

西南交通大学

硕士学位论文

搜寻者优化算法在电力系统最优潮流中的应用

姓名：张倩

申请学位级别：硕士

专业：电力系统及其自动化

指导教师：陈维荣

20080601

摘 要

随着电力系统的快速发展,电网规模不断扩大,如何保证电力系统的经济、安全、稳定运行成为业界关注的焦点。为了实现这一目标,须通过调整各种控制变量,使系统潮流分配达到最优化,而变量和约束条件数目的剧增、变量之间复杂的函数关系和众多的非线性约束条件使最优潮流跻身于困难的大规模数学规划问题行列。群集智能优化算法以其独特的优点为解决电力系统最优潮流这类大规模复杂问题提供了新的途径与手段。

传统的最优潮流模型以实现电力系统的经济运行为目的,通过调整发电机机端电压、有载可调变压器分接头位置、并联无功补偿装置容量实现系统的最佳潮流配置,但对系统的电压稳定性却考虑不足。然而,在电力市场环境下,考虑到环境和经济因素的制约,电力系统的运行状态会越来越接近极限状态,此时电压稳定裕度很低,极易造成电压崩溃的事故。本文在建立最优潮流模型时,兼顾有功网损和电压稳定,考虑两个子目标不同的量纲和评价标准,通过进行归一化处理,将多目标优化问题转化为单目标优化问题。

本文回顾了最优潮流研究状况,总结了最优潮流的不同目标函数和不同的数学模型,对多种最优潮流优化算法进行了比较和讨论。作为一种新颖的人工智能算法,搜寻者优化算法(SOA)在许多方面显示出了优势,本文详细阐述了 SOA 的物理意义、数学模型和算法流程,并与带惯性权值的粒子群算法(PSO-W)、带收敛因子的粒子群算法(PSO-CF)、全面学习的粒子群算法(CLPSO)进行了比较。在此基础上,以系统潮流计算中雅可比矩阵的最小奇异值为静态电压稳定裕度的判据,考虑有功网损和静态电压稳定裕度,建立了本文的最优潮流模型。将 SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO 四种算法分别应用于 IEEE30 和 IEEE57 两个标准节点模型的优化,计算和比较结果表明:SOA 算法具有并行处理特征,鲁棒性好,在解空间中搜索时,搜索方向和搜索步长分开确定,避免了矢量运算的复杂性,使 SOA 与其他三种算法相比具有较强的全局收敛能力,在电力系统的最优潮流计算中,具有较强的优势。

最后,对所做工作进行了总结,对未来搜寻者优化算法在最优潮流中的应用进行了展望。

关键词:最优潮流; 搜寻者优化算法; 粒子群算法; 有功网损; 电压稳定

Abstract

With the rapid development of electric power system, the grids become larger and larger. How to guarantee the power system running economically, safely and stably become a focus in the world. In order to realize the optimal distribution of the power flow, different controlling variables are chosen to do the adjustment. The increase of variables and non-linear constraints along with the complicated relationship between them makes the optimal power flow (OPF) problem a complicated, large run mathematical programming one. The swarm intelligence optimization algorithm has the obvious advantages in searching the best solution for the large run, non-linear problem, offering new ways to solve the OPF problem.

The traditional OPF always takes the economical run of the electric power system as the destination, and gets the OPF results through adjusting the generator voltages, transformer taps and capacitor banks. However, the voltage stability is often neglected. In fact, in the condition of the electric power market at present, considering the influence of environmental and economical elements, the power system is apt to run closely to the margin status, resulting in the insufficient voltage stable redundancy. Therefore the voltage collapse will happen sometime. Power losses and voltage stability are both taken into account when creating the OPF model in the thesis. Due to the different dimension and valuation criteria, the normalization was carried out so as to convert the multi-objective optimization problem into a single one.

In the thesis, the review of the OPF research was carried out, including summarizing the different objective functions and mathematical models of OPF and comprising the different algorithms used in the OPF solution. Furthermore, seeker optimization algorithm (SOA) is a novel method in the swarm intelligence computation and appears its good performance in some fields, which was introduced in the thesis. The background, mathematical model and the optimization process of SOA were described. And the comparisons with PSO-W (Particle swarm optimizer with inertia weight), PSO-CF (particle swarm optimizer with constriction factor), and CLPSO (Comprehensive learning particle

swarm optimizer) were also done. Then the OPF model used in the thesis was established taking the power losses and voltage stability into consideration. The four algorithms were used in optimizing the IEEE30 and IEEE57 standard systems. After the computation and comparison, the conclusion was drawn that seeker optimization algorithm (SOA) features parallel handing and good robustness, which is useful in the non-linear programming problem. Because the searching direction and step length are determined independently, the performance of SOA is better than the other three methods with the excellent optimum search. So it is suitable for the OPF problem.

Finally, a summary was described in the thesis. Some suggestions about the OPF study in the future were pointed out.

Keywords: Optimal power flow (OPF); Seeker optimization algorithm (SOA); Particle swarm optimization (PSO); Power losses; Voltage stability

西南交通大学

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，同意学校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，允许论文被查阅和借阅。本人授权西南交通大学可以将本论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复印手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

1. 保密□，在 年解密后适用本授权书；
2. 不保密☒，使用本授权书。

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名：张倩

日期：2008.6.25

指导老师签名：陈维荣

日期：08.6.25

西南交通大学学位论文创新性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是在导师指导下独立进行研究工作所得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

本文工作的创新点是将一种新颖的进化算法——搜寻者优化算法(SOA)应用于电力系统最优潮流优化，采用考虑有功网损和电压稳定约束的潮流优化模型，进行了仿真试验，取得了较好的效果。

学位论文作者签名：张倩

日期：2008.6.25

第1章 绪论

1.1 电力系统最优潮流概述

自 20 世纪中叶以来,电力系统已成为工业系统中规模最大、层次复杂、资金和技术密集的复合工程系统之一,在人类的生产和生活中扮演了极其重要的角色。电能作为现代社会的主要二次能源,在供应着现代化社会生产和生活的大部分能量的同时,耗费了大量煤、石油等一次能源。在党的十七大报告中,明确提出了要加强能源资源节约和生态环境保护、增强可持续发展能力的目标。对于电力系统这样重要的能源转换系统,如何在保证安全供电的前提下减少能源资源消耗,提高其运行效率,实现其优化运行,成为电力系统工程技术人员和学者研究的热点。尤其近几年,随着我国国民经济的快速发展和人民生活水平的快速提高,用电量急速增长,全国都面临着电力严重短缺的局面。在如此严峻的形势下,深入研究电力系统的潮流优化问题更具有十分重要的意义。

电力系统潮流优化问题主要是在满足负荷需求的前提下,如何优化地配置系统资源以及调度系统内设备的运行工况,从而使系统发电所需的总费用或所消耗的总能源耗量达到最小这样一个运筹决策问题。现代电力系统优化是建立在电力系统潮流分析、数学优化理论、运筹学以及系统工程等多学科之上的,它所包含的内容十分广泛。最初关于电力系统优化的研究仅局限于系统的经济性,世界上几次大的电力系统事故后,人们逐渐认识到,由于一次大面积停电事故造成的经济损失,可能超过几十年经济调度的收益^[1],因此对系统优化的安全性要求越来越高,针对这一难题,国内外的一些学者进行了广泛的研究,并取了大量的研究成果。

20 世纪 60 年代初,法国学者 J.Carpentier 首先提出了建立在严格数学基础之上的电力系统最优潮流 (Optimal Power Flow, OPF) 模型,为电力系统安全经济运行奠定了基础。最优潮流通过调整各种控制变量,在满足电力系统潮流方程与运行约束的前提下,使得特定的一个或多个目标函数达到最优。由于电力系统的状态变量及相关函数的上下限值间有一定的间距,控制变量也可以在其一定的容许范围内调节,因此对某一种负荷情况,理论上可以同

时存在为数众多的、技术上都能满足要求的可行潮流解。这里每一个可行潮流解对应于系统的某一个特定的运行方式，具有相应总体的经济上或技术上的性能指标（如系统总的燃料消耗量、系统总的网损等），为了达到系统的优化运行，就有必要从所有的可行潮流解中挑选出上述性能指标最佳的一个方案，这就是最优潮流所要解决的问题^[2]。

最优潮流是一个大规模、多约束、非线性的优化问题，最终实现优化利用现有资源、降低发电、输电成本等目标，它所具有的技术经济意义是传统潮流计算所无法实现的。作为经典经济调度理论的发展与延伸，最优潮流将电力系统的经济性与安全性结合在一起，发展至今，已成为一种重要的电力系统网络运行分析和优化的工具，在电力系统运行、规划、能量管理等方面得到了广泛应用。然而，众多的约束和目标也导致最优潮流问题在时间和空间上的复杂性，在实际求解过程中，受计算条件的限制，通常需要进行有针对性的分析计算，这就形成了不同的最优潮流模型。

1. 经典最优潮流模型

经典最优潮流模型针对电力系统某一确定的网络结构和负荷情况，考虑发电机的有功功率和无功功率、以及变压器分接头和无功补偿器等控制手段，在线路功率限制和节点电压限制等约束条件下，达到系统发电费用最小、网络损耗最小或环境污染最小等运行目标。与潮流问题的 PQ 分解相似，利用有功分量与无功分量的弱耦合关系，可以从模型上把最优潮流这个整体优化问题分解为有功优化和无功优化，或称有功最优潮流与无功最优潮流。通过这两个子优化问题交替迭代求解，最终达到有功、无功综合优化^[3]。

2. 安全约束最优潮流模型

该模型分为故障前预防和故障后校正两类问题：预防性安全约束最优潮流^[4]对正常状态系统进行优化，使系统在正常状态和预想故障状态下能满足安全约束，目标函数为系统在正常状态的运行成本最小；校正性安全约束最优潮流^[5]对故障后的系统进行优化，目标是以最小的调节代价把系统调整到安全域内。

3. 电压稳定约束最优潮流模型

目前评定电压稳定性的指标可以分为状态指标和裕度指标两大类^[6]。状态指标只取用当前状态的信息，如无功备用指标、电压崩溃临近指标、表征雅可比矩阵奇异性的最小特征值或者最小奇异值指标等；裕度指标为负荷母线电压幅值上下限约束、发电机母线无功输出功率的上下限等。在最优潮流

中计算电压稳定性有两种方式：①把电压稳定指标与最优潮流结合到一个问题中，同时求得最优控制方式及对应的电压稳定裕度；②把电压稳定指标的分析与计算从最优潮流中独立出来，通过电压稳定指标与最优潮流问题的迭代求解得到最优控制方式。

4. 含灵活交流输电设备的最优潮流模型

灵活交流输电系统(FACTS, Flexible AC Transmission System)作为变革性的前沿技术给传统交流输电系统带来了新的活力，为了在系统优化调度中考虑 FACTS 设备的调节作用，需要建立含 FACTS 设备的最优潮流模型。1998 年，文献[7]首次提出了适应于最优潮流问题的统一潮流控制器(UPFC, Unified Power Flow Controller)模型，该模型可以灵活模拟 UPFC 的各种运行模式，并且送端节点和受端节点都可以进行有功无功控制。

5. 电力市场下的最优潮流模型

最优潮流能为电力市场运营者提供更透明、更公平的最优决策，因此在电力市场的阻塞管理、负荷管理，以及实时电价、无功定价、输电定价和可用传输能力等方面得到了广泛应用^[8]。文献[9]中提出了利用最优潮流求解无功实时电价的方法，其最重要的贡献是揭示了最优潮流模型中对应于潮流平衡方程的拉格朗日乘子与有功、无功负荷的实时电价具有相同的经济含义，说明最优潮流是一种极具潜力的实时电价计算方法。

从电力工业的发展及其运营角度看，最优潮流能够把系统的安全性和经济性融为一体，并根据具体要求协调系统中的控制设备，因此在系统的安全运行问题变得日趋尖锐和复杂的情况下，它自然成为系统优化运行不可或缺的辅助工具。同时，随着社会的发展，社会生产和生活对电能的依赖性越来越强，也对电力系统运行水平提出了越来越高的要求，近年来电网互联、电力市场化，以及控制设备的多样化、新能源技术的发展等，给电力系统优化运行带来了新的机遇和挑战。

在最优潮流的发展过程中，除了对数学模型的研究以外，更大量的是从改善算法的收敛性能，提高计算速度等目的出发，提出了最优潮流计算的各种方法，实现对电力系统的最优潮流优化。

1.2 电力系统最优潮流算法

从数学上讲，最优潮流问题是一个多变量、高维数、多约束、连续和离

散的变量共存的混合非线性优化问题，其优化方法的发展与数学规划方法的发展密不可分。随着系统规模的不断扩大，变量和约束条件的数目剧增，变量之间复杂的函数关系和众多的非线性约束条件使最优潮流跻身于最困难的大规模数学规划问题之列，从 1962 年至今，学者们在这一领域进行了四十多年的探索和研究，提出了各种优化方法，大致可分为经典的优化算法和人工智能的优化算法两大类。本节总结并介绍了各类优化方法和它们应用于电力系统最优潮流优化中的研究状况，并简要分析它们各自的特点。

1.2.1 电力系统最优潮流的经典算法

电力系统最优潮流的经典算法主要有线性规划法和非线性规划法，如梯度法、牛顿法、内点法和解耦法等解算方法，这类算法的特点是以一阶或二阶梯度作为寻找最优解的主要信息。从六十年代提出最优潮流问题到今天，这类优化算法已在电力系统最优潮流中取得了较好的成果。下面将对线性规划(LP, Linear Programming)、非线性规划(NLP, Non-linear Programming)中的二次规划(QP, Quadratic Programming)、梯度法(DG, Degraded Gradient Algorithm)、牛顿法(NM, Newton Method)、内点法(IP, Interior Point Algorithm)等进行简要介绍。

1. 线性规划法

20世纪70年代开始，以B.Stott和O.Alsac为代表的一批学者，致力于开发基于线性规划技术的最优潮流算法，并极力推荐在有功优化与无功优化中都采用线性规划技术^[10]。线性规划法是研究在一组线性约束条件下，寻找目标函数的最大值或最小值的问题。将其应用于电力系统最优潮流的原理就是把目标函数和约束条件全部用泰勒公式展开，忽略高次项，或将目标函数分段线性化，使非线性规划问题在初始点处转化为线性规划问题。线性规划方法对严格的凸函数优化很有效，但对有功无功耦合的目标函数优化，尤其是对以网损最小化为目标的优化效果不好，加之在最优潮流问题中，要考虑的等式约束方程，即每个节点的有功和无功功率注入平衡方程是典型的非线性方程，因此在耦合的最优潮流问题中较少使用线性规划法求解。但由于有功潮流可以以很好的精度线性化，而电力系统经济调度主要对发电厂有功进行调配，因此线性规划方法能够在安全约束经济调度中广泛地应用^[11,12]。在计及暂态稳定约束最优潮流问题的线性规划模型中有效地解决系统运行的经济性

和安全性的结合问题^[13]。它的优点是计算速度快、收敛可靠，便于处理大量的约束，因此适合对大系统进行优化计算。

2. 非线性规划法

非线性规划法处理在等式约束或不等式约束条件下优化目标函数，其中等式约束、不等式约束和目标函数至少有一个为非线性函数。其中二次规划法、牛顿法、惩罚函数法以及近几年讨论比较多的内点法都是非线性规划法的一种。由于最优潮流问题中的等式约束是典型的非线性等式，因此非线性规划法也就成为解决最优潮流问题的常用方法。二次规划法所优化的目标函数多为二次实函数，其约束为线性的等式、不等式，由于二次规划可以由泰勒展开转化为线性规划，因求解简单而近年来得到了人们的青睐。且二次规划法和牛顿法都是二阶的方法，用这两种方法解决最优潮流问题收敛精度较好，同时非线性规划法克服了线性规划的缺点，能很好地解决耦合的最优潮流问题，但缺点是计算拉格朗日函数的二阶偏导数时，计算量大、计算复杂。

(1) 简化梯度法DG(Degraded Gradient)

1968年Dommel和Tinney首次提出了运用简化梯度法来计算最优潮流问题^[14]，该方法由于原理简单、易于实现等优点获得了广泛的应用。简化梯度最优潮流算法利用极坐标形式的牛顿拉夫逊潮流程序，采用梯度法沿着控制变量的负梯度方向寻优，具有一阶收敛性，用拉格朗日乘子处理等式约束^[15]，用Kuhn-Tucker罚函数处理越限的不等式约束。该方法程序编制简便，只要在常规的极坐标牛顿潮流中稍作扩充就可以得到，其所需存储量小，对初始点无特殊要求，曾获得普遍重视，是一种有效地求解较大规模最优潮流问题的计算方法。

尽管简化梯度最优潮流算法获得了较大的成功，广大研究者也对此算法作了改进，但其缺点也非常明显：由于梯度法前后两次的搜索方向总是互相垂直的，因此迭代点在向最优点接近的过程中，收敛速度非常慢；另外，由于采用罚函数处理不等式约束，罚因子的选择，对算法的收敛性影响很大，取得过小不利于消除越界的影响，取得过大则收敛性容易变差。因此，目前一般不用该方法作最优潮流的研究。

(2) 序列二次规划法SQP(Successive Quadratic Programming)

序列二次规划法^[16]属于典型的非线性规划算法，其所优化的目标函数为二次实函数，其约束一般为线性。序列二次规划法使用拟牛顿法^[17-19]作为主算法，使用罚函数处理约束，使用一种按照一定规则更新的矩阵来近似代替

