

基于IPM-intPSO的两阶段动态无功优化算法

陈建华¹, 阎帅¹, 张瑶², 丁涛³

(1. 国网冀北电力有限公司, 北京 100054; 2. 中国核电工程有限公司, 北京 100840;
3. 西安交通大学 电气工程学院, 陕西 西安 710049)

摘要:提出一种基于内点法(IPM)和整数粒子群(intPSO)算法相结合的启发搜索-变量校正两阶段动态无功优化算法。首先,采用intPSO算法求解离散变量,并利用IPM处理连续变量,通过两者交替迭代得到静态无功优化的求解方法;然后,在保证网损最小的同时,自适应得到最优动态分段数,克服传统依据负荷曲线人为分段方法的缺点;最后,对目标函数在启发搜索的结果上进行变量校正的再优化。IEEE 9、14、30、57、118节点测试系统的仿真结果验证了所提算法的有效性。

关键词:动态无功优化;启发搜索-变量校正;离散变量;最优分段

中图分类号:TM 732

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202002018

0 引言

无功功率平衡是电网安全稳定运行的基本保证,电网电压水平和电能质量的高低直接取决于无功分布的合理性。因此,如何调节现有的无功控制设备以实现电网的最优运行是一个非常重要的课题^[1-10]。

无功优化是指在满足给定的系统约束条件下,采用无功补偿装置、调节变压器分接头以及改变发电机机端电压等方法来提高系统的电能质量并减少系统的网损^[1-3]。然而,静态无功优化仅反映单个时间断面上的无功优化结果,而实际电力系统负荷往往处于不断变化的过程中,因此需要考虑各时段负荷水平变化后的动态无功优化问题^[5-9]。

现有动态无功优化研究对离散变量的处理主要有3种方法:在目标函数中加入离散变量的罚函数法^[5-6];人工智能算法^[7-9],如遗传算法、粒子群(PSO)算法等;采用启发规则分段^[10-11],将动态无功优化转化为若干静态无功优化。罚函数法的主要缺陷是难以确定惩罚因子取值大小。若惩罚因子太小,则优化结果可能无法收敛到整数解,若惩罚因子过大,则可能引起数值振荡。尤其在动态无功优化中涉及多个惩罚因子时,取值难度更大。而传统的人工智能算法的主要缺陷是计算时间问题,特别是动态无功优化涉及优化变量较多,并且需要考虑离散变量间及离散变量与连续变量间的约束,使得求解难度和计算时间大幅增加。为此,文献^[12-14]提出采用启发规则的方法或根据负荷曲线进行人为划分时间段,并将各个分段转化为静态无功优化,可极大简化求解难度。但这种依靠人为划分分段数的方法缺乏理论依据,也难以确定最优分段方案。

为此,本文提出一种基于内点法IPM(Interior

Point Method)和整数粒子群intPSO(integer Particle Swarm Optimization)算法相结合的IPM-intPSO算法的启发搜索-变量校正两阶段动态无功优化算法。首先,利用intPSO算法求解离散变量,利用IPM处理连续变量,通过两者交替迭代得到静态无功优化的求解方法;然后,以网损变化为依据,对网损变化剧烈的时段依次分段,各分段内离散变量保持不变,并进行静态无功优化,在保证网损最小的同时,兼顾设备动作次数最少,从而自适应得到最优分段数,克服传统依据负荷曲线人为分段方法的缺点;最后,对目标函数在启发搜索的结果上进行变量校正的再优化。与传统方法相比,本文方法能够对优化结果进行进一步提升,从而在兼顾设备动作次数的基础上,有效降低网损。在IEEE 9、14、30、57、118节点测试系统上的仿真结果验证了本文方法的有效性。

1 动态无功优化模型

动态无功优化是一个时空耦合的非线性混合整数规划问题。如果采用分段处理的方法,考虑每个时段的负荷不变,显然所分的时间段越多,负荷越接近实际值,无功优化的调节越接近连续,但系统通常只给出未来24h的负荷预测量,并且无功调节设备(如有载调压、投切电容器)的频繁动作会缩短电气设备的使用寿命,增加电网的投资成本,因此系统的分段数和无功调节设备的动作次数均受到约束。以网损最小为目标,可建立如下动态无功优化模型。

目标函数:

$$\min \sum_{t=0}^{T_n} P_{\text{loss},t}(U_m, Q_g, T_k, Q_c) \quad (1)$$

其中, $P_{\text{loss},t}$ 为系统在 t 时段的网络损耗; T_n 为时间段数,本文设为 $T_n=23$; U_m 为所有节点电压幅值; Q_g 为发电机无功功率; T_k 为有载调压变压器分接头档位; Q_c 为可投切电容器无功出力。

