УДК 621.311.001.57

ЦИКЛИЧЕСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭНЕРГОСИСТЕМОЙ

Домышев А.В.
Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН

Постановка задачи

Данная статья является продолжением работы по автоматизированному оптимальному управлению нормальными режимами энергосистем. В разработанном программном комплексе по оптимальному управлению напряжением и реактивной мощностью [1, 2] в цикле автоматического управления выполняется прогнозирование и динамическая оптимизация электрических режимов. Динамическая оптимизация использует множественное решение задачи оптимизации потокораспределения по критерию минимума потерь для каждого временного среза прогнозного диапазона. Количество оптимизируемых состояний зависит от горизонта прогнозирования и дискретности срезов. Так, например, при прогнозировании на сутки вперед с дискретностью в 1 минуту потребуется минимум 1440 расчетов оптимизации.

В качестве исходных данных для оптимизации режима мы имеем прогноз изменения параметров режима на заданное время. Прогнозный горизонт разбит на отдельные временные срезы через равные промежутки. Задачей динамической оптимизации является минимизация суммарной ЦФ на всем прогнозном временном горизонте за счет выбора состава и времени управляющих воздействий x_t для каждого момента времени прогнозного диапазона:

$$\min \sum_{t=0}^{T} f_t(x_t) \tag{1}$$

В отличие от статической оптимизации одного режима в задаче динамической оптимизации важно учитывать «стоимость» управляющих воздействий, которая зависит не только от вектора состояния системы, но и от времени.

Стоимость управления тем или иным оборудованием зависит от таких факторов, как: остаточный ресурс оборудования; приоритет использования УВ; минимально допустимое время между коммутациями одним и тем же устройством. Задача оптимизации (1) с учетом стоимости воздействия записывается, как:

$$min \sum_{t=1}^{T} f_t(X_t, t) = \sum_{t=1}^{T} \left(f_{d_t}(X_t) + \sum_{i=1}^{C} f_{c_i}(x_{t_i}, t) \right)$$

где X_t – управляющие воздействия доступные в момент времени t; f_{d_t} – функция статической оптимизации каждого режима для времени t; f_{c_i} –

монотонно убывающая функция стоимости управляющего воздействия x_{t_i}, зависящая от времени воздействий, которые были выполнены до времени t.

Для решения задачи динамической оптимизации предлагается стохастический алгоритм, основанный на модификации метода роя частиц [3 – 5]. Исходными данными для алгоритма динамической оптимизации

$$min\sum_{t=1}^{T}(f_0(t)+\xi(t))$$

являются результаты серии расчетов стохастической оптимизации

$$\left\{min\, f_0(t)\right\}_{1..T}$$

где $f_0(t)$ – составляющая целевой функции в момент времени t не зависящая от воздействий выполненных в прошлые моменты времени $(t-i)$ и получаемая в результате статической оптимизации электрического режима для каждого момента времени;

$\xi(t)$ – составляющая целевой функции зависящая от воздействий выполненных в прошлые моменты времени.

Задача оптимизации режима для каждого момента времени может быть записана следующим образом:

$$\min f_t(p_g, u_g, k_t), \tag{2}$$

где целевая функция $f_t(\cdot)$ формулируется, как:

$$\textstyle\sum_{i\in G}\left(c_{i2}p_{gi}^2+c_{i1}p_{gi}+c_{i0}\right)+c_{\Delta P}\sum_{j\in B}\Delta p_j, \tag{3}$$

Управляющие параметры оптимизации p_g, u_g, k_t – генерация активной мощности, напряжения в балансирующих по реактивной мощности узлах и коэффициенты трансформации соответственно. G –множество генераторных узлов, B – множество ветвей, N – множество узлов.

Приоритет учета и масштабирование параметров целевой функции задаются константами: c_{i2}, c_{i1}, c_{i0} – константы масштабирующие учет стоимости генерации, $c_{\Delta P}$ – константа масштабирующая учет потерь.

