



华南理工大学
South China University of Technology

专业学位硕士学位论文

面向数据驱动方法的 大规模潮流样本生成方法研究

作者姓名	陈鎏凯
学位类别	工程硕士（电气工程）
指导教师	武志刚 副教授 李书勇 高级工程师
所在学院	电力学院
论文提交日期	2019 年 04 月 19 日

Study on the Generation Method of Large-scale Power Flow Samples for Data-driven Methods

A Dissertation Submitted for the Degree of Master

Candidate: Chen Liukai

Supervisor: A.Prof. Wu Zhigang

Senior Engineer Li Shuyong

South China University of Technology

Guangzhou, China

分类号：TM461

学校代号：10561

学 号：201721014875

华南理工大学硕士学位论文

面向数据驱动方法的大规模潮流样本生成 方法研究

作者姓名：陈鑒凯

指导教师姓名、职称：武志刚 副教授

申请学位级别：工程硕士

学科专业名称：电气工程

研究方向：电力系统运行分析与计算

论文提交日期：2019年04月19日

论文答辩日期：2019年06月01日

学位授予单位：华南理工大学

学位授予日期： 年 月 日

答辩委员会成员：

主席：管霖

委员：李峰，夏成军，武志刚，杜兆斌

华南理工大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名： 陈彦凯 日期：2019年 4月 19日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属华南理工大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许学位论文被查阅（除在保密期内的保密论文外）；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

本学位论文属于：

☐ 保密（校保密委员会审定为涉密学位时间：____年__月__日），于____年__月__日解密后适用本授权书。

☐ 不保密，同意在校园网上发布，供校内师生和与学校有共享协议的单位浏览；同意将本人学位论文编入有关数据库进行检索，传播学位论文的全部或部分内容。

（请在以上相应方框内打“√”）

作者签名： 陈彦凯

日期：2019.4.19

指导教师签名： 武志刚

日期：2019.4.19.

作者联系电话：18819477542

电子邮箱：jeremychenlk@foxmail.com

联系地址(含邮编)：广州天河五山路 381 号华南理工大学 30 号楼 410 (510640)

摘 要

随着可再生能源渗透率增大、与社会活动联系更紧密、大规模电力电子化等新情况的出现,电力系统运行的复杂性、随机性不断加重,不安全状态的多样性和重要性尤为突出。实际运行中可能出现的不安全状态数量增多,一旦发生带来的损失巨大,是未来电力系统运行需要研究的重要问题。对电网运行的各种可能的状态展开研究面临的困难是这些状态难以从实际运行中获取,通过仿真生成也存在许多困难。另一方面,研究复杂难以解析建模的问题的有效方法是数据驱动的方法,应用数据驱动方法展开研究也需要大量潮流状态作为样本。因此,提出能生成大量电力系统运行样本的方法是面向未来电力系统的关键需求。

目前的解决方案主要为连续潮流法和计划潮流法,单连续潮流法生成样本数据集的分布无法反映运行空间的全貌,而计划潮流法具有无法收敛的风险、对运行方式计划制定人员的素质要求极为苛刻且工作量巨大。二者均基于传统潮流计算,存在关键不足是样本生成速度过慢且可能面临潮流不收敛、病态潮流等问题,严重制约数据驱动方法的应用。

本文提出一种潮流样本生成方法,可有效解决上述问题,其核心是变换潮流计算的求解目标,从传统方法给定功率求解电压变换为给定电压求解功率,不需要求解潮流方程,仅需要代值计算。相比潮流计算方法,本方法的本质改进在于将等式约束的非线性问题变换为不等式约束的非线性问题。理论分析表明,本方法能够降低样本生成难度、极大加快样本生成速度。

对 IEEE14 节点至 300 节点系统不同规模的算例实验验证表明,本方法比传统潮流计算方法高出一个数量级以上,且没有收敛性问题,能够快速生成大量潮流样本。并且,本方法生成的数据集具有更好的分布,训练得到的人工神经网络模型具有更好的泛化性能。

关键词: 潮流样本; 样本生成问题; 连续潮流; 计划潮流; 神经网络

Abstract

The complexity and stochastics of the operation of electrical power system are increasing with more permeability of renewable energy, closer interaction with the society as well as larger scale of power electronics applications, while the insecure states of the system become more important and more diversified. It is one of the key problems for future power systems, since the number and dangerousness of insecure states are both accentuated. On the other hand, samples from real power systems' operation is much less than satisfied, since the power systems are operating under normal conditions for most of time. Data-driven method is a suitable method with high-efficiency, in which the most important problem is how to obtain plenty of samples.

The most popular methods are continuous power flow (CPF) method and scheduled power flow (SPF) method. The drawback of CPF is the bad ability of covering, while the drawback of SPF is the risk of convergency problems. Furthermore, to implement SPF, the requirement of the quality of the person who are scheduling the power flow is of vital importance. Finally, it is a huge task for manual handling. Both two methods are based on traditional power flow calculations, and the lack of reasonable sample generation speed and risk of non-convergence and ill-condition power flow seriously restrict the real application of the methods.

A totally new method for power flow sample generation is proposed in this thesis to solve the related problems. The key idea of the proposed method is to switch the solving target of power flow calculation. Injected powers for all buses are calculated with given bus voltages, instead of the calculation of bus voltage with pre-set injected powers, which can avoid the iteration of nonlinear power flow equations, and only substitutions and simple calculations are required. The efficiency of the proposed method can be faster for more than one order of magnitude comparing with traditional power flow solving method, without non-convergence risk, so it is more suitable to generate large amount of power flow samples under various conditions. Several application scenarios are including: online analysis with AI techniques, which may require tens of millions of samples for offline training; automatic operation mode generation for bulk power systems.

The improvement of the speed and the reduce of difficulty for power flow sample generation is validated via multiple scales of sample systems from IEEE14 to IEEE300, in which the power flow for specified interface is predicted by neural networks, and the generated samples are feed into those networks for training. At the same time, the spreadability of the data set generated by the proposed method is better, and it is less inclined to be overfitted. Finally,

the generalization performance of the proposed method is much better than traditional CPF.

Keywords: Power flow sample; Sample generation; Continuous power flow; Scheduled power flow; Neural network

目 录

摘 要.....	I
Abstract	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 背景及意义.....	1
1.2 数据驱动研究方法及其在电力系统运行领域的研究现状.....	1
1.3 潮流样本生成问题概述.....	4
1.4 本文研究的主要内容.....	10
第 2 章 潮流样本生成的算法框架及分治.....	12
2.1 潮流样本生成的算法框架.....	12
2.1.1 算法框架的建立依据.....	12
2.1.2 算法框架的结构和解释.....	15
2.2 基于算法框架的用时和计算量分析.....	16
2.2.1 潮流样本生成方法的用时和计算量.....	16
2.2.2 两种 NP 问题的计算量估算.....	19
2.2.3 传统潮流样本生成方法的计算量分析.....	21
2.3 分治框架中的迭代环节.....	21
2.4 本章小结.....	25
第 3 章 基于反函数法的潮流样本生成方法.....	26
3.1 反函数法解潮流.....	26
3.2 反函数法的初值生成方法.....	27
3.2.1 电压幅值生成方法.....	27
3.2.2 电压相角生成方法.....	30
3.3 反函数法的初值修正方法.....	33
3.3.1 联络节点的功率修正.....	33
3.3.2 发电机的无功修正.....	34
3.4 反函数法的时间复杂度分析.....	35
3.5 反函数法的潮流样本生成平台的 Java 实现.....	36
3.5.1 采用 Java 语言实现算法.....	36

3.5.2 总体设计思路	36
3.6 本章小结	39
第 4 章 反函数法的性能验证	40
4.1 原理性验证	40
4.1.1 生成传统方法难以收敛的潮流样本	41
4.1.2 快速性验证	44
4.2 反函数法驱动神经网络模型预测断面线路功率	45
4.2.1 应用场景	46
4.2.2 基于神经网络的关键断面线路功率预测	47
4.2.3 反函数法对不同规模的神经网络模型的加速效果	49
4.3 节点数目增长对效率的影响验证	51
4.3.1 节点数目增长对生成过程的加速比的影响	52
4.3.2 节点数目增长对研究过程的加速比影响	53
4.4 本章小结	55
结论与展望	56
参考文献	57
攻读硕士学位期间取得的研究成果	61
致 谢	62

第1章 绪论

1.1 背景及意义

随着太阳能和风能等随机能源对电源的渗透率加大、电力市场和电动汽车等人类活动对负荷的干预增强^[1]、电力电子化电力系统对运行和控制的改造，未来电力系统运行的复杂性和随机性进一步增强，具体体现在运行域的形态更复杂、安全运行的区域扩大以及安全域中的状态之间的转换机理更加复杂。

传统以解析建模方法为基础的研究范式难以解决涌现而来的新问题，而且，实际运行的电力系统也无法提供足够的数据以研究诸多可能出现的重要情况。与此同时，在诸多方面，数据驱动的电力系统研究却取得了令人瞩目的成果。采用数据驱动方法研究电力系统问题，能够为复杂问题提供有效解决方案，同时推进解析方法的发展。

不同于传统模型驱动的研究模式，数据驱动模式以统计学习理论为核心，擅长解决尚无理论建模的复杂问题，代表方法为机器学习。数据驱动方法应用于研究电力系统运行问题，最基本的问题就是需要庞大规模的潮流样本数据。数据驱动方法不仅对样本需求量大，而且需要样本集能充分反映问题空间的需求。由于实际运行数据存在数据偏置，无法反映运行空间的全貌，因此需要生成样本进行补充。目前研究中已有的解决方法分为三类：样本生成方法、重要性抽样方法和提高数据利用率的方法。后两者是面对数据量小的妥协，解决问题的关键在于要有高效的样本生成方法。

目前的生成方法的生成效率远不能满足研究所需，数据驱动方法研究的大部分时间被样本生成方法占用，严重限制了方法的发现、调整和实证。目前的样本生成方法有计划潮流法和连续潮流法，仅停留于能够产生样本。计划潮流法的缺点是具有无法收敛的风险，对运行方式计划人员的经验要求极为苛刻且工作量巨大，需要花费大量时间且一次仅能产生一个样本；连续潮流法的缺点是生成的样本位于同一变化趋势上，改变了样本分布，将对数据驱动方法产生模型偏差。两种方法均未能从大数据的角度加以考虑。因此，快速而有效的样本生成方法将极大改善当前状况，使需要大量样本驱动的数据研究成为可能。

1.2 数据驱动研究方法及其在电力系统运行领域的研究现状

随着计算机科学的发展，科学计算已成为继理论和实验之外的第三种科学研究的基本手段，数据科学的核心即为通过计算分析数据获得价值。数据驱动方法中的代表性方法为机器学习，擅长解决难以用模型表示的复杂问题。电力系统作为与人类生产生活强

耦合的复杂非线性系统，借助数据驱动方法获得提升的潜力巨大。

以研究目标划分，有形而下者，发掘数据直接价值，以解决当下问题、创造价值；形而上者，发挥数据间接价值，推进理论研究，着眼于解决未来的问题。两方面目的以不同比例组合，构成了多样化的研究现状。

以方法划分^[2]，数据驱动方法以机器学习方法为主，近年来发展迅速的有 7 类方法：强化学习（Reinforcement Learning, RL）、深度学习（Deep Learning, DL）、迁移学习（Transfer Learning, TL）、平行学习（Parallel Learning, PL）、混合学习（Hybrid Learning, HL）、对抗学习（Adversarial Learning, AL）、集成学习（Ensemble Learning, EL）。从发展前景看，深度学习和强化学习是未来的重要方向。深度学习的优点是具有很强的特征自动提取能力和迁移性能，可表达极为复杂的非线性关系，但需要大量样本数据支撑。应用深度置信网络进行暂态稳定评估，可比采用支持向量机方法精度更高，速度表现出色^[3]。强化学习的优点是具有自学能力，无需大量标签数据，但在高维问题中存在维数灾问题。

以数据来源划分，方法所利用的数据可分为历史数据、尚未采集的运行数据和运行过程中产生并采集的数据三类。电力生产相关的历史数据蕴含的信息存在巨大的直接价值。可利用历史数据，从气象数据预测出力和负荷，从而设计安全发电控制方法，指导调度^[4-6]。与电力系统相关而尚未采集的数据，同样具有巨大的直接价值。这方面，在智能电网、能源互联网等理念的推动下，高级量测系统（Advanced Metering Infrastructure, AMI）的部署将极大提高电力系统数据的体量和质量，可利用 AMI 从物联网数据、出行数据挖掘人群行为规律，从而指导电力市场、电动汽车规划^[7]。利用电力系统运行过程中产生的数据，创造直接价值和间接价值。对电力系统运行领域而言，数据驱动方法最终是为运行服务，最关注且最重要的就是电力系统的运行数据。运用数据驱动的方法，可从统计角度描绘安全稳定域，从而指导调度运行工作^[8,9]。

从实际研究所需样本数据量的角度，将数据驱动方法应用于电力系统运行领域的一些研究归纳如表 1-1。可以想见，数据驱动方法对样本量的需求非常大。从表中可以看出，大部分研究均以数十节点的小规模电力系统作为算例对象，其中的重要原因是节点数增加导致问题规模增大的速度往往超出计算资源的处理能力。相应地，需要容量足够大的数据模型来解决该问题，最终反映为需要更多的样本数量以习得数据之中的规律。

表 1-1 数据驱动方法在电力系统运行领域的应用

数据驱动方法	年份	研究领域	问题规模	性质	样本 {X, Y}	每类样本数	样本生成思路
基于结构风险最小化的支持向量机 ^[10]	2003	电力系统暂态稳定	IEEE39 节点	二分类	{潮流特征值, 0/1 稳定标识}	2000 个/类	连续潮流
基于留数分析特征选择的决策树 ^[11]	2007	电力系统暂态稳定	IEEE39 节点	三分类	{潮流特征值, CCT 值 (类别)}	600 个/3 类	连续潮流
二维组合属性的决策树 ^[12]	2009	电力系统暂态稳定	IEEE39 节点	二分类	{潮流特征值, 0/1 稳定标识}	3000 个/类	连续潮流
线性决策树 ^[13]	2011	电力系统暂态稳定	IEEE39 节点	二分类	{潮流特征值, 0/1 稳定标识}	5000 个/类	连续潮流
考虑时序的关联分类 ^[14]	2015	电力系统暂态稳定	IEEE39 节点	二分类	{潮流特征值, 0/1 稳定标识}	1700 个/2 类	连续潮流
深度置信网络 ^[3]	2017	电力系统暂态稳定	某省级电网	二分类	{潮流特征值, 0/1 稳定标识}	45000 个/2 类	连续潮流
堆叠自动编码器 ^[15]	2018	电力系统暂态稳定	IEEE39 节点	二分类	{潮流特征值, 0/1 稳定标识}	5984 个/2 类	连续潮流
卷积神经网络 ^[16]	2019	小干扰稳定	MatPower 2383 节点	回归	{WAMS 潮流功率, 状态矩阵特征值}	共 1000 个	连续潮流

从科学研究方法论的角度,数据驱动方法应用于电力系统运行领域,也需要独立于不同问题的数据生成方法。电力系统的理论研究往往伴随着数据实验,经典的研究模式分为两种:常见的数据-提出理论-利用已有数据进行验证;偶然出现的数据-提出理论-设定新的数据进行验证。两种方式相互补充,对于大量出现、或被理论模型包含在内的数据,一般采用第一种研究模式;如果数据是偶然出现、不在理论模型所包含的数据,一般采用第二种研究模式。与此同时,两种方式也有共同的不足:若数据的分布覆盖性差,两种方式的理论研究将受限制。

对于第一种研究模式,提出的理论有局限于其假定的分布的风险。典型的情况是做出了依赖此分布的假设,如“假定发电机为理想电机”、“假定负荷为线性负荷”、“假定电力系统运行范围一直在标么值 1 附近”,“稳态外部网络等效为无穷大电网”等。

在各自的假定下，对于同一问题的研究常常因为假设不同而切分成缺少耦合的局部成果。

对于第二种研究模式，研究的进展依赖于偶然性数据的出现，比如各种尚未发现的故障、尚未解决的技术问题等。因为数据分布不均的原因，这些数据很难从实际运行中获取，也很难被“依赖相关数据分布的理论”发现。

因此，需要一类更加独立于理论假设分布的数据，据此开展研究，以期获得将被依赖数据分布的假设限制的理论统一起来，这个工作将是获得更具有一般性理论的必要条件。

综上，数据驱动方法应用于电力系统运行领域的过程中，可归纳出以下结论：

- 电力系统运行问题的复杂性要求模型有足够的容量，反映为需要更大量的数据避免过拟合；
- 为避免理论的假设分布与实际数据分布存在乐观性偏差的风险，需要改变当前电力系统运行领域的数据生成均为各个研究“孤军奋战”的局面，需要一种独立于理论的数据生成方法。据此开展研究，既可因有共同基础而加强研究之间的联系，亦因数据生成方法独立于理论假设而使结果更接近客观。

1.3 潮流样本生成问题概述

电力系统运行数据来源主要有实际潮流数据和实际中难以出现、但又有充分物理意义的仿真数据。由于实际运行中，电力系统往往处于某个特定的运行状态附近，对于整个运行的可行域而言，数据分布具有很大的偏置，很有可能使数据驱动方法统计得到的模型偏离原问题，故需要生成额外的仿真数据对实际运行数据进行补充。产生电力系统运行仿真数据的问题即为潮流样本生成问题。

凡研究电力系统运行状态的数据驱动方法，均面临潮流样本的生成问题。对于某个指定的电力系统状态，往往已知量只有一部分指定的物理量，即潮流计算中的定解条件，其他潮流状态量为待求量。由于定解条件相互独立，不能保证潮流求解一定收敛，也无法反映潮流全貌，且根据解潮流得到的完整潮流状态数据，可计算出电力系统运行的其他状态量。

据此给出潮流样本的定义：潮流样本是需要潮流结果的数据科学研究的基本数据单位，定义为某稳态下电力系统的一个运行点，即系统处于稳态时所有节点功率和电压的组合

$$\left\{ \{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\} \mid i=0, 1, \dots, N \right\} \quad (1-1)$$

或复数形式

$$\{\{S_i, V_i\} \mid i=0, 1, \dots, N\} \quad (1-2)$$

以上变量之间的关系由一组非线性的潮流方程给出。一个运行点包含的所有状态信息均可由对应的样本计算得到，故从数据科学的角度，将其称为潮流样本。

因此，潮流样本生成问题可表述为：潮流样本生成问题研究如何快速、有效地生成大批量潮流运行点，是数据驱动方法应用于电力系统运行领域中遇到的首要问题。

用数据驱动方法研究电力系统运行问题，对样本有合理性、总体分布和总量的要求。

合理性要求是指样本所对应的电力系统运行状态需要符合一系列物理约束，如发电机无功限制、节点电压限制、线路功率传输限制、关键线路功率因数角限制等^[17-19]，这方面的要求反映在样本中对每个节点 $\{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\}$ 的限制。

其次是对样本总体分布有要求。这是因为数据驱动方法往往需要对运行空间进行充分的采样，再从样本集合中期望得到可以概括整个运行空间的有效结论。实际电力系统的运行数据无法满足对于数据覆盖能力的需求，原因是实际电力系统长期运行在距离运行域边界很远的某几个状态附近，从潮流运行的可行域角度，即分布在广袤运行空间中的几个点的邻域内，数据的分布存在严重偏置。对整个运行空间缺乏足够的采样手段，数据驱动方法就在根本上受到极大的限制，无法应用。如果强行使用偏置的数据分布来进行数据科学研究，得到的结论并不可靠^[20]。这方面的要求反映在样本总体的分布需符合要研究问题对应的情况总体。

对样本总量的要求指生成的样本量应足够大。统计学是数据驱动方法的重要基础，既要求抽样方法具有足够的代表性，还要求样本量必须足够大。用数据驱动方法研究电力系统运行，需要大量的运行数据。“大量”一词没有清晰定义，但对于高维、多参数、非线性系统的数据研究而言，样本的数量应当在充分反映取样空间的同时，让数据驱动方法存在有效拟合的可能。工业应用中的经验规律表明，对于用有监督深度学习学习方法学习 128*128 像素的图片分类问题，每个类型给定 5000 个标注样本、或是有一个约 1000 万样本级别的数据集用于训练时，模型将达到或超越人类表现^[21]。若将像素数量比拟电力系统的节点数量，拥有数万节点的大电网运行问题，所需的数据量也达到千万级别。

由于电力系统的规模巨大、相互作用复杂，潮流样本生成问题存在两大难点。

- 潮流求解难以收敛。目前，稳态运行点的生成方式均基于求解潮流方程，难以避免地需要多次迭代且面临着迭代不收敛的风险，这个问题在生成稳定边界附近的运行点时尤为突出。随着网络规模增大，潮流方程求解速度迅速下降，对