约束条件如下。

(1)功率平衡方程。

$$P_{i,t} - U_{i,t} \sum_{j=1}^n U_{j,t} (G_{ij} \cos \theta_{ij,t} + B_{ij} \sin \theta_{ij,t}) = 0 \quad i \in N_B \quad (2)$$

$$Q_{i,t} - Q_{ci,t} - U_{i,t} \sum_{j=1}^n U_{j,t} (G_{ij} \sin \theta_{ij,t} - B_{ij} \cos \theta_{ij,t}) = 0 \quad i \in N_B \quad (3)$$

(2)状态变量的不等式约束。

$$U_{li \min,t} \leq U_{li,t} \leq U_{li \max,t} \quad i \in N_D \quad (4)$$

$$Q_{gi \min,t} \leq Q_{gi,t} \leq Q_{gi \max,t} \quad i \in N_G \quad (5)$$

(3)控制变量的不等式约束。

$$U_{gi \min,t} \leq U_{gi,t} \leq U_{gi \max,t} \quad i \in N_G \quad (6)$$

$$Q_{ch \min,t} \leq Q_{ch,t} \leq Q_{ch \max,t} \quad h \in N_C \quad (7)$$

$$T_{kp \min,t} \leq T_{kp,t} \leq T_{kp \max,t} \quad p \in N_T \quad (8)$$

$$\sum_{t=0}^{T_n} |C_{h,t+1} - C_{h,t}| \leq Y_{C,h} \quad h \in N_C \quad (9)$$

$$\sum_{t=0}^{T_n} |T_{kp,t+1} - T_{kp,t}| \leq Y_{T,p} \quad p \in N_T \quad (10)$$

(4)支路电流限值约束。

$$|I_{ij}| \leq I_{ij, \max} \quad ij \in N_L \quad (11)$$

其中, $t=0, 1, \dots, T_n$; $P_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 、 $U_{i,t}$ 分别为节点 i 的有功注入、无功注入及电压幅值; G_{ij} 、 B_{ij} 、 $\theta_{ij,t}$ 、 I_{ij} 、 $I_{ij, \max}$ 分别为支路 ij 的电导、电纳、相角、电流及电流限值; $U_{li,t}$ 为负荷节点 i 的电压幅值; $U_{gi,t}$ 为发电机节点 i 的电压幅值; N_B 为系统节点集合; N_G 为发电机节点集合; N_D 为负荷节点集合; N_C 为可投电容器集合; N_T 为有载调压变压器集合; N_L 为支路集合; $Y_{C,h}$ 为可投切电容器 h 一天内最大允许动作次数; $Y_{T,p}$ 为有载调压变压器 p 一天内最大允许动作次数; $C_{h,t}$ 为可投切电容器 h 在 t 时段的投切组数。

若不考虑离散变量的最大允许动作次数, 动态优化问题可以转化为求解 24 个时间断面的静态无功优化问题。在考虑离散变量约束后, 动态无功优化则是一个时间和空间强耦合的非线性混合整数规划问题: 在整体时间上受到离散控制变量的离散约束; 在每个时间断面上, 又在空间上形成非线性混合整数规划。因此, 动态无功优化的求解难度远大于静态无功优化, 不仅优化变量增多, 而且非线性的耦合强度也随之增加。

2 启发搜索-变量校正的两阶段动态优化

本文提出一种启发搜索-变量校正的两阶段动态无功优化算法, 启发搜索依据负荷水平和系统规模获得最优分段数, 变量校正是在启发搜索的基础上, 通过对离散变量进行微调使目标函数达到最优。其中, 结合日负荷曲线的周期相似性, 假定 0 时刻和 24

时刻离散变量取值相同, 即有载调压变压器的分接头位置和投切电容器的组数相同。如图 1 所示, 将一天分为 24 个时段, 并假设每个时段内负荷量保持不变, 因此在计算网损时, 可以利用 0—23 时段的 24 点负荷预测量进行优化; 而对于离散控制量的变化次数需要得知初始时刻设备的运行情况, 因此利用 0 时刻与 24 时刻的周期相似性, 令 2 个时刻的设备运行状态相同, 从而形成一个闭环, 得到离散变量总的动作次数。