二阶海森矩阵。有约束的拟牛顿法由于加入了Kuhn-Tucker方程的二阶信息，能保证超线性的收敛性，在每一次迭代中PQ子问题依次被求解，所以又称为序列二次规划法。

二次规划法是二阶的方法^[20,21]，解决最优潮流问题收敛精度较好，能很好地解决耦合的最优潮流问题，但缺点是计算拉格朗日函数的二阶偏导数时，计算量大、计算复杂。

(3) 牛顿法(Newton Method)

Sun D.I.等人于 1984 年提出了用牛顿法求解最优潮流的思想，由于具有二阶收敛速度，该方法得到了国内外学者的高度评价。牛顿算法不区分状态变量和控制变量，充分利用了电力网络的物理特征和稀疏矩阵技术，收敛速度快，大大推动了最优潮流的实用化进程。如何准确估计起作用的不等式约束集是实施牛顿法的关键，文献[19]提出用线性规划技术取代试验迭代来进行起作用的不等式约束集的识别，减少了迭代的次数，提高了收敛速度；针对数值不稳定性和如何快速正确地预估起作用的不等式约束集问题，文献[20]用一种改进的软惩罚策略处理牛顿法中基本迭代矩阵的“病态”问题，根据电网的拓扑结构，通过启发式预估策略来处理起作用的电压不等式约束集，这种方法节省了迭代次数，提高了牛顿最优潮流算法的收敛性和计算速度；在文献[21]中，罗可等提出解耦半光滑牛顿型算法，它的特点是结合了电力系统固有的弱耦合性质，构造了求解 OPF 问题的一类解耦半光滑牛顿算法。

牛顿法最优潮流优点在于：利用了目标函数的二阶导数信息，收敛快；其海森矩阵是稀疏矩阵，可以充分应用稀疏技术，适合大规模网络计算。缺点是：难以有效确定约束集，普遍采用试验迭代法，编程实现困难；对应控制变量的海森矩阵对角元素易出现小值或零值，造成矩阵奇异；引入的拉格朗日乘子的初值对迭代计算的稳定性影响较大。

(4) 内点法(Interior Point Algorithm)

1984年，AT&T贝尔实验室数学家Karmarkar提出了内点法，其基本思想是：给定一个可行的内点，使其沿着可行方向出发，求出使目标函数值下降的后继内点，沿另一个可行方向求出使目标函数值下降的新内点，如此重复直至得到最优解，迭代次数和系统规模无关。目前，内点法已被广泛应用于电力系统最优潮流问题的研究，其计算速度和处理不等式约束的能力均超过了求解非线性规划模型的牛顿算法，随后又有很多学者对其计算速度和精度进行了改进。文献[22]提出的基于对数障碍函数的原-对偶内点法，将变量不等式

约束通过松弛因子变为等式约束,并将松弛因子以对数障碍函数的形式引入目标函数,形成一个无约束的扩展目标函数。文献[23]提出了求解电力系统最优潮流问题新的非线性多中心校正内点算法。该算法采用仿射方向作为预测方向,在校正方向上增加了权系数,并通过线性搜索方法确定权系数的最优值,在预测方向和校正方向的组合方向上获得最大的迭代步长值;同时通过检验校正后的方向是否落在中心轨迹的对称邻域内来保证算法的收敛性。算法能够通过单次校正获得较大的计算步长,从而提高了计算的速度。

与牛顿法相比、内点法求解最优潮流是在可行域内部向最优解逼近,无需估计起作用的约束集的困难,广泛应用的原-对偶内点算法收敛迅速、鲁棒性强,对初值的选择不敏感。但是,其对偶变量和障碍参数的确定需要根据人为经验给出,并且迭代步长的控制也较复杂。

以上算法普遍存在以下两方面的局限性:

1. 由于电力系统规模越来越大,控制变量越来越多,其解空间是多维、复杂的,而这些方法均是从一个初始解开始寻优,能否实现全局最优而非局部最优,和初始点的选取密切相关,初始点位置的选取直接影响优化结果,所以只有接近优化域的初始点才有可能接近最优解,否则就会落入局部优化域中。
2. 最优潮流问题是既有连续变量又有离散变量的优化问题,而以上方法一般要求连续、可微或非线性,不能实现连续变量和离散变量的精确处理,因而对于不可微、不连续的有离散变量的最优潮流优化问题往往无能为力。

针对这些问题,人们逐渐把人工智能方法运用于最优潮流这一领域。

1.2.2 人工智能的最优潮流算法

自 20 世纪 50 年代以来,随着科学技术领域中多学科的交叉和渗透,优化计算领域出现了一系列智能优化方法,也称为基于随机搜索的优化方法。这些算法是基于对自然界和人类本身的有效类比而获得启示的智能优化方法,其中以遗传算法、模拟退火算法、禁忌搜索和粒子群算法等为代表。由于基于随机搜索的优化方法具备全局寻优能力,对函数性态的依赖性小,近年来在最优潮流领域中迅猛发展并得到广泛研究^[28-30]。

1. 遗传算法(Genetic Algorithm, GA)

1975 年, 美国科学家 John Holland 首次系统化地阐述了遗传算法^[27]。该方法是一种模仿生物界自然选择原理和自然遗传机制的随机搜索寻优算法, 其机理源于自然界中生物进化的选择和遗传, 通过选择(Selection)、杂交(Crossover)和变异(Mutation)等核心操作, 实现“优胜劣汰”。许多领域的研究实践表明, 遗传算法在解决多变量、多约束、非线性、不连续问题时, 显示出其独特的优势, 非常适合用来处理具有离散变量的最优化问题^[28,29]。

把遗传算法应用于最优潮流时, 其基本步骤如下: 首先对控制变量进行编码, 并对该码串随机赋一组初值, 然后通过目标函数适应度值评价其优劣, 通过遗传操作(选择、杂交和变异), 使其重新组合, 适应度值低的被淘汰, 只有适应度值高的才有机会生存下来, 最终生存的码串所对应的解为最优解。

基于遗传算法的最优潮流优点如下: 算法的基本思想简单, 运行方式和实现步骤规范, 便于具体使用; 直接处理的对象是决策变量的编码集而不是决策变量实际值本身, 搜索过程既不受优化函数的连续性约束, 也没有优化函数导数必须存在的要求; 遗传算法采用多点搜索, 具有很高的隐含并行性; 遗传算法是一种自适应搜索技术, 其选择、交叉、变异等运算都是以一种概率方式来进行, 从而增加了搜索过程的灵活性, 具有较好的全局优化求解能力。其主要不足在于容易陷入局部最优; 群体中所有的个体都陷入于同一极值而停止进化, 或者接近最优解的个体总是被淘汰, 进化过程不收敛。

2. 模拟退火法(Simulated Annealing Algorithm, SA)

模拟退火法是 1982 年 Kirk Patrick 等将固体退火思想引入组合优化领域而提出的一种大规模组合优化问题的有效近似算法, 其物理背景是固体退火过程的物理图像和统计性质^[30]。该算法模拟了金属溶液冷却或退火的过程, 即退火过程中能量逐渐减小, 退火结束后, 金属的能量最小。该算法是一种随机的启发式搜索方法, 适用于处理非线性规划问题, 能以较大概率(理论证明能够以概率 1 收敛到全局最优)求得优化问题的全局最优解。

模拟退火法寻优结束时能得到优化问题的最小值, 但其参数的选取比较复杂。为了使最终解尽可能接近全局最优, 退火过程不能太快, 但这又使算法的计算时间过长。为此, 不少学者在这方面做了大量研究工作。在文献[31]中, Chen L 等提出了基于熵理论的最优潮流代理约束算法, 将最优潮流问题中的大量不等式约束用一个代理约束不等式来处理, 这种方法减小了最优潮流问题的规模和维数, 减少了计算时间, 非常适用于低温下的 SA 算法; 文献

[32]根据电力系统实际运行情况及模拟退火算法自身的特点,就编码方式、状态产生函数、状态接受函数、初温、温度更新函数以及内外循环终止准则等主要问题提出了改进SA算法,该方法具有搜索效率高、原理及实现简单、速度快等优点;模拟退火算法收敛性较好,计算精度高,但是参数的确定不太方便,另外计算时间也比较长,一般只做离线研究,不能满足在线应用的需要。

3. 粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)

粒子群算法最初是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年受人工生命研究结果启发,在模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群集行为时提出的一种基于群集智能的演化计算技术^[33]。该方法具有深刻的智能背景,既适合科学研究,又适合工程应用。因此,PSO 一经提出,立刻引起了演化计算领域研究者的广泛关注,并在短短几年时间里涌现出大量的研究成果,已经在函数优化、神经网络设计、信号处理等应用领域取得了成功。

近几年,粒子群算法已经被逐渐应用到电力系统最优潮流研究中。文献[34]根据模拟退火原理确定PSO算法的惯性权重因子值,并以IEEE30系统为例,分别对以燃料成本最小、电压轮廓改善和电压稳定性提高为优化目标的目标函数进行了测试,仿真计算结果显示该方法在收敛速度和精度上比标准PSO拥有明显的优势;在文献[35]中,刘自发等提出了一种结合混沌变量良好的遍历特性及混沌优化特点的混沌粒子群优化方法,该方法利用混沌对初始值的敏感性和遍历特性,有效地克服了PSO算法的局部收敛问题;

粒子群算法的优点表现在实现非常简单,收敛速度快,并且可以并行处理,具有较好的鲁棒性和全局寻优能力。其不足之处在于:与比较鲜明的生物社会背景相比,目前 PSO 算法的数学基础还比较薄弱,因而,对其数学基础的研究有待加强,包括算法本身的收敛性分析、抗局部极值能力和不同的参数影响等。

此外,近年来兴起的差分进化算法(DE)、人工免疫算法(IA),以及带惯性权值的粒子群算法(PSO-W)、带收缩因子的粒子群算法(PSO-CF)、全面学习的粒子群算法(CLPSO)等改进算法,在收敛速度和寻优能力方面均取得了良好的效果,因此人工智能方法被广泛地用于多目标最优潮流和动态最优潮流计算。^[36-38]

1.2.3 人工智能算法和传统算法的区别

1. 传统的优化算法以 1 个解为迭代的初始值，而人工智能优化算法以 1 组解为初值，寻优范围大。；
2. 传统优化算法搜索策略为确定性的，而人工智能优化算法的搜索策略是结构化和随机化的；
3. 传统优化算法大多数需要导数信息，而人工智能优化算法仅用到优化目标函数值的信息，不依赖目标函数的导数信息。
4. 人工智能优化算法对问题的数学描述不要求满足可微性、凸性等条件，而传统搜索算法对此有着较严格的要求；
5. 人工智能算法具有全局优化性能、鲁棒性强、通用性强且适于进行并行计算的特点，而传统算法不具有这些优点。

搜寻者优化算法(Seeker Optimization Algorithm, SOA)是一种基于群智能和人类认知学习过程而提出的一种群集智能优化算法^[39]，通过模拟人的随机搜索行为来寻优的算法。采用人的交流、协作、记忆、推理、学习知识与经验等的智能行为，结合搜索和进化思想，通过搜寻者的位置更新，实现所求问题解的优化。SOA 概念明确、清晰，易于理解，是进化算法研究领域的一种有益尝试，目前，SOA 已应用于函数优化、无功优化、神经网络权值优化、燃料电池建模参数选取、滤波器参数优化等领域^[40-42]，本文将把 SOA 应用于电力系统最优潮流优化中去，期望得到较好的优化效果。

1.3 本文的主要工作

本文的研究工作主要有以下几方面：

1. 回顾了电力系统最优潮流问题的研究现状，对最优潮流的研究意义、考虑不同因素的最优潮流模型进行了总结和评述，并简要介绍了用于最优潮流计算的不同优化算法，并对各种算法进行了比较。
2. 详细阐述了经典最优潮流的理论模型，结合电力系统的电压稳定性，系统介绍了电压稳定的概念、分类，分析了与电压稳定相关的不同判据，在此基础上，提出了本文所讨论的同时考虑静态电压稳定和有功网损最小为目标的最优潮流模型。
3. 详细介绍了搜寻者优化算法(SOA)的物理意义、基本原理、数学模型

及计算过程，并对带惯性权值的粒子群算法（PSO-W）、带收敛因子的粒子群算法（PSO-CF）、全面学习的粒子群算法（CLPSO）进行了分析和介绍，对几种算法的性能进行了全面比较。

4. 同时考虑有功网损和静态电压稳定，在相同的试验条件下，采用四种优化算法分别对 IEEE30 节点模型和 IEEE57 节点模型两个标准系统进行优化，通过对优化结果的分析 and 比较，从算法的收敛性能、计算速度、鲁棒性等几个方面评价了几种算法的性能，通过比较和分析，得出搜寻者优化算法具有较为优越的寻优能力。

第 2 章 电力系统最优潮流问题

2.1 电力系统最优潮流的模型

2.1.1 最优潮流的变量

在最优潮流的算法中,常将所涉及的变量分成状态变量(x)及控制变量(u)两类。控制变量通常由调度人员可以调整、控制的变量组成;控制变量确定以后,状态变量也就可以通过潮流计算确定下来。

常用的系统控制变量(u)主要包括:

1. 除作为平衡节点的发电机外,其它发电机的有功出力;
2. 所有发电机节点及具有可调无功补偿设备节点的电压模值;
3. 带负荷调压变压器的变比。

状态变量(x)通常为:

1. 除平衡节点外,其它所有节点的电压相角;
2. 发电机节点以及具有可调无功补偿设备节点之外,其它所有节点的电压模值。

2.1.2 最优潮流的约束条件

1. 最优潮流的等式约束条件

最优潮流是经过优化的潮流分布,为此必须满足基本潮流方程,这就是一般最优潮流问题的等式约束条件。

系统各节点有功、无功潮流方程分别为:

$$\begin{aligned} P_{Gi} - P_{Di} - P_i(u, x) &= 0 & (i = 1, 2, \dots, N) \\ Q_{Gi} - Q_{Di} - Q_i(u, x) &= 0 & (i = 1, 2, \dots, N) \end{aligned} \quad (2-1)$$

其中: P_{Gi} 为母线 i 上有功发电功率;

Q_{Gi} 为母线 i 上无功发电功率;

P_{Di} 为母线 i 上有功负荷功率;

Q_{Di} 为母线 i 上无功负荷功率;

P_i 为由 u, x 计算出母线 i 的有功注入功率;

Q_i 为由 u, x 计算出母线 i 的无功注入功率;

N 为母线数。

当母线 i 为负荷节点时, 式(2-1)中的 P_{Gi} 和 Q_{Di} 为 0, 同时式(2-1)可以进一步简化表示为如下统一形式:

$$g(u, x) = 0 \quad (2-2)$$

2. 最优潮流的不等式约束条件

最优潮流中含有大量的不等式约束, 主要包括:

- (1) 有功电源出力上下限约束;
- (2) 可调无功电源出力上下限约束;
- (3) 带负荷调压变压器变比 K 调整范围约束;
- (4) 节点电压模值上下限约束;
- (5) 输电线路或变压器等元件中通过的最大电流或视在功率约束;
- (6) 线路通过的最大有功潮流或无功潮流约束;
- (7) 线路两端节点电压相角约束。

可以将上述的不等式约束条件统一表示为如下形式:

$$h(u, x) \leq 0 \quad (2-3)$$

主要变量的上下限约束, 包括有功电源的出力、可调无功电源的出力、有载调压变压器的变比:

$$\underline{P_{Gi}} \leq P_{Gi} \leq \overline{P_{Gi}}, \quad i \in SG \quad (2-4)$$

$$\underline{Q_{Gi}} \leq Q_{Gi} \leq \overline{Q_{Gi}}, \quad i \in SR \quad (2-5)$$

$$\underline{T_{ij}} \leq T_{ij} \leq \overline{T_{ij}}, \quad i, j \in Sr \quad (2-6)$$

函数不等式约束, 主要指节点电压幅值的上下限约束和输电线路的功率约束:

$$|V_i|^2 \leq (e_i^2 + f_i^2) \leq \overline{|V_i|^2}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2-7)$$

$$\underline{P_{ij}} \leq P_{ij} \leq \overline{P_{ij}}, \quad (i, j) \in SCL \quad (2-8)$$

$$\text{其中, } P_{ij} = (e_i^2 + f_i^2 - e_i e_j - f_i f_j) G_{ij} + (e_i f_j - e_j f_i) B_{ij} \quad (2-9)$$

e_i 、 e_j : 节点 i 、 j 的有功电压

f_i 、 f_j : 节点 i 、 j 的无功电压

T_{ij} : 有载调压变压器的变比;

SG 、 SR : 有功和无功电源的集合;

Sr : 变压器的集合;

V_i : 节点 i 处的电压;

SCL : 约束线路的集合;

$\overline{(\bullet)}$, $\underline{(\bullet)}$ 变量或函数的上下限。

2.1.3 最优潮流的数学模型

1. 电力系统最优潮流问题的数学模型可以表示为^[43]

$$\begin{cases} \min f = f(u, x) \\ \text{s.t. } g(u, x) = 0 \\ h(u, x) \leq 0 \end{cases} \quad (2-10)$$

可以看到, 电力系统最优潮流计算是一个典型的多约束非线性规划问题。采用不同的目标函数并选择不同的控制变量, 再和相应的约束条件相结合, 就可以构成不同应用目的的最优潮流问题。

