

УДК 004.75

ОБЛАЧНОЕ ПРОМЫШЛЕННОЕ ПРОИЗВОДСТВО

Д. В. Шемет, И. А. Батранюк
Научный руководитель – М. В. Кубриков

Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф.Решетнева
Российская Федерация, 660037, г. Красноярск, просп. им. Газеты «Красноярский рабочий», 31
E-mail: diana-s.99@mail.ru

Рассмотрены виртуализированные вычислительные системы, обеспечивающие надежность, масштабируемость, безопасность и перспективы развития для промышленного производства.

Ключевые слова: консолидация серверов, генетический алгоритм, облачное хранилище, гибридная оптимизация, облачный сервис.

CLOUD INDUSTRIAL PRODUCTION

D. V. Shemet, I. A. Batranyuk
Scientific supervisor – M. V. Kubrikov

Reshetnev Siberian State University of Science and Technology
31, Krasnoyarskii rabochii prospekt, Krasnoyarsk, 660037, Russian Federation
E-mail: diana-s.99@mail.ru

The article considers virtualized computing systems that provide reliability, scalability, security, and development prospects for industrial production.

Keywords: server consolidation, genetic algorithm, cloud storage, hybrid optimization, cloud service.

Под влиянием экономического кризиса владельцы промышленных предприятий задумались о том, как повысить эффективность труда и сократить расходы на производстве. Поэтому техническое сообщество размышляет о создании гибких и легко настраиваемых высокопродуктивных систем. А так как технологический процесс не стоит на месте, и если сейчас все более актуальным становится задача глубокого внедрения информационных технологий в промышленный процесс, то оборудование с числовым программным управлением, объединенное транспортной системой и автоматизированной системой управления, уже не представляет интереса. Решением этой проблемы является разработка и внедрение облачных производств. Заслуга концепции облачных производств состоит прежде всего в предоставлении необходимых вычислительных ресурсов в нужное время, обеспечивая надежность и масштабируемость. Виртуализированные вычислительные ресурсы дают новейшие перспективы для производств.

В статье [1] авторами более подробно рассказывается о работе вычислительных ресурсов. Приведен пример модели прогнозирования распределенного энергопотребления предприятий по производству оборудования. Она основана на облачных вычислениях и особых обучающих машинах, учитывает практическую ситуацию предприятия с массивными и многомерными

данными. Точность прогнозирования энергопотребления предложенной модели выше, чем у традиционной опорной векторной регрессии (используемая в статистике регрессионная модель) [1] и обобщенного нейросетевого алгоритма [2]. Кроме того, предложенный алгоритм прогнозирования обладает отличной параллельной производительностью, преодолевает недостаток вычислительной мощности одного компьютера при работе с массивными и многомерными данными без увеличения стоимости. Эта модель позволяет не только сократить время обучения и снизить расход вычислительных ресурсов, но и значительно повысить точность прогнозирования энергопотребления. Консолидация серверов является жизненно важной частью процесса размещения виртуальных машин. Она сокращает неиспользуемые серверы на физических машинах, уменьшая потребление энергии, но сохраняя при этом ограничение на использование процессора и памяти. Консолидация серверов помогает упаковывать максимальное количество виртуальных машин, которые могут быть собраны на одном сервере, чтобы снизить энергопотребление и потери ресурсов. Оптимизация муравьиной колонии (Ant Colony Optimization, ACO), которая является хорошо известным многоцелевым эвристическим алгоритмом, и алгоритм Серого волка (Grey Wolf Algorithm, GWO) были использованы для консолидации серверов, используемых в задаче размещения виртуальных машин. Один из таких алгоритмов был рассмотрен в статье [3]. Он носит название Fuzzy HAGA [3], который превосходит другие алгоритмы, так как количество процессоров и использование памяти меньше, чем у других. Этот метод не только уменьшает потери ресурсов, но и способствует эффективной оптимизации имеющихся ресурсов. В этом эксперименте алгоритм GWO был использован для оптимизации решений, полученных с помощью алгоритма ACO. Еще один вычислительный алгоритм, описанный в статье [1], называется Адаптивным генетическим алгоритмом. Он основан на подходе консолидации виртуальных машин и направлен на решение проблем крупномасштабных облачных инфраструктур, таких как динамика использования ресурсов, перемещение количества виртуальных машин, сокращение времени простоя, нарушение уровня обслуживания, энергоэффективность, а также на вопросы оптимизации. Этот алгоритм продемонстрировал лучшую производительность (минимальное перемещение виртуальных машин и нарушение уровня обслуживания, низкую активность уровня обслуживания на хост и максимальную энергоэффективность) по сравнению с другими метаэвристиками, такими как Оптимизация муравьиной колонии и Best Fit Decreasing [2]. Таким образом, предлагаемая система может быть использована для крупномасштабного управления облачными ресурсами; энергоэффективного и ориентированного на качество обслуживания предоставляемых облачных услуг. Последний генетический алгоритм из статьи [2] основан на законе Парето. Он задействует гибкость и адаптацию выбора виртуальной машины. Стратегия G-NSGA2 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) генерирует оптимальные решения для справедливого распределения облачных рабочих нагрузок среди множества виртуальных машин. Первичные участки Парето генерируют приблизительное оптимальное компромиссное решение для множества конфликтующих целей, а не объединяют все цели для получения единого решения. Эта стратегия опирается на эмпирические модели для прогнозирования энергопотребления и эксплуатационных затрат рабочей нагрузки. Следовательно уменьшается время отклика, эксплуатационные затраты и энергопотребление виртуальной машины. Дальнейшие исследования гибридной оптимизации планируются в области уменьшения значения нижней границы физических машин.

