

ОПТИМИЗАЦИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ С ЛОКАЛЬНЫМИ ГЕНЕРАТОРАМИ И НАКОПИТЕЛЯМИ ЭНЕРГИИ

Марьясин О. Ю.¹, Плохотнюк А. Н.²

(Ярославский государственный технический университет,
Ярославль)

В работе рассмотрена проблема оптимизации энергопотребления предприятия, использующего для энергоснабжения не только центральную энергосистему, но и локальные генераторы и накопители энергии. Для решения этой проблемы в работе предложен эвристический алгоритм оптимального планирования энергопотребления предприятия, включающий решение задачи линейного программирования. Для уменьшения риска существенного расхождения планового и фактического профилей энергопотребления в работе предлагается использовать алгоритм оптимального планирования энергопотребления со сдвигающимся шагом. Особенностью задачи оптимального планирования энергопотребления предприятия, решаемой в данной работе, является использование дополнительных условий, выполнение которых при достаточной мощности локальных генераторов и накопителей энергии приводит к сглаживанию оптимального профиля энергопотребления предприятия. Это облегчает реализацию такого профиля энергопотребления предприятия, так как не требует резкого изменения рабочих режимов, перенастройки оборудования и изменения интенсивности работы персонала предприятия. Предложенный авторами эвристический алгоритм позволяет реализовать выполнение дополнительных условий и при этом избежать сведения задачи оптимального планирования энергопотребления предприятия к задаче линейно-целочисленной оптимизации. В работе выполнена реализация примера оптимизации энергопотребления небольшого предприятия, на территории которого расположены два потребителя электроэнергии и различные локальные генераторы и накопители энергии.

Ключевые слова: оптимизация энергопотребления, оптимальное планирование энергопотребления, возобновляемые источники энергии, micro smart grid, линейное программирование.

1. Введение

В настоящее время многие предприятия приобретают локальные генераторы, в том числе возобновляемые (Renewable

¹ Олег Юрьевич Марьясин, к.т.н., доцент (maryasin2003@list.ru).

² Артем Николаевич Плохотнюк, аспирант (admin@nixson.ru).

Energy Sources – RES), и накопители энергии с целью снижения оплаты за электроэнергию, уменьшения выбросов парниковых газов и повышения надежности электроснабжения своих энергопотребителей. Это обусловило появление локальных малых интеллектуальных сетей (Micro Smart Grid – MSG) предприятий [5, 15, 23]. Все генераторы энергии сети MSG предприятия разделим на RES-генераторы и на генераторы на ископаемом топливе (Fossil Energy Sources – FES). В качестве RES-генераторов для энергоснабжения предприятий чаще всего используются массивы PV-панелей и ветряные турбины. В качестве FES-генераторов могут выступать дизельгенераторы, газопоршневые генераторы, микротурбины, когенераторы (Combined Heat and Power – CHP) и микрогенераторы (micro CHP), генераторы на топливных элементах (Fuel Cell Generators). Энергия от RES-генераторов может потребляться для энергоснабжения предприятия непосредственно или через распределенные накопители энергии (Distributed Energy Storage – DES).

Цена на электроэнергию для потребителей Российской Федерации, рассчитывающихся за электроэнергию по 3–6 ценовым категориям, складывается из нерегулируемой составляющей оптового рынка электроэнергии (мощности), регулируемых тарифов на услуги по передаче электрической энергии, сбытовых надбавок гарантирующих поставщиков и платы за иные услуги. Доля нерегулируемой части в конечной стоимости электроэнергии для потребителя зависит от уровня напряжения и максимальной мощности его энергопринимающих устройств. Эта доля может изменяться от 38% для объектов мощностью до 670 кВт, подключенных на низком напряжении (менее 0,4 кВ), до 60% для объектов присоединенной мощностью более 10 МВт на высоком напряжении (110 кВ и выше) [26].

Нерегулируемая часть стоимости электроэнергии включает стоимость мощности, которая в среднем составляет около 35% от суммы затрат на электроэнергию [26]. Стоимость мощности, в зависимости от ценовой категории энергопотребителя, складывается из стоимости покупной (потребленной) и сетевой

мощности (только для 4, 6 ценовых категорий). Стоимость покупной мощности рассчитывается как произведение средневзвешенной рыночной цены на мощность на среднее энергопотребление предприятия в часы пиковой нагрузки за текущий месяц. Для того чтобы снизить стоимость покупной мощности для энергопотребителя, необходимо максимально сократить потребление электроэнергии в часы пиковой нагрузки.

Суточный график полной цены (включающей покупную мощность) на электроэнергию для энергопотребителей 3, 4 ценовых категорий имеет вид, подобный показанному на рис. 1. Из графика видно, что в часы пиковой нагрузки полная цена на электроэнергию может возрастать по сравнению с ценой в другие часы в десятки раз. Это обусловлено размером платы за покупную мощность, величина которой зависит от потребления электроэнергии в часы пиковой нагрузки.

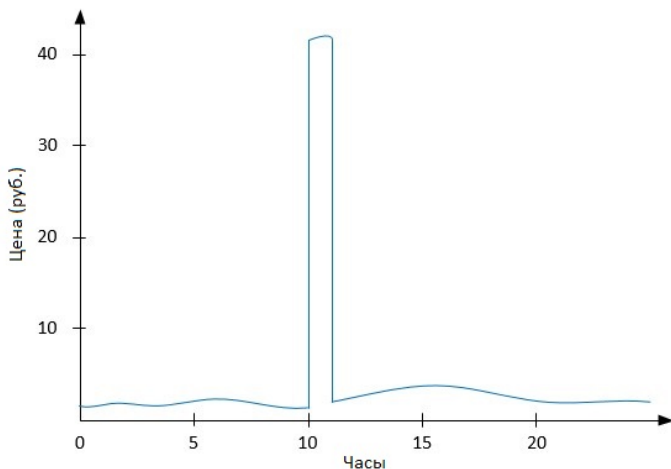


Рис. 1. График полной цены на электроэнергию

Для предприятий, рассчитывающихся за электроэнергию по 3–6 ценовым категориям, существует несколько способов уменьшения оплаты за электроэнергию за счет управления энергопотреблением с учетом цен на электроэнергию и платы

186

за мощность. В первом случае добиться снижения энергозатрат в часы, отличные от часов пиковой нагрузки, можно уменьшая потребление электроэнергии в периоды высоких почасовых рыночных цен на электроэнергию и увеличивая нагрузку в часы, когда цена становится ниже. Во втором случае необходимо максимально сократить потребление электроэнергии в часы пиковой нагрузки.

В условиях необходимости выполнения производственной программы предприятия сокращение потребления электроэнергии в одни периоды времени будет приводить к увеличению энергопотребления в другое время. При этом необходимо учитывать ограничения, накладываемые на минимальное и максимальное энергопотребление, связанные с работой технологического оборудования, безопасностью производства, жизнедеятельностью людей и др.

Снижение энергопотребления в часы высоких цен на электроэнергию и часы пиковой нагрузки возможно за счет изменения графика работы предприятия и режимов работы оборудования и персонала. Однако на практике реализация таких мер является крайне затруднительной для предприятия, так как периоды высоких цен и часы пиковой нагрузки могут изменяться фактически каждые сутки и соответственно так же должен изменяться график работы предприятия. Частая смена рабочих режимов и изменение интенсивности работы оборудования и персонала предприятия может привести к возникновению не только технических, но и социальных проблем. Поэтому в данной работе основным способом достижения снижения затрат на электроэнергию будет использование собственных источников энергии предприятия, RES- и FES-генераторов и устройств DES.

Таким образом, для получения максимальной экономии необходимо реализовать управление энергопотреблением объектов предприятия путем оптимальной организации энергоснабжения в течение суток от центральной энергосистемы, локальных генераторов и накопителей энергии с учетом цен на электроэнергию от различных источников энергии, часов пиковой нагрузки

и других ограничений на энергопотребление. Следовательно, может быть поставлена задача оптимального планирования энергопотребления (Optimal Energy Consumption Scheduling – OECS) предприятия. Подобные задачи находят широкое распространение в системах управления спросом (Demand Side Management – DSM) и в сетях Smart Grid [25, 32, 33, 35]. Задачи OECS соответствуют разомкнутой системе, когда значения оптимизируемых параметров определяются заранее для всего периода планирования на основе прогнозирования важнейших показателей системы. Недостатком такого подхода является то, что погрешности прогнозирования и различные внешние возмущения и внештатные ситуации могут привести к тому, что фактический профиль энергопотребления будет существенно отличаться от планового.

