

УДК 681.58

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЗАИМОСВЯЗИ МЕЖДУ ИНФОРМАЦИОННЫМИ И ЭНЕРГЕТИЧЕСКИМИ ПОТОКАМИ ПРИ МУЛЬТИАГЕНТНОМ УПРАВЛЕНИИ МИКРОСЕТЬЮ

А.В. Домышев

Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН
Россия, 664033, Иркутск, Лермонтова ул., 130
E-mail: domyshev@isem.irk.ru

Д.Н. Сидоров

Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН
Россия, 664033, Иркутск, Лермонтова ул., 130
E-mail: dsidorov@isem.irk.ru

Ф. Лю

Центральный южный университет
КНР, 410017, Чанша, Ю. Люшань ул., 932
E-mail: csuliufang@csu.edu.cn

Ключевые слова: задачи управления, мультиагентное управление, коммуникационный граф, многокритериальная оптимизация.

Аннотация: Рассмотрена мультиагентная система управления мультиэнергетической микросетью. Предложен метод оптимального мультиагентного управления обеспечивающего, в том числе, решение задачи маршрутизации информационных потоков между управляющими агентами. Для определения требуемого для каждого агента объема информации введено понятие информированности агента, включающего понятие наблюдаемости и согласованности целевой функции агента с общей целевой функцией системы.

1. Введение

Математическое моделирование мультиэнергетической микросети (МЭМС), в том числе моделирование потоков энергии и информационных потоков в ней осуществляется с целью оптимального управления МЭМС с учетом требований по обеспечению надежности энергоснабжения и устойчивости. С точки зрения исследования МЭМС наибольший интерес представляет задача оптимального управления. Ограничения по надежности и устойчивости при этом могут учитываться в качестве ограничений на параметры установившихся режимов в задаче оптимизации.

Мультиагентная система управления — это система, образованная несколькими взаимодействующими управляющими подсистемами, называемыми агентами, таким образом, что обеспечиваются следующие условия:

- Каждый агент имеет достаточную автономность, то есть работает по собственному алгоритму, не встроенному в иерархическую систему управления.
- Ни у одного из агентов нет полной информации об управляемой системе.

- Нет агентов, управляющих всей системой (это условие вытекает из двух предыдущих).

2. Взаимосвязь между потоками энергии и информации в МЭМС

Для анализа информационно-энергетической модели достаточно рассмотреть задачу распределенной мультиагентной оптимизации [1, 2]. Цель состоит в решении распределенной задачи оптимизации, где глобальная целевая функция состоит из суммы локальных целевых функций f_i , каждая из которых известна только одному агенту.

Допустимая область для значений управляющего вектора x должна учитывать ограничения каждого из агентов. Поэтому она определяется в виде пересечения соответствующих допустимых областей.

Агенты связаны между собой направленным графом $G = \langle V, E \rangle$, представляющим собой имеющиеся коммуникационные каналы. Узел $i \in V$ соответствует агенту, вычисляющему функцию f_i . Каждой грани $(i, j) \in E$ соответствует элемент a_j^i матрицы инцидентий графа G .

Решение задачи распределенной оптимизации методом проекции субградиентов для случая выпуклых функций $f_i(\cdot)$ представлено в [3]. На каждом k шаге в узле i уточняется значение вектора управляющих воздействий следующим образом:

$$x^i(k+1) = P_{X_i}[\sum_{j \in N_i(k)} a_j^i(k) x^j(k) - \alpha_k d_i(k)],$$

где P_{X_i} – проекция вычисленного значения управляющего вектора в узле i на его допустимую область; $a_j^i(k)$ – коэффициент матрицы инцидентий; $N_i(k)$ – список соседних узлов для i -го узла; $x^j(k)$ – значение вектора управляющих воздействий соседнего узла j ; $d_i(k)$ – субградиент локальной целевой функции $f_i(x)$; α_k – размер шага на шаге расчета k .

Для обеспечения сходимости задачи распределенной оптимизации необходимым условием является сбалансированность коммутационного графа, то есть, $a_j^i(k) \geq 0$ и $\sum_{j \in N_i(k)} a_j^i(k) = 1$.

