多目标最优潮流问题的模糊建模及内点解法

刘明波 段晓军 赵 艳 (华南理工大学电力学院 510641 广州)

摘 要 针对多目标最优潮流问题,用模糊集理论将多目标函数和部分可伸缩的约束条件模糊化,借助于最大、最小算子把多目标模糊最优潮流问题转化为标准的单目标非线性规划问题,并采用原-对偶路径跟踪内点法进行求解,从而使最优潮流问题在更加符合实际情况的模型上实现优化,且其迭代收敛性得到了明显提高。

关键词 多目标 最优潮流 模糊集理论 原-对偶路径跟踪内点法 分类号 TM 731 TM 715

0 引言

60年代以来,电力系统最优潮流(OPF)问题逐渐成为电力部门和许多学者关注的研究课题,并且取得了一系列研究成果。随着电网规模的日益扩大,人们考虑的安全和经济因素也日趋复杂。从本质上讲,OPF问题是一个具有可伸缩约束的多目标非线性规划问题。但是,目前绝大多数优化方法^[1]都对该问题作了简化和近似处理,所以常规优化方法求得的最优解并非是真正切合实际的最优解。

对于多目标的处理,通常采用"加权求和"建模 的方法。文献[2]通过权重因子把两个相互冲突的目 标函数折衷成单目标函数。该方法的主要困难在于 如何选取合适的权重因子,并且它不能处理不同量 纲的多目标函数。于是,有学者提出用模糊集理论来 解决这个问题[3,并取得较好效果。常规建模方法的 另一个不足之处在于对约束条件的处理。所有的约 束条件都作为硬约束,不能有丝毫的违背,这就大大 缩小了可行域。而在实际运行中,为了得到更加满意 的状态,部分约束条件是允许稍有越限的(具有可伸 缩性)。此外,在求解方法上,主要可以分为线性规划 和非线性规划两类,前者的不足之处是显而易见的, 后者中目前应用最广泛的是牛顿法[4],但这种方法 的不等式约束处理必须引入启发式的试迭代,影响 了计算速度和数值稳定性。近年来,原-对偶路径跟 踪内点法应用于求解 OPF 问题, 在处理不等式约束 以及迭代收敛性方面已显现出较明显的优势[5]。

本文针对多目标最优潮流问题,应用模糊集理 论^[6]将具有可伸缩约束的多目标最优潮流问题转化 为单目标非线性规划问题,并采用直接非线性原- 对偶路径跟踪法进行求解。算例结果表明,所提算法有许多优点。

1 多目标最优潮流问题的模糊建模

具有硬约束和可伸缩约束的多目标最优潮流问题(以有功网损和发电总耗量为目标函数)可用下述形式的非线性规划模型(P¹)表示:

$$\min f(x) \qquad \qquad (1)$$

$$s \cdot t \cdot g(x) = 0 \qquad (2)$$

$$x_{\text{amin}} \leq x_{\text{a}} \leq x_{\text{amax}}$$
 (3)

$$x_{\text{bmin}} \leqslant x_{\text{b}} \leqslant x_{\text{bmax}}$$

其中 $f(x) = [f_1(x), f_2(x)]^T, f_1(x), f_2(x)$ 分别 代表有功网损和发电总耗量; $g(x) = [g_1(x), g_2(x), ..., g_k(x)]^T; g(x) = 0$ 表示潮流方程; $x_a \in R^m$,表示硬约束变量; $x_b \in R^n$,表示可伸缩约束变量; $x_c \in R^n$,表示无约束变量; $x = [x_a^T, x_b^T, x_c^T]^T$; 《是模糊关系符,表示尽可能小,并且不会超过太多。

