

Модели оценки эффективности облачных технологий и туманных вычислений

Р.В. Файзуллин¹, Ш.Херинг², К.А. Василенко³

^{1,2}ФГБОУ ВО «Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова», Ижевск, Российская Федерация
³ФГБОУ ВО «Владивостокский государственный университет экономики и сервиса», Владивосток, Российская Федерация

Резюме: В статье рассматриваются основные подходы к промышленной автоматизации на основе облачных технологий с туманными вычислениями. Актуальность исследования связана с развитием облачных технологий промышленной автоматизации с элементами туманных вычислений, суть которых заключается в возможности управления промышленным процессом из облака. В литературе такой подход называется «Internet of Everything». Технологии организации бизнеса, промышленного производства и управления smart-устройствами на уровне быта развиваются быстрыми темпами. Преимущества данных технологий очевидны, но высока стоимость использования при условии, что владельцами сервисов являются внешние провайдеры. Возникает необходимость расчета вычислительной стоимости и стоимости аренды сервисов. В статье представлен подхod к расчету вычислительной стоимости применения туманных вычислений на расчетном примере. Моделирование выполняется на основе сервиса CloudSim. В среде моделирования реализован алгоритм FSMRA (Fog Stable Matching Resource Allocation), расчет на основе алгоритма может быть использован в задачах принятия решения по использованию облачных сервисов и туманных вычислений при автоматизации промышленных объектов, базирующихся на использовании большого числа датчиков и оконечных устройств в режиме реального времени. Результаты имитационного моделирования и расчеты вычислительной стоимости показывают, при каких комбинациях различных технологий можно получить максимальный выигрыш от использования облачных технологий и туманных вычислений.

Ключевые слова: промышленная автоматизация, облачные технологии, туманные вычисления, алгоритм FSMRA.

Для цитирования: Файзуллин Р.В., Херинг Ш., Василенко К. А. Методика формирования допустимых вариантов организационного состава и структуры автоматизированной системы управления кибербезопасностью. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(1). Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/02/FaizullinSoavtors_1_20_1.pdf DOI:10.26102/2310-6018/2020.28.1.025

Models of evaluations of the cloud technology and fog computing

R.V.Faizullin¹, S.Hering², K.Vasilenko³

^{1,2} Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russian Federation

³ Vladivostok State University Of Economics And Service, Vladivostok, Russian Federation

Abstract. This article explores key approaches to industrial automation based on cloud-computing. The relevance of the study is related to the development of cloud technologies of industrial automation with elements of foggy computing, the essence of which is the ability to manage the industrial process from

the cloud. In literature, this approach is called "Internet of Everything." Technology for business organization, industrial production and control of smart devices at the level of everyday life is developing rapidly. The benefits of these technologies are obvious, but the cost of use is high, provided that the service owners are external providers. There is a need to calculate the computational cost and cost of renting services. The article presents an approach to calculating the computational cost of using foggy computing on a calculated example. The simulation is based on CloudSim. In the simulation environment, the FSMRA (Fog Stable Matching Resource Allocation) algorithm has been implemented, and algorithm-based calculations can be used in the decision-making tasks for the use of cloud services and foggy computing when automating industrial objects based on use a large number of sensors and end devices in real time. Simulation results and computational cost calculations show where combinations of different technologies can maximize benefits from cloud and foggy computing.

Keywords: industrial automation, cloud technology, foggy computing, FSMRA algorithm.

For citation: Faizullin R.V., Hering S., Vasilenko K.. Models of evaluations of the cloud technology and fog computing. *Modeling, optimization and information technology*. 2020;8(1). Available by: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/02/FaizullinSoavtors_1_20_1.pdf DOI:10.26102/2310-6018/2020.28.1.025(In Russ.).

Введение

Ученые всего мира широко обсуждают концепцию четвертой промышленной революции, которая получила название - Индустрия 4.0. Основной парадигмой Индустрии 4.0 является связь человека и машины посредством виртуального интерфейса, реализованного на моделях искусственного интеллекта. Такой подход позволяет связать весь цикл управления от манипуляционного механизма, станка, датчика до менеджера стратегического управления.

