

**УДК 004.832.2**

**doi: 10.15622/rcai.2025.054**

**ИССЛЕДОВАНИЕ СТРАТЕГИЙ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ  
С БОЛЬШИМИ ЯЗЫКОВЫМИ МОДЕЛЯМИ В ЗАДАЧЕ  
ОПТИМАЛЬНОГО ВЫБОРА ВРЕМЕНИ ВСТРЕЧИ<sup>1</sup>**

А.А. Агафонов (*agafonov.a@spcras.ru*)

Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр РАН,  
Санкт-Петербург

В работе исследуются различные стратегии взаимодействия с большими языковыми моделями (БЯМ) при решении задачи выбора оптимального времени встречи на основе пользовательских ограничений, заданных в свободной форме на естественном языке. Подобная задача является частным случаем поддержки принятия решений в условиях неявных и изменчивых предпочтений. Анализируются две принципиально различные стратегии: (1) агентный подход, основанный на генерации формальных ограничений и последующем решении задачи оптимизации внешним алгоритмом, и (2) прямая генерация решений в виде множества временных слотов, интервалов или бинарного вектора. Результаты показывают, что агентный подход обеспечивает наилучшую точность и стабильность, особенно при увеличении числа предпочтений. В то же время, подходы прямой генерации решений оказываются эффективными при не-

---

<sup>1</sup> Работа выполнена при финансовой поддержке РНФ (проект № 25-11-00127).

большом числе ограничений и простоте формулировок, что подчеркивает важность выбора формата взаимодействия с БЯМ в прикладных интеллектуальных системах.

**Ключевые слова:** большие языковые модели, программирование в ограничениях, агенты ИИ, поддержка принятия решений, выявление пользовательских предпочтений, планирование встреч.

## Введение

Поддержка принятия решений – одна из ключевых задач в системах искусственного интеллекта, особенно в случаях, когда необходимо учитывать предпочтения пользователя. Русскоязычный термин «системы поддержки принятия решений» (СППР), а также определение и архитектура СППР были предложены академиком О.И. Ларичевым в середине 1980-х годов [Ларичев, 1984]. Так, СППР выполняют две основные функции: 1) помощь в структуризации задачи, в построении ее модели; 2) помощь в выявлении предпочтений в рамках заданной структуры.

Особое внимание уделялось исследованию психологических аспектов принятия решений [Larichev, 1984]. При этом возможности ЭВМ по поддержке ЛПР (лица, принимающего решение) напрямую зависят от качества интерфейса и учета особенностей человеческого восприятия и переработки информации. В работах [Johnson et al., 2005], [Lichtenstein et al., 2006] отмечается, что предпочтения пользователей часто формируются в процессе выбора, а не являются фиксированными. Они могут быть непоследовательными, неполными и зависимыми от текущего контекста взаимодействия с системой.

Еще до появления больших языковых моделей (БЯМ) существовали подходы, позволяющие строить гибкие и человеко-ориентированные интерфейсы взаимодействия с системами поддержки принятия решений. В частности, в отечественной школе были разработаны методы вербального анализа решений [Ларичев, 2006], ориентированные на работу с предпочтениями, выраженными на естественном языке, и не требующие от ЛПР задания параметров в числовой форме. Появление БЯМ существенно расширило эти возможности: благодаря способности таких моделей интерпретировать и обрабатывать произвольные формулировки на естественном языке, они могут использоваться не только для извлечения и уточнения предпочтений пользователя, но и для их автоматической формализации с целью решения задач удовлетворения ограничений [Abdin et al., 2024], [Yuksekgonul et al., 2024].

В данной работе рассматривается задача оптимального выбора времени встречи как частный, но показательный пример задачи поддержки принятия решений, где предпочтения выражаются в виде ограничений на временные интервалы. Исследуются различные стратегии взаимодействия

с БЯМ для учета этих предпочтений, такие как прямая генерация решений, а также генерация формальных ограничений для использования в рамках агентного подхода. Основное внимание уделяется тому, как способ постановки задачи перед языковой моделью влияет на точность решений и их соответствие пользовательским ожиданиям.

