

УДК 004.89:004.451.42::004.382.3

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ РЕСУРСАМИ СУПЕРКОМПЬЮТЕРА КАК ЦЕНТРА КОЛЛЕКТИВНОГО ПОЛЬЗОВАНИЯ

**В.С. Заборовский**

*Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого*  
Россия, 195251, Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29  
E-mail: vlad2tu@yandex.ru

**А.А. Лукашин**

*Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого*  
Россия, 195251, Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29  
E-mail: alexey.lukashin@spbstu.ru

**В.А. Мулюха**

*Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого*  
Россия, 195251, Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29  
E-mail: vladimir.muliukha@spbstu.ru

**Л.В. Уткин**

*Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого*  
Россия, 195251, Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29  
E-mail: utkin\_lv@spbstu.ru

**Ключевые слова:** управление ресурсами, машинное обучение, суперкомпьютер, центр коллективного пользования, реальная производительность.

**Аннотация:** Потребности в высокопроизводительных вычислительных ресурсах в современном обществе имеют устойчивую склонность к экспоненциальному росту. В условиях, когда тенденция удвоения каждые два года числа транзисторов в микропроцессорах, известная как «закон Мура», больше не работает, экстенсивные методы повышения производительности суперкомпьютеров сталкиваются с трудностями масштабирования и увеличения энерго-вычислительной эффективности. В докладе рассматриваются возможности повышения реальной производительности суперкомпьютерных систем, работающих в режиме центров коллективного пользования (ЦКП), за счет машинного обучения модели, оптимально имитирующих работу системы управления вычислительными ресурсами, которые необходимы для успешного выполнения прикладных программ пользователей ЦКП.

## 1. Введение

Потребности в высокопроизводительных вычислениях в современном обществе имеют устойчивую склонность к экспоненциальному росту. Это связано с тем, что компьютерная система и созданным на их основе информационным платформам все чаще делегируются не только реализация готовых алгоритмов вычислений, но поиски решения не до конца формализуемых задач с использованием механизмов машинного обучения и методов искусственного интеллекта. Однако технологические тенденции удвоения каждые два года числа транзисторов в микропроцессорах, известное как

«закон Мура», в настоящее время больше не работает [1]. В результате подходы к повышению производительности компьютеров с классической архитектурой за счет экстенсивного увеличения объема аппаратного обеспечения, сталкиваются со все возрастающими трудностями масштабирования и физическими ограничениями роста удельной энерго-вычислительной эффективности. Именно поэтому основатель мирового рейтинга суперкомпьютеров ТОП-500 Дж. Донгарра предложил новую идею развития компьютерных систем: “Less Moog, more Brain”, которая впервые была озвучена на Московском Суперкомпьютерном Форуме в 2019 г. Фактически речь идет о том, что для дальнейшего роста реальной производительности суперкомпьютеров с кластерной архитектурой простое увеличение числа узлов, количества процессорных ядер и транзисторов в электронных микросхемах теряет смысл. Быть «умнее» в этом контексте значит эффективно использовать все уже имеющиеся вычислительные ресурсы суперкомпьютера для выполнения прикладных программ, используя ранее накопленный и специальным образом обобщенный опыт функционирования.

Особенностью рассматриваемых в докладе подходов к интеллектуализации процессов вычислений лежит анализ происходящих событий модальности и параметры которых, такие, как результаты выполнения отдельных операций или время завершения выбранного сценария вычислений (конкретного множества операций) не доступны для непосредственного наблюдения. Показано, что если для анализируемых событий может быть зафиксирован момент их наблюдения в среде суперкомпьютера, то все как не цензурированные, так и цензурированные данные, могут использоваться для формирования обучающих выборок моделей предсказания событий в будущем. Так абстракцию функции выживаемости прикладных задач в суперкомпьютерной среде, полученную на основе оценок Капала-Мейера [2], предложено интерпретировать как условную вероятность того, что событие, связанное с завершением прикладного задания с параметрами  $x$ , не произойдет до момента времени  $t$ , которое было выделено для этого задания диспетчером на основе оценок пользователя, при этом производная функции выживаемости характеризует кумулятивную функцию риска такого события.