Становится актуальным применение на практике методов машинного обучения, которые решают задачи классификации, распознавания, прогнозирования. Весь мир использует цифровые технологии в медицине, технике, маркетинге. Широко применяются модели B2B – бизнес-то-бизнес - взаимодействие автоматизированных корпоративных систем для решения запланированных задач как на тактическом, так и на стратегическом уровне управления производством и организацией.

Для конкурентоспособности, в том числе на внешних рынках, необходимо использовать новые инновационные технологии в производстве, такие, как автоматизированное проектирование с использованием CAD/CAM/CAE систем, технологии виртуальной реальности в задачах внедрения киберфизических систем, развитие цифровых экосистем в различных производственных кластерах, использование BIG DATA, OLAP и DATA MINING технологий, 3-D печать, технологии «умный дом», объединенных посредством облачных вычислений, туманных технологий и технологий типа «роса» для автоматизации деятельности компаний, корпорации на уровне малого, среднего и крупного бизнеса на операционном, тактическом и стратегическом уровне управления [1,2]. На Рисунке 1 приведена структура абстрактного производственного объединения, где выделены уровни управления предприятием и его структурные элементы.



Рисунок 1 – Модель предприятия по уровням управления

Figure 1 – Enterprise model by management levels

На производственном участке развертывается автоматизированная система управления технологическим процессом (АСУ ТП). Операционный уровень предназначен для работы с первичными данными. Для отделов и служб организационного назначения: маркетинг и склад, управление запасами, работа с поставщиками, отдел кадров, бухучет и финансы – это первичные документы, данные, полученные в результате сбора первичных данных. Для производственных участков – это сигналы с устройств, определяющих режим функционирования объектов технологического процесса. Для ИТ-структуры – модуль администрирования ИТ-инфраструктуры.

На уровне тактического управления, где работают менеджеры среднего звена, для каждой службы и отдела используются модули информационной системы, предназначенные для получения сводной, агрегированной, консолидированной информации, необходимой для принятия решения по операционному управлению. Здесь представлены системы управления запасами, кадрами, система управления технологическим процессом, система управления ИТ-инфраструктурой.

На стратегическом уровне используются системы поддержки принятия решения, построенные на методах системного, статистического, регрессионного анализа, используются правила генерации знаний.

Объединяются все уровни управления на базе корпоративной информационной системы (КИС) с единой базой данных и формализованными методами управления.

Технологии реализации КИС могут быть различными. В статье рассматривается способ организации КИС для промышленных предприятий в реальном секторе экономики на основе облачных технологий и туманных вычислений для операционного уровня управления, в условиях производства, имеющего необходимость в использовании гибридных подходов и модели оценки эффективности туманных вычислений и облачных технологий на конкретном примере, смоделированном в среде

CloudSim. В статье приведен пример оценки эффективности на модели, которая показала наилучшие характеристики по сравнению с другими моделями оценки, сравнительный анализ которых подробно разобран в [3].

Постановка задачи

В задачах корпоративной автоматизации при переходе на облачные технологии и туманные вычисления важно оценить выигрыш от перехода на другие технологии. Как показывает практика, многие предприятия отказываются от внедрения облачных технологий, прежде всего потому, что в краткосрочном периоде не видят выигрыша, а инвестиции в долгосрочную перспективу также могут не принести результата из-за высокой платы за использование ресурсов, которые предоставлены провайдерами. В статье предлагается методика оценки выигрыша при переходе на облачные технологии для предприятий, которые широко используют оконечное устройство (датчики), работающие в режиме реального времени, информация с которых собирается и анализируется системами управления и, в тоже время, собирается статистика измерений для целей стратегического и тактического управления.