于包含数千乃至上万节点的电网，更是难以生成所需稳态运行点。在实际大电网中，经常面临指定状态的潮流难以收敛，或指定状态不收敛、而临近状态难以得到的问题。

- 病态问题突出。随着节点数目的增多，雅可比矩阵的条件数迅速增大，反映为潮流求解对初值的要求越来越高，取不到好的初值往往导致求不到潮流解。

上述两大难点导致样本生成环节已严重制约目前的数据科学方法对电力系统的研究。在约 10 000 节点的系统中，用计划潮流法生成样本，生成一个样本平均需要约 60 秒。中国电科院超算中心，具有 24 000 个核心，峰值计算能力可达到每秒 900 万亿次。即便如此，对于国家电网约 44 000 个节点的系统，几百秒才能生成一个生成暂稳分析所需的样本，受限于生成速度，用时 9 个月仅仅生成样本 35 000 个。超算的大部分计算力被样本生成过程占据，一年仅有 4 天满机时分析，其他时间用于生成样本。

目前，已有的解决潮流样本生成问题的方法可分为三类：生成数据的方法、削减数据需求的方法、提高数据利用率的方法。

（1）生成数据的方法

生成数据的方法可分为两类，对应常见的两种场景：根据一个已知状态（基态潮流）生成样本的场景下，应用连续潮流法；没有已知状态，仅仅给定潮流定解条件的值或范围来生成样本的场景，应用计划潮流法。

1. 连续潮流法

连续潮流法需要给定一个已有的潮流样本（下称基态潮流），应用于求取状况连续变化到静态稳定边界的潮流样本。方法连续变化定解条件直到潮流不收敛的过程中，可以确保每一次都得到一个样本。值得注意的是，一次连续变化所得到的样本无论多少个，都位于该变化方向的同一条 PV 曲线上，反映的是单一的变化曲线，而非电力系统运行空间的形态。

目前的具体做法是基于插值方法的连续潮流法^[22,23]。不断有研究致力于改进连续潮流法的各方面性能：基于参数选择策略的改进局部参数化方法，改善了连续潮流在鼻尖点附近修正过程当中存在的不收敛现象^[24]；拉格朗日插值多项式法对连续潮流预测过程进行非线性预测，有效减少其修正过程的迭代次数^[25]；在预测步引入了牛顿插值预测，对修正步的牛顿拉夫逊法进行改进，改进后可计及发电机无功出力极限的影响，实现 PV 节点向 PQ 节点的转换，具有修正量少、灵活准确的优点，可准确反映发电机实际运行状况对电力系统静态电压稳定的影响^[26]；连续潮流算法在计及发电机电枢电流约束和励

磁电流约束的连续潮流方法能改进当处理发电机达到无功极限时，会导致电压稳定裕度偏大的不足，通过模拟系统发电机实际运行特性的无功能力变化，有效识别崩溃点的类型，达到计算静态稳定临界点的目的^[27]；利用广义 Tellegent 定理改进连续潮流，可提高连续潮流的计算速度^[28]；局部参数化和参数变换策略方法被用于改善用原始连续潮流计算失败的情况^[29]。这些方法改善了多种情况下连续潮流方法的鲁棒性和适用范围。

2. 计划潮流法

计划潮流法通过给定潮流计算的定解条件求解潮流，其算法流程如图 1-1。

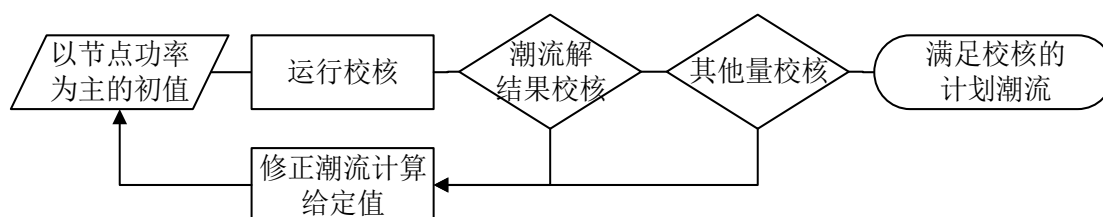


图 1-1 计划潮流法流程图

首先根据检修计划、发电计划和负荷预测结果确定潮流计算的定解条件，计算交流潮流解。如果潮流无解，则调整定解条件，重新求解。如果潮流有解，再进一步根据各物理量的约束校核潮流样本。若样本不符合约束则调整定解条件，重新求解；若样本符合约束，则输出计划潮流。

目前计划潮流的研究致力于设定更好的初值、优化调整方法^[17,18,30]、迭代过程自动化^[18,31]。计划潮流面临的主要问题为潮流收敛性问题，合理性问题和可行性问题，这三个问题导致计划潮流法生成潮流样本难度大、耗时很长。对于大规模电网、重负荷情况，潮流计算的已知量较难合理给出，导致初始给定条件下潮流不收敛；当潮流收敛时，进一步校核无功、电压、功率因数等运行约束，往往需要根据校核结果调整潮流定解条件^[32,33]。反复调整迭代的过程缺乏完善的理论指导，往往只能由有经验的运行人员花费大量的时间和精力进行人工调整。

基于潮流计算的样本生成方式利用迭代法求解非线性方程组，面临的共同问题是潮流收敛性问题、潮流可行性和潮流多解性问题。迭代法解潮流不一定收敛。若不收敛，则潮流无解，解潮流的时间被无意义消耗；若收敛，潮流方程有解，但解得的潮流状态不一定为可以达到（不可行）、还有可能存在其他有意义的潮流解。

由于潮流方程是非线性方程组，故在数学上是可能多解的。对于潮流计算的多解性研究集中于电压稳定分析问题中，主要方法有初值选择法、同伦法、Groebner 基方法、吴消元法等^[34]，从电压稳定的角度，多解可分为稳定解、1 型不稳定解、2 型不稳定解等^[17]。总之，潮流的多解性降低了潮流计算的可靠性，对可行性和多解性的讨论将进一

步增加求解潮流的代价。

(2) 削减数据需求的方法

当生成的样本不足时,可通过削减数据需求的方法,通过牺牲小部分相对不重要的信息,换取样本需求的大幅减少,思路为重要性抽样。重要性抽样的目标是寻找一个潮流状态空间的子集,要求用尽可能小的子集(尽可能少的样本)涵盖尽可能多的特定信息量,可有效缓解样本量少的问题。例如在解决稳定边界判别问题时,将 IEEE14 节点系统的稳态运行点集规模从 2.5×10^6 个稳态运行点缩小至 1457 个,削减后问题规模仅剩 0.06%^[35]。

削减数据需求的方法主要有重要性抽样方法^[8,9,36,37]、复杂网络理论^[38-40]、针对电压稳定问题的边缘灵敏度检测^[41]、针对 $N-k$ 故障问题的故障链理论^[42]、针对电网结构脆弱点分析的最大流方法^[38-40]等。往往对不同的研究内容进行针对性的削减,采用不同的处理方法。这种针对性往往具有特异性,因而对效率的提升不稳定。即使运用同一种削减方法,对不同的具体问题,性能提升也无法达到此方法的最优值。例如运用凸松弛和复杂网络理论的方法对 IEEE14 节点系统进行稳定边界判别,削减后问题规模为原问题的 0.06%,但如果运用同样的方法进行稳定域判别,剪枝后问题规模约为原问题的 10%^[35]。

值得指出的是,样本生成方法与削减数据需求的方法不是相互替代的关系,而是相互促进的关系,其中样本生成方法更为重要。优秀的重要性抽样方法能提取运行状态空间中最值得关注的子集,优秀的生成方法能够在此基础上减少总的数据集生成时间。随着网络规模的增大,问题规模将随节点数目指数增长,如果没有高效的样本生成方法,即便应用了削减数据需求的方法,生成数据集的时间仍然急剧上升。比如应用了凸松弛和复杂网络方法的算法,搜索 IEEE14 节点系统在某一负荷水平下的稳定域边界近似点所用时间约 5 分钟,搜索 NESTA162 节点系统所用的时间接近 40 小时,节点规模增长了 12 倍,时间增长了 480 倍^[35]。对于实际生产中数千乃至上万节点的电网,提出一种快速的稳态运行点生成方法,缩短单个稳态运行点生成时间,将是通用地加速所有电力系统运行研究中数据驱动方法的关键所在。

(3) 提高数据利用率的方法

数据驱动方法的应用过程中,将数据集划分为互斥的训练集和测试集。提高数据利用率的方法蕴含于对数据集的划分方法中。

1. 留出法(hold-out)

留出法是直接将数据集按某一比例 α 划分为互斥的训练集和测试集,对于训练过程

而言，利用了数据集的 α 比例的数据。留出法存在的矛盾是 α 过小（数据利用率低）导致模型欠拟合与 α 过大（测试集过小）导致模型过拟合之间的矛盾。此矛盾没有完美的解决方案，常取 $\alpha=2/3\sim4/5$ 。

2. k 折交叉验证法（ k -fold cross validation）

k 折交叉验证法将数据集均分为 k 个大小相同的互斥子集，每个子集尽可能保持分布的一致性。在此基础上，每次挑选一个子集作为测试集，其他子集之和作为训练集，相当于进行 k 次留出法过程。方法特点是以增加 k 倍计算量为代价，提高了数据集的训练利用率。

3. 自助法（bootstrapping）

自助法以自主采样（bootstrap sampling）为基础，较好地解决了样本规模不同导致的估计偏差。根据数据集形成训练集的具体做法是“有放回抽样”，样本在 m 次采样中适中不被采到的概率是 $(1-1/m)^m \rightarrow 36.8\%$ ，即保证了数据集中有此比例的数据未用作训练。自助法在数据集较小或难以划分训练/测试集时很有用，但改变了原始数据集的分布，会引入估计偏差。因此在数据量足够时，留出法和交叉验证法更常用^[20]。

削减样本需求的做法会损失信息量，提高数据利用率的方法存在计算量和分布偏置等因素与数据利用率间的取舍，总体而言利弊参半。如果有足够多的数据样本，这些问题均可迎刃而解。更加高效的样本生成方法是数据不足问题的根本解决方法。

样本生成问题如图 1-2。

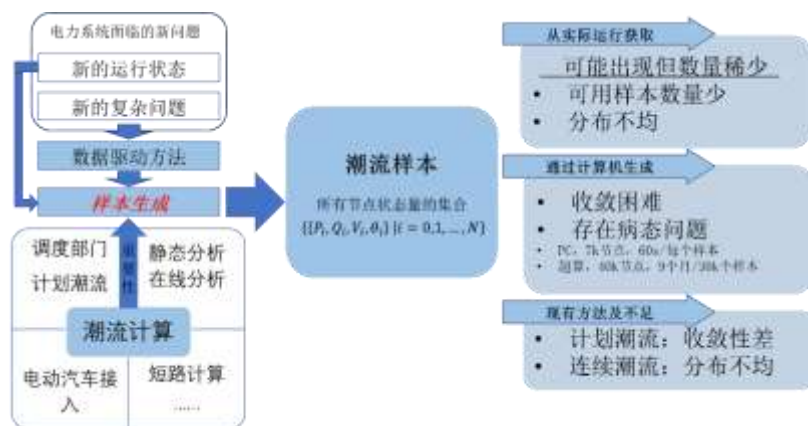


图 1-2 潮流样本生成问题的来源与现状示意图

综上所述，目前潮流样本生成问题依赖潮流计算生成样本，通过精确给定潮流状态量求解潮流方程，常见的方法有连续潮流法和计划潮流法。计划潮流法用于样本数量仅为几个或者十几个潮流样本的生成问题，其生成效率无法满足大批量生成样本的要求；连续潮流法生成的样本往往是位于若干运行特性曲线上的不同点，改变了运行空间的分

布，将会误导数据驱动方法。而且，这些基于潮流计算的样本生成方法无法规避求解非线性的潮流方程的效率瓶颈。即便现在对于潮流计算有成熟的优化计算方式，客观上迭代法存在的需要多次迭代、病态问题、不收敛问题依旧存在，这些问题造成生成样本困难、方法耗时长，限制了潮流方法应用于快速生成潮流样本的有效性和快速性。

1.4 本文研究的主要内容

基于以上分析，本文研究面向数据驱动方法的大规模潮流样本生成方法。论文主要研究成果包括：

1、提出潮流样本生成方法的算法框架和计算量分析方法，在此基础上分析传统潮流方法的计算量，并根据分治思想提出改进样本生成的方法。

2、将改进样本生成的方法具体化，提出反函数法解决潮流样本生成问题，具有没有收敛性问题、潮流一定有解且为单解、计算量小等优点。

3、在 IEEE14、39、118、300 节点系统上验证了上述方法的有效性，并以人工神经网络方法验证断面线路功率为例，验证了反函数法生成的数据集可使神经网络具有更好的泛化性能，最后验证了反函数法求解效率随节点规模增长的变化。

章节内容及相互关系如下图所示：

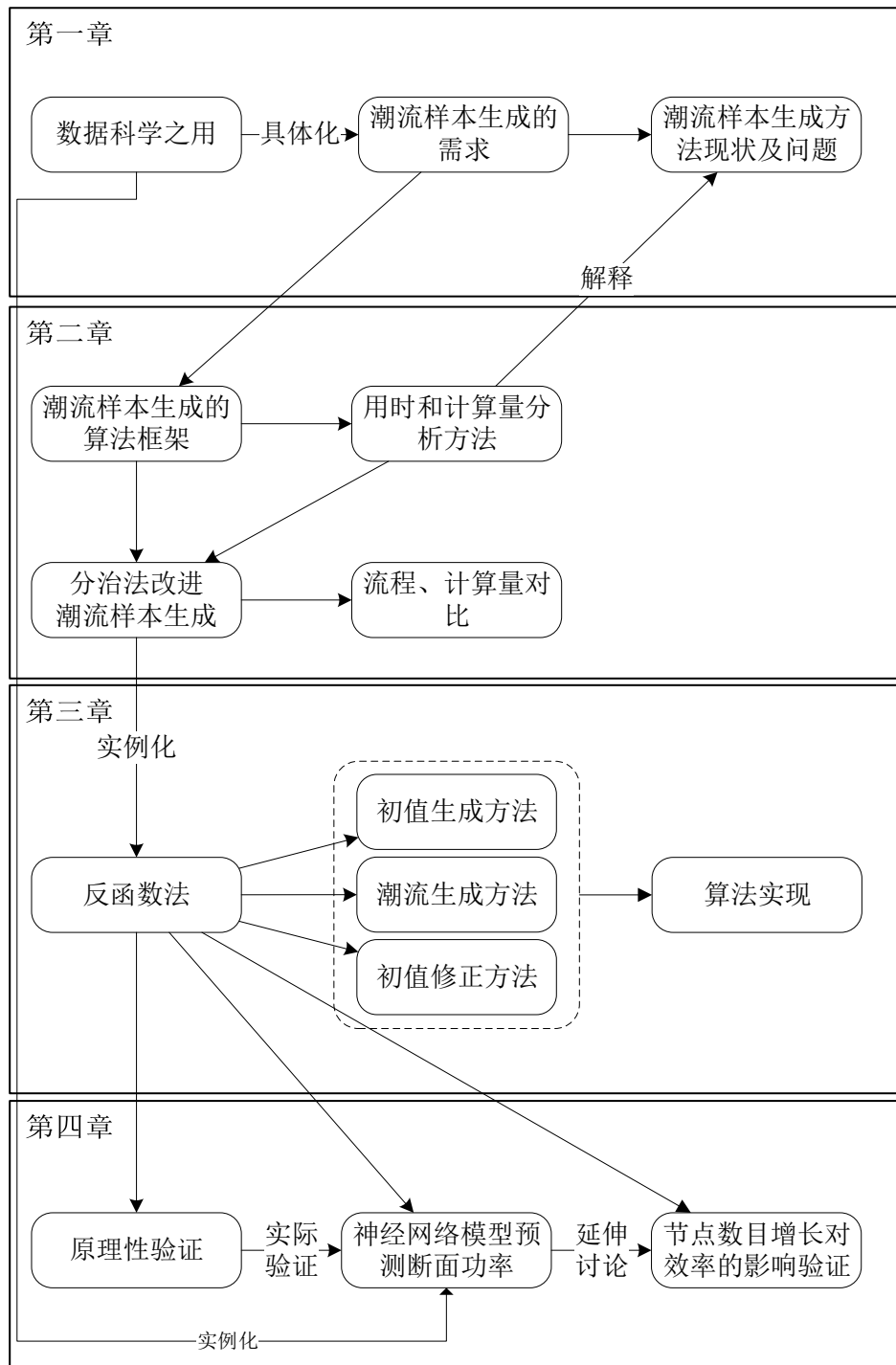


图 1-3 本文章节内容示意图

第2章 潮流样本生成的算法框架及分治

本章提出潮流样本生成方法的算法框架，借助框架提出了潮流样本生成方法的时间复杂度分析方法，并应用以分析现有的潮流生成方法。最后利用分治思想提出一种改进思路，避免了传统方法中非线性过程的多次重复。对改进后的时间复杂度分析表明，改进后的方法能够大幅度加速样本生成。

潮流样本生成问题的基本思路有多次生成单个样本的方法和一次生成多个样本的方法。由于生成一个样本集的方法所需内存计算空间过大，不具备实用性，本文针对第一种方法展开分析。

2.1 潮流样本生成的算法框架

2.1.1 算法框架的建立依据

关于潮流样本生成算法，存在四个事实：算法的输入具有重要的实际意义，可依潮流方程将涉及的状态变量分为三类，需要校核和修正过程，需要迭代过程。这些事实决定了潮流样本生成算法的输入、结构和变量之间的关系。

(1) 算法的输入具有重要的实际意义

潮流样本生成问题的输入包括潮流计算的定解条件和潮流状态量的不等式约束，与生产实际直接相关，具有明确的物理意义，是指导运行和调度的关键指标。

潮流计算的定解条件包括：平衡节点电压幅值 V 和相角 θ ；发电机有功 P 和机端电压 V ；负荷有功 P 和无功 Q 。发电机机端电压 V 一般在运行范围内即可，但由于解潮流需要确定的数值，一般由运行人员根据经验取值，但通常调整后略有偏差也可接受。

潮流状态量的不等式约束指潮流状态量的变化范围，用来校核样本，实际运行域是这些不等式约束所限定的空间的子集。应考虑的约束通常有发电机无功限制、机端电压限制、关键节点电压幅值限制、关键线路功率因数角限制等。

输入具有重要的实际意义，指输入是电力系统运行中最为关心的变量。例如，对于发电机节点而言，只要发电机无功 Q 不越限，并不关心其偏大或偏小，更关注有功水平 P 和机端电压 V 。对于负荷节点而言，只要电压幅值落在安全运行范围内，并不关心具体幅值是多少，而是更关心负荷吸收的功率水平。

(2) 依潮流方程的自由度将变量划分为三类

分为自由变化的初值，含义为由初值决定的依赖值，即由前二者确定、不在潮流方程里出现的其他潮流状态量。

对电力系统中的每个节点 i ，由一组实数方程约束其四个变量 $\{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\}$ 的关系。

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j=0}^n V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_i = V_i \sum_{j=0}^n V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{cases} \quad (2-1)$$

可见方程有 $2n$ 个自由度，给定两个变量的值即可求出剩余两个变量的值。将自由给定的值称为初值，待求的值称为依赖值。故对于 n 个节点的系统，共有 $2n$ 道方程， $4n$ 个变量，其中 $2n$ 个初值， $2n$ 个依赖值。此外，上述给定条件中往往包含对除了初值和依赖值之外其他状态量的约束，这些状态量可以由初值和依赖值计算得出，将其称为其他潮流状态量。当初值确定之后，依赖值（若存在）随之确定，即为潮流解。其他潮流状态量可由初值和依赖值所描述的潮流状态得到，整个过程中初值是自由变量。

这一事实意味着单个潮流样本的生成算法中涉及的变量可划分为三类。定义如下：

- 初值 u ：每个节点状态量 $\{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\}$ 中的两个量，给定 u 值后即可求解潮流方程；
- 依赖值 v ： $\{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\}$ 中选取初值 u 后，剩下两个组成的集合，利用初值 u 解潮流方程得到具体的数值；
- 其他潮流状态量 x ：电网的其他潮流状态量，如关键线路输送功率、功率因数、网损等状态量，可以根据初值 u 和依赖值 v 计算得来，因此与依赖值 v 一样，都属于 u 的依从变量。

以潮流计算为例，PQ节点的初值为 P 和 Q ，依赖值为 V 和 θ 。当算得潮流后，可根据节点电压计算线路输送功率、功率因数角等，这些量则属于其他潮流状态量。

(3) 校核和修正必不可少

以潮流计算为例，PV节点的初值为 P 和 V ，依赖值为 Q 和 θ 。算得潮流之前并不能知道发电机无功 Q 是否会越限，无法从一开始就给出不会越限的初值，所以需要算得潮流后校核 Q 是否确实不越限；若 Q 越限，则需要通过 Q 的偏差量来修正初值 P 和 V 。

用上文定义的变量描述，就是通过给定初值 u 解潮流，得到依赖值 v 和其他潮流状态量 x 后，需要检查 v 和 x 是否越限，如果越限则需要对初值 u 进行修正。又由(2)所述，所有变量中仅有初值 u 是自由变量，于是对依赖值和其他潮流状态量偏差的修正最终应反映在修正初值。

(4) 存在迭代过程

由于潮流方程复杂且高维的非线性映射关系，修正过程无法一步到位，难以保证给定的初值所对应的潮流状态所有约束（否则意味着非线性方程有解析解），因此需要迭代。

仍以潮流计算中的 PV 节点为例，讨论初值与依赖值取值空间的关系。

初值 u 为 P^{SP} 和 V^{SP} ，依赖值 v 为 Q 和 θ ，解潮流即为根据 u 空间中的点 (P^{SP}, V^{SP}) 寻找 v 空间中对应点 (Q^{SP}, θ^{SP}) 的过程。