建模的关键在于隶属函数的确定。我们总希望在满足所有硬约束以及最大限度地满足可伸缩性约束的条件下,网损和总耗量越低越好,有上限而无下限。目标函数和变量 x_b 的隶属函数分别可用如下函数表示(相应的函数图参见图 1~图 3:

$$\mathsf{P}(f|(x)) = \begin{cases}
1 & f|(x) \leq c \, 01 \\
\frac{c \, 01 + \, \delta_{01} - f|(x)}{\delta_{01}} & c \, 01 \leq f|(x) \leq c \, 01 + \, \delta_{01} \\
0 & f|(x) > c \, 01 + \, \delta_{01}
\end{cases}$$

$$\mathsf{P}(f|(x)) = \begin{cases}
1 & f|(x) \leq c \, 01 + \, \delta_{01} \\
\frac{c \, 02 + \, \delta_{02} - f|(x)}{\delta_{02}} & c \, 02 \leq f|(x) \leq c \, 02 + \, \delta_{02} \\
0 & f|(x) > c \, 02 + \, \delta_{02}
\end{cases}$$

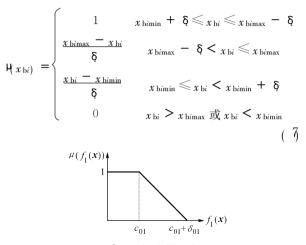


图 1 网损隶属函数

Fig 1 Membership function of real power loss

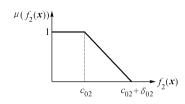


图 2 总耗量隶属函数 Fig 2 Membership function of total fuel consumption per hour

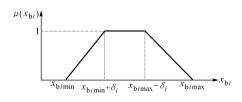


图 1中, c_{01} + δ_{01} 表示最高可接受网损,通常取优化前的网损,则最小网损就由我们希望的最大网损节约 δ_{01} 决定;图 2总耗量的情况类似。图 3中,当变量 x_{bi} 超出故障极限 x_{bimin} 和 x_{bimax} 时,隶属函数为 0,表示不可接受;在正常极限 x_{bimin} + δ 和 x_{bimax} - δ 之间,隶属函数为 1;两边向下倾斜,表示越接近故障极限,越不可接受。

取 **λ**为所有隶属函数中最小的隶属变量,可称 之为满意度·

$$\lambda = \min \left\{ \mathsf{U}(f_{1}(\boldsymbol{x})), \; \mathsf{U}(f_{2}(\boldsymbol{x})), \; \mathsf{U}(x_{b}), \dots, \; \mathsf{U}(x_{bn}) \right\}$$

$$(8)$$

则原 OPF 问题转化为使满意度 λ 最大化问题(P $\frac{3}{2}$:

$$\max_{s \to t} \lambda \qquad (9)$$

$$s \to t \cdot g(x) = 0 \qquad (10)$$

$$\lambda \leq \mathsf{H}(f_{1}(x)) \qquad (11)$$

$$\lambda \leq \mathsf{H}(f_{2}(x)) \qquad (12)$$

$$\lambda \leq \mu_{(x_{bi})}$$
 ($i = 1, 2, ..., n$) (13)

$$x_{\text{amin}} \leq x_{\text{a}} \leq x_{\text{amax}}$$
 (14)

$$0 \leqslant \lambda \leqslant 1$$
 (15)

将式(5~式(7代入式(1)~式(14)中,则可把原模糊 OPF 问题转化为下述非线性规划问题(P3:

$$\min - \lambda$$
 (16)

$$\mathbf{s} \cdot \mathbf{t} \cdot \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \tag{17}$$

$$f_{1}(\mathbf{x}) + \delta_{01} \lambda \leqslant_{c \cdot 01} + \delta_{01}$$
 (18)

$$f_{\lambda}(\mathbf{x}) + \delta_{02}\lambda \leqslant c_{02} + \delta_{02} \tag{19}$$

$$-\chi_{bi} + \delta \lambda = -\chi_{bimin} \quad (i = 1, 2, ..., n) \quad (20)$$

$$x_{bi} + \delta \lambda \leq x_{bimax}$$
 $(i = 1, 2, \dots, n)$ (21)

$$\mathbf{x}_{\text{amin}} \leqslant \mathbf{x}_{\text{a}} \leqslant \mathbf{x}_{\text{amax}}$$
 (22)

$$0 \leqslant \lambda \leqslant 1$$

2 直接非线性原-对偶路径跟踪法

将问题 P 3写成标准形式,并引入松弛变量,得问题(P 4:

