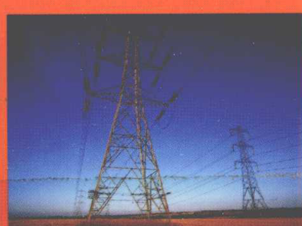
大电网最优潮流计算

刘明波　谢　敏　赵维兴／著


科学出版社
www.sciencep.com

大电网最优潮流计算

刘明波　谢　敏　赵维兴　著

科学出版社
北　京

前　言

日益扩大的电网规模、复杂的运行方式和调控难度为电力系统运行和控制带来巨大挑战。传统的经济调度及以经济性作为主要目标的无功优化和电压调控等手段已难以适应当前大电网在经济性的基础上同时考虑安全性的要求，迫切需要发展新的电网优化运行、调度以及调控分析方法。起源于 20 世纪 60 年代的最优潮流作为电力系统最为基本，且最为重要的分析计算工具之一，已在电网经济调度、无功优化、电压调控等领域逐步获得推广应用。但目前应用于大电网的最优潮流计算不可避免地存在计算维数过高，计算量过大且求解效率偏低的问题，因此，在实际应用中，通常会对一些约束条件以及电网运行的实际情况进行相应简化后再开展最优潮流计算，以加快运算速度，提高优化求解的效率。如何在最优潮流计算中考虑更为复杂的实际运行情况，如考虑电网安全稳定运行的要求、考虑动态无功约束等，已成为最优潮流计算在大电网全局最优调控领域深入推广和应用的难点。

自 1994 年起，我和我的研究生们开始涉足电力系统最优潮流计算领域，致力于将最优潮流计算推广应用于大规模电网的研究。近年来，我们发表的一些学术论文引起了同行学者以及电力行业专业技术人员的关注，再加上多年在指导研究生和讲授研究生专业课的过程中，深切体会到电力系统飞速发展对电力专业人才培养提出了新需求，我深感有必要将 15 年来在大电网最优潮流计算领域的研究成果汇总出版，希望能够为初次踏入电力系统优化领域的研究人员起到抛砖引玉的作用，同时也能够为广大同行和相关专业技术人员提供学习参考和探讨平台。

全书共分十七章，从内容划分上可归为三部分。前七章以线性规划和非线性规划理论为起点，将内点法及其扩展算法应用到静态无功优化、动态无功优化及其并行计算中。第八至十二章介绍了扩展的最优潮流问题，包括暂态稳定约束最优潮流和静态电压稳定约束最优潮流计算。第十三至十七章介绍了我们在大电网最优潮流分解协调计算领域的研究成果。本书对所提出的每种算法从模型建立、算法实现等方面进行了详细推导；在算例分析中，不仅采用了国际通用的标准试验系统作为算例，且采用了小至 538 节点，大至 2212 节点等省级和区域电网的实际运行数据作为算例。

在内容的具体安排上，第一章介绍了非线性规划和线性规划的概念及算法，通过引出一阶最优性条件（KKT 条件）对非线性原-对偶内点法以及线性规划单纯形法和线性规划内点法的实现原理进行介绍；第二章介绍了无功优化问题模型和灵

敏度计算方法，进而介绍无功优化问题及其逐次线性规划解法；第三章为无功优化问题的非线性混合整数规划方法，着重介绍了考虑离散变量的非线性原对偶内点法；第四章为动态无功优化问题模型及其求解方法；第五章介绍了动态无功优化问题的几种解耦算法；第六章介绍了动态无功优化并行算法及其在并行计算环境下的实现；第七章为无功优化应用背景的实践，介绍了分布式电压无功全局实时优化控制系统及在实际电网中的应用；第八章为基于故障模式法的暂态能量裕度约束最优潮流计算；第九章为基于 BCU 法的暂态能量裕度约束最优潮流计算；第十章介绍了基于轨迹灵敏度法的暂态稳定约束发电再调度；第十一章为基于轨迹灵敏度法的暂态稳定约束最优潮流计算；第十二章介绍了静态电压稳定裕度约束无功优化计算；第十三章开始进入了大电网最优潮流的计算，并对几种典型的分解协调算法进行阐述；第十四章应用基于近似牛顿方向的多区域无功优化分解算法进行大电网的最优潮流计算；第十五章和第十六章则分别应用基于对角加边模型的多区域无功优化分解算法和基于诺顿等值的多区域无功优化分解算法进行大电网最优潮流计算；第十七章对前述几种分解算法的收敛特性和计算速度进行了比较，并归纳出影响最优潮流分解协调算法收敛性和计算速度的因素。

