

УДК 004.891

## СИСТЕМА АВТОМАТИЧЕСКОГО ГОРИЗОНТАЛЬНОГО МАСШТАБИРОВАНИЯ РАСПРЕДЕЛЕННОГО КЛАСТЕРА

Косарева Е.А. (ИТМО)

Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Платонов А.В.  
(ИТМО)

**Введение.** Системы распределенных вычислений становятся все более популярными благодаря их способности обрабатывать большие объемы данных и выполнять сложные вычислительные задачи. Одной из главных характеристик современных распределенных систем является их способность обеспечивать непрерывную доступность. Это достигается благодаря распределению нагрузки между несколькими узлами, что позволяет системе оставаться функциональной даже при выходе из строя одного или нескольких компонентов.

Несмотря на преимущества распределенных систем, эффективное управление ресурсами и динамическое масштабирование остаются важными вопросами, так как инфраструктура должна быстро адаптироваться к значительным изменениям в объемах данных и нагрузках. Здесь важную роль играет концепция автомасштабирования. Автоматическое масштабирование ресурсов или инстансов позволяет системам добавлять или удалять вычислительные мощности или экземпляры классов в зависимости от текущей нагрузки, тем самым минимизируя затраты и обеспечивая высокую производительность [1]. Однако, исследования показывают, что неправильное масштабирование может привести к перегрузке некоторых узлов, тогда как другие будут недогружены, что негативно скажется на общей производительности системы [2]. Эффективная стратегия масштабирования должна учитывать как текущую, так и ожидаемую нагрузку, а также особенности работы приложений.

В данной работе рассматривается горизонтальное масштабирование распределенного кластера под переменную нагрузку, так как данный подход позволяет использовать стандартное недорогое оборудование, достаточное количество ресурсов для рабочих нагрузок и отсутствие необходимости в миграции инфраструктуры. Стандартные механизмы автомасштабирования основаны обычно на правилах или пороговых значениях, или используют пул минимально работающих инстансов [2]. Однако данные методики или неэффективны для определенных систем, или же требуют глубокой аналитики, многократных нагрузочных тестирований для определения границ производительности системы на разных топологиях. В данном исследовании предлагается централизованный подход к автомасштабированию кластера на основе алгоритмов машинного обучения, которые показывают высокую эффективность решения поставленной задачи.

**Основная часть.** В качестве объекта исследования в данной работе была выбрана высоконагруженная кластерная система, инстансы которой мы могли бы масштабировать и это привело бы к увеличению пропускной способности. Выбранная система основана на базе Tarantool Data Grid, платформы для построения распределенных приложений с быстрым персистентным in-memory хранилищем, которая часто используется в высоконагруженных коммерческих проектах отечественных и зарубежных корпораций. Целью данного исследования является разработка системы автоматического горизонтального масштабирования и её апробация на предложенной системе-прототипе с высокой поступающей нагрузкой.

Задача автоматического масштабирования разбита на этап предсказания нагрузки по прошлым состояниям системы и на этап предсказания эффективной топологии кластера под предсказанное поведение системы. В качестве модели для предсказания нагрузка была выбрана LSTM, которая зарекомендовала себя в качестве подходящего алгоритма для анализа временных рядов [3]. В качестве модели для предсказания топологии была выбрана модель

типа «обучение с подкреплением», Q-Learning. Данная модель по результатам нескольких проанализированных работ показывает отличные результаты в рамках решения задач масштабирования облачных и бессерверных вычислений [4-5]. В том числе данная модель хорошо справляется с масштабированием на основе оценки SLA, что в случае данной работы является одной из ключевых метрик.

В рамках работы с моделью предсказания поведения был создан набор данных типа «временной ряд», который состоял из состояний (метрик) рассматриваемой системы – объекта исследования. Метрики были собраны с тестового кластера за 3 месяца с шагом в 15 секунд. В результате было собрано более 38 миллионов записей состояния. В процессе обучения модели LSTM была оценена производительность на основе предварительно определенных метрик, таких как ассигасу, precision и F1-score, что позволило подтвердить высокую эффективность модели LSTM с результатами 87,18%, 86,67% и 83,87%, соответственно. Тестирование системы с использованием Q-Learning также отразило важные аспекты производительности системы. При отсутствии модели при достижении порога в 1000 RPS нагрузка на систему ухудшалась. Однако введение модели Q-Learning, которая быстро горизонтально увеличила количество инстансов для соответствия текущей нагрузке, привело к улучшению производительности и времени отклика. В частности, рост количество инстансов «input\_processor» оказался ключевым и помог системе выдержать 1000 RPS со значением метрики отклика сервиса расчета в менее чем 0.1 от SLA.

**Выводы.** В рамках проведенного исследования спроектирована и частично разработана система автоматического горизонтального масштабирования инстансов распределенного кластера на основе Tarantool Data Grid с использованием методов машинного обучения. Апробация на тестовом кластере показала хорошую точность и эффективность предложенного метода. Данный подход может быть использован в проектах не только аналогичных рассмотренной системе, но и в других, например, на базе контейнеров в Kubernetes. Исходя из вышесказанного, данная работа обладает высоким потенциалом для применения на практике в крупных проектах и корпорациях, где управление ресурсами и эффективное распределение нагрузки играют ключевую роль для успеха бизнеса.

#### **Список использованных источников:**

1. Catillo M., Villano U., Rak M. A survey on auto-scaling: how to exploit cloud elasticity //International Journal of Grid and Utility Computing. – 2023. – Т. 14. – №. 1. – С. 37-50.
2. Belgacem A. Dynamic resource allocation in cloud computing: analysis and taxonomies //Computing. – 2022. – Т. 104. – №. 3. – С. 681-710.
3. Mouine E. et al. The analysis of time series forecasting on resource provision of cloud-based game servers //2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). – IEEE, 2021. – С. 2381-2389.
4. Zafeiropoulos A. et al. Reinforcement learning-assisted autoscaling mechanisms for serverless computing platforms //Simulation Modelling Practice and Theory. – 2022. – Т. 116. – С. 102461.
5. Horovitz S., Arian Y. Efficient cloud auto-scaling with SLA objective using Q-learning //2018 IEEE 6th International Conference on Future Internet of Things and Cloud (FiCloud). – IEEE, 2018. – С. 85-92.