟. 基于稳定裕度指标的暂态电压稳定分析[J]. 电工电能新技术, 2007, 26(2): 39-44.  
WANG Yihong, MEI Shengwei. Analysis of transient voltage stability based on a novel transient stability index [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2007, 26(2): 39-44.
- [86] VAIMAN M Y, VAIMAN M M, GAIKWAD A. Fast fault screening methodology for transient stability analysis of bulk power systems[C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 21-25, 2013, Vancouver, Canada: 5p.
- [87] WU Wenchuan, ZHANG Boming, SUN Hongbin, et al. Development and application of on-line dynamic security early warning and preventive control system in China[C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 25-29, 2010, Providence, USA: 7p.
- [88] 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.
- [89] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合: (二) 应用及探索[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 1-13.  
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking: Part two applications and explorations [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 1-13.

薛禹胜(1941—), 男, 通信作者, 中国工程院院士, 博士生导师, 主要研究方向: 电力系统自动化。E-mail: xueyusheng@sgepri. sgcc. com. cn

黄天罡(1988—), 男, 博士, 主要研究方向: 电力系统安全稳定分析与控制。E-mail: huangtiangang@sgepri. sgcc. com. cn

陈国平(1965—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向: 电力系统调度运行与控制。E-mail: chen-guoping@sgepri. sgcc. com. cn

(编辑 蔡静雯)

### Review on Case Filtering in Transient Stability Analysis

XUE Yusheng<sup>1,2</sup>, HUANG Tiangang<sup>1</sup>, CHEN Guoping<sup>3</sup>, ZHENG Yuping<sup>1,2</sup>,  
WEN Fushuan<sup>4</sup>, XU Yan<sup>5</sup>, ZHAO Junhua<sup>6</sup>

- (1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211106, China;
2. State Key Laboratory of Smart Grid Protection and Control, Nanjing 211106, China;
3. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China;
4. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
5. School of Electrical and Electronic Engineering, Nanyang Technological University, 639798, Singapore;
6. School of Science and Engineering, The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen 518100, China)

**Abstract:** In the case filtering link, as many stable and unstable cases as possible can be identified rapidly through qualitative machine learning or quantitative approximate analysis so that the number of cases requiring detailed analysis and the total computational burden can be reduced. This paper discusses the adopted assumptions, characteristic variables, classification rules and generalization ability of case filtering in transient stability analysis. The integration of data driven and model driven is analyzed, which includes the introduction of causal elements, the deep integration of data statistic paradigm and model simulation paradigm for knowledge extraction. Based on the stability mechanism, a two-layer classifier is proposed: the lower layer contains several parallel links, and each link utilizes quantitative algorithm with different degrees of approximation. Their output data are regarded as the input of the upper layer. According to the approximate causality, it can reflect the influence of most original data on transient stability. Therefore not only the correct recognition rate and robustness of the classifier can be both enhanced, but also the error mechanism, evaluation credibility and acceptability can be revealed.

This work is jointly supported by State Grid Corporation of China, National Natural Science Foundation of China (No. 61533010) and NARI Group Corporation.

**Key words:** theoretical analysis; model simulation; statistical analysis; case filtering; machine learning; multi-classifier; error analysis