Ограничения на параметры режима выражаются, как:

$$\begin{aligned} p_{gi}^{min} \le p_{gi} \le p_{gi}^{max}, &\qquad \forall i\in G \\ u_i^{min} \le u_i \le u_i^{max}, &\qquad \forall i\in \mathcal{N} \\ k_{ti}^{min} \le k_{ti} \le k_{ti}^{max}, &\qquad \forall i\in T \end{aligned} \tag{4}$$

где G – множество генераторных узлов участвующих в оптимизации, T – множество трансформаторных ветвей, участвующих в оптимизации, $\mathcal{N}$ – множество узлов модели.

Зависимые параметры Δp (потери в ветвях) и Δu (отклонения напряжения в узлах) вычисляются из уравнений электрической сети:

$$s = -UYu + Uy_bu_b \tag{5}$$

где s – вектор независимых параметров: мощностей P, Q в нагрузочных узлах; мощности P и напряжения U в узлах балансирующих по реактивной мощности; напряжения U и фаза d в узлах балансирующих одновременно по P и Q.

U и u – матрица и вектор составляющих комплексов напряжений;

Y и y_b– матрица и вектор комплексов проводимостей;

u_b – напряжение базисного узла.

Для таких задач, как динамическая оптимизация электрических режимов, востребовано быстродействующее программное обеспечение оптимизации электрических режимов, которое может быть встроено во внешний программный комплекс в виде библиотеки.

Предлагаемое решение

Для решения задачи оптимизации, как в постановке (3 - 5), так и в постановке (7, 4, 5) может быть применен метод внутренней точки [6 - 9].

В общем виде задача оптимизации для каждого момента времени может быть записана, как:

$$\begin{cases} \min f(x) \\ h(x) = 0 \\ \underline{g} \le g(x) \le \overline{g} \end{cases} \tag{6}$$

где $x = \left(p_g, u_g, k_t\right)$, h - ограничения типа равенство (5), g – ограничения типа неравенство (4).

Ограничения типа неравенство приводятся к ограничениям типа равенство с помощью вспомогательных неотрицательных переменных ω:

$$\begin{cases} g(x) - \underline{\omega} - \underline{g} = 0 \\ g(x) + \overline{\omega} - \overline{g} = 0 \\ \left(\underline{\omega}, \overline{\omega}\right) \ge 0 \end{cases}$$

При этом решается двойственная задача:

$$\min L\left(x, \lambda_h, \lambda_g, s\right)$$

$L(.)$ – функция Лагранжа, определяемая, как:

$$L\left(x, \lambda_h, \lambda_g, s\right) = f(x) + \sum_i^n \lambda_{h_i} h_i(x) + \sum_j^m \lambda_{g_i}\left(g_i(x) + s_j\right) - \mu \sum_j^m \ln s_j$$

Решение данной задачи выполняется методом Ньютона, где на каждом шаге решается линеаризованная система уравнений:

$$\begin{bmatrix} H & -\nabla h(x)^T & -\nabla \underline{g}(x)^T & \nabla \overline{g}(x)^T & 0 & 0 \\ -\nabla h(x) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\nabla \underline{g}(x) & 0 & 0 & 0 & I & 0 \\ \nabla \overline{g}(x) & 0 & 0 & 0 & 0 & I \\ 0 & 0 & \underline{W} & 0 & \Lambda_{\underline{g}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \overline{W} & 0 & \Lambda_{\overline{g}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \lambda \\ \Delta \lambda_{\underline{g}} \\ \Delta \lambda_{\overline{g}} \\ \Delta \underline{\omega} \\ \Delta \overline{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla_x L \\ \nabla_\lambda L \\ \nabla_{\underline{g}} L \\ \nabla_{\overline{g}} L \\ \nabla_{\underline{\omega}} L \\ \nabla_{\overline{\omega}} L \end{bmatrix}$$

где Гессиан $H = \nabla^2 f(x) - \sum_i^n \lambda_{h_i} \nabla^2 h_i(x) + \sum_i^m \lambda_{g_i} \nabla^2 g_i(x)$.