## 1. Обзор современных исследований

Современные исследования подчеркивают растущую роль больших языковых моделей в задачах поддержки принятия решений, связанных с выявлением предпочтений человека. В [Lawless et al., 2024] отмечается значимость итеративного выявления предпочтений в коллаборативных системах, где предпочтения формируются по мере взаимодействия пользователя с предлагаемыми вариантами решений, в частности, в задаче планирования встреч. Их гибридная система, сочетающая БЯМ и методы программирования в ограничениях, позволяет динамически учитывать предпочтения пользователя, преодолевая разрыв между выражениями на естественном языке и формальной логикой ограничений.

В [Ahmed et al., 2024] демонстрируется, что модели, такие как GPT-4 и Llama-2, могут напрямую преобразовывать описания на естественном языке в формальные модели оптимизации. Результаты показывают, что, хотя более крупные модели дают лучшие результаты, даже БЯМ среднего размера могут быть эффективно дообучены для выполнения этой задачи. Сходные направления исследуются в рамках NL4Opt [Ramamonjison et al., 2022], а также в работах по семантическому разбору и распознаванию именованных сущностей в структурированных задачах оптимизации [Dakle et al., 2023], [Prasath et al., 2023].

Чтобы преодолеть ограничения традиционной байесовской оптимизации, которая обычно опирается на явную обратную связь (например, оценки или попарные сравнения), в [Austin et al., 2024] предлагается подход к интеграции БЯМ и байесовской оптимизации. Их метод позволяет итеративно собирать обратную связь в формате диалога на естественном языке, используя вероятностные методы для уточнения представлений модели о предпочтениях пользователя с течением времени.

Наконец, в [AhmadiTeshnizi et al., 2024] предлагается система OptiMUS, которая объединяет БЯМ и решатели задач смешанного целочисленного линейного программирования, автоматизируя весь процесс преобразования текстовых формулировок задач в формальные модели оптимизации.

В совокупности, рассмотренные работы показывают, что сочетание БЯМ с агентами предоставляет возможность эффективно выявлять, интерпретировать и формализовывать человеческие предпочтения, что является важным для создания интерактивных, человеко-ориентированных систем поддержки принятия решений, способных адаптироваться к меняющимся и контекстно-зависимым целям.

## 2. Постановка задачи

### 2.1. Оптимальный выбор времени встречи

Рассматривается задача автоматизированного выбора оптимального времени встречи на основе предпочтений пользователя, выраженных на естественном языке. Пользовательские ограничения задаются в виде свободно сформулированных высказываний, каждое из которых сопровождается числовым приоритетом, отражающим его значимость. Цель системы – выбрать временные слоты из дискретного диапазона (например, с 08:00 до 21:00 с шагом 30 минут), максимизируя суммарный приоритет удовлетворённых ограничений.

Пусть  $S$  – множество временных слотов, где  $t_i$  – дискретные моменты времени;  $L$  – множество ограничений, где  $l_j$  – ограничение на естественном языке,  $w_j$  – соответствующий ему вес.

В рассматриваемой постановке ограничения упорядочены по убыванию их приоритетов (весов), а вес  $i$ -го ограничения вычисляется по формуле

$$w_i = \frac{1}{2^i},$$

где  $n$  – общее число ограничений. Подобное экспоненциальное распределение весов гарантирует, что ограничение с наивысшим приоритетом всегда имеет наибольшее влияние на выбор решения, что моделирует ситуацию, когда существует множество ограничений, явно ранжированных по важности. Данный способ задания весов не претендует на реализм с точки зрения их получения из экспертных данных и не направлен на решение задачи их оценки, обсуждаемой, например, в работе [Анохин и др., 1997]. Вместо этого он используется для контролируемого моделирования ситуации с заранее известной иерархией приоритетов, чтобы исследовать, в какой степени большие языковые модели способны корректно интерпретировать и учитывать веса (приоритеты) при выборе оптимального решения. Однако стоит подчеркнуть, что на практике подобные веса могут определяться на основе строгости формулировок ограничений о времени встречи, что возможно реализовать как с помощью методов автоматической обработки текста, включая регулярные выражения, так и с использованием БЯМ для анализа и классификации приоритетов. Таким образом, цель задачи – найти подмножество временных слотов  $S'$ , максимизирующее сумму весов удовлетворенных ограничений.