Другим подходом, широко применяемым на практике для оптимизации энергопотребления, является оптимальное управление энергопотреблением (Optimal Energy Consumption Control – OECC). Задачи OECC соответствуют замкнутой системе, когда значения оптимизируемых параметров определяются на основе текущего состояния системы. Это значительно повышает точность управления и позволяет оперативно реагировать на внешние возмущения. Примером таких задач является задачи оптимального управления энергопотреблением здания [19, 21].

В [29] одним из авторов был описан способ, который позволяет сблизить эти два разных подхода. В предлагаемом в [29] алгоритме после решения задачи OECS горизонт планирования сдвигается вперед на один шаг, размер которого значительно меньше длины горизонта планирования. Идея использования сдвигающегося горизонта планирования не является новой. Она давно и широко применяется в алгоритмах Model Predictive Control (MPC) для решения задач OECC [4, 7, 9]. В дальнейшем подобные схемы стали использоваться и для решения задач OECS. Например, описание методов оптимального планирования со сдвигающимся горизонтом можно найти в недавних работах, посвященных оптимизации режимов работы энергосетей, включающих локальные генераторы и накопители энергии

[11, 13, 36]. Так, в [36] оптимизация со скользящим горизонтом (a rolling horizon optimization) используется, чтобы максимизировать прибыль энергосистемы, включающей PV-панели и ветряные турбины в сочетании с системой накопления энергии. В [11] утверждается, что подход к оптимизации со скользящим горизонтом более реалистичен, чем традиционные методы, которые учитывают полное знание рыночных цен и объемов производства/потребления энергии за весь оптимизируемый период. Оптимизация со скользящим горизонтом также применялась в [13] при реализации двухэтапной процедуры оптимального планирования генерации MSG сети, включающей генерацию электроэнергии на сутки вперед и генерацию внутри текущих суток. В отличие от работ [11, 13, 36] схема алгоритма со сдвигающимся горизонтом, описанная в [29], больше напоминает схему, применяемую в алгоритмах MPC, так как после решения задачи OECS реальные значения мощности локальных генераторов и накопителей используются для определения новых значений этих переменных на следующем шаге.

Кроме того, в отличие от задач OECS, описанных в [29, 30], в данной работе приводится расширенный вариант постановки этой задачи. Это связано с использованием специальных приемов для выравнивания оптимального профиля энергопотребления предприятия.

2. Задача OECS

В данной работе предполагается, что предприятие включает N объектов, являющихся потребителями электроэнергии. Под объектом понимается одно или несколько зданий предприятия и прилегающая к ним территория. Если на прилегающей территории находятся какие-то энергопотребители, например, парковка с зарядной станцией для электромобилей или технологическое оборудование, то их энергоснабжение производится от близлежащего здания.

Пусть $x_{i,h}$ – мощность потребляемая объектом $i = 1, \dots, N$ предприятия от центральной энергосети в час $h = t + \Delta h, \dots,$

$t + H$; $p_{g,h}$ – мощность g -го генератора, $g = 1, \dots, G$, в час h ; $G = R + F$ – общее число генераторов на предприятии; R – число RES-генераторов; F – число FES-генераторов; $d_{s,h}$ – мощность s -го устройства DES, $s = 1, \dots, S$, в час h ; t – начальный момент времени; H – горизонт планирования. В данной работе горизонт планирования принимается равным 24 часа, а шаг по времени Δh – равным одному часу. Каждое s -е устройство DES, $s = 1, \dots, S$, связано с g -м RES-генератором, $g = 1, \dots, R$, от которого оно заряжается.

Критерий оптимальности для задачи оптимального планирования энергопотребления предприятия будет иметь вид

$$(1) \quad E_{OECs} = \sum_{i=1}^N \sum_{h=1}^H \left(c_h x_{i,h} + \sum_{g=1}^G c_g p_{g,h} + \sum_{s=1}^S c_s d_{s,h} \right),$$

где c_h – прогнозное значение рыночной цены на электроэнергию от центральной энергосети в час h , $h = t + \Delta h, \dots, t + H$; c_g – цена за электроэнергию от g -го генератора; c_s – цена за электроэнергию от s -го устройства DES. Критерий (1) включает мощности локальных генераторов и накопителей энергии, так как в общем случае цена электроэнергии, полученной из этих источников, может быть сравнимой по уровню или даже временами превышать цену за электроэнергию от центральной энергосети.

Обозначим X_d среднее потребление электроэнергии (уровень спроса) на горизонте планирования H , необходимое предприятию для выполнения своих функций. Тогда будет справедливо условие

$$(2) \quad \sum_{i=1}^N \sum_{h=1}^H \left(x_{i,h} + \sum_{g=1}^G p_{g,h} + \sum_{s=1}^S d_{s,h} \right) = X_d.$$

Зададим нижние и верхние границы почасового энергопотребления, мощности генераторов и устройств DES:

$$(3) \quad x_{i,h,l} \leq x_{i,h} \leq x_{i,h,u}, \quad h = t + \Delta h, \dots, t + H,$$

$$(4) \quad p_{g,h,l} \leq p_{g,h} \leq p_{g,h,u}, \quad g = 1, \dots, G, \quad h = t + \Delta h, \dots, t + H,$$

$$(5) \quad d_{s,h,l} \leq d_{s,h} \leq d_{s,h,u}, \quad s = 1, \dots, S, \quad h = t + \Delta h, \dots, t + H,$$

где $x_{i,h,l}$, $x_{i,h,u}$ – нижние и верхние границы почасового энергопотребления от центральной энергосети объекта i ; $p_{g,h,l}$, $p_{g,h,u}$ – нижние и верхние границы почасового энергопотребления от генераторов; $d_{s,h,l}$, $d_{s,h,u}$ – нижние и верхние границы почасового энергопотребления от устройств DES. Условие (4) для FES-генераторов будет иметь вид $p_{g,h,l} = 0, p_{g,h,u} = P_{g,h,n}$, где $P_{g,h,n}$ – номинальная мощность генератора, т.е. предполагается что FES-генераторы могут работать только на их номинальной мощности. Возможность работы FES-генераторов на мощности, отличной от номинальной, в данной работе не рассматривается.

Границы почасового энергопотребления определяются возможностями предприятия сокращать или увеличивать свое энергопотребление, а также возможностями локальных генераторов и накопителей энергии. В интервале пиковой нагрузки h_{pp} необходимо снизить энергопотребление до минимально возможного X_{pp} , т.е. должно выполняться условие

$$(6) \quad \sum_{i=1}^N x_{i,h} \leq X_{pp}, \quad h \in h_{pp}.$$

В идеальном случае при $X_{pp} = 0$ потребление электроэнергии из центральной энергосети в час пиковой нагрузки должно отсутствовать. Такой режим функционирования MSG предприятия еще называют режимом острова (islanded mode), в отличие от режима, когда MSG потребляет электроэнергию из центральной энергосети (grid-connected mode) [12]. В этом случае при соблюдении ограничения (6) и точных прогнозов часов пиковой нагрузки в течение месяца плата за мощность для предприятия будет равна нулю.

Одним из недостатков методов OECS, представленных в [29, 30], является существенная нестабильность профиля энергопотребления в течение суток, связанная с провалами и резкими изменениями профиля, в особенности в дневное и вечернее время и во время интервала пиковой нагрузки. Это сильно затрудняет реализацию такого профиля энергопотребления предприятием, так как требует резкого изменения рабочих режимов, перенастройки оборудования и изменения интенсивности работы персонала

предприятия.

При наличии у предприятия локальных генераторов и накопителей энергии, особенно если среди генераторов есть FES-генераторы, т.е. $F > 0$, можно ввести дополнительное условие способствующее выравниванию профиля энергопотребления. Пусть X_h — среднее энергопотребление предприятия в час h . Для полной компенсации потребления электроэнергии из центральной энергосети за счет локальных генераторов и накопителей энергии должно выполняться неравенство

$$(7) \quad X_h - \sum_{i=1}^N x_{i,h} \leq \sum_{g=1}^G p_{g,h} + \sum_{s=1}^S d_{s,h}.$$

Выполнение условия (7) приводит к сглаживанию оптимального профиля энергопотребления предприятия. При отсутствии или недостаточной мощности локальных генераторов и накопителей, в особенности FES-генераторов, условие (7) может быть нереализуемым или не приводить к выравниванию профиля.