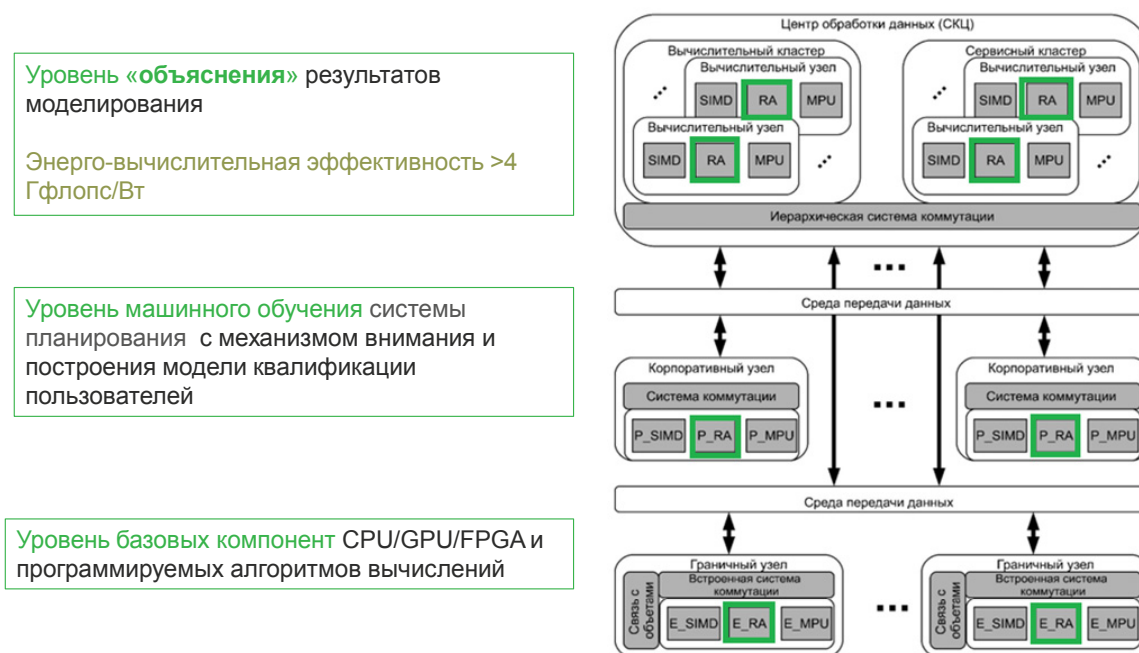
## 2. Анализ

Анализ потенциала производительности современных гибридных суперкомпьютерных кластерных платформ показывает, что при использовании стандартных систем управления, таких как диспетчер SLURM, использование имеющихся вычислительных ресурсов суперкомпьютеров не эффективно [3]. Организация процесса обучения пользователей использованию сложных гибридных суперкомпьютерных кластеров требует много времени и оказывает существенное влияние на значение реальной производительности суперкомпьютера. Поэтому автоматизация процессов формирования и передачи знаний о структуре, параметрах и особенностях использования вычислительной платформы с целью достижения высокой реальной производительности прикладных задач может дать существенные преимущества.

