

# Дональд Трамп в виртуальных опросах: Моделирование и прогнозирование общественного мнения в опросах с помощью больших языковых моделей\*

Шапэн Цзян<sup>1</sup>, Лицзя Вэй<sup>1</sup>, и Чэнь Чжан<sup>11</sup> Уханьский  
университет

5 ноября 2024 года

## Аннотация

В последние годы большие языковые модели (БЯМ) привлекли к себе внимание благодаря своей способности генерировать человекоподобные тексты. Поскольку опросы и голосования остаются ключевыми инструментами для определения общественного мнения, растет интерес к оценке того, могут ли LLM точно воспроизводить человеческие ответы. В данном исследовании рассматривается потенциал LLM, в частности ChatGPT-4o, для воспроизведения человеческих ответов в крупномасштабных опросах и прогнозирования результатов выборов на основе демографических данных. Используя данные Всемирного опроса о ценностях (WVS) и Американского национального электорального исследования (ANES), мы оцениваем эффективность LLM в двух ключевых задачах: моделировании ответов людей и прогнозировании результатов выборов.

результаты выборов в США. В имитационных задачах перед LLM была поставлена задача генерировать синтетические ответы на различные социокультурные вопросы и вопросы, связанные с доверием, что продемонстрировало заметное совпадение с моделями ответов людей в американо-китайских выборках, хотя и с некоторыми ограничениями по чувствительным к ценностям темам. В задачах прогнозирования LLM использовался для моделирования поведения избирателей на прошлых выборах в США и предсказания результатов выборов 2024 года. Наши результаты показывают, что LLM эффективно воспроизводит культурные различия, демонстрирует предсказательную валидность на выборке и дает правдоподобные прогнозы вне выборки, что говорит о его потенциале как экономически эффективного дополнения к исследованиям на основе опросов.

**Ключевые слова:** Большие языковые модели, синтетические данные опроса, предсказание выборов

---

\*Все авторы внесли равный вклад и перечислены в алфавитном порядке по фамилиям. Корреспондирующий автор: Лицзя Вэй, [ljwei@whu.edu.cn](mailto:ljwei@whu.edu.cn)

# 1 Введение

Большие языковые модели (БЯМ) являются мощными инструментами для моделирования человеческого поведения благодаря своей способности отражать сложность естественного языка и кодировать широкий спектр человеческого опыта, культурных норм и моделей принятия решений на основе обширных обучающих данных. Эти модели отражают то, как люди используют язык для выражения мыслей, убеждений и эмоций, что делает их пригодными для воспроизведения поведения в различных социальных контекстах. Это особенно ценно для исследований в области социальных наук, где эксперименты и опросы в значительной степени опираются на людей для сбора поведенческих данных (Kim and Lee, 2023). В частности, использование LLM в поведенческих симуляторах позволяет исследователям масштабировать эксперименты, снизить затраты на исследования с участием людей и получить представление об индивидуальном поведении и сложных социальных взаимодействиях, таких как доверие, переговоры и сотрудничество (Aher et al., 2022). Кроме того, LLM могут моделировать множество сценариев и личностей, помогая исследователям прогнозировать реакцию на новые социальные условия (Cheng et al., 2023).

LLM в основном обучаются на обширных текстовых корпорациях, полученных из различных источников, таких как общие веб-тексты, книги и статьи, а не на необработанных экспериментальных данных. Несмотря на это, современные исследования симуляторов на основе LLM показали, что LLM могут точно воспроизводить результаты классических экспериментов, таких как игра в ультиматум, игра в доверие, дилемма заключенного, игра в диктатора и стратегическая коммуникационная игра (Aher et al., 2022; Xie et al., 2024; Phelps and Russell, 2023; Xu et al., 2023; Ashokkumar et al., 2024). Однако современные экспериментальные симуляции на основе LLM сосредоточены на базовых экспериментах, которые являются относительно простыми, с четкими стимулами или доминирующими стратегиями. По сравнению с экспериментальными симуляторами, в опросах используются неоднозначно сформулированные вопросы с множеством вариантов, которые предлагают минимальные различия (например, шкалы Лайкерта). Без стимулов и оптимальных стратегий опросы в большей степени сосредоточены на ценностях и установках, где консенсус может отсутствовать.

Цель данного исследования - использовать новейшую модель LLM, ChatGPT-4o<sup>1</sup> для моделирования ответной реакции.

---

<sup>1</sup>Модель ChatGPT-4o была обучена на информации, доступной до октября 2023 года. На протяжении всего исследования мы использовали исключительно API-инструмент ChatGPT, не применяя никаких возможностей поиска в реальном времени.

выбор респондентов в крупномасштабных опросах, в частности их отношение к спорным вопросам, основанным на ценностях. В частности, мы использовали LLM для решения двух основных задач: моделирования и прогнозирования. Для задачи моделирования модель создавала персоны на основе демографических профилей респондентов из США и Китая, используя данные Всемирного опроса о ценностях (WVS). На основе принятых в WVS персон модель генерировала синтетические ответы на различные темы, такие как социальные ценности, доверие и этика, что позволило нам сравнить синтетические ответы с реальными ответами людей. В отличие от этого, для задачи прогнозирования LLM смоделировала поведение избирателей, используя другую группу персон, взятых из Американского национального электорального исследования (ANES), сначала воссоздав результаты прошлых выборов в США, а затем спрогнозировав выборы 2024 года.

Наши результаты показывают, что LLM демонстрирует сильную предсказательную способность на выборке, тесно согласуясь с ответами людей при включении демографических данных. При кросс-культурных сравнениях LLM эффективно воспроизводит культурные различия в ценностях между США и Китаем по большинству пунктов, хотя иногда переоценивает социально прогрессивные взгляды, особенно в США. С прогностической стороны модель демонстрирует потенциал для прогнозирования вне выборки, а ее точность еще больше подтверждается при включении исторических моделей голосования. Эти результаты подчеркивают потенциал LLM в качестве дополнительного инструмента в крупномасштабных опросах, позволяющего получать экономически эффективные и учитывающие культурные особенности выводы.

В литературе продемонстрирована способность LLM имитировать выбор респондентов в опросах. В таких исследованиях, как Argyle et al. (2023), изучалось, как GPT-3, обусловленный социально-демографическими данными, может генерировать ответы, напоминающие данные реального опроса, улавливая нюансы взаимосвязи между отношением и социально-культурным контекстом. Аналогичным образом, Бисби и др. (2023) оценили способность LLM генерировать синтетические мнения, соответствующие реальным ответам на опросы, и обнаружили, что, хотя общие средние показатели могут соответствовать человеческим данным, модель испытывает трудности с изменчивостью и надежностью в разных итерациях. Исследования также подчеркивают практические проблемы использования LLM в опросах; например, Ким и Ли (Kim and Lee, 2023) отметили, что генерируемые LLM ответы на опросы могут демонстрировать предвзятость ответов, основанную на формулировке вопроса, что может повлиять на

надежность выводов. Кроме того, Tjua et al. (2023) подчеркивают, что, хотя LLM могут воспроизводить модели опросов, они склонны к однородности ответов, что снижает различия, характерные для человеческих данных. Эти выводы иллюстрируют как перспективы, так и ограничения использования LLM для имитации участников опроса, подчеркивая необходимость тщательного проектирования и внимания к вариативности. Тем не менее, современные исследования в области симуляции опросов на основе LLM все еще ограничены, а большинство исследований посвящено политическим установкам и данным из англоязычных стран.

Наша статья вносит вклад в литературу, смещая фокус моделирования на основе LLM с экспериментального воспроизведения на исследования опросов. Мы используем более продвинутую модель ChatGPT-4o для изучения ключевых социальных ценностей и мнений, что расширяет возможности опросов в области социальных наук. Наше исследование также предлагает кросс-культурное понимание через сравнение США и Китая, предоставляя редкие данные из неанглоязычных контекстов. Кроме того, мы используем результаты моделирования для прогнозирования президентских выборов в США в 2024 году на основе демографических данных избирателей - это первое использование LLM для прогнозирования будущего события.

## **2 Дизайн исследования**

В этом разделе описывается план исследования для выполнения двух задач: моделирования и предварительного прогнозирования. В задаче моделирования мы предоставили ChatGPT демографические характеристики респондентов из США и Китая, зафиксированные в 7-й волне Всемирного опроса о ценностях (WVS). После принятия персонажа, определяемого набором демографических характеристик респондента, перед LLM была поставлена задача сформировать набор синтетических мнений о социальных ценностях, доверии, вопросах здравого смысла, этических нормах и ценностях. Таким образом, мы можем сравнить синтетические мнения с истинными мнениями людей, отвечавших на вопросы опроса. Это позволяет не только оценить точность синтетических ответов LLM, но и определить, сохраняются ли различия во мнениях между Китаем и США в смоделированной выборке. Подсказки, использованные в этом задании, представлены в части

(a) Приложение А. В целом мы сравниваем ответы LLM с ответами каждого из 2 429 респондентов-людей в Китае и 2 507 респондентов в США, принявших участие в опросе.