2. 最优潮流的目标函数

最优潮流的目标函数可以是任何一种按特定的应用目的而定义的标量函数。常见的目标函数有:

(1) 系统的有功网损最小

$$\min f = \sum_{i,j \in NL} (P_j + P_{ji}) \quad (2-11)$$

式中, NL 表示所有支路的集合。也可以采用系统有功发电功率之和最小:

$$\min f = \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} \quad (2-12)$$

此外, 针对不同目的可以选择多种目标函数, 例如: 无功补偿效益最大、

系统交换功率最小、切除负荷量最小和功率调整量最小等。可统一表示为：

$$\min f = f(x, u) \quad (2-13)$$

在采用有功网损作为目标函数的最优潮流问题中，除了平衡节点以外，其它发电机的有功出力都认为是给定不变的。因而对于一定的负荷，平衡节点的注入功率将随着有功网损变化而改变，于是平衡节点有功注入功率的最小化就等效于系统总网损的最小化。为此可以直接采用平衡节点的有功注入作为网损最小化问题的目标函数，即有：

$$\min f = \min P_i(U, \theta) \quad (2-14)$$

式中： $P_i(U, \theta)$ 为平衡节点的有功注入量， U 为节点电压， θ 为相角。

(2) 全系统发电燃料总耗量（或总费用）最小

$$\min f = \sum_{i=1}^{NG} F_i(P_{Gi}) \quad (2-15)$$

式中： NG 为全系统发电机的集合，其中包括平衡节点 s 的发电机组； $F_i(P_{Gi})$ 为发电机组 G_i 的耗量特性； P_{Gi} 为发电机组 i 的有功发电功率。机组的耗量特性可以采用线性、二次或更高次的函数关系式。

机组的耗量特性通常可用二次函数表示：

$$F_i(P_{Gi}) = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i \quad (2-16)$$

式中： a_i, b_i, c_i 为系数。

2.2 电力系统的电压稳定问题

随着电力市场的发展和电网规模的扩大，电力市场的竞争机制，环保的制约以及电力企业追求电网经济效益的驱使，使电力系统运行不断逼近极限，电网运行在电压稳定裕度很低的工作点，若不及时处理，电网局部电压失稳将影响到整个电网，导致整个电网电压失稳甚至崩溃。因此，在最优潮流中考虑电压稳定约束十分必要。

2.2.1 电压稳定的概念

在二十世纪四十年代苏联学者马尔柯维奇提出第一个电压稳定判据^[44]。但在七十年代末期之前，电压稳定领域的研究几乎停滞不前。使电压稳定问

题再次成为人们关注焦点的是 1978 年在法国发生的重大电压崩溃事故,给该国造成了巨大的损失,此后,各国加强了对电压稳定的研究工作。在研究的早期,人们普遍认为电压稳定是一个静态问题,研究的重点集中在静态机理探讨和基于潮流方程的极限运行状态的求取;随着研究的深入,人们逐渐认识到电压稳定问题的复杂性,同时开展了动态研究,主要包括电压崩溃现象的物理本质探讨、动态机理分析和考虑元件动态特性的系统建模工作。由此可以把电压稳定的研究分成三个阶段:

第一阶段,从马尔柯维奇提出第一个判据到七十年代末期,是电压稳定问题研究的起步阶段,人们的重视不够;

第二阶段,从七十年代末期到八十年代末期,是注重静态研究的阶段;

第三阶段,从九十年代初期到现在,是对动态机理进行广泛研究的阶段。

IEEE 最早给出了电压稳定性、电压崩溃和电压安全性的定义。所谓电压稳定^[45],是指系统维持电压的能力,当系统出现扰动、负荷增大或系统结构变更而使电压下降,并且运行人员和控制系统的控制已无法终止这种电压下降时,系统就会进入电压不稳定的状态。这种电压下降可能只有几秒钟,也可能长达几十分钟,甚至更长。如果电压不停地下降,电压崩溃就会发生;所谓电压崩溃,是指由于电压不稳定所导致的系统大面积、大幅度的电压下降的过程;电压安全性是指在出现任何适当而又可信的预想事故或有害的系统变更后,系统维持电压稳定的能力。

电压稳定问题本质上是一个动态问题,它与发电机及其调节系统、负荷、无功补偿系统、直流输电等元件的动态特性有很大关系。有载调压变压器抽头限制、并联电容器或电抗器的投切容量限制、输电线路开断等离散事件,对电压稳定性也有着重要的影响,有些离散事件还可能直接引起系统发生电压失稳。一般认为电压不稳定是由发电系统和输电系统不能够满足系统负荷的有功功率或无功功率需求所致。

2.2.2 电压稳定的分类

1. 电压稳定可分为静态电压稳定和动态电压稳定。

根据相关文献^[46-48],静态电压稳定研究的是平衡点的稳定情况,关注的是电压水平;动态电压稳定,一般研究系统电压的动态变化特性。这种变化特性是由系统元件(包括负荷)的动态特性所影响,因此侧重于研究系统无功

补偿元件(包括负荷)的动态特性对电压稳定的影响。而传统的电压稳定性是指电力系统受到扰动后,系统电压能够保持或者恢复到约束范围内的能力,其研究目标与静态电压稳定的研究目标一致。本文主要研究静态电压稳定约束下的最优潮流优化问题。

2. 电压稳定依扰动的不同性质可以分为“小扰动电压稳定”与“大扰动电压稳定”两类^[49]。

(1) 小扰动电压稳定是指系统在小的扰动后维持各节点稳态电压在一定范围的能力。在电压稳定分析中,小扰动分析通常结合非线性的分岔理论以研究电压失稳背后的机理之一——平衡点的稳定性。由于小扰动下的系统可以线性化,因此可以在这种电压稳定分析中借用诸如矩阵特征值/特征向量、参与因子、灵敏度等小扰动功角稳定分析中常用的手段。

(2) 大扰动电压稳定指系统在经历诸如断线、短路、切机等故障后系统维持稳态电压的能力。这种能力由系统-负荷特性、连续与离散的控制和保护的相互作用所决定。大扰动稳定性的确定需要在足够长时间内观察系统的非线性动态特性以便获取如带负荷调压变压器的变比调节器和发电机励磁电流限制器等一些装置的相互作用情况,研究时段可从几秒延长到数十分钟。因此需要通过长期动态仿真进行分析。大扰动电压稳定的判据,是在给定的扰动及随后的系统控制作用下,所有母线电压都达到可接受的稳态水平。

2.2.3 电压稳定性指标

电力系统静态电压稳定指标是规划和系统运行的重要技术参数。文献[6]对电压稳定性的指标进行了分类,并对主要的静态电压稳定指标进行了详细的分析,目前应用的静态电压稳定分析指标多数都是基于潮流或扩展的潮流方程的,本质上是以电力网络的极限输送能力作为电压崩溃的临界点。从物理上讲,是系统的各点到达最大功率曲线上的一点,从数学分析的角度上是使潮流的雅可比矩阵奇异的点。常用的静态电压稳定指标主要包括:

1. 灵敏度指标^[50]

灵敏度指标是最早应用的静态电压稳定分析的指标之一,该方法以潮流方程为基础,利用系统中某些物理量之间的微分关系来研究系统的稳定性。

目前的灵敏度指标较多：有反映负荷节点电压随负荷功率变化的指标；有反映发电机无功功率随负荷功率变化；有反映网损功率随负荷功率变化或发电机出力变化等按照电压稳定灵敏度的物理本质，还可以构造出许多类型的灵敏度指标。从数学上灵敏度指标可以分为两种类型：状态变量 X 对控制变量 U 的灵敏度 dX/dU 和输出变量 Y 对控制变量 U 的灵敏度 dY/dU ，前者简称为状态变量灵敏度，后者简称为输出变量灵敏度^[51]。

2. 雅可比矩阵的奇异值指标^[52]

雅可比矩阵的奇异值指标是指由矩阵的奇异分解来确定矩阵的秩，它应用于电压崩溃分析时集中监测最小奇异值，直到崩溃点，该最小奇异值变为 0。因此，雅可比矩阵的最小奇异值可以作为一个好的静态电压稳定指标，而且与最小奇异值关联的左、右奇异向量包含了重要信息，右奇异向量中的最大元素指示最灵敏的电压幅值(关键节点)，而左奇异向量中的最大元素对应于功率注入的最灵敏方向(关键发电机)。此外，还可以求出各个负荷节点的等效雅可比矩阵，再求出各个矩阵的奇异值，最后经比较找到最小奇异值，也就找到了对系统电压稳定影响最大的节点。

奇异值法是基于线性化潮流方程的，而潮流雅可比矩阵是依赖于系统各个元件的功率电压特性的。当潮流接近于临界状态时，这些非线性元件的功率电压特性如何线性化对临界模式的识别有很大的影响。

3. 电压稳定性接近指标^[53]

通常，电压稳定性接近指标也是基于静态模型的，这些方法不需要实际计算发生电压崩溃的运行点就能预测电压崩溃的可能性。电压稳定性接近指标分为基于潮流解的邻近电压崩溃指标、基于一般潮流的电压稳定指标、基于潮流解对的邻近电压崩溃指标。

该方法提出较早，在电力系统中应用也比较广，因其指标结构简单，可应用于多节点系统内局部区域负荷增长的情况，对于负荷一致增长的不稳定计算有足够的精度，可用于在线分析，但是也存在一些缺点：它不能提供任何有关支路和发电机参与情况的信息且仅限于传统潮流模型，而且在计算 L

指标时，没有考虑发电机的无功限制，这些是仍待改进的地方。

4. 裕度指标^[54]

从系统给定运行状态出发，按照某种模式，通过负荷增长或传输功率的增长逐步逼近电压崩溃点，则系统当前运行点到崩溃点的距离可作为电压稳定程度的指标。其优点为：能给运行人员提供一个较直观的代表系统当前运行点到电压崩溃点距离的量度；系统运行点到崩溃点的距离与裕度指标的大小呈现线性关系；可以比较方便地计及过渡过程中各种因素如约束条件、发电机的有功分配、负荷增长方式等的影响。

5. 局部指标^[55]

局部指标只研究某节点或局部区域负荷增长对系统稳定的影响，大大减少了电压稳定分析计算量，计算速度快，可应用于在线分析。局部指标可分为局部负荷裕度指标和负荷节点电压稳定性安全指标等。

6. 阻抗模指标^[56]

由潮流方程有解的条件可知，当负荷节点的等效阻抗等于该节点网络的等效阻抗时，该网络输送功率达到极限，也就是稳定极限，因此可以在负荷节点处监视负荷阻抗以及网络等效阻抗的大小。当二者接近时，表示系统运行接近稳定极限。节点电压静态稳定问题研究中，在运行中的某一时刻从待研究的负荷节点看向系统的等效阻抗，其大小表示节点与系统联系的紧密程度，等效电距离值越大，说明该节点离等效恒压节点越远，从而系统对该节点电压的控制越弱；等效电距离值越小，说明系统越容易控制该节点的电压。阻抗模方法不但可以用于计算临界点，也可以用于弱节点的判断，该方法线性性比较好，但计算费时，而且由于戴维南等效带来的误差，使得计算结果有一定的偏差，从而影响了其实用性。

在本文的最优潮流模型中，主要采用收敛潮流的雅可比矩阵的最小奇异值指标进行电压静态稳定裕度的度量计算。

2.2.4 雅可比矩阵最小奇异值

对于 N 节点电力系统, 由正常工作点向稳定极限过渡时, 其收敛潮流对应的雅可比矩阵 J 向奇异的方向变化; 当系统电压达到静态稳定极限的临界点时, J 奇异^[57]。由此看出, 某一系统电压静态稳定裕度的指标的求取, 可以转化成确定相应的雅可比矩阵的最小奇异值问题, 所以, 矩阵的奇异值分解理论是解决此问题的基础。

定理 2.1^[58] 一般地, 对于秩为 r 的任何矩阵 $A \in R^{m \times n}$, 存在 n 阶酉矩阵 U 和 m 阶酉矩阵 V , 使 $A = V \begin{bmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{bmatrix} U^T$ 或 $V^T A U = \begin{bmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{bmatrix}$ (2-17)

式中, $\Sigma = \text{diag}(\delta_1 \delta_2 \dots \delta_r)$, 为 r 阶可逆对角矩阵 $\delta_{\max} = \delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \delta_r = \delta_{\min} > 0$, r 为矩阵 A 的秩, 上标 T 表示矩阵转置。

式(2-17)称为矩阵 A 的奇异值分解, 还可写为

$$A = V \Sigma U^T \quad (2-18)$$

式中, Σ 包含了零奇异值。

定义 2.1 设 $A \in R^{m \times n}$ 是秩 $r > 0$ 的矩阵, 则半正定 (或非负) Hermite 矩阵的 $A^T A$ 的 n 个特征值 $\lambda_i \geq 0$ ($i=1,2,\dots,n$) 的算术平方根 $\delta_i = \sqrt{\lambda_i}$ 称为 A 的奇异值。

由上述定理及定义可知, A 的奇异值就是 $A^T A$ 的特征值 $\lambda_i (\geq 0)$ 的算术平方根 $\delta_i = \sqrt{\lambda_i}$, A 的右奇异向量就是 $A^T A$ 的单位正交右特征向量, 左奇异向量则为 $A^T A$ 的单位正交右特征向量, 且 A 和 A^T 具有相同的非零奇异值。

定理 2.2^[58] 设 $A \in R^{m \times n}$ 有奇异值 $\delta_{\max} = \delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \delta_r = \delta_{\min}$, 则

$$\begin{aligned} \|A\|_F^2 &= \text{tr}(A^T A) = \sum_{i=1}^n \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n \\ &= \delta_1^2 + \delta_2^2 + \dots + \delta_n^2 = \sum_{i=1}^n \delta_i^2 \end{aligned} \quad (2-19)$$

$$\text{令 } E_i = u_i v_i \quad i=1,2,\dots, r \quad (2-20)$$

则式(2-18)可改写成:

$$A = \delta_1 E_1 + \delta_2 E_2 + \dots + \delta_r E_r, \quad (2-21)$$

如果取 $A' = \delta_1 E_1 + \delta_2 E_2 + \dots + \delta_{r-1} E_{r-1}$, 则就 A 的 F 范数而言, 可以证明 A' 是最接近于 A 的秩为 $r-1$ 的矩阵。同样, $A'' = \delta_1 E_1 + \delta_2 E_2 + \dots + \delta_{r-2} E_{r-2}$, 是秩为 $r-2$ 的最接近于 A 的矩阵, 依次类推。

将矩阵的奇异值分解理论应用到分析电力系统电压稳定的雅可比矩阵上, 矩阵 $J \in R^{n \times n}$ 的最小奇异值可以作为静态电压稳定的一个指标。在正常运行状况下, J 非奇异, $\delta_n = \delta_{\min} > 0$; 当系统达到静态电压稳定极限时, J 奇异, $\delta_n = \delta_{\min} = 0$ 。雅可比矩阵经奇异值分解后可以写为 $J = U \Sigma V^T$, 即

$$\begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta U \end{bmatrix} = V \Sigma^{-1} U^T \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} \quad (2-22)$$

可见, $\delta_{\min}$ 反映了雅可比矩阵 J 接近奇异的程度, 是系统工作点到边界点之间的几何距离度量。另外, 值得注意的是, $\delta_{\min}$ 在不同的系统中不具有可比性, 具有较大 $\delta_{\min}$ 值的系统并不一定就具有较高的静态电压稳定裕度, 但对于某一特定系统, 具有较大 $\delta_{\min}$ 值的运行方式相对具有较大的静态电压稳定裕度。

2.3 考虑静态电压稳定的最优潮流模型

传统的最优潮流问题在数学上常可表示为非线性规划模型, 即在一组等式和不等式约束下, 寻求最优目标函数。在最优潮流中考虑电压稳定约束通常有两种方式:

1. 将电压稳定约束条件加入到目标函数, 此时电压稳定约束通常称为软约束;
2. 将电压稳定约束条件加入不等式约束, 此时电压稳定约束称为硬约束, 而该优化模型常被称为固定稳定裕度法。

前者需要科学考虑电压稳定约束条件的权重, 而后者则需要根据实际情况科学估计相应的稳定裕度, 但两问题至今尚未得到圆满解决。本文进行探讨时, 借鉴了参考文献[36]的思想, 采用第一种方式, 考虑电压稳定约束条件的权重, 将电压稳定和系统网损作为目标函数, 求取最优潮流。

2.3.1 数学模型

在常规最优潮流运行模型的基础上, 引入静态电压稳定裕度的指标, 并以收敛潮流雅可比矩阵的最小奇异值作为电压静态稳定的度量值, 建立了以网损最小、静态电压稳定裕度最大为目标函数的多目标无功优化运行模型, 使最优潮流优化不仅可以提高系统运行的经济性, 同时也增强了电网的电压稳定性。本文采用的最优潮流数学模型为:

$$\begin{cases} \min F(u, x) = [f_2(u, x), f_1(u, x)] \\ \text{s.t. } g(u, x) = 0 \\ h(u, x) \leq 0 \end{cases} \quad (2-23)$$

$$f_1(u, x) = p_{\text{loss}} \quad (2-24)$$

$$f_2(u, x) = -\delta_{\min} \quad (2-25)$$

式中: $p_{\text{loss}}(u, x) = \sum_{i,j \in NL} (P_j + P_{ji}) = P_s(U, \theta)$, 即把系统的有功损耗转化为平

衡节点的有功注入功率;