В интервале пиковой нагрузки h_{pp} выражение (7) будет иметь вид

$$(8) \quad X_{h_{pp}} - X_{pp} \leq \sum_{g=1}^G p_{g,h} + \sum_{s=1}^S d_{s,h}.$$

При $X_{pp} = 0$ (в режиме острова) для выполнения условия (8) необходимо, чтобы суммарная мощность всех локальных генераторов и накопителей превышала среднее энергопотребление предприятия X_h на интервале h_{pp} . Это довольно жесткое условие, которое можно удовлетворить только при наличии достаточной мощности локальных генераторов и накопителей.

Решение задачи ОЕCS и выполнение условия (7) может привести к тому, что FES-генераторы будут включаться и выключаться слишком часто в течение дня. Это повышает износ оборудования FES-генераторов и может привести к снижению срока службы данных генераторов. Поэтому для FES-генераторов вводится дополнительное условие сокращающее количество их пусков и остановов в соседние часы путем продления времени работы генераторов.

$$(9) \quad p_{g,h} = p_{g,h,n}, \text{ if } h_u[h] = h_d[h-1] = 1, h_u[h] = h_d[h-2] = 1,$$

где $h_u[h]$ – массив из 0 и 1, показывающий часы пуска FES-генератора, где 0 – генератор остановлен, 1 – генератор запущен; $h_d[h]$ – массив из 0 и 1, показывающий часы останова FES-генератора. Выполнение условия (9) приводит к тому, что FES-генераторы будут работать более длительное время без частых пусков и остановов.

На сглаживание профиля также может влиять число устройств DES и время, когда они переключаются на энергоснабжение предприятия. Если условие (8) не выполняется, то для сокращения энергопотребления от центральной энергосети все устройства DES должны переключаться на энергоснабжение предприятия в интервале h_{pp} . Таким путем можно обеспечить минимальный провал профиля энергопотребления в интервале пиковой нагрузки. Если интервал h_{pp} включает несколько часов, то для обеспечения выполнения условия (6), при выполнении условия (8) для первого часа, подключение накопителей энергии для энергоснабжения предприятия можно разнести по разным часам интервала пиковой нагрузки.

В данной работе в качестве базового варианта рассматривается вариант, когда устройства DES заряжаются от RES-генераторов и переключаются на энергоснабжение предприятия только один раз в день, в интервале пиковой нагрузки. Если накопителей энергии много или зарядка накопителей энергии происходит достаточно быстро, то в этом случае устройства DES могут подключаться для энергоснабжения предприятия по несколько раз в день. В этом случае может быть рассмотрена задача определения оптимальных моментов времени подключения накопителей с учетом ограничений на интервалы времени подключения. Это также может способствовать выравниванию профиля энергопотребления предприятия.

Таким образом, задача OECS будет состоять в минимизации критерия (1) при выполнении условий (2)–(9). Искомыми переменными в данной задаче будут переменные $x_{i,h}, p_{g,h}, d_{s,h}$. Задача (1)–(8) без учета условия (9) и описанных ранее случаев, когда устройства DES переключаются на энергоснабжение пред-

приятия более одного раза в день, является линейной. Поэтому для ее решения можно использовать метод линейного программирования. Учет условия (9) и случаев, когда устройства DES переключаются на энергоснабжение предприятия более одного раза в день, приводит к задаче смешанной линейно-целочисленной оптимизации, решение которой является гораздо более трудоемким, чем решение задачи линейной оптимизации. Поэтому в данной работе авторы предложили эвристический алгоритм, позволяющий избежать сведения задачи OECS к задаче линейно-целочисленной оптимизации и при этом реализовать условие (9) и последовательное подключение накопителей в течение двухчасового интервала пиковой нагрузки. Это осуществляется за счет итеративной коррекции ограничений (4) и (5).

Эвристический алгоритм решения задачи OECS включает следующие основные шаги:

1. Выполняются прогнозы рыночных цен на электроэнергию c_h и часов пиковой нагрузки h_{pp} на месяц вперед. Производится прогноз значений мощности RES генераторов $p_{g,h}$, $g = 1, \dots, R$, и мощности устройств DES $d_{s,h}$ на горизонте планирования H . Полученные значения $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$ используются для задания $p_{g,h,u}$ и $d_{s,h,u}$ в условиях (4) и (5) соответственно. Задаются нижние $x_{i,h,l}$ и верхние $x_{i,h,u}$ границы почасового энергопотребления.

2. Решается задача OECS (1)–(6) на горизонте планирования H и определяются оптимальные значения переменных $x_{i,h}$, $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$ в моменты $h = t + \Delta h, \dots, t + H$ без учета условия (7). Если полученный суммарный профиль энергопотребления предприятия признается трудно реализуемым, то производится повторное решение задачи OECS на горизонте планирования H с учетом условия (7).

3. Производится анализ работы FES генераторов и при необходимости корректируются ограничения (4) для выполнения условия (9), производится повторное решение задачи OECS на горизонте планирования H .

4. При наличии избытков мощности устройств DES для первого часа пиковой нагрузки рассматривается вариант последо-

вательного подключения накопителей энергии для энергоснабжения предприятия в разные часы интервала пиковой нагрузки за счет корректировки ограничений (5) и производится повторное решение задачи OECS на горизонте планирования H .

3. Задача OECS со сдвигающимся горизонтом

Алгоритм решения задачи OECS со сдвигающимся горизонтом позволяет преодолеть недостаток задач OECS, связанный с тем, что погрешности прогнозирования и различные внешние возмущения и внештатные ситуации могут привести к тому, что фактический профиль энергопотребления будет существенно отличаться от планового оптимального профиля.

Алгоритм решения задачи OECS со сдвигающимся горизонтом включает следующие основные шаги:

1. Решается задача OECS на горизонте планирования H и определяются оптимальные значения переменных $x_{i,h}$, $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$ в моменты $h = t + \Delta h, \dots, t + H$. В результате решения задачи определяется оптимальный профиль энергопотребления от центральной энергосети, RES-генераторов и устройств DES на горизонте планирования H . Оптимальные значения переменных $x_{i,h}$, $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$ в текущий момент времени используются для задания нагрузок производственного и энергетического оборудования.

2. Горизонт планирования сдвигается на один шаг вперед. Определяются реальные значения переменных $x_{i,h}$, $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$. Полученные реальные значения мощности RES-генераторов и накопителей вместе с накопленными ранее данными используются для прогнозирования новых значений $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$ в моменты $h = t + 2\Delta h, \dots, t + H + \Delta h$. Новые значения $p_{g,h}$ и $d_{s,h}$ используются для задания значений $p_{g,h,u}$ и $d_{s,h,u}$ в условиях (4) и (5).

3. Выполняется переход на шаг 1 алгоритма, и вся процедура повторяется с данного шага.

На шаге 2 алгоритма используются реальные значения энергопотребления, мощности локальных генераторов и накопите-

лей энергии. Все это значительно уменьшает риск существенного расхождения планового и фактического профилей энергопотребления, что может привести к нарушению производственной программы предприятия. Использование сдвигающегося горизонта позволяет добавить в задачу OECS элементы обратной связи и тем самым приблизить задачу OECS к задаче OECC. Представленная схема алгоритма решения задачи OECS со сдвигающимся горизонтом напоминает схему, применяемую в MPC-алгоритмах, включающую сдвиг горизонта планирования на один шаг дискретизации, использование текущих значений переменных состояния объекта и реализацию полученных оптимальных значений управления только для текущего момента времени.

4. Практический пример

4.1. Сеть MSG предприятия

Рассмотрим пример предприятия, включающего два объекта и локальные генераторы энергии в составе: солнечной электростанции (СЭС), ветровой электростанции (ВЭС) и газопоршневой электростанции (ГПЭ). СЭС и ВЭС работают в комплексе с сетевыми накопителями энергии (СНЭ). В данной работе не рассматривалась задача определения оптимального состава и мощности локальных генераторов и накопителей энергии. Однако предложенные в данной работе методы можно использовать для оценки вариантов по получаемой экономии. Следовательно, может быть поставлена и решена задача определения оптимального состава и мощности локальных генераторов и накопителей энергии. Пример решения подобной задачи представлен в [29].