$\underline{W} = diag(\underline{\omega}), \overline{W} = diag(\overline{\omega}), \Lambda_{\underline{g}} = diag(\lambda_{\underline{g}})$, $\Lambda_{\overline{g}} = diag(\lambda_{\overline{g}})$,

I – единичная матрица

Вычисление Гессиана наиболее затратная процедура, которую необходимо выполнять на каждой итерации. Для уменьшения времени расчета Гессиан заменен на его аппроксимацию, уточняемую итерационно в соответствии с алгоритмом LBFGS [10 - 15].

$$\widetilde{H}_{k+1} = V_k^T H_k V_k + \rho_k \delta_k \delta_k^T,$$

где $\rho_k = 1/\gamma_k^T \delta_k$ и $V_k = I - \rho_k \gamma_k \delta_k^T$,

δ_k – изменение вектора аргументов на шаге k:

$$\delta_k = \left(x_k, \lambda_{h_k}, \lambda_{g_k}, s_k\right) - \left(x_{k-1}, \lambda_{h_{k-1}}, \lambda_{g_{k-1}}, s_{k-1}\right)$$

γ_k – изменение градиента Лагранжиана.

$$\gamma_k = \nabla L\left(x_k, \lambda_{h_k}, \lambda_{g_k}, s_k\right) - \gamma_{k-1}$$

Использование квазиньютоновского алгоритма позволяет ускорить расчет оптимизации для каждого из режимов в процессе динамической оптимизации. Решаемые задачи оптимизации на самом деле не вполне независимы друг от друга. Действительно изменение параметров электрических режимов во времени не происходит скачкообразно. Дополнительное ускорение времени расчета возможно за счет использования вектора управляющих воздействий, полученного в результате оптимизации режима за предыдущий момент времени в качестве начальной точки оптимизации. При этом необходимо контролировать близость прошлого режима. Так, например, при коммутациях могут возникнуть значительные изменения в режиме и применение прошлых оптимальных воздействий будет уже не эффективно. Близость режима можно оценить по суммарному отклонению перетоков активной мощности по ветвям:

$$\sum_{j \in B,\, \max\left(P_{j_k}, P_{j_{k-1}}\right) \neq 0} \left| \frac{P_{j_k} - P_{j_{k-1}}}{\max(P_{j_k}, P_{j_{k-1}})} \right| \leq \rho$$

Значение относительной величины ρ определяется для каждой схемы индивидуально.

Сравнение результатов

Проведено сравнение предлагаемого алгоритма оптимизации с существующими в комплексе АНАРЭС (градиентный спуск и LBFGSB). Расчет проводился на модели Иркутской энергосистемы. Рассматриваемая модель энергосистемы включает электрические сети Иркутской области напряжением 500 кВ - 110 кВ. Генераторы в модели в основном заданы узлами того напряжения, на котором фактически работают соответствующие генераторы (6 кВ – 15 кВ). Некоторая генерация представлена в виде эквивалентных генераторов на шинах высокого или среднего напряжения. Нагрузка в основном задана на низкой стороне трансформаторов или на отпайке линий электропередачи. Генераторных узлов в модели – 486, нагрузочных – 485. Общее количество узлов в модели узлы/ветви для этой системы – 1248, ветвей

– 1481. Расчеты проводились на рабочей станции со следующими параметрами: Платформа на базе процессора Intel Xeon W-2125 4 ГГц с ОЦУ 32 Гб.

В качестве управляющих параметров рассматривались коэффициенты трансформации, а также изменение генерации реактивной мощности станций и синхронных компенсаторов. Расчет проводился на архиве режимов, полученных из подсистемы оценивания состояния АНАРЭС.

В серии расчетов от различных начальных условий, соответствующих различным режимам из архива, в сравнении с квазиньютоновским алгоритмом LBFGSB показали ускорение расчетов в размере от 28% до 55%. Данные показатели включат также ввод данных из модели. В среднем время оптимизации одного режима составило от 212 мс до 437 мс. Тогда, как в реализации LBFGSB время расчета составляло от 296 мс до 983 мс.