$\delta_{\min} = \min \{ \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_r \}$ 为常规收敛潮流雅可比矩阵的最小奇异值;

$g(u, x) = 0$ 是变量的等式约束, 具体如式 (2-1) 所示;

$h(u, x) \leq 0$ 为变量的不等式约束, 具体如式 (2-4) 至 (2-8) 所示;

$u = [U_G^T, Q_G^T, T_B^T]$ 为控制变量, U_G 为发电机节点电压矢量, Q_G 为无功补偿装置的无功出力矢量, T_B 为有载调压变压器的变比构成的矢量;

$x = [U_D^T, Q_D^T, q_B^T]^T$ 为状态变量, U_D 为负荷节点电压矢量, Q_D 为发电机无功出力矢量, q_B 为支路输送功率矢量。

2.3.2 目标函数的转换

目标函数中包含 $f_1(u, x)$ 和 $f_2(u, x)$ 两个子目标, 分别为系统有功网损和静态电压稳定裕度。其中, 有功网损是一个度量系统损失有功功率多少的指标, 其单位量纲为 MW; 而静态电压稳定裕度是一个相对的指标, 当用雅可比矩阵的最小奇异值度量时, 是没有量纲的。在这样的最优潮流模型中, 由于子目标函数之间量纲不同, 不能直接进行加权。为了使不同的子目标函数具有可比性, 首先需要对目标函数进行如下归一化处理:

$$\begin{cases} f_1'(u, x) = \frac{P_{loss}}{P_0} \\ f_2'(u, x) = \frac{\delta_0}{\delta_{min}} \end{cases} \quad (2-26)$$

其中, P_0 、 δ_0 分别为初始潮流的有功网损值和雅可比矩阵的最小奇异值。为求取目标函数的最小值, 需寻找有功网损值的较小值和雅可比矩阵最小奇异值的较大值, 因此将每一次迭代的有功网损值和初值做正比, 将每一次迭代的最小奇异值和初值做反比, 然后, 采用加权的方法将式(2-23)的双目标优化模型转化成单目标优化模型:

$$\begin{cases} \min F(u, x) = w_1 f_1'(u, x) + w_2 f_2'(u, x) \\ s.t. g(u, x) = 0 \\ h(u, x) \leq 0 \end{cases} \quad (2-27)$$

$$\text{即为: } \begin{cases} \min F(u, x) = w_1 \frac{P_{loss}}{P_0} + w_2 \frac{\delta_0}{\delta_{min}} \\ P_{Gi} - P_{Di} - P_i(u, x) = 0, (i = 1, 2, \dots, N) \\ Q_{Gi} - Q_{Di} - Q_i(u, x) = 0, (i = 1, 2, \dots, N) \\ \underline{P_{Gi}} \leq P_{Gi} \leq \overline{P_{Gi}}, i \in SG \\ \underline{Q_{Gi}} \leq Q_{Gi} \leq \overline{Q_{Gi}}, i \in SR \\ \underline{T_{ij}} \leq T_{ij} \leq \overline{T_{ij}}, i, j \in Sr \\ |V_i|^2 \leq (e_i^2 + f_i^2) \leq |\overline{V_i}|^2, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2-28)$$

其中, w_1, w_2 为权重, 反映对电网运行经济性和电压稳定性的偏好, 因此也称为偏好因子, 且 $w_1 + w_2 = 1$ 。

2.4 小结

本章对传统最优潮流以及电压稳定问题进行了详细的总结和讨论, 并在此基础上, 选取电力系统潮流计算中雅可比矩阵的最小奇异值作为静态电压稳定裕度的衡量指标, 结合电力系统有功网损, 并考虑等式和不等式约束, 给出了本文所采用的最优潮流模型。

第3章 几种群体智能优化算法及其在 最优潮流中的应用

二十世纪四十年代以来,随着科学技术的迅猛发展,尤其是高速数字计算机的广泛应用,使优化算法成为求解许多复杂问题的有力工具,优化理论和算法迅速发展起来。

粒子群算法是一种基于全局优化的群集智能算法,自提出至今,得到了广泛的应用,粒子群算法及其多种改进算法被广泛应用于电力系统中,例如带惯性权值的粒子群算法(PSO-W)、带收敛因子的粒子群算法(PSO-CF)和全面学习的粒子群算法(CLPSO)等;搜寻者优化算法(Seeker Optimization Algorithm, SOA)是基于群集智能和模拟人类认知学习过程而提出的一种新颖的优化算法^[39],它通过模拟人的搜索行为进行启发式随机搜索,是进化算法研究领域的一种有益尝试;本章将对几种算法进行分析和比较,并将它们应用于电力系统最优潮流的计算中。

3.1 搜寻者优化算法(SOA)

3.1.1 SOA 的物理意义

一般来讲,人类的随机搜索行为包含以下三个方面(如图 3-1):

1. 在搜索过程中,每个个体都会根据已知的客观条件先做出自己的判断,确定一个自己认为最有可能找到目标的位置并按照一定的方向和路径去继续寻找,这就是利己行为。
2. 每个个体都处在社会群体之中,通过相互间的信息交流,滤除错误信息,得到最新的搜索信息,不断地调整搜索的方向和步长,向目标逼近,通过群体的通力合作,节约搜索的路径和时间,这个过程中个体展现出完全的社会性,这就是利他行为。
3. 搜索过程中,不同个体间相互交流的同时,也对以往经验进行认

知和学习，每个个体都会根据先前走过的路线取得的经验判断出下一步的搜索方向和步长，即根据过去发生的事情来对将来的行为做出预测和判断，确定自己下一步的搜寻路径和目标方位，这就是预动行为。

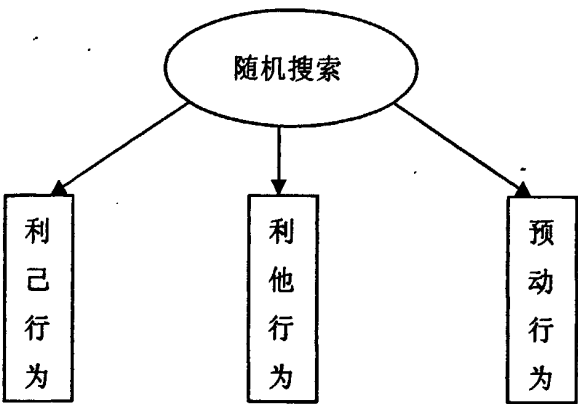


图 3-1 人类的随机搜索行为
Fig 3-1 Stochastic Search Behavior of Humen

SOA 通过研究人类在随机搜索时所采用的交流协作、记忆、逻辑推理、学习知识与经验等的智能行为，结合搜索和进化思想，通过搜寻者的位置更新，实现所求问题解的优化。

3. 1. 2 SOA 的数学模型

3.1.2.1 搜索步长的确定

SOA 利用模糊推理的逼近能力，对采用自然语言描述的搜索规则进行建模，从而模拟人的智能搜索行为。SOA 采用如下的简单模糊规则：“如果{目标函数值小}，则{搜索步长短}(假设优化对象为最小化问题)”。考虑到 Gaussian 函数具有良好的数学特性，所以关于步长的模糊变量“短”的隶属函数采用 Gaussian 函数 $\mu(\alpha) = e^{-\alpha^2 / 2\delta^2}$ 。显然，区间 $[-3\delta, 3\delta]$ 之外的输入变量，其隶属度小于 0.0111($\mu_{\lambda}(3\delta) = 0.0111$)。所以，设定最小隶属度 $\mu_{\min} = 0.0111$ 。

不同的优化问题，具有不同的目标函数值范围。为了设计一个适用于大多数优化问题的模糊系统，将目标函数值按递减顺序排序，从而把实函数值转换成从 1 到 s 的自然数作为模糊推理的输入。关于目标函数值的模糊变量“小”采用线性隶属函数，由式(3-1)和(3-2)表示如下：

$$\mu_i = \mu_{\max} - \frac{s - I_i}{s - 1} (\mu_{\max} - \mu_{\min}) \quad (3-1)$$

$$\mu_{ij} = \text{RAND}(\mu_i, 1), \quad j=1, 2, \dots, M \quad (3-2)$$

其中, I_i 是种群函数值按降序排列后 $\bar{x}_i(t)$ 的序列编号, M 为搜索空间维数。式(3-2)是为了模拟人的搜索行为中的随机性, 其中函数 $\text{RAND}(\mu_i, 1)$ 是 $[\mu_i, 1]$ 上的均匀随机数。

模糊推理条件部分由式(3-1)和式(3-2)得出隶属度 μ_{ij} 后, 再根据模糊推理的动作部分可得出步长, 如式(3-3)所示。

$$\alpha_{ij} = \delta_{ij} \sqrt{-\ln(\mu_{ij})}, \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (3-3)$$

高斯隶属函数参数 δ_{ij} 由(3-4)确定。

$$\bar{\delta}_i = \omega' \cdot \text{abs}(\bar{x}_{\min} - \bar{x}_{\max}) \quad (3-4)$$

其中, $\bar{x}_{\min}$ 和 $\bar{x}_{\max}$ 分别是个体 i 所在子群中的具有最小和最大函数值的位置; ω' 是惯性权值, 它随着进化代数的增加从 0.9 线性递减至 0.1; 函数 $\text{abs}()$ 对输入的每一个元素取绝对值。

3.1.2.2 搜索方向的确定

通过对人的利己行为、利他行为和预动行为的分析和建模, 分别得到任意第 i 个搜寻者如式(3-5)–(3-7)所示的利己方向 $\bar{d}_{i,ego}$ 、利他方向 $\bar{d}_{i,alt}$ 和预动方向 $\bar{d}_{i,pro}$ 。根据人类的经验, 搜寻者将综合考虑各个因素, 采用三个方向的随机加权几何平均来确定搜索方向, 如式(3-8):

$$\bar{d}_{i,ego}(t) = \bar{p}_{i,best} - \bar{x}_i(t) \quad (3-5)$$

$$\bar{d}_{i,alt}(t) = \bar{g}_{i,best} - \bar{x}_i(t) \quad (3-6)$$

$$\bar{d}_{i,pro}(t) = \bar{x}_i(t_1) - \bar{x}_i(t_2) \quad (3-7)$$

$$\bar{d}_i(t) = \text{sign}(\omega \bar{d}_{i,pro} + \varphi_1 \bar{d}_{i,ego} + \varphi_2 \bar{d}_{i,alt}) \quad (3-8)$$

其中, $t_1, t_2 \in \{t, t-1, t-2\}$, $\bar{x}_i(t_1)$ 和 $\bar{x}_i(t_2)$ 分别为 $\{\bar{x}_i(t-2), \bar{x}_i(t-1), \bar{x}_i(t)\}$ 中的最佳位置; $sign()$ 表示输入矢量每一维的符号函数; ϕ_1 和 ϕ_2 是区间 $[0,1]$ 内的均匀分布的随机数; ω 是惯性权值, 用来平衡全局与局部“勘探”和“开发”, 它随着进化代数的增加从 0.9 线性递减到 0.1。

3.1.3 SOA 的算法流程

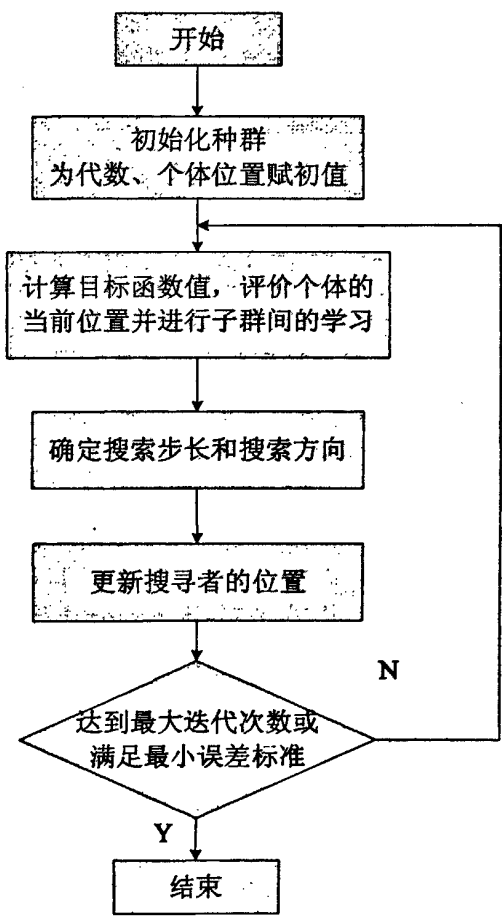


图 3-2 SOA 算法流程

Fig3-2 Flow Chart of SOA

在 SOA 中, 每步 t 分别计算每个搜寻者 i 在每一维 j 的搜索方向 $d_{ij}(t)$ 和步长 $\alpha_{ij}(t)$, 而且 $\alpha_{ij}(t) \geq 0$, $d_{ij}(t) \in \{-1, 0, 1\}$ 。其中, $d_{ij}(t) = 1$ 意味着第 i 搜寻者沿着第 j 维的正坐标轴方向前进; $d_{ij}(t) = -1$ 意味着第 i 搜寻者沿着第

j 维的负坐标轴方向前进; $d_{ij}(t) = 0$ 则意味着第 i 搜寻者在第 j 维保持静止。搜索方向和步长确定以后, 按式(3-9)和(3-10)实现位置更新。

$$\Delta x_{ij}(t+1) = \alpha_{ij}(t) d_{ij}(t), \quad i = 1, 2, \dots, s; j = 1, 2, \dots, M \quad (3-9)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + \Delta x_{ij}(t+1) \quad (3-10)$$

SOA 的计算流程如图 3-2 所示。

为了实现子种群间的社会信息共享, 在每次迭代中, 完成种群中不同个体的位置评价后, 进行子种群间的社会学习, 即每个子群两个最差个体的当前位置被另外两个子群最佳个体的当前位置替换。

3.2 粒子群算法(PSO)

3.2.1 PSO 的物理意义

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)源于对鸟群捕食行为的模拟^[59]。在 PSO 模型中, 每个优化问题的解对应粒子在搜索空间中的一个位置, 每个粒子都有一个由目标函数决定的适应度值(Fitness Value), 同时由速度决定它们飞行的方向和距离。粒子根据自身及同伴的飞行经验进行动态调整, 追随当前的最优粒子在解空间中搜索。

PSO 算法首先在给定的解空间中随机初始化粒子群, 待优化问题的变量数决定了解空间的维数。每个优化问题的解被看成搜索空间中的一只鸟(一个粒子), 每只鸟(每个粒子)在搜索空间中以一定的速度飞行, 该速度根据鸟本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态的调整。在寻优空间中, 每个粒子在每个位置都有由目标函数决定的适应值, 并且记录自己到目前为止发现的最好位置 P_i , 该位置可以看作是一个粒子的飞行经验; 除此之外, 每个粒子还通过群体的信息共享了解到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置 P_g , 该位置可以看作整个粒子群体的社会经验。

3.2.2 PSO 的数学模型

在 PSO 中, 每个粒子在每次迭代时根据如下公式来更新自己的速度和位

置:

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (P_i^k - X_i^k) + c_2 r_2 (P_g^k - X_i^k) \quad (3-11)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (3-12)$$

P_i 和 P_g 有如下定义:

$$P_i = \begin{cases} P_i & f(X_i) \geq f(P_i) \\ X_i & f(X_i) < f(P_i) \end{cases} \quad (3-13)$$

$$P_g \in \{P_j, P_1, \dots, P_m\} \parallel f(P_g) = \min\{f(P_j), f(P_1), \dots, f(P_m)\} \quad (3-14)$$

其中 $i=1,2,\dots,M$ 。 M 为群体数量; m 表示粒子数目; $V, X \in R^N$, N 为问题空间的维数; P_j 为上一次迭代求得的 P_g 值, c_1 、 c_2 为大于 0 的随机常数

并分别表示粒子飞向个体最优解和全局最优解的加速权重, 根据经验设定其值为 1.0~2.0; $r_1 \sim U(0,1)$, $r_2 \sim U(0,1)$; ω 为惯性权重系数; f 为目标函数。

由式(3-11)可以看出, 粒子的速度由三部分组成。第一部分为动量部分, 是粒子更新以前的速度并使其依据自身速度进行惯性运动, 反映了粒子的记忆能力; 第二部分为认知部分, 是粒子速度的更新, 反映了个体的思考特性, 鼓励其飞向自身曾经发现的最佳位置; 第三部分为社会部分, 是粒子间的信息交流和协同合作, 引导粒子飞向粒子群的目前最佳位置。这三个部分之间的相互平衡和制约决定了算法的主要性能。

3.2.3 PSO 的算法流程

在 PSO 的每一步搜索中, 粒子的运动轨迹是由粒子的速度和位置共同确定, 而粒子的速度矢量同时包含了运动步长和方向的信息; 而 SOA 在寻优过程中, 搜索步长和搜索方向的确定以标量方式分开进行, 实现位置更新, 这样能够大大提高寻优能力。