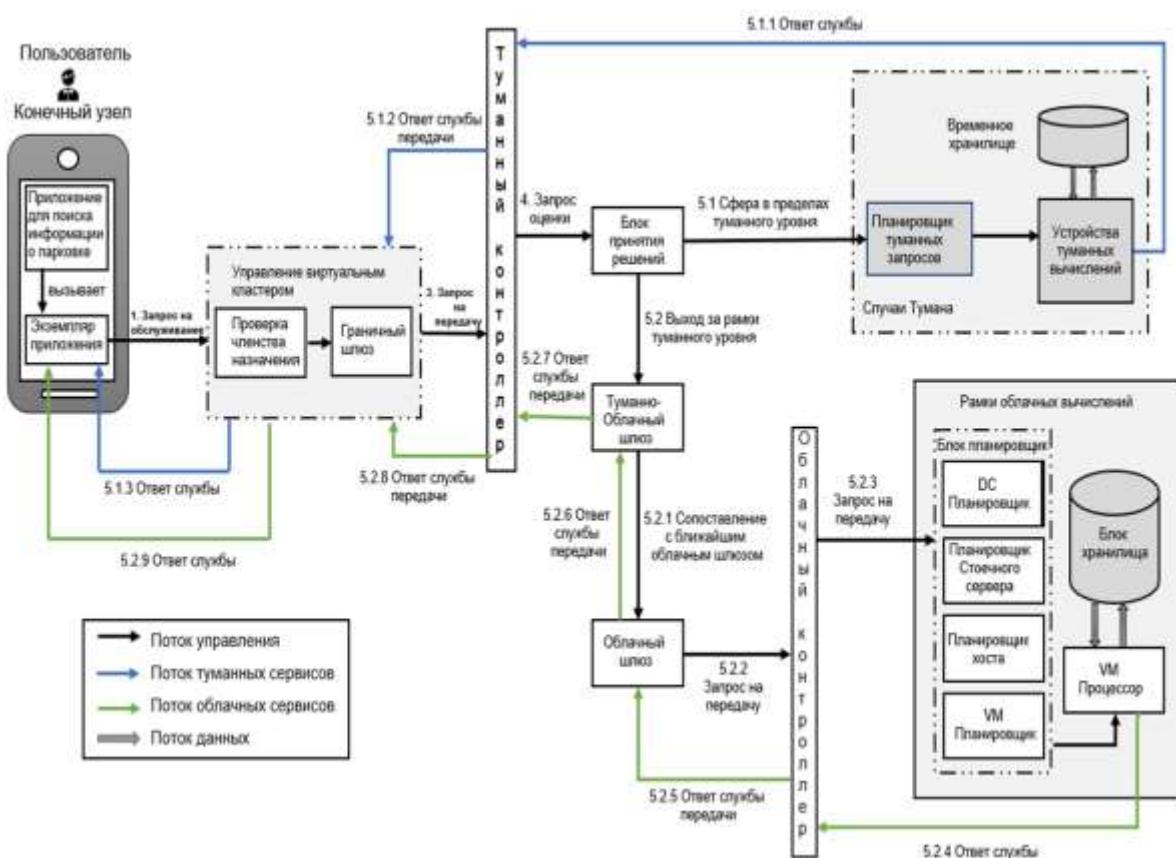


Рисунок 2 – Схема реальной производственной системы в облачной среде с подсистемой туманных вычислений

Figure 2 – Diagram of a real production system in a cloud environment with a foggy computing subsystem

На Рисунке 2 приведена модель промышленной системы, размещенная в облаке с возможностью организации туманных вычислений.

Алгоритм эффективности организации производства основан на известном методе линейного программирования, конкретно, транспортной задаче (маршрутизации), решаемой с использованием кластеризации [4] или методом потенциалов [5]. Скорость и качество сбора и обработки информации зависит от эффективности решения задачи маршрутизации [6]. На основе метода потенциалов и алгоритма FSMRA (Fog Stable Matching Resource Allocation) [7], разработанного для сопоставления и распределения ресурсов в средах туманных вычислений для обслуживания максимального количества запросов с их требованиями, учитывая стоимость доступных ресурсов, авторами предлагается адаптированный алгоритм расчета затрат и распределения ресурсов в условиях поиска оптимального варианта (минимизация стоимости). Модель затрат является взаимовыгодной как для поставщиков услуг тумана, так и для бизнеса [8]. Метод адаптирован под вычислительные задачи. Поставщики – это провайдеры облачных и туманных технологий. Выделим три категории: поставка сетевых технологий, датчики, туманные устройства. Потребители – отделы бизнес-структур, потребляющих облачные и туманные услуги. Стоимость рассчитана для трех вариантов использования: не вклад и участие (NCP), вклад и неучастие (CNP), а также вклад и участие (CP). В NCP и CP стоимость рассчитывается, чтобы показать сумму, которую пользователь должен заплатить за запрошенную услугу. В CNP стоимость рассчитывается, чтобы показать сумму, которую владелец туманных устройств получает за предложенные ресурсы [9].

