

Выпускная квалификационная работа магистра
на тему:

Рекомендательная система с эвристикой, оптимизирующей маршрут

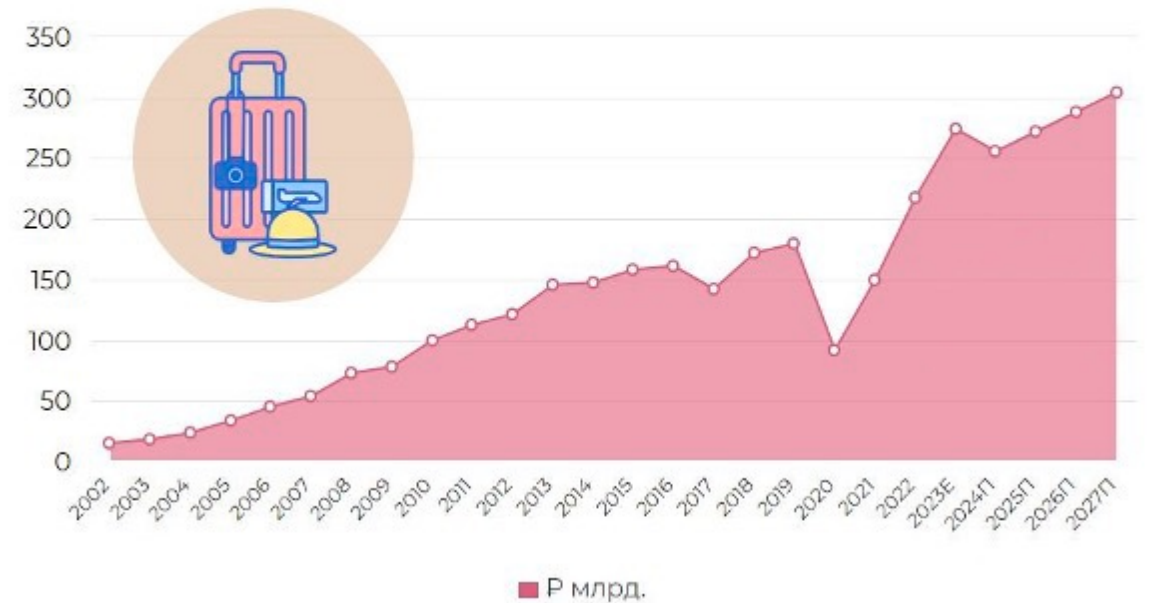
Студент группы М8О-214М-23: Михаил Андреевич Шекунов
Научный руководитель: к.э.н., доцент кафедры 805, МАИ С.Ю. Лунева

Актуальность

Постоянный рост рынка туризма приводит к увеличению количества объектов для посещения, однако доступное время на посещение объектов у туристов остается в прежних ограничениях

Существующие рекомендательные системы не всегда учитывают интересы туристов

Необходима система, которая **персонализирует рекомендации** и **оптимизирует маршрут**



<https://marketing.rbc.ru/articles/14832/>

Объем рынка туристических услуг

Цель



Разработать гибридную рекомендательную систему с маршрутной эвристикой, позволяющую формировать персонализированные маршруты с учётом интересов пользователя и ограничений по времени, для повышения эффективности планирования времени и качество опыта туристов

Задачи

1) Спроектировать архитектуру системы

- определить структуры входных данных;
- разработать логику маршрутизации и рекомендации

2) Реализовать гибридную рекомендательную систему

- разработать рекомендательную систему коллаборативной фильтрации;
- разработать рекомендательную систему на основе сходства объектов;
- реализовать алгоритм объединения рекомендаций

