



DOI: 10.19181/inter.2026.18.2.7

EDN: UDDQFT

Особенности и возникающие трудности тандема «исследователь + ИИ» в качественных социологических и маркетинговых исследованиях

Ссылка для цитирования:

Микрюков В. О. Особенности и возникающие трудности тандема «исследователь + ИИ» в качественных социологических и маркетинговых исследованиях // Интеракция. Интервью. Интерпретация. 2026. Т. 18. № 2. С. 69–90. <https://doi.org/10.19181/inter.2026.18.2.7>
EDN: UDDQFT

For citation:

Mikryukov V. O. (2026) Features and Emerging Challenges of the “Researcher + AI” Tandem in Qualitative Sociological and Marketing Research. *Interaction. Interview. Interpretation*. Vol. 18. No. 2. P. 69–90. <https://doi.org/10.19181/inter.2026.18.2.7>



Микрюков Владимир Олегович

Финансовый университет
при Правительстве РФ,
Москва, Россия

E-mail: vomikryukov@fa.ru

Качественные социологические и маркетинговые исследования в последние годы столкнулись с парадоксом: спрос на глубокий интерпретативный анализ больших массивов данных сочетается с экспоненциальным ростом объемов получаемой информации и сокращением проектных сроков, что делает традиционные методы анализа неэффективными в связи с большими затратами времени и ресурсов. Внедрение инструментов искусственного интеллекта (ИИ) в качественный анализ социологической и маркетинговой информации помогает решить некоторые технические проблемы, однако порождает фундаментальные методологические вызовы, касающиеся прежде всего сохранения рефлексивности исследователя как центрального элемента валидности качественного исследования.

В статье рассматриваются три ключевых вызова: проблема делегирования интерпретации алгоритму на базе ИИ, риск алгоритмической инерции и галлюцинации ИИ, а также вопрос о методологических пределах применения ИИ в социологии и маркетинге. Автор предлагает концептуализацию тандема

«исследователь + ИИ» как особой конфигурации аналитической практики, в которой человеческая рефлексивность остается центральной, а ИИ выступает вспомогательным инструментом. На основе авторского опыта проведения исследования, в котором с помощью ИИ-платформы eXeDrive проанализированы 86 глубинных интервью, обосновывается возможность существенного сокращения времени анализа без ущерба качеству и валидности выводов при условии систематического контроля и методологической дисциплины исследователя.

В статье предложены четыре процедуры работы в тандеме «исследователь + ИИ»: подготовка и разработка архитектуры анализа, система итеративной обратной связи, валидация на двух уровнях сложности и протокол выявления системных смещений. Автор формулирует дополнительные критерии ИИ-поддержки валидности качественного исследования (прозрачность алгоритма, валидация с участием человека, аудит предвзятостей, интерпретируемость результатов) и предлагает методологические решения для минимизации алгоритмической предвзятости. В статье также делается вывод о необходимости трансформации профессиональных компетенций социолога-качественника и внедрения в учебные планы специализированных дисциплин по ИИ-методологии.

Ключевые слова: качественное исследование; искусственный интеллект; тандем «исследователь + ИИ»; методология анализа данных; валидность исследования; алгоритмическая предвзятость ИИ; методология качественного исследования

Введение

Качественные социологические и маркетинговые исследования в последние два-три года переживают период бурного роста и изменений. С одной стороны, стратегический маркетинг, государственное управление и корпоративные коммуникации предъявляют растущие требования к глубокому, интерпретативному пониманию аудитории, ее нарративов, мотиваций и культурных контекстов (именно того, что традиционно достигается методами качественной социологии: глубинными интервью, фокус-группами, нарративным анализом, тематическим кодированием). С другой стороны, сжатые сроки реализации больших проектов, экспоненциальный рост объемов качественных данных (транскриптов интервью, открытых ответов в опросах, социальных медиа, видеоинтервью) и ограниченные (прежде всего временные) ресурсы исследовательских групп делают традиционный анализ этих материалов, базирующийся на ручном кодировании и транскрибации, содержательной интерпретации и гипотезировании, сложно выполнимыми в рамках ускоренных проектных циклов. Иными словами, исследователь стоит перед необходимостью обеспечить качество анализа в условиях, когда классические инструменты становятся неэффективными по затратам времени и ресурсов.