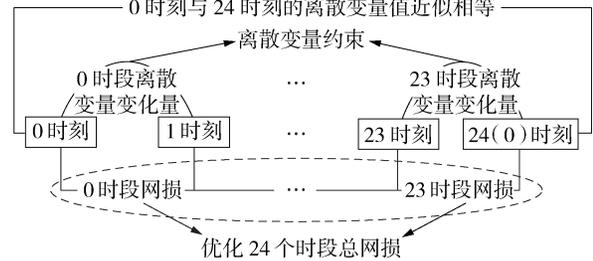


图1 优化时段划分

Fig.1 Division of time period for optimization

对时段进行划分后, 采用启发搜索和变量校正的两阶段方法对有功网损进行优化。

(1)启发搜索。

启发搜索是利用 IPM-intPSO 算法交替迭代确定最优分段数。首先, 在各个分段内令离散变量保持不变, 采用 IPM 对连续变量进行优化, 寻找网损变化最大的时刻 t_1 , 并以该时刻为分界时段, 将整个时段分为 2 段 (0— t_1 和 t_1+1 —23), 分别用静态无功优化方法优化这 2 个时段的网损, 得到连续变量的优化结果。然后, 将连续变量固定, 对离散变量采用 intPSO 算法进行优化。如果离散变量约束不越界, 则再次寻找两分段后网损变化最大的时刻 t_2 , 将这个时段分为 3 个时段 (0— t_1 、 t_1+1 — t_2 和 t_2+1 —23), 分别用静态无功优化方法对这 3 个时段进行优化。依此类推, 直到离散变量约束越界, 停止划分。本文在目标最优解的邻域内, 优先选择设备动作次数最少的解, 从而得到最优的分段数。

(2)变量校正。

变量校正是在启发搜索得到的最优分段的基础上对离散变量进行微调, 得到最优解。由于启发搜索是在各个分段内保持离散变量不变的优化结果, 主要目的是确定分段数, 而变量校正允许离散变量在各个分段内变化, 从而得到最优的目标解。本文提出的对离散变量的微调是在不改变离散变量动作次数的情况下降低网损, 保证了离散变量约束不越界。

变量校正环节是在第 1 步启发搜索对动态无功优化分段处理后的变量微调, 是在第 1 步优化目标附近对优化结果的进一步改善, 优化结果较目前

常用的曲线分段法及启发式分段法能够得到进一步改善。考虑到实际大规模系统混合整数非线性动态优化问题无法高效求解,变量校正采用如下能够满足实时性要求的最优折中策略。

假设相邻两时段($0-t_1$ 和 t_1+1-23)的离散变量优化结果分别为 $\{1,6\}$ 和 $\{4,2\}$,那么在1时段内,0时刻可以在 $\{1\rightarrow 4,6\rightarrow 2\}$ 以网损最小为目标进行选择,假定结果为 $\{2,5\}$,则1时刻在 $\{2\rightarrow 4,5\rightarrow 2\}$ 进行选择,依此类推,得到1时段内各时刻的离散变量的微调整量,其余时刻也按照该方法进行,如图2所示。图中, $T_j(j=1,2,\dots,v)$ 为有载调压变压器在 j 时段分接头状态集, v 为最大时段数; T_{ji} 为 j 时段内 $i(i < t_j < t_{j-1})$ 时刻的分接头状态; $C_j(j=1,2,\dots,v)$ 为电容器组在 j 时段的投切状态集; C_{ji} 为电容器组在 j 时段内 i 时刻的投切状态集。

在变量校正环节完成后,返回至第1步启发搜索阶段重新进行循环,直到变量校正与启发搜索优化结果一致才可认为达到最优解,优化停止。

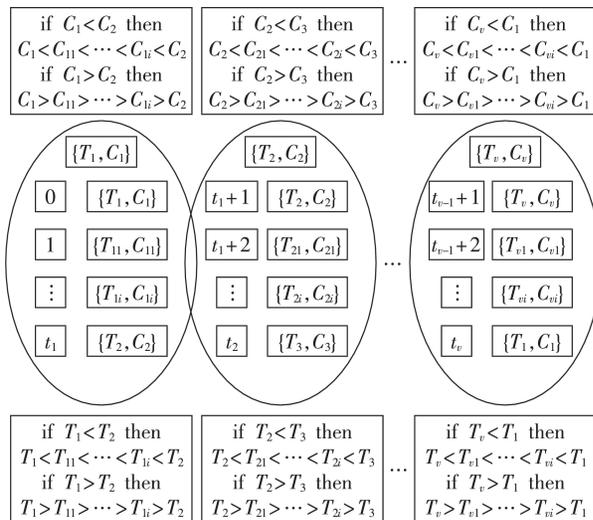


图2 离散变量校正规则

Fig.2 Correction rule of discrete variables

3 IPM-intPSO 联合优化的求解方法

根据建立的动态无功优化模型,可将模型中的变量分为控制变量 $\{U_g, T_k, Q_c\}$ 和状态变量 $\{U_l, Q_g, \theta_m\}$,在控制变量中, U_g 属于连续变量, T_k 和 Q_c 属于离散变量。IPM 可将连续控制变量和状态变量联合求解,因此本文采用 IPM 处理连续变量而采用 intPSO 算法处理离散变量:在采用 IPM 计算时,将离散变量用 intPSO 算法的结果代替求解连续变量值,在 intPSO 算法中仅加入离散变量及其约束。