将 u 和 v 的值域划分为三部分：由给定物理约束组成的定义域，由定义域映射到另一侧组成的值域，最终通过校核的可行域。绘制成关系图如图 2-1：

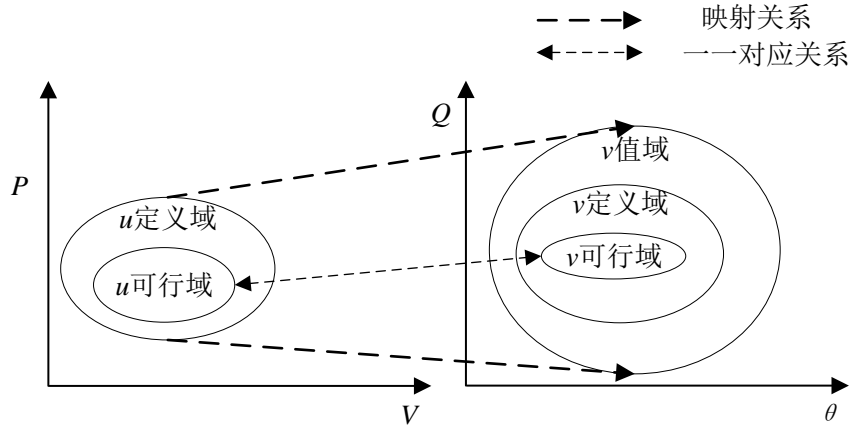


图 2-1 PV 节点初值与依赖值的划分和对应关系

在 u 空间存在对发电机出力 P^{SP} 和机端电压 V^{SP} 的物理约束，从映射的角度，这些约束指定了 u 的定义域。将 u 定义域的某点 (P^{SP}, V^{SP}) 映射到 v 空间中的点 (Q^{SP}, θ^{SP}) 构成的区域称为 v 的值域，而只有小部分 (Q^{SP}, θ^{SP}) 满足 v 空间的物理约束（如发电机无功限制）；既符合 u 空间的约束、又符合 v 空间的约束的点区域称为可行域，可行域中的点是符合物理约束、具有实际意义的潮流样本。从 v 到 u 映射的角度可以得到相似的结论。

据以上分析，将潮流样本生成问题的计算过程划分为四步：

初值生成步：通过给定的物理意义生成初值 u_0 。一般以初值 u 对应的物理约束、运行经验指导、状态估计或预测值等作为综合参考。

- 解潮流步：围绕潮流方程求解 v 和 x 。对于 n 个节点的系统，具有 $2n$ 个功率平衡方程，包含 $4n$ 个变量，给定规模为 $2n$ 个变量的初值 u 后，即可求解规模为 $2n$ 个变量的依赖值 v ，解得 v 后，构成了描述潮流状态的完整数据集，可以根据此集合计算出所需的潮流状态量 x 。
- 校核步：通过物理意义校核 v 和 x 。由解潮流步得到的变量 v 和 x 是具有实际物理意义和约束的量，此步骤是校核变量值是否符合给定约束，若符合则可输出潮流状态，否则需要进行修正。
- 修正步：通过物理意义修正 u 。将原给定的初值，变化为（期望）潮流收敛的、

（期望）符合校核的新值，本质上是一个带权最小化与原给定初值偏差量的最优化问题，通常是最小化修改前初值与修改后初值之间的偏差，使期望的修改后初值计算得到的 v 和 x 满足校核。

2.1.2 算法框架的结构和解释

根据 2.1.1 算法框架的建立依据，可建立算法框架如图 2-2。

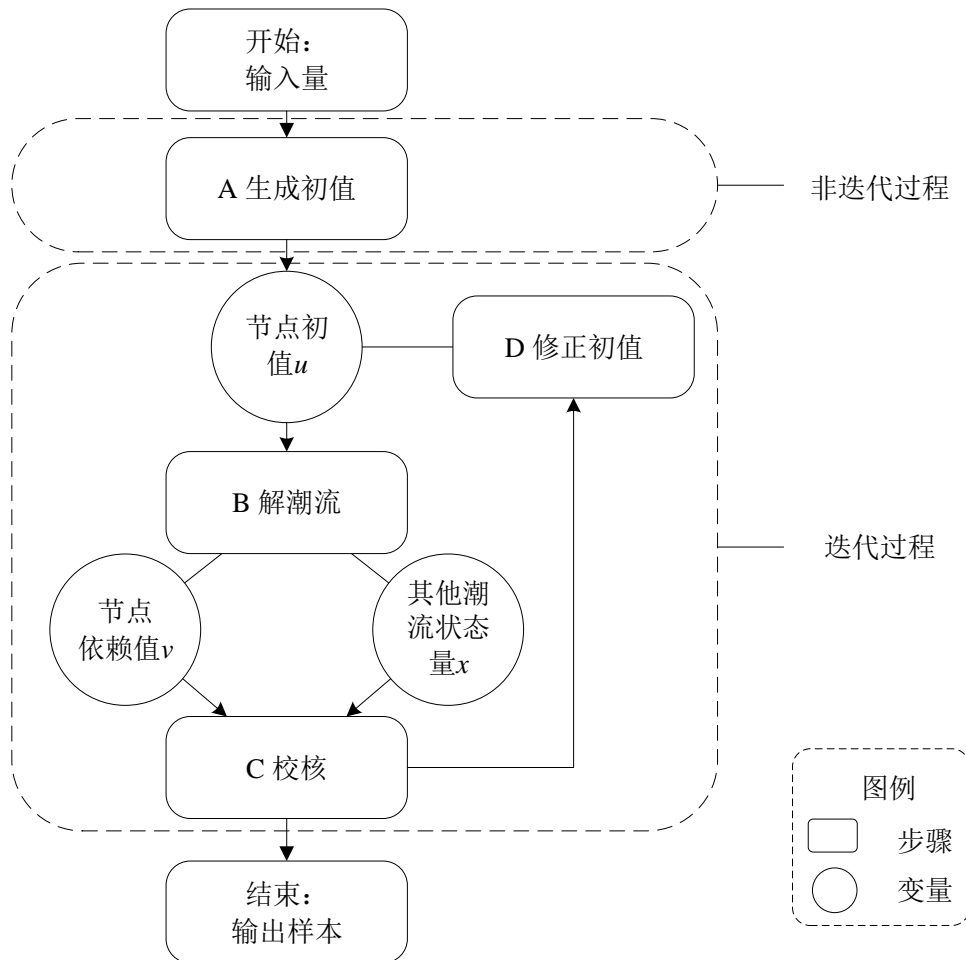


图 2-2 潮流样本生成的算法框架

框架包含的 3 种变量具体含义见表 2-1。传统以潮流计算为核心的样本生成方法属于此算法框架的一种实现，也可以用本文框架进行解释。

表 2-1 算法框架中各变量的含义

变量类型	框架中的含义	在传统潮流生成方法中的含义
u	初值	潮流计算的定解条件，即 对平衡节点，给定节点电压幅值 V 和功角 θ ； 对 PV 节点，给定节点注入有功 P 和电压幅值 V ； 对 PQ 节点，给定节点注入有功 P 和无功 Q 。
v	依赖值	潮流计算的解（若存在），即

变量类型	框架中的含义	在传统潮流生成方法中的含义
		对平衡节点，为节点注入有功 P 和无功 Q ； 对 PV 节点，为节点注入无功 Q 和功角 θ ； 对 PQ 节点，为节点注入电压幅值 V 和功角 θ 。
x	其他潮流状态量	关键线路输送功率、功率因数角、区域无功分布、系统稳定性指标等

框架包含 A、B、C、D 共 4 个步骤，具体含义见表 2-2，其中 A 步为非迭代过程，B~D 步组成迭代过程。

表 2-2 算法框架中各步骤的含义

计算步骤	框架中的含义	在传统潮流生成方法中的含义	分类
A	生成初值 u	依据包括：开机初始方式制订、分区域有功平衡、分电压等级有功平衡、负荷预测、状态估计等约束，主要方式是运行人员根据经验确定和自动选择	非迭代过程
B	围绕潮流方程求解 v 和 x	求解潮流方程。经典方法是 NR 法，对于高电压等级的网络，快速分解法在运行速度上具有优势，对于病态问题，最优乘子法是目前较为有效的方法	
C	通过物理意义校核 v 和 x	修正 v 的项目包括：平衡机出力限额、节点无功限额、区域无功分布、关键母线电压幅值等； 修正 x 的项目包括：关键线路输送功率、功率因数角、静态稳定性、安全校核等	迭代过程
D	修正 u	非线性优化问题：一般是根据 C 步得到的偏差量、根据灵敏度方法、二阶方法、启发式方法等进行调整	

潮流样本生成方法的计算量主要在 BCD 步的迭代过程，在 B 步方法不变时，方法之间的效率差距取决于修正步 D 的计算量和迭代收敛性。一般来说，对于不同的最优化建模的方法和求解方法，单步计算耗时更长的修正方法对应更少的期望迭代次数。

2.2 基于算法框架的用时和计算量分析

2.2.1 潮流样本生成方法的用时和计算量

将潮流样本生成的算法框架表述为数学形式如下：

表 2-3 潮流样本生成的算法框架中各步的数学表述

计算过程	数学表述	解释
A	$u^{(0)} = f_A(D_{u0})$ $s.t. C_u(u^{(0)}) \geq 0$	D_{u0} 为样本生成方法的输入； $f_A(\cdot)$ 为将输入转换为初值 $u^{(0)}$ 的函数； $C_u(u) \geq 0$ 为初值 u 的物理约束

计算过程	数学表述	解释
B	解 $f(u)=0$ 得 v $x=f_{Bx}(u, v)$	$f(u, v) = 0$ 为潮流方程 求得 v 后可根据 (u, v) 求取其他状态量 x
C	$D_v=f_v(v, C_v(v))$ $D_x=f_x(x, C_x(x))$	f_v, f_x 为 v 和 x 的校核函数，分别校核指标 D_v, D_x ; $C_v(v) \geq 0$ 为所有 v 的物理约束; $C_x(x) \geq 0$ 为所有 x 的物理约束
D	$D_u=f_u(D_v, D_x)$ $u^{(n+1)}=\phi(u^{(n)}, D_u)$	f_u ，为 u 的校核函数，输出偏差量 Δu ; 以迭代形式表示的初值 u 修正过程

若将 B 步解方程 $f(u, v)=0$ 表示为函数形式 $v=f_{Bv}(u)$ （当然，对于潮流计算尚无找到显式表达式），图 2-2 算法框架图中的 B、C、D 三步构成的迭代过程可表示为

$$u^{(n+1)}=\phi\left(u^{(n)}, f_u\left(f_v\left(f_{Bv}(u), C_v\left(f_{Bv}(u)\right)\right), f_x\left(f_{Bx}\left(u, f_{Bv}(u)\right), C_x\left(f_{Bx}\left(u, f_{Bv}(u)\right)\right)\right)\right)\right) \quad (2-2)$$

可见等式右侧变量仅为 $u^{(n)}$ ，故迭代过程简记为

$$u^{(n+1)}=\phi(u^{(n)}) \quad (2-3)$$

据迭代法收敛定理，当迭代过程满足：

- ϕ 在闭区域上是映内的：对 $\forall u \in \Phi_u$ ，有 $\phi(u) \in \Phi_u$ ；
- ϕ 对某范数是压缩的：存在常数 $0 < L < 1$ ，使得

$$\|\phi(u)-\phi(\tilde{u})\| \leq L\|u-\tilde{u}\| \quad (2-4)$$

则方法收敛，在区域 Φ_u 内存在唯一不动点 $u^*=\phi(u^*)$ 。

由于以上框架已体现了对样本合理性的要求，对于潮流样本生成问题，只需再讨论生成速度和数据分布即可。

设潮流样本生成方法生成一个样本的期望单位时间为 t_1 ，样本的分布情况为 $Dist$ ，则潮流样本生成问题可归纳为如下最优化问题：

$$\begin{aligned} \min & Cost(t_1, Dist) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} C_u(u) \geq 0 \\ C_v(v) \geq 0 \\ C_x(x) \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2-5)$$

其中 $Cost$ 为代价函数，随单位用时 t_1 增加而增加，随样本分布对总体分布的代表性增加而减小； C_u, C_v, C_x 分别为各变量的约束。

根据框架所示，分布 $Dist$ 完全取决于每个样本初值 u 的最终取值，因此可以认为影响

初值 u 的两个计算过程 A 和 D 完全确定分布 $Dist$ 。对于不同问题,最理想分布 $Dist^*$ 各异。为了保证数据驱动方法得到的结论的有效性,总倾向于使用分布更佳的生成方法,即对于合格的样本生成方法,认为其生成的样本分布一致。因此,比较两合格的潮流样本生成方法时主要考虑方法的用时。

下面分析生成单个样本的期望用时 t_1 。

由式(2-5),代价函数 $Cost(\cdot)$ 关于 t_1 单调增加,故最小化代价函数即最小化 t_1 。

传统方法将样本生成问题视为重复调用计划潮流法或连续潮流法生成单个潮流样本,期望用时可以表示为

$$t_1' = \frac{1}{\eta} (t_A + n_{iter}(t_B + t_C + t_D)) + t_0 \quad (2-6)$$

其中 η 表示该生成方法的收敛比例, n_{iter} 表示迭代次数, $t_A \sim t_D$ 分别为 A 至 D 步的用时, t_0 表示不属于框架内 A 至 D 步的用时,可以认为是算法初始化时间,与 A 至 D 步的算法独立。

而样本规模为 N_{case} 潮流样本生成所用总时间为

$$t_{N_{case}} = N_{case} t_1' + t_0 = \eta N_{invoke} (t_A + n_{iter}(t_B + t_C + t_D)) + t_0 \quad (2-7)$$

其中 N_{invoke} 为调用次数。

算法的收敛比例 η 的含义为生成样本数与调用次数之比,

$$\eta = \frac{N_{case}}{N_{invoke}} \quad (2-8)$$

潮流样本生成方法的单位用时为

$$t_1 = \frac{1}{\eta} (t_A + n_{iter}(t_B + t_C + t_D)) + \frac{t_0}{N_{case}} \quad (2-9)$$

由式(2-5)和式(2-8)中 t_1 与 t_1' 的对比,也可体现传统方法与批量生成样本方法的不同之处:批量生成方法中,初始化时间 t_0 带给算法效率的影响被减弱。从算法框架的角度分析,即尽可能使 A~D 步的计算量转移到初始化阶段完成。

鉴于潮流样本生成算法存在非确定多项式时间复杂度(Non-deterministic Polynomial, NP)问题和多项式时间复杂度(Polynomial, P)问题,用分析时间复杂度的方法不易表示实际用时,故转化为计算量的形式表示。定义计算量 N 为每个计算步骤的乘法数量。

$$N_1 = \frac{1}{\eta} (N_A + n_{iter}(N_B + N_C + N_D)) + \frac{N_0}{N_{case}} \quad (2-10)$$

其中 $N_A \sim N_D$ 分别为 A 至 D 步的计算量, N_0 为算法初始化时间。下面具体分析每一步的计算量。

步骤 A 为不依赖于依赖值 v 和其他潮流状态量 x 的生成初值过程,计算量为 N_A 。这一

过程决定了初值的质量，进而影响到收敛速度（ n_{iter} ）。对于计划潮流法，A 步为人工选定初值 v 的过程。这一过程需要深思熟虑，并由经验丰富的运行专家主导，消耗大量时间及人力；对于自动选定初值的算法而言，若能充分吸收运行经验并恰当表示，这一环节将大大缩短时间。

步骤 B 为求解潮流方程计算，对潮流计算而言则是求解非线性方程，将在算法框架的迭代中占用大量时间，且随着网络规模的增大，计算量非线性增大。步骤 B 求解依赖值 v 的任务相对明确，就是求解潮流。求解其他潮流状态量，如若干关键线路的输送功率，在解潮流的过程中即可得到，估算其计算量为 n 。因此认为 B 步计算量为

$$N_B = N_{Bv} + N_{Bx}, N_{Bx} = n \quad (2-11)$$

步骤 C 为对已求得的 v 和 x 进行校核，一般是判断输出偏差值、或进行 $O(n)$ 时间复杂度的计算即可完成，对整体时间没有重要影响。

$$N_C = n \quad (2-12)$$

步骤 D 为涉及对具有非线性对应关系的一组变量进行调整，属于非线性优化过程，若非启发式方法，往往需要占用单次迭代中的大量时间，且随网络规模增大，所需耗时也非线性增大。

综上，生成单个样本的计算量可表示为

$$N_1 = \frac{1}{\eta} (N_A + n_{iter}(N_{Bv} + N_D)) + \frac{n_{iter}}{\eta} (N_{Bx} + N_C) + \frac{N_0}{N_{case}} \quad (2-13)$$

基于以上分析，由于 $N_{Bx} + N_C$ 不受算法影响，计算量中 n 的最高次为 1，在样本数很大的应用背景中 $\frac{N_0}{N_{case}}$ 将会很小且不太会发生变化，亦可近似为常数，式(2-11)可简化表示为

$$N_1 = \frac{1}{\eta} (N_A + n_{iter}(N_{Bv} + N_D)) + const \quad (2-14)$$

上式说明，优化潮流样本生成算法的问题即为最小化生成单个样本的计算量问题，即

$$\min \left\{ N_1 = \frac{1}{\eta} (N_A + n_{iter}(N_{Bv} + N_D)) \right\} \quad (2-15)$$

本文提供了一种新的潮流样本生成方法，能够极大减少 N_{Bv} ，总体上也大大减小 N_1 。

2.2.2 两种 NP 问题的计算量估算

下面以 n 个节点的系统为例，分析 NP 问题的实际用时和计算量。

2.2.2.1 解潮流的计算量估算

解潮流步骤虽为 NP 问题，但牛顿-拉夫逊（Newton-Raphson, NR）法、快速分解法及最优乘子法在多数时候能得到较为满意的结果，将其计算量记为 $N_{\text{解潮流}}$ 。下面以直角坐标形式的 NR 法^[43]为例，分析解潮流的时间复杂度。

NR 法为计算不平衡量，形成雅可比矩阵，解修正方程式，修正状态量四个步骤迭代。各步计算量如表 2-4。

表 2-4 NR 法各步的计算量分析

步骤	计算内容	计算量 N (乘法)	每步计算量
计算不平衡量	PQ 节点不平衡量	$8n+2$	$8n^2+2n$
	PV 节点不平衡量	$4n+3$	
形成雅可比矩阵	PQ 节点对应的块	$4n+4$	$4n^3+4n^2$
	PV 节点对应的块	$2n+4$	
解修正方程式	解 $2(n-1)$ 阶稀疏方程	$4n^3+4n^2-n$ ^[44]	$4n^3+4n^2-n$
修正状态量	修正状态量	0	0

每次迭代计算量

$$N=8n^3+16n^2+n \quad (2-16)$$

NR 法用时可表示为单次迭代时间的 m 倍。

$$N_{\text{解潮流}}=m(8n^3+16n^2+n) \quad (2-17)$$

其中， m 为迭代次数，一般为 5 次到 30 次（BPA 软件的默认最大迭代次数）。

2.2.2.2 修正初值的计算量估算

修正初值问题为非线性优化问题，利用线性规划问题的计算量作为其下限进行估计。下面以改进单纯形法^[45]为例进行分析，如表 2-5。

表 2-5 改进单纯形法的计算量估算

步骤	计算内容	计算量 N (乘法)
构造初始可行基	矩阵求逆	$4n^3+4n^2-n$
最优性检验	矩阵乘法	$4n^2+2n$
计算进基变量	取最小值	1
计算离基变量	矩阵乘法	$4n^2+2n$
计算基本可行解及目标	矩阵求逆、矩阵乘法	$4n^3+8n^2-2n$

每次迭代计算量

$$N=8n^3+20n^2+n+1 \quad (2-18)$$

修正初值步的计算量

$$N_D \geq m_D(8n^3+20n^2+n+1) \quad (2-19)$$

其中， m_D 为迭代次数。

2.2.3 传统潮流样本生成方法的计算量分析

根据算法框架，潮流样本生成方法可分为非迭代过程和迭代过程两部分，非迭代过程为 A 步的初值生成过程；迭代过程为 BCD 三步构成的求解-校核-修正过程。下面借助 2.2.1 和 2.2.2 的结果分析传统潮流样本生成方法的计算量。

基于潮流计算的生成方法各步分析如表 2-6。

表 2-6 基于潮流计算的生成方法分步骤分析

分类	步骤	输入	输出	运算类型	运算性质	复杂度
非迭代过程	A	潮流计算定解条件	u	直接给定	赋值	$O(n)$
	B	u	v, x	解非线性方程	非多项式问题	NP
迭代过程	C	v, x	Dv, Dx	代入求值	多项式问题	$O(n)$
	D	Dv, Dx	u	非线性优化	非多项式问题	NP