Следует отметить, что тематика использования ИИ в социологических и маркетинговых исследованиях стала популярной [Lundberg, Brand, Jeon, 2022; Nguyen-Trung, 2025; Соколов, Фролов, Бабаджанян, 2025; Стребкова, 2025; Ядова, 2025]. Однако есть вопросы, которые требуют дальнейшей проработки, в первую очередь касающиеся методологических проблем использования ИИ в качественных исследованиях. По нашему мнению, внедрение инструментов ИИ в качественный анализ позволяет выйти из этого затруднения, а автоматизированное тематическое кодирование, машинное выведение паттернов, генерация гипотез для последующей проверки их методами качественной и количественной социологии и выявление нетривиальных связей в больших объемах материала становятся технически возможными. Различные ИИ-инструменты позволяют исследователю сократить время на рутинные этапы анализа и освободить когнитивный ресурс для более сложных операций, таких как концептуализация, критический пересмотр выводов, построение объяснительных схем и др. Однако вместе с надеждой на техническое решение проблемы ресурсов появляются методологические вызовы, которые в значительной мере остаются неартикулированными в отечественной и мировой литературе по качественной методологии.

Главный из этих вызовов касается самого основания валидности и надежности качественного исследования, то есть рефлексивности исследователя. Как известно из методологических работ российских ученых [Герасимова, 2023; Декал, Борзова, 2025; Лустин, 2025; Ярская-Смирнова, Романов, 2006], рефлексивность — это конституирующий элемент любого исследовательского проекта. Исследователь, вступая в диалог с эмпирическим материалом, не является нейтральным регистратором фактов, он активно конструирует смыслы через собственную интерпретацию, переживание, личный опыт в исследуемой проблеме и т. д. Поэтому кодирование текстов, поиск паттернов, формулировка гипотез происходят в единстве рефлексивного сознания исследователя, его умения «встречаться» с текстом, видеть подтексты, улавливать противоречия и многозначительные паузы в речи респондентов. Когда же значительная часть этих аналитических операций делегируется алгоритму, возникает фундаментальный вопрос: как сохранить эту рефлексивность? Также важно понять, не происходит ли ее атрофия, когда исследователь становится не аналитиком, а скорее куратором или инженером алгоритмических выводов?

Второй, не менее важный, вызов связан с проблемой галлюцинаций ИИ и ложного представления информации, то есть наличия встроенных предубеждений, доминирующих дискурсов, социокультурных стереотипов, заложенных в обучающих массивах информации. При анализе качественных данных эти смещения могут привести к упрощению сложных нарративов, воспроизведению мейнстримных интерпретаций, утрате индивидуальных голосов информантов, а в экстремальных случаях — к конфабуляции (выдумке) связей и цитирований, которых не было в исходных текстах. Для исследователя, который должен полностью и наиболее объективно анализировать эмпирический материал, такой люфт между данными и выводами недопустим.

Третий вызов имеет методологический характер и касается потенциального расширения исследовательского функционала ИИ. За последние два-три года мы видим попытки применять ИИ не только для ускорения анализа, но и для замещения некоторых исследовательских функций, например, проведения интервью (использование нейросети ChatGPT в роли интервьюера), генерации вопросов для гайда глубинного интервью и даже формирования теоретических гипотез на основе данных социологического опроса. Такие эксперименты ставят вопрос о границах и пределах применения ИИ в качественной социологии, о точках, где его использование начинает подрывать саму эпистемологию качественного исследования.

