

Методы прогнозирования времени выполнения задач в гетерогенной сети вычислителей

Писковский В.О.

Цель и актуальность

Применимость методов машинного обучения для прогнозирования времени выполнения задач на узлах высокопроизводительных вычислителей для эффективного использования ресурсов и оптимального планирования задач

Постановка задачи

Дано: журналы эксплуатации вычислителей

Надо: найти ансамблевые методы
минимизации объяснимой дисперсии
времени выполнения работы приложений

Формулировка

Найти $F_k^*(X)$, такой что $F_k^*(X) = \operatorname{argmin}_{p=\overline{1,P}} \|F_k^p(X) - y_k\|_{l_1}$, где

$X = \{\vec{x}^n | \vec{x}^n \in R^D, n = \overline{1,N}\}$ - временной ряд журнала эксплуатации

R^D - пространство признаков размерностью D

y_k - значение k -й прогнозируемой компоненты ($\vec{y} \in R^D$)

$F_k = \{F_k^p | k = \overline{1,K}, p = \overline{1,P}\}$ - множество методов прогнозирования

K - количество прогнозируемых компонент

P - количество применяемых методов

Данные

	Kaggle	ФИЦ ИУ РАН	МСЦ	СПбПУ	МСЭ
Записей	~2 млн	48 289	2 304 380	1 545 793	MPIL2007: 12 пр. x 163 узл. MPIM2007: 13 пр. x 396 узл. ACCEL_OMP: 25 пр. x 15 узл.
Параметров	1320 (220x6)	106	13	22	
Период (dd.mm.yy)	2013-2017	с 01.01.23 по 27.11.24	с 24.04.07 по 17.06.21	с 22.08.21 по 31.08.23	

Этапы обработки

1. Предобработка
2. Формирование набора данных обучения
3. Обучение
4. Подбор гиперпараметров
5. Анализ
6. Проведение экспериментов
7. Анализ экспериментальных данных

Поля набора данных ФИЦ ИУ РАН, СПбПУ

Поле	Описание
JobID	ID задания
UID	ID пользователя
GID	ID группы польз.
JobName	Название задачи
Partition	Очередь выполнения
NodeList	Список узлов
ReqNodes	Запрошенное число узлов
ReqCPUS	Запрошенное число CPU
ReqMem	Запрошенный объем памяти
Submit	Время постановки

Поле	Описание
Start	Время начала
End	Время окончания
ElapsedRaw	Время выполнения
TimelimitRaw	Лимит времени
Priority	Приоритет SLURM
State	Состояние задания
AllocCPUS	Выделено CPU
AllocNodes	Выделено узлов
WorkDir	Рабочий каталог
OrgId	ID организации