Автоматизация, использующая технологии машинного обучения, позволяет выйти за рамки теоретических ограничений, характерных для формализма «машины Тьюринга», и не только успешно проводить вычисления в соответствии с заданным заранее алгоритмом, но и обобщать полученные результаты, генерируя объяснения полученных результатов. Для цели автоматизации процессов управления прикладными заданиями и распределения ресурсов, которые достаточны для успешного завершения задания, могут использоваться различные модели и методы, позволяющие прогнозировать вероятность успешного завершения пользовательских задач за

выделенный для это диспетчером интервал времени. Сложно построения таких прогнозов центрах коллективного пользования входные потоки заданий, подготовленных пользователями, имеют случайный характер, поступают в случайные моменты времени, исполняются случайное время, причем объем вычислительных ресурсов используемой кластерной платформы, которые могут быть выделены диспетчером в соответствии с запросами пользователей, также меняются случайно. В этих условиях применение стандартных статистических методов и теории массового обслуживания, предполагающих априорное знание функций распределения случайных факторов, встречает принципиальные трудности.

Приоритетной задачей проводимых исследований является оптимизация инструментов управления работой суперкомпьютерных платформ с целью повышения эффективности их использования. Для реализации задачи оптимизации управления и адаптации ресурсов гетерогенного вычислительного кластера важно учитывать не только характеристики самого вычислительного процесса, но и то, как точно пользователи могут оценить потребность в ресурсах суперкомпьютера для успешного выполнения задания. Для этого архитектуру кластера надо дополнить специализированными средствами накопления и обработки информации (рис. 1), которую можно использовать для целей повышения реальной производительности.



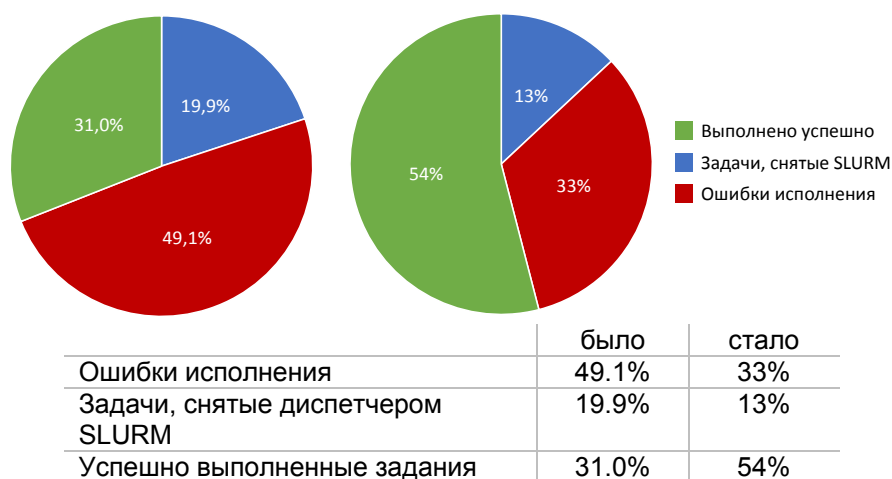
**Рис. 1.** Архитектура гибридного (CPU/MPU, SIMD/GPU, FPGA/RA) кластера с выстроенными механизмами машинного обучения и объяснения результатов.

Исследование характеристик входящего потока заявок пользователей является основой для моделей прогнозирования уровня загрузки вычислительных узлов суперкомпьютера и времени исполнения различных заданий пользователей, чтобы обеспечить режим работы ЦКП, при котором достигается наибольшее число успешно решенных задач пользователей. Для этого предлагается использовать методы установление слабых стохастических порядков для оценок Каплана–Мейера, позволяющие получать обобщающие выводы о сравнении длительности времен исполнения прикладных задач при использовании вычислительных ресурсов, выделяемых системой управления заданиями SLURM для различных групп

пользователей. При этом обучающее множество  $D$  состоит из множества групп данных  $(x_i, T_i, \delta_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$ , характеризующих  $x_i \in \mathbf{R}^m$  – признаки исполняемой задачи;  $T_i$  – время до завершения  $i$ -го задания (событие),  $\delta_i$  – индикатор события,  $\delta_i = 1$ , если событие наблюдалось, то есть задание успешно завершилось в выделенный интервал времени (нецензурированное наблюдение),  $\delta_i = 0$ , если событие не наблюдалось, то есть задача пользователя был снята диспетчером из-за превышение выделенного ей интервала времени (цензурированное наблюдение). Цель модели прогноза – оценить время до события  $T$  на основе  $D$  для нового прикладного задания, имеющего вектор атрибутов  $x$ .