Многие исследователи все чаще задаются вопросом, каким образом возможна интеграция ИИ-инструментов в качественный анализ так, чтобы не просто автоматизировать процессы, но и сохранить и укрепить методологическое основание качественного исследования (т. е. его рефлексивность, валидность, глубину интерпретации и критическую установку в отношении собственных выводов). В данной статье автором будут раскрыты некоторые практики использования ИИ-инструментов при проведении качественных исследований (в частности, при применении специализированной ИИ-платформы eXeDrive¹, которую автор использовал для анализа качественных данных в контексте стратегических коммуникационных исследований). На основе этого материала автор предлагает концептуализацию тандема «исследователь + ИИ» как особой конфигурации современной аналитической практики, выявляет ее потенциал и предел использования, а также формулирует некоторые методологические процедуры, которые позволяют сохранить контроль исследователя над интерпретативным процессом и минимизировать риски алгоритмической предвзятости².

В настоящей статье целесообразно понимать взаимодействие исследователя и ИИ не как симметричный тандем в строгом смысле слова и не как субъектно-субъектное партнерство, а скорее как особую конфигурацию распределенной аналитической работы. В этой конфигурации ИИ не выступает самостоятельным интерпретатором или носителем исследовательской позиции. Это экспертно-консультативный инструмент в руках исследователя, способный ускорять поиск, сопоставление и предварительную группировку смысловых единиц, тогда как ответственность за интерпретацию, отбор значимых фрагментов, контроль над логикой вывода и итоговой валидацией остается за исследователем. Такой подход позволяет избежать как упрощенного сведения ИИ к алгоритму в детерминистском смысле, так и необоснованного наделяния его субъектностью. Тем самым исследователь не передает ИИ

¹ Сайт ИИ-платформы для маркетинга eXeDrive. URL: <https://exedrive.ru> (дата обращения: 15.01.2026).

² Термин «тандем» в данной статье используется условно и обозначает рабочее взаимодействие, в котором ИИ выступает вспомогательным аналитическим инструментом, а исследователь сохраняет ведущую интерпретационную и этическую роль. Подчеркнем, это не равноправное партнерство человека и ИИ, ИИ — лишь помощник для исследователя в решении стоящих перед ним задач.



право понимать материал, а использует его как средство расширения аналитических возможностей при сохранении собственной методологической и интерпретационной ответственности.

Качественное исследование: от парадигмы интерпретации к вызовам цифровизации

Качественная социология в ее современном понимании сформировалась в середине XX века как альтернатива позитивистской схеме количественной науки. Ее фундаментальный принцип заключается в признании того, что социальная реальность не всегда сводима к измеряемым переменным и статистическим закономерностям: она конструируется через смыслы, интерпретации, практики взаимодействия между акторами, общий культурный контекст. Исследователь-качественник, в отличие от количественника, не стремится к объективному дистанцированию от объекта изучения; напротив, он признает, что его присутствие, его вопросы, его интерпретативная позиция неотделимы от того, что он изучает. Этот исходный посыл определил целый ряд устойчивых характеристик качественного исследования, которые зафиксированы в методологической литературе [Georgiou Konstantinos, 2024; Olmos-Vega, Dolmans, Vargas-Castro et al., 2023; Trundle, Araújo, Khan et al., 2025; Дудина, 2018; Рождественская, 2020].

Во-первых, это герменевтический характер анализа. Текст в контент-анализе, интервью, социологическое наблюдение понимаются не как прямое зеркало реальности, а как герменевтический объект, требующий интерпретации [Gülpinar, 2024; Хорошилов, 2024]. Всем социологам, кто занимается качественными исследованиями, с вузовской скамьи известно, что смыслы в качественных данных не лежат на поверхности, они скрыты, многослойны, зачастую противоречивы. Исследователь совершает акт интерпретации, вглядываясь в текст, задавая множество уточняющих вопросов в глубинных интервью, обнаруживая подтексты, истинные причины поведения информанта, ищет противоречия. Это именно то, что Х.-Г. Гадамер назвал горизонтом понимания [Гадамер, 1988: 351]. Этот процесс не может быть полностью алгоритмизирован, потому что он требует культурной, контекстуальной, иногда экзистенциальной вовлеченности исследователя.

