



Стратегии управления спросом в умных сетях электроснабжения для центров данных

¹ X. Муранья, ORCID: 0000-0002-9328-2320 <jmurana@fing.edu.uy>

^{1,2} C. Несмачнов, ORCID: 0000-0002-8146-4012 <sergion@fing.edu.uy>

¹ C. Итурриага, ORCID: 0000-0002-0212-7916 <siturria@fing.edu.uy>

¹ C. Монтес де Ока, ORCID: 0000-0002-0212-837X <smontes@fing.edu.uy>

¹ Г. Белькреди, ORCID: 0000-0002-3475-2062 <gbelcredi@fing.edu.uy>

¹ П. Монсон, ORCID: 0000-0001-7924-681X <monzon@fing.edu.uy>

² В. Шепелев, ORCID: 0000-0002-1143-2031 <v.shepelevvd@susu.ru>

^{2,3,4} А. Черных, ORCID: 0000-0001-5029-5212 <chernykh@cicese.mx>

¹ Республиканский университет,

Уругвай, 11200, Монтевидео, ул. 18 июля 1824-1850

² Южно-Уральский государственный Университет,

Россия, 454080, г. Челябинск, проспект Ленина, д. 76.

³ Центр научных исследований и высшего образования,

Мексика, 22860, Нижняя Калифорния, Энсенада, ш. Тихуана-Энсенада, 3918

⁴ Институт системного программирования им. В.П. Иванникова РАН,

109004, г. Москва, ул. А. Солженицына, дом 25

Аннотация. В данной статье представлены методы управления спросом для участия центров обработки данных в умных электроэнергетических рынках в рамках парадигмы умных сетей электроснабжения. Для определения энергопотребления задач с интенсивным использованием процессора и памяти используется модель центра данных, основанная на эмпирической информации. Предлагаются переговорный подход между центром обработки данных и клиентами и эвристический метод планирования для оптимизации энергосбережения. Экспериментальная оценка осуществляется на примере реальных проблем, моделирующих разные типы клиентов. Результаты исследования свидетельствуют о том, что предложенный подход эффективен для обеспечения соответствующих мер по управлению спросом на электроэнергию в соответствии с денежными стимулами.

Ключевые слова: умная сеть электроснабжения; вычислительный интеллект; управление спросом на электроэнергию

Для цитирования: Муранья X., Несмачнов С., Итурриага С., Монтес де Ока С., Белькреди Г., Монсон П., Шепелев В., Черных А. Стратегии управления спросом в умных сетях электроснабжения для центров данных. Труды ИСП РАН, том 33, вып. 2, 2021 г., стр. 125-136. DOI: 10.15514/ISPRAS-2021-33(2)-7

Благодарности. Частичную поддержку данного исследования оказало Национальное агентство научных исследований и инноваций (ANII) (FSE_2017_1_144789). Исследование С. Несмачнова и С. Итурриага было проведено при частичной финансовой поддержки Национального агентства научных исследований и инноваций и Программы развития фундаментальных наук Уругвая (PEDECIBA). Авторы данного исследования также выражают благодарность Национальному суперкомпьютерному центру (Cluster.Uy).

Smart grid demand response strategies for datacenters

¹ J. Muraña, ORCID: 0000-0002-9328-2320 <jmurana@fing.edu.uy>

^{1,2} S. Nesmachnow, ORCID: 0000-0002-8146-4012 <sergion@fing.edu.uy>

¹ S. Iturriaga, ORCID: 0000-0002-0212-7916 <siturria@fing.edu.uy>

¹ S. Montes de Oca, ORCID: 0000-0002-0212-837X <smontes@fing.edu.uy>

¹ G. Belcredi, ORCID: 0000-0002-3475-2062 <gbelcredi@fing.edu.uy>

¹ P. Monzón, ORCID: 0000-0001-7924-681X <monzon@fing.edu.uy>

² V. Shepelev, ORCID: 0000-0002-1143-2031 <v.shepelevvd@susu.ru>

^{2,3,4} A. Tchernykh, ORCID: 0000-0001-5029-5212 <chernykh@cicese.mx>

¹ Universidad de la Republica

Av. 18 de Julio 1824-1850, Montevideo, Departamento de Montevideo, Uruguay, 11200