Укрупненная схема сети MSG предприятия показана на рис. 2. Сеть MSG включает внешнюю сеть 10 кВ, Шину 1 и Шину 2 на 10 кВ, Линию 1 на 10 кВ, трансформатор 10 кВ/0,4 кВ и Шину 3 на 380 В. К Линии 2 на 380 В и Шине 4 подключен объект 1 (Потребитель 1). К Линии 3 на 380 В и Шине 5 подключен объект 2 (Потребитель 2). Потребитель 1 включает Нагрузку 1 (Здание 1) мощностью 150 кВт и Нагрузку 2 (Здание 2) мощностью 110 кВт. Потребитель 2 содержит Нагрузку 3 (Здание 3)

мощностью 200 кВт. К Линии 4 на 380 В и Шине 7 подключены ГПЭ мощностью 500 кВт, ВЭС мощностью 200 кВт с СНЭ мощностью 160 кВА и СЭС мощностью 300 кВт с СНЭ мощностью 200 кВА. Линия 5 соединяет локальные генераторы и накопители энергии с Потребителем 1, а Линия 6 – с Потребителем 2.

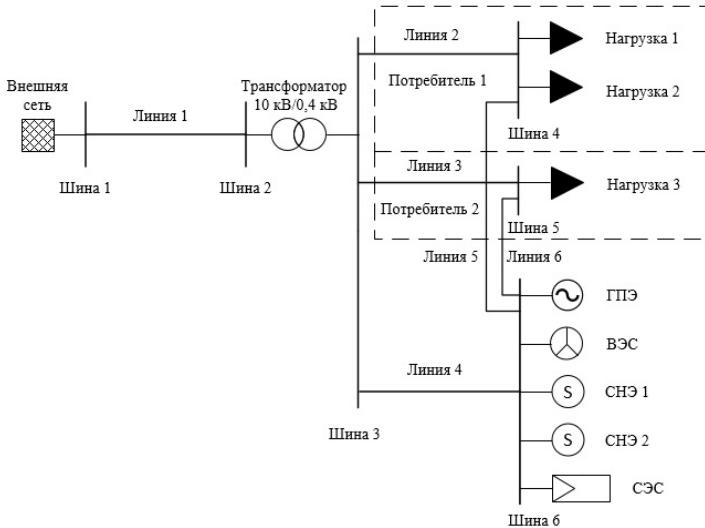


Рис. 2. Схема MSG предприятия

4.2. Прогнозирование цен и часов пиковой нагрузки

Для решения задачи OECS необходимо иметь информацию о рыночных ценах на электроэнергию в текущем месяце. Особенностью розничного рынка электроэнергии для регионов Российской Федерации, относящихся к ценовым зонам, является то, что данные о рыночных ценах на электроэнергию для текущего месяца становятся известны только после десятого числа следующего месяца. Поэтому для решения задачи OECS необходимо выполнить прогноз рыночных цен на электроэнергию на месяц вперед.

Тема прогнозирования рыночных цен на электроэнергию широко представлена в мировой научной литературе [37, 42].

В последнее время для прогнозирования рыночных цен на электроэнергию все более популярными становятся глубокие нейронные сети (Deep Neural Networks – DNN) [22, 38, 39]. В данной работе для прогнозирования рыночных цен на электроэнергию на месяц вперед применялось разработанное ранее одним из авторов приложение, описанное в [28]. Приложение позволяет получить прогноз цен на электроэнергию на месяц вперед с использованием различных вариантов структур искусственных нейронных сетей (Artificial Neural Networks – ANN). Среди возможных вариантов многослойный перцептрон (Multilayer perceptron – MLP) и такие популярные архитектуры DNN, как сети долгой краткосрочной памяти (Long Short Term Memory NN – LSTM NN), управляемые рекуррентные нейроны (Gated Recurrent Unit – GRU) и сверточные нейронные сети (Convolutional NN – CNN), а также их комбинации в виде последовательного, параллельного или последовательно-параллельного соединения ANN различных типов. В [27] произведено сравнение различных вариантов структур ANN по точности прогнозирования цен на электроэнергию. Из всех вариантов ANN при прогнозировании рыночных цен на электроэнергию наиболее предпочтительными по точности оказались многоходовой вариант Multiple Input LSTM, комбинации CNN с MLP и LSTM с CNN и MLP.

В качестве исходных данных для прогнозирования рыночных цен на электроэнергию использовалась информация, которая ежемесячно публикуется на сайте гарантирующего поставщика того региона в котором находится предприятие [2].

В [30] показано, что использование прогнозных значений цен на электроэнергию вместо их реальных значений может оказывать влияние на вид полученного в результате решения задачи OECs оптимального профиля энергопотребления. Однако это влияние ограничивается небольшим снижением экономии, получаемой от оптимального планирования.

Данные о часах пиковой нагрузки в текущем месяце также становятся известны только в следующем месяце. Поэтому кроме прогноза рыночных цен на электроэнергию для решения задачи

ОЕЭС необходимо знать прогноз часов пиковой нагрузки на месяц вперед. В отличие от задач прогнозирования энергопотребления и цен на электроэнергию задача прогнозирования часов пиковой нагрузки не является популярной в научной литературе. В зарубежной литературе можно найти только публикации, посвященные решению близких по характеру задач прогнозирования пиков (максимумов) рыночной цены (*price spike*) на электроэнергию и пиков электрической нагрузки [6, 34]. Из российских публикаций на эту тему следует отметить работы [1, 40].

В данной работе для прогнозирования часов пиковой нагрузки на месяц вперед применялось упомянутое ранее приложение [28]. В данном приложении для прогнозирования часов пиковой нагрузки используется косвенный метод, основанный на прогнозировании на месяц вперед суммарного потребления электроэнергии региона. Выполнив прогнозирование и определив по прогнозу пики суммарного потребления региона за каждые сутки, можно найти значения часов пиковой нагрузки в следующем месяце [26]. Такой метод позволяет получить прогноз часов пиковой нагрузки, который обеспечит совпадение с реальными данными на уровне около 30–40%.

Для повышения точности прогноза можно использовать данные, полученные в результате анализа часов пиковой нагрузки за предыдущие годы. В [1, 26] на основе такого анализа были выявлены наиболее вероятные значения часов пиковой нагрузки для каждого месяца и наиболее вероятное распределение часов пиковой нагрузки по дням недели. Коррекция результатов прогнозирования часов пиковой нагрузки на месяц вперед на основе анализа данных за предыдущие годы позволяет повысить процент совпадений с реальными данными до 45–65%.

Можно еще более увеличить процент совпадений, если вместо одночасового интервала для пиковой нагрузки рассматривать двухчасовой интервал. Расширение интервала для пиковой нагрузки позволяет увеличить вероятность того, что реальный час пиковой нагрузки попадет в расширенный интервал. При использовании двухчасовых интервалов можно довести точность про-

гнозов часов пиковой нагрузки до уровня 70–75% и выше.

Ошибка, связанная с прогнозированием часов пиковой нагрузки, приводит к тому, что при неверном прогнозе экономия, получаемая за счет максимального снижения энергопотребления в час пиковой нагрузки, не будет получена. В [29] показано, что среднесуточная экономия, получаемая в результате решения задачи OECS в течение месяца, для двухчасовых интервалов пиковой нагрузки будет выше, чем для одночасового интервала. Поэтому для предприятий, имеющих локальные генераторы и накопители энергии достаточной мощности, использование двухчасовых интервалов пиковой нагрузки может быть экономически целесообразным. Далее решение задачи OECS будет произведено как для одночасового, так и для двухчасового интервала.

Получить реальные данные о часах пиковой нагрузки для прогнозирования можно с сайта АО «Администратор торговой системы» [3].

4.3. Прогнозирование мощности RES генераторов и устройств DES

Другими прогнозами, необходимыми для решения задачи OECS, являются прогнозы значений мощности RES-генераторов. Если горизонт планирования H в задаче OECS составляет одни сутки, то для ее решения необходимо иметь прогнозы мощности RES-генераторов на день вперед (day ahead).