Во-вторых, это рефлексивность. Согласно классическим работам в этой области, исследователь постоянно осознает и артикулирует собственную роль в процессе исследования (как его позиция, его предпосылки, его эмоции и предубеждения влияют на сбор и интерпретацию данных) [Gurr, Jones., McNabol, 2024; Olmos-Vega, Dolmans, Vargas-Castro et al., 2023; Ожиганова, 2018]. В данной работе под рефлексивностью понимается встроенная в исследовательскую процедуру практика контроля собственной аналитической позиции. Исследователь исходно занимает определенную профессиональную и методологическую позицию, которая влияет на отбор кодов, интерпретацию смысловых единиц и построение аналитических категорий. Поэтому

в процессе авторского исследования применялись процедуры самопроверки, сопоставления конкурирующих трактовок и повторного обращения к исходному материалу в тех случаях, когда возникал риск подмены данных исследовательскими ожиданиями. Таким образом, рефлексивность выступает здесь условием методологической дисциплины и интерпретационной ответственности исследователя. Заметим, что рефлексивность не является недостатком качественного исследования, который нужно нейтрализовать. Скорее, это его преимущество, поскольку признание собственной субъективности позволяет исследователю относиться критически к собственным выводам, видеть их парциальность, что открывает перспективу множественных интерпретаций. К тому же, именно рефлексивность зафиксирована в методологических требованиях к описанию исследовательского контекста, рассмотрению альтернативных интерпретаций, прояснению позиции автора и т. д.

В-третьих, это процессуальность и итеративность. Любое социологическое исследование (в т. ч. и качественное) — это, с одной стороны, четкая последовательность процедур, а с другой — циклический процесс, в котором анализ может инициировать новый сбор данных, новые гипотезы порождают необходимость повторного изучения уже собранного социологом материала и т. д.

Наконец, в-четвертых, это контекстуальность анализа. Качественное исследование исходит из того, что смыслы всегда связаны с контекстом (историческим, культурным, социальным или ситуационным). Слова и действия людей нельзя понимать изолированно, за ними стоят традиции, обстоятельства, эмоции, социальные нормы. Хороший анализ раскрывает не только то, что люди говорят и делают, но и все фоны, которые делают их смыслы именно такими [Geertz, 1973]. Для исследователя это означает отказ от простого сжатия данных в коды и категории. Вместо этого анализ должен разворачивать материал, показывая, как конкретный смысл возникает именно в этих условиях, именно у этих людей, именно в этой ситуации.

Однако в последнее десятилетие это привело к новому вызову, который можно обозначить как вызов масштабирования и ускорения. В контексте больших данных (big data), соцсетей, цифровой коммуникации объемы качественного материала, подлежащего анализу, выросли на порядок. Исследованием, оперирующим данными из 30–50 интервью, теперь уже никого не удивить. Все чаще мы видим в научных статьях результаты исследований, опирающихся на данные, взятые из сотен часов видеозаписей, десятка тысяч комментариев в соцсетях и т. п. Параллельно с этим сократились бюджеты и сроки исследовательских проектов. Поэтому многие социологи начинают применять ИИ и программирование в качественных исследованиях.

По нашему мнению, ИИ предлагает частичный ответ на вызов масштабирования и ускорения. Однако это может быть и решением, и ловушкой. Решением, если ИИ остается инструментом, подчиненным исследовательской логике, и находится под контролем рефлексивного исследователя. Ловушкой, если автоматизация подменяет саму аналитическую работу, когда исследователь делегирует интерпретацию алгоритму, полагаясь на его объективность.



Проблема делегирования интерпретации в качественном исследовании

Рефлексивность в качественной социологии определяется не только тем, что исследователь должен прилагать усилия для решения задач исследования, это еще и наблюдение за самим процессом исследования, критическое отношение к собственным предпосылкам, готовность пересмотреть свои интерпретации на основе эмпирики и ответов информанта. Рефлексирующий исследователь должен постоянно задавать себе вопросы: «Как я пришел к этой интерпретации? На основе какого прочитанного мною текста или услышанной информации я это заключаю? Есть ли альтернативные объяснения? Какие мои предубеждения, позиции, аффекты влияют на анализ?»