Введем семейство булевых функций (одна для каждого ограничения):  $f_j$ , где  $f_j(t_i) = 1$ , если слот  $t_i$  удовлетворяет ограничению  $l_j$ . Тогда полезность одного временного слота определяется следующим образом:

Тогда оптимальное множество временных слотов определяется по следующей формуле:

## 2.2. Стратегии взаимодействия с БЯМ

**2.2.1. Агентный подход, основанный на генерации формальных ограничений.** БЯМ используется для преобразования ограничений на естественном языке  $c_i$  в булевы функции  $f_i$ , пригодные для обработки внешними оптимизаторами. Формально:

Далее задача решается как в п. 2.1.

**2.2.2. Прямая генерация решений с помощью БЯМ.** В этом подходе БЯМ принимает все множество ограничений  $c_i$  и возвращает решение напрямую, без явной формализации ограничений. Рассматриваются три подхода к реализации данной стратегии, отличающиеся по форме выходных данных:

Генерация множества временных слотов:

Генерация допустимых интервалов:

Генерация бинарного вектора:

## 3. Методология исследования

### 3.1. Наборы данных

Для оценки способности БЯМ формировать решения и ограничения при выявлении предпочтений относительно времени встречи был разработан набор данных, содержащий 100 пользовательских запросов на естественном языке и соответствующие им функции-ограничения с эталонным поведением.

Запросы были сгенерированы при помощи модели GPT-4o (температура – 0.7). Промпт содержал следующие требования: сгенерировать 100 запросов о времени начала встречи; указать конкретное время в каждом

запросе; указать время как часть диапазона, предпочтения, ограничений или условий (например, “Обязательно до 14:00”, “Желательно не раньше 10 утра”); использовать различные стили формулировок; выводить каждый запрос с новой строки. Затем для каждого полученного запроса была вручную сформирована функция-ограничение с эталонным поведением.

Из полученного множества запросов случайным образом было сформировано 50 наборов из 1, 3 и 5 ограничений. Данное множество наборов использовалось для оценки различных стратегий взаимодействия с БЯМ. Следует отметить, что задача исследования заключается не в получении статистически точной оценки производительности в общем случае, а в выявлении качественных различий между стратегиями при разном числе ограничений. Поскольку структура задачи и распределение наборов по числу ограничений фиксированы, даже относительно небольшое количество примеров обеспечивает устойчивые оценки средних показателей и позволяет выявить основные тенденции. Например, если качество решений заметно снижается при увеличении числа ограничений с одного до пяти, то дальнейшее увеличение их количества представляется нецелесообразным. С помощью эталонных функций было сформировано множество оптимальных решений для каждого из наборов ограничений. Оптимальное решение представляется бинарным вектором, размерность которого соответствует числу временных слотов, а значения отражают то, удовлетворяет ли слот ограничению (0 или 1). Также была рассчитана полезность каждого решения.

### **3.2. Оценка стратегий взаимодействия**

В рамках агентного подхода оценка генерации функций-ограничений осуществлялась с использованием следующих показателей:

- Компиляция (в т.ч. ошибки выполнения) – отношение числа успешно скомпилированных функций к общему числу сгенерированных функций.
- Точность – доля временных слотов, которые функция правильно идентифицировала как удовлетворяющие предпочтению.
- Полнота – доля временных слотов, соответствующих предпочтению, которые функция правильно идентифицировала как удовлетворяющие этому предпочтению.

Временные слоты были сформированы с шагом 30 минут в интервале с 08:00 до 21:00. Для генерации функций-ограничений рассматривались четыре модели: Saiga/Gemma3 12B, GPT-4o mini, Qwen3 32B, Grok 3 Mini. Последние две являются «рассуждающими». Значение температуры во всех случаях принималось равным нулю, чтобы повысить детерминированность генерации.