Мощности RES-генераторов можно рассчитать по известным формулам [14, 18], используя прогнозы необходимых климатических параметров, таких как интенсивность солнечной радиации, облачность, скорость ветра и др. Однако прогнозирование временных рядов климатических параметров – это не менее сложная задача, чем прогнозирование мощности RES-генераторов. Для ее решения часто используются те же методы, что и для прогнозирования мощности RES-генераторов [10, 20, 43]. Поэтому, имея информацию о мощности RES-генераторов в настоящий и прошедшие периоды времени, предприятие может делать прогнозы, не уступающие по точности прогнозам, которые могли быть сделаны на основе прогнозов ме-

200

теослужб.

Существуют готовые библиотеки для определения мощности RES-генераторов на основании открытых данных о погоде в различных регионах земли [17]. В данной работе были использованы данные о мощности массива PV-панелей и ветряной турбины, полученные таким способом.

Для выполнения прогнозов мощности RES-генераторов может использоваться подход на основе краткосрочного предикатора. Краткосрочный предикатор выполняет прогноз значений мощности $p_{g,h}, g = 1, \dots, R$, на горизонте прогнозирования $H, h \in [0, H]$. Прогнозирование производится по формуле

$$(10) \quad p_{g,h+1} = f(a_{g,h}, \dots, a_{i,g,h-l}),$$

где $a_{g,h}, \dots, a_{g,h-l}$ – векторы параметров, включающие значения мощности RES генераторов $p_{g,h}, \dots, p_{g,h-l}$; f – в общем случае нелинейная функция; l – число, задающее количество значений мощности в предыдущие часы, участвующих в прогнозе. Вектор параметров $a_{g,h}$ может включать не только значения мощности $p_{g,h}$, но и дополнительные признаки, например, текущий час, день и месяц.

В начальный момент времени (в 0 часов) значения $p_{g,h}, \dots, p_{g,h-l}$ представляют собой значения мощности RES-генераторов в предыдущие часы предыдущих суток. Эти значения известны. По этим значениям прогнозируются значения мощности RES-генераторов в следующий час. Следовательно, в начальный момент времени по формуле (10) реализуется одношаговый предикатор. После этого в цикле производится формирование массива значений мощности по часам по правилу $p_{g,h-l} = p_{g,h-l+1}, \dots, p_{g,h} = p_{g,h+1}$. Таким образом, сначала при прогнозировании используются реальные значения мощности $p_{g,h}$, а затем начиная со следующего шага начинают использоваться значения мощности полученные в результате прогноза.

Хорошо известно, что использование краткосрочного предикатора (10) с течением времени приводит к накоплению ошибки. Чем больше горизонт прогнозирования, тем большей может оказаться ошибка. Поэтому для повышения устойчивости результа-

тов прогнозирования необходимо использовать дополнительные признаки. В качестве таких признаков могут выступать календарные данные о часе, дне и месяце. Однако это не позволяет достичь приемлемого качества прогнозирования, в особенности при прогнозировании мощности ветрогенераторов [31].

Другие дополнительные признаки, которые могут использоваться для повышения качества прогнозирования мощности RES-генераторов, можно получить путем декомпозиции исходного временного ряда на отдельные составляющие (modes). К наиболее популярным методам декомпозиции относятся WD (Wavelet Decomposition), WPD (Wavelet Packet Decomposition), EMD (Empirical Mode Decomposition), EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition), EWT (Empirical Wavelet Transform) [16, 41]. В [8] отмечено, что EWT при обработке нестационарных сигналов превосходит по эффективности все остальные методы и у EWT отсутствуют многие недостатки, которые имеются у других методов.

Для прогнозирования значений мощности RES-генераторов на горизонте планирования H в [31] применялись популярные DNN-архитектуры LSTM, CNN, MLP и такие известные алгоритмы машинного обучения как Random forest, XGBost, LightGBM, CatBoost компании Yandex. Из всех перечисленных ранее моделей наилучшие результаты по точности прогнозирования мощности PV-модулей показали алгоритмы Random forest и CatBoost с использованием двух мод EWT. При прогнозировании мощности ветрогенератора наилучшие результаты по точности прогнозирования показали MLP ANN и алгоритм CatBoost с использованием трех мод EWT.

Мощность устройств DES $d_{s,h}$ на интервале $[t + \Delta h, t + H]$ может быть определена по формуле [14]

$$(11) \quad d_{s,h+1} = d_{s,h}(1 - \sigma) + (p_{g,h} - \sum_{i=1}^N x_{i,h}/\eta_{inv})\eta_b,$$

где σ – коэффициент скорости саморазряда батареи; η_{inv} – коэффициент эффективности инвертера; η_b – коэффициент эффективности батареи.

Как сказано ранее, предполагается, что устройства DES заряжаются от RES-генераторов и переключаются на энергоснабжение предприятия только один раз в день в интервале пиковой нагрузки. В этом случае сетевые накопители будут заряжены гораздо раньше, чем будут использованы для энергоснабжения предприятия. Поэтому для определения их мощности достаточно воспользоваться формулами (11) и (5). Если устройства DES могут заряжаться и подключаются для энергоснабжения предприятия по нескольку раз в день, то в этом случае для более точного определения уровня заряда устройств DES и моментов времени их полного заряда может применяться прогнозирование. В последнее время наиболее успешно для прогнозирования уровня заряда сетевых накопителей применяются DNN, такие как LSTM и GRU [44, 45].

4.4. Решение задачи OECS

Для решения задачи OECS применяется эвристический алгоритм, представленный в разделе 2 данной работы. Так как задача (1)–(8) линейная, то для ее решения использовался метод линейного программирования. Метод линейного программирования находит широкое применение как для решения задачи оптимизации энергопотребления предприятий [30], так и для оптимизации энергопотребления частных домашних хозяйств [24]. Для решения задачи OECS применялось разработанное ранее одним из авторов приложение, описанное в [28].

Далее для определенности, в качестве конкретной даты, для которой будет решаться задача OECS, возьмем 18.06.2021. Соответственно, будут использоваться данные о ценах на электроэнергию за июнь 2021 года. Час пиковой нагрузки для 18.06.2021 приходился на 14 часов. Для наглядности сначала будут приведены решения задачи OECS для начального момента времени для одночасового интервала пиковой нагрузки без учета и с учетом условия (7), потом соответствующие решения для двухчасового интервала. Условие (9) будет учитываться во всех случаях.

Полученные в результате решения задачи OECS графики оптимальных профилей суммарного энергопотребления от цен

тральной энергосети всех объектов (Net Power), мощности СЭС (PV Power), ВЭС (WT Power), ГПЭ (GG Power), СНС (Battery 1 Power, Battery 2 Power), а также суммарного энергопотребления от всех источников (Sum Power) для одночасового интервала пиковой нагрузки без учета условия (7) показаны на рис. 3. Суммарное энергопотребление от всех источников энергии на всех графиках показывается ограниченным сверху на уровне максимального энергопотребления предприятия. Графики оптимальных профилей энергопотребления из электросети для объекта 1 (Net1 Power) и объекта 2 (Net2 Power) показаны на рис. 4.

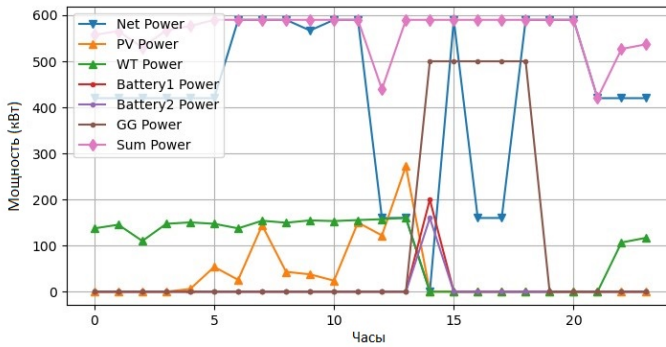


Рис. 3. Графики для одночасового интервала без учета (7)

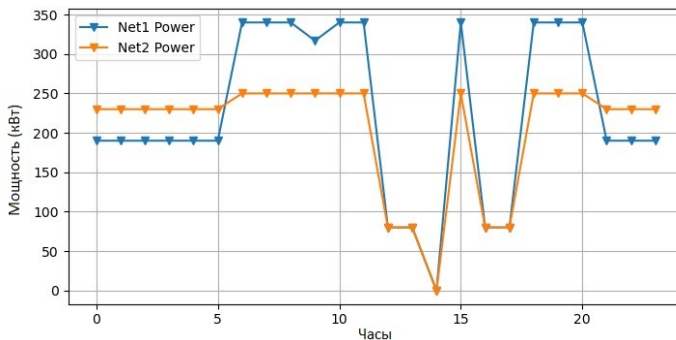


Рис. 4. Графики оптимальных профилей энергопотребления из электросети для объекта 1 и объекта 2 для одночасового интервала

Рис. 3 показывает, что в результате решения задачи ОЕCS обеспечивается снижение энергопотребления от центральной энергосети в час пиковой нагрузки до нуля. Это позволяет получить существенную экономию электроэнергии. Однако суммарный профиль энергопотребления имеет значительные провалы в дневное и вечернее время. Провалы профиля связаны, во-первых, с необходимостью обеспечения минимального энергопотребления от центральной энергосети в час пиковой нагрузки, во-вторых, с более высокой ценой на электроэнергию в эти часы.