$$\min \ a(x_1, x_2) \tag{24}$$

$$\mathbf{s} \cdot \mathbf{t} \cdot \mathbf{g}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \mathbf{0} \tag{25}$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + \mathbf{s}_h = \mathbf{h}_u \tag{26}$$

$$\mathbf{x}_1 + \mathbf{s}_u = \mathbf{x}_u \tag{27}$$

$$\mathbf{x}_1 - \mathbf{s}_l = \mathbf{x}_l \tag{28}$$

$$\mathbf{s}_h \geqslant \mathbf{0}, \ \mathbf{s}_u \geqslant \mathbf{0}, \ \mathbf{s}_t \geqslant \mathbf{0}$$
 (29)

其中
$$a(x_1, x_2) = -\lambda$$

 $x_1 = [x_a^T, \lambda]^T; x_2 = [x_b^T, x_c^T]^T;$
 $h(x_1, x_2) = [h(x_1, x_2), \dots, h_{2n+2}(x_1, x_2)]^T;$
 $s_h \in \mathbb{R}^{\frac{2n+2}{2}}; s_u \in \mathbb{R}^{m+1}; s_l \in \mathbb{R}^{m+1}$

引入对数壁垒函数,将松弛变量的非负性约束消去,再对其等式约束引入拉格朗日乘子,得:

$$L = a(x_{1}, x_{2}) - \mu \sum_{j=1}^{2n+2} \ln s_{hj} - \mu \sum_{j=1}^{m+1} \ln s_{uj} - \mu \sum_{j=1}^{m+1} \ln s_{uj$$

$$L_{x_{1}} = - \nabla g_{x_{1}}^{\mathsf{T}}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) \cdot \mathbf{y} + \\ \nabla h_{x_{1}}^{\mathsf{T}}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) \cdot \mathbf{y}_{h} + \mathbf{y}_{u} + \mathbf{y}_{l} + \\ \nabla a_{x_{1}}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) = \mathbf{0}$$
(31)

(48

$$L_{x_{2}} = -\nabla g_{x_{2}}^{T}(x_{1}, x_{2}) \cdot y + \\ \nabla h_{x_{2}}^{T}(x_{1}, x_{2}) \cdot y_{h} + \nabla a_{x_{2}}(x_{1}, x_{2}) = 0 \quad (32)$$

$$L_{s_{h}} = S_{h}Y_{h}e_{1} - H_{e_{1}} = 0 \quad (33)$$

$$L_{s_{u}} = S_{u}Y_{u}e_{2} - H_{e_{2}} = 0 \quad (34)$$

$$L_{s_{l}} = S_{l}Y_{l}e_{3} + H_{e_{3}} = 0 \quad (35)$$

$$L_{y} = -g(x_{1}, x_{2}) = 0 \quad (36)$$

$$L_{y_{h}} = h(x_{1}, x_{2}) + s_{h} - h_{u} = 0 \quad (37)$$

$$L_{y_{u}} = x_{1} + s_{u} - x_{u} = 0 \quad (38)$$

$$L_{y_{l}} = x_{1} - s_{l} - x_{l} = 0 \quad (39)$$
式中 $S_{h}, Y_{h}, S_{u}, Y_{u}, S_{l}, Y_{l}$ 为分别以 $S_{h}, y_{h}, s_{u}, y_{u}, s_{l}, y_{l}$ 的元素为对角元素的对角阵; e_{1}, e_{2}, e_{3} 均为单

式中 $S_h, Y_h, S_u, Y_u, S_l, Y_l$ 为分别以 $S_h, y_h, S_u, y_u, S_l, y_l$ 的元素为对角元素的对角阵; e_1, e_2, e_3 均为单位列向量,且 $e_1 \in \mathbb{R}^{\frac{2h+2}{h+2}}$, $e_2 \in \mathbb{R}^{m+1}$, $e_3 \in \mathbb{R}^{m+1}$ 。