² South Ural State University,

454080, Russia, Chelyabinsk, Lenin Avenue, 76

³ Centro de Investigación Científica y de Educación Superior,

3918, Ensenada-Tijuana Highway, Ensenada, 22860, Mexico

⁴ Ivannikov Institute for System Programming of the Russian Academy of Sciences,

25, Alexander Solzhenitsyn st., Moscow, 109004, Russia

Abstract. This article presents demand response techniques for the participation of datacenters in smart electricity markets under the smart grid paradigm. The proposed approach includes a datacenter model based on empirical information to determine the power consumption of CPU-intensive and memory-intensive tasks. A negotiation approach between the datacenter and clients and a heuristic planning method for energy reduction optimization are proposed. The experimental evaluation is performed over realistic problem instances modeling different types of clients. Results indicate that the proposed approach is effective to provide appropriate demand response actions according to monetary incentives.

Keywords: smart grid; computational intelligence; demand response

For citation: Muraña J., Nesmachnow S., Iturriaga S., Montes de Oca S., Belcredi G., Monzón P., Shepelev V., Tchernykh A. Smart grid demand response strategies for datacenters. Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS, vol. 33, issue 2, 2021, pp. 125-136 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2021-33(2)-7.

Acknowledgments. The work is partially supported by Agencia Nacional de Investigación e Innovación (FSE_2017_1_144789). The work of S. Nesmachnow and S. Iturriaga has been partly funded by ANII and PEDECIBA, Uruguay. The authors also want to thank the Centro Nacional de Supercomputación (Cluster.Uy).

1. Введение

Умные сети электроснабжения (smart grid) – это новейшая технология, используемая в электрических сетях. Они включают в себя функции эксплуатации и управления, которые позволяют улучшить контроль над производством и распределением энергии [1].

В соответствии с парадигмой умных сетей электроснабжения на рынке электроэнергии могут присутствовать крупные потребители с гибким расходом электроэнергии. Это одна из основных идей, лежащих в основе стратегии использования современных интеллектуальных электрических сетей: потребителям присваиваются роли как активных клиентов, так и участников рынка [1]. Как активный клиент, потребитель может корректировать свой спрос на электроэнергию в часы пиковых нагрузок, например, за счет снижения потребления электроэнергии, тем самым сглаживая кривую спроса всей электросистемы. Как участник рынка, потребитель может получать доход путем предоставления различных услуг (например, путем заключения двусторонних договоров с производителями электроэнергии или участия в периодических аукционах по управлению умными сетями).

В умных сетях электроснабжения стратегии планирования ответных мер на изменение спроса на электроэнергию необходимы для регулирования энергопотребления и для того, чтобы

иметь возможность участвовать на рынке в различных ролях. Для планирования энергозатратных операций необходимо использовать специальные приемы, например, приоритизация или отсрочка выполнения данных операций. Кроме того, необходимо проанализировать влияние на глобальную энергоэффективность возможного ухудшения качества обслуживания, предлагаемого пользователям. Эти меры планирования необходимы для обеспечения правильного использования энергоресурсов и гарантирования эффективного использования энергии крупными потребителями с гибким спросом на энергию.

В данной статье описывается предложение по развитию стратегий управления спросом на электроэнергию применительно к центрам обработки данных, что позволит им быть участниками рынка электроэнергии и предоставлять вспомогательные услуги. Центры обработки данных могут регулировать энергопотребление, тем самым способствуя выполнению особых функций электросети. Они могут расходовать доступный избыток энергии, выполняя сложные задачи, требующие больших временных затрат, или могут откладывать выполнение задач в периоды, когда энергия стоит дороже и/или производится ниже нормы. Кроме того, их инфраструктура теплоснабжения и охлаждения требует значительного энергопотребления, обеспечивая большую инерцию сети. Таким образом, центры данных могут использоваться для работы с умными сетями электроснабжения.

Исследование, представленное в данной статье, основано на процессе согласования с использованием механизма ценообразования, который обеспечивает возможность сброса нагрузки с арендаторов операторами центров обработки данных. Предлагаемая стратегия управления спросом на электроэнергию позволяет внедрить умное управление электросетями, добиться рационального использования источников энергии, а также правильного использования информационных технологий для совершенствования процессов принятия решений в современных умных сетях электроснабжения.