(1)IPM 的实现方法。

IPM 解决了各个时间断面(静态无功优化)的连续变量的优化结果,可将连续控制变量和连续状态变量统一表示为 $\mathbf{x}=(U_m, \theta_m, Q_g)$,离散变量表示为 $\mathbf{y}^0=$

(T_k, Q_c) ,其中, \mathbf{y}^0 由 intPSO 算法的优化结果给定。优化模型的目标函数 f 为网络总网损最小,等式约束 \mathbf{h} 为功率平衡方程式(2)、(3),不等式约束 \mathbf{g} 为网络的安全约束式(6)~(11),优化变量约束为式(4)、(5)中的连续变量约束。最终得到标准的最优潮流(OPF)模型如式(12)所示,可采用稀疏内点法求解^[15-16]。

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{x}, \mathbf{y}^0) \\ \text{s.t. } \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{y}^0) = 0 \\ \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{y}^0) \leq 0 \\ \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

其中, \mathbf{x}_{\min} 、 \mathbf{x}_{\max} 分别为连续变量的最小、最大值。

(2)intPSO 算法的实现方法。

首先在原有 PSO 算法^[17-18]的基础上,离散化粒子的位置和飞行速度,同时考虑离散变量的约束。然后,计算各粒子的适应度,并同时考虑各变量的约束,将约束越界的粒子的适应度设为无穷大(或者直接舍弃该粒子),从而形成带约束的 intPSO 算法。本文进一步做如下修正。

a. 将粒子群分为分段随机粒子群和分段近似粒子群 2 类。其中,在启发搜索中不断搜索形成分段数,在每个分段中保持离散变量不变。分段随机粒子群是指用传统随机算法生成的粒子群,在初始化中,希望能选取具有代表性的粒子。分段近似粒子群是指将离散变量当作连续变量进行求解,获得优化结果后,利用该结果附近的整数随机生成的粒子群。

b. 传统 PSO 算法直接将适应度最小的粒子作为最优粒子。但大量仿真研究发现,含离散变量的无功优化有可能出现多解现象,或者目标值非常接近但离散变量却相差甚远。动态无功优化的目标是总有功网损最小,而在进行启发搜索分段时,其分段数越多,总网损下降越多,但设备的动作次数也越多。因此,本文将寻找最优粒子的方法修改为:寻找适应度最小的几个粒子,在适应度非常接近(或相同)的条件下,将能够使得无功补偿装置和有载调压装置动作次数最少的粒子作为最优粒子。这实际上在静态优化中考虑了动态因素,得到尽可能多的分段数。一般认为粒子适应度的变化在 0.1% 范围内为非常接近,式(13)给出了衡量动作次数的指标。

$$l = \sum_{h \in N_c} \frac{l_h}{Y_{C,h}} + \sum_{p \in N_T} \frac{k_p}{Y_{T,p}} \quad (13)$$

其中, l_h 为投切电容器 h 动作次数; k_p 为有载调压变压器 p 动作次数; l 为所有设备动作次数的加权。

本文算法的流程图如图3所示。

表1为本文算法与传统算法的比较。由表中可见,本文算法比传统依据负荷曲线分段法或启发分

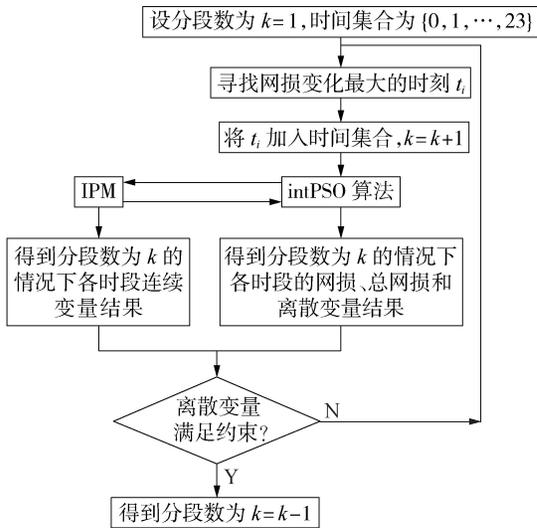


图 3 算法流程图

Fig.3 Flowchart of proposed algorithm

表 1 本文算法与传统算法的比较

Table 1 Comparison of proposed method and conventional methods

算法	分段方法	求解策略
本文算法	智能分段	根据分段将动态无功优化转化为静态无功优化,不直接求取最优目标函数,而在最优目标附近优选动作次数最少的优化解;对静态优化解进行微调,并保证设备动作次数不变
负荷曲线分段法	人为分段	根据分段将动态无功优化转化为静态无功优化,直接求取各分段最优目标函数和优化解
启发分段法	启发规则分段	根据分段将动态无功优化转化为静态无功优化,直接对各分段求取最优目标函数和优化解