本书成果得到国家自然科学基金（编号：50277013、50777021 和 50907023）和广东省自然科学基金（编号：011648）的资助，凝聚了我们 70 余篇学术论文成果，也是对我们这 15 年来从事大电网最优潮流计算领域研究历程的一个小结。在此感谢研究生陈学军、王晓村、程莹、李健、朱春明、夏岩、黄伟、杨勇、付钢、阳曾、赖永生、李妍红、蒋健、缪楠林、曲绍杰、李贻凯、王奇、马冠雄为本书研究成果所作的贡献。目前，他们均已走上了工作岗位，大部分从事电力系统生产、设计、调度运行与管理方面的工作，本书留下了他们在华南理工大学电力系统优化与控制科研团队的成长足迹。在研究过程中，还得到华南理工大学电力学院吴捷教授，广东电网电力调度通信中心原总工程师马志强、现任总工程师温柏坚，广东电网公司生产技术部程启诚高级工程师，南方电网调度通信中心曾勇刚副总工程师，广州供电局电力调度中心钱康龄高级工程师和李芳红高级工程师的指导和帮助，在此一并表示感谢。此外，还要感谢我的家人对我的鼓励和支持。

本书不妥之处在所难免，欢迎读者批评指正。

作　者
2010 年 2 月 15 日

目　　录

第一章　非线性规划和线性规划的求解方法

最优化(optimization)指对于给定的实际问题，如何从众多的方案中选出最优方案。最优化问题可以追溯到古老的极值问题，但成为一门独立的学科是在20世纪40年代末，即在1947年，Dantzig提出求解一般线性规划问题的单纯形法之后。作为最优化理论与方法重要分支的非线性规划与线性规划是揭示各类最优化问题的常用数学工具[1~4]。本章将对非线性规划和线性规划问题的模型和求解方法进行阐述，为后续章节提供数学基础知识。对于上述两类最优化问题所涉及的相关定理，在论述过程中将不做详细数学论证，而以结论性和求解方法的可操作性作为本章重点。

1.1　基础知识

1.1.1　最优化问题的数学描述

最优化问题用数学方法进行描述时，包含了目标函数、决策变量和约束条件这三个要素。其中，目标函数度量解的优劣程度，如成本、收益、利润等；而决策变量为可以调节、影响优化过程的变量；约束条件指决策变量及其相互关系的约束。最优化问题的一般形式为：

$$\begin{cases} \min\ f(\boldsymbol{x}) \\ \text{s. t. } g_i(\boldsymbol{x}) = 0, \quad i = 1,2,\cdots,m \\ \qquad h_i(\boldsymbol{x}) \geqslant 0, \quad i = 1,2,\cdots,r \end{cases} \tag{1-1}$$

式中，$\boldsymbol{x}\in\mathbf{R}^n$ 为决策变量；$f(\boldsymbol{x})$为目标函数；$g_i(\boldsymbol{x})=0$ 为等式约束；$h_i(\boldsymbol{x})\geqslant 0$ 为不等式约束。

例 1-1　最优化数学模型为：

$$\begin{cases} \min\ (x_1-2)^2+(x_2-1)^2 \\ \text{s. t. } x_1^2-x_2 \leqslant 0 \\ \qquad x_1+x_2 \leqslant 2 \end{cases} \tag{1-2}$$

可见，目标函数为 $f(\boldsymbol{x})=(x_1-2)^2+(x_2-1)^2$，决策变量为 $\boldsymbol{x}=\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$，不等式约束函数写成向量形式为 $\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x})=\begin{bmatrix} h_1(\boldsymbol{x}) \\ h_2(\boldsymbol{x}) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} -x_1^2+x_2 \\ -x_1-x_2+2 \end{bmatrix}$，式(1-2)中的等式约

束函数 $g_i(\boldsymbol{x})$为空，即不存在等式约束。

式(1-2)中的目标函数和部分约束函数是非线性函数，故它所描述的是一个非线性规划(nonlinear programming，NLP) 问题。

例 1-2 生产计划问题

某化工厂在计划期内拟安排生产Ⅰ和Ⅱ两种产品，已知其市场需求量和单位利润及原材料的消耗量如表 1-1 所示。应如何安排生产计划才能使该工厂的获利最多?