Поля набора данных ФИЦ ИУ РАН

1	A	B	C	H	I	L	M	N	O	Q	S	X	Z	AC	AE	AF	AG	AH	AI	
Adn	CPUTime	CPUTimeRAV	Elapsed	ElapsedRaw	Eligible	End	Flags	Group	NodeList	Partition	ReqMem	ReqTRES	Reservi	ResvCP	ResvC	Start	State			
11	Org01	2	1	0:03:32	212	0:01:46	106	2023-01-01T19:00:00	2023-01-01T19:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-01T19:26:10	COMI
12	Org01	2	1	0:02:12	132	0:01:06	66	2023-01-01T19:00:00	2023-01-01T19:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-01T19:30:27	COMI
13	Org01	2	1	0:05:10	310	0:02:35	155	2023-01-01T19:00:00	2023-01-01T19:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-01T19:49:41	COMI
14	Org01	2	1	0:01:12	72	0:00:36	36	2023-01-01T19:00:00	2023-01-01T19:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-01T19:53:33	COMI
15	Org01	2	1	0:05:08	308	0:02:34	154	2023-01-01T19:00:00	2023-01-01T19:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-01T19:55:10	COMI
16	Org01	2	1	7:10:04	25804	3:35:02	12902	2023-01-01T20:00:00	2023-01-01T23:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-01T20:11:02	COMI
17	Org01	2	1	4-10:24:02	383042	2-05:12:01	191521	2023-01-02T00:00:00	2023-01-04T05:00:00	SchedMain,Stai	user17	g5500-1	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,gres/gpu:v100=3D1,gres/gpu=3D1,mem	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T00:20:15	CANC
18	Org01	2	1	0:05:10	310	0:02:35	155	2023-01-02T00:00:00	2023-01-02T00:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T00:53:34	COMI
19	Org01	2	1	0:12:16	736	0:06:08	368	2023-01-02T01:00:00	2023-01-02T01:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T01:02:33	CANC
20	Org01	2	1	0:05:16	316	0:02:38	158	2023-01-02T01:00:00	2023-01-02T01:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T01:08:52	COMI
21	Org01	2	1	17:04:14	61454	8:32:07	30727	2023-01-02T01:00:00	2023-01-02T09:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T01:11:46	COMI
22	Org01	#	#	968-17:46:40	83699200	13:58:20	50300	2023-01-02T02:00:00	2023-01-02T16:00:00	SchedBackfill,S	user55	fusion-[8-16,18-21]	intel-ib	6697158M	billing=3D11664,cpu=3D11664,mem=3D6697158M,node=3D13	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T02:21:15	CANC
23	Org01	2	1	0:05:12	312	0:02:36	156	2023-01-02T09:00:00	2023-01-02T09:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T09:52:59	COMI
24	Org01	2	1	16:00:06	57606	8:00:03	28803	2023-01-02T10:00:00	2023-01-02T18:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T10:00:28	COMI
25	Org01	#	#	741-09:14:40	64055680	10:41:35	38495	2023-01-02T16:00:00	2023-01-03T03:00:00	SchedBackfill,S	user55	fusion-[8-16,18-21]	intel-ib	6697158M	billing=3D11664,cpu=3D11664,mem=3D6697158M,node=3D13	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T16:20:42	CANC
26	Org01	2	1	0:05:10	310	0:02:35	155	2023-01-02T20:00:00	2023-01-02T20:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T20:52:11	COMI
27	Org01	2	1	2:12:56	7976	1:06:28	3988	2023-01-02T20:00:00	2023-01-02T22:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T20:59:35	CANC
28	Org01	2	1	0:14:20	860	0:07:10	430	2023-01-02T22:00:00	2023-01-02T22:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T22:06:13	FAILE
29	Org01	2	1	0:05:10	310	0:02:35	155	2023-01-02T22:00:00	2023-01-02T22:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T22:14:33	COMI
30	Org01	2	1	1:15:54	4554	0:37:57	2277	2023-01-02T22:00:00	2023-01-02T23:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T22:22:55	CANC
31	Org01	2	1	0:05:14	314	0:02:37	157	2023-01-02T23:00:00	2023-01-02T23:00:00	SchedSubmit,S	user05	g5500-2	intel-gpu	1546250M	billing=3D1,cpu=3D1,mem=3D1546250M,node=3D1	0:00:00	0:00:00	0	2023-01-02T23:02:25	COMI

Поля набора данных МСЦ РАН

Поле	Описание
Rid	ID запуска
JobIDRaw	ID задания
UID	ID пользователя
GID	ID группы польз.
OrgId	ID организации
JobName	Название задачи
ReqCPUS	Запрошенное число CPU
Submit	Время постановки
Start	Время начала
End	Время окончания
State	Состояние задания

Поля набора данных MS2E (Ломоносов-2)

Поле	Описание
JobID	ID задания
UID	ID пользователя
GID	ID группы польз.
OrgId	ID организации
JobName	Название задачи
ReqCPUS	Запрошенное число CPU
ReqNodes	Запрошенное количество узлов
Submit	Время постановки
Start	Время начала
End	Время окончания
State	Состояние задания