2. Проблема планирования нагрузки центра обработки данных

При наличии запроса на энергосбережение со стороны рынка проблема оптимизации заключается в минимизации общего денежного вознаграждения, предоставляемого арендаторам, и стоимости использования локальных генераторов электроэнергии с целью достижения целевых показателей энергосбережения. Режим пониженного энергопотребления должен поддерживаться в течение некоторого промежутка времени T . Проблему можно формализовать следующим образом.

- Промежуток времени T является множеством дискретных тактов t .
- β – коэффициент сокращения энергопотребления β , требуемого рынком.
- $C = \{c_1, \dots, c_{|C|}\}$ – множество арендаторов центра обработки данных.
- $W_j = \{w_j^1, \dots, w_j^{|W_j|}\}$ – рабочая нагрузка арендатора c_i .
- $DF_j^i = 1$, если задачу w_j^i можно отложить, и $DF_j^i = 0$, если ее отложить нельзя.
- DD_j^i – установленный срок выполнения задачи w_j^i .
- MP_j^i – денежный штраф, налагаемый на арендатора c_j , если установленный срок выполнения задачи w_j^i нарушается.
- Пусть RI – денежное поощрение каждого арендатора за каждую сэкономленную единицу электроэнергии.
- $WS_j = \{ws_1, \dots, ws_{|C|}\}$ – график выполнения рабочей нагрузки для каждого арендатора c_j без денежных поощрений (т.е. $RI = 0$),
- Пусть DP_j^t – требуемый объем энергопотребления на каждый такт t каждого графика рабочей нагрузки WS_j .
- FT_j^i — это время окончания выполнения задачи w_j^i для графика WS_j .

- $VD_j^i = 0$, если $FT_j^i \leq DD_j^i$ для графика WS_j , в противном случае $VD_j^i = 1$.
- Определим общий денежный штраф за отклонение от графика WS_j каждого арендатора c_j как $Y_j = \sum_{i=1..|W_j|} VD_j^i \times P_j^i$.
- Пусть функция γ_j определяет новый график $\overline{W'_j S_j}$ с требованием энергопотребления $\overline{D'P_j^t}$ для арендатора c_j с учетом поощрения RI : $\gamma_j(RI) = \overline{W'_j S_j}$.
- Определим функцию сокращения потребления электроэнергии при использовании графика $\overline{W'_j S_j}$ вместо графика WS_j следующим образом: $\delta(\overline{ws_j^t}) = \min \{ \overline{DP_j^t} - DP_j^t, t \in T \}$.
- Пусть GP^t – объем электроэнергии, произведенной за каждый квант t с использованием локального генератора.
- Пусть α – стоимость в денежном выражении единицы электроэнергии, выработанной с использованием локального генератора.

Целевая функция представлена в виде формулы 2.1.

$$\min z = \sum_{j=1}^{|C|} \delta(\gamma_j(RI)) \times RI + \sum_{t=1}^T GP^t \times \alpha \quad (2.1a)$$

при

$$\beta \leq \delta(\gamma_j(RI)) + GP^t, \quad (2.1b)$$

$$z \leq \sum_{t=1}^T \overline{DP_j^t} \times \alpha \quad (2.1c)$$

Целью (2.1a) является минимизация затрат оператора центра обработки данных (т.е. сокращение средств, выплачиваемых арендаторам, и затрат на использование локального генератора) для достижения целевых показателей сокращения потребления электроэнергии. В условии (2.1b) указано, что общее экономия энергии должно быть не менее β за каждый такт. Наконец, согласно условию (2.1c), общая денежная стоимость должна быть меньше, чем стоимость питания всего центра обработки данных при помощи лишь одного локального генератора.

3. Подход к управлению спросом на электроэнергию

3.1 Работа центра обработки данных

Оператор энергосети предлагает администратору центра данных денежное вознаграждение для снижения определенного объема потребляемой электроэнергии в течение определенного времени. Для достижения необходимого уровня снижения потребления энергии был обеспечен следующий рыночный механизм.