表 1-1 生产计划综合信息

	原材料消耗/t			产品利润/(千元/t)	产品需求量/t
	A	B	C		
产品Ⅰ	10	6	8	5	不大于 1500
产品Ⅱ	5	20	15	7	
原材料最大供应量/t	600	500	800		

设 x_1 和 x_2 分别表示产品Ⅰ和Ⅱ的产量，则该问题的数学模型可写为：

$$\begin{cases} \max 5x_1 + 7x_2 \\ \text{s. t.}\ \ 10x_1 + 5x_2 \leqslant 600 \\ \qquad 6x_1 + 20x_2 \leqslant 500 \\ \qquad 8x_1 + 15x_2 \leqslant 800 \\ \qquad x_1 \leqslant 1500 \\ \qquad x_1, x_2 \geqslant 0 \end{cases} \tag{1-3}$$

与例 1-1 所描述的非线性问题不同，例 1-2 所描述的是一个线性规划(linear programming，LP) 问题，即目标函数和约束函数均是线性函数。

1.1.2 相关数学基础

① 假设 $f(\boldsymbol{x})$为标量函数，$\boldsymbol{x} \in \mathbf{R}^n$，则其梯度$\nabla f(\boldsymbol{x})$定义为：

$$\nabla f(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial f}{\partial x_1} \\ \dfrac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \dfrac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix} \tag{1-4}$$

② 假设 $f(\boldsymbol{x})$为标量函数，$\boldsymbol{x} \in \mathbf{R}^n$，则其海森矩阵$\nabla^2 f(\boldsymbol{x})$定义为：

$$\nabla^2 f(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix} \tag{1-5}$$

可见,海森矩阵是对称矩阵。

③ 假设 $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} g_1(\boldsymbol{x}) \\ g_2(\boldsymbol{x}) \\ \vdots \\ g_m(\boldsymbol{x}) \end{bmatrix}$ 为函数向量,则其雅可比矩阵$\nabla \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x})$定义为:

$$\nabla \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial g_1}{\partial x_1} & \dfrac{\partial g_1}{\partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial g_1}{\partial x_n} \\ \dfrac{\partial g_2}{\partial x_1} & \dfrac{\partial g_2}{\partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial g_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \dfrac{\partial g_m}{\partial x_1} & \dfrac{\partial g_m}{\partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial g_m}{\partial x_n} \end{bmatrix} \tag{1-6}$$

④ 如果矩阵 $\boldsymbol{A}(\boldsymbol{A} \in \mathbf{R}^{n \times n})$满足$(\boldsymbol{Ax}, \boldsymbol{x}) > 0$,则该矩阵为正定矩阵;如果矩阵 $\boldsymbol{A}(\boldsymbol{A} \in \mathbf{R}^{n \times n})$满足$(\boldsymbol{Ax}, \boldsymbol{x}) \geqslant 0$,则该矩阵为正半定矩阵。

⑤ 矩阵 $\boldsymbol{A}(\boldsymbol{A} \in \mathbf{R}^{n \times n})$的特征值 λ_i 定义为:

$$\det(\boldsymbol{A} - \lambda_i \boldsymbol{I}) = 0, \quad A \in \mathbf{R}^{n \times n} \tag{1-7}$$

如果 $\boldsymbol{A}$ 是对称的,则所有特征值 λ_i 为实数。当 $\lambda_i > 0, i = 1, 2, \cdots, n$ 时,$\boldsymbol{A}$ 是对称正定的;当 $\lambda_i < 0, i = 1, 2, \cdots, n$ 时,$\boldsymbol{A}$ 是对称负定的;对于某些 i,当 $\lambda_i = 0$ 时,$\boldsymbol{A}$ 是奇异的。

