

ПРИМЕНЕНИЕ МЕХАНИЗМА АУКЦИОНОВ И МУЛЬТИАГЕНТНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ РЕСУРСОВ И ЗАДАЧ В РАСПРЕДЕЛЕННОЙ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЕ

*Д. В. Терещенко^{1, *}, В. В. Корхов¹*

¹ Санкт-Петербургский государственный университет,
Санкт-Петербург, Россия

Интернет вещей (Internet of Things, IoT) объединяет множество ограниченных устройств, где локальная обработка данных на edge-уровне снижает задержки и повышает энергоэффективность. Распределенные IoT-системы сталкиваются с проблемами масштабируемости и адаптивности, поскольку централизованные модели неэффективны в динамичной среде. Мультиагентные системы с аукционными механизмами обеспечивают децентрализованное, самоорганизующееся и справедливое распределение ресурсов, повышая устойчивость и эффективность IoT-инфраструктур.

The Internet of Things (IoT) integrates numerous devices with limited computational resources, where local data processing at the edge level reduces latency and improves energy efficiency. Distributed IoT systems face challenges of scalability and adaptability, as centralized models are inefficient in dynamic environments. Multi-agent systems with auction mechanisms enable decentralized, self-organizing, and fair resource allocation, enhancing the resilience and efficiency of IoT infrastructures.

PACS: 89.20.Ff

ВВЕДЕНИЕ

Распределенные вычислительные системы, включая инфраструктуры интернета вещей (IoT), характеризуются децентрализацией, гетерогенностью и высокой динамичностью. В основе IoT лежат периферийные (edge) вычисления, позволяющие обрабатывать данные локально, что критично для задач с требованиями к низкой задержке, энергоэффективности и автономности при нестабильной связи.

Существующие подходы к управлению ресурсами в IoT часто страдают от ограниченной масштабируемости и неспособностью адаптироваться к изменяющимся условиям. Централизованные решения создают «узкие

* E-mail: d.tereshchenko@spbu.ru

места» и точки отказа, а статические алгоритмы не учитывают топологию и задержки сети.

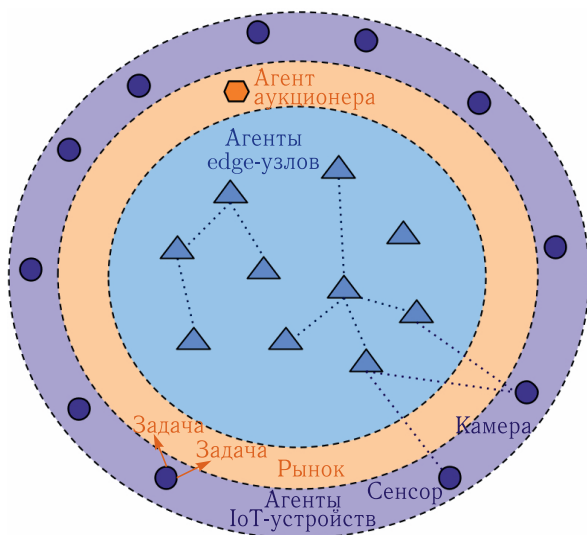
Мультиагентные системы (МАС) моделируют вычислительную инфраструктуру как совокупность автономных агентов, способных координироваться, конкурировать за ресурсы и адаптироваться к среде, обеспечивая масштабируемость и устойчивость.

Интеграция аукционных механизмов в МАС формализует распределение ресурсов как процесс взаимного торга агентов, где итоги определяются заявками и правилами аукциона. Такая комбинация технологий способствует самоорганизации системы, обеспечивая справедливое, прозрачное и эффективное распределение ресурсов.

МЕТОДОЛОГИЯ

Моделирование распределения ресурсов можно представить как виртуальный рынок [1], на котором агенты участвуют в аукционе (рис. 1). Агенты IoT-устройств выступают как покупатели вычислительных ресурсов, агенты edge-узлов — как продавцы, а специальный агент-аукционер координирует весь процесс. Это позволяет учесть экономическую мотивацию участников и достичь равновесия.

Наша система может быть представлена графом $G = (V, E)$, где вершины $V = N \cup D$ включают как edge-узлы $N = \{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ (далее — узлы), так и IoT-устройства $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ (далее — устройства), а ребра $(d_i, n_j) \in E$ имеют веса $w(d_i, n_j)$, отражающие задержки передачи данных.