В предлагаемом рыночном механизме оператор может побудить клиента к снижению энергопотребления и тем самым уменьшить потребность в использовании загрязняющих среду источников энергии, используя параметризованную функцию предложения, представленную формулой 3.1, где r_i – объем энергии, сэкономленной i -ым клиентом, D – значение целевого показателя сокращения энергопотребления центром обработки данных, b_i – предложение клиента о вознаграждении при снижении энергопотребления на r_i , и p – это равновесная рыночная цена, определяемая оператором [2]:

$$r_i(b_i, p) = D - \frac{b_i}{p}. \quad (3.1)$$

Рыночный механизм сокращения объема D потребляемой энергии реализуется в четыре этапа итеративным образом.

- (a) Центр обработки данных рассылает клиентам функцию предложения $r_i(b_i, p)$.
- (b) Каждый клиент i подает заявку на получение вознаграждения b_i за сокращение энергопотребления r_i в целях максимизации его полезности.
- (c) Центр обработки данных определяет равновесную рыночную цену p и объем энергии y , вырабатываемый локальным генератором (со стоимостью производства α), минимизируя общие затраты.

$$p(b_i, y) = \frac{\sum_i b_i}{(N-1)D + y}, \quad (3.2)$$

$$y = \arg\min (D - y)p + \alpha y, \quad 0 \leq y \leq D. \quad (3.3)$$

Условие оптимальности первого порядка для формулы 4.3 задает значение для y :

$$y = \sqrt{\frac{(\sum_{i=1}^N b_i)ND}{\alpha}} - (N-1)D. \quad (3.4)$$

- (d) Если p и y сходятся, то принимаются последние предложения и клиенты планируют объем сокращения энергопотребления, в противном случае оператор рассылает новую функцию предложения с обновленным значением p .

Стратегия, используемая центром обработки данных, решает проблему размещения методом проксимального градиента [3]. Для каждого участника создается распределенное решение. В Алгоритме 1 D – значение целевого показателя сокращения энергопотребления, $price$ – равновесная рыночная цена за ватт, N – количество арендаторов и j – идентификатор арендатора. Функция $client_evaluation(price, j)$ соответствует оценке предложения арендатора j с учетом его SLA (Service Level Agreement, соглашение об уровне обслуживания). Эта функция выдает значение, характеризующее сокращение энергопотребления арендатора ($reduction[j]$) в соответствии с ценой, $bid[j]$ – это предложение арендатора j по сокращению потребления электроэнергии, y_k – итерационная переменная, которая в конце согласования соответствует объему электроэнергии, вырабатываемой локальным генератором. Стоимость производства одного ватта с помощью генератора обозначается α . Параметр ϵ является мерой достижения целевого показателя сокращения энергопотребления.

INPUT: D (целевой показатель энергосбережения), $price_0$

OUTPUT: $price, on$ – site generation

```

1:  $k \leftarrow 0$                                 *шаг итерации
2:  $price_k \leftarrow price_0$ 
3: while  $\epsilon \geq \epsilon_{min}$  do
4:   for  $j = 1$  to  $N$  do
5:      $reduction[j] \leftarrow client\_evaluation(price_k, j)$ 
6:      $bid[j] \leftarrow (D - reduction[j]) \times price_k$ 
7:   end for
8:    $y_k \leftarrow \max \left( \sqrt{(\sum_j bid) \cdot \frac{ND}{\alpha}} - (N-1)D, 0 \right)$ 
9:    $price_k \leftarrow \sum_j bid[j] / ((N-1)D + y_k)$ 
10:   $\epsilon \leftarrow \left\| (y_k + \sum_j reduction[j] - D) / D \right\|$ 
11:   $k \leftarrow k + 1$ 
12: end while
13:  $on - site\_generation \leftarrow y_k$ 

```

Алгоритм 1. Рыночный механизм центра обработки данных
Algorithm 1. Datacenter market mechanism

3.2 Оценка предложения клиентом

Для оценки денежного предложения администратора центра данных и определения размеров снижения энергопотребления клиенты моделируют выполнение своей рабочей нагрузки, применяя стратегию оптимизации энергопотребления. Денежное предложение администратора центра данных принимается, если чистая прибыль, получаемая в результате снижения энергопотребления, за вычетом убытков, которые клиент должен возместить в случае несоблюдения SLA со своими пользователями, больше нуля. В любом случае, в результате согласования разных денежных предложений достигаются различные компромиссы. Эти компромиссы могут быть приняты во внимание, если центр обработки данных не может достичь желаемого снижения энергопотребления, чтобы можно было учесть конфликтность поставленных целей (снижения энергопотребления и затрат).