图 3-3 显示了粒子在寻优过程中, 在解空间内实现位置更新时的行为方式, 可见, PSO 在确定粒子速度时进行的是矢量运算。

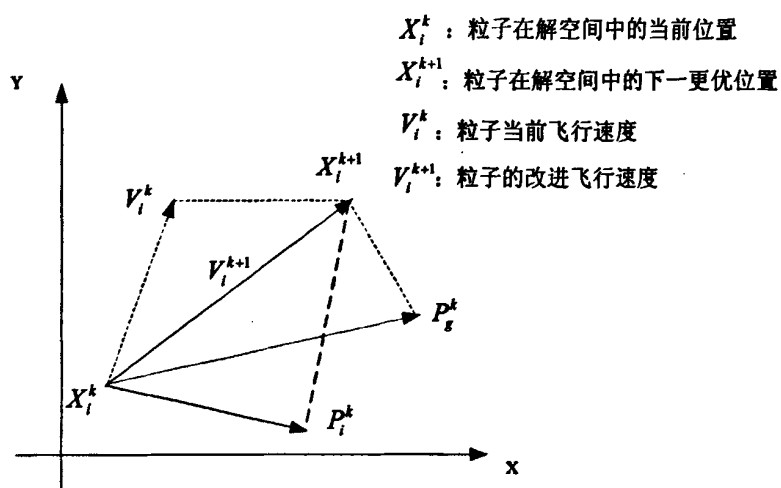


图 3-3 粒子在解空间中的行为方式

Fig3-3 Behaviors of the Particles in the Solution Workspace

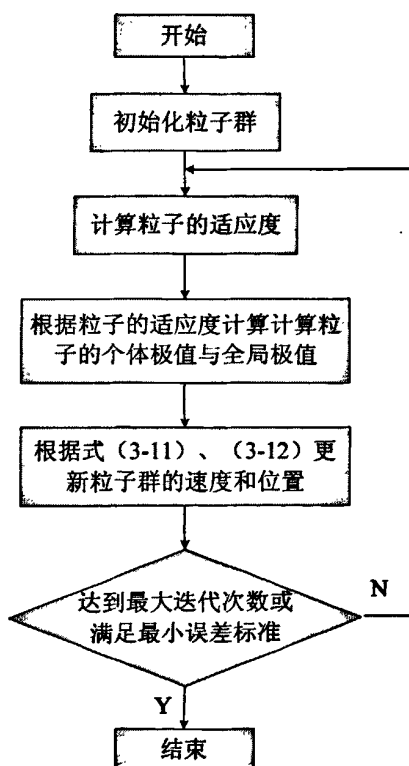


图 3-4 标准 PSO 算法流程

Fig3-4 Flow Chart of PSO

3.2.4 几种改进的 PSO 算法

3.2.4.1 带惯性权值的粒子群算法

PSO 最初算法里是没有惯性权重 ω 的, 即认为惯性权重恒为 1, 自从 PSO 在对粒子的速度和位置更新过程中引入了可变的惯性权重, 包括 Eberhart、Shi 等在内的许多学者对其取值方法和取值范围作了大量的研究。目前大致可分为固定惯性权重取值法、线性自适应惯性权重取值法、非线性惯性权重取值法等。最初的 PSO 算法可认为是将惯性权重固定为 1, 文献[60]建议按照线性递减规律改变惯性权重取值, 得到了广泛的认同和应用, 其具体计算公式为:

$$\omega(t) = \left(\frac{g-t}{g}\right)(\omega_{\max} - \omega_{\min}) + \omega_{\min} \quad (3-15)$$

式中, t 是当前迭代次数, g 是最大迭代次数, $\omega_{\max}$ 是惯性权重系数的最大值, $\omega_{\min}$ 是惯性权重系数的最小值。本文中 $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$, 线性惯性权重的引入可以调节 PSO 的局部与全局搜索能力。

3.2.4.2 带收敛因子的粒子群算法

为保证算法的收敛性, Clerc 提出了对 PSO 进行改进的收缩因子方法 (Constriction Factor Method, CFM), 定义了一个收缩因子 K 。该改进的 PSO 算法被称为 PSO-CF, 其定义如下:

$$\begin{aligned} \bar{v}_i(t) = & K(w \times \bar{v}_i(t-1) + c_1 \times \text{Rand}() \times (\bar{p}_{i,\text{best}} - \bar{x}_i(t-1)) \\ & + c_2 \times \text{Rand}() \times (\bar{g}_{\text{best}} - \bar{x}_i(t-1))) \end{aligned} \quad (3-16)$$

$$\bar{x}_i(t) = \bar{v}_i(t) + \bar{x}_i(t-1) \quad (3-17)$$

$$K = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}}, \varphi = c_1 + c_2, \varphi > 4 \quad (3-18)$$

通常取 φ 为 4.1, 则 $K=0.729$ 。易证明, 如果恰当地选取惯性权重 ω 、加速常数 c_1 和 c_2 , PSO-CF 和 PSO-W 有可能获得相同的表达式, 因此 PSO-CF 可以看作是 PSO-W 的发展。

3.2.4.3 全面学习的粒子群算法

参考文献[61]提出了全面学习 PSO 优化算法 (Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer, CLPSO), 从本质上 CLPSO 是采用一种动态的拓扑模型, 每间隔固定的进化代数就随机改变一下粒子的拓扑模型。同时 CLPSO 算法还有一个和其他改进 PSO 算法的重要的不同点, 那就是每个粒子的各维是相互独立学习的。

CLPSO 算法的核心思想如下: 每个粒子的各维分别向自身的 $\bar{p}_{i,best}$, 粒子群体的 $\bar{g}_{best}$ 和随机选择的其他粒子的 $\bar{p}_{best}$ 的相应维学习。而不是像基本 PSO 算法那样只向 $\bar{p}_{i,best}$ 和 $\bar{g}_{best}$ 两个榜样学习, 这主要是考虑到潜在的粒子群中的每个粒子都可能有的维度可以被其他粒子学习。

在 CLPSO 算法中, 假设每个粒子随机选择 m 维向 $\bar{g}_{best}$ 的相应维度学习, 余下的 $d-m$ 维中, 再随机选择一些维度向另外一些被随机选择的粒子的 $\bar{p}_{best}$ 的相应维度学习, 余下的维度向自身的 $\bar{p}_{i,best}$ 的相应维度学习。当 $m=0$ 时, 看上去似乎 $\bar{g}_{best}$ 没有被选择到的机会, 实际上 $\bar{g}_{best}$ 也是某个粒子的 $\bar{p}_{i,best}$, 它同样有机会被其他粒子学习。针对每一维, 粒子的速度更新公式修改为:

$$v_{id}(t) = w \times v_{id}(t-1) + Rand() \times (g_d - x_{id}(t-1)) \quad (3-19)$$

$$v_{id}(t) = w \times v_{id}(t-1) + Rand() \times (p_{f_i(d)} - x_{id}(t-1)) \quad (3-20)$$

$$v_{id}(t) = w \times v_{id}(t-1) + Rand() \times (p_{id} - x_{id}(t-1)) \quad (3-21)$$

其中, v_{id} 是 $\bar{v}_i$ 的第 d 维值, g_d 是 $\bar{g}_{best}$ 的第 d 维值, p_{id} 是 $\bar{p}_{i,best}$ 的第 d 维值, $p_{f_i(d)}$ 是根据 $f_i = [f_i(1), f_i(2), \dots, f_i(d)]$ 确定的某个粒子的 $\bar{p}_{best}$ 的第 d 维值。

式(3-19)至(3-21)三个式子分别对应粒子的具体某一维向 $\bar{g}_{best}$ 的相应维度学习、向随机选择的粒子的 $\bar{p}_{best}$ 的相应维度学习以及向自身的 $\bar{p}_{i,best}$ 的相应维度学习。

CLPSO 有一个明显的优点, 粒子的各维是相互独立学习的, 而不像一般 PSO 算法那样, 一个粒子所有的维度都同时向 $\bar{p}_{i,best}$ 和 $\bar{g}_{best}$ 学习。由于适应度值是由所有的维度共同决定, 当某个粒子的某一维度接近全局最优的时候, 有可能因为其他的维度而导致低的适应度值, 如果用传统 PSO 求解时这个好的基因就有可能失去, CLPSO 方法增加了粒子的多样性, 使得算法能够克服早熟的问题。

3.3 群集智能优化算法求解最优潮流的过程

基于随机搜索的群体智能算法在对某一特定问题进行优化时具有相似的特点,电力系统最优潮流问题也是如此,采用本章所述四种优化算法进行最优潮流计算时过程如下:

1. 输入系统参数,并指定每个变量的上下界值;
2. 在控制变量的范围内随机选择一个值作为粒子的初始位置,而初始动作控制量(PSO 中为初始速度、SOA 为初始搜索方向和搜索步长)也在控制变量的范围内随机选取;
3. 对于种群中的每一个个体,应用牛顿拉夫逊法进行潮流计算,求出有功网损值以及潮流雅可比矩阵的最小特征值,计算完成,评估种群中每个个体对应的目标函数值;
4. 寻找每个个体的历史最优值和整个种群的全局最优值;
5. 根据历史经验和社会信息更新动作控制量;
6. 根据历史位置和动作控制量更新种群信息;
7. 计算和评价种群中每个个体的目标函数值;
8. 若满足算法的终止要求,则转向步骤(9),否则转向步骤(4);
9. 计算终止,输出最优解。

在运用优化算法求解最优潮流的过程中,要得到种群中每个个体的目标函数值就须进行一次潮流计算,因此优化过程就是反复进行潮流计算、优化潮流参数的迭代过程。本文采用牛顿拉夫逊法进行潮流计算,流程如图 3-5 所示。^[62]

其中状态变量按如下的方式处理:

1. 自动电压调节器:按连续量处理,初始运行值在电压指定的上下边界之间的范围内随机初始化,优化过程中,其值在边界范围内更新。
2. 有载调压变压器和无功补偿设备:按离散量处理,初始运行值在规定的上下限中随机产生,优化所得到的结果分别是变压器抽头的实际位置和实际的投切组数。

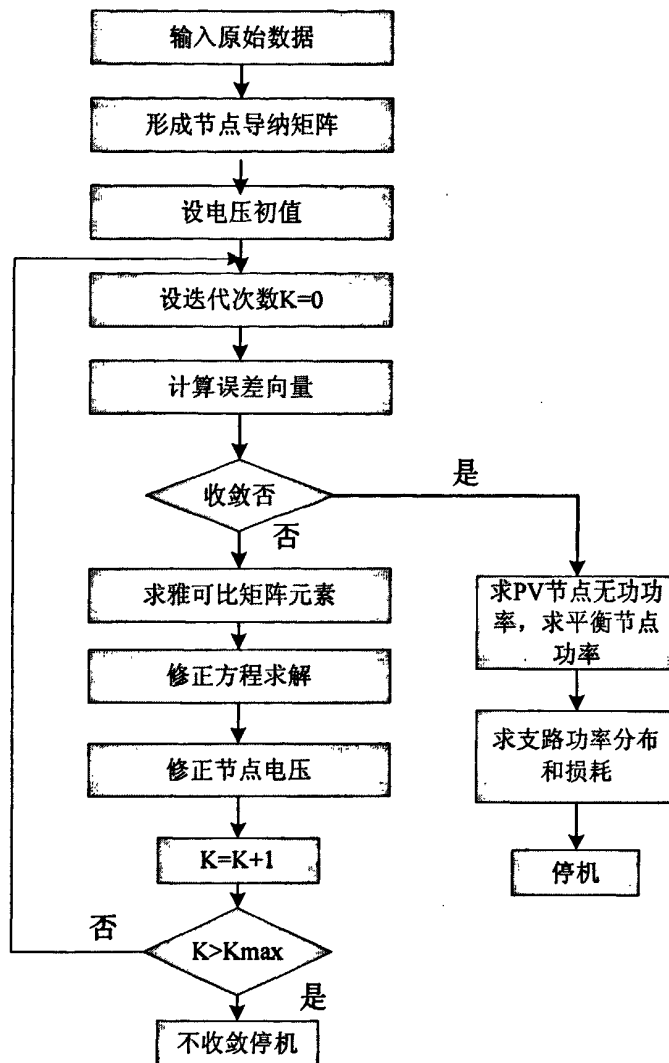


图 3-5 牛顿拉夫逊法求解潮流流程图

Fig3-5 Flow Chart of Netwon-Raphson methord in the OPF Problem

3.4 小结

本章对 SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等几种群集智能优化算法的基本思想、原理、物理意义、数学模型、算法流程进行了系统的分析和比较，并阐明了将四种算法用于电力系统最优潮流优化中的方法和程序实现流程。

第4章 仿真结果及分析

4.1 试验条件

本文采用3种改进粒子群算法(带惯性权值的粒子群算法(PSO-W, PSO with Inertia Weight)、带收敛因子的粒子群算法(PSO-CF, PSO with Constriction Factor)、全面学习的粒子群算法(CLPSO, Comprehensive Learning PSO))和 SOA算法(Seeker Optimization Algorithm)在CPU为2.04GHz、RAM为512MB的 Pentium 4 PC机上进行仿真计算, 仿真工具采用MATLAB7.0版本, 其中计算潮流时采用R.Zimmerman等人编写的开源MATPOWER软件工具箱, 进行仿真计算, 并对结果进行比较和分析。

为比较不同算法的性能, 对4种优化算法分别进行50次独立试验, 每次计算中, 种群规模为24, 最大迭代次数为500代。目标函数中偏好因子的选取参考文献[36]中仿真计算的给定值, w_1 取0.7, w_2 取0.3。通过对仿真结果进行统计计算和比较来研究算法的寻优性能, 比较每种算法计算所耗费的时间来研究不同算法的计算速度。

4.2 试验对象

为了验证搜寻者优化算法的有效性, 本文选择 IEEE30、IEEE57 两个标准 IEEE 节点系统模型, 通过调整不同的控制变量参数, 进行分析和计算。对控制变量进行处理时, 发电机节点电压视为连续变量, 补偿电容值和变压器变比视为离散变量, 调节步长分别为 0.01 和 0.025。文中给定的参数没有标明单位的功率值都是以 100MW 为基值的标幺值, 没有标明单位的电压幅值都是以 132kV 为基值的标幺值。

4.2.1 IEEE30 节点系统

IEEE30 节点系统包括 41 条支路、6 个发电机节点、21 个负荷节点、4 条变比可调的变压器支路、4 组并联的电容器, 其中发电机节点 1 为平衡节点,

其他发电机节点作为 PV 节点。图 4-1 给出了 IEEE30 节点系统的网络结构图。

发电机初始端电压及约束如表 4-1 所示，变压器变比初始值及约束条件如表 4-2 所示，并联电容器的初始补偿容量及约束如表 4-3 所示，根据 IEEE30 节点模型参数计算发电机总的有功出力为 $\sum P_G = 291.62 \text{ MW}$ ，无功出力为 $\sum Q_G = 105.33 \text{ MW}$ ，系统有功负荷为 $\sum P_L = 283.4 \text{ MW}$ ，初始有功网损为 $\sum p_{loss} = 8.22 \text{ MW}$ ；采用牛顿拉夫逊法进行初始系统潮流计算，雅可比矩阵的最小奇异值为 0.1857。

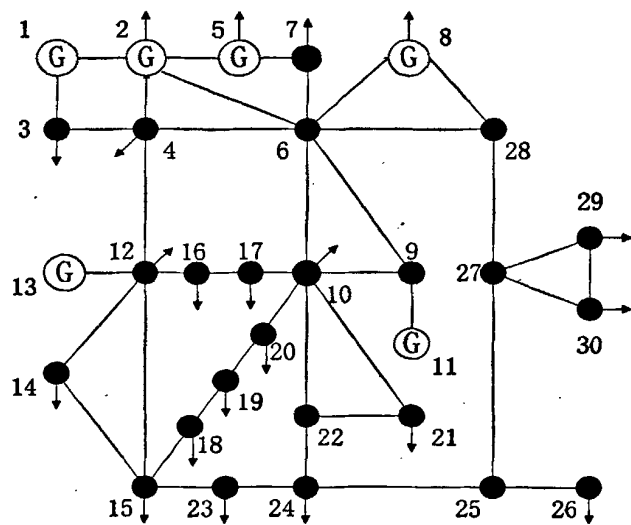


图 4-1 IEEE30 节点标准系统结构图

Fig 4-1 Structure of IEEE 30 Bus System

表 4-1 IEEE30 节点系统发电机参数及上下限值

Tab4-1 Parameters and Margins of Generations in IEEE 30 Bus System

节点号	初始输出电压	输出电压上限	输出电压下限
1	1.0	1.2	0.8
2	1.0	1.2	0.8
5	1.0	1.2	0.8
8	1.0	1.2	0.8
11	1.0	1.2	0.8
13	1.0	1.2	0.8

表 4-2 IEEE30 节点系统变压器参数及上下限值

Tab4-2 Parameters and Margins of Transformers in IEEE 30 Bus System

变压器支路	初始变比	变比上限	变比下限
6-9	1.0	1.2	0.8
6-10	1.0	1.2	0.8
4-12	1.0	1.2	0.8
28-27	1.0	1.2	0.8

表 4-3 IEEE30 节点系统并联电容器参数及上下限值

Tab4-3 Parameters and Margins of Capacitors in IEEE 30 Bus System

节点号	初始补偿容量	补偿容量上限	补偿容量下限
4	0.0	0.4	-0.2
9	0.0	0.4	-0.2
24	0.0	0.4	-0.2
29	0.0	0.4	-0.2

4. 2. 2 IEEE57 节点系统

IEEE57节点系统包括80条支路、7个发电机节点、17条变比可调的变压器支路、11组并联的补偿电容器，其中发电机节点1为平衡节点，其他发电机节点为PV节点。图4-2给出了IEEE57节点系统的网络结构图。