Внешний решатель реализован в виде Python-класса, который выполняет полный перебор доступных временных слотов с оценкой каждого по сумме весов удовлетворенных ограничений. Ограничения задаются как функции, принимающие время и возвращающие булево значение; каждому ограничению присваивается вес. При поиске оптимального времени решатель проверяет каждый слот на выполнение всех ограничений, фиксирует полезность и список удовлетворенных ограничений. Результатом работы является набор временных слотов с максимальным суммарным весом.

В рамках стратегий прямого решения задачи, набор ограничений с соответствующими приоритетами передавался напрямую в БЯМ в составе промпта. После этого ответ модели обрабатывался и приводился к бинарному вектору из 27 элементов (число слотов), где каждый элемент указывает, выбран ли соответствующий временной слот (1) или нет (0).

Оценка решений производилась по полученным векторам с помощью следующих показателей:

- Точность – доля временных слотов, выбранных моделью, которые действительно удовлетворяют эталонным ограничениям.
- Средняя абсолютная ошибка (MAE) – средняя абсолютная разница между полезностью решения, сгенерированного моделью, и полезностью эталонного решения.
- Доля валидных ответов – доля наборов ограничений, для которых модель сформировала ответ в ожидаемом формате.

Стоит отметить, что агентный подход предполагает дополнительный этап вызова внешнего решателя, что может увеличить общее время выполнения по сравнению с прямым подходом. Однако оценка времени выполнения не являлась целью исследования, а дополнительная вычислительная нагрузка рассматривается как оправданная в условиях сложных сценариев с большим числом ограничений и изменчивыми предпочтениями. При этом доступ к моделям осуществлялся по API внешних сервисов, вносящему неконтролируемые задержки и затрудняющему прямое сравнение времени выполнения между подходами.

## **4. Результаты и их обсуждение**

### **4.1. Генерация формальных ограничений**

В рамках данной стратегии БЯМ используется для преобразования ограничений на естественном языке в булевы функции, пригодные для обработки внешними оптимизаторами. Оцениваются два подхода к генерации формальных ограничений. В первом случае модель генерирует функции Python, возвращающие булево значение, во втором – формальное выражение, которое затем может быть интегрировано в функцию Python.

**4.1.1. Генерация ограничений.** В табл. 1 приводятся результаты оценки генерации формальных ограничений. Можно видеть, что, в целом, мо-

дели успешно справляются с интерпретацией естественно-языковых запросов пользователя. Большинству моделей легче дается понимание логических выражений, нежели функций-ограничений, за исключением Saiga/Gemma3 12B.

Таблица 1

Подход к генерации	Показатель	Saiga/Gemma3 12B	GPT-4o mini	Qwen3 32B	Grok 3 Mini
Функции-ограничения	Компиляция	1.000	1.000	0.930	1.000
	Точность	0.980	0.995	0.996	0.999
	Полнота	0.995	1.000	1.000	1.000
Логические выражения	Компиляция	1.000	1.000	0.960	1.000
	Точность	0.971	0.996	0.998	0.999
	Полнота	0.975	1.000	1.000	1.000

**4.1.2. Формирование решений.** Качество решений при использовании данной стратегии генерации ограничений определяется значениями показателей, рассмотренными ранее. На рис. 1 представлены результаты оценки решений, сформированных внешним решателем с помощью сгенерированных выражений. Снижение доли успешных ответов Qwen3 32B связано с тем, что ряд ограничений не были скомпилированы, а, соответственно, те наборы ограничений, в которых они входили, не могли быть корректно учтены.

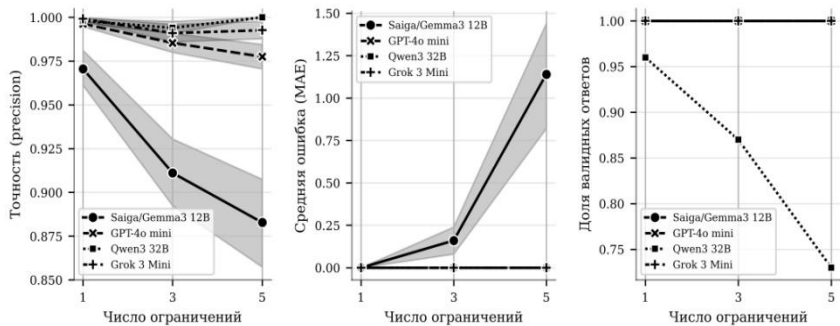


Рис. 1. Эффективность агентного подхода, основанного на генерации логических выражений

4.2. Прямое использование БЯМ

В данном подразделе оценивается способность БЯМ формировать решения напрямую, получая на вход набор ограничений с соответствующими им приоритетами. Рассматриваются три различных подхода к генера-



ции решений, отличающихся по структуре и выразительности: 1) генерация множества временных слотов; 2) генерация множества интервалов; 3) генерация бинарного вектора.