⑥ 收敛速度是衡量一个最优化计算方法有效性的指标[1],下面对其进行讨论。

设一个优化算法产生的迭代点列$\{\boldsymbol{x}_k\}$在某种范数意义下收敛到最优点 $\boldsymbol{x}^*$,即:

$$\lim_{k \to \infty} \| \boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}^* \| = 0 \tag{1-8}$$

可根据连续两次迭代误差的商来定义该优化算法的收敛速度。如果满足如下条件,则称该优化算法具有 Q 线性收敛速度(Q-linear rate),Q 代表商(quotient)。对于所有充分大的 k,存在一个常数 $r \in (0,1)$,满足:

$$\frac{\| \boldsymbol{x}_{k+1} - \boldsymbol{x}^* \|}{\| \boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}^* \|} \leqslant r \tag{1-9}$$

式(1-9)表示在每次迭代中,迭代点到最优点 $\boldsymbol{x}^*$ 的距离至少按照某一个恒定的因子减小,如序列$\{1+(0.5)^k\}$线性地收敛到1,此处 $r=0.5$。

如果满足如下条件,则称该优化算法具有 Q 超线性收敛速度(Q-superlinear rate):

$$\lim_{k\to\infty}\frac{\|\boldsymbol{x}_{k+1}-\boldsymbol{x}^*\|}{\|\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}^*\|}=0 \tag{1-10}$$

如序列$\{1+k^{-k}\}$超线性地收敛到1,此处 $r=0$。

如果满足如下条件,则称该优化算法具有 Q 二次收敛速度(Q-quadratic rate)。对于所有充分大的 k,存在一个正常数 M,满足:

$$\frac{\|\boldsymbol{x}_{k+1}-\boldsymbol{x}^*\|}{\|\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}^*\|^2}\leqslant M \tag{1-11}$$

如序列$\{1+(0.5)^{2^k}\}$二次收敛到1,此处 $M=1$。

从式(1-9)和式(1-11)可见,收敛速度取决于 r 和 M。r 和 M 值的大小不仅取决于所采用的优化算法,而且也取决于优化问题本身的性质。如果不考虑这两个值的大小,二次收敛序列最终总是快于线性收敛序列。

显然,任何二次收敛的序列也会超线性地收敛;任何超线性收敛的序列也会线性地收敛。我们也可以定义更高一次的收敛速度,如三次和四次收敛速度,但在实际应用中并不常用。一般情况下,我们可以定义 $Q-p$ 次收敛速度,对于所有充分大的 k,存在一个正常数 M 和一个正常数 $p(p>1)$,满足:

$$\frac{\|\boldsymbol{x}_{k+1}-\boldsymbol{x}^*\|}{\|\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}^*\|^p}\leqslant M \tag{1-12}$$

一般认为,具有超线性收敛速度和二次收敛速度的方法是比较快的。但应该注意,对任何一个算法,收敛速度的理论结果不能保证算法在实际执行时就一定有好的实际计算效果。

⑦ 设 $\boldsymbol{S}\in\mathbf{R}^n$,如果任意两点之间的连接线段仍然在该集合内,则 $\boldsymbol{S}$ 为凸集(convex set)[1,2],如图1-1所示,即,对于任意 $x_1,x_2\in\boldsymbol{S}$,有:

$$\alpha x_1+(1-\alpha)x_2\in\boldsymbol{S},\quad \alpha\in[0,1] \tag{1-13}$$

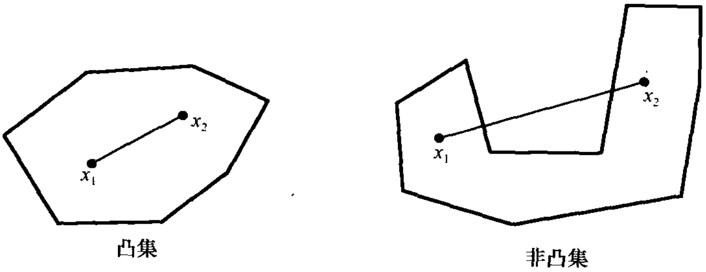


图1-1　凸集和非凸集的定义