然后,对式(31)~式(39)所构成的非线性方程组应用牛顿法求解,不难得到各变量的修正方程:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_{11} & \mathbf{w}_{12} & -\nabla \mathbf{g}_{x_{1}}^{\mathsf{T}} \\ \mathbf{w}_{21} & \mathbf{w}_{22} & -\nabla \mathbf{g}_{x_{2}}^{\mathsf{T}} \\ -\nabla \mathbf{g}_{x_{1}} & -\nabla \mathbf{g}_{x_{2}} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta_{\mathbf{x}} \\ \Delta_{\mathbf{x}} \\ \Delta_{\mathbf{y}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{B} \\ -\mathbf{L}_{y_{0}} \end{bmatrix}$$

$$\Delta \mathbf{y}_{h} = -\mathbf{S}_{h}^{-1} [\mathbf{L}_{s_{h}0} - \mathbf{Y}_{h} \mathbf{L}_{y_{h}0} - \mathbf{Y}_{h} \nabla \mathbf{h}_{x_{1}} (\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) \Delta \mathbf{x}_{1} - \mathbf{Y}_{h} \nabla \mathbf{h}_{x_{2}} (\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) \Delta \mathbf{x}_{2}]$$

$$\Delta \mathbf{y}_{u} = -\mathbf{S}_{u}^{-1} (\mathbf{L}_{s_{u}0} - \mathbf{Y}_{u} \mathbf{L}_{y_{u}0} - \mathbf{Y}_{u} \Delta \mathbf{x}_{1})$$

$$\Delta \mathbf{y}_{l} = -\mathbf{S}_{l}^{-1} (\mathbf{L}_{s_{l}0} + \mathbf{Y}_{l} \mathbf{L}_{y_{l}0} + \mathbf{Y}_{l} \Delta \mathbf{x}_{1})$$

$$\Delta \mathbf{s}_{h} = -[\mathbf{L}_{y_{h}0} + \nabla \mathbf{h}_{x_{1}} (\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) \Delta \mathbf{x}_{1} + \nabla \mathbf{h}_{x_{2}} (\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) \Delta \mathbf{x}_{2}]$$

$$\Delta \mathbf{s}_{u} = -\mathbf{L}_{y_{u}0} - \Delta \mathbf{x}_{1}$$

$$\Delta \mathbf{s}_{l} = \mathbf{L}_{y_{l}0} + \Delta \mathbf{x}_{1}$$

$$(42)$$

其中

$$\mathbf{w}_{11} = -\sum_{i=1}^{k} y_{i} \nabla g_{ix \, \mathbf{r} \, \mathbf{1}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, \mathbf{1}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, \mathbf{1}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{k} \mathbf{Y}_{i} - \mathbf{S}_{i}^{-1} \mathbf{Y}_{i}$$

$$\mathbf{w}_{12} = -\sum_{i=1}^{k} y_{i} \nabla g_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix \, \mathbf{r} \, 2}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}$$

$$\mathbf{w}_{21} = -\sum_{i=1}^{k} y_{i} \nabla g_{ix_{2k_{1}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix_{2k_{1}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix_{2k_{1}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{k} y_{i} \nabla g_{ix_{2k_{2}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \sum_{i=1}^{2k+2} y_{hi} \nabla h_{ix_{2k_{2}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \nabla h_{ix_{2k_{2}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) + \nabla h_{ix_{2k_{1}}}^{2}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) S_{h}^{-1} Y_{h} \nabla h_{x_{2}}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2})$$

$$\mathbf{A} = -\mathbf{L}_{x_{10}} + \nabla \mathbf{h}_{x_{1}}^{T}(\mathbf{x}_{1}, \mathbf{x}_{2}) S_{h}^{-1} (\mathbf{L}_{s_{h0}} - \mathbf{Y}_{h} \mathbf{L}_{y_{h0}}) + S_{u}^{-1} (\mathbf{L}_{s_{u0}} - \mathbf{Y}_{u} \mathbf{L}_{y_{u0}}) + S_{t}^{-1} (\mathbf{L}_{s_{t0}} + \mathbf{Y}_{t} \mathbf{L}_{y_{t0}})$$

$$(45)$$

3 算法的实现

求解非线性的模糊多目标最优潮流问题的算法 流程如下:

 $\boldsymbol{B} = -\boldsymbol{L}_{x \to 0} + \nabla \boldsymbol{h}_{x \to 0}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{1}, \boldsymbol{x}_{2}) \boldsymbol{S}_{h}^{-1}(\boldsymbol{L}_{s_{h,0}} - \boldsymbol{Y}_{h}\boldsymbol{L}_{y_{h,0}})$

a·将多目标函数和部分可伸缩的约束条件模糊化;

b·把多目标模糊最优潮流问题转化为标准的 单目标非线性规划问题;

 $c \cdot 初始化: 输入初始潮流数据, 选择 <math>s_h > 0$, $s_u > 0$, $s_l > 0$, $y_h > 0$, $y_u > 0$, $y_l < 0$, $0 \le \lambda \le 1$, 置收敛精度 $\epsilon = 10^{-6}$, 给定合适的 β (加速因子) 初值;

 \mathbf{d} · 计算补偿间隙 $K_{\text{gap}} = \mathbf{s}_h^{\text{T}} \mathbf{y}_h + \mathbf{s}_u^{\text{T}} \mathbf{y}_u - \mathbf{s}_l^{\text{T}} \mathbf{y}_l$, 如果 $K_{\text{gap}} \leq \mathbf{\epsilon}$ 输出最优解,结束计算;

$$e$$
 · 计算壁垒参数 $\mu = \frac{K_{gap}}{[2n+m)+4] \cdot \beta}$

f·相继求解修正方程(⁴0) ~(⁴2), 求出 Δ**c**, Δ**v**, Δ**s**_h, Δ**s**_u, Δ**v**_h, Δ**v**_u, Δ**v**_t;

 \mathbf{g} · 确定原始变量步长 T_{stepp} 及对偶变量步长 T_{stepd} , 其原则是保持松弛变量 $(\mathbf{s}_h, \mathbf{s}_u, \mathbf{s}_l)$ 的非负性以 及 $\mathbf{y}_h > \mathbf{0}, \mathbf{y}_u > \mathbf{0}, \mathbf{y}_l < \mathbf{0}$,

$$T_{\text{stepp}} = \min \left\{ \min_{\Delta_{hj} \leq 0} \frac{s_{hj}}{|\Delta_{Shj}|}, \min_{\Delta_{hj} \leq 0} \frac{s_{kj}}{|\Delta_{Suj}|}, \min_{\Delta_{lj} \leq 0} \frac{s_{lj}}{|\Delta_{Slj}|}, 1.0 \right\}$$

$$(49)$$

$$T_{\text{stepd}} = \min \left\{ \min_{\Delta_{hj} < 0} \frac{\gamma_{hj}}{|\Delta_{y_{hj}}|}, \min_{\Delta_{y_{uj}} < 0} \frac{\gamma_{uj}}{|\Delta_{y_{uj}}|}, \min_{\Delta_{y_{lj}} < 0} \frac{\gamma_{lj}}{|\Delta_{y_{lj}}|}, 1.0 \right\}$$

$$(50)$$

h·修正原始变量及对偶变量,转到步骤 d。

从实际计算中不难发现,该算法对变量初值并不敏感,故亦可采取其它的初值启动。另外, β 的作用是在每步迭代中成比例地减小补偿间隙,以加速收敛;而且算例分析表明,不同规模的电力系统, β

4 计算结果分析

为了验证本文提出的算法的正确性和有效性, 我们对 Ward & Hale & IEEE 14和 IEEE 118节点 系统进行了优化计算。

4.1 6 节点系统计算结果分析

 置出力的约束作为硬约束(数据见表),对节点电压的约束作为可伸缩约束。优化前,有 3个节点电压低于正常极限。由表 2可以看到,当电压约束为硬约束时(δ = 0, i = 1, 2, ..., 6, 越限电压都被提高到允许水平,但优化的满意度较低,说明网损和总耗量下降不多。当允许电压稍微越限时,满意度增加,网损和总耗量下降较多,并且,系统运行允许的故障极限越大,优化的效果就越好,迭代次数也较少。

表 1 6 节点系统硬约束变量的上下限 Table 1 Limits on variables of crisp constraints on the 6 bus system

