

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПТОВОГО РЫНКА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ НА ОСНОВЕ АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ

О.И. Хомутов, А.Н. Попов, О.А. Штраухман, О.Л. Никитина

В статье представлены агентно-ориентированная вычислительная модель оптового рынка электроэнергии. В частности, целью работы является изучение как стратегическое поведение тепловых электростанций может влиять на уровень цен на региональных и национальном уровнях в отношении типичного суточного графика нагрузки. Модель воспроизводит процедуры посредничества рынка, т. е. рынок на сутки вперед и учитывает высоковольтные линии электропередач с их зонально-региональным подразделением. Кроме того, учитываются суточные графики энергопотребления при всех имеющихся в сети тепловых электростанциях. Рассмотрены и подвергнуты сравнению три варианта формирования цены на электроэнергию, т. е. реально существующее формирование цены, так называемый стоимостной вариант, и вариант, где генерирующие компании используют самообучающиеся алгоритмы для выработки наилучшей стратегии ценообразования.

Ключевые слова: рынок электроэнергии, агентно-ориентированная вычислительная экономика, многоагентные обучающиеся алгоритмы.

Привлекательность, с точки зрения моделирования комплексных рыночных моделей, мотивирует применить вычислительный подход в экономике. В этих искусственных средах моделирования, автономные, лично заинтересованные, адаптивные и неоднородные агенты рынка могут неоднократно взаимодействовать друг с другом и таким образом воспроизводить реалистичную экономическую динамическую систему [1]. В частности, рынки электроэнергии являются подходящей экономической средой для изучения с помощью агентно-ориентированной вычислительной экономики [2]. Появляется множество работ в современной научной литературе об оптовых рынках электроэнергии, но только некоторые из них представляют реалистичные крупномасштабные модели национальных оптовых рынков электроэнергии путем сравнения результатов моделирования с историческими представлениями.

Данная статья относится к этому ряду исследований и предлагает реалистичные агентно-ориентированные вычислительные модели оптового рынка электроэнергии.

В России процесс либерализации энергетики проходил позднее, в сравнении с другими европейскими странами. Однако принятая в России структура рынка электроэнергии и мощности была разработана в соответствии с общими руководящими принципами и практикой, принятой в соответствии с предложениями по перестройке на различных европейских рынках электроэнергии.

Данная статья посвящена моделированию сессии ценообразования. В частности, представлено воздействие цены на стратегическое поведение тепловых электростанций по отношению к различному уровню спроса. Целью работы является проверка результатов моделирования на определенный день в году, а неценовая динамика изучается в течение длительных периодов. Для того чтобы лучше воспроизвести особенности реального рынка, авторами используются исторические данные о ценообразовании за предыдущие периоды. Предлагается реализовать модель оптовых рынков электроэнергии как реальную процедуру посредничества оптового рынка, влекущую за собой региональное деление в структуре рынка и соответствующие сети передачи

В последнее десятилетие в энергетической и экономической литературе появилось несколько учений, предлагающих различные подходы (теоретические и компьютерные) к моделированию нерегулируемых рынков электроэнергии [1-4]. В данной работе предлагается агентно-ориентированная вычислительная модель централизованного оптового рынка электроэнергии, т. е. энергетической биржи (ЭБ), где физические ограничения сети приняты во внимание для определения оптимального обязательного плана, так и производителями / продавцами / генерирующими компаниями в стремлении увеличить свою прибыль. Агентно-ориентированная вычислительная экономика (АВЭ) является перспективным методом исследования экономиче-

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПТОВОГО РЫНКА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ НА ОСНОВЕ АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ

ских систем от частного к общему [5]. Экономические условия могут быть точно смоделированы различными компьютерными моделями, охватывающими также поведение участников рынка. Согласно этому исследовательскому подходу, в работе моделируется несколько аспектов нерегулируемых рынков электроэнергии, в том числе и рациональное поведение их участников. В частности, рассматривается ЭБ, состоящая из повторяющихся циклов – рынков на сутки вперед (РСВ). Двухзонная система электроснабжения моделируется для того, чтобы рассмотреть ценообразование на рынке. В частности, ЭБ управляет оптимальными потоками мощности (ОПМ), чтобы определить размер и место максимальных цен в зависимости от ограничения потока мощности в данном межзональном пространстве.