В задаче предсказания LLM были предоставлены демографические характеристики респондентов из Американского национального электорального исследования (ANES). Мы предложили ему сыграть роль респондента ANES и проголосовать соответствующим образом. Приняв на себя роль респондента из опроса ANES 2020 года, LLM было поручено проголосовать на двух выборах: Хиллари Клинтон против Дональда Трампа в 2016 году и Джо Байден против Дональда Трампа в 2020 году. В соответствии с правилами выборов в США, мы агрегировали смоделированные голоса по штатам. Затем они были объединены на национальном уровне, чтобы определить количество голосов выборщиков и предсказать победителя. Таким образом, мы можем сравнить синтетические результаты голосования, сгенерированные LLM, с реальными результатами выборов. Кроме того, мы попросили LLM принять образ респондента из опроса ANES 2020 года и проголосовать гипотетически на президентских выборах 2024 года, выбирая между Камалой Харрис и Дональдом Трампом. Таким образом, после обнародования официальных результатов выборов мы сможем проверить точность наших предсказаний в каждом штате. В общей сложности мы использовали личные характеристики 6571 респондента-человека из опроса ANES 2020 года и скорректировали результаты прогнозирования с помощью весов выборки опроса для обеспечения репрезентативности.

Поскольку LLM очень чувствительны к подсказкам, мы использовали два разных метода подсказки. Первая подсказка называется "подсказка в виде ролевой игры", широко используемая в LLM. Он предполагает назначение модели на определенную роль и указание ей действовать в соответствии с характеристиками и информацией, связанной с этой ролью. Эта техника помогает направлять поведение и реакции модели, делая их более контекстуально уместными и соответствующими поставленной задаче. Как показано в части (b) Приложения А, мы поручаем LLM сыграть роль жителя, которого опрашивает специалист по опросам.

Однако использование ролевой игры для прогнозирования поведения при голосовании может привести к тому, что LLM будет слишком сильно фокусироваться на индивидуальных характеристиках, игнорируя исторические тенденции голосования и сложившиеся политические пристрастия в конкретном штате. Чтобы решить эту проблему, мы применили "струк-

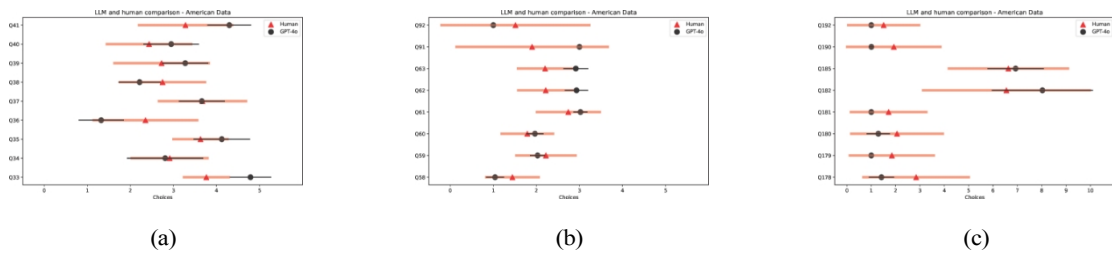
формальная подсказка", направляющая LLM на рассмотрение как профиля респондента, так и политических тенденций его штата. Эта подсказка предоставляет более структурированную справочную информацию и направляет GPT на учет исторических особенностей голосования в штате при составлении прогнозов. Подробный текст подсказки см. в части (с) Приложения А.

## **3 Результаты**

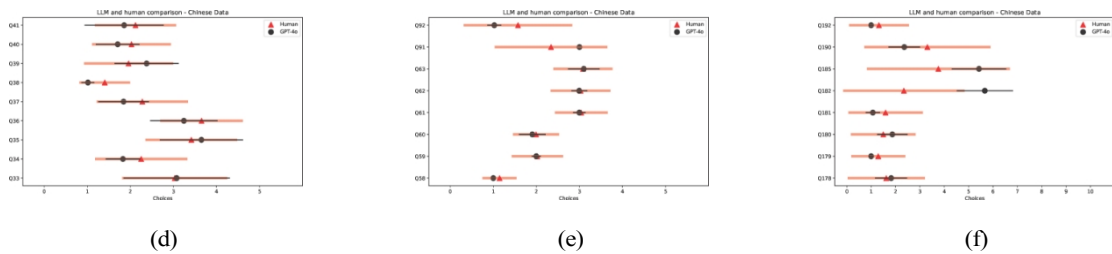
### **3.1 Точность LLM при воспроизведении ответов на опросы в США и Китае**

На рисунке 1 сравниваются ответы людей из выборки WVS и ответы, полученные с помощью LLM. Во всем этом разделе ссылки на вопросы опроса даются непосредственно по их оригинальным идентификаторам в WVS. На панели А показана выборка США, а на панели В - выборка Китая. Несмотря на некоторые различия в средних значениях между ответами LLM и людей, большинство средних значений ответов LLM находятся в пределах одного стандартного отклонения от средних значений ответов людей. Кроме того, многие ответы LLM не только имеют средние значения в пределах этого диапазона, но и демонстрируют меньшую дисперсию, поскольку их собственное стандартное отклонение в значительной степени охватывается стандартным отклонением ответов людей, что указывает на меньшие колебания в ответах LLM. Этот вывод согласуется с данными Bisbee et al. (2023).

Однако по некоторым пунктам опроса ответы LLM заметно отличаются от ответов людей. Например, в американской выборке значительные различия наблюдаются в вопросах о социальных ценностях, таких как Q33, Q36 и Q41, которые затрагивают такие темы, как гендерное равенство при приеме на работу, права ЛГБТК+ и трудовая этика. Что касается вопросов, связанных с доверием (Q62 и Q63), то LLM предсказывает более высокий уровень доверия к людям из разных религиозных и национальных групп, чем это было в действительности выражено американскими респондентами. Эти результаты отражают, что ChatGPT может проявлять предвзятость, представляя американцев более склонными к прогрессивным взглядам, что согласуется с наблюдениями Feng et al. (2023). Интересно, что по этим вопросам различия между ответами LLM и людей в китайской выборке меньше, что указывает на более сильное соответствие LLM ценностям китайского контекста и менее заметный акцент.



Панель A: WVS-США.



Панель B: WVS-Китай

Рисунок 1: Сравнение средних и стандартных отклонений ответов LLM и WVS

на социально прогрессивные взгляды.

В вопросах, касающихся общих знаний, таких как Q91 и Q92, LLM в целом превосходит респондентов с минимальными отклонениями, что, вероятно, объясняется наличием большого количества обучающих данных. LLM также хорошо согласуется с ответами людей по этическим нормам, и, как правило, демонстрирует меньшую вариативность в вопросах морали. Исключением является китайский вопрос Q182, в котором LLM заметно завышает оценку принятия обществом гомосексуальных сообществ, что отражает возможное завышение прогноза принятия под влиянием данных.

В таблице 1 показаны различия между ответами США и Китая в выборках людей и LLM. Мы видим, что большинство культурных различий, обнаруженных в человеческих данных, сохраняются и в ответах, сгенерированных LLM, сохраняя те же направленные тенденции со статистически значимыми результатами t-тестов. На панели A LLM воспроизводит все фактические американо-китайские различия в социальных ценностях. На панели B ответы Q60 и Q61 расходятся в предсказанном направлении. Панель C, посвященная знанию здравого смысла, показывает, что ответы LLM стабильны и не связаны с американо-китайскими различиями.

различия. В панели D LLM непоследовательно отражает американо-китайские различия, сохраняя их только для Q182, Q185 и Q190. Более слабые результаты в панели D могут быть обусловлены склонностью LLM ориентироваться на установленные законы и социальные нормы, что может привести к расхождению с реакцией людей.