Для выравнивания профиля необходимо увеличивать мощность используемых локальных генераторов и сетевых накопителей. Увеличение продолжительности работы FES-генераторов также способствует выравниванию профиля. Необходимо учитывать, что большая часть энергии RES-генераторов тратится на зарядку СНС. Работа СНС должна быть организована таким образом, чтобы при достижении интервала пиковой нагрузки сетевые накопители были полностью заряжены. При полностью заряженных накопителях энергия от RES-генераторов может использоваться для энергоснабжения предприятия.

Графики оптимальных профилей энергопотребления и мощности для одночасового интервала пиковой нагрузки с учетом условия (7) показаны на рис. 5. Выполнение условия (7) возможно только при достаточной мощности локальных генераторов и накопителей, в особенности FES-генераторов. В данном случае, как видно из рис. 5, выполнение условия (7) достигается путем длительного включения газового генератора.

Графики оптимальных профилей энергопотребления и мощности для двухчасового интервала пиковой нагрузки без учета условия (7) показаны на рис. 6. Рис. 6 показывает, что для двухчасового интервала пиковой нагрузки присутствуют провалы профиля в дневное и вечернее время. Провал во втором часе интервала пиковой нагрузки связан с тем, что в этот час СНЭ уже разряжены, энергия от RES-генераторов идет на зарядку СНЭ, а мощности ГПЭ недостаточно для выравнивания профиля. В этом случае даже такие меры, как увеличение мощности используе-

мых локальных генераторов и сетевых накопителей и увеличение продолжительность работы FES-генераторов без увеличения их мощности, не приведут к полному выравниванию профиля.

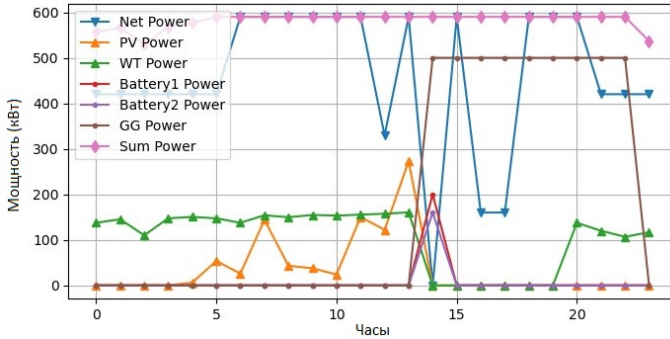


Рис. 5. Графики для одночасового интервала с учетом (7)

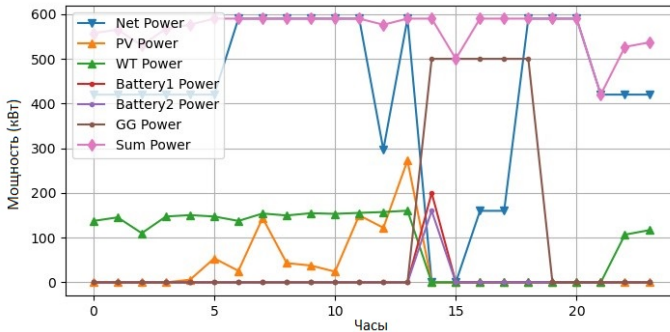


Рис. 6. Графики для двухчасового интервала без учета (7)

Графики оптимальных профилей энергопотребления и мощности для двухчасового интервала пиковой нагрузки с учетом условия (7) показаны на рис. 7.

Как видно из рис. 7 использование условия (7) лишь незначительно способствует выравниванию профиля и не удаляет провал во втором часе интервала пиковой нагрузки. Для его удаления можно воспользоваться тем, что мощность одного из СНЭ, используемая в первом часе интервала пиковой нагрузки, оказывается избыточной. Если произвести подключение одного СНЭ 206

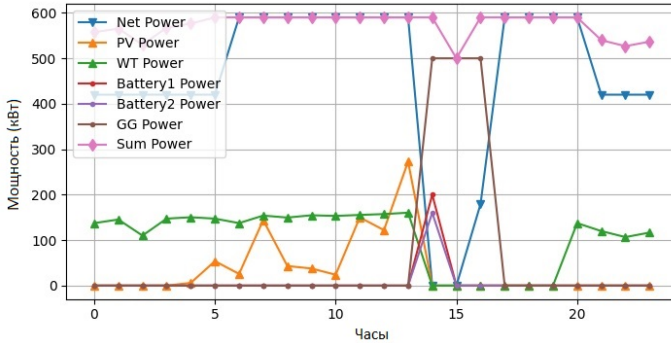


Рис. 7. Графики для двухчасового интервала с учетом (7)

для энергоснабжения предприятия в первом часе интервала пиковой нагрузки, а другого СНЭ – во втором часе, то можно ликвидировать провал профиля энергопотребления, как показано на рис. 8.

Графики оптимальных профилей энергопотребления из электросети для объекта 1 (Net1 Power) и объекта 2 (Net2 Power) для двухчасового интервала пиковой нагрузки показаны на рис. 9.

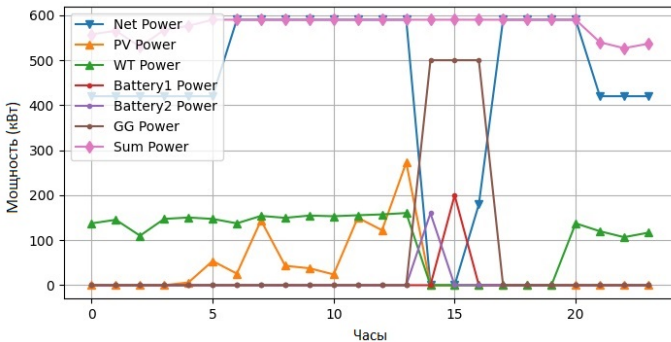


Рис. 8. Графики для двухчасового интервала с учетом (7) и последовательным включением СНЭ

Таким образом, путем решения задачи OECS при достаточной мощности локальных генераторов и сетевых накопителей можно одновременно обеспечить максимальное сокращение

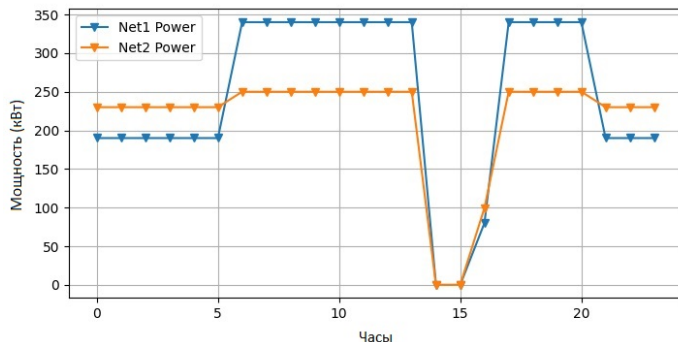


Рис. 9. Графики оптимальных профилей энергопотребления из электросети для объекта 1 и объекта 2 для двухчасового интервала

потребления электроэнергии в часы пиковой нагрузки и выравнивание оптимального профиля энергопотребления предприятия.

Как показано в [29], использование алгоритма OECS со сдвигающимся горизонтом вместо OECS может влиять на профиль энергопотребления.

На рис. 10 показаны графики суммарного энергопотребления от всех источников, полученные в результате решения задачи OECS и OECS со сдвигающимся горизонтом (Optimal Energy Consumption Scheduling with a Moving Horizon – OECSMG) для одночасового интервала пиковой нагрузки без учета условия (7).