Для простоты восприятия рассмотрим упрощенную задачу.

Пусть мы управляем дорожным движением, сервис необходимо развернуть в среде туманных вычислений. Когда пользователь запрашивает поиск кратчайшего маршрута от источника до пункта назначения, развернутое приложение собирает данные от датчиков, установленных на транспортных средствах и в специальном блоке на стороне поставщика (RSU) для всех возможных маршрутов к требуемому пункту назначения. Для обработки этих данных приложение выбирает одно или несколько туманных устройств на основе датчиков, из которых необходимо собирать данные, и частоту передачи данных датчика. В этом случае нет затрат на программное обеспечение и миграцию.

Например, 100 датчиков (50 RSU и 50 датчиков со средствами передвижения) присутствуют на запрошенном маршруте, и каждый датчик передает информацию о трафике, такую как скорость транспортного средства и местоположение размером 200 байтов, в устройство тумана, а стоимость поставщика составляет 0,01 цены за фиксированный размер 100 байт. Далее рассмотрим модель оценки стоимости по алгоритму и полученный результат моделирования. Адаптированный FSMRA алгоритм выбирает наиболее подходящий ресурс для всех пользовательских запросов на основе требований запроса и конфигурации ресурса.

Пусть есть шесть пользовательских запросов и шесть различных систем для выполнения этих запросов. У запросов есть приоритет выполнения. Также предполагается, что первый пользовательский запрос требует интенсивного ввода-вывода и требует 2 ГБ памяти и сети 300 Кбит / с, а остальные запросы интенсивно обрабатывают. Обработка интенсивного запроса требует 2,3, 1,6, 1,5, 1,2 и 1,0 ГГц вычислительной мощности для их работы. На выходе получаем модель эффективного распределения автомобилей по сети относительно всех запросов всех пользователей и выбираем тот, который имеет минимальную вычислительную стоимость. Заметим, что данный пример нас интересует с точки зрения эффективного использования ресурсов.

Методы исследования

Предложенный алгоритм проверен в среде экспериментального моделирования с учетом запросов различных пользователей и доступных ресурсов тумана CloudSim [10-11]. CloudSim - среда моделирования облачных производственных процессов. Авторами предлагается вариант расширения модели с учетом имитации среды тумана. Инструмент моделирования был запущен на компьютере с процессором Intel Core i7-7600U 2,80 ГГц, 2901 МГц, 2 ядрами, 4 логическими процессорами с 16 ГБ ОЗУ и операционной системой Windows 10. Для проверки используется алгоритм наилучшего соответствия, аналогичный работе, выполненной Abedin et al.[12]. Стоимость рассчитывается с использованием валют (выбраны цифровые валюты). Анализ расчета ведется на основе увеличения количества устройств и приложений, необходимых для удовлетворения запроса клиента. Процент заявок на успешное завершение рассчитывается на основе процента от числа заявок, успешно завершенных при соблюдении установленных пользователем сроков, по сравнению с общим количеством поданных заявок. Общее количество занимаемых ресурсов рассчитывается с использованием количества устройств тумана, используемых для обслуживания пакета приложений. Эксперименты проводились с учетом двух случаев. В первом случае количество заявок варьируется от 5 до 50 со случайными сроками, чтобы завершить заявки. 10% заявок имеют более высокие потребности в ресурсах, которые могут обслуживаться только на больших машинах, а количество туманных устройств фиксировано равно 20, которые генерируются случайным образом с заранее заданными типами конфигураций. Во втором случае, как ресурсы приложений, так и ресурсы тумана варьируются от 5 до 25 в зависимости от требований к предельному сроку подачи заявок и типа машины.