Таблица 1: Различия между США и Китаем: ответы людей по сравнению с ответами LLM

|  | Ответ человека |              |                | Реакция LLM |              |                |
|--|----------------|--------------|----------------|-------------|--------------|----------------|
|  | США.<br>(1)    | Китай<br>(2) | Разница<br>(3) | США<br>(4)  | Китай<br>(5) | Разница<br>(6) |
| <b>Панель А: Социальные ценности</b>                     |                |              |                |             |              |                |
| Q33  | 3.764          | 3.022        | 0.742*         | 4.828       | 2.982        | 1.846*         |
| Q34  | 2.913          | 2.247        | 0.666*         | 3.045       | 1.781        | 1.264*         |
| Q35  | 3.628          | 3.414        | 0.214*         | 4.242       | 3.544        | 0.698*         |
| Q36  | 2.351          | 3.653        | -1.302*        | 1.292       | 3.252        | -1.96*         |
| Q37  | 3.672          | 2.272        | 1.4*           | 3.806       | 1.797        | 2.009*         |
| Q38  | 2.746          | 1.405        | 1.341*         | 2.224       | 0.99         | 1.234*         |
| Q39  | 2.723          | 1.968        | 0.755*         | 3.357       | 2.313        | 1.044*         |
| Q40  | 2.434          | 2.028        | 0.406*         | 4.864       | 1.667        | 3.197*         |
| Q41  | 3.28           | 2.12         | 1.16*          | 4.392       | 1.873        | 2.519*         |
| <b>Панель В: Доверие</b>                                 |                |              |                |             |              |                |
| Q58  | 1.443          | 1.147        | 0.296*         | 1.04        | 1            | 0.04*          |
| Q59  | 2.222          | 2.022        | 0.2*           | 2.028       | 1.996        | 0.032*         |
| Q60  | 1.788          | 1.996        | -0.208*        | 1.966       | 1.906        | 0.06*          |
| Q61  | 2.741          | 3.044        | -0.303*        | 3.023       | 2.997        | 0.026*         |
| Q62  | 2.216          | 3.028        | -0.812*        | 2.931       | 2.994        | -0.063*        |
| Q63  | 2.202          | 3.084        | -0.882*        | 2.915       | 3.106        | -0.191*        |
| <b>Панель С: Здравый смысл международной организации</b> |                |              |                |             |              |                |
| Q91  | 1.901          | 2.329        | -0.428*        | 3           | 2.999        | 0.001          |
| Q92  | 1.513          | 1.57         | -0.057         | 1           | 0.999        | 0.001          |
| <b>Группа D: Этические нормы и ценности</b>              |                |              |                |             |              |                |
| Q178   | 2.843          | 1.62         | 1.223*         | 1.421       | 1.824        | -0.403*        |
| Q179   | 1.847          | 1.283        | 0.564*         | 1           | 1            | 0              |
| Q180   | 2.059          | 1.5          | 0.559*         | 1.29        | 1.875        | -0.585*        |
| Q181   | 1.714          | 1.595        | 0.119*         | 1           | 1.072        | -0.072*        |
| Q182   | 6.552          | 2.331        | 4.221*         | 8.031       | 5.676        | 2.355*         |
| Q185   | 6.633          | 3.738        | 2.895*         | 6.93        | 5.442        | 1.488*         |
| Q190   | 1.926          | 3.325        | -1.399*        | 1.005       | 2.375        | -1.37*         |
| Q192   | 1.51           | 1.317        | 0.193*         | 1           | 1            | 0              |

Примечание: \* обозначает статистическую значимость на уровне 1%.



### 3.2 Дисперсия-ковариация ответов и сходство корреляций

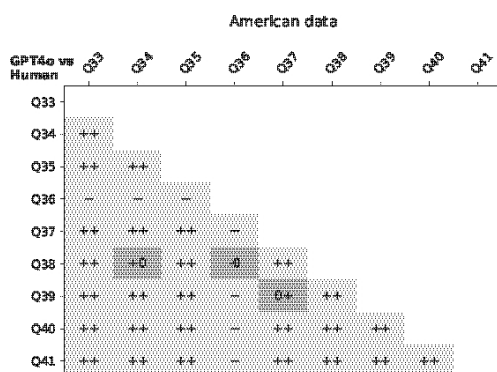
Исследователей часто интересуют корреляции между поведением и мнениями. Из-за бюджетных ограничений они часто измеряют несколько предпочтений в одном опросе или эксперименте (например, доверие и принятие риска), что делает важным согласованность парных корреляций между этими измерениями. Оценив, насколько хорошо LLM соответствует ответам людей на отдельные вопросы, мы также изучили, сохраняет ли она корреляции между различными ответами, наблюдаемые в выборке людей.

Мы используем метод, аналогичный методу Сноуберга и Ярива (2021), для анализа связей между ответами на разные вопросы в выборках, смоделированных LLM и людьми. В частности, мы оцениваем, присутствуют ли статистически значимые парные корреляции, наблюдаемые между двумя вопросами в ответах, сгенерированных LLM, также и в ответах людей. Результаты, представленные на рисунке 2, показывают направление и значимость этих парных корреляций для вопросов о социальных ценностях и доверии, причем панель (a) представляет американскую выборку, а панель (b) - китайскую.

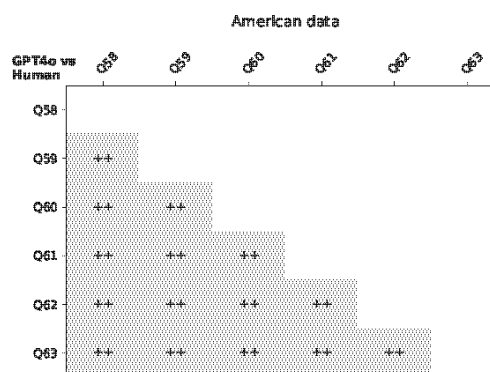
Положительная (+) или отрицательная (-) и значимая корреляция между двумя результативными показателями обозначается "+" или "-", а незначимая корреляция - "0". Каждая ячейка содержит два знака: первый указывает на корреляции в выборке LLM, а второй - в выборке человека. Ячейки, в которых парные корреляции согласуются как по знаку, так и по значимости между образцами, смоделированными с помощью LLM, и образцами человека, обозначены как "полное согласие" и затенены светло-серым цветом. Ячейки, в которых корреляция значима в одном образце, но незначительна в другом, обозначены как "частичное несогласие" и затенены серым цветом. Наконец, ячейки со значимыми корреляциями в обеих выборках, но противоположными по направлению, обозначаются как "полное несогласие" и затеняются темно-серым. Мы не включаем вопросы об этических нормах и ценностях, основанных на здравом смысле, поскольку ответы, смоделированные с помощью LLM, не отличаются вариативностью.

На рисунке 2 большинство ячеек закрашены светло-серым цветом, что свидетельствует о полном согласии, и только в двух случаях в китайской выборке наблюдалось полное несогласие в отношении социальных ценностей. В

В американской выборке только 3 из 51 парных корреляций указывают на частичное несогласие, в то время как в

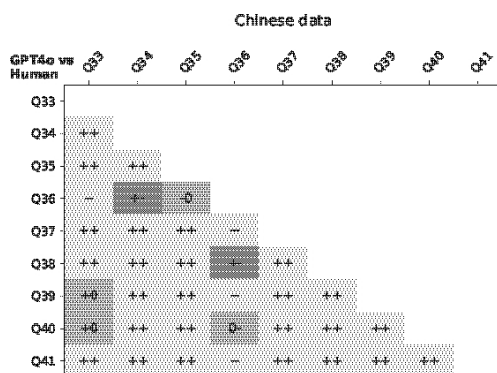


(a) Социальные ценности

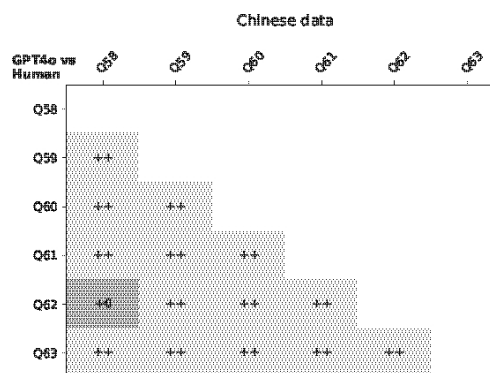


(б) доверие

Панель A: WVS-США.



(c) Социальные ценности



(d) Доверие

Панель B: WVS-Китай

Рисунок 2: Внутрисубъектные корреляции между LLM и человеком.

В китайской выборке 5 из 51 корреляции показывают частичное несогласие. Это говорит о том, что генерируемые LLM ответы эффективно сохраняют корреляции между различными человеческими убеждениями и установками.

Хотя синтетические данные могут показаться достаточно точными в совокупности, при изучении условных связей все же возникают некоторые проблемы. Чтобы оценить, насколько корреляционная структура синтетических данных соответствует структуре эталона человека, мы сравниваем результаты регрессии, используя в качестве зависимой переменной фактические и синтетические ответы.

$$\text{Ответ}_{ij} = \beta_0 + D_j \beta_1 X_{1i} + (1 - D_j) \beta_2 X_{2i} + \epsilon_{ij} \quad (1)$$

где  $i$  представляет респондентов,  $j$  обозначает источник данных (выборка людей или выборка LLM).  $D_j$  - фиктивная переменная, равная 1 для людей и 0 для LLM.  $X_i$  - вектор, содержащий характеристики респондента, используемые в подсказке персоны (возраст, пол, образование, доход, семейное положение, род занятий). Основное внимание мы уделяем векторам коэффициентов  $\beta_1$  и  $\beta_2$ , которые отражают частичные корреляции между каждой ковариатой в  $X_i$  и ответом для человеческих и LLM выборок, соответственно.

Мы прогоняем спецификацию в уравнении 1 для каждого ответа (вопросы о социальных ценностях и доверии), всего 15 регрессий. На рисунке 3 показаны оценки коэффициентов: на оси x - человеческий коэффициент,  $\beta_1$ , на оси y - коэффициент LLM,  $\beta_2$ , сгруппированные по независимым переменным. Точки, расположенные ближе к 45-градусной линии, указывают на выравнивание частичной корреляции, наблюдаемое на основе человеческих или синтетических данных. В недиагональных квадрантах (левый верхний и правый нижний) точки отражают коэффициенты с противоположными знаками в зависимости от источника данных, указывая на то, что выводы, сделанные на основе человеческих данных, будут противоположны выводам, сделанным на основе выборки LLM.