Поля набора данных MC2E (Blue Gene)

Информация о среде выполнения:

- Size Requested – количество запрошенных CPU
- Size Allocated – количество выделенных CPU
- Wall Clk Hard Limit – ограничение на время выполнения задачи

Поля набора данных MC2E (BlueGene)

Информация о запуске MPI программы

- JobID – идентификатор запуска
- Job Name – имя программы
- Dispatch Time – время постановки в очередь
- Start Time – время начала выполнения
- Completion Date – время окончания выполнения
- Cmd – запускаемая команда
- Args – аргументы программы
- Initial Working Dir – директория пользователя, запустившего задачу
- Completion Code – код завершения программы

Поля набора данных MS2E (MVS-10П Торнадо)

Информация о среде выполнения:

- Nodes_req – число запрошенных узлов
- Cores_req – число запрошенных CPU
- Mpi_procs – количество MPI процессов
- User_time_limit – запрошенное время для задания в минутах
- Quantum – квант для фоновых заданий
- Queue_time_limit – максимальное возможное время для нефоновых заданий

Поля набора данных MS2E (MVS-10П Торнадо)

Информация о среде выполнения:

- Nodes_req – число запрошенных узлов
- Cores_req – число запрошенных CPU
- Mpi_procs – количество MPI процессов
- User_time_limit – запрошенное время для задания в минутах
- Quantum – квант для фоновых заданий
- Queue_time_limit – максимальное возможное время для нефоновых заданий

Поля набора данных MC2E (NASA)

Информация о запуске MPI программы

- Job_id – идентификатор запуска
- User_id – идентификатор пользователя
- Org_id – идентификатор организации
- Project_id – идентификатор научного проекта
- Job_name – имя задания
- Submit_time – время постановки в очередь
- Start_time – время запуска
- End_time – время завершения
- Status – статус завершения

Поля набора данных МС2Е (МВС-10П Торнадо)

Характеристики для каждого вычислительного узла:

- Cpu_min – минимальная утилизация CPU (%)
- Cpu_max – максимальная утилизация CPU
- Cpu_avg – средняя утилизация CPU
- Ram_min – минимальный объем используемой RAM (Гб)
- Ram_max – максимальный объем используемой RAM (Гб)
- Ram_avg – средний объем используемой RAM (Гб)
- In_min – минимальная скорость ввода (байт/с)
- In_max – максимальная скорость ввода (байт/с)
- In_avg – средняя скорость ввода (байт/с)
- Out_min – минимальная скорость вывода (байт/с)
- Out_max – максимальная скорость вывода (байт/с)
- Out_avg – средняя скорость вывода (байт/с)

Поля набора данных Kaggle

На основе отчета об активности системы (SAR):
220 системных параметров x 6 серверов:

- использование ядра ЦП
- использование памяти
- использование пространства подкачки
- статистика дискового ввода-вывода
- статистика сетевого интерфейса

Предобработка

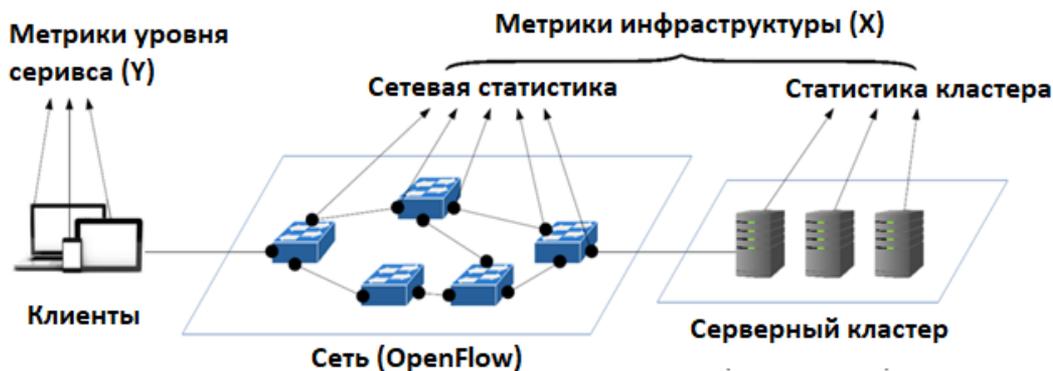
- Удаление незначащих параметров
- Удаление дубликатов, Null, Unknown
- Удаление задач с аварийным завершением
- Удаление коротких задач
- Сокращение размерности
- Преобразование данных: вр. метки -> datetime, числа -> int64, квантизация, ...
- Добавлены час, день недели, день месяца, месяц, год регистрации задачи