传统方法的 A 步的输入输出相同，为潮流计算的定解条件。A 步实际上就是赋值操作，计算量为1。

B 步为求解潮流方程和求解其他潮流状态量。解潮流得到潮流样本之后，其他潮流状态量可认为是代入求值的 $O(n)$ 过程，计算量为 n 。

$$N_B = N_{\text{解潮流}} + n \quad (2-20)$$

C 步分析同式(2-11)，D 步分析同式(2-18)。

根据式(2-14)，传统潮流样本生成方法的计算量为

$$\begin{aligned}
 N_1 &= \frac{n_{\text{iter}}}{\eta} (N_{\text{解潮流}} + N_D) + \frac{1}{\eta} \\
 &\geq \frac{n_{\text{iter}}}{\eta} (m(8n^3 + 16 + n) + m_D(8n^3 + 20n^2 + n + 1)) \\
 &> \frac{n_{\text{iter}}}{\eta} \cdot 16(m + m_D)n^3
 \end{aligned} \quad (2-21)$$

2.3 分治框架中的迭代环节

生成方法的目标是最小化生成单个样本的计算量，而计算量与问题性质和求解算法的时间复杂度相关。

传统潮流样本生成方法的非线性步骤都位于算法框架所示的 BCD 迭代过程内。对于解潮流，在应用背景中，定解条件是平衡节点的 V 和 θ 、PV 节点的 P 和 V 、PQ 节点的 P 和 Q ，解潮流是没有解析表达式的解非线性方程问题，只能依靠迭代方法；对于 D 步修正初值，变量之间的非线性对应关系使得无论如何选定初值变量 u ，只要需要将修正 v 与 x ，反馈到修正 v 的过程必为非线性过程。

以 N_{NP} 表示潮流样本生成的算法框架中非线性问题的计算量，以 N_P 表示 P 问题的计算量。据上文分析，所有 P 问题的次数不大于 3，且最高次项系数很小，故直观地有

$$N_{NP} \gg N_P \quad (2-22)$$

根据表 2-6 有

$$\begin{cases} N_A = N_P \\ N_{Bv} = N_{NP} \\ N_D = N_{NP} \end{cases} \quad (2-23)$$

代入生成单个样本的计算量表达式(2-14)，有

$$N_1^{(\text{解潮流方法})} = \frac{1}{\eta} \times N_P^{(A)} + \frac{n_{iter}}{\eta} \times N_{NP}^{(Bv)} + \frac{n_{iter}}{\eta} \times N_{NP}^{(D)} \quad (2-24)$$

可见，此时方法的用时主要为迭代部分的 $\frac{n_{iter}}{\eta}$ 倍解潮流计算量 N_{Bv} 和 $\frac{n_{iter}}{\eta}$ 倍 D 步修正初值的计算量 N_D 。

进一步分析各步的输入和输出可以发现，解潮流的过程与修正初值的过程相互独立。解潮流算法不关心初值如何被修正，任务仅仅是根据初值求出潮流。修正初值并不关心潮流的求解过程，只需要得到完整潮流样本即可。由于每一步修正初值之后需要通过解潮流检验是否符合需要再一次修正，导致了 B 步这一独立的非线性过程需要在迭代中被反复调用。

从分而治之思想的角度看问题，如果能将重复调用的 B 步提取出迭代过程，就可以实现问题的简化。

具体做法是转换初值选定思路，使得解潮流步骤存在解析表达式，B 步将变成简单的代入求值问题。选定初值 u 为节点电压及功角，依赖值 v 为节点注入功率。这是本方法与传统解潮流生成样本方法的核心不同之处，改进前后的方法流程对比如图 2-3。

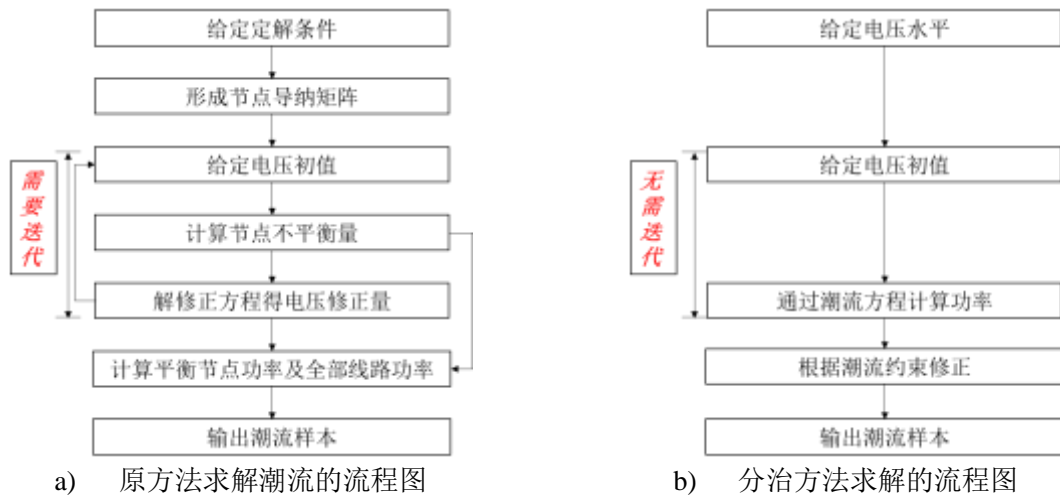


图 2-3 解潮流过程 (B 步) 的流程对比示意图

值得注意的是，潮流状态量之间的非线性对应关系并不会随此分治的思路减少，算

法输入量与潮流状态的非线性问题仍然存在，但从迭代过程中，转移到 A 步给定初值过程中。

分治前的传统方法中，故 A 步是时间复杂度为 $O(1)$ 的赋值操作；分治后的方法中，由于算法输入（电压和功率）与选定的初值（电压）存在非线性对应关系，故改进后的 A 步变成了非线性问题。

改进前后的关系可图示如下：

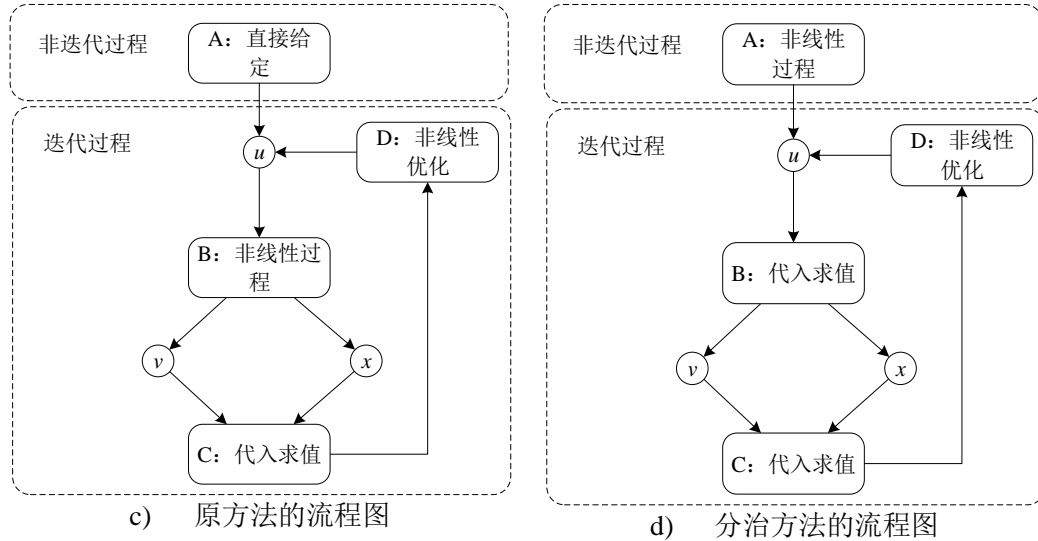


图 2-4 分治前后的生成方法对比

为加以区分，将改进后的潮流生成方法称为分治方法。分治方法各步输入输出和计算量分析如下：

表 2-7 分治方法分步骤分析

分类	步骤	输入	输出	运算类型	运算性质	复杂度
非迭代过程	A	物理意义	u	非线性优化	非多项式问题	NP
	B	u	v, x	代入求值	多项式问题	$O(n^2)$
迭代过程	C	v, x	Dv, Dx	代入求值	多项式问题	$O(n)$
	D	Dv, Dx	u	非线性优化	非多项式问题	NP

改进前的方法，在生成过程中需要面临的问题有：

- 对给定初值，能否求得对应的依赖值（潮流收敛性）；
- 对给定初值，求得的依赖值是否为最有意义的解（潮流多解性）；
- 对给定初值，如何依据求得的依赖值和其他状态量的偏差值对初值进行调整，调整后重新考虑以上 a)b)问题。

问题 c)非常复杂，因为不仅需要考虑当下调整方案，还需考虑调整后的潮流收敛性、多解性问题。

改进后的方法，A 步由传统方法的直接给定过程变成非线性优化过程，B 步由传统方法的解非线性方程问题变成代入求值过程。在生成过程中需要面临的问题仅有：

- a) 对给定物理量，如何求得给定初值；
- b) 对给定初值，如何依据求得的依赖值和其他状态量的偏差值对初值进行调整。

相比之下可，改进后的解潮流步骤变成了代入求解的过程，没有潮流收敛性和多解性的问题，仅需要专注于最关键的如何求得符合物理约束的潮流。改进前后的方法过程不同，输出的对象都是潮流样本，但改进后的方法需要考虑的问题更少，故难度更低，求解速度更快。

另外，A 步给定物理量往往是计划值或者预测值，是相对松弛的。原 B 步解潮流方程是要求数值上误差为零的数值解。重新整理后 A 步的非线性来自原 B 步的解潮流方程，但新 A 步的求解空间更为松弛，意味着存在更高效的优化方法求解。

从计算量的角度看，各步骤计算量变化为

$$\begin{cases} N_A = N_{NP} \\ N_{Bv} = N_P \\ N_D = N_{NP} \end{cases} \quad (2-25)$$

同式(2-23)的推导过程可得

$$N_1^{(\text{分治方法})} \approx \frac{1}{\eta} \times N_{NP}^{(A)} + \frac{n_{iter}}{\eta} \times N_P^{(Bv)} + \frac{n_{iter}}{\eta} \times N_{NP}^{(D)} \quad (2-26)$$

与式(2-17)相比可见，增加了 1 次 N_{NP} 计算量，减少了 $\frac{n_{iter}}{\eta} - 1$ 次 N_{NP} 计算量。潮流计算往往需要迭代数次，且在偏离实际运行域、接近极限时迭代次数剧增，故可作如下假设

$$\frac{n_{iter}}{\eta} - 1 \gg 1 \quad (2-27)$$

由此假设可得，分治方法将获得数倍的效率提升。一般来说，电网规模越大，问题的非线性和复杂程度越高，反映为迭代次数 n_{iter} 增加。因此，网络规模越大、潮流求解和调整越困难，采用分治方法的效率提升将会更大。

考虑到 B 步解潮流的过程由于不允许存在模型误差，故仅能用迭代法求解，而 A 步还可用各种多项式时间方法加以优化。

若 A 采用 $O(n^2)$ 的算法（如直流潮流法），

$$N_A = N_P = 4n^2 \quad (2-28)$$

总计算量将为

$$N_1^{(\text{分治方法})} \approx \frac{1}{\eta} \times N_P^{(A)} + \frac{n_{iter}}{\eta} \times N_P^{(Bv)} + \frac{n_{iter}}{\eta} \times N_{NP}^{(D)} \quad (2-29)$$

比较式(2-23)和式(2-24)，由于 $N_{NP}^{(D)}$ 的问题性质没有变化，可以消去。计及 2.2.2.1 解

潮流的计算量估算，则方法节省的计算量

$$N_1^{(\text{解潮流方法})} - N_1^{(\text{分治方法})} \approx \frac{1}{\eta} (mn_{iter}(8n^3 + 16n^2 + n) - (n_{iter} + 4)n^2 + 1) \quad (2-30)$$

具体对比见表 2-8。

表 2-8 分治法的效率提升效果

方案	采用方法	假设	计算量	N_{NP} 项系数	N_P 项系数	效率提升
1	传统方法	潮流有解	式(2-23)	$\frac{1}{\eta} 2n_{iter}$	$\frac{1}{\eta}$	1
2	分治	同 1	式(2-25)	$\frac{1}{\eta} (n_{iter} + 1)$	$\frac{1}{\eta} n_{iter}$	$2 - \frac{2}{n_{iter} + 1}$
3	分治	A 采用多项式时间方法	式(2-28)	$\frac{1}{\eta}$	$\frac{1}{\eta} 2n_{iter}$	$2n_{iter}$

综上，对比现有的基于传统潮流计算的方法，分治方法的优势为：

- 样本生成的难度降低。这也是分而治之的出发点，降低问题复杂度将大大加速求解过程。原因一方面在于分治方法减少了求解非线性问题的次数，一方面在于分治后将松弛了问题要求。
- 样本生成的期望用时减少，样本生成效率获得巨大提升。原 B 步为潮流计算，无法使用多项式时间复杂度的方法进行近似求解，分治后 A 步则允许近似求解。

值得指出的是，因传统潮流方法的 B 步解潮流过程是全为等式约束的最优化问题，目前不存在多项式时间复杂度的确定算法，相比之下分治后的方法则可进行如式(2-27)的优化求解。这一区别是分治法效率优于传统潮流方法的本质原因。

2.4 本章小结

本章提出潮流样本生成方法的框架，基于框架进行潮流样本生成方法的用时分析。由于方法存在 NP 问题，难以用时间复杂度表示，故结合实际提出了计算量的表示方法和估算依据。根据计算量分析，指出了传统潮流方法低效的地方在于在算法的每一次迭代过程中都需要求解潮流方程。据此提出分治迭代过程的思路，可通过变换解潮流的给定条件实现，变换后解潮流变成已知电压求解功率的过程。对变换后的算法进行计算量分析，结果表明，能够提升传统方法 $2n_{iter}$ 倍的生成效率。

分治迭代过程后的潮流样本生成方法的具体实现在下一章进行介绍。

第3章 基于反函数法的潮流样本生成方法

本章提出分治迭代过程后的潮流样本生成方法具体实现，下称反函数法。主要优点有：运行速度更快，生成样本效率高；没有潮流收敛性问题；没有潮流多解性问题。

3.1 反函数法解潮流

反函数法的核心思路是选定电压幅值和相角为潮流定解条件，代入求解节点注入功率相量。受功率平衡方程启发，潮流方程中对于用电压相量求解节点注入功率相量时，具有解析表达式，仅需要代入求解。用反函数法替代传统潮流计算法，求解潮流状态的过程将从 NP 困难问题变成多项式时间复杂度的代入求值问题。

反函数法原理表示如下：

$$P+jQ=f^{-1}(V,\theta) \quad (3-1)$$

f^{-1} 展开如下：

$$\begin{cases} P_i = V_i \sum_{j=0}^n V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_i = V_i \sum_{j=0}^n V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{cases} \quad i=0,1,\dots,n \quad (3-2)$$

注意到此处比潮流计算所用的功率平衡方程多了一组计算平衡节点功率的方程。对于给定的所有节点的电压幅值 V 和角度 θ ，反函数方法将唯一确定对应的一组节点注入有功 P 和无功 Q 。

反函数法的特点是求得的节点注入功率与潮流样本生成方法的输入可能存在偏差，该误差产生的原因是电压与功率的非线性对应关系。基于以下两个原因，样本生成问题中，这个偏差不影响结果。

潮流样本生成问题是生成某一态势下的潮流运行点集合，更关心样本总体的分布，不关心某个样本是否精确地对应某个特定的运行点。态势指电力系统运行的某些宏观特征，典型运行方式可以视为一种态势，某一稳定指标的区间亦可视为一种态势，在相同态势下，并不关心是否存在一个样本精确地符合某个特定的潮流状态，而只关心样本整体是否能充分反映该态势。比如，若研究冬小运行方式，某电厂计划有功为 100MW，样本的输送功率在 99MW 到 101MW 之间分布，则认为样本能够充分反映此有功水平。

潮流计算的结果是形成所有节点状态量 $\{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\}$ 的数据集，而上述反函数方法，亦可形成所有节点状态量的数据集，并没有差异。并且，传统解潮流方法由于非线性映射存在多解性问题，还需进一步讨论解的物理意义加以筛选，而上式是确定性的代入过程，不存在多解性，也不需要讨论解的合理性问题，因 $P+jQ$ 是由给定的 V, θ 完全确定了的

唯一解。

根据潮流生成的算法框架可见，由于选定初值 u 不同，反函数法将解潮流步骤变成代值求解过程的同时，初值给定过程将变为一个非线性问题。而且传统方法中的 A 步生成初值、CD 步校核修正方法与反函数法的对应步骤输入输出不同，故需要为反函数法设计新的生成初值方法、校核修正方法。

3.2 反函数法的初值生成方法

初值生成方法是潮流生成的算法框架中的 A 步。为保持与现有生产模式的一致性，输入是具有直接意义的物理量，对平衡节点，给定电压幅值 V 和相角 θ ；对发电机，给定有功输出 P 和机端电压 V ；对负荷，给定有功 P 和无功 Q 。输出则是所有节点的电压 V 和相角 θ 。输入与输出存在松弛的非线性相关关系，可视为非线性优化问题。

从目标函数的角度，初值生成方法的目标可依对问题的看法而变。从潮流生成问题的数据需求来看，初值生成方法的目标是使得输出对应的潮流状态与给定物理意义对应的潮流状态之间的偏差最小化。从潮流样本生成问题的需求看，初值生成方法只需要生成符合给定约束、且在分布上能够充分表现状态空间的电压相量初值即可。

从求解方法的角度，非线性优化问题的求解方法可分为三类：迭代法，线性近似方法和启发式方法。三种方法求得的解不一定是全局最优解。迭代法耗时长、依赖初值，而求得的值较为准确；线性近似方法和启发式方法耗时很短，对初值的依赖较小，求得的值有可能偏差大于迭代法。又如 2.3 所述，不同于潮流计算需要求得数值上准确的解，反函数法的初值生成方法只需求得“比较接近”给定物理量的初值即可，即有更为松弛的约束，符合线性近似方法和启发式方法的特点，可以精度换时间。故下文考虑采用线性近似方法和启发式方法给定初值。

以下按目标函数和求解方法分别给出电压相角和电压幅值的生成方法。初值生成方法的计算量可表示为

$$N_A = N_{AV} + N_{A\theta} \quad (3-3)$$

N_{AV} 为生成电压幅值所需计算量， $N_{A\theta}$ 为生成电压相角所需计算量。

3.2.1 电压幅值生成方法

运行电压幅值需控制在一定范围以满足用电设备额定电压的限制，对每个节点 i 有允许幅值区间 I_{V_i} ，可认为这些区间张成了电压幅值的取值空间

$$V \in \Phi_V = \{[V_1, V_2, \dots, V_n] \mid \forall V_i \in I_{V_i}, i=1, 2, \dots, n\} \quad (3-4)$$

$$I_{V_i}=[V_{imin}, V_{imax}]$$

潮流样本生成的应用场景有生成少量的计划潮流和生成大规模的潮流样本两种，分别讨论两种典型的求解非线性问题思路：局部线性化和启发式方法。电压幅值的生成方法可总结为表 3-1。

表 3-1 电压幅值的生成方法

场景	思路	
	局部线性化	启发式方法
少量计划潮流	灵敏度法	深度生成方法
大规模潮流样本	基态潮流扩增法	深度生成方法

下文具体介绍表中方法。

(1) 灵敏度法

灵敏度法需要从一给定样本 $\{P_0, Q_0, V_0, \theta_0\}$ （称为基态潮流）出发，按局部线性化的思想求解偏差尽量小的目标，根据基态潮流的定解条件与当前给定的物理意义之差给出电压幅值的估计值。

首先，以微增量法，得到电压幅值对潮流定解条件的灵敏度。以 PQ 节点为例，给定物理意义具体为给定 P^{SP} 和 Q^{SP} ，灵敏度法求得电压对有功、无功的灵敏度分别为 K_{PV} 和 K_{QV} 。

$$\begin{cases} K_{PV} = \frac{\Delta P}{\Delta V} \\ K_{QV} = \frac{\Delta Q}{\Delta V} \end{cases} \quad (3-5)$$

其中

$$\begin{cases} \Delta V = V(P', Q') - V(P_0, Q_0) \\ P' = P_0 + \Delta P \\ Q' = Q_0 + \Delta Q \end{cases} \quad (3-6)$$

则灵敏度法得到的电压幅值

$$V = V_0 + K_{PV}(P^{SP} - P_0) + K_{QV}(Q^{SP} - Q_0) \quad (3-7)$$

在极限附近运用此方法，将快速求得潮流状态，不需要考虑雅可比矩阵病态的影响，也一定有潮流状态解。对于合适的步长和增长方向，方法即可逼近潮流极限。若越过潮流极限，也有潮流状态解，不过对应的是另一种态势下的运行模式。这种特点有助于对运行态势的研究，也有助于使用此方法进行潮流多解性的研究。

方法的优点是直观且符合实际意义，只要增长量控制合适，总能得到预期的潮流。

方法的缺点是计算量较大，对于每个节点均需要计算其电压幅值的灵敏度，不适用于病态潮流，且需要在方法误差与样本分布程度之间取舍。方法的误差的影响因素有基态潮流与给定物理意义之间的差别以及潮流的病态程度。基态潮流与给定物理意义之间越远，则非线性关系越明显，误差越大；潮流越接近极限状态，线性化的近似效果越差，误差也越大。