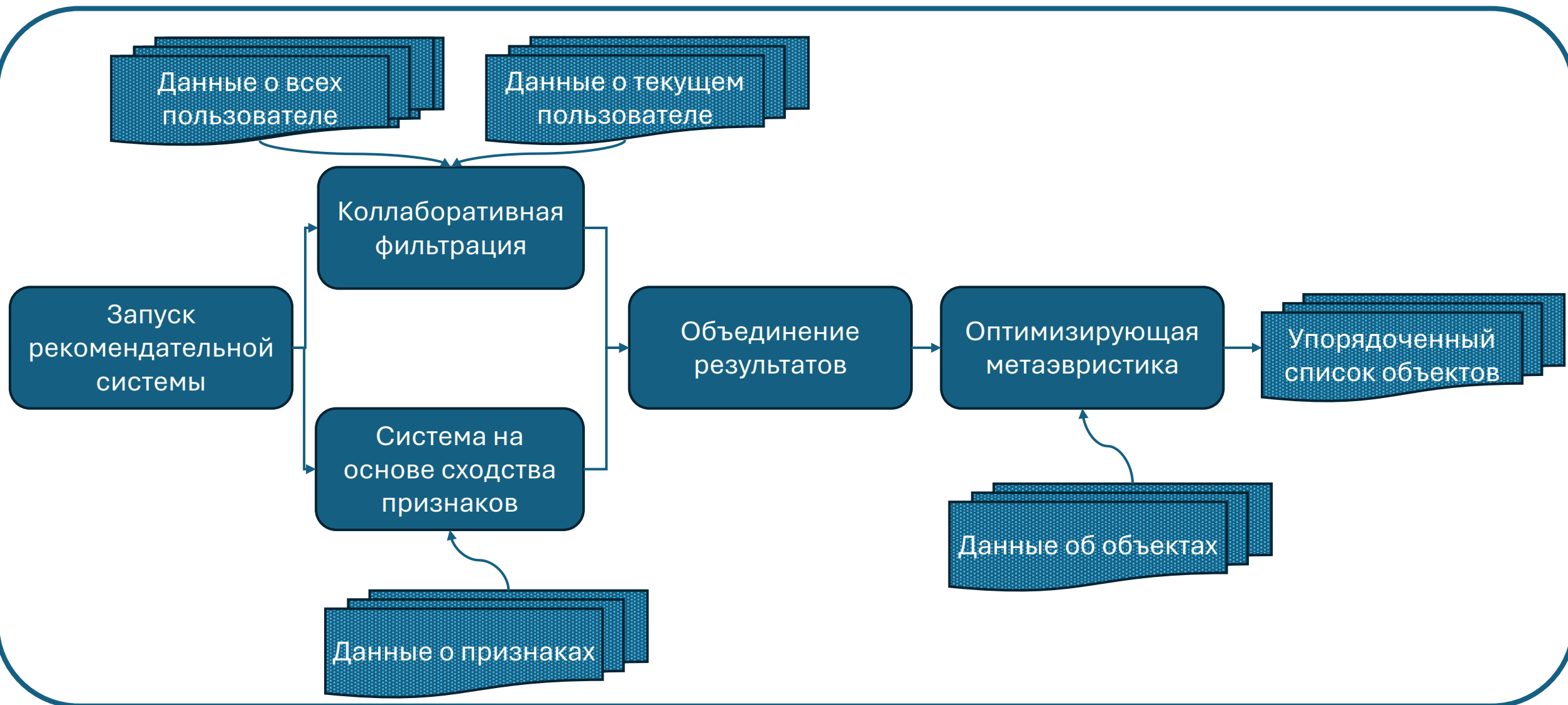
3) Разработать гибридный метаэвристический алгоритм

- реализовать гибридный метаэвристический алгоритм, оптимизирующий маршрут
- сравнить метаэвристики с конкурентами;