В табл. 2 приведены примеры форматов выходных данных для каждого из подходов.

Таблица 2

Входные ограничения	1. Пожалуйста, после 9:30. (приоритет 8) 2. Можем ли мы запланировать встречу после 15:30? (приоритет 4) 3. Предпочтительно время до 12:30. (приоритет 2)
Множество слотов	16:00; 17:30; 16:30
Множество интервалов	16:00–21:00
Бинарный вектор	00000000000000001111111111

**4.2.1. Генерация множества временных слотов.** В данном подходе модели было задано сформировать три временных слота, которые наилучшим образом удовлетворяют заданным ограничениям. Полученные результаты приводятся на рис. 2. Можно заметить, что рассуждающие модели формируют более надежные решения по сравнению с «обычными», однако характеризуются низкой долей валидных ответов при увеличении числа ограничений.

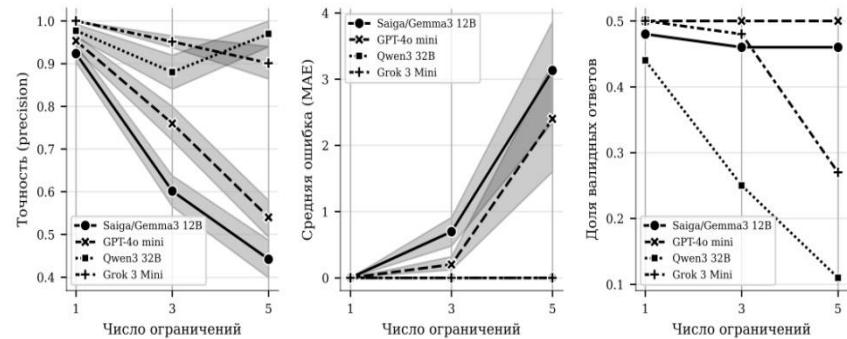


Рис. 2. Эффективность генерации множества из трех временных слотов

**4.2.2. Генерация множества интервалов.** В данном подходе модель формировала множество интервалов, удовлетворяющих предпочтениям пользователя. Полученные результаты приводятся на рис. 3.

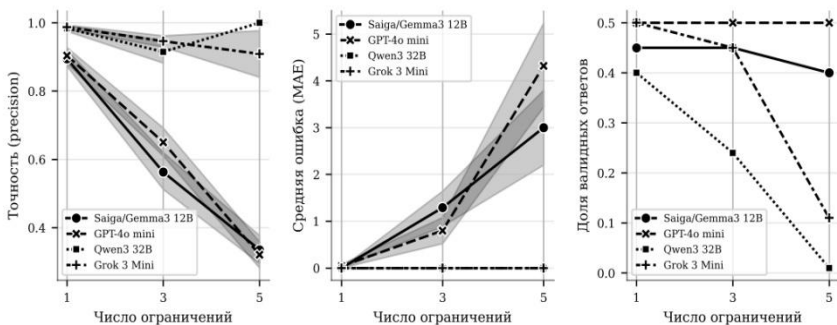


Рис. 3. Эффективность генерации множества интервалов

**4.2.3. Генерация бинарного вектора.** На рис. 4 представлены результаты оценки подхода генерации бинарного вектора, описывающего временной диапазон с точки зрения удовлетворения ограничений. Наибольшую точность и наименьшую ошибку полезности обеспечивают «рассуждающие» БЯМ (Qwen3 32B и Grok 3 Mini), однако они сильно подвержены отказам, которые проявляются в возврате пустого ответа на большую часть запросов. Так, для наборов, содержащих 5 ограничений, решения были вынесены не более, чем для 2 наборов из 50.