Уменьшение размерности D

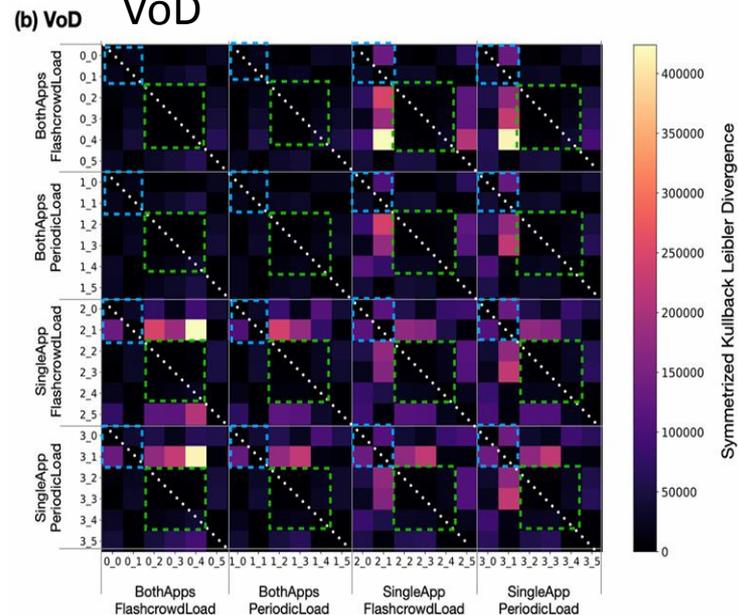
На данных Kaggle. Уменьшение размерности D примерно в пять раз методом анализа главных компонент (PCA) или усеченного сингулярного разложения (TSVD) ухудшает оценку объясненной дисперсии не более 5-8%%

Наборы данных Kaggle

Схема стенда



Тепловая карта расстояния
Кульбака-Лейблера для
VoD



"Federated learning for performance prediction in multi operator environments." Lan X., Taghia J., Moradi F., Khoshkholghi M.A., Listo Zec E., Mogren O., Mahmoodi T., Johnsson A. [Электронный ресурс] – URL: doi.org/10.1016/j.future.2017.09.049 (дата обращения: 08.11.2023)

Наборы данных методов

Kaggle

ЦОД Королевского технологического университета,
Стокгольм, Швеция

VoD:

- 2 сетевых хранилища
- 3 веб-сервера и кодирующих машины
- 1 балансировщик нагрузки

KV СУБД:

- 6 серверов с одинаковыми ролями

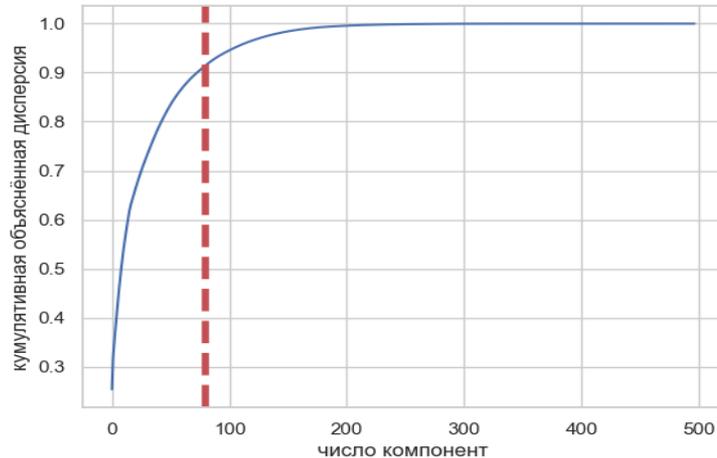


Объём: ~1.5 тысячи показателей, десятки тысяч записей

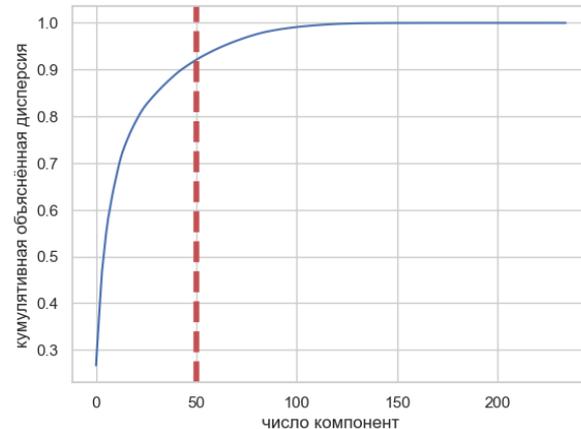
<https://www.kaggle.com/datasets/jaliltaghia/data-traces-from-a-data-center-testbed>

Методы прогнозирования

1. Модель случайного леса
2. Понижение размерности без значительной потери точности:
 - анализ главных компонент (Principal Component Analysis, PCA)
 - усечённое сингулярное разложение (Truncated Singular Value Decomposition, TSVD).



Качество оценки для
СУБД KV



Качество оценки для
VoD

Точность моделей

$$NMAE = \frac{1}{\bar{y}} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \right) * 100\%$$

	Задержка операций чтения, NMAE %	Задержка операций записи, NMAE %
Случайный лес	1.86	2.03
Случайный лес + PCA (90 компонентов)	1.82	1.99
Случайный лес + TSVD (76 компонентов)	1.91	2.09

Точность моделей для СУБД KV

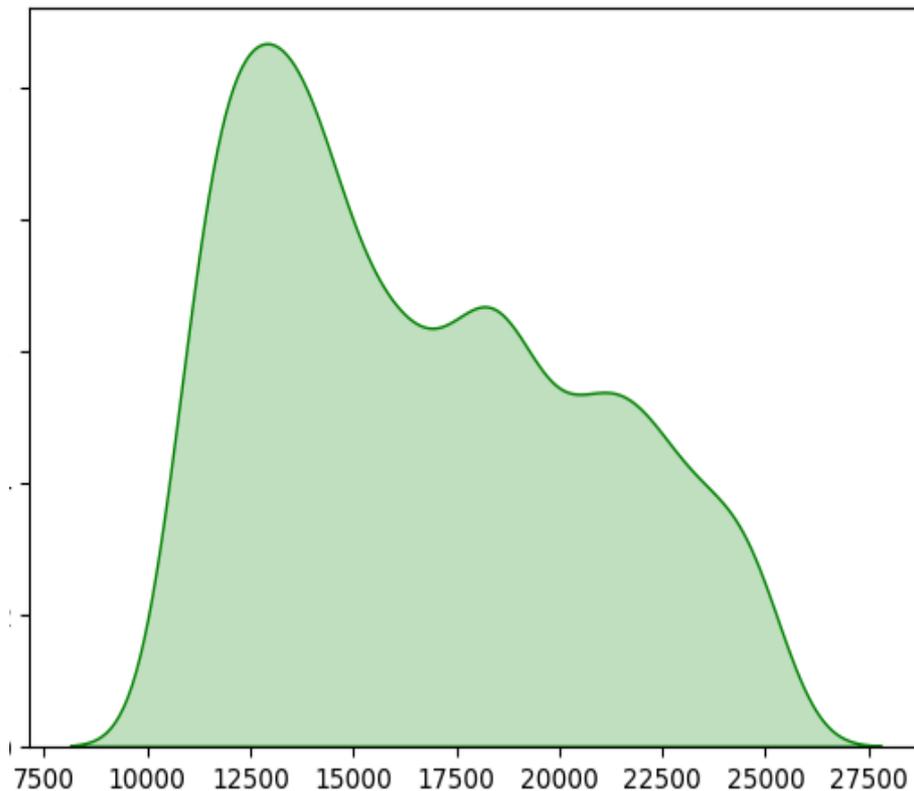
	Задержка воспроизведения аудио, NMAE %	Количество прочитанных из сети байт, NMAE %	Число кадров в секунду, NMAE %
Случайный лес	42.5	28.5	9.86
Случайный лес + PCA (50 компонентов)	35	35.8	12.7
Случайный лес + TSVD (46 компонентов)	35	35.9	12.7