### 3. Практические результаты

Повышение реальной производительности суперкомпьютерных платформ требует использования всего объема информации о возможностях и особенностях работы вычислительных узлов кластера, характеристиках исполняемой прикладной программы, подтвержденной оценки компетенций пользователей взаимодействовать с системой диспетчерского управления кластера, настройки параметров протоколов параллельных вычислений MPI/OpenMP для использования графических (GPU) и реконфигурируемых (FPGA) ускорителей. Применение методов искусственного интеллекта, основанных на использовании различных классов моделей данных, индуцированных прикладными программами пользователей и системой распределения имеющихся вычислительных ресурсов, включая построение прогнозов времени исполнения заданий [4], может быть основано на обработке статистических данных, отражающих процессы «выживания», т.е. успешного завершения прикладных заданий в суперкомпьютерной среде, индикаторов цензурирования данных и механизмов внимания, позволяющих при построении моделей учитывать наиболее важные части потока входных данных. На рис. 2 показаны результаты использования разработанного подхода к повышению реальной производительности работы суперкомпьютера, которая оценивается по количеству успешно выполненных прикладных задач.



**Рис. 2.** Результаты применения обучаемых моделей прогноза для управления работой диспетчера ресурсов суперкомпьютера.

В докладе предложены новые модели преобразования входных и выходных данных в векторное представление, моделирующее особенности исполняемых программ, а также метрики, характеризующих эффективность процессов обучения с помощью

различных моделей, начиная от искусственных нейронных сетей, случайных лесов, статистических и ядерных регрессионных моделей [5]. Повышения реальной производительности суперкомпьютера возможно при переходе к концепции «умных вычислений» за счет использования системы машинного обучения, которая прогнозирует время решения задачи, оценивая сложность задания и компетентность пользователей с учетом контекста исполнения заданий, параметров алгоритмов и характеристик вычислительных ресурсов. Особый интерес представляют перспективы реализации в системе управления ресурсами суперкомпьютера контура генеративного дизайна файлов управления заданиями, которые используются диспетчером SLURM, а также возможности встраивания мультимодального трансформера, для создания контура генерации исходных кодов прикладных программ на основе их содержательного описания в терминах прикладной задачи пользователя (рис. 3).



Рис. 3. Двухконтурная система управления потоком запросов СКЦ «Политехнический».

## Список литературы

1. The End of Moore's Law. <https://www.economist.com/the-economist-explains/2015/04/19/the-end-of-moores-law> (дата обращения 20.01.2024).
2. Utkin L.V., Satyukov E.D., Konstantinov A.V. SurvNAM: The machine learning survival model explanation // Neural Networks. 2022, Vol. 147. P. 81-102.
3. Zaborovsky V.S., Utkin L.V., Muliukha V.A., Lukashin A.A. Improving Efficiency of Hybrid HPC Systems Using a Multi-agent Scheduler and Machine Learning Methods // Supercomputing Frontiers and Innovations. 2023. Vol. 10, No. 2. P. 104-126. DOI 10.14529/jsfi230207.
4. Еременко Д.Ю., Уткин Л.В., Лукашин А.А., Мулюха В.А. Методы оценки времени исполнения прикладных заданий для повышения эффективности использования ресурсов вычислительного кластера // XVI Всероссийская мультиконференция по проблемам управления (МКПУ-2023). Волгоград: Волгоградский государственный технический университет, 2023. Т. 2. С. 187-190.
5. Utkin L.V., Eremenko D.Y., Konstantinov A.V. SurvBeX: An explanation method of the machine learning survival models based on the Beran estimator. arXiv:2308.03730, 2023.