В целом, большинство коэффициентов находятся вблизи 45-градусной линии, за исключением фиктивных переменных, связанных с родом занятий - сельскохозяйственные и промышленные рабочие - в панелях (h) и (i). Это указывает на то, что LLM достаточно эффективно предсказывает ответы индивида на основе этих характеристик. Эти результаты подтверждают возможность использования демографических характеристик для прогнозирования поведения других людей, закладывая прочный фундамент для нашей последующей задачи прогнозирования.

### 3.3 Предсказание исхода президентских выборов в США в 2024 году

Используя подсказки из частей (b) и (c) в Приложении А, мы позволили LLM смоделировать поведение каждого респондента ANES при голосовании. На основе различных подсказок и расчетов

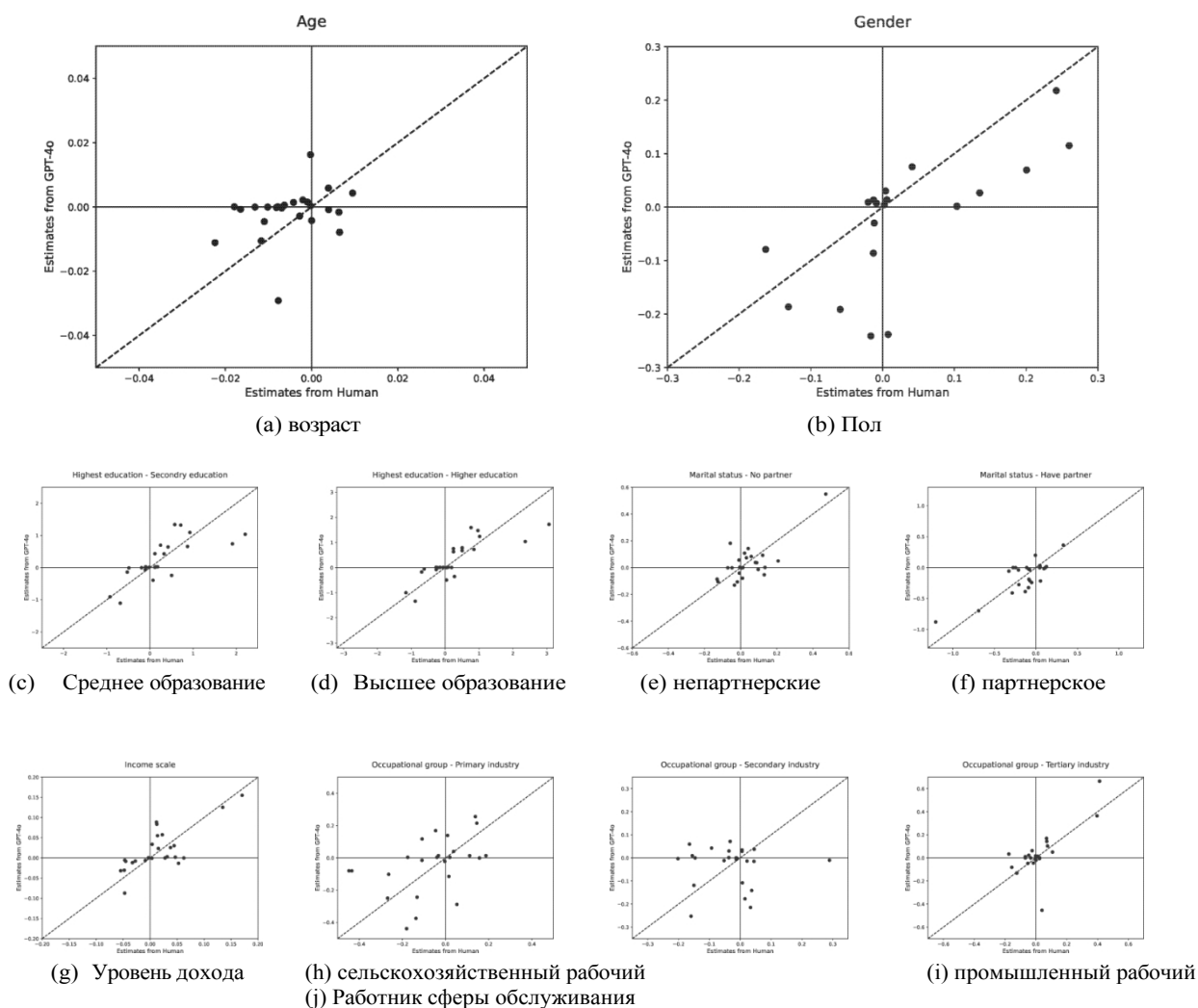


Рисунок 3: Внутрисубъектные корреляции между LLM и человеком.

В результате применения этих методов мы получили три показателя прогнозируемых результатов. В первых двух используются ролевая подсказка и структурная подсказка, соответственно. Хотя подсказка исторического голосования направляет LLM на использование исторических данных, то, как модель использует свою огромную информацию, остается для нас "черным ящиком". Поэтому третий метод объединяет прогнозы, полученные с помощью ролевой подсказки, с фактическими историческими долями голосов, взвешивая их для создания более сбалансированного прогноза. В частности, прогнозируемая доля голосов для партии  $p$  в штате  $i$  для года  $y$  выглядит следующим образом

определяется следующим образом:

Прогнозируемая доля голосов $_{i,y,p} = h \times \text{историческая доля голосов}_{i,p} + (1-h) \times \text{LLM-прогнозируемая доля голосов}_{i,y,p}$

где  $h$  обозначает вес. Мы настраивали весовые коэффициенты до тех пор, пока прогнозируемые результаты не совпадали с фактическими победителями на уровне штата. Затем мы применили этот оптимизированный весовой параметр  $\hat{h}$  для прогнозирования исхода президентских выборов 2024 года. Все результаты, приведенные в разделе 3.3, были получены 30 октября 2024 года или ранее, примерно за неделю до дня выборов 5 ноября 2024 года.

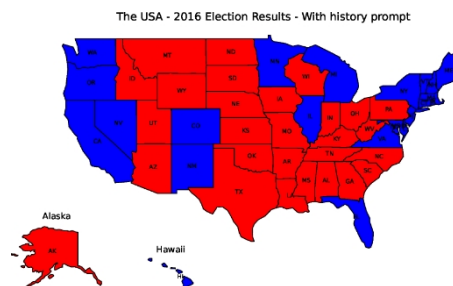
На рисунке 4 в панели (a) представлены результаты, полученные с помощью ролевой подсказки, а в панели (b) - с помощью структурной подсказки. В панели (c) значение  $\hat{h}$  было установлено на 0,88, чтобы более точно согласовать предварительные прогнозы с фактическими результатами выборов 2016 года. В панели (d) мы рассчитали результаты выборов 2016 года в выборке ANES на основе самоотчета респондентов о своем поведении во время голосования. Такой подход позволяет нам оценить, как прошли бы выборы при использовании данных ANES, предлагая эталон для сравнения. Из-за ошибок выборки контрольные показатели опроса не полностью совпадают с фактическими результатами выборов. Мы поместили фактические результаты выборов в панель (e) для сравнения и обнаружили, что результаты выборки ANES в 2016 году отличались от фактических результатов выборов в 8 штатах. Среди всех предсказаний структурная подсказка показала наилучшие результаты: Мичиган и Флорида были единственными штатами, которые она предсказала неверно. Хотя ролевая подсказка показала более слабую предсказательную эффективность, включив в прогноз 8 штатов, мы повысили ее точность, включив исторические данные голосования. После этой корректировки она приблизилась к реальному результату, совпав со структурной подсказкой, которая неверно предсказала то же количество штатов: Висконсин и Мичиган.