Точность моделей для VoD

Синтетические данные

На данных ФИЦ ИУ РАН для обучения ансамблевых методов TabMLP предложен двухэтапный подход: предобучение на синтетических данных, полученных с помощью нейросетевых методов, и дообучение на реальных данных

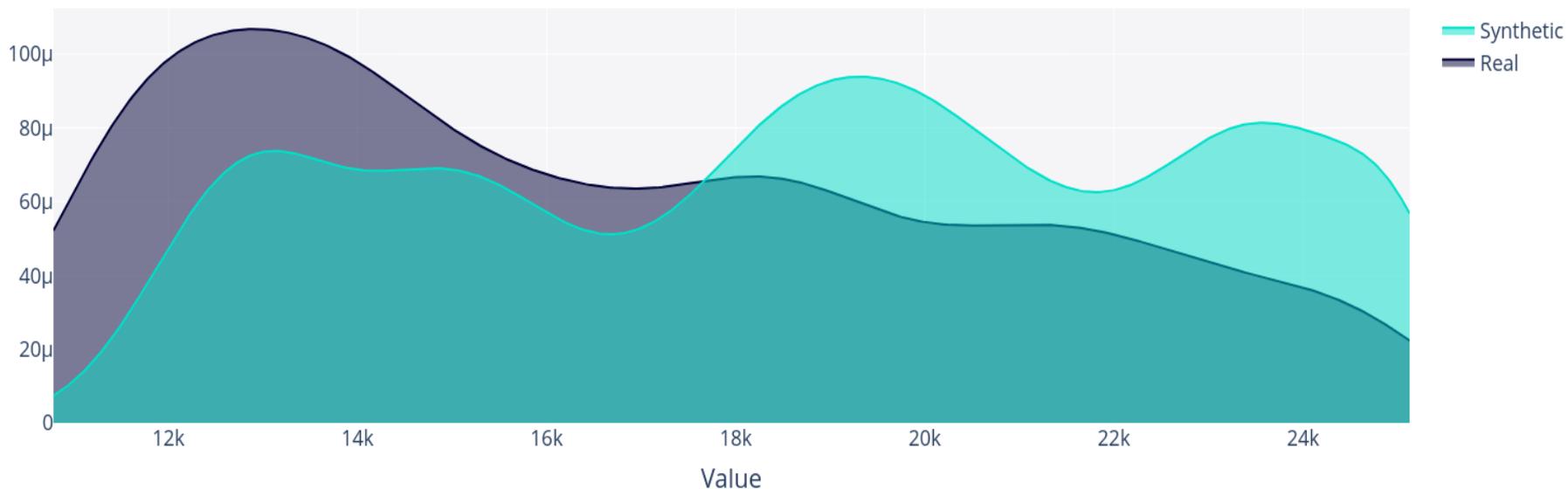
Выборка для создания синтетического набора данных