Из-за сложности протекающих процессов и дискретности делового пространства продавцов (пространство чистой стратегии) приходится искать равновесие.

Для преодоления перечисленных трудностей, применен рационально ограниченный подход. В частности, стремление продавцов максимизировать прибыль исследовано различными моделями. Уделено основное внимание долгосрочному периоду, когда оптимальная стратегия уже определена. Данный подход позволяет получить много полезной информации о результатах сделок участникам рынка в соответствии с рыночными сценариями, которые различаются по степени информации об участниках торгов.

Физические ограничения рыночной модели

Предложенная модель «На сутки вперед» учитывает технологические стороны как передачи, так и производства электрической энергии. Например, три генератора (G^1, G^2, G^5) и нагрузка (H^1) подсоединены к шине 1 (северная область), а два генератора (G^3, G^4) и нагрузка (H^2) к шине 2 (южная область). Поток мощности между шинами составляет 50 МВт. Производительность работы каждого i -того генератора определяется его суммарной функцией издержек $TC^i(P_{ген}^i)$, которая определяет затраты в час для производимой активной мощности $P_{ген}^i$. Просуммируем квадраты суммарных функций издержек всех генераторов, что приемлемо для моделирования теплоэлектроцентрали. На практике общей функцией издержек i -того числа генераторов будет:

$$TC^i(P_{ген}^i) = a^i P_{ген}^{i^2} + b^i P_{ген}^i + c, \quad (1)$$

где коэффициенты a^i , b^i и c^i – слагаемые постоянные, они различны для каждого из пяти генераторов.

Предельная функция издержек $MC^i(P_{ген}^i)$ для нескольких генераторов может быть получена из функции общих издержек $TC^i(P_{ген}^i)$ в следующем виде:

$$MC^i(P_{ген}^i) = 2a^i P_{ген}^i + b^i. \quad (2)$$

Далее мы предполагаем, что каждый генератор имеет нижнюю ($\underline{P}^i$) и верхнюю ($\overline{P}^i$) границы производимой мощности, это поможет определить интервал мощности, который могут производить генераторы: $\underline{P}^i \leq P_{ген}^i \leq \overline{P}^i$ (МВт). Также стремимся смоделировать возможность добровольного вывода генераторов производителями энергии в соответствии с различными ситуациями на рынке. Чтобы отличать возможности генераторов к выводу, мы считаем расходы на их отключение SC^i .

Тем самым в предложенной конфигурации сети северная область, т. е. шина 1, характеризуется более затратными генераторами, чем южная (в частности, G^5 самый затратный). Более того, установленная мощность на первой шине равна 300 МВт, что существенно ниже, чем на второй шине – 640 МВт. Наконец, обе нагрузки определяют неэластичный спрос на каждой из шин.

Агентно-ориентированная модель

В данной работе для примера рассматриваются три генерирующие компании, принимающие решения независимо, а именно K^1, K^2, K^3 . Каждая компания владеет минимум одним генератором, в частности компании K^1 и K^2 владеют генераторами G^1 и G^3 соответственно, а компания K^3 имеет два генератора – G^2 и G^4 , расположенные в обеих областях. Считаем что самая дорогая силовая установка (G^{51}) всегда подает истинные данные о своих предельных издержках. Действительно, наличие этой установки может быть использовано другими производителями электроэнергии, определяющими её действия для удержания мощности на должном уровне в целях увеличения рыночной цены.