极限	P 1	P 2	Q 1	Q 2	Q 4	Q 6
上限	0.5	0.5	- 0.20	- 0.20	0.00	0.00
下限	1.0	1.0	1.00	1.00	0.05	0.055

表 2 6 节点系统电压上下限和优化结果
Table 2 Limits on voltage and results of optimization on the 6 bus system

状态	V 1	V 2	$oldsymbol{V}$ 3	V 4	$oldsymbol{V}$ 5	$oldsymbol{V}$ 6	λ	网损	总耗量	迭代次数
正常下限	1.00	1.10	0.90	0.90	0.90	0.90				
正常上限	1.10	1.15	1.00	1.00	1.00	1.00				
初始状态	1.050	1.097	0.854	0.952	0.899	0.932	0.050	0.116	6.204	
$\delta = 0$	1.081	1.142	0.900	1.000	0.956	0.990	0.416	0.101	6.187	41
$\delta = 0.01$	1.089	1.096	0.897	1.004	0.934	0.984	0.636	0.099	6.178	28
δ = 0.02	1.093	1.093	0.900	1.007	0.935	0.987	0.669	0.098	6.170	32
$\delta = 0.05$	1.104	1.087	0.904	1.013	0.936	0.993	0.733	0.096	6.174	24

4.2 系统优化比较

3个系统的硬约束变量均为发电机有功、无功和无功补偿装置出力;可伸缩变量均取节点电压。 IEEE 14节点系统包括 2台发电机和 3个无功补偿装置,故硬约束数目为 7个,可伸缩性约束数目为 14个;IEEE 118节点系统包括 36台发电机和 10个无功补偿装置,故硬约束数目为 82个,可伸缩约束数目为 118个。 3个系统的最高可接受网损和总耗量 $(c_{01} + \delta_{01} n_{02} + \delta_{02})$ 均取非优化状态时的数值。从表 3可以看出,采用本文所用的优化方法后,有功

网损有较大的下降,其中 6节点系统下降 17.23%, 14节点系统下降 28.97%, 118节点系统下降 5.52%。总耗量也有所降低。6节点系统的满意度 λ 为 0.733 这说明优化与要求相比仍有一定差距,而 另两个系统的满意度均为 1.0 表明优化的结果令人满意。至于 δ_{11} 和 δ_{12} 以及 β 的确定则需具体系统具体分析,目前尚无定法。此外,随着系统规模的扩大,迭代次数变化不大,收敛性好。因此,该算法在处理大规模电力系统的优化问题时具有显著的优势。

表 3 个试验系统的优化条件及结果
Table 3 The conditions and results of optimization on three test systems

试验系统	有功网损			发电机总耗量			2	В	洪	\# 1\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\
	δ_{01}	优化前	优化后	δ_{02}	优化前	优化后	Ų	Р	满意度 λ	迭代次数
6节点系统	0.027	0.116	0.096	0.024	6.204	6.174	0.05	15	0.733	24
14节点系统	0.025	0.175	0.124	0.070	8.170	8.088	0.05	10	1.00	14
118节点系统	6.00	146.45	138.36	0.293	1.406	1.112	0.05	400	1.00	42

5 结语

本文应用模糊集理论建立电力系统最优潮流的 多目标非线性规划模型,不但较好地解决了不同量 纲、相互冲突的多目标优化问题,而且便于处理可伸 缩的约束条件,使电力系统在更加符合实际情况的模型上得到优化,灵活性大大增强。采用了直接非线性的原-对偶路径跟踪内点解法后,在处理不等式约束能力上显示出强大的优势,该算法对变量初值

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://txww.cnkn.he/

3.6 高抗干扰能力

为了适应现场恶劣的运行环境,在 SJ-1℃的 硬件设计过程中采取了多种抗干扰措施。例如输入、输出回路采用各种隔离手段;采用屏蔽机箱;增加抗电磁干扰元件等。试验表明, SJ-1℃能达到 GB/T 13926.2~13926.4 92《工业过程测量和控制装置的电磁兼容性》所规定的严酷等级为三级的标准。