Стратегия оптимизации энергопотребления, предлагаемая в данной статье, направлена на обеспечение максимальной прибыли клиентов за счет сокращения числа активных серверных вычислительных ядер, что приводит к снижению энергопотребления в соответствии с предложением, полученным от администрации центра обработки данных. Применяется эвристический метод сокращения количества активных ядер (Active Cores Reduction, ACR), основная идея которого заключается в выборе оптимального по рентабельности расписания и с учетом всех комбинаций активных ядер. Детали эвристики ACR представлены в Алгоритме 2, где $price$ – ценовое предложение за сэкономленный ватт, а $reduction$ – число ватт, на которое клиент готов сократить свое энергопотребление в соответствии с предложением. Функция $schedule$ моделирует выполнение рабочей нагрузки при использовании $cores_number$ активных ядер из общего числа $server_cores$ ядер, доступных клиенту. В свою очередь, функция $eval$ оценивает прибыль и размер снижения энергопотребления в результате планирования решения sol .

INPUT: $price$

OUTPUT: $reduction$

```

1:  $profit \leftarrow 0$ 
2:  $reduction \leftarrow 0$ 
3:  $cores \leftarrow server\_cores \times serves\_numbers$ 
4: for  $cores\_numbers$  in  $cores$  do
5:    $sol \leftarrow schedule(cores\_number)$ 
6:    $reduction\_ax, profit\_ax \leftarrow evaluate(price, sol)$ 
7:   if  $profit\_ax > profit$  then
8:      $reduction \leftarrow reduction\_ax$ 
9:      $profit \leftarrow profit\_ax$ 
10:  end if
11: end for

```

Алгоритм 2. Стратегия оптимизации энергопотребления
Algorithm 2. Energy optimization strategy

3.3 Моделирование планирования работы клиента

Клиенты являются поставщиками услуг в области высокопроизводительных вычислений (НПЦ) для отдельных пользователей. Пакетные задачи поступают в систему и находятся в очереди до тех пор, пока сервер не будет иметь возможность их выполнять (т.е. пока его возможности не соответствуют требованиям задачи, таким как доступность ядер, объем памяти и предполагаемое время выполнения).

Для определения стоимости реализации определенной стратегии оптимизации энергопотребления применяется подход, основанный на моделировании. В связи с ограниченными возможностями существующих центров обработки данных и облачных

симуляторов используется специализированный симулятор, обеспечивающий необходимую среду для реализации основных элементов предлагаемого подхода.

Период моделирования делится на интервалы равной продолжительности int_d . В каждом интервале планировщик распределяет поступившие задачи по серверам, учитывая текущую мощность каждого сервера и критерии стратегии планирования. Количество интервалов для выполнения задачи на сервере вычисляется следующим образом: $ct/int_d + 1$, где ct — время завершения задачи (в секундах), а int_d — продолжительность каждого интервала (в секундах). Время выполнения задачи определяется как ее размер в миллионах инструкций в секунду (MIPS), деленный на заданную скорость ядра (также в MIPS).

3.4 Модель энергопотребления

Для оценки расхода энергии при использовании некоторого плана использовалась новая квадратичная модель энергопотребления, разработанная с использованием реальных экспериментальных данных. [4].