При взаимодействии агентов в процессе управления МЭМС неизбежно присутствие задержек в передаче информации, а именно: задержки в передаче информации Δt_{ij} ; ненулевая «стоимость» организации управления в узле p_i ; «стоимость» передачи информации p_{ij} . Данные, полученные от соседних управляющих узлов могут быть устаревшими. При наличии задержек связи баланс и симметрия графов связи будут нарушены, что делает неприменимыми алгоритмы, не учитывающие такие задержки. Для решения задачи с учетом возможных задержек в передаче информации в [2] предложен следующий алгоритм вычисления вектора управляющих воздействий:

$$(1) \quad x^i(k+1) = P_{X_i}[\sigma x^i(k) - \sigma x^i(k-\rho) + \sum_{j \in N_i(k)} a_j^i(k) x^j(k-\rho) - \alpha_k d_i(k)].$$

Идея алгоритма заключается в использовании собственного состояния каждого агента и информации, имеющей задержку размером ρ , для балансировки влияния коммуникационных задержек в предположении изначально сбалансированного графа. Коэффициент σ выбирается таким образом, чтобы выполнялось условие $\min_{j \in N_i(k)} a_j^i(k) \leq \sigma \leq a_i^i(k)$.

В решении задачи распределенной оптимизации (1) используется понятие максимальной задержки передачи информации ρ . В случае динамической структуры МЭМС эта задержка может стремиться к бесконечности. Таким образом, необходимо учитывать переменную структуру сети без явного указания возможной задержки в передаче информации.

Если рассматривать задачу оптимального управления в интегральной постановке, то она трансформируется в задачу динамической оптимизации, где в отличие от статической оптимизации одного режима важно учитывать «стоимость» управляющих воздействий, зависящую не только от вектора состояния системы, но и от времени их реализации.

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 с учетом стоимости воздействия записывается, как:

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

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 .

Энергетические потоки в микросети, а именно потоки передачи электроэнергии по электрической сети, потоки передачи тепловой энергии по теплоэнергетической сети, зависят от оптимальности режима ее работы [4].

Информационные потоки в мультиэнергетической сети определяются коммуникационным графом $G = \langle V, E \rangle$, представляющим собой имеющиеся коммуникационные каналы. Узел $i \in V$ соответствует агенту, вычисляющему функцию f_i .

При решении общей для всей рассматриваемой системы задачи оптимального управления, например, по критерию оптимизации потерь и поддержания требуемого уровня напряжения в энергосистеме, может быть сформулирована единая целевая функция:

$$(2) \quad f(Y_t) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n (v_i - v_j)^2 y_{ij} \mid \begin{array}{l} \text{diag}(V) \cdot Y_t \cdot V^T = S_t \\ y_{ij} \in [y_{ij \min}; y_{ij \max}] \end{array}$$

где v – элементы вектора V напряжений в узлах электрической сети.

Принимаем, что агенты в мультиагентной системе управления используют одинаковые целевые функции, аналогичные глобальной (2). При этом значение целевой функции отдельного агента может быть не оптимальным в точке глобального оптимума системы.

Для построения оптимальной конфигурации мультиагентного управления необходимо найти разбиение системы на кластеры, находящиеся под управлением отдельного агента таким образом, чтобы обеспечивался следующий минимум:

$$(3) \quad \min_{m, N_c} (\sum_{i \in N_c} p_{im} + p_m + I(N_c)),$$

где m – медоид кластера, N_c – набор вершин кластера (все вершины в пределах кластера образуют связанный граф), p_{im} – стоимость доставки информации из вершины i в m , стоимость организации вычислений в узле, соответствующем вершине m . Зависимостью стоимости вычислений от объема модели, используемой агентом можно пренебречь, так как современные промышленные компьютеры в средней конфигурации могут быть использованы для работы с достаточно большими моделями электрической сети.