При выборе облачных хранилищ и производств стоит уделять внимание такому фактору, как конфиденциальность и безопасность хранения данных в облачной среде. Для безопасности переданной информации на аутсорсинг данных разрабатываются различные методы. Одним из таких является метод хеширования динамического фильтра Блума на основе облачного

хранилища данных (Dynamic Bloom Filter Hashing based Cloud Data Storage, DBFH-CDS), рассмотренный авторами в статье [3]. Этот метод DBFH-CDS сначала делит более крупный банк маркетинговых данных на многочисленные более мелкие фрагменты, используя модель фрагментации данных путем выполнения горизонтальной и вертикальной фрагментации. Далее, метод DBFH-CDS использует Bloom filter [3] для хранения фрагментированных конфиденциальных данных с упрощенным пространством и минимальным временем. После этого сохраненные облачные данные извлекаются из хранилища Bloom filter с помощью функции хэширования, путем составления хэш-карт с более высокой эффективностью извлечения данных. Наконец, полученные данные выводятся пользователю в облаке с большей безопасностью. В будущем этот метод может быть улучшен при помощи шифрования фрагментированных данных с использованием методов криптографии. Следующая система, описанная в статье [1], подходит для динамической среды с требуемой гарантией безопасности и сохранением конфиденциальности. Так как в WWW (World Wide Web) существует множество поставщиков услуг, которые могут предоставлять каждую услугу в виде облака. Эти облачные сервисы будут переключать данные с помощью дополнительного облака, так что при обмене данными между облаками возникает проблема раскрытия конфиденциальности. Предлагаемая система имеет многоуровневую архитектуру, поэтому ее легко трансформировать в платформу как сервис в облачной вычислительной среде. Также в статье [2] была предложена система оценки доверия потребителей и облачных сервисов в два этапа, где сначала оценивается достоверность потребителей, а затем надежность облачных поставщиков услуг. Такое оценивание происходит на основе облачной теории и анализа охвата данных. На первом этапе рассчитывается индекс достоверности каждого облачного потребителя. Второй этап включает в себя модель анализа облачных данных для оценки доверия к облачным сервисам с точки зрения потребителей облачных услуг. Здесь каждый облачный сервис символизируется как единица принятия решений. Представляя входные параметры с помощью набора 3-уровневых облачных систем, доверие к каждому облачному сервису оценивается 5-уровневой облачной системой. Затем облачные сервисы ранжируются по показателям эффективности и результативности.

С большим внедрением облачных производств человечество будет набирать обороты в развитии сервисно-ориентированной промышленности и экономике, а также научится рационально распределять новые трудовые ресурсы.

Библиографические ссылки

1. Muqthiar Ahmed, Md Raisuddin Khan, Md Masum Billah, Soheli Farhana Cloud-Based Test Tools: A Brief Comparative View // 2018 [Электронный ресурс]. URL: http://www.cit.iit.bas.bg/CIT_2018/v-18-4/10341-Volume18_Issue_4-01_paper.pdf (дата обращения: 10.04.2021)
2. Ketaki Bhalchandra Naik^{1,2}, G. Meera Gandhi¹, S.H.Patil Pareto Based Virtual Machine Selection with Load Balancing in Cloud Data Centre // 2018 [Электронный ресурс]. URL: http://www.cit.iit.bas.bg/CIT_2018/v-18-3/02_paper.pdf (дата обращения: 10.04.2021)
3. C.Vijaya¹,P.Srinivasan A Hybrid Technique for Server Consolidation in Cloud Computing Environment // 2020 [Электронный ресурс]. URL: http://www.cit.iit.bas.bg/CIT-2020/v-20-1/10341-Volume20_Issue_1-03_paper.pdf (дата обращения: 10.04.2021)

© Шемет Д.В., Батранюк И.А., 2021