Реализация программного обеспечения

Предлагаемое программное обеспечение реализовано в виде библиотеки на языке С++ и включено в программный комплекс АНАРЭС. При этом предусмотрен интерфейс на языке Python, позволяющий использовать данную библиотеку, как в коммерческих решениях, так и в исследовательских проектах. Для использования в исследовательских проектах библиотеку планируется выложить в открытый доступ в 2023 году

Заключение

Представленная методика оптимизации была реализована в исследовательской версии программно-вычислительного комплекса АНАРЭС. Расчеты показали высокое быстродействие предложенных методов с обеспечением необходимой точности расчетов.

Работа алгоритма проверена на данных реальной достаточно крупной энергосистемы. Библиотека используется в обновленной версии программного комплекса АНАРЭС и доступна для использования в исследовательских проектах.

Литература

1. Шаповало А. А. и др. Перспективы применения интеллектуальных систем автоматического регулирования напряжения в территориально распределенных децентрализованных системах электроснабжения газового комплекса россии //Газовая промышленность. – 2020. – №. 8. – С. 14-22.
2. Домышев А.В., Осак А.Б., Панасецкий Д.А. Методы и подходы построения комплекса автоматического иерархического управления источниками реактивной мощности в нормальных и послеаварийных режимах ЭЭС //Иерархическое моделирование систем энергетики, отв. ред. Воропай Н.И., Стенников В.А. - Новосибирск: Академическое изд-во "Гео", 2020. С. 263-271.
3. Домышев А. В. Оптимизация электрических сетей со стохастическими элементами //Журнал Сибирского федерального университета. Техника и технологии. – 2020. – Т. 13. – №. 4. – С. 406-419.

4. Домышев А. В. Стохастический метод для оптимального управления нормальными электрическими режимами энергосистем //Энергетик. – 2021. – №. 1. – С. 11-14.
5. Sengupta S., Basak S., Peters R. A. Particle Swarm Optimization: A survey of historical and recent developments with hybridization perspec-tives //Machine Learning and Knowledge Extraction. – 2019. – Т. 1. – №. 1. – С. 157-191.
6. Дикин И. И. Метод внутренних точек в математическом программировании //Прикладная математика. – 1978. – С. 139-158.
7. Wei H. et al. An interior point nonlinear programming for optimal power flow problems with a novel data structure //IEEE Transactions on Power Systems. – 1998. – Т. 13. – №. 3. – С. 870-877.
8. Lavaei J., Low S. H. Zero duality gap in optimal power flow problem //IEEE Transactions on Power systems. – 2011. – Т. 27. – №. 1. – С. 92-107.
9. Lin W. M., Huang C. H., Zhan T. S. A hybrid current-power optimal power flow technique //IEEE Transactions on Power Systems. – 2008. – Т. 23. – №. 1. – С. 177-185.
10. Byrd R. H. et al. A limited memory algorithm for bound constrained optimization //SIAM Journal on Scientific Computing. – 1995. – Т. 16. – №. 5. – С. 1190-1208.
11. Armand P., Ségalat P. A limited memory algorithm for inequality constrained minimization. – Technical Report 2003-08, University of Limoges (France) 2003, 2003.
12. Yuan G., Lu X. An active set limited memory BFGS algorithm for bound constrained optimization //Applied Mathematical Modelling. – 2011. – Т. 35. – №. 7. – С. 3561-3573.
13. Sun L. et al. An active set quasi-Newton method with projected search for bound constrained minimization //Computers & Mathematics with Applications. – 2009. – Т. 58. – №. 1. – С. 161-170.
14. Armand P., Gilbert J. C., Jan-Jégou S. A feasible BFGS interior point algorithm for solving convex minimization problems //SIAM Journal on Optimization. – 2000. – Т. 11. – №. 1. – С. 199-222.
15. Domyshev A., Sidorov D., Panasetsky D. An Improved Two-Stage Optimization Procedure for Optimal Power Flow Calculation //Energy Systems Research. – 2020. – Т. 3. – №. 1 (9). – С. 52-61.