Составляющая минимизируемой функции $I(N_c)$ – это показатель характеризующей насколько адекватно агент соответствующего кластера участвует в решении общей задачи оптимального управления системой, который назовем «показатель информированности» агента. Этот показатель должен учитывать наблюдаемость системы на уровне кластера, задержку в передаче информации и насколько решение оптимизационной задачи в рамках кластера решает оптимизационную задачу всей системы.

Чем выше значение показателя I тем меньше информированность агента. Данный показатель можно представить в виде двух составляющих:

$$(4) \quad I(N_c) = I_c = \text{cond}(H_c^T R_c^{-1} H_c)^{-1} + J_c.$$

Первый член в данном уравнении определяет условия наблюдаемости модели электрической сети [5] кластера c . $H_c = \partial z_c / \partial x_c$; z_c – измерения доступные в кластере, x_c – вектор состояния модели электрической сети кластера, R_c – диагональная матрица дисперсий ошибок измерений.

$$R_c = \text{diag}\{r_{c_1}, r_{c_2}, \dots, r_{c_{n_c}}\}.$$

Учет задержек в передаче информации по каналам связи может быть косвенно выполнен через дополнительное увеличение дисперсии измерений.

$$r_{c_i} = \sigma_i^2 + \text{mean}(z_i(t) - z_i(t + \tau))^2,$$

где mean – скользящее среднее квадрата отклонения получаемого измерения от актуального возникающее из-за задержки передачи данных τ .

Второй член уравнения (4) характеризует насколько оптимизация одним агентом соответствует оптимизации всей системы. Для определения J_c построим поле усредненного градиента $\bar{\nabla}f(U)$ целевой функции (2) в пространстве полного набора доступных управляющих параметров для всей системы U . Целевая функция (2) при этом будет переопределена, как $f(Y_t(U, S)) = f(U, S)$.

Составляющая функции информированности J_c , показывающая насколько отдалается оптимизация только одного кластера от поля усредненного градиента вычисляется следующим образом.

$$J_c = \sum_{i \in N_c} \left| \frac{\partial f}{\partial u_i} - \bar{\nabla}f(u_i) \right|.$$

То есть, определяется суммарное расстояние между составляющими градиента входящими в данный кластер.

Оптимизация мультиагентного управления при условии различных целевых функции агентов может быть решена с помощью многокритериальной оптимизации. Основные подходы к формированию структуры мультиагентного управления при этом могут быть сохранены. Задача оптимизации для всей системы в этом случае формулируется следующим образом:

$$\min_{u \in U} (f_1(x(u, c)), \dots, f_n(x(u, c))).$$

Для расчета эффективных по Парето состояний предлагается применять алгоритм RSA [6]. При этом может быть несколько множеств оптимальных решений в соответствии с оптимумом по Парето (рис. 1). Выбор решения среди нескольких оптимальных областей может выполняться по расстоянию до идеальной точки вне области допустимых решений, определяемой, как $u^* = (\min u_1, \dots, \min u_n)$.

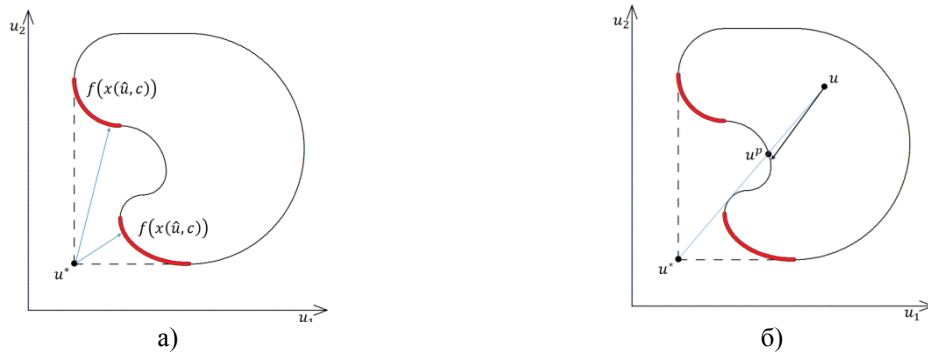


Рис. 1. Оптимальные по Парето решения (а) и нахождение поля усредненного градиента (б).