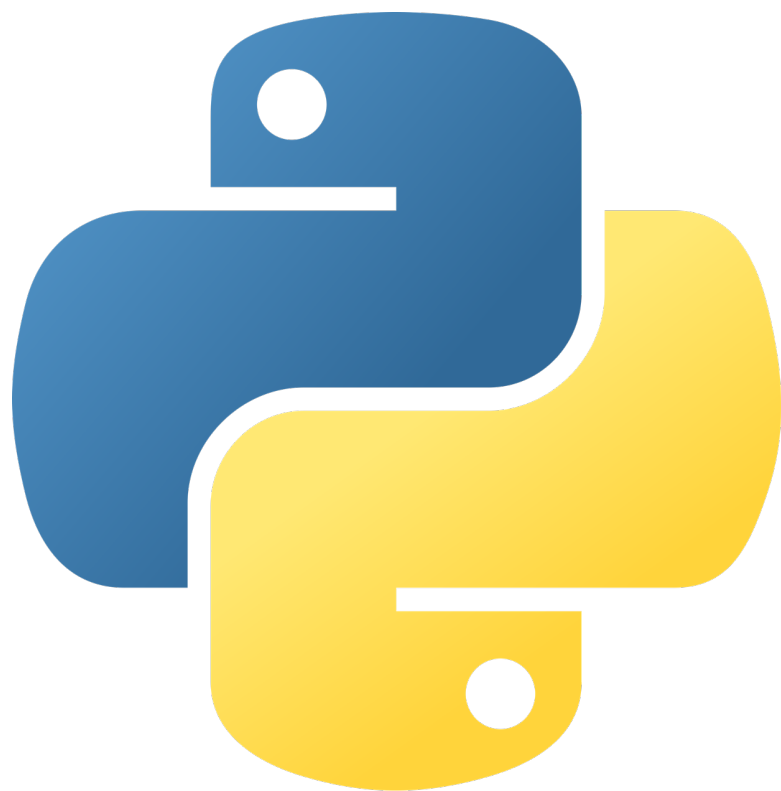
4) Визуализировать маршрут

- Интегрировать систему со сторонними сервисами для визуализации построенных маршрутов;

Схема работы приложения



Используемые технологии



NumPy



SciPy



pandas

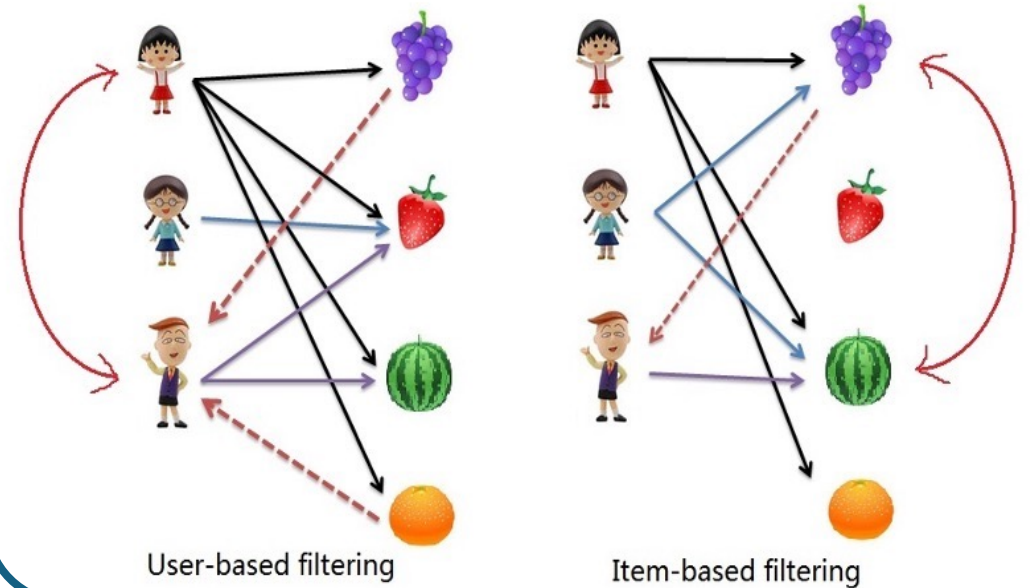
Рекомендательные системы

Collaborative filtering (коллаборативная фильтрация)

- Система **ищет похожих пользователей** и советует то, что понравилось им
- Основана на принципе: *"пользователи с похожими вкусами — выбирают похожие вещи"*
- Пример: если схожие с текущим пользователи, выбрали определённые объекты, данному пользователю система порекомендует эти объекты

Item-based (на основе содержимого)

- Система **советует объекты**, похожие на те, что **понравились пользователю**
- Сравнивает **свойства объектов** (категория, описание, тематика и т.д.)
- Пример: если пользователю понравился исторический экспонат 20 века — система предложит похожие исторические объекты