Как видно из рис. 10 профили суммарного энергопотребления для задач OECS и OECSMG несколько отличаются. Основная причина этого – различие реальных и спрогнозированных значений мощности RES генераторов и устройств DES. Однако в целом использование алгоритма OECSMG не дает какого-то выигрыша в плане экономии на электроэнергии. Главным преимуществом использования алгоритма OECSMG является то, что на шаге 2 алгоритма используются реальные значения мощности RES-генераторов и устройств DES. Поэтому оптимальный профиль энергопотребления, полученный в результате решения задачи OECSMG, оказывается наиболее близким к реальному.

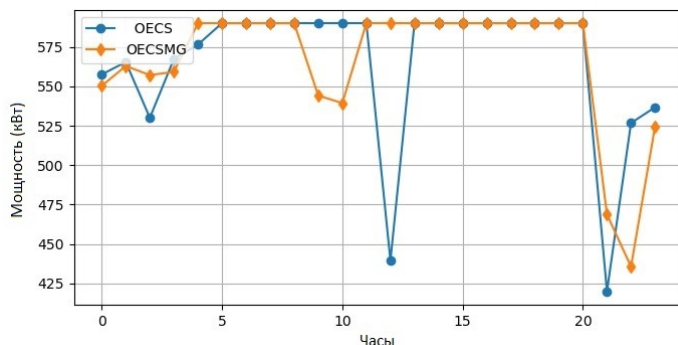


Рис. 10. Графики для одночасового интервала без учета (7)

Анализируя рис. 3–9 можно заметить, что в некоторые моменты времени возникают избытки суммарной мощности от всех источников энергии, которые никак не используются. Эти избытки можно минимизировать путем оптимального подбора оборудования СЭС, ВЭС и ГПЭ. Альтернативным вариантом является использование избытков мощности, в частности от FES-генераторов для зарядки дополнительных накопителей энергии. Эти накопители затем могут использоваться в качестве дополнительных источников энергии.

5. Выводы

В работе рассмотрена проблема оптимизации энергопотребления предприятия, использующего для энергоснабжения не только центральную энергосистему, но и локальные генераторы и накопители энергии. Для решения этой проблемы в работе предложен эвристический алгоритм оптимального планирования энергопотребления предприятия, включающий решение задачи (1)–(8) линейного программирования. При большом риске существенного расхождения планового и фактического профилей энергопотребления вместо задачи OECS должна решаться задача OECS со сдвигающимся горизонтом.

Для решения задачи OECS требуется прогнозы рыночных цен на электроэнергию, часов пиковой нагрузки, мощности RES-

генераторов и устройств DES. Поэтому в данной работе обсуждаются вопросы, связанные с прогнозированием и определением этих показателей. Для прогнозирования рыночных цен на электроэнергию, часов пиковой нагрузки, мощности RES-генераторов и решения задачи OECS применялось разработанное ранее одним из авторов приложение, описанное в [28].

Особенностью задачи OECS, решаемой в данной работе, по сравнению с подобными задачами в [29, 30], является возможность использования дополнительных ограничений (7), выполнение которых при достаточной мощности локальных генераторов и накопителей энергии приводит к сглаживанию оптимального профиля энергопотребления предприятия. Это облегчает реализацию такого профиля энергопотребления предприятием, так как не требует резкого изменения рабочих режимов, перенастройки оборудования и изменения интенсивности работы персонала предприятия. Для уменьшения износа оборудования FES-генераторов и продления их срока службы вводится дополнительное условие (9), сокращающее количество пусков и остановов FES-генераторов в соседние часы путем продления времени работы генераторов.

Дополнительные возможности по выравниванию профиля могут быть получены при наличии избытков мощности устройств DES. Например, как показано в работе, они могут подключаться для энергоснабжения предприятия в разные часы интервала пиковой нагрузки. Предложенный авторами эвристический алгоритм позволяет реализовать условие (9) и последовательное подключение накопителей в течение двухчасового интервала пиковой нагрузки и при этом избежать сведения задачи OECS к задаче линейно-целочисленной оптимизации.

Еще большие возможности, не рассмотренные в работе, возникают, если устройств DES много, их зарядка происходит достаточно быстро и они могут подключаться для энергоснабжения предприятия по нескольку раз в день. В этом случае может решаться задача определения оптимальных моментов времени подключения накопителей энергии с учетом ограничений на интер-

валы времени подключения. Также за рамками работы осталось использование избытков суммарной мощности от всех источников энергии для заряда дополнительных сетевых накопителей. Описанные возможности могут рассматриваться в качестве дальнейшего развития работы.

Как было сказано во введении, стоимость мощности в среднем составляет около 35% от общей стоимости электроэнергии для предприятий, рассчитывающихся за электроэнергию по 3–6 ценовым категориям. Если предприятие сократит энергопотребление в часы пиковой нагрузки в течение месяца хотя бы в два раза, то это даст ему получить экономию около 15%. Полное сокращение энергопотребления в часы пиковой нагрузки позволит довести экономию примерно до 30% от общей стоимости электроэнергии для потребителей. Для предприятий, которые тратят значительные суммы на оплату электроэнергии, это может быть весомым доводом для приобретения локальных генераторов и накопителей энергии и внедрения системы управления энергопотреблением на основе предложенных в работе методов оптимизации энергопотребления.

Литература

1. МАРЬЯСИН О.Ю., ЛУКАШОВ А.И., СМИРНОВ Н.А. *Прогнозирование рыночных цен на электроэнергию и часов пиковой нагрузки для региона Российской Федерации* // Управление большими системами. – 2022. – Vol. 99. – P. 81–113.
2. *Цены на электроэнергию "ТНС энерго Ярославль"*. [Электронный ресурс]. – URL: <https://yar.tns-e.ru/legal-entities/prices> (дата обращения: 10.08.2023).
3. *Часы пиковой нагрузки от АТС*. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.atsenergo.ru/results/market/calcfacthour> (дата обращения: 10.08.2023).
4. AFRAM A., JANABI-SHARIFI F. *Theory and applications of HVAC control systems – A review of model predictive control (MPC)* // Building and Environment. – 2014. – Vol. 72. – P. 343–355.

5. AHMAD A., KHAN A., JAVAID N., HUSSAIN H.M. ET AL. *An Optimized Home Energy Management System with Integrated Renewable Energy and Storage Resources* // Energies. – 2017. – Vol. 10. – P. 2–35.
6. AMJADY N., KEYNIA F. *A new prediction strategy for price spike forecasting of day-ahead electricity markets* // Applied Soft Computing. – 2011. – Vol. 11. – P. 4246–4256.
7. ASCIONE F., BIANCO N., DE STASIO C., MAURO G.M. ET AL. *Simulation-based model predictive control by the multi-objective optimization of building energy performance and thermal comfort* // Energy and Buildings. – 2016. – Vol. 111. – P. 131–144.
8. ASLAM S., HERODOTOU H., MOHSIN S.M., JAVAID N. ET AL. *A survey on deep learning methods for power load and renewable energy forecasting in smart microgrids* // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2021. – Vol. 144. – P. 1–23.
9. BASANTES J.A., PAREDES D.E., LLANOS J.R., ORTIZ D.E. ET AL. *Energy Management System (EMS) Based on Model Predictive Control (MPC) for an Isolated DC Microgrid* // Energies. – 2023. – Vol. 16. – P. 1–22.
10. CANTILLO-LUNA S., MORENO-CHUQUEN R., CELEITA D., ANDERS G. *Deep and Machine Learning Models to Forecast Photovoltaic Power Generation* // Energies. – 2023. – Vol. 16. – P. 1–24.
11. CAO Z., HAN Y., WANG J., ZHAO Q. *Two-stage energy generation schedule market rolling optimisation of highly wind power penetrated microgrids* // Int. Journal of Electrical Power & Energy Systems. – 2019. – Vol. 112. – P. 12–27.
12. CHAUDHARY G., LAMB J.J., BURHEIM O.S., AUSTB B. *Review of Energy Storage and Energy Management System Control Strategies in Microgrids* // Energies. – 2021. – Vol. 14. – P. 1–25.