Наибольшая доля валидных ответов характерна для модели GPT-4o mini, но, также как и для Saiga/Gemma3 12B, наблюдается стремительное падение точности и рост MAE.

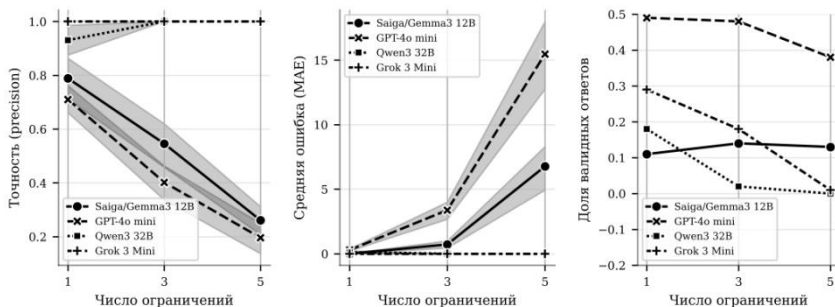


Рис. 4. Эффективность генерации бинарного вектора

### 4.3. Сравнение стратегий

На рис. 5 представлены обобщенные результаты оценки качества стратегий, детально рассмотренных в предыдущих пунктах. Можно заключить, что наибольшая точность и доля валидных ответов, а также наи-

меньшая ошибка (MAE) характерна для стратегии генерации ограничений, что свидетельствует о перспективности использования данной стратегии в агентных системах поддержки принятия решений.

Стратегии, основанные на прямом решении задачи с помощью больших языковых моделей, демонстрируют деградацию значений рассматриваемых показателей по мере увеличения числа ограничений. Однако следует заметить, что подход генерации множества временных слотов обеспечивает наилучшее качество решений среди стратегий, основанных на прямом решении задачи. Подход генерации множества интервалов сопоставим по качеству с предыдущим, если ограничений не более 3. Таким образом, БЯМ «проще» генерировать решения в форме множества временных слотов или интервалов, выраженных в привычной для человека форме, нежели бинарный вектор, описывающий временной диапазон с точки зрения удовлетворения ограничений.

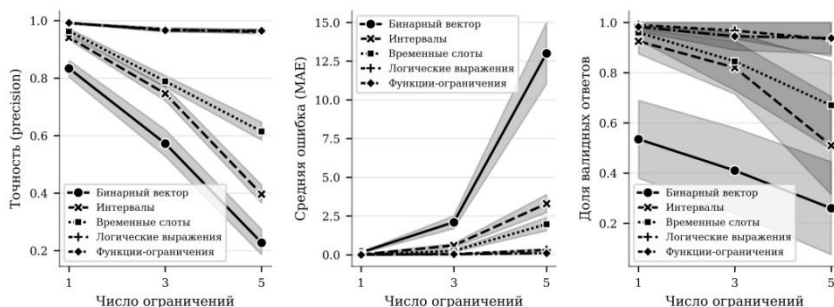


Рис. 5. Сравнение стратегий взаимодействия с БЯМ

## Заключение

Проведенное исследование демонстрирует, что выбор стратегии взаимодействия с большой языковой моделью оказывает существенное влияние на качество решений в задачах поддержки принятия решений на основе естественного языка. Наиболее надежной и масштабируемой оказалась стратегия, при которой БЯМ используется для преобразования ограничений в формальные логические функции, пригодные для последующей оптимизации. Подобный агентный подход обеспечивает высокую точность даже при большом числе ограничений, что делает его перспективным для применения в реальных интеллектуальных системах.

В то же время, стратегии прямой генерации решений могут быть успешно использованы в условиях ограниченной сложности задачи – при небольшом числе предпочтений и ясной их формулировке. Особенно эффективной оказалась генерация множества временных слотов.