На рисунке 5 структурная подсказка также показала наилучшие результаты: единственным неверным предсказанием стала Аризона. Ролевая подсказка, однако, неверно предсказала 8 штатов. После корректировки она полностью совпала с фактическими результатами, пропустив лишь еще один штат (Северную Каролину) по сравнению со структурной подсказкой. И Аризона,

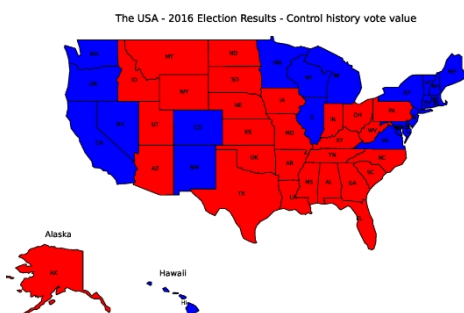
и Северная Каролина - это "колеблющиеся" штаты. Sur-



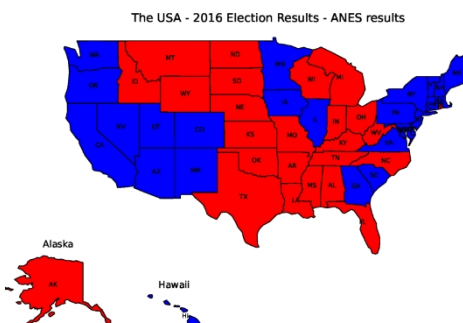
(a) Подсказка для ролевой игры  
Дем (343) против Реп (195)



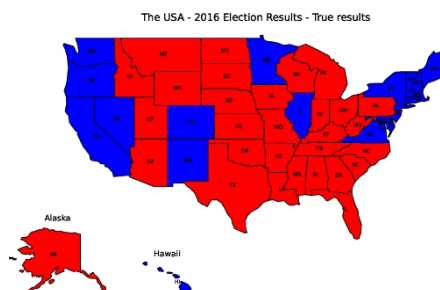
(b) Структурная подсказка  
Дем (278) против Реп (260)



(c) Ролевая подсказка с коррективкой ( $\hat{h} = 0,88$ )  
Дем (259) vs Реп (279)



(d) ANES 2016  
Дем (297) против Реп (241)



(e) Фактические результаты  
голосования в 2016 году Дем  
(227) против Реп (304)

Рисунок 4: LLM-имитация президентских выборов 2016 года в США

Примечательно, что послевыборный опрос ANES 2020 года показал низкие результаты, неверно предсказав итоги выборов в 8 штатах.

Наконец, используя данные 6571 респондента из исследования ANES 2020, мы предсказали

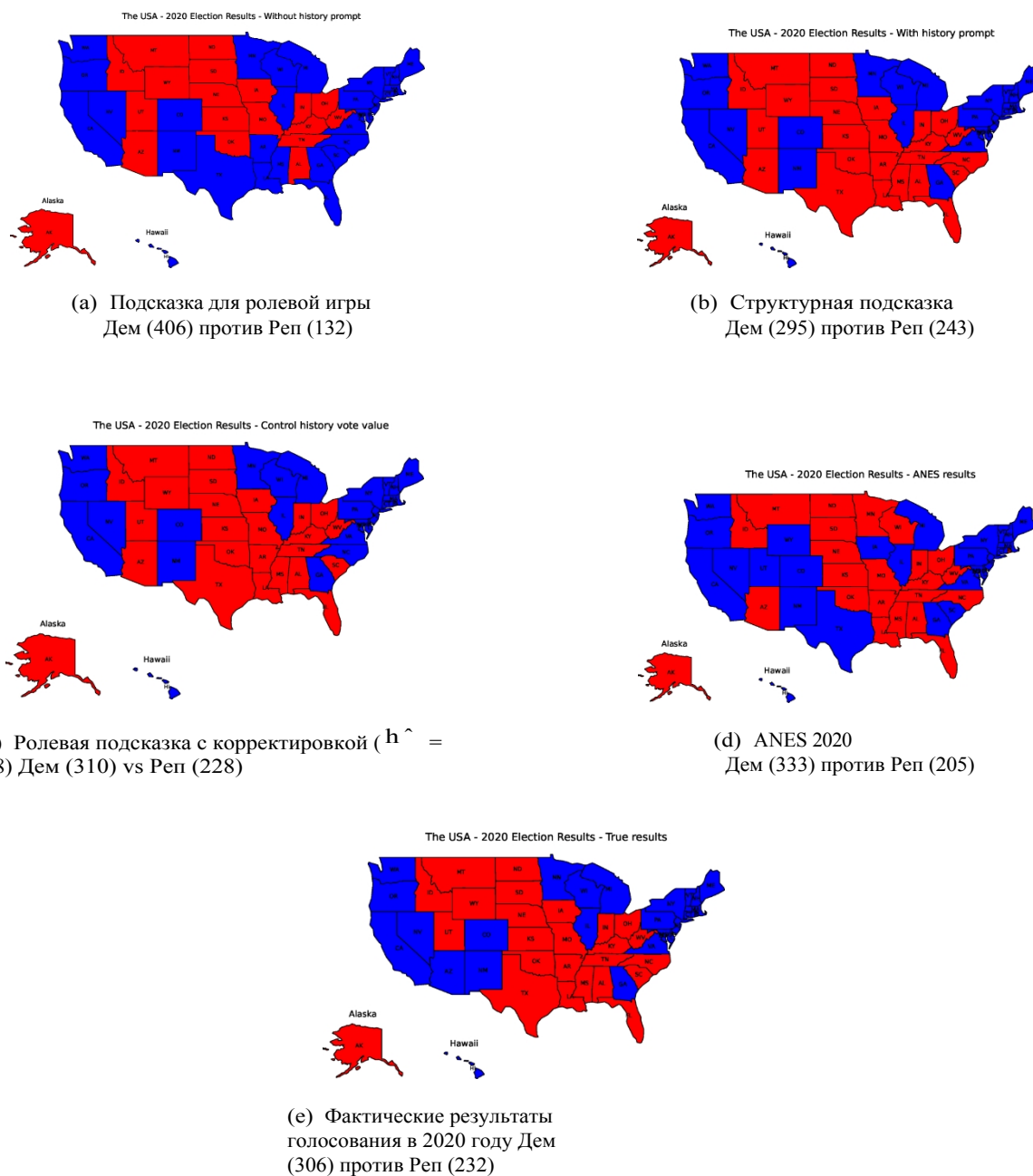


Рисунок 5: LLM-имитация президентских выборов 2020 года в США

исход выборов 2024 года. Все три метода измерения последовательно прогнозируют, что Дональд Трамп победит на выборах, а республиканец получит около 300 из 538 голосов выборщиков. Подробные данные о долях голосов демократов и республиканцев по штатам представлены в таблице 3 в Приложении В. Столбцы (5) и (6) включают данные опросов



с сайта 270toWin<sup>2</sup>.

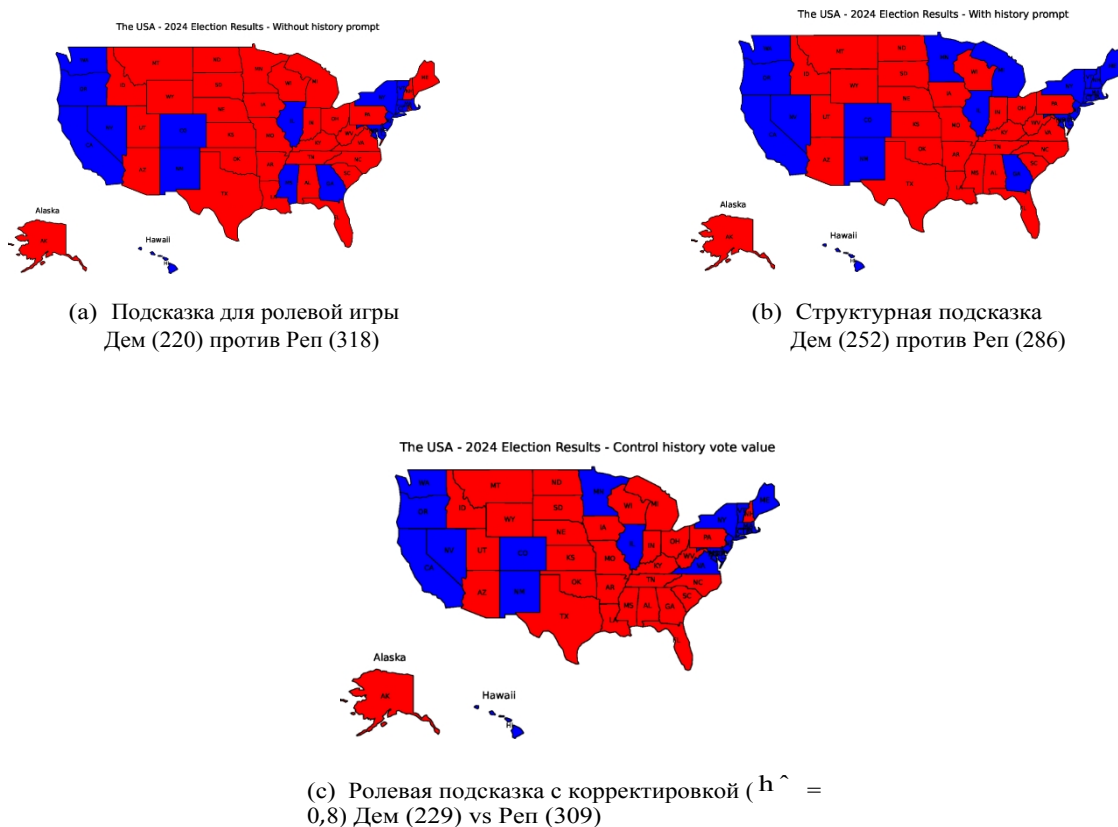


Рисунок 6: LLM-симуляция прогноза президентских выборов в США в 2024 году

## 4 Обсуждение и последствия

Данное исследование демонстрирует, что большие языковые модели демонстрируют значительные возможности прогнозирования на выборке, в точности повторяя реакцию человека при вводе демографических переменных. Для вневыборочного прогнозирования, например, выборов, модель также демонстрирует потенциал в прогнозировании тенденций. Эти результаты позволяют предположить, что LLM могут служить эффективным дополнением к традиционным методологиям опроса. Во-первых, благодаря точному моделированию ответов людей на основе демографических данных, LLM могут снизить стоимость опроса, выступая в качестве дополнительного источника данных, когда

<sup>2</sup>См. <https://www.270towin.com/>.