Данные рекомендательных систем

Коллаборативная фильтрация

user_id	object_id	time_spent
0	2	95
0	3	71
0	5	75
0	7	85
0	9	63
0	11	57

Оценки текущего пользователя

user_id	object_id	time_spent
1	2	33
1	3	21
3	5	45
3	7	51
3	9	93
7	11	27

Оценки всех пользователей

На основе содержимого

id	type	age	size	feature
0	statue	victorian	big	bronze
1	arch	roman	big	stone
2	stele	baroque	med	carved
3	wall	modern	long	names
4	tomb	meieval	huge	marble
5	obelisk	baroque	tall	granite

Информация об объектах

Оптимизация маршрута

Постановка задачи оптимизации

Цель оптимизации – построить маршрут, проходящий через подмножество узлов, каждый из которых ассоциирован с определённой наградой (баллом) за посещение. При этом маршрут должен удовлетворять ограничению по общему времени, затрачиваемому на перемещение между узлами. Задача заключается в максимизации суммарной награды, собираемой вдоль маршрута, при условии, что каждый узел может быть посещён не более одного раза, и совокупное время маршрута не превышает заданного порога (T_{max}). Рассмотрим набор узлов $N = \{1, \dots, |N|\}$, где каждому узлу $i \in N$ сопоставлен неотрицательный балл S_i (награда за посещение узла). Начальный и конечный узлы – 1 и $|N|$ соответственно. Задачу можно сформулировать как модель целочисленного программирования со следующими переменными: $X_{ij} = 1$, если мы посетим узел i до узла j , и 0 в противном случае. t_{ij} – время, затрачиваемое на посещение узла.

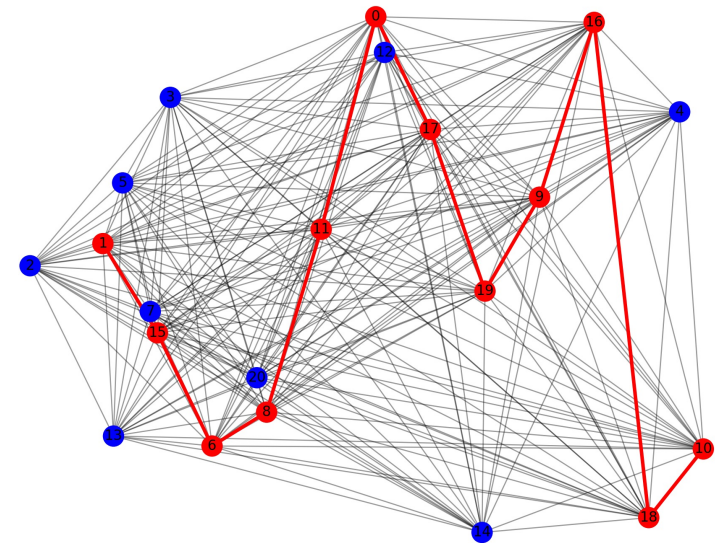
$$\text{Max} \sum_{i=2}^{|N|-1} \sum_{j=2}^{|N|} S_i X_{ij} \quad (1)$$

$$\sum_{j=2}^{|N|} X_{1j} = \sum_{i=1}^{|N|-1} X_{i|N|} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{|N|-1} X_{ik} = \sum_{j=2}^{|N|} X_{kj} = 1; \forall k = 2, \dots, (|N| - 1) \quad (3)$$