Эта рефлексивная установка раскрывается в конкретных методологических практиках. В глубинном интервью исследователь активно слушает, замечает тон голоса, паузы в речи информанта, уточняет неясные моменты, следит за своей реакцией на услышанное. В процессе кодирования исследователь делает это не механически, а задает себе вопросы: «О чем говорит этот отрывок? Какое событие, состояние, процесс здесь обозначаются? Как этот код соотносится с другими кодами? Какую более общую категорию он может представлять?» Такая работа предполагает непрерывный внутренний диалог между исследователем и текстом, в котором исследователь активен, вопрошает, ставит под сомнение собственные первые впечатления.

Именно эту рефлексивность ставит под вопрос внедрение ИИ. Когда исследователь получает от алгоритма готовое кодирование текста (список выявленных тем, предложенных категорий, выведенных закономерностей), он может быть выключен из процесса создания этих смыслов. Его роль может трансформироваться из активного интерпретатора в пассивного проверяющего того, верны ли коды и выводы, которые выдал ИИ. Такое смещение позиции, на наш взгляд, может привести к потере той рефлексивной глубины, которая составляет силу качественного анализа.

Более того, возникает проблема, которую условно можно назвать алгоритмической инерцией³, когда ИИ выдает свои выводы с видимостью объективности, научности, нейтральности. Исследователь может бессознательно склоняться к тому, чтобы принять эти выводы, предполагая, что ИИ более непредвзят, чем его собственное суждение. Стоит отметить, что ученые уже доказали, что люди часто переоценивают надежность алгоритмических рекомендаций и склонны следовать им, даже когда они противоречат их

³ Алгоритмическую инерцию в контексте данной статьи следует понимать в связи с феноменом когнитивной капитуляции (cognitive surrender), достаточно ярко описанной в работах американских ученых С. Шоу и Г. Нэйва [Shaw, Nave, 2026], то есть с тенденцией принимать ответы ИИ без достаточной критической проверки. В отличие от сугубо технического смысла инерции, в данной статье речь идет о методологическом сдвиге, когда исследователь начинает воспроизводить предложенные ИИ ходы интерпретации, ослабляя собственную рефлексивную проверку и поиск альтернативных объяснений. Таким образом, алгоритмическая инерция обозначает не столько свойство самой системы, сколько риск смещения аналитической инициативы, когда исследователь бездумно передает рефлексию ИИ.

собственной информированной оценке [Vicente, Matute, 2023; Logg, Minson, Moore, 2019]. Поэтому важно учитывать, что молчаливое согласие с выводами ИИ, утрата критической позиции и другие проблемы, которые пока что не преодолены, требуют разработки специальных методологических процедур контроля, обеспечивающих сохранение исследовательской рефлексивности и эпистемологической ответственности.

Таким образом, использование ИИ в качественном анализе требует не просто технической подготовки, но и активного методологического переосмысления роли исследователя в условиях делегирования части аналитических функций ИИ.

Критерии ИИ-поддержки валидности и надежности качественного исследования

Классические критерии валидности качественного исследования, сформулированные Линкольном и Губой, включают:

- доверительность и правдоподобность: соответствие полученных результатов эмпирическому материалу; степень, в которой исследователь адекватно репрезентировал точки зрения информантов;
- трансферабельность: возможность переноса полученных выводов на другие контексты; описание контекста исследования должно быть достаточно подробным;
- надежность: воспроизводимость процесса исследования; документирование процедур анализа;
- подтверждаемость: возможность для внешнего рецензента проверить логику и основания исследовательских выводов [Lincoln, Guba, 1985: 289–331].