Каждый i -й генератор обладает дискретным набором действий A_i^i , который определяет допустимое предложение энергии. Для того чтобы адекватно представить данный набор действий для i -того генератора, вос-

пользуемся тем же подходом, что и в [7], где каждая кривая предложения определяется последовательностью коэффициентов a_{zaz}^i, b_{zaz}^i , значением $\bar{P}_{zaz}^i$ и следующих пяти упрощенных допущений:

- Сообщается только коэффициент наклона кривой предельных издержек, т. е. $a_{zaz}^i > 0$;

- сообщается только неполный интервал возможно производимой мощности, т. е. $\underline{P}_{zaz}^i \leq \bar{P}_{zaz}^i$;

- сообщается только кривая предельных издержек, которая может лежать выше или ниже истинной кривой издержек в зависимости от заявленного интервала производимой мощности;

- всегда сообщается фактический минимум производимой мощности $\underline{P}_{zaz}^i = \underline{P}^i$;

- всегда сообщается максимальный предел производимой мощности, который меньше или равен установленному $\bar{P}_{zaz}^i \leq \bar{P}^i$.

Стоит отметить, что каждый A_i^i включает особые действия, из-за которых предложение может не поступить в текущий рыночный период. Эти действия проводятся с целью не дать генераторам работать впустую, когда суммарный спрос меньше минимального предложения. Производители знают, что им выгоднее отключить установку (понеся потери на отключение), чем производить энергию бесплатно.

Если моделируется поведение генерирующих компаний, то необходимо еще определить их набор действий A_K^i . Итак, определяется набор действий для компаний K^1 и K^2 , которые совпадают с набором действий генераторов Γ^1 и Γ^3 соответственно, т. е. $A_K^1 = A_\Gamma^1$ и $A_K^2 = A_\Gamma^3$. K^3 обладает большим набором действий A_K^3 , равным произведению множеств действий генераторов Γ^2 и Γ^4 , т. е. $A_K^3 = A_\Gamma^2 \times A_\Gamma^4$. Задаются следующие значения для каждого генератора: $|A_C^1| = 24, |A_C^2| = 25, |A_C^3| = 575$.

Были рассмотрены три широко известных исследовательских алгоритма: EWA-исследование (далее EWA) [8], Q-исследование (далее QI) и GIGA-WoLF (далее GW) [10]; для исследования свойств рынка в зависимости от различных моделей поведения. Основное различие между рассматриваемыми алгоритмами заключается в различной степени информации об исследуемых агентах. В частности, алгоритмы, принадлежащие к двум различным классам, содержат,

так называемые, исследовательские модели, подкрепленные фактами, и модели, основанные на неких верованиях. К первым относятся те алгоритмы, содержащие только частную информацию (QI и GW), ко вторым относятся поведенческие модели, где агенты обладают данными об истории сделок оппонентов и поэтому пытаются смоделировать поведение конкурентов (EWA). EWA-алгоритм позволяет моделировать рыночную среду, где ЭБ открыто публикует данные торгов участников рынка.

EWA-исследование

Взвешенный по опыту исследовательский алгоритм предпочтения (Experience-Weighted Attraction learning algorithm - EWA) [8] является исследовательской моделью, содержащей оба вида моделей (подкрепленные фактами и основанные на неких верованиях). Доказательством этому служат два особых случая обычной формулировки EWA. Основным элементом EWA-алгоритма является понятие предпочтения $A^i: A^i \rightarrow \mathbb{R}$. Предпочтения монотонно зависят от вероятности выбора действия, принимая значения соответствующие ответной функции, отображающей зависимость предпочтения A^i от стратегии Γ^i . Правило подсчета предпочтений следующее:

$$A_i^i(a_i^j) = \frac{N_{i-1} A_{i-1}^i(a_i^j) + [\delta + (1-\delta) I(a_i^j, a_i^j)] R_i(a_i^j, a_{-i}^j)}{N_i}, \quad (3)$$

где a_i^j – последнее совершенное действие, $I(\cdot, \cdot)$ – индикатор функции и N_i – номер «наблюдения эквиваленты» прошлого опыта, определяющийся на основе:

$$N_i = (1 - \kappa) N_{i-1} + 1, \quad 1 \leq i, N_i \leq \frac{1}{1 - (1 - \kappa)}. \quad (4)$$

Для детального разбора параметров δ, κ следует обратиться к оригинальному источнику [8]. Однако отметим, что параметр δ рассматривается как компромисс между двумя рассмотренными видами исследовательских моделей. В частности, $\delta = 0$ и $\kappa = 1$ означает, что модель основана только на фактах, а $\delta = 1$ и $\kappa = 0$ – алгоритм, основанный на умозаключениях.