Поле усредненного градиента $\bar{\nabla}f(U)$ вычисляется в серии расчетов оптимизации от начальных условий, в которых свободные параметры задаются, как:

$$S = S + \xi; \xi \sim \mathcal{N}[0; \sigma_s^2],$$

где σ_s дисперсии свободных параметров.

В результате каждого расчета мы получаем область эффективных решений к которой должно стремиться поле градиента. Путь движения к оптимуму при оптимизации всей системы и отдельного агента может не совпадать. Поэтому целесообразно поле усредненного градиента вычислять для каждого найденного эффективного решения. Чем дальше от оптимальной границы, тем значение поля должно быть больше, но конкретная величина не так важна, как направление. Таким образом, можно принять

$$\nabla f(u) = (u - u^p) + \partial u^p / \partial u,$$

где u^p – проекция идеальной точки токи u^* на область эффективных решений.

Усредненное поле $\bar{\nabla}f(U)$ получается усреднением значений $\nabla f(U)$ для различных расчетов оптимизации от разных начальных условий.

Для кластеризации графа с целью выделения агентов по критерию (3) предлагается алгоритм основанный на агломеративной кластеризации. Начальное состояние задается таким образом, что каждая вершина графа принимается тривиальным кластером. Объединение кластеров происходит в процессе движения по графу при условии, что суммарная оптимизируемая функция становится меньше при объединении кластеров.

$$\min_{\{m_c\}, \{N_c\}} E = \sum_{N_c \in \{N_c\}} (\sum_{i \in N_c} p_{im} + p_m + I(N_c)).$$

Особенностью предлагаемой кластеризации является то, что один и тот же узел может входить в несколько кластеров. Поэтому в дополнение к объединению кластеров в ходе оптимизации производится включение одного или нескольких граничных узлов в кластер. Естественно в ходе изменения конфигурации кластеров будут наблюдаться локальные минимумы оптимизируемой функции вследствие потери наблюдаемости или увеличения значения функции J_c . Для исключения «застывания» процесса оптимизации в локальном минимуме предлагается применить эвристический метод оптимизации, а именно, адаптивный вариант сверхбыстрого отжига [7].

3. Определение оптимальных информационных потоков

Для определения информационных потоков в МЭМС, соответствующих оптимальной конфигурации мультиагентного управления сетью на первом этапе определяется минимальный набор измерений, обеспечивающий, как топологическую наблюдаемость, так и наибольшую информированности агента (4). Определение минимального набора измерений для каждого агента можно выполнять пошаговым увеличением объема используемых измерений, начиная от внутренних измерений

части сети, охватываемой агентом с проверкой условия топологической наблюдаемости сети, а также по условию $\min I_c$.

В результате поиска перечня измерений, необходимых для каждого агента, по условиям наблюдаемости формируются пересекающиеся множества измерений. Так для трех условных агентов (А, В и С) эти множества можно представить, как на рис. 2а.

Для агента А подмножество измерений M_{AA} формируется и используется только в сети агента А. Подмножества M_{AB} , M_{AC} , M_{ABC} могут формироваться другими агентами и передаваться по коммуникационной сети. Допустим все три подмножества на пересечении множеств измерений формируются агентом А и существуют коммуникационные каналы между всеми тремя агентами. Тогда для передачи необходимых данных от агента А агенту В могут быть задействованы различные маршруты (рис. 2б). При этом подмножество M_{ABC} , которое также требуется агенту С может быть передано напрямую или через агента С.