发电机初始端电压及约束如表4-4所示，变压器变比初始值及约束条件如表4-5所示，并联电容器的初始补偿容量及约束如表4-6所示，根据IEEE57标准节点模型参数计算发电机总的有功出力为 $\sum P_G = 1278.66 \text{ MW}$ ，无功出力为 $\sum Q_G = 321.08 \text{ MW}$ ，有功负荷 $\sum P_L = 12508 \text{ MW}$ ，网损为 $\sum p_{loss} = 27.86 \text{ MW}$ ；采用牛顿拉夫逊法进行初始系统潮流计算，雅可比矩阵的最小奇异值为0.1095。

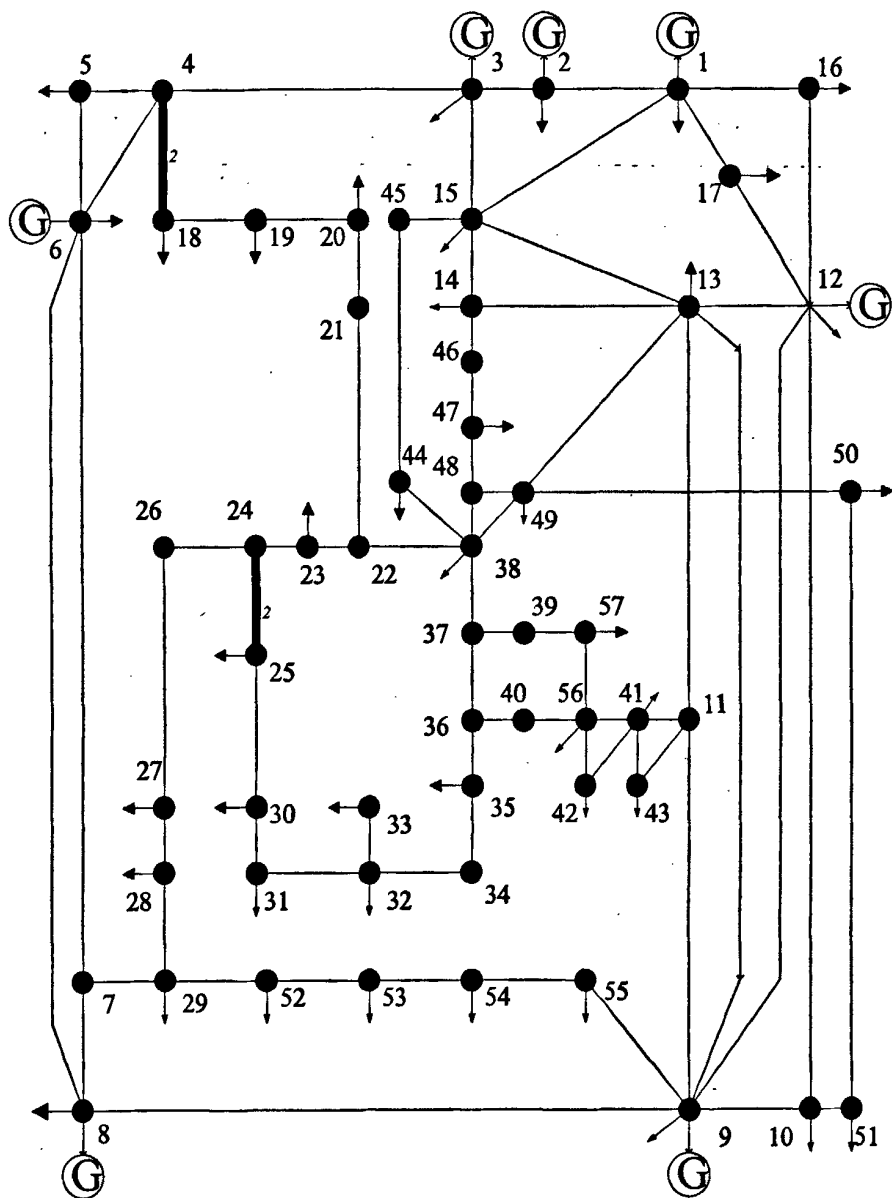


图 4-2 IEEE57 节点的系统结构图
Fig 4-2 Structure of IEEE 57 Bus System

表 4-4 IEEE57 节点系统发电机参数及上下限值

Tab4-4 Parameters and Margins of Generations of IEEE 57 Bus System

节点号	初始输出电压	输出电压上限	输出电压下限
1	1.04	1.2	0.8
2	1.01	1.2	0.8
3	0.985	1.2	0.8
6	0.98	1.2	0.8
8	1.005	1.2	0.8
9	0.98	1.2	0.8
12	1.015	1.2	0.8

表 4-5 IEEE57 节点系统变压器参数及上下限值

Tab4-5 Parameters and Margins of Transformers of IEEE 57 Bus System

变压器支路	初始变比	变比上限	变比下限
4-18	0.97	1.2	0.8
4-18	0.98	1.2	0.8
21-20	1.043	1.2	0.8
24-25	1.0	1.2	0.8
24-25	1.0	1.2	0.8
24-26	1.043	1.2	0.8
7-29	0.967	1.2	0.8
34-32	0.975	1.2	0.8
11-41	0.955	1.2	0.8
15-45	0.955	1.2	0.8
14-46	0.9	1.2	0.8
10-51	0.93	1.2	0.8
13-49	0.895	1.2	0.8
11-43	0.958	1.2	0.8

变压器支路	初始变比	变比上限	变比下限
40-56	0.958	1.2	0.8
39-57	0.98	1.2	0.8
9-55	0.94	1.2	0.8

表 4-6 IEEE57 节点系统并联电容器参数及上下限值

Tab4-6 Parameters and Margins of Capacitors of IEEE 57 Bus System

节点号	初始补偿量	补偿量上限	补偿量下限
4	0.0	0.4	-0.2
7	0.0	0.4	-0.2
13	0.0	0.4	-0.2
16	0.0	0.4	-0.2
26	0.0	0.4	-0.2
32	0.0	0.4	-0.2
40	0.0	0.4	-0.2
43	0.0	0.4	-0.2
47	0.0	0.4	-0.2
51	0.0	0.4	-0.2
56	0.0	0.4	-0.2

4.3 仿真结果及分析

为了验证上述模型及算法的有效性，分别对 IEEE30、IEEE57 节点标准系统进行最优潮流优化，在 matlab 上进行了算法实现。文中所有数据均采用标么值。其中 SOA 算法的种群规模为 24，子群体数为 3，目标函数中偏好因子 w_1 取 0.7， w_2 取 0.3。

4.3.1 IEEE30 节点系统

图 4-3 示出了四种优化算法对 IEEE30 节点系统优化过程中的收敛曲线，

经过 500 次的迭代计算和不断地趋向于最优解的搜索，四种算法的收敛曲线最终均趋于平直，稳定收敛于可行解空间中的某一次优解。表 4-7 示出了优化结果的 50 次统计平均值，由表 4-7 的统计结果可知，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 相比，SOA 算法能最终取得更小的目标函数值，找到更加接近于最优解的次优解。

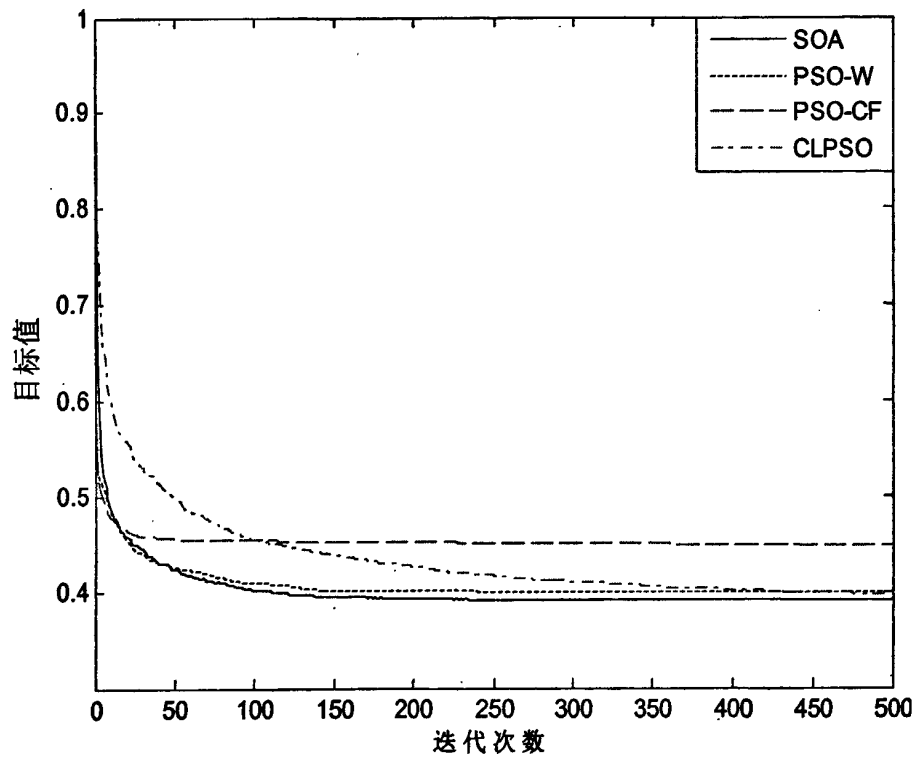


图4-3 IEEE30节点系统优化过程的收敛曲线

Fig 4-3 Converged Curves of IEEE30 Bus System during the Optimization

表 4-7 IEEE30 节点系统优化结果统计值

Table4-7 Statistical Values of the Optimization for IEEE30 Bus System

优化算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
目标函数平均值	0.3910	0.3990	0.4686	0.3979
最大目标函数值	0.4565	0.5321	0.5739	0.4622
最小目标函数值	0.3239	0.3483	0.3660	0.3608
目标函数值标准偏差	0.0259	0.0379	0.0430	0.0263

图 4-4 为四种优化算法对 IEEE30 节点系统优化前后有功网损值的分布对比图。每幅图中，初始值是在优化计算前根据所选取的参数值进行潮流计算得到的初始有功网损，由于初始参数是随机选取的，所求得的种群中 24 个个体的有功网损值也呈现随机分布；经过 500 次迭代计算后，四种算法计算得到的优化后有功网损值均稳定地分布在次优解附近，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法相比，SOA 算法计算得到的有功网损值分布曲线更加平直，个体间优化结果差异更小。

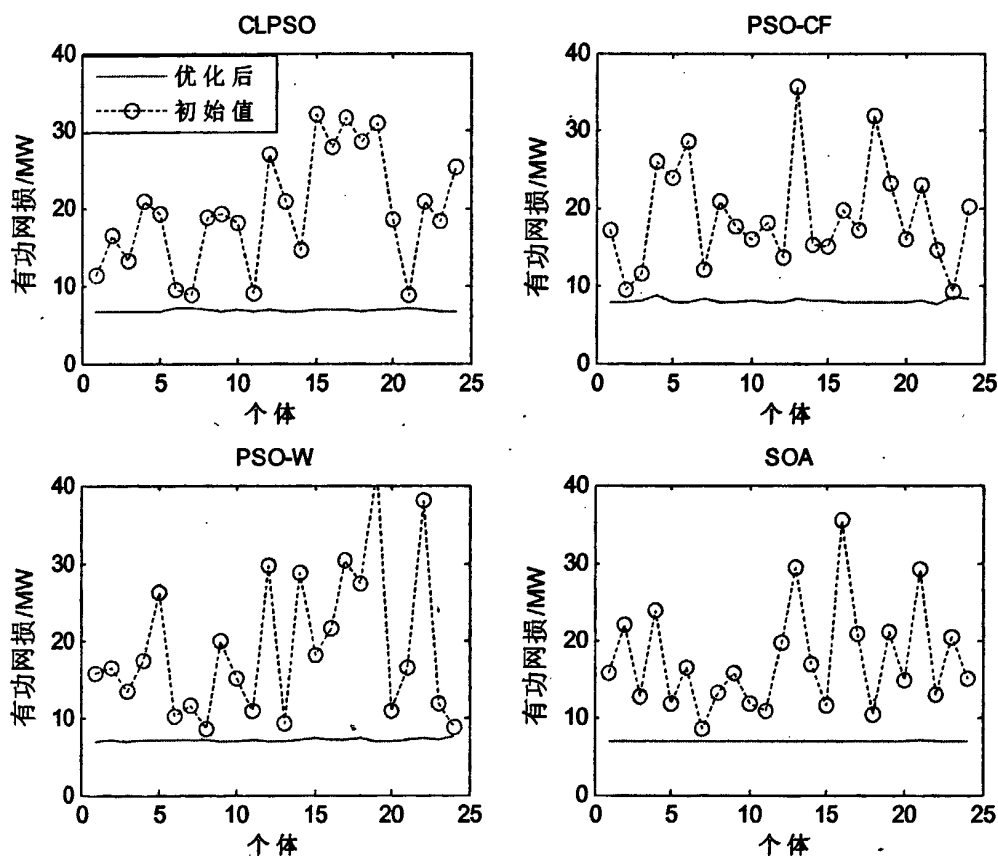


图 4-4 IEEE30 节点系统各优化方法优化前后的网损值分布图

Fig 4-4 Power Losses Distribution of IEEE30 Bus System before and after Optimization

表 4-8 为有功网损优化结果的统计值，采用 SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO 进行最优潮流计算时有功网损分别下降了 18.59%、14.14%、2.53%、

17.41%，比较平均有功网损和有功网损标准偏差，SOA 算法求得了比 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法更小的值，说明 SOA 算法能够计算得到较小较稳定的有功网损值，使系统处于更加经济的运行状态。

表 4-8 IEEE30 节点系统有功网损结果统计值

Table4-8 Statistical Values of the Power Losses for IEEE30 Bus System				
优化算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
平均有功网损/MW	6.6921	7.0579	8.0118	6.7887
最大有功网损/MW	6.9846	7.5776	8.794	7.119
最小有功网损/MW	6.8139	6.8052	7.6837	6.6349
网损值标准偏差	0.0467	0.1703	0.2823	0.1347

图 4-5 为四种优化算法对 IEEE30 节点系统优化前后系统潮流计算中雅可比矩阵最小奇异值的分布对比图。每幅图中，初始最小奇异值是在优化计算前根据初始参数值计算得到，初始参数选取的随机性决定了所求得的种群中 24 个个体的最小奇异值也呈现随机分布；经过 500 次迭代计算后，四种算法计算得到的最小奇异值均稳定的分布在次优解附近，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法相比，SOA 算法计算得到的最小奇异值分布曲线更加平直，个体间最小奇异值差异更小。

表 4-9 为最小奇异值的统计值，采用 SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO 进行最优潮流计算时电压稳定裕度分别提高了 46.42%、46.26%、22.4%、43.35%，SOA 算法求得了比 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法更大的平均奇异值值和较小的标准偏差，说明 SOA 算法能够计算得到较大较稳定的雅各比矩阵最小奇异值，使系统获得更大的电压稳定裕度。

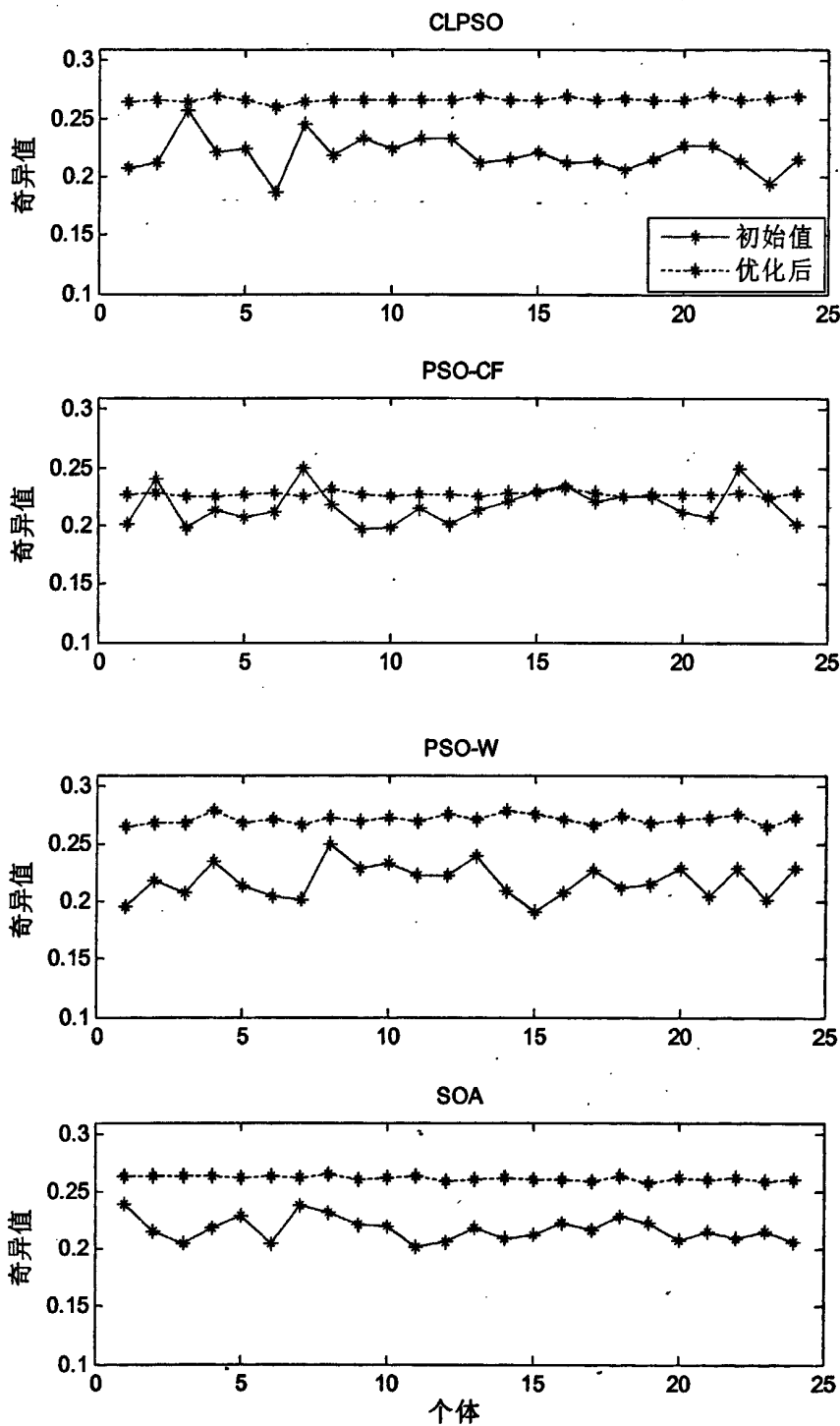


图4-5 IEEE30节点系统SOA算法优化前后的奇异值分布图

Fig4-5 Singular Values Distribution of IEEE30 Bus System before and after Optimization