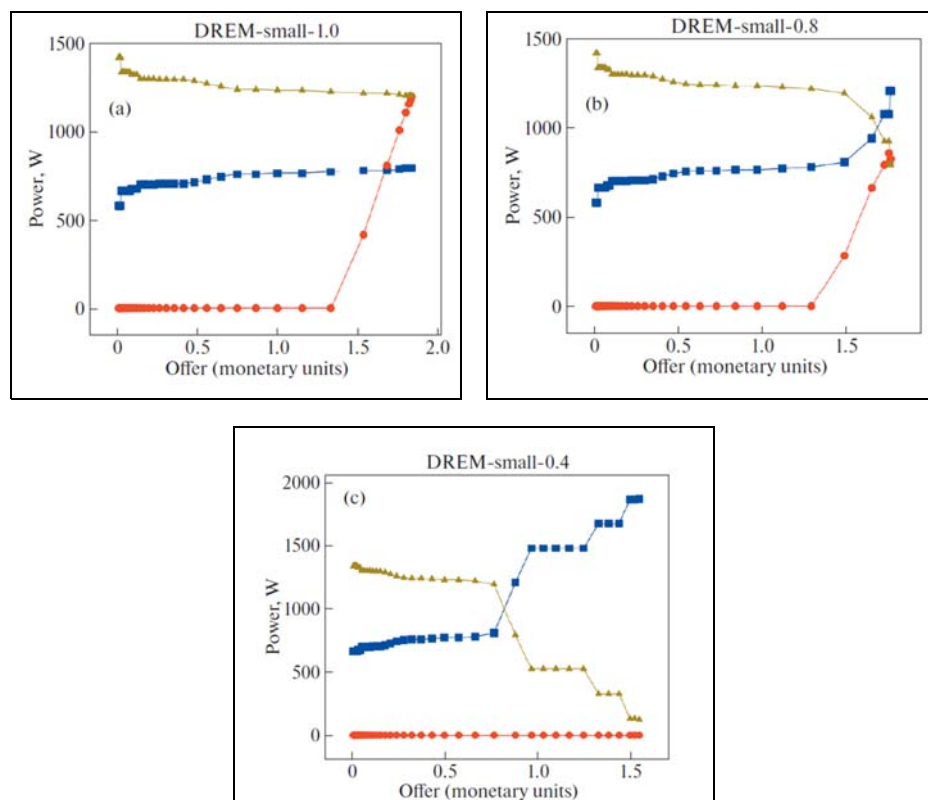


Рис. 1. Согласование на небольших примерах: красные точки – y_k , синие квадраты – CR, красные треугольники – производство энергии от локального генератора
Fig. 1. Negotiation for small instances: red dots – y_k , blue squares – CR, red triangles – on-site generation

4. Экспериментальный анализ

Для оценки и валидации предложенной модели участия центра обработки данных на рынке электроэнергии были подготовлены конкретные примеры. Предварительные результаты сообщаются для примеров с пятью клиентами, пятью серверами и 1500 задачами у каждого клиента. Более подробная оценка эксперимента изложена в [2]. Что касается вычислительной инфраструктуры, то рассматриваются 24-ядерные серверные процессоры Intel Xeon с быстродействием 3000 MIPS. Эксперименты были разработаны на Java SE 1.8 и выполнены в Национальном суперкомпьютерном центре Уругвая [5].

На рис. 1 показан результат согласования по снижению энергопотребления между администратором центра данных и клиентами для небольших примеров. Предложение (на ватт) для клиентов находится на оси абсцисс. Синими квадратами отмечена динамика сокращения клиентом объема потребления электроэнергии (Clients Reduction, CR) по мере согласования, красные круги отображают значения y_k , а зеленые треугольники обозначают мощность, вырабатываемую локальным генератором, чтобы достичь целевой показатель сокращения энергопотребления ($OG = D - CR$). Для небольших задач в результате согласования энергопотребление быстро сокращается на 600 Вт при низких денежных затратах. Однако для более масштабного сокращения энергопотребления требуется больше итераций и более выгодное денежное предложение. Замедление темпов сокращения энергопотребления связано с тем, что клиенты не могут сократить энергопотребление без существенного влияния на пользователей.