Результаты и выводы

На Рисунках 3-6 представлены затраты, рассчитанные в соответствии с предложенной моделью затрат для рассматриваемого сценария, когда пользователи используют в качестве ресурсов датчик и узлы тумана. Согласно этой цифре, пользователи должны платить больше, если они не имеют никакого вклада. Если у пользователя есть вклад, но нет запросов на приложение, ему не нужно ничего платить, вместо этого он получает вознаграждение за свой вклад. На Рисунке 3, пользовательские стимулы возрастают в CNP в связи с увеличением доли туманных устройств и датчиков.

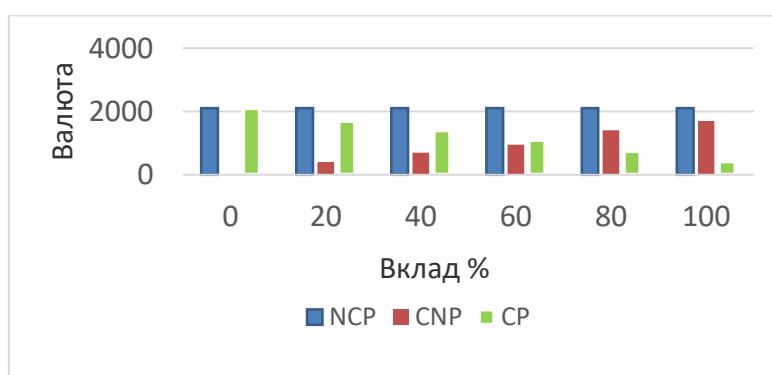


Рисунок 3 – Датчик и Туманные узлы в качестве вклада

Figure 3-Sensor and Foggy nodes as a contribution

В случае СР стоимость обслуживания пользователя снижается в связи с увеличением доли туманных устройств и датчиков. Однако, когда процентная доля вклада пользователя для устройств и датчиков тумана составляет 100%, и у пользователя есть некоторые запросы приложений, пользователь должен оплачивать только стоимость сети и другие эксплуатационные расходы. Пользователи получают максимальную выгоду, когда они вносят 100% вклад в обработку заявки и не имеют никаких преимуществ. Тот же вывод можно сделать для других вкладов, таких как сеть (Рисунок 4), датчик (Рисунок 5) и устройство устройства сервиса (Рисунок 6). Пользователь должен заплатить немного, поскольку поставщик управляет ресурсами и процессом вычислений.



Рисунок 4 – Сеть как вклад

Figure 4-Network as a contribution

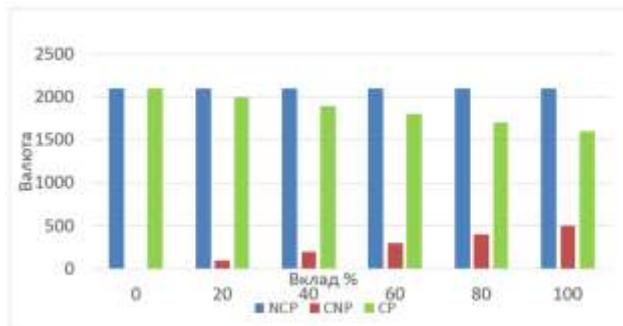


Рисунок 5 - Датчики в качестве вклада

Figure 5-Sensors as a contribution

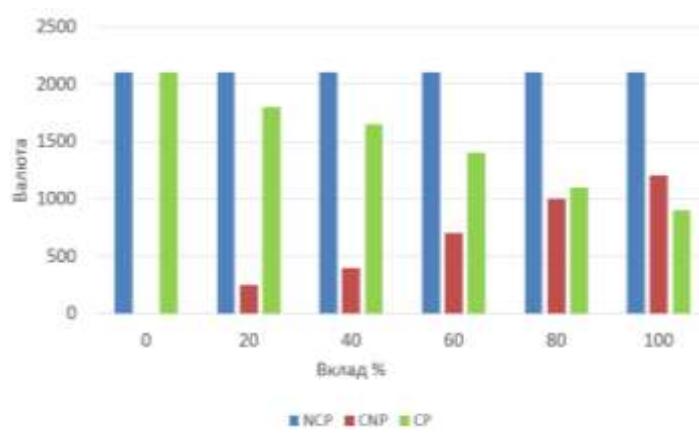


Рисунок 6 - Узлы тумана как вклад

Figure 6 - Foggy nodes as a contribution

Предложенный алгоритм распределения ресурсов, основанный на модели затрат, предоставляет поставщикам ресурсов справедливые и равные возможности для

эффективного обслуживания запросов приложений (с минимальными затратами), что приносит пользу пользователям и поставщикам. Результаты экспериментов и моделирования показали, что предлагаемый алгоритм распределения ресурсов может выбирать минимальные подходящие ресурсы для удовлетворения потребностей пользователей с меньшими затратами.