В этой статье принимается экспоненциальный (логарифмический) закон вывода вероятности предпочтений:

$$\pi_i^i(a_i^j) = \frac{e^{A_i^i(a_i^j)}}{\sum_j e^{A_i^i(a_i^j)}}. \quad (5)$$

Стоит отметить, что производство электроэнергии в основном характеризуется выработкой ископаемого топлива, то есть, уголь, природный газ, нефть, бензин, которые

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПТОВОГО РЫНКА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ НА ОСНОВЕ АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ

охватывают в 2011 г. почти 74 % валовых национальных генерирующих мощностей. Возобновляемые источники практически не используются, за исключением гидрогенерации, что соответствует примерно 26 % от общей валовой генерирующей мощности. В предложенной модели исторические ставки, связанные с возобновляемыми источниками, реально включены по нулевой цене. С другой стороны, двусторонние договоры, которые в действительности включены на рынке в процедуру посредничества по нулевой цене, со стороны предложения, и по предельной цене, со стороны спроса, и которые точно сбалансированы, с точки зрения количества, в кривых спроса и предложения, были смоделированы по-разному. Аналогично количественный спрос рассматривается неэластичным, оказывающий содействие именно в двусторонних договорах, в то время как величина предложения была рассмотрена в заявках продавцов.

Предполагается, что каждый генератор не реализовывает свой потенциал на ведущих рынках. Наконец, импорт и экспорт были приняты во внимание в экспериментальной модели, с рассмотрением их точных исторических объемов.

Метод GIGA-WoLF

GIGA-WoLF-метод – это градиент-восходящий метод. Он определяет смешанную стратегию в направлении текущего градиента ожидаемой прибыли. В частности, GW-исследование определяет две градиент-основанные смешанные стратегии $\pi_t^i(t)$ и $x_t^i(t)$ в зависимости от различного размера шага. Это позволяет представить некий механизм «Победи или быстро учись» (“Winor-LearnFast” (WoLF)), который заключается в следующем: учись быстрее тогда и только тогда, когда твоя стратегия π^i проиграла стратегии x^i . Математические формулировки в данном случае:

$$\hat{\pi}_{t+1}^i = P(\pi_t^i(t) + \eta_t R_t^i), \quad (6)$$

$$x_{t+1}^i = P(x_t^i(t) + \eta_t \frac{R_t^i}{3}), \quad (7)$$

$$\delta_{t+1}^i = \min(1, \frac{\|x_{t+1}^i - x_t^i\|_2}{\|x_{t+1}^i - \hat{\pi}_t^i\|}), \quad (8)$$

$$\pi_{t+1}^i = \hat{\pi}_{t+1}^i + \delta_{t+1}^i (x_{t+1}^i - \hat{\pi}_t^i), \quad (9)$$

где $P(x)$ – оператор, проецирующий произвольный вектор x симплекс-закона вероятностного распределения.

$$P(x) = \arg \min_{x \in \Delta(A)} \|x - x^i\|, \quad (10)$$

где $\|\cdot\|$ – стандартный L_2 -критерий.

В данной работе принят переменный исследовательский уровень $\eta_t = \alpha t^{-\beta}$, где α и β являются положительными постоянными параметрами исследовательской модели.

Q-исследование

QI-алгоритм – это часто применяемый алгоритм при одноагентной структуре. Тем не менее, данный алгоритм уже применялся и для многоагентных исследований.