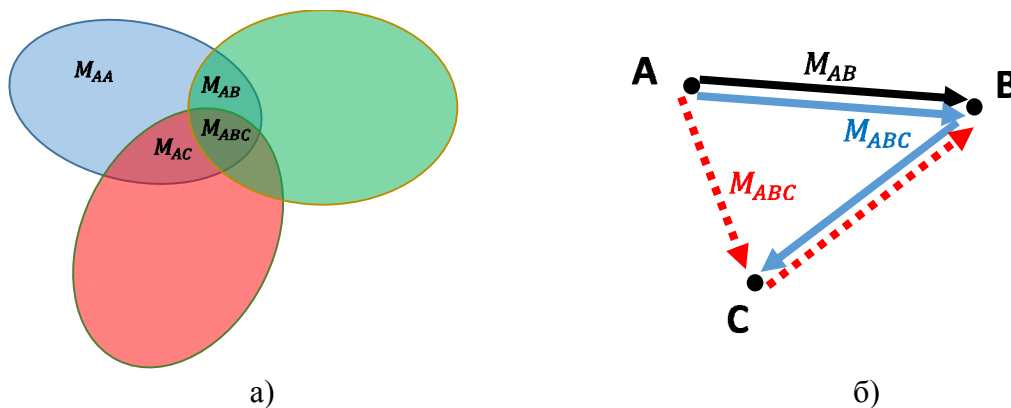


Рис. 2. Множества измерений необходимые для каждого агента. а) Подмножества измерений необходимые для агента А. б) Маршруты передачи данных от агента А агенту В.

Проблема оптимизации информационных потоков в мультиагентной системе управления может быть сведена к множественной задаче коммивояжера, когда подмножество измерений, которое требуется передать между агентами рассматривается как единый пакет информации. При этом достаточно определить только оптимальный маршрут передачи этого пакета между агентами так, чтобы обеспечивалось минимальное время передачи данных.

Классическая задача коммивояжера не подходит для оптимизации передачи данных в МЭМС, так как необходима совместная оптимизация передачи пакетов данных составляющих весь объем данных, необходимый для информированности каждого агента. Поэтому для решения этой проблемы была использована множественная задача коммивояжера (МЗК) [8], которая в отличии от классической, дополняется некоторыми дополнительными условиями [9], а именно:

- добавляется ограничение на минимальное количество посещаемых пунктов, которые соответствуют агентам;
- минимизируется сумма длин всех маршрутов для нескольких коммивояжеров;
- количество исходных пунктов соответствует количеству агентов, генерирующих наборы данных;
- каждый промежуточный пункт посещается только один раз за исключением начального;
- вводится дополнительное ограничение на пропускную способность маршрута, задающуюся в виде динамической «стоимости» передвижения по маршруту в зависимости от общего объема передачи данных по нему.

Вариант МЗК, который может быть применим для данной задачи, предложен в [10]. Отличием его от классического МЗК является возможность пересечения маршрутов разных коммивояжеров, что также допускается в нашем случае.

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Министерства науки и высшего образования РФ (проект № 075-15-2022-1215).

Список литературы

1. Гасников А. В. Современные численные методы оптимизации. Метод универсального градиентного спуска / 2-е изд., испр. М., 2018.
2. Lin P., Ren W., Song Y. Distributed multi-agent optimization subject to nonidentical constraints and communication delays // Automatica. 2016. Vol. 65. P. 120-131.
3. Nedić A., Ozdaglar A. Convergence rate for consensus with delays // Journal of Global Optimization. 2010. Vol. 47. No. 3. P. 437-456.
4. Domyshev A., et al. Optimal power flow calculation using BFGS-based optimisation scheme // 2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). IEEE, 2018. P. 1-6.
5. Гамм А.З., Голуб И.И. Наблюдаемость электроэнергетических систем. Наука, 1990.
6. Sengupta R., Saha S. Reference point based archived many objective simulated annealing // Information Sciences. 2018. Vol. 467. P. 725-749.
7. Ingber L. Very fast simulated re-annealing // Mathematical and computer modelling. 1989. Vol. 12, No. 8. P. 967-973.
8. Bektas T. The multiple traveling salesman problem: an overview of formulations and solution procedures // Omega. 2006. Vol. 34, No. 3. P. 209-219.
9. Singh S., Lodhi E. A. Comparison study of multiple traveling salesmen problem using genetic algorithm // International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS). 2014. Vol. 14, No. 7. P. 107.
10. Li J., et al. Colored traveling salesman problem // IEEE Transactions on Cybernetics. 2014. Vol. C-45, No. 11. P. 2390-2401.