Заключение

Облачные технологии широко используются в автоматизации промышленных предприятий на основе сервисов PaaS, которые развились для обработки пользовательских прикладных услуг, или в узлах однорангового тумана, или в устройствах поставщиков услуг тумана. В этом исследовании была предложена модель для оценки затрат на микроуровне и алгоритм FSMRA, основанный на предложенной модели затрат для распределения ресурсов, адаптированный под вычислительные задачи, который может быть использован для задач принятия решения по использованию облачных сервисов и туманных вычислений в задачах автоматизации промышленных объектов, базирующихся на использовании большого числа датчиков и оконечных устройств в режиме реального времени. Предварительное моделирование в системе CloudSim и применение оптимизационных алгоритмов при расчете вычислительной стоимости затрат на использование внешних сервисов позволит принять решение о трансфере технологий, выборе гибридного варианта построения промышленной системы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Облачные технологии мигрируют в облака. Rational Enterprise Management 2014;(4). [электронный ресурс] http://www.remmag.ru/upload_data/files/04-2014/Prosoft.pdf (дата обращения 10.01.2020)
2. Файзуллин Р.В., Херинг Ш. Тенденции внедрения концепции «интернет вещей» для автоматизации производства. *Социально-экономическое управление: теория и практика*. 2018;(4):154-157.
3. Максимов К. В. Эффективность использования облачных технологий: модели и методы оценки \\\ К. В.Максимов \\ Прикладная информатика\Journal of applied informatics – Vol.11. №1(61). 2016.
4. Файзуллин Р.В., Херинг Ш. Модель сбора данных на основе кластеризации устройств интернета вещей. *Интеллектуальные системы в производстве*. 2019;17(4):156-162. DOI: 10.22213/2410-9304-2019-4-156-162
5. Данциг Дж.. Линейное программирование, его применения и обобщения. Издательство «Прогресс» Москва 1966
6. Wireless Communications and Mobile Computing Volume 2018. Article ID 6421607. <https://doi.org/10.1155/2018/6421607>
7. D. Gale, L. S. Shapley. College admissions and the stability of marriage. *The American Mathematical Monthly*. 1962;69:9–15. DOI: 10.1080/00029890.1962.11989827
8. N. Bessis , C. Dobre (eds.), Big Data and Internet of Things: A Roadmap for Smart Environments, Studies in Computational Intelligence. Springer International Publishing Switzerland. 2014;546:169–186. DOI: 10.1007/978-3-319-05029-4_7
9. Bellavista, P.; Zanni, A. Feasibility of fog computing deployment based on docker containerization over RaspberryPi. In Proceedings of the 18th International Conference on Distributed Computing and Networking, Hyderabad, India, 5–7 January 2017:16.
10. SuperWits Academy: *CloudSim Simulation Framework Course*. <https://www.superwits.com/library/cloudsim-simulation-framework>

11. Calheiros RN, Ranjan R, Beloglazov A, De Rose CA, Buyya R. CloudSim: a toolkit for modeling and simulation of cloud computing environments and evaluation of resource provisioning algorithms. *Software: Practice and experience*. 2011;41(1):23-50.
12. Abedin S.F., Alam M.G.R., Kazmi S.A., Tran N.H., Niyato D., Hong C.S. Resource allocation for ultra-reliable and enhanced mobile broadband IoT applications in fog network. *IEEE Trans. Commun.* 2019;67:489-502.
13. Yuan Y, Xu H, Wang B, Yao X. A new dominance relation-based evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2016;20(1):16-37. DOI: 10.1109/TEVC.2015.2420112
14. Jeyakrishnan V, Sengottuvelan P., A Hybrid Strategy for Resource Allocation and Load Balancing in Virtualized Data Centers Using BSO Algorithms. *Wireless Personal Communications*. 2017;94(4):2363-2375.