Концептуальная архитектура системы

Каждая задача из множества $T_i = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{i l_i}\}$, генерируемая устройством $d_i \in D$, характеризуется требованиями к CPU $\text{cpu}(t)$, памяти $\text{mem}(t)$, объемом данных $\text{data}(t)$, крайним сроком выполнения $\text{deadline}(t)$ и приоритетом $\text{priority}(t)$, выраженными в условных единицах. Узлы $n_j \in N$ обладают ограниченными ресурсами $\text{Cap}_j = \{\text{cpu}_j, \text{mem}_j\}$, которые динамически распределяются между поступающими задачами и доступны в количестве Load_j .

Протокол аукциона в нашей системе работает в три этапа: 1) подача заявок; 2) оценка заявок; 3) фаза определения победителя.

На первом этапе агенты устройств d_i формируют заявку $b_i(t)$ на выполнение задач:

$$b_i(t) = \max_{n_j \in N_{\text{accessible}}(d_i)} U_i(t, n_j, \tau), \quad (1)$$

где $N_{\text{accessible}}(d_i)$ — множество доступных узлов для устройства d_i ; U_i — объявленная ценность (полезность) от выполнения задачи.

Функция полезности [2] является количественной оценкой «выгоды», или «удовлетворенности», устройства d_i от выполнения его задачи на узле n_j , она учитывает базовую ценность задачи, штраф за задержку выполнения и энергетические затраты:

$$U_i(t, n_j, \tau) = V_j(t) \phi(\tau, \text{deadline}(t)) - E_i(t, n_j). \quad (2)$$

Базовая ценность задачи определяет, сколько «пользы» принесет устройству успешное выполнение задачи:

$$V_j(t) = \text{priority}(t) (\text{cpu}(t) + \text{mem}(t)) \beta_i, \quad (3)$$

где β_i — коэффициент значимости для устройства d_i .

Функция штрафа за задержку определяет, насколько эта польза уменьшается из-за задержки и растет экспоненциально, и это отражает критическую важность соблюдения временных ограничений в IoT-системах:

$$\phi(\tau, \text{deadline}(t)) = \begin{cases} e^{-\alpha \frac{\tau}{\text{deadline}(t)}}, & \text{если } \tau \leq \text{deadline}(t), \\ 0, & \text{если } \tau > \text{deadline}(t). \end{cases} \quad (4)$$

Энергозатраты на выполнение задачи могут быть определены, например, через затраты на передачу данных к узлу и получение результата.

На втором этапе агенты узлов рассчитывают стоимость выполнения задач C_j . Функция стоимости [3] оценивает затраты, которые несет узел n_j при выполнении задачи от устройства d_i с учетом вычислительных затрат, коммуникационных расходов и стоимости текущей загрузки:

$$C_j(t, d_i) = C_{\text{comp}}(t) + C_{\text{comm}}(t, d_i) + C_{\text{load}}(t). \quad (5)$$

Вычислительная стоимость отражает реальные издержки на вычисления:

$$C_{\text{comp}}(t) = p_{\text{cpu}} \text{cpu}(t) + p_{\text{mem}} \text{mem}(t), \quad (6)$$

где p_{cpu} и p_{mem} — удельные стоимости CPU и памяти.

Коммуникационная стоимость моделирует «цену» передачи данных:

$$C_{\text{comm}}(t, d_i) = \begin{cases} w(d_i, n_j) \text{ data}(t) p_{\text{net}}, & \text{если } (d_i, n_j) \in E, \\ \text{dist}(d_i, n_j) \text{ data}(t) p_{\text{net}} \gamma, & \text{если } (d_i, n_j) \notin E, \end{cases} \quad (7)$$

где $w(d_i, n_j)$ — прямой вес ребра между устройством и узлом; $\text{dist}(d_i, n_j)$ — кратчайшее расстояние в графе; p_{net} — стоимость единицы сетевого трафика; $\gamma > 1$ — штраф за не прямое соединение.