Эти критерии приобретают новое значение, когда в исследование вводятся ИИ-инструменты. Проблема воспроизводимости становится наиболее острой, поскольку если алгоритм ИИ не полностью детерминирован (большинство современных ИИ-моделей содержат элементы стохастичности), то запуск одного и того же анализа дважды может дать разные результаты. Проблема доверительности усложняется тем, что ИИ на момент написания данной статьи пока что склонен к частым галлюцинациям (фактически — к искажениям результатов анализа). Проблема надежности требует расширенного описания: исследователь должен описать не только классические процедуры анализа, но и специфику работы с ИИ-инструментом, т. е. прописать, какая модель нейросети использовалась, какие параметры были установлены, какие промпты или инструкции давались алгоритму, какие проверки валидности были проведены. Так поступают далеко не все исследователи.

Вследствие этого возникает необходимость в появлении дополнительных критериев для оценки качества исследования, в котором задействован ИИ. Перечислим некоторые из них:

- прозрачность алгоритма: степень, в которой исследователь может понять и объяснить, как алгоритм пришел к своим выводам;



- валидация с участием человека: процедуры, при которых выводы алгоритма систематически проверяются исследователем на соответствие исходным данным;
- аудит предвзятостей: явное выявление и документирование предубеждений, встроенных в ИИ-модель и обучающие данные;
- интерпретируемость результатов: возможность для исследователя полностью объяснить и обосновать каждый алгоритмический вывод на основе эмпирического материала.

Таким образом, повсеместное внедрение ИИ-инструментов в практику социологов-исследователей и маркетологов-стратегов трансформирует классические критерии валидности качественного исследования, создавая новые методологические вызовы, особенно в области воспроизводимости и доверительности. Необходимость разработки дополнительных критериев подчеркивает принципиальную роль исследовательского контроля в тандеме «исследователь + ИИ».

Алгоритмическая предвзятость и ее проявления в качественном анализе

Под алгоритмической предвзятостью (algorithmic bias) в широком смысле понимается систематическое отклонение результатов, которое производит алгоритм, независимо от того, намеренное оно или нет. По опыту автора, можно отметить, что в контексте машинного обучения и генеративных ИИ-моделей, которые используются для анализа качественных данных, источники такой предвзятости многочисленны:

1. Предвзятость в обучающих данных. Известно, что генеративные модели обучаются на больших объемах текстов из интернета. Эти массивы данных в полной мере отражают социальные предубеждения, которые присутствуют в интернет-дискурсе. Когда модель обучается на этих данных, она усваивает эти смещения [Logg, Minson, Moore, 2019].
2. Предвзятость в архитектуре модели и целевых функциях, когда ИИ-модель устроена так, что может вводить систематические смещения. Например, если модель обучена минимизировать ошибку классификации путем максимизации согласия с большинством примеров, она может систематически игнорировать или недооценивать оставшиеся голоса, маргинальные точки зрения, необычные паттерны поведения.
3. Предвзятость в формулировке заданий. Если исследователь работает с генеративной моделью через промпты (инструкции на естественном языке), то, как показывает опыт автора данной статьи, формулировка самого промпта может иметь огромное влияние на результаты, которые выдает ИИ. Небольшое изменение в формулировке может кардинально изменить выводы из анализа. Поэтому исследователь, часто неосознанно, может встроить свои предубеждения в сами промпты, и алгоритм ИИ будет их репродуцировать и усиливать.

Конкретно для качественного анализа эти смещения проявляются в нескольких формах:

1. Упрощение и нормализация нарративов. Алгоритм ИИ может иметь тенденцию воспринимать и выделять из текстов типичные, социально одобренные нарративы, игнорируя или недооценивая необычные, конфликтные, маргинальные голоса. Например, в исследовании карьерных планов молодежи Москвы ИИ-модель может выделить романтизированный нарратив успеха и богатства, оставив в тени более сложные истории сомнений, неудач, социальной стигматизации.
2. Воспроизведение доминирующих дискурсов. Массивы данных, на которых обучаются ИИ-модели, отражают не нейтральное распределение голосов в обществе, а распределение голосов в интернете, где часто доминируют более молодые, более активные пользователи сети. Анализируя качественные данные, ИИ-алгоритм может «тянуться» к этим доминирующим дискурсам, даже если они нерепрезентативны для анализируемого массива данных конкретного исследования.
3. Конфабуляция и галлюцинация. Для качественного исследователя это критически опасно, поскольку может подрывать валидность исследования.
4. Смещение в сторону количественных показателей. Алгоритмы часто учатся минимизировать ошибку, оцениваемую количественно. Это может привести к тому, что алгоритм начинает игнорировать качественные аспекты анализа, которые нелегко поддаются численной оценке (например, контекст, двусмысленность, полисемию слов).