REFERENCES

1. Cloud technologies migrate to the clouds of Rational Enterprise Management No.4. 2014 (electronic resource) http://www.remmag.ru/upload_data/files/04-2014/Prosoft.pdf (reference date 10.01.2020)
2. Fajzullin R.V., Hering SH. [Trends in introducing the concept of “Internet of things” for production automation]. *Social'no-ekonomiceskoe upravlenie: teoriya i praktika*. 2018;(4):154-157. (in Russ.).
3. Maksimov K. V. Effektivnost' ispol'zovaniya oblacnykh tekhnologiy: modeli i metody otsenki \| K. V.Maksimov \ Prikladnaya informatika \ Journal of applied informatics – Vol.11. №1(61). 2016.
4. Fajzullin R.V., Hering SH. [The Model of Data Aggregation from Clustered Devices in the Internet of Things]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2019;17(4):156-162. DOI: 10.22213/2410-9304-2019-4-156-162
5. Danzig J.. Linear programming, its applications and generalizations. Progress Publishing House Moscow 1966
6. Wireless Communications and Mobile Computing Volume 2018, Article ID 6421607. <https://doi.org/10.1155/2018/6421607>
7. D. Gale, L. S. Shapley. College admissions and the stability of marriage. *The American Mathematical Monthly*. 1962;69:9–15. DOI: 10.1080/00029890.1962.11989827
8. N. Bassis , C. Dobre (eds.), Big Data and Internet of Things: *A Roadmap for Smart Environments, Studies in Computational Intelligence*. Springer International Publishing Switzerland. 2014;546:169–186. DOI: 10.1007/978-3-319-05029-4_7
9. Bellavista, P.; Zanni, A. Feasibility of fog computing deployment based on docker containerization over RaspberryPi. In Proceedings of the 18th International Conference on Distributed Computing and Networking, Hyderabad, India, 5–7 January 2017.
10. SuperWits Academy: *CloudSim Simulation Framework Course*. <https://www.superwits.com/library/cloudsim-simulation-framework>
11. Calheiros RN, Ranjan R, Beloglazov A, De Rose CA, Buyya R. CloudSim: a toolkit for modeling and simulation of cloud computing environments and evaluation of resource provisioning algorithms. *Software: Practice and experience*. 2011;41(1):23-50.
12. Abedin S.F., Alam M.G.R., Kazmi S.A., Tran N.H., Niyato D., Hong C.S. Resource allocation for ultra-reliable and enhanced mobile broadband IoT applications in fog network. *IEEE Trans. Commun.* 2019;67:489-502.

13. Yuan Y, Xu H, Wang B, Yao X. A new dominance relation-based evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2016;20(1):16-37. DOI: 10.1109/TEVC.2015.2420112
14. Jeyakrishnan V, Sengottuvelan P., A Hybrid Strategy for Resource Allocation and Load Balancing in Virtualized Data Centers Using BSO Algorithms. *Wireless Personal Communications*. 2017;94(4):2363-2375.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATIONS ABOUT AUTHORS

Файзуллин Ринат Василович,

Доцент кафедры «Менеджмент» ФГБОУ ВО «Ижевский государственный технический университет имени М.Т.Калашникова», к.э.н., Ижевск, Российская Федерация

e-mail: rf85@mail.ru

ORCID: [0000-0002-1179-3910](https://orcid.org/0000-0002-1179-3910)

Херинг Штефан

Аспирант ФГБОУ ВО «Ижевский государственный технический университет имени М.Т.Калашникова»
Ижевск, Российская Федерация

Василенко Константин Александрович

Преподаватель колледжа сервиса и дизайна Владивостокского государственного университета экономики и сервиса (ВГУЭС)
Владивосток, Российская Федерация

e-mail: k2857@mail.ru

Rinat V. Faizullin, Associate Professor of

Management department, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, PhD, Izhevsk, Russian Federation.

Stefan Hering,

Graduate student of Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russian Federation.

Konstantin A. Vasilenko,

Teacher of Vladivostok State University Of Economics And Service, Vladivostok, Russian Federation