Прямой сбор данных ограничен. Они также помогают расширить охват обследований, восполняя пробелы в данных для недопредставленных групп. Кроме того, LLM являются испытательным полигоном для проверки и уточнения вопросов опроса, обеспечивая их актуальность для целевых групп населения. Наконец, их прогностический потенциал позволяет исследователям предвидеть тенденции, особенно в развивающихся социальных вопросах.

Хотя данное исследование демонстрирует потенциал LLM в моделировании человеческих реакций, остаются области для дальнейшего изучения. В нашем анализе в основном использовался ChatGPT-4o, без оценки других LLM, которые могут проявлять различные предубеждения в отношении ценностно-значимых тем из-за различий в обучающих данных. Кроме того, наши данные взяты из опросов WVS и ANES, поэтому включение более разнообразных источников могло бы повысить обобщаемость. Наконец, кросс-культурный анализ сосредоточен на США и Китае; будущие исследования могут расширить этот масштаб, чтобы лучше понять эффективность LLM в различных культурных контекстах.

## Ссылки

- Ахер, Г., Арриага, Р., и Калай, А. (2022). Использование больших языковых моделей для моделирования нескольких людей. *ArXiv*, abs/2208.10264.
- Аргайл, Л. П., Басби, Э. К., Фульда, Н., Гублер, Дж. Р., Риттинг, К. и Уингейт, Д. (2023). Из одного - много: Использование языковых моделей для имитации человеческих образцов. *Политический анализ*, 31(3):337-351.
- Ашоккумар, А., Хьюитт, Л., Гезае, И. и Уиллер, Р. (2024). Прогнозирование результатов социальных научных экспериментов с помощью больших языковых моделей. Технический отчет, рабочий документ.
- Бисби, Дж., Клинтон, Дж. Д., Дорфф, К., Кенкель, Б., и Ларсон, Дж. М. (2023). Синтетические замены для данных человеческого опроса? Опасности больших языковых моделей. *Политический анализ*, страницы 1-16.
- Ченг, М., Пиккарди, Т. и Янг, Д. (2023). Компост: Характеристика и оценка карикатуры в ИИ-симуляторах. *ArXiv*, abs/2310.11501.
- Фенг, С., Парк, К. Й., Лю, Й. и Цветков, Й. (2023). От данных предварительного обучения к языковым моделям и последующим задачам: Отслеживание следов политических предубеждений, ведущих к созданию несправедливых моделей НЛП.
- Ким, Дж. и Ли, Б. (2023). AI-дополненные опросы: Использование больших языковых моделей для прогнозирования мнения в репрезентативных национальных опросах. *ArXiv*, abs/2305.09620.
- Фелпс, С. и Рассел, Й. (2023). Исследование эмерджентного поведения, похожего на цель, в больших моделях с использованием экспериментальной экономики. *ArXiv*, abs/2305.07970.
- Сноуберг, Э. и Ярив, Л. (2021). Испытание водой: Поведение в разных группах участников. *Американское экономическое обозрение*, 111(2):687-719.
- Tjuaatja, L., Chen, V., Wu, S. T., Talwalkar, A., and Neubig, G. (2023). Проявляют ли ЛМЗ человекоподобные предубеждения в ответах? на примере разработки опросов. *ArXiv*, abs/2311.04076.
- Xie, C., Chen, C., Jia, F., Ye, Z., Shu, K., Bibi, A., Hu, Z., Torr, P., Ghanem, B., and Li, G. (2024). Могут ли агенты с большой языковой моделью имитировать доверительное поведение человека? *Препринт arXiv arXiv:2402.04559*.
- Сюй, Й., Ванг, С., Ли, П., Луо, Ф., Ванг, Х., Лю, В. и Лю, Й. (2023). Исследование больших языковых моделей для коммуникативных игр: Эмпирическое исследование на оборотне. *ArXiv*, abs/2309.04658.

## Приложение А Подсказки

### (а) Подсказка по моделированию

#### Шаг 1: Назначение персоны для LLM

"Сейчас 2017 год. Вы - [возраст]-летний [ГЕНДЕР] американец/китаец, проживающий в [ГОСУДАРСТВО/ПРОВИНЦИЯ], с [УРОВЕНЬ ОБРАЗОВАНИЯ]. Ваше семейное положение - [ГРАЖДАНСКОЕ СОСТОЯНИЕ], и вы [ОПИСАНИЕ ОККУПАЦИИ]. По шкале доходов, где 1 обозначает группу с самым низким доходом, а 10 - группу с самым высоким доходом в вашей стране, ваше домохозяйство имеет [УРОВЕНЬ ДОХОДА]".

#### Шаг 2: Определение сценария

"Здравствуйте. Я представляю ассоциацию World Values Survey. Мы проводим глобальное исследование того, что люди ценят в жизни. В рамках этого исследования будут опрошены репрезентативные выборки, представляющие большинство людей в мире. Ваше имя было выбрано случайным образом в качестве части репрезентативной выборки жителей Америки. Я хотел бы узнать ваше мнение по ряду вопросов. Ваша информация будет строго конфиденциальной, но она поможет лучше понять, во что верят и чего хотят от жизни люди во всем мире".

#### Шаг 3: Задавайте вопросы и собирайте ответы

##### 1. Социальные ценности

"На следующие вопросы выберите 1 - "Согласен категорически", 2 - "Согласен", 3 - "Ни согласен, ни не согласен", 4 - "Не согласен" и 5 - "Не согласен категорически". Как бы вы отнеслись к следующим утверждениям? Вы согласны или не согласны с ними?"

- Q33 При нехватке рабочих мест мужчины должны иметь больше прав на работу, чем женщины
- Q34 При нехватке рабочих мест работодатели должны отдавать предпочтение жителям этой страны, а не иммигрантам
- Q35 Если женщина зарабатывает больше, чем ее муж, это почти наверняка приведет к проблемам
- Q36 Гомосексуальные пары являются такими же хорошими родителями, как и другие пары
- Q37 Рождение детей - это долг перед обществом
- Q38 Взрослые дети обязаны обеспечивать долгосрочный уход за своими родителями
- Q39 Люди, которые не работают, становятся ленивыми
- Q40 Работа - это долг перед обществом
- Q41 Работа всегда должна быть на первом месте, даже если это означает сокращение свободного времени

##### 2. Доверие

"На следующие вопросы выберите 1 - "Доверяю полностью", 2 - "Доверяю немного", 3 - "Не очень доверяю", 4 - "Совсем не доверяю". Я хотел бы спросить вас, насколько вы доверяете людям из различных групп. Не могли бы вы сказать по каждому вопросу, доверяете ли вы людям из этой группы полностью, в некоторой степени, не очень сильно или совсем не доверяете?"

- Q58 Ваша семья
- Q59 Ваш район
- Q60 Люди, которых вы знаете лично
- Q61 Люди, с которыми вы встречаетесь впервые
- Q62 Люди другой религии
- Q63 Люди другой национальности

### 3. Здравый смысл в вопросах международной организации

"Вот несколько вопросов о международных организациях. Многие люди не знают ответов на эти вопросы, но если вы знаете, пожалуйста, расскажите мне.

- Вопрос 91 Пять стран имеют постоянные места в Совете Безопасности ООН. Кто из перечисленных ниже стран не является их членом?
  - (a) Франция
  - (b) Китай
  - (c) Индия
- Вопрос 92 Где н а х о д и т с я штаб-квартира Международного валютного фонда (МВФ)?
  - (a) Вашингтон, округ Колумбия
  - (b) Лондон
  - (c) Женева

### 4. Этические нормы и ценности

"Пожалуйста, скажите мне по каждому из следующих действий, считаете ли вы, что его всегда м о ж н о оправдать, никогда нельзя оправдать или что-то среднее между ними.

1 = Никогда не оправдывается, 2 , 3 , 4 , 5 , 6 , 7 , 8 , 9 , 10 = Всегда оправдывается".