段法有 2 个改进之处:根据不同的系统和运行方式,对于各分段内的静态无功优化同时考虑目标函数和设备动作次数,从而得到最优的分段数;在采用启发搜索对动态无功优化分段处理后,使用变量微调整,在不增加设备动作次数的前提下进一步优化目标函数。

4 仿真分析

对某典型负荷曲线,以 0 时刻的负荷量为基准值,将各时段的负荷预测量折算成 0 时刻负荷量的比例,可得到 0—23 时段的负荷比例因子如图 4 所示。其中,条柱表示各时段负荷比例因子,虚线为各时段负荷比例因子的连线。本文假定 intPSO 算法的初始化粒子群规模为 100,迭代次数为 100。对 IEEE 9 节点系统(无有载调压)和 14 节点系统(有有载调压)进行详细讨论,并给出 IEEE 30、57、118 节点系统的优化结果。同时,采用文献[12]的启发分段法和文献[13]的负荷曲线分段法进行对比。

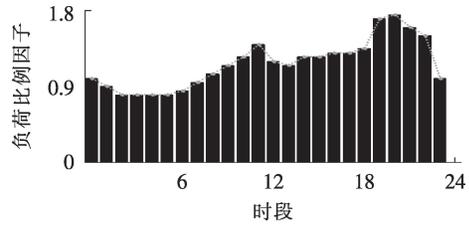


图 4 典型日负荷曲线

Fig.4 Typical daily load curve

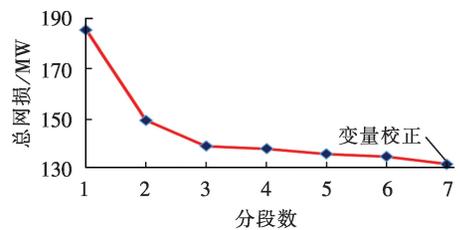
4.1 IEEE 9 节点系统仿真分析

该系统共有 3 个负荷节点(节点 5、7、9),假定这 3 个负荷节点均有可投切电容器组,最大无功补偿量均为 0.3 Mvar,每组补偿量为 0.05 Mvar,共有 6 组,一天内最大允许动作次数为 8 次。

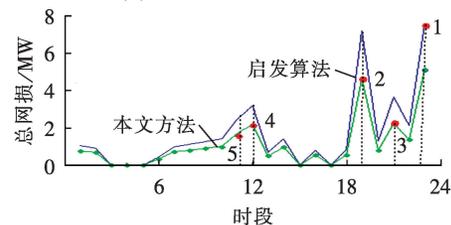
图 5 给出了本文方法的动态无功优化分段过程。由图中可见,随着分段数的增加,总网损逐渐降低,并且根据网损增量可得分段点分别为 1(23 时段)→2(19 时段)→3(21 时段)→4(12 时段)→5(11 时段),当分段数大于 6 时,有设备动作次数超过允许的约束 8 次,最终可得到 6 个分段:0—10, 11, 12—18, 19 与 20, 21 与 22, 23。无功优化的结果如表 2 所示,启发搜索和变量微调的 3 个负荷节点的可投切电容器组的动作次数分别为 8、6、2 次,指标 $l=2$ 。

表 3 给出了启发搜索和变量校正后的总网损和设备动作次数。启发搜索最终得到 6 个分段,并且随着分段数的增加,总网损下降,设备动作次数增加。此外,不难看出,变量校正能在启发搜索结果的基础上进一步优化网损,并且保证设备动作次数不增加。

表 4 给出了本文算法与启发分段法在不同分段数下的优化结果。可以看出,随着分段数的增加,投切电容器的动作次数也增加。在 2 分段时,2 种算法



(a) 分段数与总网损对应曲线



(b) 动态无功优化分段过程

图 5 IEEE 9 节点系统的动态无功优化启发分段过程

Fig.5 Heuristic time division process of dynamic reactive power optimization for IEEE 9-bus system

表2 IEEE 9节点系统动态无功优化的离散变量值
Table 2 Discrete variable values of dynamic reactive power optimization for IEEE 9-bus system