## Список литературы

- [Анохин и др., 1997] Анохин А.М., Глотов В.А., Павельев В.В., Черкашин А.М. Методы определения коэффициентов важности критериев // Автоматика и телемеханика. – 1997. – № 8. – С. 3-35.
- [Ларичев, 2006] Ларичев О.И. Вербальный анализ решений. – М.: Наука, 2006. – 181 с.
- [Ларичев, 1984] Ларичев О.И. Проблемы взаимодействия человек-ЭВМ в системах поддержки принятия решений // Процедуры оценивания многокритериальных объектов. – 1984. – № 9. – С. 20-28.
- [Abdin et al., 2024] Abdin M.I., Gunasekar S., Chandrasekaran V., Li J., Yuksekgonul M., Peshawaria R.G., Naik R., Nushi B. KITAB: Evaluating LLMs on Constraint Satisfaction for Information Retrieval // In: Proc. 12th International Conference on Learning Representations (ICLR 2024), Vienna, Austria, 2024.
- [AhmadiTeshnizi et al., 2024] AhmadiTeshnizi A., Gao W., Udell M. OptiMUS: Scalable Optimization Modeling with (MI)LP Solvers and Large Language Models // In: Proc. 41st International Conference on Machine Learning (ICML 2024), Vienna, Austria, 2024. – P. 577-596.
- [Ahmed et al., 2024] Ahmed T., Choudhury S. LM4OPT: Unveiling the potential of Large Language Models in formulating mathematical optimization problems // INFOR: Information Systems and Operational Research. – 2024. – Vol. 62(4). – P. 559-572. – doi: 10.1080/03155986.2024.2388452.
- [Austin et al., 2024] Austin D., Korikov A., Toroghi A., Sanner S. Bayesian Optimization with LLM-Based Acquisition Functions for Natural Language Preference Elicitation // In: Proc. 18th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2024), Bari, Italy, 2024. – P. 74-83. – doi: 10.1145/3640457.3688142.
- [Dakle et al., 2023] Dakle P.P., Kadioğlu S., Uppuluri K., Politi R., Raghavan P., Rallabandi S., Srinivasamurthy R. NER4OPT: Named Entity Recognition for Optimization Modelling from Natural Language // In: Proc. 20th International Conference on the Integration of Constraint Programming, Artificial Intelligence, and Operations Research (CPAIOR 2023), Nice, France, 2023. – P. 299-319. – doi: 10.1007/978-3-031-33271-5\_20.
- [Johnson et al., 2005] Johnson E.J., Steffel M., Goldstein D.G. Making better decisions: From measuring to constructing preferences // Health Psychology. – 2005. – Vol. 24(4). – P. S17-S22. – doi: 10.1037/0278-6133.24.4.S17.
- [Lawless et al., 2024] Lawless C., Schoeffer J., Le L., Rowan K., Sen S., St. Hill C., Suh J., Sarrafzadeh B. “I Want It That Way”: Enabling Interactive Decision Support Using Large Language Models and Constraint Programming // ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems. – 2024. – Vol. 14(3). – P. 1-33. – doi: 10.1145/3685053.
- [Lichtenstein et al., 2006] Lichtenstein S., Slovic P. The Construction of Preference. – Cambridge University Press, 2006.
- [Larichev, 1984] Larichev O.I. Psychological Validation of Decision Methods // Journal of Applied Systems Analysis. – 1984. – Vol. 11. – P. 37-46.

- [Prasath et al., 2023]** Prasath G., Karande S. Synthesis of Mathematical programs from Natural Language Specifications // ArXiv. 2023. – doi: 10.48550/arXiv.2304.03287.
- [Ramamonjison et al., 2022]** Ramamonjison R., Li H., Yu T., He S., Rengan V., Banitalebi-dehkordi A., Zhou Z., Zhang Y. Augmenting Operations Research with Auto-Formulation of Optimization Models From Problem Descriptions // In: Proc. 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Industry Track (EMNLP 2022), Abu Dhabi, UAE, 2022. – P. 29-62. – doi: 10.18653/v1/2022.emnlp-industry.4.
- [Yuksekgonul et al., 2024]** Yuksekgonul M., Chandrasekaran V., Jones E., Gunasekar S., Naik R., Palangi H., Kamar E., Nushi B. Attention Satisfies: A Constraint-Satisfaction Lens on Factual Errors of Language Models // In: Proc. 12th International Conference on Learning Representations (ICLR 2024), Vienna, Austria, 2024.