$$\sum_{i=2}^{|N|-1} \sum_{j=2}^{|N|} t_{ij} X_{ij} < T_{max} \quad (4)$$

Модель оптимизации



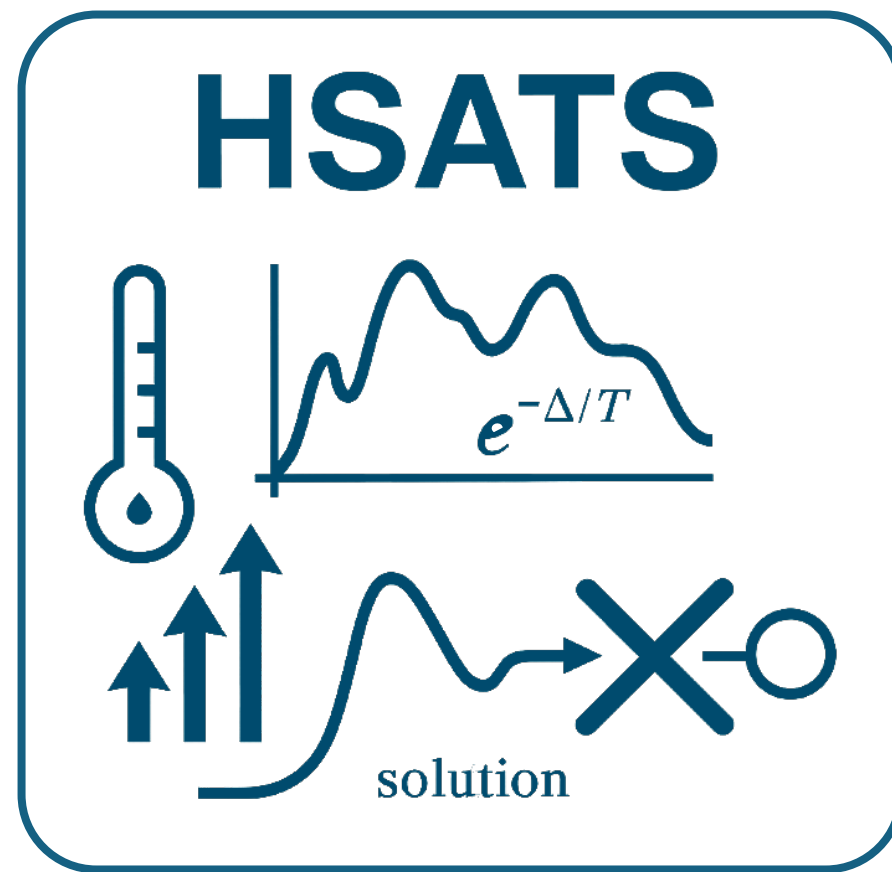
Визуализация решения

Алгоритм оптимизации маршрута

HSATS — гибрид двух методов:
имитации отжига (Simulated Annealing) — для глобального поиска;
табу поиска (Tabu Search) — для избежания повторений и локальных минимумов

Алгоритм работы:

1. Начинается с начального допустимого маршрута;
2. Итеративно улучшает его с помощью одного из **4 типов изменений (окрестностей)**:
 - вставка новой точки;
 - удаление точки;
 - смена порядка посещения (2-opt);
 - замена одной точки на другую