分段数	投切电容器组数(时段)
1	无
2	(3,5,6)(0—22), (1,4,6)(23)
3	(3,5,6)(0—18), (5,6,6)(19—22), (2,4,5)(23)
4	(3,5,6)(0—18), (5,6,6)(19,20), (5,6,5)(21,22), (2,3,6)(23)
5	(1,3,6)(0—11), (3,6,6)(12—18), (5,6,6)(19,20), (5,6,5)(21,22), (1,3,5)(23)
6	(2,3,6)(0—10), (4,5,6)(11), (3,5,6)(12—18), (5,6,6)(19,20), (5,6,5)(21,22), (2,4,6)(23)
变量校正	(2,3,6)(0—10), (3,5,6)(11), (4,5,6)(12,13), (3,5,6)(14—18), (5,6,6)(19,20), (4,6,6)(21), (4,5,6)(22), (2,4,6)(23)

表3 IEEE 9节点系统动态无功优化的总网损和设备动作次数

Table 3 Total power loss and equipment action times of dynamic reactive power optimization for IEEE 9-bus system

分段数	总网损 / MW	l
1	185.03	0
2	149.07	0.75
3	138.80	1.50
4	137.68	1.75
5	135.65	2.00
6	134.63	2.00
变量校正	131.60	2.00

的设备动作次数相同,本文算法及启发分段法均优先选择总网损最小的方案。而在3分段时,启发分段法将动态无功优化转化为静态无功优化,目标为总网损最小,通过直接求解优化问题得到优化后的网损为138.75 MW,此时设备动作次数达到上限,因此不能再分段;但本文算法在3分段时,在网损差别仅为0.04%的情况下,选择设备动作次数较小的第一种方案,虽然不是最优方案,但能够继续再分段,最终可得到6个分段,并得到总网损为131.60 MW,比启发分段法网损下降了7.15 MW。

4.2 IEEE 14节点系统仿真分析

IEEE 14节点系统有有载调压变压器,因此可采用投切电容器和有载调压2种方式实施无功调节,

从而达到降低网损的目的。假定系统共有3个负荷节点可投切电容器组(节点7、9、14),最大无功补偿量仍为0.3 Mvar,每组补偿量为0.05 Mvar,共有6组,一天内最大允许动作次数为8次;此外有3条支路为有载调压支路(支路4-7、4-9、5-6),其调节范围为 $\pm 8 \times 1.25\%$,一天内最大允许动作次数为8次。投切电容器组及有载调压支路分接头的初始投切状态分别为(3,5,2)、{0,-4,2}。表5给出了本文算法的动态无功优化分段过程。

表5 IEEE 14节点系统动态无功优化的离散变量值

Table 5 Discrete variable values of dynamic reactive power optimization for IEEE 14-bus system

分段	投切电容器组数,有载调压支路分接头状态(时段)
1	无
2	(6,5,3), {0,-2,-2}(0—22); (5,4,1), {-2,-2,-4}(23)
3	(5,4,3), {-2,-2,-2}(0—18); (6,6,4), {-4,-4,-2}(19—22); (5,3,1), {-2,-2,-2}(23)
变量校正	(5,4,1), {-2,-2,-2}(0); (5,4,2), {-4,-2,-2}(1); (5,5,2), {-4,-4,-2}(2); (5,6,3), {-4,-4,-2}(3); (6,6,4), {-4,-4,-2}(4—17); (5,6,4), {-2,-2,-2}(18); (5,4,3), {-2,-2,-2}(19); (5,3,2), {-2,-2,-2}(20—23)

表6给出了启发搜索和变量校正后的总网损和设备动作次数。从表5和表6可以发现,随着分段数的增加,总网损逐渐降低,而设备的动作次数逐渐增加,并且根据网损变化量可得分段点分别为1(23时段)→2(19时段),最终可得到3个分段:0—18,19—22,23。采用传统的启发分段法遍历3—5分段后发现,当分段数超过3,设备动作次数会越限,因此最多也分3段,此时得到最优目标为479.55 MW。可

表6 IEEE 14节点系统动态无功优化的总网损和设备动作次数

Table 6 Total power loss and equipment action times of dynamic reactive power optimization for IEEE 14-bus system

分段数	总网损 / MW	l
1	485.15	0
2	482.16	2.00
3	479.55	2.75
变量校正	477.58	2.75

表4 启发搜索分段中最优粒子的选择

Table 4 Optimal particle choice in time division of heuristic search

算法	分段数	总网损 / MW	投切电容器组数(时段)	电容器组动作次数(l)
本文算法	2	149.07	(3,5,6)(0—22), (1,4,6)(23)	(4,2,0)(0.75)
启发分段法		149.10	(4,5,6)(0—22), (2,4,6)(23)	(4,2,0)(0.75)
本文算法	3	138.80	(3,5,6)(0—18), (5,6,6)(19—22), (2,4,5)(23)	(6,4,2)(1.50)
启发分段法		138.75	(3,5,6)(0—18), (6,6,6)(19—22), (2,4,5)(23)	(8,4,2)(1.75)