Стоимость загрузки позволяет учесть не только прямые затраты, но и косвенные эффекты, такие как снижение производительности при высокой загрузке:

$$C_{\text{load}}(t) = C_{\text{comp}}(t)(1 + (\text{Load}_j / \text{Cap}_j)^2). \quad (8)$$

На третьем этапе для каждой задачи t от устройства d_i агент аукционера определяет узел-победитель:

$$n^* = \arg \min_{n_j \in N_{\text{capable}}(t)} C_j(t, d_i), \quad (9)$$

где $N_{\text{capable}}(t)$ — множество узлов, способных выполнить задачу t (например, с достаточным количеством ресурсов).

Механизмы аукциона направлены на достижение баланса между максимизацией общего социального благополучия SW [4] и удовлетворением интересов всех участников торгов:

$$\text{SW} = \sum_{i=1}^m \sum_{t \in T_i} \sum_{j=1}^k x_{i,j}^t (b_i(t) - C_j(t, d_i)), \quad (10)$$

где $x_{i,j}^t$ — индикатор, если задача t от устройства d_i выполняется на узле n_j .

Центральным элементом нашего решения является механизм VCG (Vickrey–Clarke–Groves) платежей, определяющий сколько должно заплатить устройство, чтобы у агентов не было стимула лгать о своей полезности/стоимости:

$$p_i^{\text{VCG}}(t) = \text{SW}_{-i} - (\text{SW} - v_i(x_i^*)), \quad (11)$$

где SW_{-i} — оптимальное социальное благополучие без участия устройства d_i ; $v_i(x_i^*)$ — полученная ценность агентом d_i при оптимальном распределении.

Механизм VCG обеспечивает свойство truth-revealing: участникам выгодно честно заявлять свои предпочтения. Кроме того, VCG максимизирует социальное благополучие и обеспечивает индивидуальную рациональность участия.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ОЦЕНКА

Для демонстрации системы рассмотрен сценарий оптимизации городского трафика, где IoT-устройства фиксируют события, а edge-узлы выполняют предобработку, распознавание ДТП и прогнозирование заторов для автоматического управления светофорами. Эффективность оценивали по четырем метрикам: социальное благосостояние, утилизация ресурсов, справедливость по индексу Джайна и время конвергенции (таблица). Эксперименты проводились на стендах малого (10 узлов, 20 устройств), среднего (25 узлов, 50 устройств) и большого (50 узлов, 100 устройств) масштабов с параметрами, откалиброванными под реальные характеристики оборудования.

Анализ масштабируемости

Размер стенда	Благосостояние, %	Эффективность, %	Справедливость	Время, мс
Малый	89,2	91,5	0,82	45
Средний	91,8	88,7	0,84	78
Большой	90,3	86,4	0,81	175

Результаты показывают хорошую масштабируемость системы: при увеличении от 10 до 50 узлов эффективность сохраняется на уровне 85–90 %, а время конвергенции растет линейно. Это подтверждает практическую применимость предложенного подхода.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан децентрализованный подход к распределению ресурсов в edge-вычислениях, сочетающий теоретическую оптимальность с практической масштабируемостью. Достижения включают архитектуру без единой точки отказа, учет топологии и задержек сети, а также гарантии оптимальности и устойчивости при масштабировании. Перспективные направления — развитие гибридных аукционных схем и переход к промышленным реализациям.

Финансирование. Работа выполнена при финансовой поддержке Санкт-Петербургского государственного университета (проект № 121061000159-6).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Городецкий В. И., Граничин О. Н., Скобелев П. О. Децентрализация, самоорганизация и эмерджентный интеллект — цифровой взрыв умных технологий // Матер. общих заседаний 15-й мультиконф. по проблемам управления. СПб.: Концерн «ЦНИИ “Электроприбор”», 2022. С. 40–54.

2. *Li G., Zhao H., Wu C., Wang F., Huang D.* Nonlinear Online Incentive Mechanism Design in Edge Computing Systems with Energy Budget // *IEEE Trans. Mob. Comput.* 2023. V. 22, No. 7. P. 4086–4102; doi: 10.1109/TMC.2022.3148034.
3. *Qiu H., Wang J., Li K., Chen X., Xiong N.* Applications of Auction and Mechanism Design in Edge Computing: A Survey // *IEEE Trans. Cogn. Commun. Netw.* 2022. V. 8, No. 2. P. 1034–1058; doi: 10.1109/TCCN.2022.3147196.
4. *Arrow K.J., Sen A., Suzumura K.* Handbook of Social Choice and Welfare. V. 2. Amsterdam: Elsevier, 2011.