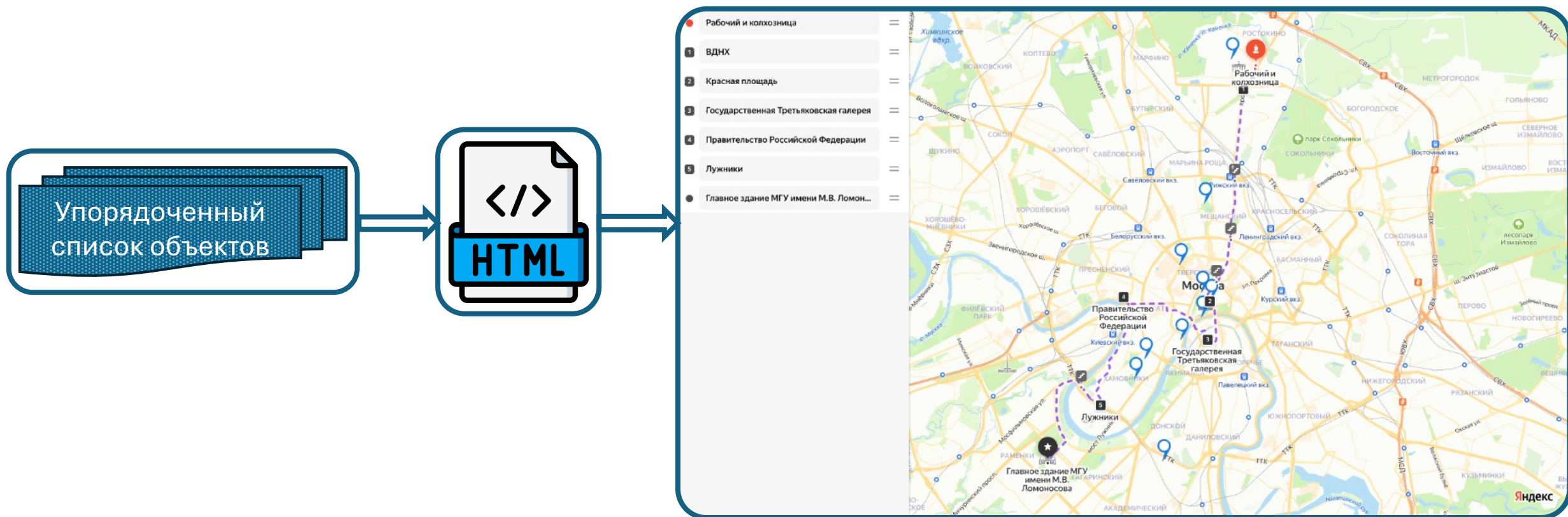


Сравнение с другими алгоритмами

№	Алгоритм	N	TL	T	OV	MR	OV/MR (%)
1	OR-Tools	50	20	1.00263	304	1252	24.281
	HSATS			0.05637	278		22.204
	Жадный алгоритм			0.01845	234		18.690
2	OR-Tools	50	50	1.00271	696	1263	55.106
	HSATS			0.19117	654		51.781
	Жадный алгоритм			0.05236	615		48.693
3	OR-Tools	50	100	1.00269	1006	1208	83.278
	HSATS			0.18015	975		80.712
	Жадный алгоритм			0.061012	905		74.917

где N – общее количество узлов, TL – ограничение по времени, T – время работы алгоритма, OV – значение целевой функции, MR – сумма наград за посещение всех вершин.

Визуализация построенного маршрута



Перспективы развития

Направления интеграции



Музеи и выставки

- маршруты по экспонатам с учётом интересов



Городские приложения

- маршруты по достопримечательностям



Туристические агентства

- автоматическое планирование экскурсий



Экскурсионные автобусы

- рекомендации остановок в пути



Торговые центры

- навигация по магазинам и акциям



Культурные платформы

- рекомендации по афише и мероприятиям

Перспективы развития



Улучшение персонализации

- учёт **контекста**: местоположение, погода, настроение;
- добавление **машинного обучения** на пользовательских данных для точной подстройки предпочтений



Расширение функциональности

- поддержка **групповых маршрутов** с согласованием интересов



Научное и прикладное развитие

- использование **новых эвристик** и моделей оптимизации

Полученные результаты

1) Спроектирована архитектура системы

- определена структура входных данных
- разработана логика маршрутизации и рекомендации

2) Реализована гибридная рекомендательная система

- разработана рекомендательная система коллаборативной фильтрации;
- разработана рекомендательная система на основе сходства объектов;
- реализован алгоритм объединения рекомендаций с учетом влияния каждой системы на конечный результат

3) Разработан гибридный метаэвристический алгоритм

- реализован гибридный метаэвристический алгоритм HSATS в рамках которого также реализованы табу-поиск алгоритм имитации отжига
- произведено сравнение скорости и качества работы реализованного с конкурентами (OR-TOOLS и жадный алгоритм);

4) Визуализирован маршрут

- для визуализации маршрута произведена интеграция со сторонними сервисами для визуализации построенных маршрутов;

Публикации

- Шекунов М.А. Интеграция рекомендательных алгоритмов и решения задачи оптимизации для улучшения опыта туристов / Тезисы докладов 21-й Всероссийской конференции с международным участием "Математические методы распознавания образов (ММРО-21)" (Москва, 2023). М.: Российская Академия наук, 2023. С. 57.
- Шекунов М.А. Система рекомендаций на основе стохастической оптимизации / Материалы I Всероссийской школы Национального центра физики и математики по искусственному интеллекту и большим данным в технических, промышленных, природных и социальных системах для студентов, аспирантов, молодых ученых и специалистов (Саров, 2023). Саров: ИПЦ ФГУП «РФЯЦ-ВНИИЭФ», 2023. С. 109.
- Барашов Е.Б., Шекунов М.А. Анализ гибридного имитационного отжига с табу поиском для стохастической задачи ориентирования / Труды 14-го Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2024). М.: ИПУ РАН, 2024. С. 1193-1197.

Код разработки



Спасибо за внимание!