Табл. 2. Сводка результатов процесса согласования

Table 2. Negotiation summary

DPEM - small - 1.0						
k	price	CR	y_k	ϵ	OG	cost
1	0,012	582	0	70,90	1418	2842
20	0,227	701	0	64,95	1299	2757
41	1,840	794	1200	0,03	1206	3872
DPEM - small - 0.8						
k	price	CR	y_k	ϵ	OG	cost
1	0,012	582	0	70,90	1418	2842
21	0,260	705	0	64,75	1295	2773
41	1,760	1206	802	0,04	794	3710
DPEM - small - 0.4						
k	price	CR	y_k	ϵ	OG	cost
1	0,012	665	0	66,75	1335	2677
21	0,244	728	0	63,60	1272	2721
42	1,576	1894	0	0,06	126	3205

В табл. 2 приводится сводка процесса согласования на небольших примерах. Согласование состоит из трех этапов: первое предложение, промежуточное предложение и последнее предложение (когда алгоритм согласования достигает конца согласно критериям его завершения). Столбец k – этап согласования, price – предложение на данном этапе k , CR – размер сокращения потребления электроэнергии клиентом, OG – производство электроэнергии локальным генератором, ϵ оценивает уровень достижения требуемого уровня сокращения потребления электроэнергии, а cost – сумма в денежном выражении, которую администратор центра данных должен вложить, чтобы достичь целевого показателя сокращения энергопотребления (формула 4.1).

$$cost = CR \times price + OG \times \alpha. \quad (4.1)$$

Сравнение примеров с разными значениями допуска показывает, что в случае с менее гибкими клиентами на последнем этапе согласования определяются низкие значения в столбце *CR* и высокие значения в столбце *OG*. Это наблюдение подтверждает очевидную идею о том, что в центрах обработки данных, в которых клиенты имеют менее гибкие SLA, производство электроэнергии на местах является основным способом достижения целевого показателя энергосбережения, установленного поставщиком электроэнергии. Кроме того, для менее гибких клиентов (*small - 1.0*) требуются более крупные предложения.

Результаты исследования подтверждают, что предложенный подход согласования позволяет оптимально использовать возможность отложенного выполнения задач для достижения требуемого сокращения энергопотребления.

5. Заключение

В данной статье был рассмотрен подход к согласованию участия центров обработки данных и суперкомпьютерных центров в умных сетях электроснабжения, что является важной задачей в современных системах умных сетей электроснабжения.

Был изучен конкретный случай применения стратегии управления спросом на электроэнергию в центрах обработки данных, предоставляющих услуги аппаратного хостинга. Снижение энергопотребления достигается в соответствии с предложениями, направляемыми клиентам. При согласовании применялся децентрализованный подход, когда от клиентов не требуется предоставление стратегической информации администратору центра данных. Вместо этого каждый клиент согласовывает цену с учетом эвристики планирования и особенностей задач, которые требуется выполнить. Представлена модель, основанная на данных, полученных от реальных центров обработки данных, для определения энергопотребления задач с интенсивным использованием ресурсов процессоров и памяти.

Алгоритм согласования и эвристический метод планирования для оптимизации снижения энергопотребления были экспериментально проверены на девяти реалистичных примерах, моделирующих различные характеристики решаемых задач и гибкости клиентов центра данных.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что предложенный подход эффективен для обеспечения надлежащих мер по управлению спросом на электроэнергию в соответствии с денежным стимулом. Система принесла экономические выгоды операторам центров обработки данных и для арендаторов (за счет предоставления вознаграждений за сокращение расходов), а также способствовала защите окружающей среды за счет сокращения использования дизельного топлива.

Подводя итог, можно сказать, что клиенты быстро добились соответствующих показателей сокращения энергопотребления, тем самым ограничив потребность центра обработки данных в использовании локального генератора. Результаты подтвердили, что задача по своей сути является многокритериальной. При формулировке должны учитываться как эксплуатационные расходы, так и предлагаемое пользователям качество обслуживания, а также должны быть изучены компромиссы между общей стоимостью и предложениями, вынесенными на согласование. Предлагаемый подход является практическим и эффективным; он может быть реализован в современных центрах обработки данных и суперкомпьютерных центрах.

Список литературы / References

- [1] J. Momoh. Smart Grid: Fundamentals of Design and Analysis. Wiley-IEEE Press, 2012, 232 p.
- [2] J. Muraña, S. Nesmachnow, S. Iturriaga, S. Montes de Oca, G. Belcredi, P. Monzón, V. Shepelev, A. Tchernykh. Negotiation approach for the participation of datacenters and supercomputing facilities in smart electricity markets. *Programming and Computer Software*, vol. 46, no. 8, 2020, pp. 636–651.