Эти источники предвзятости требуют от исследователя особого внимания и разработки протоколов проверки и верификации.

Опыт проведения качественных исследований в тандеме «исследователь + ИИ»

Использование различных информационных технологий в качественном исследовании всегда сопровождалось тем, что внедрение чего-то нового в практику изменяло позицию исследователя и его отношение к данным.

На основе проведенного исследования мы предлагаем четырехэтапную схему работы в тандеме «исследователь + ИИ», ориентированную на сохранение рефлексивного контроля и повышение прозрачности аналитического процесса. Первый этап включает предварительное проектирование аналитической архитектуры: формулирование исследовательской задачи, определение границ корпуса, описание единиц анализа и построение первичной системы кодов. Второй этап представляет собой итеративный цикл сопоставления: здесь ИИ используется для предварительного тематического группирования и выявления повторяющихся смысловых линий, после чего исследователь вручную сопоставляет предложения, которые ему дает ИИ, с исходными фрагментами и уточняет задачи. Третий этап связан с двухуровневой



валидацией: на первом уровне проверяется согласованность кодирования и устойчивость тематических решений, на втором — интерпретационная обоснованность выводов с учетом контекста, источника высказывания и возможных альтернативных прочтений. Четвертый этап включает аудит системных смещений и методологическую рефлексию, в рамках которых фиксируются случаи алгоритмической инерции, потенциальные искажения, вызванные чрезмерным доверием к результатам, которые выдает ИИ, а также моменты, когда исследовательская позиция требует пересмотра собственных аналитических ожиданий.

Подчеркнем, предлагаемая схема не сводится к техническому описанию работы с платформой, основанной на ИИ, поскольку каждый этап предполагает не только действие, но и процедуру контроля со стороны исследователя. В этом смысле методологический вклад настоящего исследования состоит в том, что ИИ включается не как источник готовых интерпретаций, а как средство повышения аналитической чувствительности при обязательном сохранении авторской ответственности за итоговый результат. Такая организация работы позволяет одновременно ускорять анализ и удерживать рефлексивный характер качественного исследования, не подменяя интерпретацию автоматической генерацией выводов.

Заметим, когда в конце XX века в качественные исследования вошли компьютеры и программы для качественного анализа данных, такие как NVivo, ATLAS.ti и др., это ускорило процесс проведения качественных маркетинговых и социологических исследований. Инструменты изменили саму логику аналитической работы. Исследователь, который раньше вручную размечал текст цветными карандашами, создавая собственную визуальную семиотику кодов, теперь работает с древовидной иерархией кодов в интерфейсе программы. Это имело следствия: с одной стороны, облегчало поиск и сортировку кодов, позволяло быстро находить все примеры кода в массиве данных; с другой — могло способствовать более механистическому подходу к кодированию, потере контакта с целостностью текста.

Похожим образом будет перестраивать процессы в качественных исследованиях использование ИИ-инструментов. Исследователь, который будет использовать ИИ, не просто получит новый инструмент, он войдет в новую конфигурацию: человек + алгоритм + интерфейс. В этой конфигурации появляются не только новые возможности (скорость, масштабируемость, возможность выявления паттернов, которые не заметны человеку), но и новые риски (алгоритмическая предвзятость, потеря рефлексивности, делегирование интерпретации).

Важное значение имеет то, как исследователь позиционирует себя в этой конфигурации. Цифровые технологии одновременно являются источником этических проблем и инструментом внедрения этических политик⁴.