式(3-5)求灵敏度，需要解 $2n^2$ 次潮流，式(3-9)为代入求值，计算量为 $2n^2$ ，总计算量

$$N_{AV1}=2n^2 \quad (3-8)$$

(2) 基态潮流扩增法

按局部线性化的思想实现大批量样本生成，需要已知一基态潮流，以基态潮流幅值为参照点，增加一定扰动 dV 得到新的电压幅值向量。扰动 dV 的生成过程可遵循一定规则，比如平衡节点和 PV 节点电压略大于 PQ 节点电压等，使生成的样本更符合实际可能出现的情况。方法可表示为

$$V=V_0+dV, V \in \Phi'_V \subset \Phi_V \quad (3-9)$$

其中 Φ_V 为电压取值空间，定义见式(3-4)， Φ'_V 为其子集。

方法的优点是计算量很少，仅需在初始化阶段给出定义域和 dV 的生成方法即可。

方法生成的某些样本有可能与基态潮流所示态势相差甚远，故适用于表示某一可行的分布（由 dV 的生成方法控制），不适用于求某一精确的潮流状态。

dV 的生成方法具体为一些给定的规则，生成 dV 为取 n 次随机数的过程， V 的生成过程是 n 次代入过程。此方法用时

$$N_{AV2}=2n \quad (3-10)$$

(3) 深度生成方法

按启发式方法求解偏差尽量小的目标或分布满足代表性的目标，是传统人工调整潮流遵循的思路。人工做法要求十分苛刻，要求具有非常丰富运行经验的专家进行设计和调整。启发式方法恰是对直观感觉和经验的具体化方法，从启发式方法出发解决幅值生成问题，正是决策自动化的体现。由于给定初值步不是一个严格对应的过程，所以可考虑快速、表示能力强、期望误差较小的人工智能方法。深度网络能够表示高度复杂的非线性问题，可以习得定解条件（PQ 节点的 PQ ）与电压初值（ V 和 θ ）之间的关系，也有望用其学习运行专家的决策经验，可作为生成幅值的一个选择。

启发式方法一般是求得足够好的局部极小值，与全局极小值可能存在偏差，故不适用于解潮流问题。经过 2.3 节的分治提出的反函数法，同样是求定解条件与电压的关系，

但允许存在误差，便是深度生成方法的用武之地。并且，在多领域的实践表明，深度生成方法在面对高度复杂的问题时往往优于模型方法和其他启发式方法。深度生成方法中，变分自动编码器，对抗生成网络，深度玻尔兹曼机等方法很有潜力解决此问题，这里不再展开。

深度生成方法的绝大部分耗时在于训练出相应的模型。有了模型之后，在生成方面将只需要若干次 $O(n^3)$ 的矩阵运算，并且此方法能通过并行计算大幅度减少实际消耗的时间。此方法计算量

$$N_{AV3} = n_{layer} n^3 \quad (3-11)$$

其中 n_{layer} 为深度模型层数

3.2.2 电压相角生成方法

电压相角除平衡机节点相角为零外，一般没有其他的限制。从定义域的角度讲，相角的取值空间可以是整个实数空间。

$$\theta \in \Phi_\theta = \{[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n] \mid \forall \theta_i \in I_{\theta_i}, i=1, 2, \dots, n\} \quad (3-12)$$

$$I_{V_i} = R$$

然而相角又与有功 P 强耦合，不合理的相角往往对应着不合理的有功 P ，如负荷节点的相角一般不会超前于发电机节点。为使生成的样本有功满足约束，还需要对相角的取值空间作进一步的限制。

潮流样本生成的应用场景分为生成少量的计划潮流和生成大规模的潮流样本两种，分别讨论两种典型的求解非线性问题思路：局部线性化和启发式方法。电压幅值的生成方法可总结为表 3-2。

表 3-2 电压相角的生成方法

场景	思路	局部线性化	启发式方法
准确生成某个潮流	考虑幅值的直流潮流法	输电通道设计法	
批量生成某一分布	基态潮流扩增法	输电通道约束法	

下文具体介绍表中方法。

(1) 考虑幅值的直流潮流法

按局部线性化的思想求解偏差尽可能小的目标，可联想到直流潮流方法。直流潮流的假设是：所有节点电压幅值不变且为1；网络的阻抗比 r/x 很小，电阻可以忽略不计；系统工作于额定情况附近，相邻节点之间的相角差很小。直流潮流法的模型表示如下

$$P^{SP} = B_0 \theta \quad (3-13)$$

其中 P^{SP} 、 θ 为 n 维列向量, B_0 为忽略对地支路的电纳矩阵, 其元素

$$\begin{cases} B_0(i,i) = \sum_{j \in i, j \neq i} \frac{1}{x_{ij}} \\ B_0(i,j) = -\frac{1}{x_{ij}} \end{cases} \quad (3-14)$$

此处由 3.2.1 方法可认为电压幅值已经给定。从支路功率方程入手

$$\begin{bmatrix} \frac{P_{ij}}{V_i} \\ \frac{Q_{ij}}{V_i} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} b_{ij} & -g_{ij} \\ g_{ij} & b_{ij} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_j \sin \theta_{ij} \\ V_i - V_j \cos \theta_{ij} \end{bmatrix} \quad (3-15)$$

整理后有

$$P_{ij} - \frac{r_{ij}}{x_{ij}} Q_{ij} = \frac{1}{x_{ij}} V_i V_j \sin \theta_{ij} \quad (3-16)$$

按同样方法略去支路电阻 r_{ij} , 并将 $\sin \theta_{ij}$ 线性化, 有

$$\frac{P_{ij}}{V_i} = \frac{1}{x_{ij}} V_j (\theta_i - \theta_j) \quad (3-17)$$

写成矩阵形式的节点方程为

$$\frac{P^{SP}}{V^{SP}} = B_0 \text{Diag}(V^{SP}) \theta \quad (3-18)$$

其中 V^{SP} 为经过电压幅值生成过程后, 认为给定的电压幅值。

可见方法的优点是在一定程度上改善了电压幅值偏离 1 导致的直流潮流法误差, 且计算速度很快。

方法的缺点同直流潮流法, 在阻抗比 r_{ij}/x_{ij} 较大的网络 (如配电网) 中, 忽略电阻导致的误差将变大; 在接近极限的状态下, 节点之间很大的相角差将使误差大增。

式(3-20)需要进行一次矩阵相乘, 计算量为 n^2 ; 两次向量乘法, 计算量为 $2n$, 总计算量

$$N_{A\theta 1} = 2n^2 + 2n \quad (3-19)$$

(2) 基态潮流扩增法

按局部线性化的思想求解分布满足代表性的目标, 同 3.2.1 可联想到基态潮流扩增的方法。既假设了 P 与 θ 之间的局部线性关系, 则给定线性变换 A 后的节点注入有功功率向量 $P' = AP$, 将对应 $\theta' = -B_0 AP$ 。

方法的优点是对目标而言, 仅要求分布具有足够的代表性而不需要精确对应某个运行点, 不受直流潮流方法的假设约束, 因而不存在对应缺点。

方法的缺点是获得的样本较可能分布在需要设计修正此分布的抽样方法, 使得样本

更均匀。

方法需要一次向量乘法，一次矩阵与向量乘法，总计算量

$$N_{A\theta 2} = n^2 + n \quad (3-20)$$

(3) 输电通道设计法

按启发式方法求解偏差尽量小的目标或分布满足代表性的目标，可从电压相角的物理意义入手。电压相角 θ 存在与有功 P 强耦合的关系，线路有功传输的方向往往是沿着相角减小的方向。由功率传输的电压损耗效应，电力系统的有功输送存在大致的相角降落路径，本文延伸文献^[46]对输电通道的定义，将电力网络中，相角在若干条相连支路间单调下降的路径称为输电通道。基于输电通道的初值给定，可以是一一对应地给定，即解反函数形式的潮流方程；也可以是规定功率输送方向，以约束的形式生成初值。IEEE14节点系统的输电通道网络如图 3-1，图中的相角下降方向即为有功输送方向，也就是输电通道。

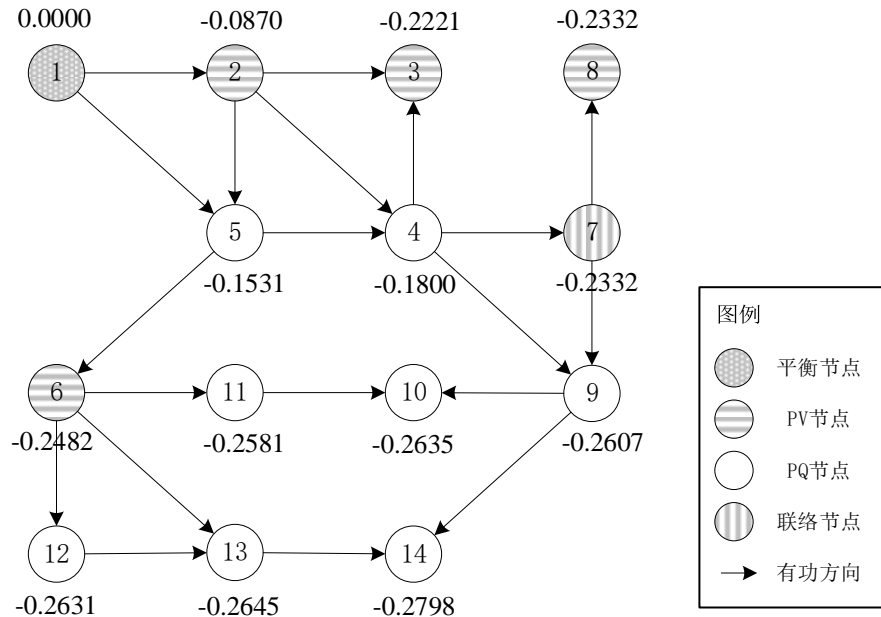


图 3-1 IEEE14 节点相角与输电通道示意图

因此，要生成相角初值，可以通过设定线路输送有功来大致设定相角。输电通道设计法在传统计划潮流生成过程中就有所体现。

具体做法类似直流潮流，但着眼点在系统全局的节点有功交换情况，实则有所不同。计算量方面由于设计方法灵活，难以估计，但总之是位于基于支路数量 ($O(n^2)$) 的直接给定与解潮流的计算量之间。又由电力系统的稀疏性，支路数量实际上为 $(4\sim 5)n$ ，故总体上

$$(4\sim 5)n \leq N_{A\theta 3} \leq N_{\text{解潮流}} \quad (3-21)$$

(4) 输电通道约束法

基于输电通道的初值给定，可以是一一对应的给定，即上述输电通道设计法；也可以是规定功率输送方向，以给定约束、随机生成的形式批量生成初值。方法可表示为

$$\theta \in \Phi'_\theta \subset \Phi_\theta \quad (3-22)$$

其中 Φ_θ 为相角取值空间，定义见式(3-23)， Φ'_θ 为其子集。

方法可以看作是给定了若干约束后的生成随机数的问题，时间复杂度 $O(n)$ ，计算量

$$N_{A04}=n \quad (3-24)$$

3.3 反函数法的初值修正方法

初值修正是潮流生成的算法框架中的 CD 步，输入是所有节点的注入有功和无功及其他潮流状态量，输出是修正后的节点电压幅值和相角。输入与输出存在非线性相关关系，可视为非线性优化问题，目标是最小化修正后的节点电压幅值和相角与最初给定的物理意义之间的偏差。

现考虑最基本的修正问题：对节点注入功率的修正。对节点注入功率的修正可分为对联络节点的功率修正和对发电机节点无功越限的修正。下文也将对每种方法的用时进行分析。初值修正方法的时间可表示为

$$N_D = N_{DB} + N_{DQ} \quad (3-25)$$

N_{DB} 为联络节点功率修正所需时间， N_{DQ} 为发电机无功修正所需时间。

3.3.1 联络节点的功率修正

联络节点是电力系统中的常见节点，特征是节点注入电流为零，仅起到电气联系的作用。若由选定 V, θ 为定解条件的潮流计算，无法保证联络节点注入功率为零，因此需要进行功率修正。

将联络节点注入功率修正为零，实际上就是将联络节点注入电流修正为零。将潮流状态量进行分类，设联络节点下标为 1，非联络节点下标为 2。所有节点重新排序并对导纳矩阵作相应分块，则节点注入电流可表示如下

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_1 \\ \dot{I}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} \\ Y_{21} & Y_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} \quad (3-26)$$

其中 $\dot{I}_1 = \mathbf{0}$ 。

从线性方程的叠加性入手，将联络节点修正注入功率修正为零，即求节点复数电压修正量 $\Delta \dot{V} = [\Delta \dot{V}_1 \quad \Delta \dot{V}_2]$ ，使得对修正后的电压向量 \dot{V} ，联络节点注入电流 $\dot{I}_1 = \mathbf{0}$ 。

联络节点的注入电流修正量为 $\Delta I_1 = -I_1'$ ，非联络节点的注入电流修正量为 $\Delta I_2 = 0$ 。修正量的关系为

$$\begin{bmatrix} \Delta I_1 \\ \Delta I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} \\ Y_{21} & Y_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \dot{V}_1 \\ \Delta \dot{V}_2 \end{bmatrix} \quad (3-27)$$

得到

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{V}_1 \\ \Delta \dot{V}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (Y^{-1})_{11} & (Y^{-1})_{12} \\ (Y^{-1})_{21} & (Y^{-1})_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -I_1' \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3-28)$$

由(3-27)式得

$$I_1' = [Y_{11} \quad Y_{12}] \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} \quad (3-29)$$

代入(3-29)式可得修正量表达式

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{V}_1 \\ \Delta \dot{V}_2 \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} (Y^{-1})_{11} \\ (Y^{-1})_{21} \end{bmatrix} [Y_{11} \quad Y_{12}] \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} \quad (3-30)$$

最后依叠加性

$$\dot{V}' = \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta \dot{V}_1 \\ \Delta \dot{V}_2 \end{bmatrix} \quad (3-31)$$

整理得

$$\dot{V}' = \left(I - \begin{bmatrix} (Y^{-1})_{11} \\ (Y^{-1})_{21} \end{bmatrix} [Y_{11} \quad Y_{12}] \right) \begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} \quad (3-32)$$

当网络拓扑确定时，在整个生成过程中，式(3-35)右侧括号内的项为常数矩阵，可在生成算法初始阶段预先准备好，实际修正过程中只需要进行一次矩阵乘法即可。故计算量

$$N_{DB} = n^2 \quad (3-33)$$

3.3.2 发电机的无功修正

发电机发出的无功功率有限，是电力系统运行的基本物理约束之一。根据初值生成的发电机节点注入功率需满足此限制，若不满足，则需要修正。

不同于 3.3.1 联络节点的功率修正问题，发电机无功越限的修正不存在线性表达，故为非线性过程。

将网络节点进行编号，令 PV 节点下标为 1，非 PV 节点（包含平衡节点和 PQ 节点）下标为 2，无功越限向量 ΔQ_1 。相对有功水平，无功水平往往不是电力系统的首要关

注量，往往满足约束或就地平衡即可解决。故考虑类似于快速分解法的线性近似方法，对发电机无功进行修正。无功越限的修正模型可表示如下：

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \frac{\Delta Q_1}{V_1} \\ 0 \end{bmatrix} &= - \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \Delta V_2 \end{bmatrix} \\ &= - \begin{bmatrix} B_{12} \\ B_{22} \end{bmatrix} \Delta V_2 \end{aligned} \quad (3-34)$$

其中 B 矩阵为导纳矩阵的虚部。可见仅有 ΔV_2 为未知量，方程是超定方程。一般希望调整前后电压幅值的变化量最小，以便符合运行目标。据此，将电压幅值调整策略设为最小二乘逼近，即

$$\min \|V_2 - V_2'\|_2 \quad (3-35)$$

问题转化为求超定方程的最小二乘解。可由数值分析方法直接给出解析形式的修正量：

$$\Delta V_2 = \left(\left(\begin{bmatrix} B_{12} & B_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{12} \\ B_{22} \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} B_{12} & B_{22} \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} \frac{\Delta Q_1}{V_1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3-36)$$

等式右边有关 B 矩阵的乘积项为常数，可在初始化阶段完成，即整体调整过程为多项式时间复杂度的计算过程。计算量

$$N_{DQ} = n^2 \quad (3-37)$$

3.4 反函数法的时间复杂度分析

将 3.2 节和 3.3 节的时间复杂度分析整理如下，据此表可推算生成方法的总计算量：

步骤		计算量
初值生成过程	灵敏度法	$2n^2$
	电压幅值生成	基态潮流扩增法
		$2n$
		深度生成方法
初值修正过程		$n_{layer}n^3$
	考虑幅值的直流潮流法	$2n^2 + 2n$
	电压相角生成	基态潮流扩增法
		$n^2 + n$
		输电通道设计法
		$(4 \sim 5)n \leq N_{A03} \leq N_{解潮流}$
		输电通道约束法
		n
	联络节点的功率修正	n^2
	发电机的无功修正	n^2

例如，采用基态潮流扩增、考虑幅值的直流潮流法，反函数法的计算量为

$$N_1 = \frac{1}{\eta} ((4n_{iter} + 2)n^2 + 4n) \quad (3-38)$$

与传统方法相比，提升了 n 倍。这里对发电机无功修正的算法采用了简单的修正方法，结果是计算快速，但收敛性较差。修正算法的性能对于节点数较少的系统影响不大，

对于节点数较多的系统，则可采用更高级的优化方法来提升收敛性，单次迭代的时间可能有所增长。

3.5 反函数法的潮流样本生成平台的 Java 实现

3.5.1 采用 Java 语言实现算法

Java 语言是跨平台、高效的高级编程语言。使用 Java 实现本文的潮流样本生成方法，有如下优点：

- 潮流样本生成问题规模庞大，而 Java 语言高效的内存处理机制将更有利于本文方法表现高效性；
- 便于使用基于 Java 的潮流计算软件 InterPSS 对计算结果进行验证。InterPSS 是目前为数不多的基于内存计算的电力系统潮流计算软件，因其省略了内外存数据交换的过程，在连续潮流法的计算速度方面远快于 BPA 等软件^[47]。此外，InterPSS 开放了诸多接口，便于扩展功能及与本文的平台进行数据交互，后文中所提到各种接口多为 InterPSS 直接提供。

3.5.2 总体设计思路

算法层面，考虑到反函数法生成潮流样本为一个输入输出确定的流程，而初值生成、初值修正非线性过程，存在各有所长的方法，于是参照 2.1 潮流样本生成的算法框架，将反函数法生成潮流作为一个平台加以实现，各个方法抽象为接口，用以搭载不同的优化方法。平台的类图如图 3-2。

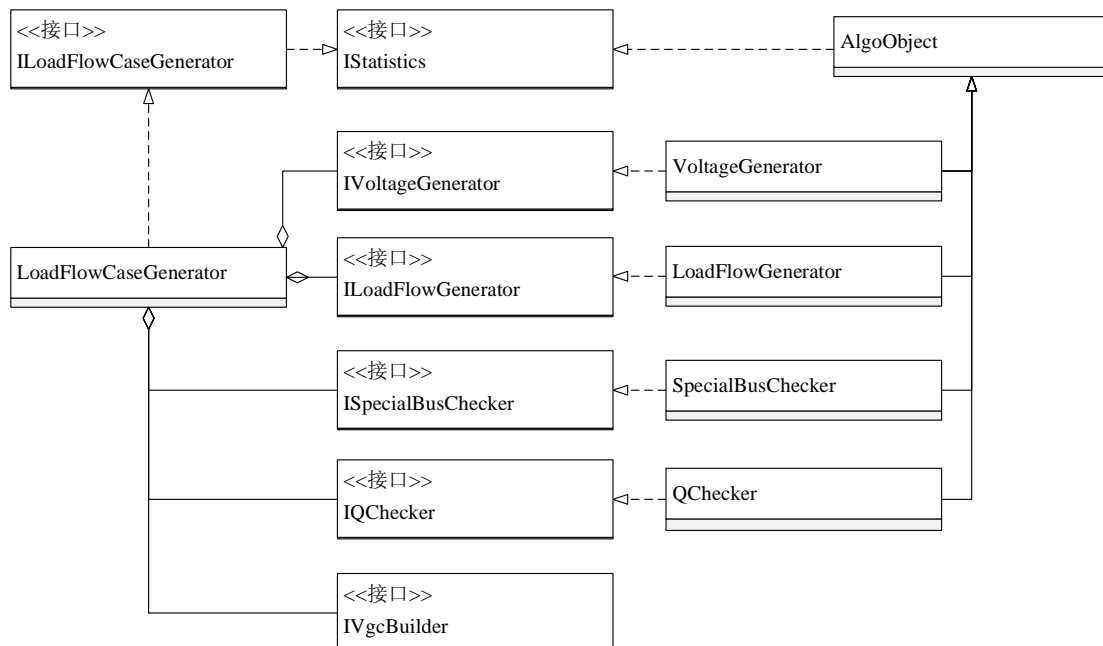


图 3-2 潮流样本生成平台的类图

潮流样本生成平台由四个基本方法构成：构造方法，初始化方法 `init()`，执行方法 `boom()`和样本生成成功的反应方法 `successGenReaction()`。

初始化方法 `init()`是平台对外的“插座”，用于搭载电压生成模块、潮流生成模块、特殊节点修正模块和无功越限修正模块。对于不同的数据驱动研究内容，可定制不同的电压生成模块来对电压取值空间进行塑形；对于实验不同的修正路径，可定制不同的特殊节点修正模块和无功模块。用户可通过重写 `init()`方法实现搭载各类模块的不同实现方法。