- [3] N. Parikh and S. Boyd. Proximal Algorithms. In: *Foundations and Trends in Optimization*, vol. 1, issue 3, 2014, pp. 127-239.
- [4] J. Muraña, S. Nesmachnow, F. Armenta, and A. Tchernykh. Characterization, modeling and scheduling of power consumption of scientific computing applications in multicores. *Cluster Computing*, vol. 22, no.3, 2019, pp. 839-859.
- [5] S. Nesmachnow and S. Iturriaga. Cluster-UY: Collaborative Scientific High Performance Computing in Uruguay. *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1151. 2019, pp. 188-202.

Информация об авторах / Information about authors

Джонатан МУРАÑА-СИЛЬВЕРА – магистр компьютерных наук, младший научный сотрудник. Область научных интересов: метаэвристика, высокопроизводительные вычисления, экологически чистые вычисления.

Jonathan MURANA-SILVERA, M.Sc. in Computer Science, Researcher Assistant. Research interests include metaheuristics, high performance computing, green computing.

Серджио Энрике НЕСМАЧНОВ-КАНОВАС, кандидат наук, профессор, научный сотрудник. Область научных интересов: оптимизация, метаэвристика, высокопроизводительные вычисления, умные города.

Sergio Enrique NESMACHNOW-CÁNOVAS, Ph.D. in Computer Sciences, Full Professor and Researcher. Research interests: optimization, metaheuristics, high performance computing, smart cities.

Сантьяго Дамиан ИТУРРИАГА-ФАБРА, кандидат компьютерных наук, адъюнкт-профессор. Область научных интересов: высокопроизводительные вычисления, эволюционные алгоритмы, оптимизация.

Santiago Damián ITURRIAGA-FABRA, Ph.D. in Computer Sciences, Adjunct Professor. Research interests include HPC, evolutionary algorithms, optimization.

Себастьян МОНТЕС ДЕ ОКА, магистр электротехники, младший научный сотрудник. Область научных интересов: оптимизация, переходные энергетические системы, реагирование на спрос в умных сетях электроснабжения.

Sebastián MONTES DE OCA, M.Sc. in Electrical Engineering, Researcher Assistant. Research interests: optimization, transactive energy systems, demand response on smart grids.

Гонсало БЕЛКРЕДИ, инженер-электрик, ассистент. Область научных интересов: беспроводная связь, программно-конфигурируемая радиосвязь, реакция на спрос в умных сетях электроснабжения.

Gonzalo BELCREDI, Electrical Engineer, Assistant. Research interests: wireless communication, software defined radio, demand response on smart grids.

Пабло Ариэль МОНЗОН-РАНГЕЛОФФ, кандидат наук, начальник отдела систем и контроля. Область научных интересов: нелинейные системы управления, энергосистемы, реакция на спрос в умных сетях электроснабжения.

Pablo Ariel MONZÓN-RANGELOFF, Ph.D. in Electrical Engineering, Chief of the Systems and Control Department. Research interests include nonlinear control systems, power systems, demand response on smart grids.

Владимир Дмитриевич ШЕПЕЛЁВ – кандидат наук, доцент. Область научных интересов: интеллектуальный анализ данных, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, транспортная инженерия, умные города.

Vladimir Dmitrievitch SHEPELEV, PhD, Associate Professor. Research interests include Data Mining, Artificial Intelligence, Artificial Neural Network, Transportation Engineering, Smart city.

Андрей Николаевич ЧЕРНЫХ получил степень кандидата наук в Институте точной механики и вычислительной техники РАН. Он является профессором CICESE. В научном плане его интересуют многоцелевая оптимизация распределения ресурсов в облачной среде, проблемы безопасности, планирования, эвристики и метаэвристики, интернет вещей.

Andrei Nikolaevitch TCHERNYKH received his PhD degree at the Institute of Precision Mechanics and Computer Engineering of the Russian Academy of Sciences. He is holding a full professor position in computer science at CICESE. He is interesting in grid and cloud research addressing multiobjective resource optimization, both, theoretical and experimental, security, uncertainty, scheduling, heuristics and meta-heuristics, adaptive resource allocation, and Internet of Things.