见,本文算法能够在不增加设备动作次数的情况下,使系统网损进一步降低,最终得到优化模型的最优解为477.58 MW。

4.3 IEEE 30、57、118节点系统仿真分析

在IEEE 30、57、118节点系统中随机选择3个负荷节点安装无功补偿设备,其最大无功补偿量均为0.3 Mvar,每组补偿量为0.05 Mvar,共有6组,一天内最大允许动作次数为8次;并任意选择3个有载调压变压器,其调节范围为 $\pm 8 \times 1.25\%$,一天内最大允许动作次数为8次。仿真结果如图6所示。可见,随着分段数的增加,总网损下降,设备动作次数增加,而不同系统的最优分段数是不同的,这也说明直接根据负荷进行分段有时并不能保证优化的目标最好,采用本文算法可以根据不同系统和运行方式进行合理分段。此外,变量校正环节能够在启发搜索的基础上,在保证设备动作次数不变的情况下进一步降低网损。

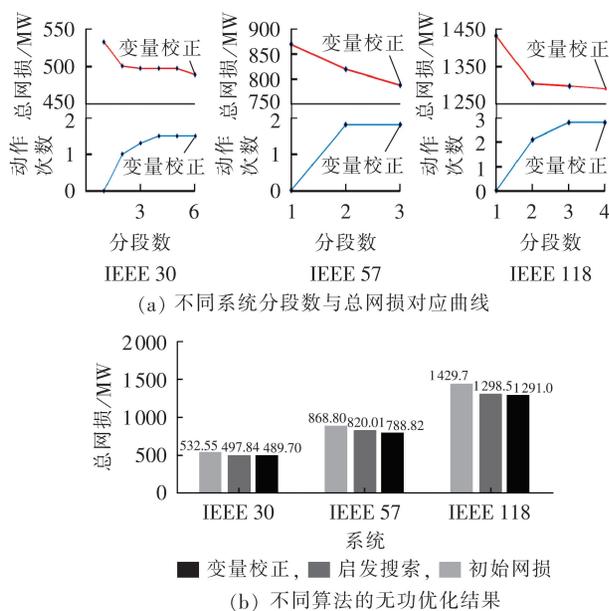


图6 IEEE 30、57和118节点系统的动态无功优化结果
Fig.6 Results of dynamic reactive power optimization for IEEE 30-, 57- and 118-bus systems

5 结论

本文提出一种启发搜索加变量校正的两阶段动态无功优化算法,在启发搜索中采用IPM-intPSO算法,利用IPM处理连续变量,intPSO处理离散变量,两者交替迭代得到最优分段数。同时,在启发搜索分段的基础上对优化结果进行变量校正,以得到更好的优化解。得到结论如下:

(1)不同的系统或运行方式下,得到的最优分段数不同,克服了传统凭经验对负荷曲线进行固定分段的缺点;

(2)随着分段数的增加,系统的总网损不断减

少,而设备的动作次数不断增加;

(3)采用在适应度最优的临界范围内优选设备动作次数最少的粒子作为最优粒子,能够自动获得最优分段数;

(4)采用变量微调,使各分段内静态优化的离散变量得到进一步优化,能够得到更好的优化解。

参考文献:

- [1] SOTO S, HINOJOSA V. Stochastic optimal allocation of reactive power banks for system loss minimization[J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(4): 1980-1987.
- [2] 覃海, 姬源, 周川梅, 等. 计及控制设备动作次数约束的三阶段动态无功优化算法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 179-186.
QIN Hai, JI Yuan, ZHOU Chuanmei, et al. Three-stage dynamic reactive power optimization algorithm considering constraints of control device action times[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9): 179-186.
- [3] WANG Y R, LI F X, WAN Q L, et al. Reactive power planning based on fuzzy clustering, gray code, and simulated annealing[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2246-2255.
- [4] 夏鹏, 刘文颖, 朱丹丹, 等. 基于模型预测控制的多时间尺度无功电压优化控制方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(3): 64-70.
XIA Peng, LIU Wenyong, ZHU Dandan, et al. Multi-time scale optimal control method of reactive power and voltage based on model predictive control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(3): 64-70.
- [5] 张世达, 孙永辉, 赵景涛, 等. 基于随机响应面法的主动配电网无功优化[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(13): 30-38.
ZHANG Shida, SUN Yonghui, ZHAO Jingtao, et al. Optimal reactive power flow in active distribution network based on stochastic response surface method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(13): 30-38.
- [6] 刘明波, 朱春明, 钱康龄, 等. 计及控制设备动作次数约束的动态无功优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(3): 34-40.
LIU Mingbo, ZHU Chunming, QIAN Kangling, et al. Dynamic reactive power optimization algorithm incorporating action number constraints of control devices[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(3): 34-40.
- [7] 李晓利, 高金峰. 用于配电网多目标无功优化的改进粒子群优化算法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 106-111.
LI Xiaoli, GAO Jinfeng. Improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 106-111.
- [8] ALJOHANI T M, EBRAHIM A F, MOHAMMED O. Single and multiobjective optimal reactive power dispatch based on hybrid artificial physics-particle swarm optimization[J]. Energies, 2019, 12(12): 23-33.
- [9] YUAN X H, WANG P T, YUAN Y B, et al. A new quantum inspired chaotic artificial bee colony algorithm for optimal power flow problem[J]. Energy Conversion and Management, 2015, 100: 1-9.
- [10] 朱瞳彤, 顾洁, 金之俭, 等. 规划与运行融合的配电网无功补偿智能协调配置[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(2): 36-43.
ZHU Tongtong, GU Jie, JIN Zhijian, et al. Intelligent harmonious collocation for reactive power compensation of distribution network combining planning and operation[J]. Electric