4 SJ-12C 型双微机自动准同期装置的应用

SJ-1℃型双微机自动准同期装置已成功地在 东北太平湾电厂 4台机组上得到应用。该厂 4台机 组中有 2台为中方机组,运行于 50Hz 电网中,另外 2台为朝方机组,运行于 60Hz 电网中(事实上,朝鲜电网的频率波动很大,实测为 43Hz ~ 60 Hz之间)。实践表明,SJ- 12C 型双微机自动准同期装置为电力生产和运行提供了可靠保证。

钱 晟,男,1968年生,硕士,从事电力系统自动化设备 的设计与开发工作。

汪福明, 男, 1958年生, 高级工程师, 从事电力系统自动 化设备的设计与开发工作。

黄立军, 男, 1963年生, 高级工程师, 从事电力系统自动 化设备的设计与开发工作。

THE DESIGN OF INTELLIGENT DUAL-MICROCOMPUTER AUTOMATIC SYNCHRONIZATION DEVICE

Qian Sheng 12W ang Fuming 12H uang Lijun 2Nanjing Automation Research Institute 18.21000318Nanjing 18China 14.

Abstract SJ -12C intelligent dual microcomputer automatic synchronization device is a new product which is based on the old type SJ -12A 28 14 and can meet the requirements of any kinds of power system synchronization practice. Besides the advantages of old type SJ -12A 28 148SJ -12C has many new functions. It's made up of two independent CPUs. One CPU accomplishes the forecast of synchronization and the regulation of generator's voltage and frequency 18 and the other performs the locking function. Meanwhile 18a set of friendly designed MMI 18 the function of phase compensation and linear adjustment etc. 18 make SJ -12C easier to use and maintain. In this paper 18 the design principle 18 structure and the characteristics of SJ -12C are introduced.

Keywords automatic synchronization least square method PID regulation

(上接第 40页)

选择并不敏感,并且具有稳定的收敛性能,适合于大规模电力系统的优化。

参考文献

- Huneault M., Galiana F. D. A. Survey of the Optimal Power Flow Literature. IEEE Trans on Power Systems, 1991, 18 6: 760~762
- Talukdar S N. Ramesh V C. A Multi Agent Technique for Contingency Constrained Optimal Power Flows-IEEE Trans on Power Systems, 1994, 9 2:855~861
- 3 Ramesh V C, Xuan Li. A Fuzzy Multiobjective Approach to Contingency Constrained OPF. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12 3:1348~1354
- 4 Sun D I, Ashley B, Brewer B, et al. Optimal Power Flow by Newton Application. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1984, 103 10 : 2864~ 2880
- 5 Granville Sergio · Optimal Reactive Dispatch Through

- Interior Point Methods IEEE Trans on Power Systems, 1994, 9 1:136~146
- 6 汪培庄,李洪兴.模糊系统理论与模糊计算机.北京:科学出版社,1996
- 7 Mamandar K R C. Chenoweth R D. Optimal Control of Reactive Power Flow for Improvements in Voltage Profiles and Real Power Loss Minimization. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1981, 100, 3185~ 3194

刘明波, 男, 1964年生, 博士, 教研室主任, 副教授, 主要研究方向为电力系统稳定性分析、最优潮流计算、神经网络和计算机网络技术在电力系统中的应用。

段晓军,男,1974年生,硕士研究生,主要研究方向为电力系统最优潮流计算。

赵 艳, 女, 1972年生, 硕士, 讲师, 主要研究方向为电力系统稳定性分析和最优潮流计算。

FUZZY MODELING AND INTERIOR POINT ALGORITHM OF MULTI-OBJECTIVE OPF PROBLEM

Liu Mingbo(12)Duan Xiaoj un(12)Zhao Yan South China University of Technology 18.51064118Guangzhou 18China 14.

Abstract Object functions and soft constraints of multi objective OPF problem are modeled using fuzzy sets ¹⁸then this multi-objective fuzzy OPF model is reformulated as a standard single objective non linear programming problem by means of max-operator and min operator ¹⁸which is solved by the primal dual path following interior point algorithm. Therefore ¹⁸the OPF is realized on basis of more practical mathematical model and its iteration convergence is significantly improved.

Keywords multi objective OPF fuzzy set theory primal dual path following interior point algorithm (C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.ne