执行方法 `boom()`是平台批量生成样本的入口，此处定义了生成批量潮流样本的过程、基本的生成报告及文件 IO。用户可通过重写 `boom()`方法来定义批量生成的模式。

样本生成成功的反应方法 `successGenReaction()`是平台预设的入口，平台将生成的每一个可行样本对象以参数形式输入此方法，用户可通过重写来定义对生成样本的筛选、进一步处理或保存操作。

平台消耗的时间分为两部分：初始化时间和生成样本的时间。初始化时间主要消耗在网络的导纳矩阵和电纳矩阵的求逆，生成样本的时间是生成单个样本的时间之和。注意到导纳矩阵的稀疏性质，以上方法均可应用稀疏技术进一步加速。

各接口的与算法框架的对应关系如下：

表 3-3 潮流样本生成平台的接口及含义

接口	含义	对应算法框架中的内容	作用
<code>ILoadFlowCaseGenerator</code>	样本生成平台功能的抽象	对应框架整体	指定了平台的接口和公共方法
<code>IVoltageGenerator</code>	电压初值生成方法的抽象	A 步：生成初值	指定了电压初值生成方法的输入和输出
<code>ILoadFlowGenerator</code>	反函数法解潮流的抽象	B 步：解潮流	指定了反函数法解潮流方法的输入和输出
<code>ISpecialBusChecker</code>	联络节点功率修正的抽象	D 步：修正初值	指定了联络节点修正方法的输入和输出
<code>IQChecker</code>	发电机无功修正方法的抽象	D 步：修正初值	指定了发电机无功越限修正方法的输入和输出
<code>IVgcBuilder</code>	电压初值生成条件的抽象	A 步：生成初值	控制 A 步的生成结果

数据对象方面，将涉及到的数据总结归纳为三类：

表 3-4 潮流样本生成平台包含的数据对象

数据类	含义	对应算法框架中的内容	作用
VoltageGenCondition	初值生成参数	初值 u	控制 A 初值生成方法的参数
AclfCase	潮流样本	初值 u , 依赖值 v , 其他状态量 x	在各个步骤之间传递的统一数据对象
RefInfo	需要使用到的网络参数	节点数目 n , 各节点的类型, 物理约束, 网络导纳矩阵等。	提供各方法公用的参考数据

数据流如下：算法伪代码如表 3-5：

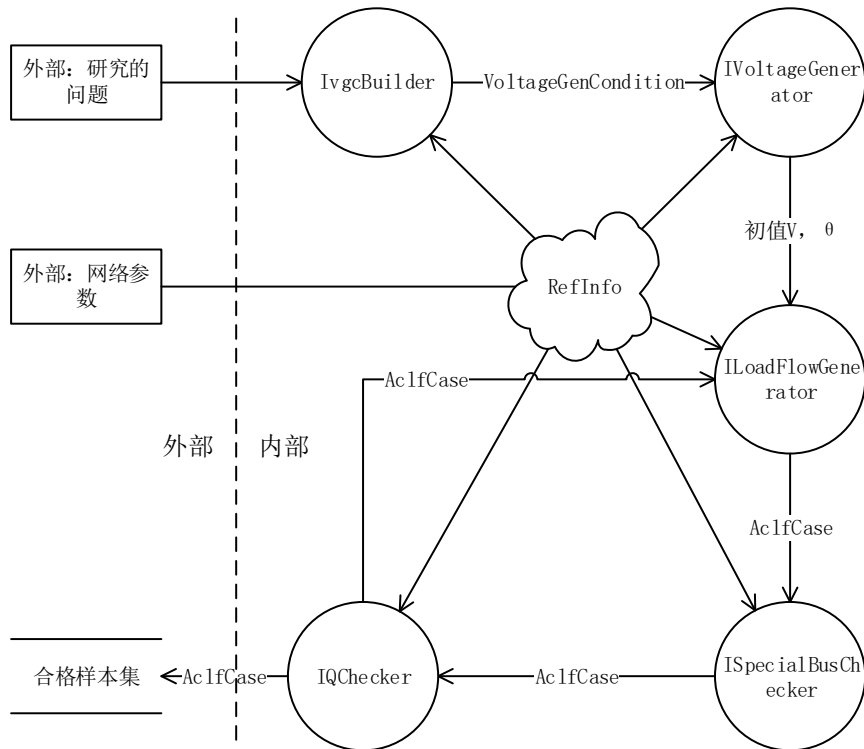


图 3-3 潮流样本生成过程的数据流图

表 3-5 核心方法的伪代码

Algorithm $C=Method(cond)$	
Input:	$cond$: 控制样本生成的变量
Output:	C : 潮流样本 $\{P_i, Q_i, V_i, \theta_i\} i=0, 1, \dots, N\}$
1: $Voltage \leftarrow$ 根据 $cond$ 生成电压初值	9: $flag \leftarrow false$
2: $C \leftarrow$ 根据 $Voltage$ 生成初始样本	10: Break;
3: 对样本进行联络节点修正	11: End if
4: $flag \leftarrow true$ //成功生成的标识	12: 用发电机无功约束修正 C
5: $n_{iter} \leftarrow 0$ //迭代次数计数器	13: End while
6: While 发电机无功校验不符合要求 do	14: If 成功生成($flag$) do
	15: successGenReaction(C)

7:	$n_{iter} \leftarrow n_{iter} + 1$	16:	end if
8:	If 迭代次数超过限制 do	17:	return C

3.6 本章小结

本章介绍反函数法为核心的潮流样本生成方法。反函数法与传统方法的最大区别在于转换了求解变量，从已知功率求解电压转换为给定电压求解功率。由于潮流样本生成问题注重的是样本总体的分布而非具体某个样本的运行状态，因此这种方法适用于潮流样本生成问题。由于转变了潮流的求解变量，围绕反函数法提出了一套新的初值生成方法和初值修正方法，分析了这些方法的计算量，并据此得出反函数法的总体计算量，最快甚至比传统方法快了 n 倍。最后，对基于反函数法的潮流样本生成方法进行了 Java 实现，目的是在下一章应用目前传统方法生成样本最快的潮流计算软件与本方法进行比较。

第4章 反函数法的性能验证

本章对反函数法的实验验证。首先对反函数法的高效性和生成样本的广泛性进行验证。以机器学习进行断面功率预测为例，介绍本方法在实际工程应用中的潜力和实际提升作用。传统潮流方法的验证中，采用基于内存计算的潮流计算软件 InterPSS，好处是其以 Java 语言编写且支持扩展，适合多种用途使用^[48-50]，符合本方法的设计初衷。同时，由于 InterPSS 应用内存计算方式^[47,48]，与 BPA 等软件相比，在连续潮流计算过程中省略了耗时占比极大的内外存文件 IO 的过程，可认为是用传统潮流方法进行潮流样本生成中最为快速的手段。以此软件与本方法作对比，凸显本方法的潜力所在。

4.1 原理性验证

反函数法的创新点体现在：方法是一种全新的潮流样本生成方法，与传统方法相比，生成速度更快、有更大的优化潜力，能产生传统潮流方法难以得到的样本，没有多解性问题，没有潮流收敛性问题。除了没有多解性和没有收敛性仅在上文进行理论分析外，其他创新性在本节进行验证。

下面采用 IEEE14 节点系统为例进行验证，节点示意图如图 4-1。

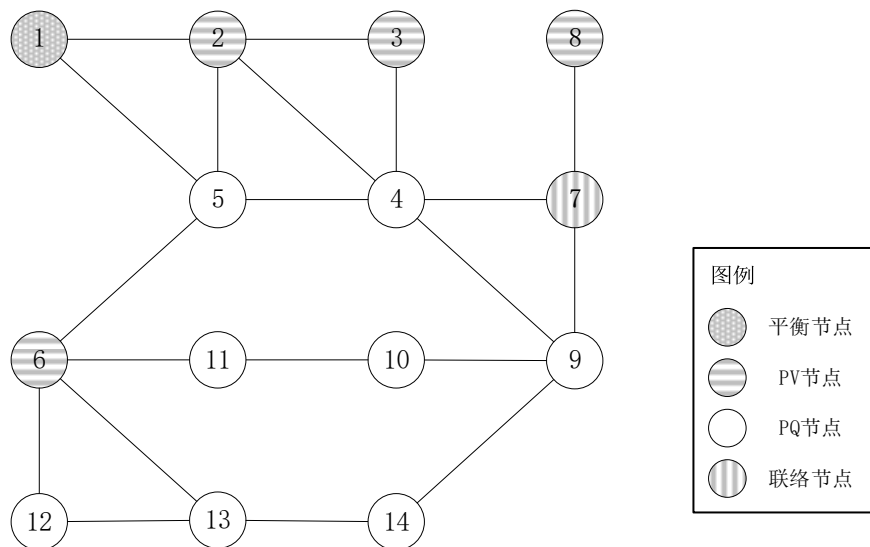


图 4-1 IEEE14 节点系统示意图

收敛的基态潮流如表 4-1。

表 4-1 IEEE14 节点系统的基态潮流

节点	节点类型	发电机有功	负荷有功	发电机无功	负荷无功	电压幅值	相角	发电机无功最小值	发电机无功最大值
1	平衡	2.3240	0.0000	-0.1690	0.0000	1.0600	0.0000	-	-

节点	节点 类型	发电机 有功	负荷 有功	发电机 无功	负荷 无功	电压 幅值	相角	发电机无功 最小值	发电机无功 最大值
2	PV	0.4000	0.2170	0.4240	0.1270	1.0450	-0.0870	-0.4	0.5
3	PV	0.0000	0.9420	0.2340	0.1900	1.0100	-0.2221	0.0	0.4
4	PQ	0.0000	0.4780	0.0000	-0.0390	1.0177	-0.1800	-	-
5	PQ	0.0000	0.0760	0.0000	0.0160	1.0195	-0.1531	-	-
6	PV	0.0000	0.1120	0.1220	0.0750	1.0700	-0.2482	-0.06	0.24
7	PQ	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0615	-0.2332	-	-
8	PV	0.0000	0.0000	0.1740	0.0000	1.0900	-0.2332	-0.06	0.24
9	PQ	0.0000	0.2950	0.0000	0.1660	1.0559	-0.2607	-	-
10	PQ	0.0000	0.0900	0.0000	0.0580	1.0510	-0.2635	-	-
11	PQ	0.0000	0.0350	0.0000	0.0180	1.0569	-0.2581	-	-
12	PQ	0.0000	0.0610	0.0000	0.0160	1.0552	-0.2631	-	-
13	PQ	0.0000	0.1350	0.0000	0.0580	1.0504	-0.2645	-	-
14	PQ	0.0000	0.1490	0.0000	0.0500	1.0355	-0.2798	-	-

4.1.1 生成传统方法难以收敛的潮流样本

求解潮流方程的方法依赖于给定初值的好坏，好的初值有助于潮流收敛，坏的初值可能导致潮流不收敛。随着节点数量的增长，电网越加复杂，越难以得到“好的初值”，而且对于求解偏离正常运行状态的潮流，这个问题越发突出，反映为迭代耗时长、不收敛风险高。本文提出的反函数法在原理上即没有潮流不收敛的问题，本小节举例验证反函数法生成的样本是潮流计算收敛的，并且，反函数法可以生成用常规潮流计算难以生成的样本。

首先，用连续潮流法将节点 10 的负荷线性增长到极限状态。

$$S_{L10} = kS_{L10}^{(0)} \quad (4-1)$$

求得 k 值为 9.3149909967（标么值），绝对误差小于 1e-10。此时的潮流情况：

表 4-2 节点 10 负荷增大到极限的情况

节点	P_G	P_L	Q_G	Q_L	V	θ
1	2.324000000	0.000000000	-0.169000000	0.000000000	1.060000000	0.000000000
2	0.400000000	0.217000000	0.500000000	0.127000000	0.971888197	-0.114206772
3	0.000000000	0.942000000	0.400000000	0.190000000	0.897571186	-0.305796978
4	0.000000000	0.478000000	0.000000000	-0.039000000	0.850502523	-0.260415602
5	0.000000000	0.076000000	0.000000000	0.016000000	0.869259412	-0.220908194
6	0.000000000	0.112000000	0.240000000	0.075000000	0.816173082	-0.486022491

节点	P_G	P_L	Q_G	Q_L	V	θ
7	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.780410224	-0.445708285
8	0.000000000	0.000000000	0.240000000	0.000000000	0.831266730	-0.445708285
9	0.000000000	0.295000000	0.000000000	0.166000000	0.714530347	-0.563934660
10	0.000000000	0.838349190	0.000000000	0.540269478	0.630798399	-0.644433125
11	0.000000000	0.035000000	0.000000000	0.018000000	0.712931665	-0.559604731
12	0.000000000	0.061000000	0.000000000	0.016000000	0.790149844	-0.517112454
13	0.000000000	0.135000000	0.000000000	0.058000000	0.776287670	-0.521668997
14	0.000000000	0.149000000	0.000000000	0.050000000	0.714786024	-0.580250224

可见此时除平衡节点外所有发电机节点均因无功约束由 PV 节点转为 PQ 节点，且在负荷最重处（节点 10）电压幅值最低，约为 0.63。此时应用连续潮流法已无法再加重节点 10 的负荷情况，无法研究负荷增长态势的进一步情况。

由功率传输原理，当其他节点电压相量不变时，节点 10 负荷加重意味着该节点电压幅值降低、功角滞后。将节点 10 电压幅值作如下调整，其中 α 为偏置量。

$$\begin{cases} V_{10} = (1 - \alpha) V_{10}^{(0)} \\ \theta_{10} = (1 + \alpha) \theta_{10}^{(0)} \end{cases}$$

取 $\alpha = 1\%$ ，探索节点 10 的负荷再增加约 1% 的情形，用反函数法可得表 4-3 中的样本：

表 4-3 本方法向极限情况增长 1% 得到的样本

节点	P_G	P_L	Q_G	Q_L	V	θ
1	2.324000000	0.000000000	-0.169000000	0.000000000	1.060000000	0.000000000
2	0.400000000	0.217009467	0.500000000	0.126997703	0.971889113	-0.114205400
3	0.000000000	0.941994426	0.400000000	0.190004266	0.897572231	-0.305794118
4	0.000000000	0.478035293	0.000000000	-0.038995076	0.850504207	-0.260411603
5	0.000000000	0.076029488	0.000000000	0.015999824	0.869260878	-0.220904962
6	0.000000000	0.112003748	0.240000000	0.074991652	0.816173433	-0.486016165
7	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.780411276	-0.445697026
8	0.000000000	0.000000000	0.240000000	0.000000000	0.831267782	-0.445697715
9	0.000000000	0.245071478	0.000000000	0.165859051	0.714530649	-0.563924163
10	0.000000000	0.903718925	0.000000000	0.524367900	0.629072256	-0.654053560
11	0.000000000	0.013492436	0.000000000	0.018790967	0.712931821	-0.559596097
12	0.000000000	0.060996477	0.000000000	0.016000988	0.790150042	-0.517105695
13	0.000000000	0.134996041	0.000000000	0.058000204	0.776287919	-0.521661907
14	0.000000000	0.148989013	0.000000000	0.050002341	0.714786101	-0.580240942

可见，调整后的潮流状态仍符合联络节点约束和发电机无功约束。为验证收敛性，将表 4-3 中属于潮流计算定解条件的部分输入到潮流计算程序中，若采用上一次潮流结果（表 4-2）作为初值计算潮流，发现潮流不收敛；采用平启动初值计算潮流，也发现潮流不收敛；再将表中数据全部输入潮流计算程序中，即设定潮流计算的启动条件为当前状态，发现不用迭代即收敛，节点功率误差最大值为 0.000003（标么值）。这意味着表中样本是潮流解，但很难通过常规潮流计算获得，而可以通过本文方法高效获得。

为验证潮流变化情况，作调整前后的状态量偏差，如表 4-4。

表 4-4 增长 1%后各节点状态的增量

节点	P_G	P_L	Q_G	Q_L	V	θ
1	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
2	0.000000000	-0.000009467	0.000000000	0.000002297	-0.000000916	-0.000001373
3	0.000000000	0.000005574	0.000000000	-0.000004265	-0.000001045	-0.000002860
4	0.000000000	-0.000035293	0.000000000	-0.000004924	-0.000001684	-0.000003999
5	0.000000000	-0.000029488	0.000000000	0.000000176	-0.000001465	-0.000003232
6	0.000000000	-0.000003748	0.000000000	0.000008348	-0.000000351	-0.000006326
7	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	-0.000001052	-0.000011260
8	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	-0.000001052	-0.000010571
9	0.000000000	0.049928522	0.000000000	0.000140949	-0.000000302	-0.000010496
10	0.000000000	-0.065369735	0.000000000	0.015901577	0.001726143	0.009620435
11	0.000000000	0.021507564	0.000000000	-0.000790967	-0.000000156	-0.000008634
12	0.000000000	0.000003523	0.000000000	-0.000000988	-0.000000198	-0.000006759
13	0.000000000	0.000003959	0.000000000	-0.000000204	-0.000000248	-0.000007090
14	0.000000000	0.000010987	0.000000000	-0.000002341	-0.000000077	-0.000009282
Σ	0.000000000	0.006012397	0.000000000	0.015249659	0.001717597	0.009538554

可见，某种意义上的加重负荷1%后的潮流仍然是以加重负荷的方向发展，从最后一行的求和情况看出，总体的负荷有功和负荷无功均是增长的，但节点 10 的电压和相角反而有一定程度的回调，是其他一些节点的电压幅值下降和功角滞后的代偿，总体而言提高了全网最低电压水平的同时，又探索到更重的负荷情况。

结果表明，反函数法产生的样本确实能得到常规潮流计算难以得到的潮流状态，而这些状态由传统潮流方法无法提供，也难以从实际电网运行数据获得。因此，分析电力系统临界状态的数据驱动方法需要反函数法提供这些样本。

4.1.2 快速性验证

根据第三章分析，相比传统生成方法，反函数法具有数倍的效率提升。同时，第 2.3 节的分析指出，反函数法的初值生成方法具有很大的优化空间，这是传统方法所不具备的。本小节对此一并进行验证。方法的快速性指标借助名词“加速比”定义，指新方法的效率相对于原方法的倍数，实际中通过原方法的耗时除以新方法的耗时得到。

离散化电压取值空间 Φ_V 和 Φ_θ ，根据基态潮流生成四种情况（增大幅值，增大相角）、（增大幅值，减小相角）、（减小幅值，减小相角）、（减小幅值，增大相角），取值空间大小为 $4^{13}=6 \times 10^7$ 。讨论电压生成方法的两种极限情况。

完全没有优化的电压生成方法：遍历原始电压取值空间，由于里面只有一部分初值对应的潮流情况符合要求，其他初值需要经过迭代，降低了运行速度。用时绘制如图 4-2。

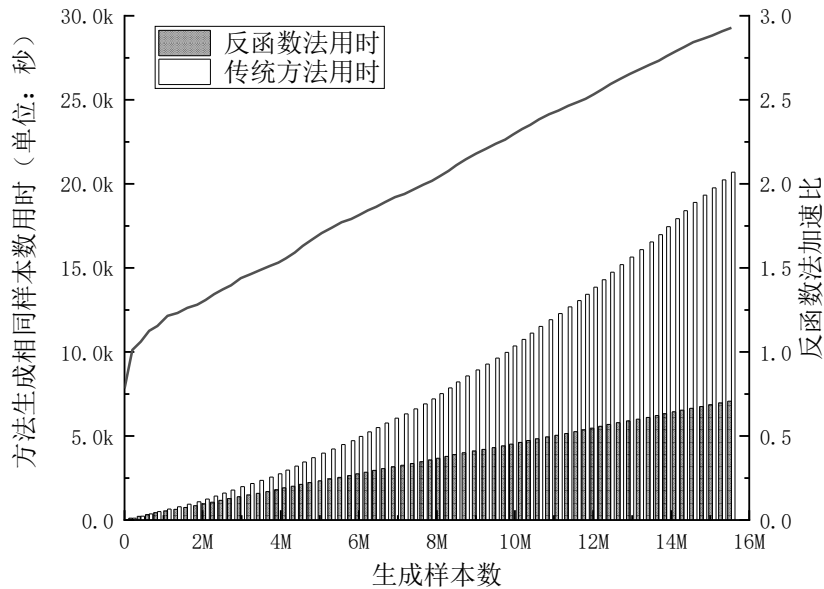


图 4-2 最坏情况下反函数法与潮流方法用时比较

对照方法的用时为求解反函数法产生的样本所需的时间。按上述离散化方法，每个节点取 4 种变化，则 n 节点系统的离散取值空间规模为 4^n 。随着节点数增多，取值空间规模呈指数型增长，从空间规模的角度说明了初值生成方法的必要性。结果表明，在最坏情况下遍历 IEEE14 节点可能的运行空间，本方法相比传统潮流方法仍有接近 3 倍的加速。另一方面，对于性能较为一般的初值修正方法，往往需要循环多次才能得到可行样本，或者无法得到可行样本，如图 4-3 所示。多次循环的过程将耗费额外的时间，修正方法不够有效，则同样的生成次数，生成的样本数量也较少。