13. CORINALDESI C., SCHWABENEDER D., LETTNER G., AUER H. *A rolling horizon approach for real-time trading and portfolio optimization of end-user flexibilities* // Sustainable Energy, Grids and Networks. – 2020. – Vol. 24. – P. 1–10.
14. DESHMUKH M.K., DESHMUKH S.S. *Modeling of hybrid renewable energy systems* // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2008. – Vol. 12. – P. 235–249.
15. DILEEP G. *A survey on smart grid technologies and applications* // Renewable Energy. – 2020. – Vol. 146. – P. 2589–2625.
16. GILLES J. *Empirical wavelet transform* // IEEE Trans. on Signal Process. – 2013. – Vol. 61. – P. 3999–4010.
17. *GitHub - oemof/feedinlib* [Электронный ресурс]. – URL: <https://github.com/oemof/feedinlib> (дата обращения: 10.08.2023).
18. HEMEIDA A.M., EL-AHMAR M.H., EL-SAYED A.M., HASANIEN H.M. ET AL. *Optimum design of hybrid wind/PV energy system for remote area* // Ain Shams Engineering Journal. – 2020. – Vol. 11. – P. 11–23.
19. ILBEIGI M., GHOMEISHI M., DEGHANBANADAKI A. *Prediction and optimization of energy consumption in an office building using artificial neural network and a genetic algorithm* // Sustainable Cities and Society. – 2020. – Vol. 61. – P. 1–15.
20. JIANG P., WANG Y., WANG J. *Short-term wind speed forecasting using a hybrid model* // Energy. – 2017. – Vol. 119. – P. 561–577.
21. KIM W.; JEON Y.; KIM Y. *Simulation-based optimization of an integrated daylighting and HVAC system using the design of experiments method* // Applied Energy. – 2016. – Vol. 15. – P. 666–674.
22. LAGO J., DE RIDDER F., DE SCHUTTER B. *Forecasting spot electricity prices: deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms* // Applied Energy. – 2018. – Vol. 221. – P. 386–405.

23. LAMNATOU C., CHEMISANA D., CRISTOFARI C. *Smart grids and smart technologies in relation to photovoltaics, storage systems, buildings and the environment* // Renewable Energy. – 2022. – Vol. 185. – P. 1376–1391.
24. LEE J.Y., CHOI S.G. *Linear programming based hourly peak load shaving method at home area* // Int. Conf. on Advanced Communication Technology. – 2014. – P. 310–313.
25. MAHARJAN I.K. *Demand Side Management: Load Management, Load Profiling, Load Shifting, Residential and Industrial Consumer, Energy Audit, Reliability, Urban, Semi-Urban and Rural Setting*. – LAP Lambert Academic Publishing, – 2010. – 116 p.
26. MARYASIN O.YU., LUKASHOV A.I. *Analyzing and Forecasting Peak Load Hours* // Int. Conf. on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing. – 2021. – P. 25–30.
27. MARYASIN O.YU., LUKASHOV A.I. *Comparing Neural Networks in Forecasting Market Electricity Prices and Regional Energy Consumption* // Int. Conf. on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing. – 2022. – P. 40–45.
28. MARYASIN O.YU., LUKASHOV A.I. *Developing a Digital Model of an Electricity Consumer using Deep Learning* // Int. Conf. on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency. – 2020. – P. 624–629.
29. MARYASIN O.YU., LUKASHOV A.I. *Optimal Energy Consumption Scheduling for Enterprises with Local Energy Sources* // Lecture Notes in Electrical Engineering. – 2023. – Vol. 986. – P. 282–293.
30. MARYASIN O.YU., LUKASHOV A.I. *Optimizing the Daily Energy Consumption of an Enterprise* // Lecture Notes in Electrical Engineering. – 2022. – Vol. 857. – P. 370–382.

31. MARYASIN O.YU., PLOHOTNYUK A. *Day-Ahead Power Forecasting of Renewable Energy Sources Using Neural Networks and Machine Learning* // Int. Conf. on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing. – 2023. – P. 130–135.
32. RAJA S.C., DHARSSINI A.C.V., NESMALAR J.J.D., KARTHICK T. *Deployment of IoT-Based Smart Demand-Side Management System with an Enhanced Degree of User Comfort at an Educational Institution* // Energies. – 2023. – Vol. 16. – P. 1–24.
33. REZAEI N., AHMADI A., DEIHIMI M.A. *Comprehensive Review of Demand-Side Management Based on Analysis of Productivity: Techniques and Applications* // Energies. – 2022. – Vol. 15. – P. 1–28.
34. SANDHU H.S., FANG L., GUAN L. *Forecasting day-ahead price spikes for the Ontario electricity market* // Electric Power Systems Research. – 2016. – Vol. 141. – P. 450–459.
35. SHAH A.S., NASIR H., FAYAZ M., LAJIS A. ET AL. *A Review on Energy Consumption Optimization Techniques in IoT Based Smart Building Environments* // Information. – 2019. – Vol. 10. – P. 1–34.
36. SILVENTE J., KOPANOS G.M., PISTIKOPOULOS E.N., ESPUNA A. *A rolling horizon optimization framework for the simultaneous energy supply and demand planning in microgrids* // Applied Energy. – 2015. – Vol. 155. – P. 485–501.
37. SINGH N., MOHANTY S.R., MISHRA K.K., NERI F. *A Review of Electricity Price Forecasting Problem and Techniques in Deregulated Markets* // Int. Journal of Economics and Statistics. – 2017. – Vol. 5 – P. 101–112.
38. TIAN C., MA J., ZHANG C., ZHAN P.A. *Deep Neural Network Model for Short-Term Load Forecast Based on Long Short-Term Memory Network and Convolutional Neural Network* // Energies. – 2018. – Vol. 11. – P. 1–13.

39. UGURLU U., OKSUZ I., TAS O. *Electricity Price Forecasting Using Recurrent Neural Networks* // Energies. – 2018. – Vol. 11. – P. 1–23.
40. VORONIN V., NEPSHA F., KRASILNIKOV M. *Short term forecasting peak load hours of regional power systems using machine learning methods* // Cigre science & Engineering. – 2023. – Vol. 29. – P. 1–18.
41. WANG Y., WU L. *On practical challenges of decomposition-based hybrid forecasting algorithms for wind speed and solar irradiation* // Energy. – 2016. – Vol. 112. – P. 208–220.
42. WERON R. *Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future* // Int. Journal of Forecasting. – 2014. – Vol. 30. – P. 1030–1081.
43. YADAV A.K., CHANDEL S. *Solar radiation prediction using Artificial Neural Network techniques: a review* // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2014. – Vol. 33. – P. 772–781.
44. YANG F., LI W., LI C., MIAO Q. *State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on gated recurrent neural network* // Energy. – 2019. – Vol. 175. – P. 66–75.
45. ZHANG Q., LIU B., ZHOU F., WANG Q. ET AL. *State-of-charge estimation method of lithium-ion batteries based on long-short term memory network* // IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. – 2018. – P. 1–7.

ENERGY CONSUMPTION OPTIMIZATION OF ENTERPRISE WITH LOCAL GENERATORS AND ENERGY STORAGE DEVICES

Oleg Maryasin, Yaroslavl State Technical University, Yaroslavl,
PhD in technique, associate professor (maryasin2003@list.ru).

Artem Plohotnyuk, Yaroslavl State Technical University, Yaroslavl,
graduate student (admin@nixson.ru).

Abstract: This paper considers the energy consumption optimization for an enterprise using both the centralized power grid, local generators and energy storage systems. To solve this problem, the authors suggest a heuristic algorithm for the energy consumption optimization of an enterprise, including the solution of a linear programming problem. To reduce the risks of significant discrepancies between the scheduled and actual power consumption profiles, one can use the optimal energy consumption scheduling algorithm with a moving scheduling horizon. The optimal energy consumption scheduling problem solved in this paper has additional restrictions that can result in the smoothing of the optimal power consumption profile of the enterprise, provided the power of local generators and storage devices is enough. This facilitates the implementation of such energy consumption profile of the enterprise, since it does not require a sharp change in operating modes, reconfiguration of equipment and changes in the intensity of work of enterprise personnel. The heuristic algorithm proposed by the authors makes it possible to implement additional conditions, and, at the same time, avoid reducing the optimal energy consumption scheduling problem of the enterprise to a linear-integer optimization problem. This article provides an example of energy consumption optimization for a small enterprise featuring two power consumers, as well as various local generators and power storage devices.

Keywords: energy consumption optimization, optimal energy consumption scheduling, renewable energy sources, micro smart grid, linear programming.

УДК 620.92

ББК 31.281

DOI: 10.25728/ubs.2023.106.7

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии В.Н. Бурковым.*

Поступила в редакцию 21.09.2023.

Дата опубликования 30.11.2023.