- Power Automation Equipment, 2019, 39(2): 36-43.
- [11] 胡泽春, 王锡凡. 配电网无功优化的分时段控制策略[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(6): 45-49.
HU Zechun, WANG Xifan. Time-interval based control strategy of reactive power optimization in distribution networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(6): 45-49.
- [12] ULINUHA A, MASOUM M A S, ISLAM S M. Optimal scheduling of LTC and shunt capacitors in large distorted distribution systems using evolutionary-based algorithms[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(1): 434-441.
- [13] 沈茂亚, 丁晓群, 王宽, 等. 自适应免疫粒子群算法在动态无功优化中应用[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(1): 31-35.
SHEN Maoya, DING Xiaqun, WANG Kuan, et al. Application of adaptive immune PSO in dynamic reactive power optimization[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(1): 31-35.
- [14] 杨悦, 李国庆. 配电网动态无功优化空间-时间解耦的一种新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 39-43.
YANG Yue, LI Guoqing. A new method for space-time decoupling of distribution network dynamic reactive power optimization[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21): 39-43.
- [15] LU W T, LIU M B, LIN S J, et al. Fully decentralized optimal power flow of multi-area interconnected power systems based on distributed interior point method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 901-910.
- [16] 赵晋泉, 居俐洁, 戴则梅, 等. 基于分支定界-原对偶内点法的日前无功优化[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(15): 55-60.
ZHAO Jinquan, JU Lijie, DAI Zemei, et al. Day-ahead reactive power optimization based on branch and bound-interior point method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(15): 55-60.
- [17] BONYADI M R, MICHALEWICZ Z. Particle swarm optimization for single objective continuous space problems: a review[J]. Evolutionary Computation, 2017, 25(1): 1-54.
- [18] 李鑫滨, 朱庆军. 一种改进粒子群优化算法在多目标无功优化中的应用[J]. 电工技术学报, 2010, 25(7): 137-143.
LI Xinbin, ZHU Qingjun. Application of improved particle swarm optimization algorithm to multi-objective reactive power optimization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(7): 137-143.

作者简介:



陈建华(1985—),男,山东潍坊人,高级工程师,博士,主要研究方向为电力系统有功智能发电调度及风险分析(E-mail: dffg111@163.com)。

(编辑 王锦秀)

Two-stage dynamic reactive power optimization algorithm based on IPM-intPSO

CHEN Jianhua¹, YAN Shuai¹, ZHANG Yao², DING Tao³

(1. State Grid Jibei Electric Power Company Limited, Beijing 100054, China;

2. China Nuclear Power Engineering Company Limited, Beijing 100840, China;

3. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A heuristic search-variable correction two-stage dynamic reactive power optimization algorithm is proposed based on the combination of IPM (Interior Point Method) and intPSO (integer Particle Swarm Optimization) algorithm. Firstly, intPSO algorithm is adopted to solve the discrete variables, and IPM is used to deal with the continuous variables, by the alternate iteration of which the solution method of static reactive power optimization is obtained. Then, the optimal dynamic segmentation number is self-adaptively obtained with the minimum power loss guaranteed, which overcomes the shortages of the load curve based artificial segmentation method. Finally, the re-optimization of variable correction based on the results of heuristic search is carried out for the objective function. The simulative results of IEEE 9-, 14-, 30-, 57- and 118-bus systems verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: dynamic reactive power optimization; heuristic search-variable correction; discrete variable; optimal segmentation