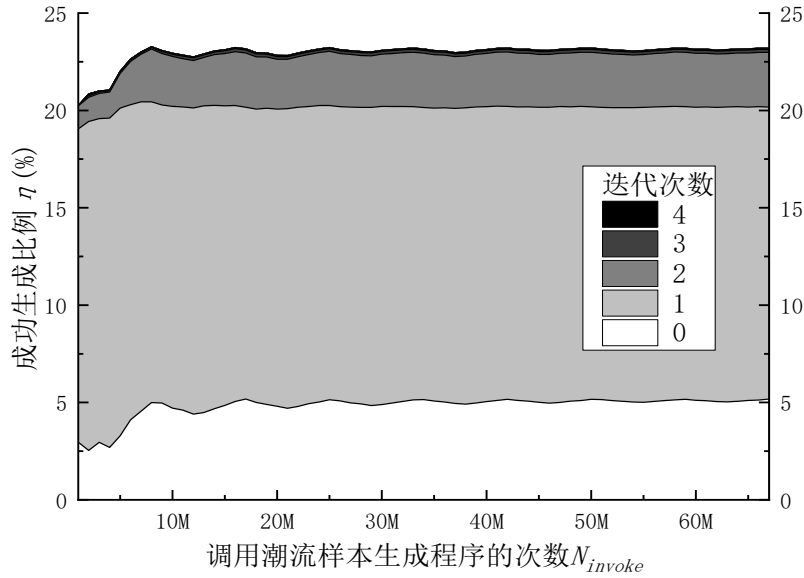


图 4-3 最坏情况下反函数法成功生成比例

若采用性能较好的电压生成方法，则能够在初值上充分提高可行的比例，极限情况是生成的初值不需经过修正即符合要求，如图 4-4 所示，可见最大可能的加速比在 120 左右。

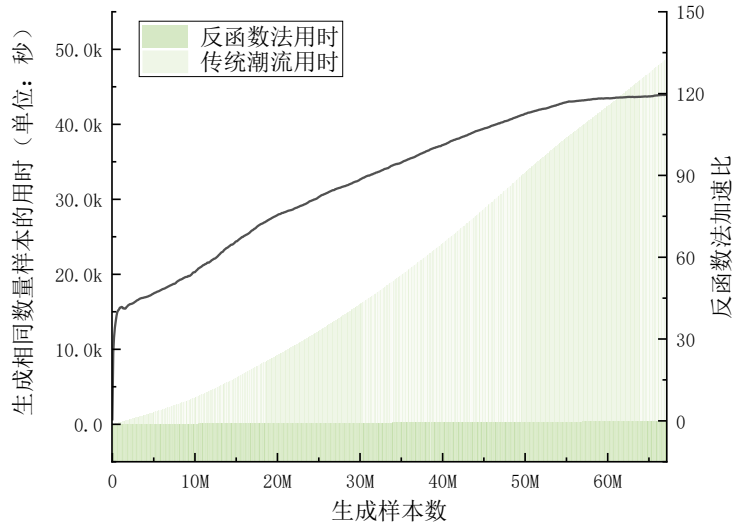


图 4-4 理想初值生成方法与潮流方法用时比较

结果表明，即使在小规模系统中，反函数法相比于传统方法仍有数倍的速度提升，加速比范围为 3 到 120 倍。若运用了更好的功率修正方法，也能够减少循环的次数，进一步减少时间。而且，随着网络规模的提升，由于本方法没有潮流收敛性问题，可预见加速比将进一步增大。

4.2 反函数法驱动神经网络模型预测断面线路功率

本节应用反函数法生成样本，用于训练神经网络预测电力系统的输电断面中的线路输送功率，目的是验证反函数法在研究过程中的实际提升效果。

方法的创新点对工程应用的实际增益效果具体体现在两方面：

(1) 广泛：能够产生广泛分布在运行域中的样本，没有潮流收敛性问题，样本集能够更全面地反映运行空间的特性；

(2) 高效：在相同时间内，能高 1~2 个数量级的效率生成样本，意味着对于同样的数据量，能以更快的速度加速数据科学研究过程；对于同样的时间，能产生高出 1~2 个数量级的样本规模，对于当下方法来说，使得应用深度学习方法的研究电力系统运行问题成为可能。

4.2.1 应用场景

4.2.1.1 关键断面线路功率预测问题

输电断面反映了断面所连接的两地区之间的功率交换关系。国内外大停电事故的发生，使得电力系统愈加重视对大电网的监控，大电网稳定运行监控是保障电力系统安全稳定运行的重要措施^[51]，但不可能实现对所有元件的实时监控^[52]，对于大规模电力系统，分区之间负责功率传输的输电断面能够充分表征电网运行状况^[53]。过载支路的切除而引起的潮流转移是导致连锁过载跳闸的主要原因。某一输电元件发生故障退出运行造成潮流转移，以致新的支路过载，引起一系列的后备保护动作、连锁跳闸甚至导致系统瓦解等后果^[54]。在事故发展初期，连锁过载常发生在断面内部。

因此，有必要选取某些关键断面，实现对电网的降维监控，使得调度工作更具有针对性^[55,56]。目前断面线路功率监测依靠潮流计算。由于仿真所需的解潮流过程占用大量时间，很大程度限制了将关键线路功率监测用于在线分析的有效性和实时性。所以可通过数据驱动的神经网络方法加速关键线路功率预测。

方法的输入为传统潮流计算的定解条件，这些定解条件具有明确的物理意义，往往有对应的监测设备，可以获得实时准确值。

4.2.1.2 人工神经网络

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是人工智能领域联结主义的代表性方法，是以模仿生物神经元的对外界的交互反应的思路，形成的一种方法模型。

神经网络的最基本单位是 M-P 神经元 (Neuron)，许多神经元按一定结构连接形成神经网络模型。若干与目标神经元相连的神经元传递而来的信号，通过带权重的连接传递给目标神经元。接收到的输入信号总和若超出该神经元的阈值，则神经元将被激活，其产生的信号通过一激活函数传递给其他神经元。

4.2.1.3 神经网络模型的评价指标

本问题采用的思路是回归，神经网络模型用于拟合线路功率的函数。采用的性能度量是均方误差（Mean Squared Error, MSE）

$$\text{MSE}(f; D) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2 \quad (4-2)$$

其中， f 为利用数据集 $D=\{(x_i, y_i)\}$ 训练得到的模型， m 为样本数。

应用神经网络拟合线路功率的目的是避免潮流计算，故模型的输入 x 为潮流计算的定解条件，即平衡节点的 V 和 θ 、PV节点的 P 和 V 、PQ节点的 P 和 Q ，模型的输出 y 为选定的若干条线路输送的有功功率。形成数据集 D 的方法为样本生成方法，得到的每一个样本 (x_i, y_i) 符合潮流实际情况。

4.2.2 基于神经网络的关键断面线路功率预测

4.2.2.1 数据和模型说明

本小节采用的神经网络模型结构如表 4-5。

表 4-5 用于 14 节点算例的神经网络模型结构

层	节点数	与上一层连接方式
输入层	28	--
隐层 1	56	全连接
隐层 2	30	全连接
输出层	5	全连接

模型输入为 IEEE14 节点潮流样本中，传统潮流定解条件的变量，具体如表 4-6。

表 4-6 用于 14 节点算例的神经网络模型输入量

编号	类型	变量	编号	类型	变量	编号	类型	变量
1	SW	V, θ	6	PV	P, V	11	PQ	P, Q
2	PV	P, V	7	PQ	P, Q	12	PQ	P, Q
3	PV	P, V	8	PV	P, V	13	PQ	P, Q
4	PQ	P, Q	9	PQ	P, Q	14	PQ	P, Q
5	PQ	P, Q	10	PQ	P, Q	--	--	--

模型输出为主要发电区域至主要负荷区域的 5 条线路的有功功率

表 4-7 用于 14 节点算例的神经网络模型输出量

线路编号	起始节点	终止节点
1	1	2
2	1	5
3	2	3
4	2	4
5	2	5

图示如下:

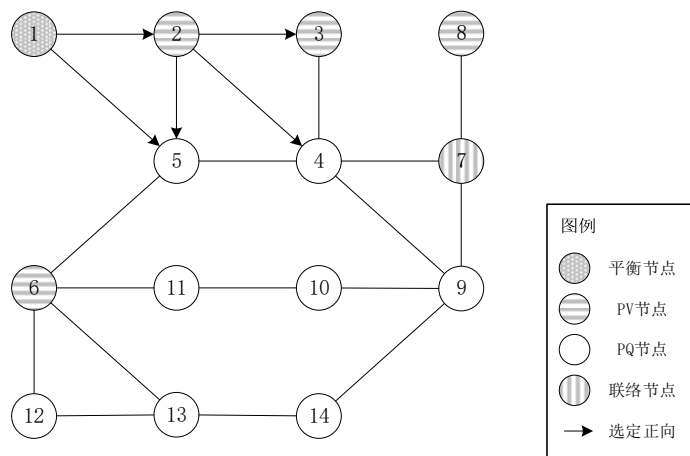


图 4-5 选定线路及有功正向示意图

样本生成方法的对照方法采用连续潮流法，反函数法各步采用的方法如下：

表 4-8 用于 14 节点算例反函数法各步采用的方法

步骤	方法	实现
A 初值生成	基态潮流扩增法	生成电压幅值，见 3.2.1
	基态潮流扩增法	生成电压相角，见 3.2.2
D 修正初值	联络节点功率修正	见 3.3.1
	发电机无功修正	见 3.3.2

对照方法采用连续潮流法, 随机生成 10 个负荷增长方向的组合, 按需在每个方向组合从基态潮流到潮流极限状态等步长生成样本。

4.2.2.2 交叉验证数据集对模型的影响

用反函数法和连续潮流法生成 10^6 个样本的数据集，分别记为 TA 和 TB，再分别生成 10^6 个样本的数据集作为测试集，记为 VA 和 VB。

用数据集 TA 和 TB 训练得到两个模型，用 VA 和 VB 进行交叉验证，比较训练效果

及所需时间，结果如表 4-9。

表 4-9 生成同规模数据集的用时及对模型的影响

训练集	生成方法	MSE ^(VA)	MSE ^(VB)	生成时间 (秒)	训练时间 (秒)	总时间 (秒)	加速比 (生成)	加速比 (总)
TA	反函数法	6.39E-5	6.62E-5	21.413	555.467	576.880	3.148	1.084
TB	连续潮流法	7.61E-1	6.10E-8	67.402	557.805	625.207	1	1

比较 MSE 可见，

- 两个模型都在各自方法生成的验证集上表现良好，误差很小，表明模型本身具有足够好的性能，也说明了数据驱动方法的适用性。
- 反函数法训练的模型在两个验证集上表现相近，误差为 1E-5，泛化性能良好，证明反函数法生成的数据分布更佳。
- 连续潮流法生成的样本在本方法生成的验证集上表现很差，说明模型过拟合，进一步说明传统方法生成数据的分布不均。

比较花费时间：

- 反函数法在生成过程加速比为 3.148，说明此场景中本方法生成速度为传统方法的三倍。
- 总加速比不大，原因是训练时长较长，可能与算例节点数较少有关，接下来在 IEEE300 节点算例中验证此猜想。

4.2.3 反函数法对不同规模的神经网络模型的加速效果

设置不同隐藏层数的模型结构如表 4-10。

表 4-10 不同规模神经网络模型的具体结构

模型	输入层	隐层节点结构	输出层
0 隐藏层	28	--	5
1 隐藏层	28	-56-	5
2 隐藏层	28	-56-28-	5
3 隐藏层	28	-28-56-28-	5
4 隐藏层	28	-28-56-112-28-	5
5 隐藏层	28	-28-56-112-56-28-	5
6 隐藏层	28	-28-56-224-112-56-28-	5

表 4-11 展示随样本数的增长，不同层数的神经网络收敛误差的变化。可见，随着样本数和隐层数的增加，模型的性能均有提升。

表 4-11 样本数对不同隐层数模型 MSE 的影响

样本数	训练次数	0 隐藏层	1 隐藏层	2 隐藏层	3 隐藏层	4 隐藏层	5 隐藏层	6 隐藏层
1E2	32	2.639151096	1.416852474	1.612262845	1.130556583	1.493349195	0.792048454	1.022384286
1E3	32	1.147587776	0.109691091	0.084511518	0.050093606	0.045432262	0.021496968	0.048772153
1E4	32	0.059281975	0.002903532	0.002381867	0.00084352	0.00101767	0.000724368	0.000737957
1E5	32	0.000418893	0.000229964	0.000161581	0.000119268	0.000142788	0.000128234	0.000151596
1E6	32	0.000410068	8.78059E-05	5.93857E-05	5.03E-05	3.28E-05	2.61E-05	1.88E-05

将不同模型的表现随样本数量增长绘制成图 4-6。

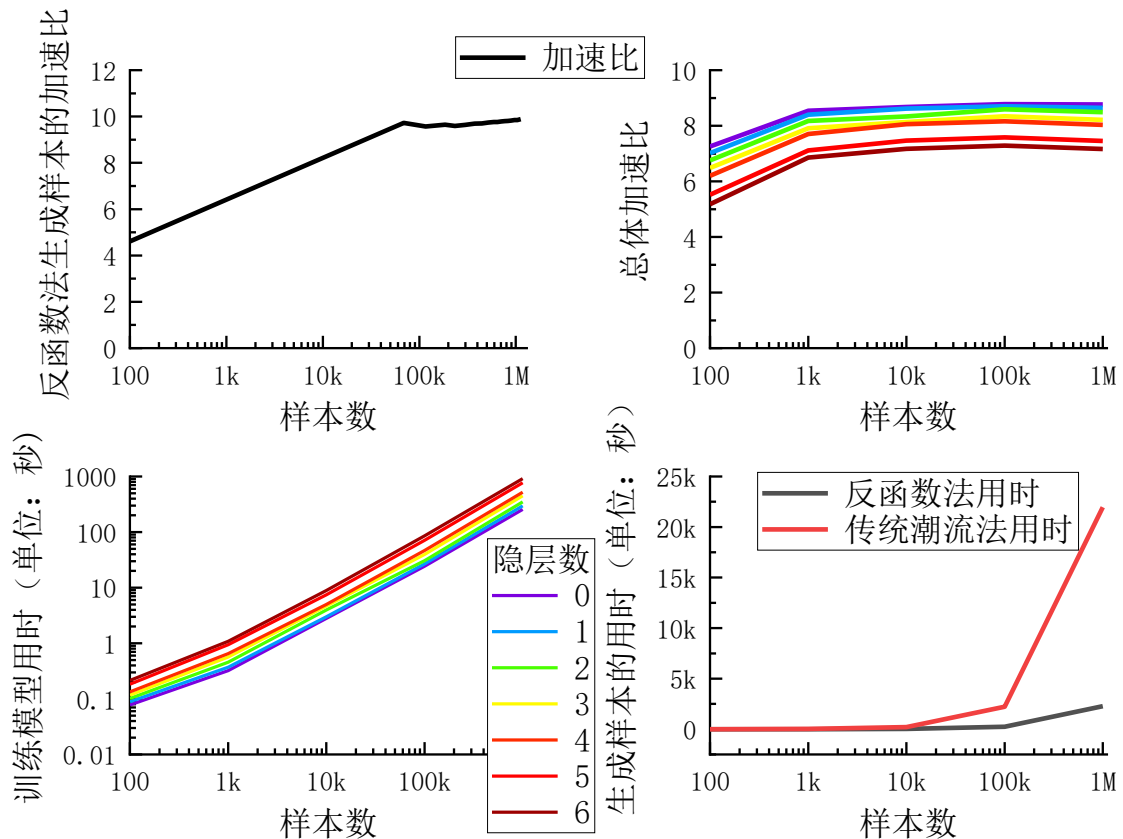


图 4-6 样本数对不同隐层数模型性能的影响

有以下结论：

- 当样本数不足时，对无论神经网络模型简单还是复杂，均不能得到良好的结果。
- 比较同隐藏层数的模型性能，可见随着样本数的增加，模型性能逐渐提升。

- 相同样本数训练的模型，隐层数越多，模型性能越好。

由于本章目的在于展示反函数法生成样本对实际科研项目的提升作用，而非提出一种优秀的数据驱动方法。而且考虑到随着神经网络隐层数增多、结构变复杂，固然能使模型性能更佳，但附带的调参（fine tuning）问题在结构越复杂时，对神经网络性能的影响越大，给本章比较带来干扰。并且，结合模型复杂度提升，训练时间的增加带给模型性能增益提升的性价比问题，下面挑选合适结构的模型。

沿模型隐层数增加的方向，绘制训练时间和花费单位时间提升的 MSE 如图 4-7。可见 2 隐层模型已经能达到很好的效果，再增加隐层数的训练时间太大而 MSE 降低效果不明显。由于本章仅以神经网络模型作为方法的应用示例，故考虑 MSE 较低，且增加较少训练时间能给模型带来更大增益效果的 2 隐层网络。

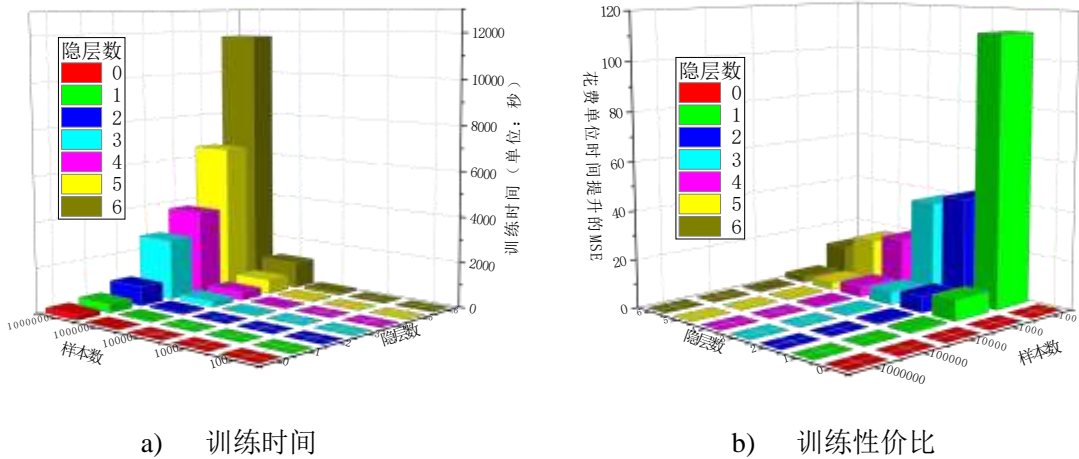


图 4-7 神经网络模型的选择

由于一层隐层理论上能够表示任意一种非线性函数，而线路功率存在表达式：

$$P_i = V_i \sum_{j=0}^n V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \quad (4-3)$$

非线性存在于 V 到 P 的非线性映射和 \sin 函数对 θ 的非线性映射，从这个意义上也可以解释取 2 隐层模型容量足够表达此问题（但由于每层节点数目是有限的，故更多隐层的模型在上述测试中表现更佳）。

4.3 节点数目增长对效率的影响验证

根据第二章和第三章的计算量分析，反函数法的快速性随着节点数目增大而快速增大，反映为加速比迅速增加。第一节验证了随节点规模增长的加速比实际变化，第二节在 4.2.2 节基础上，补充了 IEEE39 节点和 IEEE300 节点算例进行验证。

4.3.1 节点数目增长对生成过程的加速比的影响

随着样本规模和节点规模的增长，反函数法和传统潮流法的生成时间如表 4-12。

表 4-12 节点数增长对数据集生成时间的影响（单位：毫秒）

传统潮流法	1k	10k	100k	反函数法	1k	10k	100k
14 节点算例	592	6127	27145	14 节点算例	72	436	2020
39 节点算例	1119	11957	78655	39 节点算例	201	864	6347
118 节点算例	3080	25859	222142	118 节点算例	774	4286	38751
300 节点算例	14444	121392	2E6	300 节点算例	2504	20326	210648