Соответствие распределений выборок



Real vs. Synthetic Data for column 'ElapsedRaw'



Модели

Классические модели:

- – LinearRegression, Lasso, Ridge
- – KNeighborsRegressor
- – SVR

Деревья и ансамбли:

- – DecisionTreeRegressor
- – RandomForestRegressor
- – GradientBoostingRegressor
- – XGBRegressor (из библиотеки XGBoost)
- – CatBoostRegressor (из библиотеки CatBoost)

Многоуровневый перцептрон (MLP):

- Custom MLP
- TabM[k-MLP](Yandex)

Реализация MLP и результаты



Реализация	RMSE (сек.)	MAPE
До процесса дообучения моделей		
Custom MLP	1360	19,3%
TabM[k-MLP]	1386	19,3%
Деревья решений + GradBoost	1887	19,4%
После дообучения моделей		
Custom MLP	1350	18,5%
TabM[k-MLP]	1364	18%
Деревья решений + GradBoost	1464	18,4%

Результаты

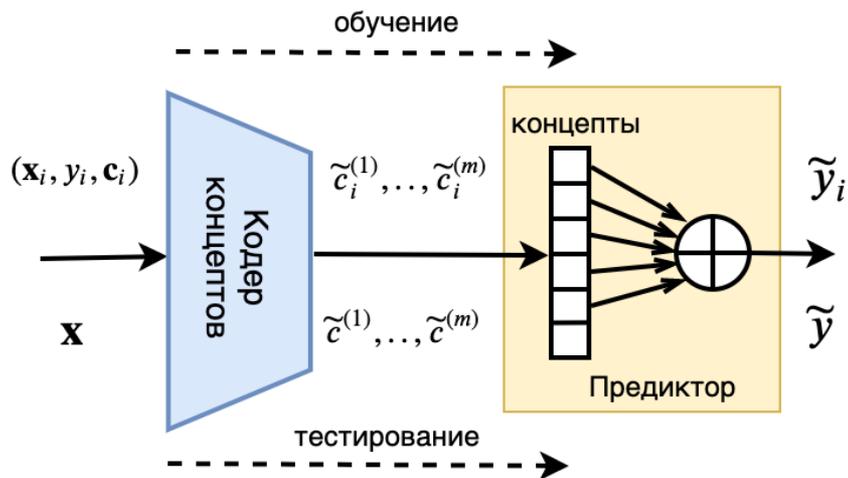


1. Разработаны модели машинного обучения для прогнозирования времени выполнения задач на суперкомпьютерах в режиме реального времени
2. Предложен двухэтапный подход: предобучение на синтетических данных + дообучение на реальных данных
3. Градиентный бустинг показал баланс между точностью и скоростью обучения
4. Нейросетевые и ансамблевые методы показали схожие результаты, но градиентный бустинг менее затратный
5. Лучшие результаты у ансамблевых методов: случайный лес и градиентный бустинг

Направления развития

- Унификация наборов данных (сейчас «пересечение»)
- Уточнение и оптимизация:
 - Квантификация числовых данных
 - Введение расстояния для строковых данных, например, названий каталогов (расстояние Левенштейна)
- Модели обучения на концептах
- Кластеризация
- Федеративное обучение
- Рекомендательные
- Модификация проекта с открытым кодом:
 - репозиторий с кодом: https://github.com/NREL/hpc_tandem_predictions
 - Набор данных <https://data.openei.org/submissions/5860>