Здесь i -тый агент предпринимает действие a_t^i за время t , получая прибыль $R_t^i(a_t^i, a_{-t}^i)$, которая зависит еще и от действия конкурента a_{-t}^i . Тогда Q-функция $Q_t^i(a^i)$ может быть задана следующей рекуррентной формулой:

$$Q_{t+1}^i(a^i) = \begin{cases} (1 - \alpha_t)Q_t^i(a^i) + \alpha_t[R_t^i + \gamma \max_{a^i} Q_t^i(a^i)] \\ Q_t^i(a^i) \end{cases}$$

где γ – коэффициент дисконтирования и $\alpha_t = C_{t-1}^i(a^i)^{-\epsilon}$ – переменный исследовательский уровень. $C_t^i(a^i)$ – вектор подсчета числа применений действия a^i, A^i за время t с начала исследования. Следующее действие a_{t+1}^i , выбранное произвольно из вероятно возможных, сформированных по экспоненциальному (логарифмическому) закону:

$$\pi_t^i(a^i) = \frac{e^{a^i Q_t^i(a^i)}}{\sum_{a^i \in A^i} e^{a^i Q_t^i(a^i)}}.$$

Схождение $Q_t^i(a^i)$ к оптимальной $Q^{i*}(a^i)$ гарантировано только для одноагентной структуры, если α_t надлежащим образом уменьшается, а каждое действие производится бесконечное число раз. «Оптимальная» политика определена и равна $\pi^{i*} = \arg \max_{a^i} Q^{i*}(a^i)$. Таким образом, Q-исследования сходятся только для чистой стратегии.

Стоит отметить некоторые общие черты, касающиеся этих исследовательских моделей. Во-первых, каждый агент, предположительно, не имеет предварительных знаний о структуре сделок и поведении оппонентов. Во-вторых, эти три исследовательских правила задуманы так, чтобы применять, так называемые, исследования и исследовательские механизмы, т. е. они приобретают опыт путем итеративного изучения (на основе случайного поиска) многоагентной среды и одновременно учатся все в большей и большей степени использовать полученные знания. Могут быть приняты различные подходы для реализации эксплуатации механизмов. В частности, EWA и QI содержат общие вероятностные модели выбора, т. е. экспоненци-

альные ответные функции. Важной особенностью таких функций является то, что отрицательная прибыль может быть принята во внимание. В нашем моделировании мы приняли растущий логарифмический параметр точности $A_t = \alpha t^\beta$, где α и β являются положительными постоянными параметрами, соответствующие времени проведения эксперимента. Таким образом, по мере продолжения фазы исследования ответные функции становятся более восприимчивыми к предпочтениям/ Q-значениям различий, и агенты все с большей и большей вероятностью осуществляют правильный выбор, чем неправильный. На конечном этапе моделирования параметр A достигает наибольшего значения и приводит к максимуму функции распределения вероятности стратегии с наивысшими предпочтениями/ Q-значениями, т. е. к лучшей стратегии. Такой механизм призван заставить сойтись исследуемую динамику к чистостратегическому равновесию Нэша. И наоборот, GW алгоритм, единственный алгоритм, который не осуществляет какой-либо вероятностный выбор и может сходиться к равновесию Нэша при смешанной стратегии. В конце стоит отметить, что принятый в данной статье вычислительный исследовательский подход уделяет основное внимание поведению в долгосрочный период и не учитывает особенностей рынка за пределами равновесия.

Результаты эксперимента

Рынок на сутки вперед обычно представляет собой двадцать четыре биржевых сеанса, на каждом из которых определяется цена в определенный час следующего дня. Сильная экономическая изменчивость проявляется в этих почасовых рынках, в основном определяющихся значительной разницей неэластичного спроса на электроэнергию в течение дня. Генерирующие компании могут использовать неэластичный спрос потребителей, но они должны научиться приспосабливаться к каждому почасовому рыночному сценарию. В данной работе были смоделированы и изучены три возможных спроса: высокий спрос (далее ВС), средний спрос (далее СС) и низкий спрос (далее НС). Данные примеры возможных спросов выбраны для представления сценариев PCB в различные часы.