表 4-9 IEEE30 节点系统最小奇异值统计结果

Table4-9 Statistical Results of the Minimal Singular Values for IEEE30 Bus System

优化算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
平均奇异值*	0.2719	0.2716	0.2273	0.2662
最大奇异值*	0.2748	0.2787	0.2323	0.2701
最小奇异值*	0.2677	0.2652	0.2251	0.2598
奇异值标准偏差*	0.0016	0.0038	0.0017	0.0021

*)指种群中每个个体最小奇异值的统计值

综上，对IEEE30节点系统，SOA算法与PSO-W、PSO-CF、CLPSO等算法相比取得了更好的效果，平均网损、网损标准偏差、目标函数平均值、目标函数标准偏差以及奇异值标准偏差在四种算法中都是最小的，而平均奇异值在四种算法中都是最大的，显示出SOA算法良好的收敛性和稳定性。

SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO四种算法分别独立进行50次最优潮流计算，每次运算的机时耗费统计平均值如表4-10所示，与PSO-W、CLPSO相比，SOA算法用时相对较长。综合考虑几种算法搜寻最优解的能力和表现，SOA表现出较强的综合能力。

表 4-10 IEEE30 节点系统优化耗时比较

Table4-10 Comparison of the Optimization Time for IEEE30 Bus System

算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
耗时/s	1061. 7	1033. 65	1111. 0	763. 98

表 4-11 示出了 SOA、PSO-W、PSO-CF 和 CLPSO 四种算法进行 50 次最优潮流计算时各控制变量的最优解。

表 4-11 IEEE30 节点系统优化后的控制变量值

Table4-11 Values of Control Variables after Optimization for IEEE30 Bus System

控制变量	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
V_1	1.0681	1.1	1.014	1.0794
V_2	1.0556	1.1	0.9899	1.0615
V_5	1.0348	1.0811	0.9155	1.0149
V_8	1.0454	1.1	0.9685	1.047

控制变量	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
V_{11}	1.0893	1.1	1.0352	1.0978
V_{13}	1.1	1.1	1.037	1.0963
T_{6-9}	0.9	0.9	0.9	0.925
T_{6-10}	0.9	1.1	0.925	0.95
T_{4-12}	0.9	1.025	0.95	0.9
T_{28-27}	0.9	0.95	0.9	0.9
Q_4	0.14	-0.2	0.06	0.2
Q_9	-0.15	0.03	-0.09	0.14
Q_{24}	0	0.1	0.11	0.08
Q_{29}	0.16	0.2	-0.06	-0.2

4.3.2 IEEE57 节点系统

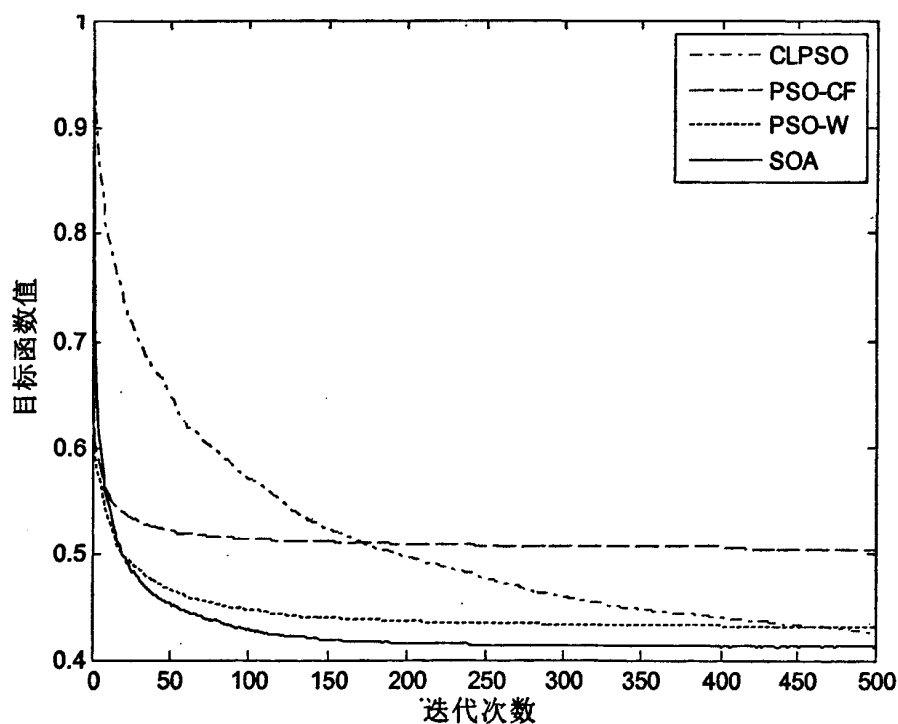


图4-6 IEEE57节点系统优化过程的收敛曲线

Fig 4-6 Converged Curves of IEEE57 Bus System during the Optimization

表 4-12 IEEE57 节点系统优化结果统计值

Table4-12 Statistical Values of the Optimization for IEEE57 Bus System

优化算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
目标函数平均值	0.4225	0.4403	0.5224	0.4395
最大目标函数值	0.4664	0.5202	0.6537	0.4973
最小目标函数值	0.3618	0.4043	0.3887	0.4478
目标函数值标准偏差	0.0250	0.0693	0.0535	0.0512

图 4-6 示出了四种优化算法对 IEEE57 节点系统优化过程中的收敛曲线，经过 500 次的迭代计算和不断地趋向于最优解的搜索，四种算法的收敛曲线最终均趋于平直，稳定收敛于可行解空间中的某一次优解。表 4-12 示出了优化结果的统计值，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 相比，SOA 算法能最终取得更小的目标函数值，找到更加接近于最优解的次优解。

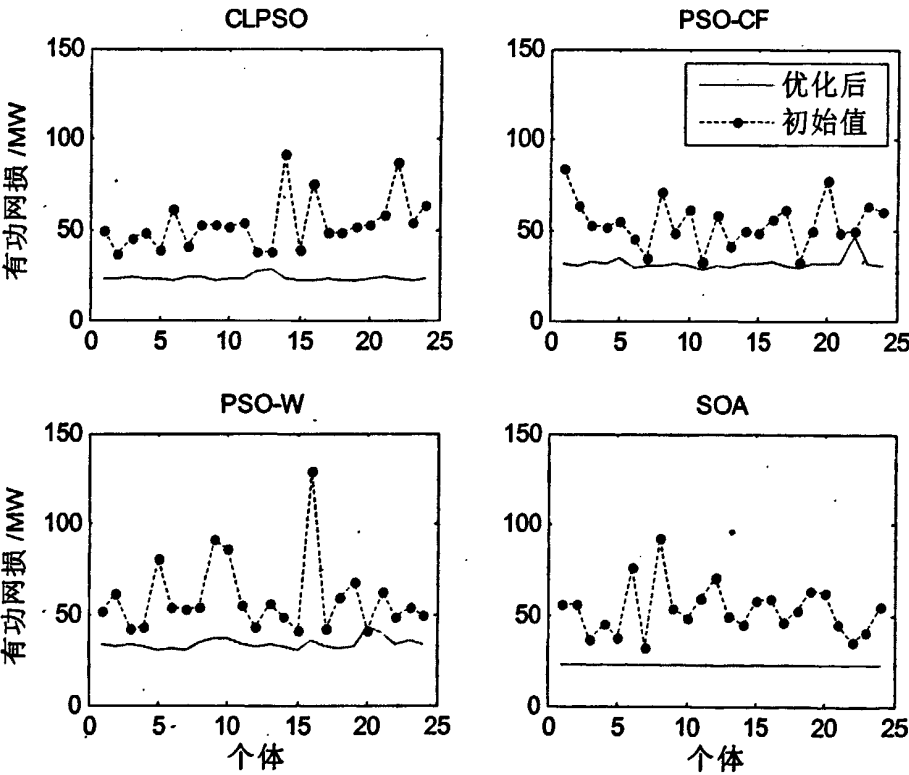


图4-7 IEEE57节点系统优化前后的网损值分布图

Fig4-7 Power Losses Distribution of IEEE57 Bus System before and after Optimization

表 4-13 IEEE57 节点系统有功网损结果统计值

Table4-13 Statistical Values of the Power Losses for IEEE57 Bus System

优化算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
平均有功网损/MW	22.8506	34.0568	31.6707	23.3625
最大有功网损/MW	23.0687	43.4659	46.397	28.7178
最小有功网损/MW	22.1048	30.3248	28.0951	22.2765
网损值标准偏差/MW	0.1046	2.995	3.3994	1.5054

图 4-7 为四种优化算法对 IEEE57 节点系统优化前后有功网损值的分布对比图。每幅图中，初始值是在优化计算前根据所选取的参数值进行潮流计算得到的初始有功网损，由于初始参数是随机选取的，所求得的种群中 24 个个体的有功网损值也呈现随机分布；经过 500 次迭代计算后，四种算法计算得到的有功网损值均稳定的分布在次优解附近，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法相比，SOA 算法计算得到的有功网损值分布曲线更加平直，个体间优化结果差异更小。表 4-13 为有功网损优化结果的统计值，采用 SOA、CLPSO 进行最优潮流计算时有功网损分别下降了 17.98%、16.14%，而 PSO-W 和 PSO-CF 优化使有功网损分别增加了 22.24%和 13.68%，比较平均有功网损以及有功网损标准偏差，SOA 算法求得了比 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法更小的值，说明 SOA 算法能够计算得到较小较稳定的有功网损值，提高系统运行的经济性。

图 4-8 为四种优化算法对 IEEE57 节点系统优化前后系统潮流计算中雅可比矩阵最小奇异值的分布对比图。每幅图中，初始最小奇异值是在优化计算前根据所选取的参数值计算得到，初始参数选取的随机性决定了所求得的种群中 24 个个体的最小奇异值也呈现随机分布；经过 500 次迭代计算后，四种算法计算得到的最小奇异值均稳定的分布在次优解附近，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法相比，SOA 算法计算得到的最小奇异值分布曲线更加平直，个体间最小奇异值差异更小。

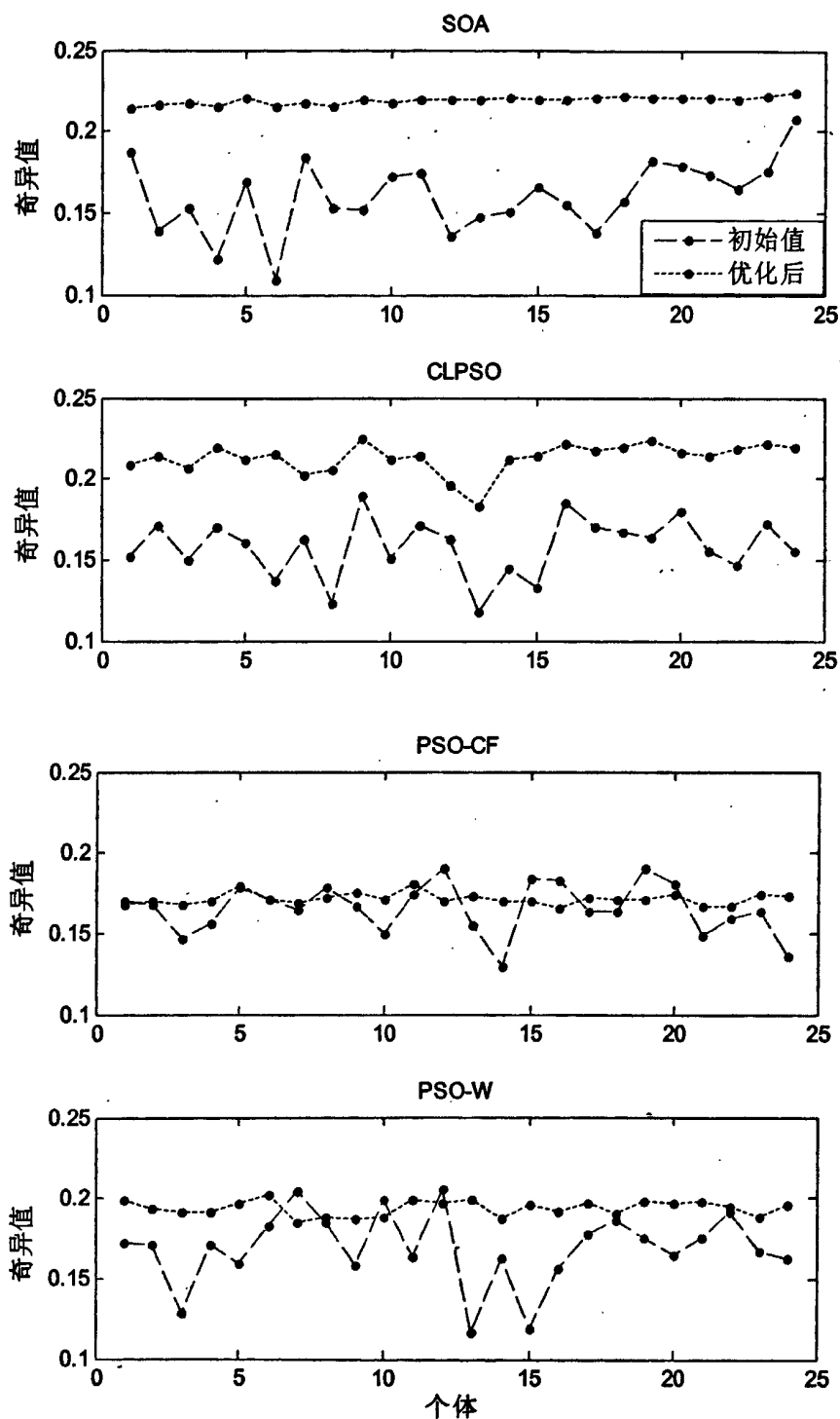


图4-8 IEEE57节点系统优化前后的奇异值分布图

Fig 4-8 SingularValues Distribution of IEEE57 Bus System before and after Optimization

表 4-14 IEEE57 节点系统最小奇异值统计结果

Table4-14 Statistical Results of the Minimal Singular Values for IEEE57 Bus System

优化算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
平均奇异值*	0.2190	0.1940	0.1714	0.2131
最大奇异值*	0.2236	0.2027	0.1805	0.2243
最小奇异值*	0.2143	0.185	0.1655	0.1836
奇异值标准偏差*	0.0024	0.0047	0.0036	0.0093

*) 指种群中每个个体最小奇异值的统计值

表 4-14 为最小奇异值的统计值，采用 SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO 进行最优潮流计算时电压稳定裕度分别提高了 100%、77.17%、56.53%、94.61%。与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法相比，SOA 算法求得了较大的平均奇异值、最小奇异值以及较小的奇异值标准偏差值，说明 SOA 算法能够计算得到更大更稳定的雅各比矩阵最小奇异值，使系统获得更大的电压稳定裕度。

综上，对 IEEE57 节点系统，与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法相比，SOA 算法取得了更好的效果，平均网损、网损标准偏差、目标函数平均值、目标函数标准偏差以及奇异值标准偏差在四种算法中都是最小的，而平均奇异值在四种算法中都是最大的，显示出 SOA 算法良好的收敛性和稳定性。

SOA、PSO-W、PSO-CF、CLPSO 四种算法分别独立进行 50 次最优潮流计算，统计每次计算所耗费的机时，求得每次计算平均用时如表 4-15 所示，可见 SOA 用时比 PSO-CF 略少，CLPSO 的计算速度相对较快。

表 4-15 IEEE57 节点系统优化耗时比较

Table4-15 Comparison of the Optimization Time for IEEE57 Bus System

算法	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
耗时/s	1543.1	1476.28	1619.3	933.61