- Q178 Отказ от оплаты проезда в общественном транспорте
- Q179 Кража имущества
- Q180 Обманывать с налогами, если у вас есть возможность
- Q181 Лицо, принимающее взятку при исполнении своих обязанностей
- Q182 Гомосексуальность
- Q185 Развод
- Q190 Родители, избивающие детей
- Q192 Терроризм как политическое, идеологическое или религиозное средство

Для каждого запроса к ChatGPT характеристики, заключенные в скобки, заменяются значениями, соответствующими реальным респондентам из седьмой волны WVS. Подробный список этих значений

предоставляется следующим образом:

| Демография                         | Описания   |
|------------------------------------|--|
| ВОЗРАСТ                            | возраст в годах  |
| ГЕНДЕР                             | мужчина или женщина  |
| ГОСУДАРСТВО/ПРОВИНЦИЯ              | штат США или провинция Китая   |
| УРОВЕНЬ ОБРАЗОВАНИЯ                | 0: уровень дошкольного образования, 1: уровень начального образования, 2: уровень образования ниже среднего, 3: уровень образования выше среднего, 4: уровень послесреднего нетретичного образования, 5: уровень краткосрочного третичного образования, 6: бакалавр или эквивалентный уровень образования, 7: магистр или эквивалентный уровень образования, 8: доктор или эквивалентный уровень образования   |
| СЕМЕЙНОЕ ПОЛОЖЕНИЕ                 | 1: женат, 2: живут вместе как женатые, 3: разведены, 4: разделены, 5: вдова, 6: одиночка   |
| ОПИСАНИЕ ПРОФЕССИИ                 | 1: работа в профессиональной и технической области (например: врач, учитель, инженер, художник, бухгалтер, медсестра), 2: работа в высшем административном звене (например, банкир, руководитель крупного бизнеса, высокопоставленный правительственный чиновник, профсоюзный деятель), 3: работа в канцелярии (например: секретарь, клерк, офис-менеджер, государственный служащий, бухгалтер), 4: работа в сфере продаж (например, менеджер по продажам, владелец магазина, помощник продавца, страховой агент, покупатель), 5: работа в сфере обслуживания (например, владелец ресторана, полицейский, официант, парикмахер, сторож), 6: работа в качестве квалифицированного рабочего (например: мастер, автомеханик, печатник, швея, мастер по изготовлению инструментов и штампов, электрик), 7: работа в качестве полуквалифицированного рабочего (например: каменщик, водитель автобуса, рабочий консервного завода, плотник, рабочий по листовому металлу, пекарь), 8: работа в качестве неквалифицированного рабочего (например: чернорабочий, носильщик, неквалифицированный рабочий на заводе, уборщик), 9: работа в качестве рабочего на ферме (например: рабочий на ферме, тракторист), 10: работа в качестве владельца фермы, управляющего фермой, 11: являются пенсионерами/пенсионерками, 12: домохозяйка, не имеющая другой работы, 13: студент, 14: безработные |
| УРОВЕНЬ ДОХОДА<br>уровнем дохода). | От 0 (группа с самым низким уровнем дохода) до 10 (группа с самым высоким  |

## (b) Подсказки для ролевой игры

### **Шаг 1: Назначение персоны для LLM**

"Сейчас 2024 год. Вы - [возраст]-летний [ЭТИЧЕСКАЯ ГРУППА] [ГЕНДЕР], проживающий в США, зарегистрированный для голосования в [СТАТУСЕ], с [УРОВЕНЬ ОБРАЗОВАНИЯ] уровнем образования и вы [РЕЛИГИОЗНАЯ ФРАЗА]. Ваше семейное положение - [ГРАЖДАНСКОЕ СОСТОЯНИЕ], и вы [ОПИСАНИЕ ОККУПАЦИИ], [КАК ЧАСТО] обращаете внимание на то, что происходит в правительстве и политике. Доход всех членов вашей семьи за последние 12 месяцев до вычета налогов составляет [УРОВЕНЬ ДОХОДА]".

### **Шаг 2: Создание сценария**

"Привет!

Президентские выборы играют решающую роль в определении направления развития Соединенных Штатов на ближайшие четыре года, оказывая влияние не только на внутреннюю политику, такую как экономика и здравоохранение, но и на глобальные дела.

Каждый голос имеет значение для формирования будущего нации, ведь участие в выборах - это не только право, но и обязанность.

Мы призываем всех принимать решения, основываясь на политике и позициях, а не на эмоциях и стереотипах.

Сейчас мы проводим научное исследование, в котором разыгрываются выборы президента США.

Предположим, что вы - избиратель, участвующий в выборах в США в 2024 году. Вам будет предложено отдать свой голос. После голосования результаты будут опубликованы. Результаты вашего голосования будут использованы только для академического анализа, поэтому, пожалуйста, не волнуйтесь и не стесняйтесь голосовать.

Выборы президента и вице-президента США - голосуйте за одну партию

### **Шаг 3: Представление вариантов и сбор ответов**

Пожалуйста, выберите кандидатов в президенты и вице-президенты, которых вы поддерживаете:

1. КАМАЛА Д. ХАРРИС / ТИМ ВАЛЬЦ (демократы)
2. ДОНАЛЬД ДЖЕЙ ТРУМП / Д.Д. ВАНС (республиканец)

Примечание: Каждый избиратель может выбрать только один партийный билет. Партийная этикетка, сопровождающая кандидатов, указывает на то, что они являются официальными кандидатами от указанной партии.

Пожалуйста, выберите свой вариант: 1 или 2. Отвечайте только на соответствующий номер".

Кандидаты в президенты и вице-президенты были заменены на следующих, если год был установлен на 2016 или 2020.

- Президентские выборы 2016 года в США

1. ХИЛЛАРИ Р. КЛИНТОН / ТИМОТИ М. КАЙН (демократы)
2. ДОНАЛЬД ДЖ. ТРУМП / МИХАЭЛЬ Р. ПЕНС (республиканец)

- Президентские выборы 2020 года в США

1. Джозеф Р. Байден / Камала Д. Хэррис (демократы)
2. ДОНАЛЬД ДЖ. ТРУМП / МИХАЭЛЬ Р. ПЕНС (республиканец)

Для каждого запроса к ChatGPT характеристики, заключенные в скобки, заменяются значениями, соответствующими реальным респондентам из ANES. Подробный список этих значений приводится ниже:

| Демография            | Описания  |
|-----------------------|---|
| ВОЗРАСТ               | возраст в годах   |
| ГЕНДЕР                | мужчина или женщина   |
| ЭТИЧЕСКАЯ ГРУППА      | 1: не испаноязычные белые,<br>2: не испаноязычные черные,<br>3: Латиноамериканец,<br>4: не испаноязычные азиаты или коренные гавайцы/другие жители тихоокеанских островов, 5: не испаноязычные коренные американцы/коренные жители Аляски или представители другой расы, 6: не испаноязычные представители нескольких рас   |
| ГОСУДАРСТВО/ПРОВИНЦИЯ | штат США  |
| УРОВЕНЬ ОБРАЗОВАНИЯ   | 1: образование ниже среднего,<br>2: диплом о среднем образовании или его эквивалент, 3: несколько колледжей, но без степени,<br>4: ассоциированная степень в колледже (профессиональная/профессиональная), 5: ассоциированная степень в колледже (академическая),<br>6: степень бакалавра, 7: степень магистра,<br>8: диплом профессиональной школы / докторская степень  |
| РЕЛИГИОЗНАЯ ФРАЗА     | 1: принадлежать к протестантской вере,<br>2: принадлежать к римско-католической вере,<br>3: принадлежать к православной вере (например, греческой или русской православной),<br>4: принадлежат к вере Святых последних дней (СПД), 5: принадлежат к еврейской вере,<br>6: принадлежат к мусульманской вере, 7: принадлежат к буддийской вере, 8: принадлежат к индуистской вере,<br>9: принадлежат к атеистической вере, 10: принадлежат к агностической вере,<br>11: принадлежат к религиозному меньшинству,<br>12: не принадлежат к конфессии |
| СЕМЕЙНОЕ ПОЛОЖЕНИЕ    | 1: женат (супруг присутствует),<br>2: женат (супруг отсутствует),<br>3: вдова,<br>4: разведен,<br>5: разделены,   |



| Демография         | Описания   |
|--------------------|--|
| ОПИСАНИЕ ПРОФЕССИИ | <p>6: никогда не был женат</p> <p>1: работать в коммерческой компании или организации,<br/> 2: работа в некоммерческой организации (включая освобожденные от налогов и благотворительные организации),<br/> 3: работа в органах местного самоуправления (например, в городской или окружной школе район),<br/> 4: работа в государство правительстве (включая штат колледжи/университеты),<br/> 5: служить на действительной службе в вооруженных силах США или в комиссариате,<br/> 6: работа в качестве гражданского служащего федерального правительства,<br/> 7: работа в качестве владельца некорпоративного бизнеса, профессиональной практики или фермы,<br/> 8: работа в качестве владельца зарегистрированного бизнеса, профессиональной практики или фермы,<br/> 9: работа без оплаты в коммерческом семейном бизнесе или на ферме в течение 15 или более часов в неделю</p> |
| КАК ЧАСТО          | <p>1: всегда,<br/> 2: большую часть времени,<br/> 3: примерно половина времени, 4: часть времени,<br/> 5: никогда</p>  |
| УРОВЕНЬ ДОХОДА     | <p>Переменная уровня дохода включает 22 категории, начиная от "ниже \$9 999" до "\$250 000 и более" с интервалом примерно От \$5 000 до \$25 000.</p>  |

**(с) Структурная подсказка** Мы назначили персонажа LLM, используя те же характеристики, что и в подсказке к ролевой игре.