Каждый рыночный сценарий изучается по различным поведенческим гипотезам. Три предложенных эксперимента сравниваются по наиболее эффективным нестратегическим параметрам, т. е. все генераторы предоставляют свои истинные предельные издержки. В

частности, были смоделированы, с помощью EWA, QI и GW, три независимых эксперимента, в которых исследуемые участники конкурируют между собой. Конкуренция между исследуемыми участниками предполагает повторяющиеся сделки, характеризующиеся участниками с одинаковыми алгоритмами. В целом, такие эксперименты предназначены для изучения конкретных моделей и задуманы как набор независимых смоделированных ситуаций, которые характеризуются последовательностью повторяющихся сделок, где имеют место исследуемые процессы, происходящие с участниками рынка. В среднем набор независимых смоделированных ситуаций подбирается так, чтобы определить необходимые рыночные параметры. В данной работе мы считаем, что происходит 1000000 сделок и 100 независимых смоделированных ситуаций. Таким образом, наша процедура предполагает проведение одного эксперимента и изучение 4 рыночных сценариев. Соответственно, процесс выбора параметров был проведен в тех же условиях. Параметры были выбраны среди множества возможных в условиях конкуренции.

Заключение

Модель физически ограниченного энергетического рынка, предложенная в данной работе, позволяет исследовать многоагентные системы. Три исследовательских алгоритма преимущественно различаются по степени доступной им информации. Результаты указывают на то, что в независимости от модели поведения результаты конкурентного рынка схожи. Это говорит о том, что алгоритмы, обладающие минимумом информации о рыночной среде, т.е. они не обладают информацией о сделках оппонентов и руководствуются только прошлыми действиями, например, Q-исследование, знают, как выбрать стратегию назначения ставок во всех рассмотренных случаях спроса.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Асланян, Г.С. Организационная структура энергосбережения зарубежных стран [Текст] / Г.С. Асланян // Теплоэнергетика. – 2000. – № 3.
2. Джангиров, В.А. Рыночные отношения и системы управления в электроэнергетике [Текст] / В.А. Джангиров, В.А. Баранов // Электрические станции. – 2001. – № 6.
3. Любимова, Н.Г. Государственное регулирование электроэнергетики в условиях реформирования монография [Текст] / Н.Г. Любимова. – М.: ИУЭ ГУУ, ВИПКэнерго, ИПК госслужбы, 2004. – 228 с.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПТОВОГО РЫНКА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ НА ОСНОВЕ АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ

4. Экономика и управление энергетическими предприятиями [Текст] / под ред. Н. Н. Кожевникова. – М.: Издательский центр «Академия», 2004.

5. Bris, A. Adopting better corporate governance: Evidence from cross-border mergers / A. Bris, N. Brisley, Ch. Cabolis // Journal of Corporate Finance. – 2008. – № 14 – P. 224-240.

6. Klapper, L. F. Corporate governance, investor protection, and performance in emerging markets / L. F. Klapper, I. Love // Journal of Corporate Finance. – № 10. – 2004. – P. 703-728.

7. Crocetti, C. Corporate learning A knowledge management perspective / C. Crocetti // Internet and Higher Education. – 2002. – № 4. – P. 271-285.

8. Nicolaisen, J. Market power and efficiency in a computational electricity market with discriminatory double-auction pricing / J. Nicolaisen, V. Petrov, L. Tesfatsion // IEEE Transactions on Evolutionary

Computation. – October 2001. – Vol. 5, № 5. – p. 504-523.

Хомутов О.И., д.т.н., проф., зав. каф. «Электроснабжение промышленных предприятий», АлтГТУ им. И.И. Ползунова, тел. 8(3852) 26-04-98, E-mail: hoi@agtu.secna.ru;

Попов А.Н., к.т.н., доц., каф. «Электроснабжение промышленных предприятий», АлтГТУ им. И.И. Ползунова, тел. 8(3852) 29-07-76, E-mail: soh@mail.ru;

Штраухман О.А., к.т.н., доц., каф. «Электроснабжение промышленных предприятий», АлтГТУ им. И.И. Ползунова, тел. 8(3852) 29-07-76, E-mail: epp@mail.altstu.ru;

Никитина О.Л., доц., каф. «Менеджмент технологий», АлтГТУ им. И.И. Ползунова, тел. 8(3852) 66-90-90.