表 4-16 IEEE57 节点系统优化后的控制变量值

Table4-16 Values of Control Variables after Optimization in IEEE57 Bus System

控制变量	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
V_1	1.0981	1.0299	0.9734	1.0841
V_2	1.0872	1.0107	0.9634	1.0736
V_3	1.0684	1.0017	0.9616	1.0676
V_6	1.0558	1.029	0.9653	1.0629
V_8	1.0758	1.1	0.9863	1.0773
V_9	1.0648	1.043	0.9795	1.0554
V_{12}	1.0655	1.1	1.0049	1.0655
T_{4-18}	0.9	0.9	0.95	0.9
T_{4-18}	0.9	1.05	0.975	0.9
T_{21-20}	0.9	0.9	1	0.95
T_{24-25}	0.9	1	0.9	0.975
T_{24-25}	0.9	0.9	0.925	0.9
T_{24-26}	0.9	0.9	0.9	0.975
T_{7-29}	0.9	0.925	0.9	0.9
T_{34-32}	0.9	0.9	0.95	0.925
T_{11-41}	0.9	1	0.95	0.9
T_{15-45}	0.9	0.975	0.9	0.9
T_{14-46}	0.9	1	0.95	0.925
T_{10-51}	0.9	1.1	0.975	1
T_{13-49}	0.9	1.075	1.025	0.9
T_{11-43}	0.9	0.9	0.9	0.9
T_{40-56}	0.9	0.95	0.9	0.925
T_{39-57}	0.9	0.95	0.975	0.95
T_{9-55}	0.9	0.925	0.9	0.9
Q_4	0.06	0.4	0.05	0.08

控制变量	SOA	PSO-W	PSO-CF	CLPSO
Q ₇	-0.2	0	0.25	0.03
Q ₁₃	0.06	-0.1	0.24	0.12
Q ₁₆	0.05	-0.09	0	0.14
Q ₂₆	0.1	0.25	0.06	-0.2
Q ₃₂	-0.02	0	0.09	0.1
Q ₄₀	-0.06	0.31	0.09	0.2
Q ₄₃	0.18	0.38	-0.2	0.11
Q ₄₇	0.08	0.09	0.31	0.25
Q ₅₁	-0.14	0.3	0.21	0.26
Q ₅₆	-0.07	0.32	0.25	-0.03

表 4-16 示出了 SOA、PSO-W、PSO-CF 和 CLPSO 四种算法进行 50 次最优潮流计算时各控制变量的最佳取值。

4.4 小结

本章选取 IEEE30 节点和 IEEE57 节点两个标准电力系统节点模型进行最优潮流优化计算，通过对优化结果的分析 and 比较，SOA 算法比 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法具有更好的寻优性能，主要表现为其稳定收敛性、鲁棒性等特点，较其它三种算法更适合在最优潮流计算中应用。

第5章 结论与展望

5.1 结论

最优潮流计算对电力系统的安全、经济运行有着重要的意义, 最优潮流问题是一个复杂的非线性数学规划问题, 其基本数学模型是成熟的, 求解的方法也是多种多样的。本文在总结了电力系统最优潮流的国内外研究现状的基础上, 对电力系统最优潮流的优化算法进行了研究, 考虑到电力系统最优潮流问题的特点, 将现代群集智能优化理论应用于最优潮流相关问题的求解。主要的研究结论有以下几点:

1. 详细地阐述并分析了一种新的启发式智能算法——搜寻者优化算法(SOA), 它模拟人的随机搜索行为, 考虑搜寻者个体的认知学习和社会学习, 根据个体历史最佳位置、邻域历史最佳位置确定搜索方向, 分析搜寻者所遵循的利用自然语言描述的简单搜索规则, 由模糊推理确定搜索步长, 进而实现搜寻者位置的更新, 完成对优化问题解的搜寻。将 SOA 算法与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 等算法进行系统比较, SOA 算法的优势在于搜索方向和搜索步长分开独立确定, 以及其子种群内与子种群间的相互社会学习, 保证了其较强的寻优能力。
2. 对于各子目标函数的量纲和评价标准均不同的多目标最优潮流优化问题, 通过归一化处理, 以偏好因子衡量不同子目标函数的权重, 将多目标优化问题转化为单目标优化问题, 有利于解决实际问题。
3. 选取发电机端电压、变压器变比、并联电容器的补偿容量为变量, 以有功网损最小和静态电压稳定裕度最大为指标建立目标函数, 将 SOA 算法应用于电力系统最优潮流计算中, 并分别对 IEEE30 和 IEEE57 两个标准模型进行优化。仿真结果表明, 对 IEEE30 节点系统, 有功网损下降了 18.59%, 电压稳定裕度提高了 46.42%; 对 IEEE57 节点系统, 有功网损下降了 17.98%, 电压稳定裕度提高了 100%, 有效的实现了降低有功网损和提高电压稳定裕度的目标。
4. 搜寻者优化算法从随机产生的多个初始解出发, 在整个解空间同时开始搜索, 并进行多极值比较, 具备很强的全局搜索能力, 可以求得较好的

优化解，算法在全局寻优的同时，能够有效地协调全局搜索与局部搜索。在公平的实验条件下，通过与 PSO-W、PSO-CF、CLPSO 的优化结果作比较，证明了 SOA 的优势：算法稳定性好，寻优能力强，并行处理，鲁棒性好，能以较大概率找到问题的全局最优解，计算速度快，且有深刻的智能背景，在电力系统优化中有广阔的应用前景。

5.2 下一步的工作

本文的工作重点是电力系统最优潮流算法应用研究，将搜寻者优化算法（SOA）应用于电力系统最优潮流优化，从理论角度具有一定的探索意义，从实践角度值得参考和进行实用化研究。SOA 算法是人工智能算法研究的创新成果，具有潜在的应用前景，同时也为新型优化算法研究提供了新思路，值得进一步的完善和深入研究。

本文的研究工作还处于起步阶段，有很多问题值得进一步研究，例如：SOA 算法的数学基础还比较薄弱，算法的收敛性、抗局部极值能力都有待进一步的证明；另外，通过改进算法本身以获得更好的性能，以及拓宽其应用范围，都是未来有价值、有意义的研究课题。

致 谢

本论文是在导师陈维荣教授的悉心指导和严格要求下完成的。在三年的研究生学习期间，陈老师以其严谨的治学风格、渊博的学术知识、踏实创新的工作作风、积极乐观的生活态度教诲和启迪了我，使我受益终身。三年的工作和学习，陈老师及夫人张惠老师给予了我无微不至的关心和帮助，在此谨向两位老师表示最衷心的感谢，并祝愿身体健康，工作顺意，阖家欢乐。

感谢学院各位领导，前院长李群湛教授、院长高仕斌教授、冯晓云教授、谭永东教授等；感谢学院各位老师，肖建教授、华泽玺副教授等，七年的大学生活里，您们不仅以渊博的学识教会了我如何做学问，更以高尚的师德教会了我如何做人做事。

感谢学生工作组的全体老师及家属，近四年来为我营造了一个和谐进取的环境，使我受益匪浅；特别感谢何晓琼老师，对我的指导和培养，为我提供了许多机会和平台，使我的工作能力得到极大的培养和锻炼。在学生工作组的幸福时光，必将成为我人生中最难忘的记忆。

感谢实验室戴朝华和郑永康两位博士师兄在研究生期间的关怀与指导，我的论文工作得到了你们的鼎力支持，你们乐于钻研、勇于创新的学习精神，是我学习的榜样；感谢实验室的兄弟姐妹，感谢你们对我的帮助，愿你们前程似锦、事业有成、一生幸福。

特别感谢我的父母和李文豪，一直以来对我的关心和支持，帮助我很好的协调学习、工作和生活，鼓励我不断前行。

最后，向百忙之中评阅本论文以及参加我答辩的各位专家和老师表示最诚挚的谢意。

参考文献

- [1] 李文沅. 电力系统安全经济运行—模型与算法[M]. 重庆:重庆大学出版社. 1988.
- [2] 诸骏伟. 电力系统分析[M]. 北京: 中国电力出版社. 1995.
- [3] P.R.Shoults, D.T. Sun. Optimal power flow based on P-Q Decomposition [J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems.1982 Feb, Vol. PAS-101: 397 – 405.
- [4] O.Alsac, B.Stott. Optimal power flow with steady state security [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems.1974, Vol. PAS-93:745–754.
- [5] A.Monticelli, M.V.F.Pereira, S. Granville. Security-constrained optimal power flow with post-contingency corrective rescheduling [J]. IEEE Transactions on Power Systems. 1987, Vol.PWRS-2:175–182.
- [6] 周双喜,朱凌志,郭锡玖,王小海. 电力系统电压稳定性及其控制[M]. 北京: 中国电力出版社. 2004.
- [7] H. Ambriz-Perez, E. Acha, C.R. Fuerte-Esquivel, et al. Incorporation of a UPFC model in an optimal power flow using Newton's method [J]. IEE Generation, Transmission and Distribution. 1998, 145(3):336 – 344.
- [8] 赵风云,王秀丽. 输配电市场[M]. 北京: 中国电力出版社. 2003.
- [9] Martin L. Baughman, Shams N, et al Real-time pricing of reactive power: theory and case study results [J]. IEEE Transactions on Power Systems. 1991. 6(1): 23 –29.
- [10] O. Alsac, J. Bright, M. Prais, et al. Further developments in LP-based optimal power flow [J]. IEEE Transactions on Power Systems. 1990. 5(3): 697 – 711.
- [11] Momoh JA, Dias LG, Guo SX, et al. Economic Operation and Planning of Multiyear Interconnected Power Systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems. 1995, 10(2):1044 1053.
- [12] Chen L, Tada Y, Okamoto H, et al. Optimal Operation Solutions of Power Systems with Transient Stability Constraints [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems.2001, 48 (3): 327-339.

-
- [13] 付钢,刘明波. 含暂态能量裕度约束最优潮流问题的线性规划解法[J].继电器.2005,33(10):12-15
- [14] Bartholomew, Biggs M C. Recursive Quadratic Programming Methods Based on the Augmented Lagrangian [J]. Mathematical Programming Study.1987, 31:21-41.
- [15] 林骞, 宋文英. 基于拉格朗日函数鞍点理论的梯度最优潮流算法.上海交通大学学报.2007, 41(3):505-508
- [16] 程浩忠. 电力系统有功优化潮流算法研究——等效二次规划法[J]. 电力系统自动化.1991, 4: 52-57
- [17] Torres GL, Quintana VH. Optimal Power Flow by a Nonlinear Complementarily Method [J]. IEEE Transaction Power Systems, 2000, 15 (3): 102821033.
- [18] Maria G A, Findlay J A. A Newton Optimal Power Flow Program for on taro Hydro EMS [J]. IEEE Transaction on Power Systems.1987, 2(10):576 584.
- [19] Coneo A J, Nogales F J, Prieto F J. A Decomposition Procedure Based on Approximate Newton Direction [J]. Mathematical Programming, 2002, 93 (3): 495-515.
- [20] 赵晋权, 侯志俭, 吴际舜. 改进最优潮流牛顿算法有效性的对策研究[J]. 中国电机工程学报.1999, 19(12):70-75.
- [21] 罗可, 林睦纲, 童小娇. 最优潮流问题的解耦半光滑牛顿型算法[J]. 控制与决策.2006, 21(5):580-584
- [22] 郝玉国, 刘广一, 于尔铿. 一种基于 Karmarkar 内点法的最优潮流算法 [J]. 中国电机工程学报.1996, 16(6):409-412.
- [23] 蔡广林 张勇军. 基于非线性多中心校正内点法的最优潮流算法[J]. 电工技术学报.2007, 22(12):134-136
- [24] Jason Yuryevich, Kit Po Wang. Evolutionary programming based optimal power flow Algorithm [J]. IEEE Transaction on Power Systems. 1999, 14(4):1245 – 1250.
- [25] T. Kulworawanichpong, S.Sujitjorn. Optimal power flow using tabu search [J]. IEEE Power Engineering Review. 2002, 22(6): 37–55.
- [26] Anastasios G.Bakirtzis, Pandel N.Biskas, Christoforos E.Zoumas, et al. Optimal power flow by enhanced genetic algorithm [J]. IEE Generation,
-

- Transmission and Distribution. 2002, 17(2):229 – 236.
- [27] 王小平,曹立明. 遗传算法理论应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社. 2002.
- [28] 陈国良, 王照法, 庄镇泉等. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社. 1996.
- [29] Bakirtzis A G, Biskas P N, Zoumas C E, et al. Optimal Power Flow By Enhanced Genetic Algorithm[J]. IEEE Transaction on Power Systems.2002,17(2):229-236
- [30] 周蜡, 周晖. 电网无功电压综合控制的改进SA算法[J]. 继电器.2004, 32(1): 24-27.
- [31] 廉立山, 谢云. 非数值并行算法—模拟退火算法[M]. 北京:科学出版社. 2000.
- [32] Chen L, Matoba S, Inahe H, et al. Surrogate constraint method for optimal power flow [J]. IEEE Transaction on Power Systems.1998,13(3):1084-1089.
- [33] Kennedy J, Eberhart R Particle swarm optimization[C]. Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks.1995, 4:1942-1948.
- [34] Abide M A. Optimal power flow using particle swarm optimization [J]. Electrical Power and Energy. 2002, 24(7):53-57.
- [35] 刘自发, 葛少云, 余贻鑫. 基于混沌粒子群优化方法的电力系统无功最优潮流[J].电力系统自动化. 2005, 29(7): 53-57.
- [36] 娄素华. 现代电力系统优化模型及其相关算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学博士学位论文. 2005.
- [37] 刘方.关于电力系统动态最优潮流的几种模型与算法研究[D]. 重庆: 重庆大学博士学位论文. 2005.
- [38] 刘雪莲.电力系统最优运行的电压安全成本研究[D].山东:山东大学博士学位论文. 2006..
- [39] Chaohua Dai, Yunfang Zhu, Weirong Chen. Seeker optimization algorithm [C]. Lecture Notes in Artificial Intelligence, Y. Wang, Y. Cheung, and H. Liu (Eds.), Springer-Verlag Berlin Heidelberg: CIS 2006, pp. 167–176, 2007.
- [40] Q. Li, C. H. Dai, W. R. Chen, J. Jia, M. Han. Proton Exchange Membrane Fuel Cell Modeling Based on Seeker Optimization Algorithm [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2008, 16(2): 120-124.

-
- [41] 戴朝华, 朱云芳, 陈维荣. IIR 数字滤波器设计的搜寻者优化算法 [J]. 电子与信息学报 (已录用).
- [42] 李奇, 陈维荣, 戴朝华, 贾俊波, 韩明. 基于搜寻者优化算法的质子交换膜燃料电池模型优化[J], 中国电机工程学报.已录用.
- [43] 王锡凡. 现代电力系统分析[M] 北京: 科学出版社, 2003.
- [44] Y.Mansour, et al. Suggested technique for voltage stability analysis. IEEE Publication 93TH0620-5PWR, 1993.
- [45] IEEE/CIGRE Joint Task Force on Stability Terms and Definitions. Definition and classification of power system stability IEEE/CIGRE joint task force on stability terms and definitions. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(3): 1387-1401.
- [46] 潘雄,徐国禹. 基于最优潮流并计及静态电压稳定性约束的区域间可用输电能力计算[J]. 中国电机工程学报.2004, 24(12):86-91
- [47] 刘雪连,厉吉文,程新功,曹立霞. 一种确定电力系统最优安全运行点的新方法[J]. 电网技术.2005, (08).
- [48] 刘明波,杨勇. 计及静态电压稳定约束的无功优化规划[J]. 电力系统自动化.2005, (05).
- [49] 何仰赞, 温增银. 电力系统分析 (上册). 武汉:华中理工大学出版社, 1996.
- [50] 袁骏, 段献忠, 何仰赞等. 电力系统电压稳定灵敏度分析方法综述[J]. 电网技术, 1997, 21(9):7-10.
- [51] 余贻鑫,曾沅,贾宏杰. 静态电压稳定灵敏度判据及对 dQL/dVL 和 dPL/dVL 判据的评析[J].电力系统及其自动化学报.2000, (03).
- [52] 冯治鸿,刘取,倪以信等. 多机电力系统电压静态稳定性分析—奇异值分解法[J].中国电机工程学报, 1992, 12(3): 10-19.
- [53] Tran-Quoc T, Tran T A, Lam-Du S, et al. Investigation of Several OPF Applications in the ietnamese Power System[C]. IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and xposition, 2003. 2: 723-728.
- [54] Prabha Kundur. Power System Stability and Control[M]. New York: McGraw-Hill Inc 1994.
- [55] 孙晓钟, 段献忠, 何仰赞.负荷节点电压稳定性就地安全指标研究[[J].电力系统自动化.1998,22(9):61-64.
-

-
- [56] Chebbo A M, Irving M R, Sterling M J H S. Voltage Collapse Proximity Indicator: Behavior and Implications [J]. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution.1992, 139(3): 241-252.
- [57] 余贻鑫, 王成山. 电力系统电压稳定性理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [58] 于寅. 高等工程数学. 武汉:华中理工大学出版社,1995
- [59] Kennedy J, Everhart R. Particle Swarm Optimization. IEEE international Conference on Neural Network, Perth, Australia, 1995, 4: 1942~1948
- [60] Shi.Y, Eberhart.R.C. Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization [C]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2001), Seoul, Korea.2001.
- [61] Liang J.J, Qin A.K, Suganthan P.N, et al. Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer for Global Optimization of Multimodal Functions [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2006, 10(3): 281-295.
- [62] 韩祯祥,吴国炎. 电力系统分析[M]. 杭州:浙江大学出版社. 2002.
-

攻读硕士学位期间发表的学术论文

- [1] 张倩, 陈维荣. 电力系统优化算法综述. 科协论坛. 2008.03.
- [2] 张倩, 陈维荣, 王劲草, 戴朝华. 搜寻者优化算法在最优潮流中的应用. 电力系统及其自动化学报. 已录用.
- [3] 李文豪, 张倩, 陈维荣. 高速铁路安全技术综述. 电气化铁道. 2007. 01.