На дворе 2024 год.

Вы моделируете американского избирателя, участвующего в президентских выборах 2024 года. Каждый раз вы будете получать демографическую информацию вместе со штатом США. Ваша задача - проголосовать, основываясь на предоставленных данных.

#### 1. Государственный контекст:

- Рассмотрите исторические тенденции голосования в представленном штате (например, "красный", "синий" или "колеблющийся" штат).
- Для "колеблющихся" штатов (например, Невада, Пенсильвания) отразите взвешенное или вероятностное решение.
- В штатах, где преобладает красный или синий цвет, вы можете придерживаться доминирующей тенденции, если только личные данные не говорят об обратном.

#### 2. Личная биография:

- Используйте демографические данные (например, возраст, доход, семейное положение, род занятий и вероисповедание) для обоснования своего выбора.

- Ваша цель - отразить реалистичное поведение избирателей, уравновесив тенденции штата и личные ценности.

3. Выход

- Выберите один вариант:
  - КАМАЛА Д. ХАРРИС / ТИМ ВАЛЬЦ (демократы)
  - ДОНАЛЬД ДЖЕЙ ТРУМП / Д.Д. ВАНС (республиканец)
- Отвечайте только на соответствующий номер: 1 или 2.

Убедитесь, что ваше решение логично, сбалансировано с учетом контекста и индивидуальных особенностей, чтобы смоделировать человеческое поведение при голосовании.

Результаты вашего голосования будут использованы только для академического анализа, поэтому, пожалуйста, не волнуйтесь и голосуйте в соответствии с реальной ситуацией.

Приложение Б Таблицы

Таблица 3: Прогнозируемые LLM выборы на уровне штата в 2024 году

| Государство | Ролевая подсказка ( $\hat{h} = 0,8$ ) |               | Структурная подсказка |               | Опрос     |               |
|-------------|---------------------------------------|---------------|-----------------------|---------------|-----------|---------------|
|             | Демократы                             | Республиканцы | Демократы             | Республиканцы | Демократы | Республиканцы |
|             | (1)                                   | (2)           | (3)                   | (4)           | (5)       | (6)           |
| Алабама     | 34.79%                                | 61.01%        | 13.22%                | 86.78%        |           |               |
| Аляска      | 32.28%                                | 60.81%        | 0.00%                 | 100.00%       | 43.00%    | 51.00%        |
| Аризона     | 42.71%                                | 52.57%        | 32.60%                | 67.40%        | 46.80%    | 49.00%        |
| Арканзас    | 32.87%                                | 62.50%        | 6.06%                 | 93.94%        | 40.00%    | 55.00%        |
| Калифорния  | 62.73%                                | 32.42%        | 97.60%                | 2.40%         | 59.00%    | 34.30%        |
| Колорадо    | 49.79%                                | 43.25%        | 74.06%                | 25.94%        |           |               |
| Коннектикут | 55.48%                                | 41.95%        | 97.41%                | 2.59%         |           |               |
| Делавэр     | 53.01%                                | 40.48%        | 96.58%                | 3.42%         |           |               |
| Флорида     | 45.08%                                | 51.57%        | 20.78%                | 79.22%        | 44.20%    | 51.40%        |
| Джорджия    | 47.58%                                | 49.26%        | 50.52%                | 49.48%        | 46.80%    | 48.80%        |
| Гавайи      | 63.13%                                | 31.65%        | 100.00%               | 0.00%         |           |               |
| Айдахо      | 27.45%                                | 63.80%        | 0.00%                 | 100.00%       |           |               |
| Иллинойс    | 54.90%                                | 40.95%        | 91.37%                | 8.63%         |           |               |
| Индиана     | 35.66%                                | 59.70%        | 3.51%                 | 96.49%        |           |               |
| Айова       | 38.41%                                | 56.92%        | 3.15%                 | 96.85%        | 44.00%    | 49.00%        |
| Канзас      | 36.40%                                | 58.28%        | 2.53%                 | 97.47%        | 43.00%    | 48.00%        |
| Кентукки    | 33.15%                                | 62.31%        | 1.76%                 | 98.24%        |           |               |
| Луизиана    | 38.07%                                | 58.98%        | 18.25%                | 81.75%        |           |               |
| Мэн         | 46.96%                                | 46.57%        | 68.25%                | 31.75%        | 48.00%    | 41.00%        |
| Мэриленд    | 63.45%                                | 32.39%        | 97.68%                | 2.32%         | 61.30%    | 33.00%        |
| Массачусетс | 62.74%                                | 32.71%        | 99.75%                | 0.25%         | 60.50%    | 32.00%        |
| Мичиган     | 45.91%                                | 49.27%        | 54.99%                | 45.01%        | 48.90%    | 47.10%        |
| Миннесота   | 47.62%                                | 46.38%        | 75.73%                | 24.27%        | 50.00%    | 43.70%        |
| Миссисипи   | 42.05%                                | 54.96%        | 35.03%                | 64.97%        |           |               |

| Государство               | Ролевая подсказка ( $\hat{h} = 0,8$ ) |               | Структурная подсказка |               | Опрос     |               |
|---------------------------|---------------------------------------|---------------|-----------------------|---------------|-----------|---------------|
|                           | Демократы                             | Республиканцы | Демократы             | Республиканцы | Демократы | Республиканцы |
|                           | (1)                                   | (2)           | (3)                   | (4)           | (5)       | (6)           |
| Миссури                   | 35.07%                                | 60.21%        | 5.63%                 | 94.37%        | 42.00%    | 53.50%        |
| Монтана                   | 31.53%                                | 63.00%        | 0.00%                 | 100.00%       | 39.50%    | 57.50%        |
| Небраска                  | 29.66%                                | 65.69%        | 0.00%                 | 100.00%       | 48.40%    | 47.20%        |
| Невада                    | 49.93%                                | 45.60%        | 78.78%                | 21.22%        | 47.70%    | 48.10%        |
| Нью-Гэмпшир               | 44.18%                                | 49.96%        | 58.91%                | 41.09%        | 50.30%    | 44.00%        |
| Нью-Джерси                | 55.24%                                | 41.88%        | 93.65%                | 6.35%         | 52.00%    | 40.00%        |
| Нью-Мексико               | 51.47%                                | 41.37%        | 81.11%                | 18.89%        | 49.70%    | 42.70%        |
| Нью-Йорк                  | 58.67%                                | 37.26%        | 97.32%                | 2.68%         | 57.50%    | 39.00%        |
| Северная Каролина         | 45.05%                                | 50.55%        | 27.76%                | 72.24%        | 47.20%    | 48.60%        |
| Северная Дакота           | 23.88%                                | 68.07%        | 0.37%                 | 99.63%        |           |               |
| Огайо                     | 39.23%                                | 56.24%        | 11.30%                | 88.70%        | 45.00%    | 51.40%        |
| Оклахома                  | 29.07%                                | 65.07%        | 0.61%                 | 99.39%        | 40.00%    | 56.00%        |
| Орегон                    | 52.93%                                | 39.80%        | 97.47%                | 2.53%         | 53.00%    | 41.00%        |
| Пенсильвания              | 45.81%                                | 50.18%        | 44.16%                | 55.84%        | 48.00%    | 48.60%        |
| Род-Айленд                | 49.86%                                | 47.23%        | 98.10%                | 1.90%         | 57.00%    | 40.50%        |
| Южная Каролина            | 41.72%                                | 53.92%        | 18.93%                | 81.07%        | 42.00%    | 53.50%        |
| Южная Дакота              | 30.46%                                | 63.21%        | 0.00%                 | 100.00%       | 34.00%    | 60.50%        |
| Теннесси                  | 34.34%                                | 61.88%        | 6.48%                 | 93.52%        | 35.00%    | 56.00%        |
| Техас                     | 43.05%                                | 53.12%        | 12.17%                | 87.83%        | 45.20%    | 51.40%        |
| Юта                       | 31.16%                                | 56.06%        | 1.57%                 | 98.43%        | 38.00%    | 54.00%        |
| Вермонт                   | 63.41%                                | 32.12%        | 100.00%               | 0.00%         | 70.00%    | 29.00%        |
| Вирджиния                 | 49.92%                                | 45.91%        | 53.66%                | 46.34%        | 50.00%    | 41.30%        |
| Вашингтон                 | 53.33%                                | 38.87%        | 96.51%                | 3.49%         | 56.30%    | 35.70%        |
| Вашингтон, округ Колумбия | 87.52%                                | 9.39%         | 100.00%               | 0.00%         |           |               |
| Западная Вирджиния        | 24.60%                                | 70.43%        | 0.00%                 | 100.00%       | 34.00%    | 61.00%        |
| Висконсин                 | 44.29%                                | 50.97%        | 41.89%                | 58.11%        | 48.10%    | 48.30%        |
| Вайоминг                  | 23.80%                                | 72.08%        | 0.00%                 | 100.00%       |           |               |