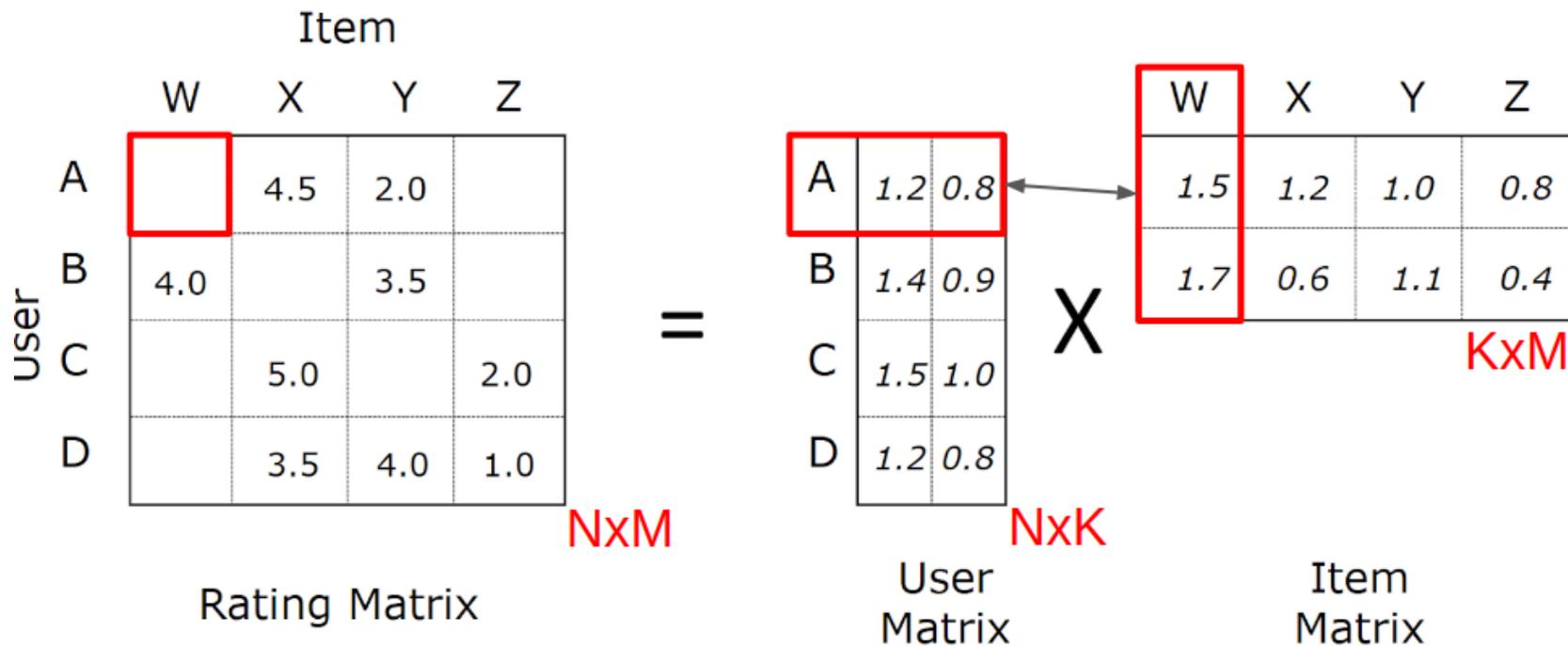
Модели обучения на концептах



Уткин Л.В., Константинов А.В., Вербова Н.М., Заборовский В.С., Орлов И.Н. Обучение на концептах для классификации табличных данных с использованием модели внимания // Математические методы в технологиях и технике. 2025. № 1. С. 7-12.

Рекомендательные системы

Обработка данных в MC2E



Пример CLI

```
[user@system ~]$ sbatch_pred job.script
=====
Runtime prediction
=====
This job is expected to run for 45.0 +/-5.0 minutes

=====
Queue time predictions
=====
- standard queue: expected queue time for this job is 10.0 +/-3.0 minutes
- bigmem queue:   expected queue time for this job is 55 +/-8.0 minutes
- debug queue:   expected queue time for this job is 50 +/-7.0 minutes
...

=====
Details: predictions.thissystem.org
=====

[user@system ~]$ sbatch jobs.script
Submitted batch job 2631130
```