主要比较反函数法对传统潮流法的加速效果，故需要比较加速比。将加速比及用时绘制如图 4-8。

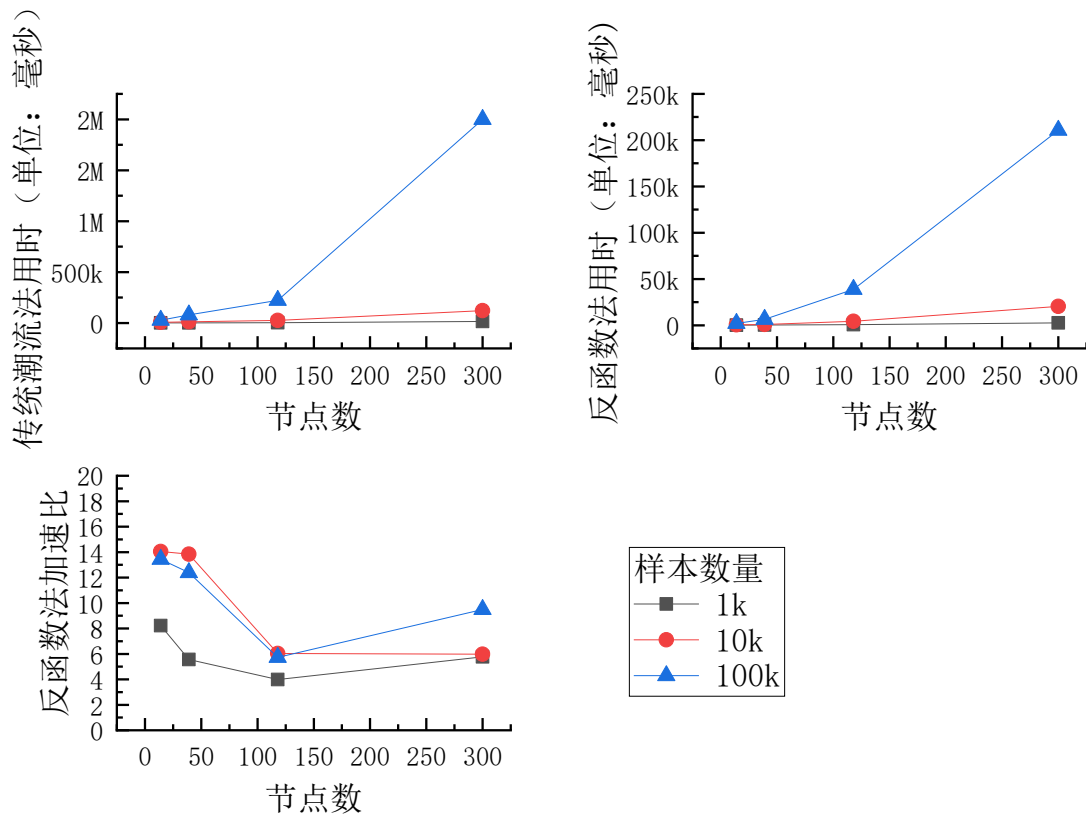


图 4-8 节点数增长对反函数法加速比的影响

由图可见，随着样本数量的增长，反函数法加速比在 10 左右波动。

从数值看，证明了反函数法远远快于传统潮流法；从随节点数的变化趋势看，反函数法的加速比并没有随着节点数增加而快速增加。推测原因是随着节点数增加，潮流收敛更加困难。反函数法的效率受到初值生成方法和初值修正方法的制约，反映为成功生成样本的比例 η 减小，从而使总体加速比受限。

4.3.2 节点数目增长对研究过程的加速比影响

4.3.2.1 数据和模型说明

39 节点系统采用的神经网络模型结构如表 4-13，300 节点系统采用的神经网络模型结构如表 4-14。

表 4-13 用于 39 节点算例的神经网络模型

层	节点数	与上一层连接方式
输入层	78	--
隐层 1	156	全连接
隐层 2	78	全连接
输出层	8	全连接

表 4-14 用于 300 节点算例的神经网络模型

层	节点数	与上一层连接方式
输入层	600	--
隐层 1	1200	全连接
隐层 2	600	全连接
输出层	5	全连接

39 节点的模型输出系统几个无功分区之间的联络线，具体如表表 4-15；300 节点的模型输出系统的三个区域之间的 5 条线路的有功功率，具体如表 4-16。

表 4-15 用于 39 节点算例的神经网络模型输出量

线路编号	起始节点	终止节点
1	1	2
2	3	4
3	9	39
4	14	15
5	16	17
6	16	19
7	26	28
8	26	29

表 4-16 用于 300 节点算例的神经网络模型输出量

线路编号	起始节点	终止节点	联络区域
1	3	150	分区 1、2
2	7	131	分区 1、2
3	69	211	分区 1、3

线路编号	起始节点	终止节点	联络区域
4	79	211	分区 1、3
5	80	211	分区 1、3

反函数法各步采用的方法如下：

表 4-17 用于 300 节点算例反函数法各步采用的方法

步骤	方法	实现
A 初值生成	基态潮流扩增法	生成电压幅值，见 3.2.1
	基态潮流扩增法	生成电压相角，见 3.2.2
D 修正初值	联络节点功率修正	见 3.3.1
	发电机无功修正	见 3.3.2

对照方法采用连续潮流法，随机生成 10 个负荷增长方向的组合，按需在每个方向组合从基态潮流到潮流极限状态等步长生成样本。

4.3.2.2 实验结果

生成 10^6 个样本的数据集，用以训练神经网络模型，结果如表 4-18。

表 4-18 生成同规模数据集的用时及对模型的影响

节点数	生成方法	生成时间 (秒)	训练时间 (秒)	总时间 (秒)	加速比 (生成)	加速比 (总)
39	反函数法	122.165	518.975	641.140	5.938	1.910
	连续潮流法	725.426	499.414	1224.840	1	1
300	反函数法	2189.833	567.03	2756.863	4.329	3.649
	连续潮流法	9479.951	580.42	10060.371	1	1

从表可见，随着节点数目的增加，生成方法的加速比略有下降。同上一小节分析，引起下降的原因是系统规模增大使优化问题的难度增大，需要更好的初值生成方法和初值修正方法。另一方面，在神经网络规模不变的情况下，节点数增加将改变数据研究的时间花费分布。节点数目少的样本生成相对容易，生成时间占总时间的比例小，此时虽然反函数法表现出了数倍加速比，对总的研究时间的加速比明显，加速比仅略大于 1。当节点数量增加，达到 300 时，样本生成难度大大增加，生成时间占总时间的比例越来越大，此时反函数法在样本生成过程中的效率优势凸显，数倍地加速了数据研究过程。

因此，反函数法在大规模潮流样本生成场景和基于大规模潮流样本的数据科学研究

中均能充分发挥高效的优势，起到提高研究效率的作用。

4.4 本章小结

本章验证了反函数法生成样本的有效性和方法的快速性。采用预测关键断面线路功率问题的神经网络模型，通过交叉验证均方误差的方法验证了反函数法产生的样本分布。最后实际比较了随节点数目增长，反函数法在样本生成过程中的效率提升和在整个数据驱动方法研究过程中的效率提升。

结果表明，反函数法生成的样本符合潮流方程，样本总体分布比传统方法能更好地反映运行空间，加速比可达数倍乃至上百倍。实际应用过程中，随着节点数的增多，问题优化变得复杂，一定程度上限制了反函数法的效率，但反函数法仍表现出数倍的效率优势。特别是在 300 节点及以上的系统，样本生成时间将大大超越样本训练时间，此时反函数法的高效性将大幅缩短数据驱动方法研究电力系统运行问题的研究周期。

结论与展望

数据驱动方法应用于电力系统运行分析有充分的必要性和广阔的应用前景，然而面临的首要问题是样本数量不足，这个问题在大规模电力系统中尤为突出。本文提出面向数据驱动方法的大规模潮流样本生成的反函数法，能够有效解决此问题，主要工作如下：

(1) 综述数据驱动方法在电力系统的应用研究，指出其具体应用到电力系统运行领域的关键问题是潮流样本不足。综述当前解决潮流样本不足的做法，指出其中样本生成方法是解决问题的关键，而目前的方法存在效率低下、样本分布不均的问题。

(2) 提出潮流样本生成方法的通用算法框架，基于算法框架的用时分析和计算量分析，指出传统依靠解潮流来生成样本的方法效率低下的原因在于需要在生成算法迭代过程中反复求解潮流。基于此结论，提出分治迭代过程的思路，对分治后的方法的计算量分析表明，此思路能够有效提升方法的效率。

(3) 提出一种样本生成的新方法——反函数法。反函数法的核心是变换潮流计算的给定值，通过给定电压求解功率存在显式表达式，不需要解非线性方程。介绍了反函数法的各步求解算法和计算量分析，最后将反函数法进行 Java 实现，方便实验验证。

(4) 实验验证反函数法的性能，主要包括生成样本的合理性、分布和生成速度。在 IEEE14 节点、39 节点、118 节点和 300 节点系统上进行比较，实验结果表明，反函数法生成的样本符合潮流方程，且相对传统潮流方法具有更好的分布。生成速度方面，反函数法对传统方法的加速比可达数倍，如果对初值生成方法和初值修正方法进一步优化，可使加速比进一步提升。随着节点数目的增大，反函数法在样本生成环节的加速作用对数据科学研究的整个周期影响加大，能够显著缩短样本生成-训练到得出结论的过程，是适用于大规模潮流样本生成问题。

本文提出了全新的样本生成方法，存在高效性和创新性的同时，仍有很多有趣的问题需要进一步探索。

一，方法的含义方面有待扩展。电压是运行量，功率是结果量，给定功率求电压的方法可看作是探究运行的可能性，而给定电压求功率的方法可看作是探索运行状态本身，或许反函数法正契合了探索未知状态的思路，电压的运行意义将有新的解释。

二，方法的优化方面有待进一步改进。进一步优化后的反函数法应有更好的收敛性和快速性，能够更好地适应复杂系统问题，进一步展现其潜力。

三，方法的模型方面还可加入电力电子器件和直流系统，以进一步接近实际系统的情况。

参考文献

- [1] 赵俊华, 董朝阳, 文福拴等. 面向能源系统的数据科学:理论、技术与展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(04): 1-11+19.
- [2] 程乐峰, 余涛, 张孝顺等. 机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(01): 15-43.
- [3] 胡伟, 郑乐, 闵勇等. 基于深度学习的电力系统故障后暂态稳定评估研究[J]. 电网技术, 2017(10): 3140-3146.
- [4] 牛东晓, 谷志红, 邢棉等. 基于数据挖掘的 SVM 短期负荷预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006(18): 6-12.
- [5] 高亚静, 孙永健, 杨文海等. 基于新型人体舒适度的气象敏感负荷短期预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(07): 1946-1955.
- [6] 康重庆, 程旭, 夏清等. 一种规范化的处理相关因素的短期负荷预测新策略[J]. 电力系统自动化, 1999(18): 32-35.
- [7] SUN M, KONSTANTELOS I, TINDEMANS S, et al. Evaluating composite approaches to modelling high-dimensional stochastic variables in power systems[J]. 19th Power Systems Computation Conference, PSCC 2016, Power Systems Computation Conference, 2016: 1-8.
- [8] KRISHNAN V, MCCALLEY J D, HENRY S, et al. Efficient database generation for decision tree based power system security assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, IEEE, 2011, 26(4): 2319-2327.
- [9] HAMON C, PERNINGE M, SÖDER L. An importance sampling technique for probabilistic security assessment in power systems with large amounts of wind power[J]. Electric Power Systems Research, Elsevier B.V., 2016, 131: 11-18.
- [10] 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(11): 55-59.
- [11] 王同文, 管霖. 基于模式发现的电力系统稳定评估和规则提取[J]. 中国电机工程学报, 2007(19): 25-31.
- [12] 王康, 孙宏斌, 张伯明等. 基于二维组合属性决策树的暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(S1): 17-24.
- [13] 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+8.
- [14] 于之虹, 黄彦浩, 鲁广明等. 基于时间序列关联分析的稳定运行规则提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(03): 519–526.
- [15] 朱乔木, 党杰, 陈金富等. 基于深度置信网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2018(03): 735–743.
- [16] 李洋麟, 江全元, 颜融等. 基于卷积神经网络的电力系统小干扰稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(02): 50–59.
- [17] 林毅, 孙宏斌, 吴文传等. 日前计划安全校核中计划潮流自动生成技术[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(20): 68–73.
- [18] 洪峰, 段献忠, 陈金富. 大型互联电网潮流自动调整方法研究[D]. 华中科技大学, 2011.
- [19] 李兴华, 陈金富. 基于规则的电力系统潮流自动调整研究[D]. 华中科技大学, 2007.
- [20] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [21] IAN G, YOSHUA B, AARON C. 深度学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2017.
- [22] GENC I, DIAO R, VITTAL V, et al. Decision tree-based preventive and corrective control applications for dynamic security enhancement in power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(3): 1611–1619.
- [23] CHIANG H-D, FLUECK A J, SHAH K S, et al. CPFLOW: a practical tool for tracing power system steady-state stationary behavior due to load and generation variations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1995, 10(2): 623–634.
- [24] 董晓明, 梁军, 韩学山等. 连续潮流参数选择及步长控制的分析与改进[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(13): 49-53+82.
- [25] LI S-H, CHIANG H-D. Nonlinear predictors and hybrid corrector for fast continuation power flow[J]. IET GENERATION TRANSMISSION & DISTRIBUTION, MICHAEL FARADAY HOUSE SIX HILLS WAY STEVENAGE, HERTFORD SG1 2AY, ENGLAND: INST ENGINEERING TECHNOLOGY-IET, 2008, 2(3): 341–354.
- [26] 伍利, 古婷婷, 姚李孝. 基于改进连续潮流法的静态电压稳定分析[J]. 电网技术, 2011, 35(10): 99–103.
- [27] 赵晋泉, 钱天能. 计及发电机励磁电流约束和电枢电流约束的连续潮流[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(22): 118-125+10.
- [28] 鲁宝春, 李宝国, 刘毅等. 基于广义 Tellegen 定理的改进连续潮流算法[J]. 电网技术,

- 2007(S2): 151–153.
- [29] 赵晋泉, 张伯明. 改进连续潮流计算鲁棒性的策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2005(22): 10–14.
- [30] 李敏, 陈金富, 陈海焱等. 一类潮流计算无解的实用性调整研究[J]. 电力系统自动化, 2006(08): 11–15.
- [31] 谢昶, 刘文颖, 文晶等. 基于多数据源的日前预报潮流自动生成方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(21): 87–92.
- [32] 张跃驰, 刘本希, 罗彬等. 基于 PSD-BPA 的电网运行方式数据自动整合与调整方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(01): 102–108.
- [33] 衣涛, 王承民, 谢宁等. 重负荷状态下电力网络方程无解的最优调整策略[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(10): 92-95+109.
- [34] 张庚午, 王承民, 王海冰. 电力系统电压稳定的潮流多解算法综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(05): 7–13.
- [35] 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, IEEE, 2018, PP(c): 1–1.
- [36] LIU C, RATHER Z H, CHEN Z, et al. Importance sampling based decision trees for security assessment and the corresponding preventive control schemes: The Danish case study[J]. 2013 IEEE Grenoble Conference PowerTech, POWERTECH 2013, 2013.
- [37] LIU C, SUN K, RATHER Z H, et al. A systematic approach for dynamic security assessment and the corresponding preventive control scheme based on decision trees[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(2): 717–730.
- [38] FANG J, SU C, CHEN Z, et al. Power system structural vulnerability assessment based on an improved maximum flow approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, IEEE, 2018, 9(2): 777–785.
- [39] DWIVEDI A, YU X. A maximum-flow-based complex network approach for power system vulnerability analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, IEEE, 2013, 9(1): 81–88.
- [40] DWIVEDI A, YU X, SOKOLOWSKI P. Analyzing power network vulnerability with maximum flow based centrality approach[J]. IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN), IEEE, 2010: 336–341.
- [41] GREENE S, DOBSON I, ALVARADO F L. Sensitivity of the loading margin to voltage

- collapse with respect to arbitrary parameters[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1997, 12(1): 262–272.
- [42] WANG A, LUO Y, TU G, et al. Vulnerability assessment scheme for power system transmission networks based on the fault chain theory[J]. IEEE Transactions on Power Systems, IEEE, 2011, 26(1): 442–450.
- [43] 何仰赞, 温增银. 电力系统分析 (下册) [M]. 第三版. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [44] 郑咸义, 姚仰新, 雷秀仁等. 应用数值分析[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2008.
- [45] 蒋金山, 何春雄, 潘少华. 最优化计算方法[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2007.
- [46] 刘喆林, 赵金利, 申刚. 基于输电通道的复杂电网降维与运行监视[D]. 天津大学, 2016.
- [47] 周二专, 冯东豪, 武志刚. 内存计算技术及在电网分析中的应用[J]. 电力系统自动化, 2017(11): 1-7+25.
- [48] 黄秋华, 张尧. 开放式软件平台下大规模电力系统仿真研究[D]. 华南理工大学, 2012.
- [49] 黄秋华, 张尧, ZHOU M. 开放式电力系统仿真软件 InterPSS 及其扩展[J]. 电力自动化设备, 2012(10): 138-141+145.
- [50] ZHOU M, ZHOU S. Internet, Open-source and Power System Simulation[C]//2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting. 2007: 1–5.
- [51] 王涛, 李渝, 顾雪平等. 考虑地理分区边界优化的电网关键输电断面辨识[J]. 2014, 29(4): 220–228.
- [52] 杨燕, 文福拴, 王洁等. 计及关键支路的输电断面自动确定方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(14): 6–10.
- [53] 陆俊宇, 林声宏, 毛炽祖等. 基于社团发现理论的关键输电断面辨识[J]. 智慧电力, 2017, 45(8).
- [54] 张保会. 加强继电保护与紧急控制系统的研究提高互联电网安全防御能力[J]. 中国电机工程学报, 2004(07): 5–10.
- [55] 罗钢, 陈金富, 石东源等. 基于复杂网络理论的关键输电断面分析[J]. 中国电机工程学报, 2013(25): 147–155.
- [56] 张保会, 姚峰, 周德才等. 输电断面安全性保护及其关键技术研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(21): 1–7.

攻读硕士学位期间取得的研究成果

一、已发表（包括已接受待发表）的论文，以及已投稿、或已成文打算投稿、或拟成文投稿的论文情况（只填写与学位论文内容相关的部分）：

序号	作者（全体作者，按顺序排列）	题 目	发表或投稿刊物名称、级别	发表的卷期、年月、页码	相当于学位论文的哪一部分（章、节）	被索引收录情况
1	Liukai, Chen; Zhigang, Wu.	Study on the Effects of EV Charging to Global Load Characteristics via Charging Aggregators	Energy Procedia, EI 检索会议	v 145, p 175-180, 2018		已录用发表
2	Shi, Dongyu; Yan, Jianfeng; Chen, Liukai; Yu, Zhihong; Li, Gang; Chen, Bairen.	Analysis of Online Quick Judgment of Transient Stability Based on Siamese Network	POWERCON 2018 – Proceedings, EI 检索会议	p 4030-4034, January 3, 2019		已录用发表

注：在“发表的卷期、年月、页码”栏：

- 1 如果论文已发表，请填写发表的卷期、年月、页码；
- 2 如果论文已被接受，填写将要发表的卷期、年月；
- 3 以上都不是，请据实填写“已投稿”，“拟投稿”。

不够请另加页。

致 谢

本文是在我的导师武志刚老师的启发鼓励和严格要求下完成的。首先要感谢老师，没有老师的指导，无法成文。论文形成过程中得到很多师长的帮助，尤其要感谢管霖老师、M. Zhou 老师、严剑峰老师的关照和指点，感谢冯东豪师兄、许飞、郑庆春、廖一帆师弟、张毓灵师妹提供的意见和帮助，感谢周围许多同学听取了我对研究内容的介绍，给出许多启发性的建议。感谢我的家人、粽和朋友们在此期间提供的帮助、关心、理解和支持。

按所处环境从小到大，感谢自己的内心、生活习惯，感谢室友们和好朋友们，感谢实验室的前辈后辈，感谢排球队的兄弟姐妹，感谢 13 级电气卓越班的同学们，感谢学校和社会，为我的生存、生活和思考提供了非常好的环境，为论文写作提供了必要条件。

感谢武老师带我入门，做我榜样，感谢自己两年来的学习和思考。论文虽至尾声，生活还在继续，又是新的开始，难免涌现复杂的主观体验。虽世殊事异，所以兴怀，其志一也。而一朝定稿，论文不再变化，自不变者观之，天地曾不能以一瞬。

下一次看到本文我又是什么境况？唯论文和成文一刻的严肃和期待显得真实。想必读者也有如此专注一心，最后得到成果的过程，感谢你，我相信这种情感最后总会通过某种途径使我们所在的世界变得更好。虽绵薄努力不一定会有回报，但毕竟同出于向往，我们都行走于这个方向。与读者共勉。

3.答辩委员会对论文的评语

(主要包括: 1.对论文的综合评价; 2.对论文主要工作和创造性成果的简要介绍; 3.对作者掌握基础理论、专业知识程度、独立从事科研工作能力以及在答辩中表现的评价; 4.存在的不足之处和建议; 5.答辩委员会结论意见等)

人工智能在电力系统中的应用前景已经越来越清晰,然而基于各种神经网络训练方法的人工智能技术往往依赖海量样本,而电力系统中符合条件的样本数量往往不能满足要求,样本量匮乏成为制约数据驱动相关技术应用的重要因素。本论文用函数计算代替潮流迭代生成潮流样本,能显著改善潮流样本生成的质量和速度,选题有重要的理论意义和应用价值。论文中所做工作有:

1. 提出了潮流样本生成的算法框架,并在理论上从算法复杂度的角度探讨了各种潮流样本生成算法的优劣性。

2. 提出了基于反函数法的潮流样本生成方法,针对反函数法遇到的联络节点功率、调相机有功、PV节点无功等约束提出了对应的解决方法。

3. 在多个算例中验证了反函数法在潮流样本生成合格比例、临界条件下潮流样本有效性、样本生成计算性能等方面与常规迭代法相比的显著优势。

论文理论正确,概念清晰,内容详实,表述完整,分析验证合理。在答辩过程中表达叙述清晰,回答问题正确。对评审专家的质疑给予了回复,答辩委员认为学生达到了答辩的要求。答辩委员会经表决,5票(共5票)一致同意通过陈鏊凯同学论文答辩,同意授予陈鏊凯同学工程硕士学位。

论文答辩日期: 2019 年 6 月 1 日

答辩委员会委员 5 人

表决票数: 同意毕业及授予学位 () 票;

同意毕业,但不同意授予学位 () 票;

不同意毕业 () 票

表决结果(打“√”): 通过 (); 不通过 ()

决议: 同意授予硕士学位 () 不同意授予硕士学位 ()

答辩成员
签名

李强 (主席)

黄振琳

武志刚

李强

陈鏊凯

答辩秘书
签名

黄振琳