⁴ Например, в Финансовом университете при Правительстве РФ уже более 2 лет ведется дискуссия о применении ИИ в образовательном процессе и анализе данных исследований. Результатом этой дискуссии должен стать внутренний нормативный документ, регламентирующий применение ИИ студентами при подготовке к занятиям, обработке данных исследований, создании презентаций и т. д.

В свете вышеописанных вызовов и проблем в данной статье предлагается концептуализировать использование ИИ в качественном анализе через категорию тандема (от французского *tandem* — пара). Тандем — это сочетание двух элементов, особая конфигурация, в которой два субъекта движутся в одном направлении, синхронизируя свои действия, энергию и скорость.

Концепция тандема «исследователь + ИИ» противостоит двум крайностям:

- 1) полной автоматизации, при которой исследователь отдает аналитические функции в полное ведение алгоритма, превращаясь в администратора инструмента;
- 2) полному отвержению ИИ как методологически несовместимого с качественной социологической парадигмой.

Тандем предполагает, что исследователь и ИИ работают в тесной координации, каждый выполняет те функции, для которых он лучше приспособлен:

- ИИ быстро обрабатывает большие объемы текстовых данных, выявляет статистические паттерны, предлагает гипотезы на основе обучения на больших массивах информации, ускоряет рутинные операции кодирования и категоризации;
- исследователь сохраняет контроль над общей логикой исследования, критически оценивает алгоритмические выводы, проверяет их соответствие исходным данным, выявляет и корректирует алгоритмические смещения, совершает качественный скачок от данных к теории, интегрирует выводы в более широкий контекст знания, несет этическую и профессиональную ответственность за результаты [Diakopoulos, 2016; Pasquale, 2015].

Такой тандем, безусловно, требует от исследователя новых компетенций: понимания того, как работает ИИ-инструмент, способности сформулировать четкие инструкции (промпты) алгоритму, критического отношения к алгоритмическим выводам, умения проектировать процедуры верификации. Но в то же время тандем сохраняет то, что делает качественное исследование мощным: рефлексивность, критическую позицию, ориентацию на смыслы и контексты, приверженность эмпирическому материалу.

Техническая реализация тандема «исследователь + ИИ» требует четко разработанного рабочего плана, в котором каждый этап имеет явные критерии качества и точки принятия решений. Ключевое отличие от традиционного CAQDAS-анализа (NVivo, MAXQDA и др.) в том, что исследователь не просто управляет категориями, но и активно взаимодействует с логикой алгоритма, переучивая его под специфику своего материала.

Для удобства работы с полученными данными⁵ мы использовали платформу eXeDrive⁶. В разработанной нами схеме ключевые этапы анализа

⁵ Автор статьи не ставит задачу рекламировать данную платформу, в этом нет необходимости. Данная платформа использовалась лишь как инструмент, который помог реализовать авторские задумки и решить поставленные исследовательские задачи. Платформа выступает не как самостоятельный интерпретатор, а как технологический модуль в составе исследовательской процедуры, подчиненной логике рефлексивного контроля.

⁶ eXeDrive — это российская онлайн-платформа на базе ИИ, которая помогает повышать продажи и ускорять бизнес-процессы за счет выстраивания маркетинговых стратегий, решения задач и автоматизации. Она обучена на более чем 3000 маркетинговых кейсов, выстраивает



социологической информации оставались под контролем исследователя, тогда как ИИ, который реализован внутри eXeDrive, обеспечивал ускорение рутинных операций и выявление повторяющихся смысловых структур. Именно такая конфигурация позволила сократить время анализа без потери методологической управляемости процесса.

Мы выделяем тут несколько этапов:

1. Этап подготовки и разработки архитектуры анализа. Перед загрузкой данных исследователь сначала должен сконструировать исследовательский запрос. На старте работы с платформой eXeDrive производится диагностика, определяются методические сложности, которые могут возникнуть в процессе исследования⁷. Далее исследователь производит описание семантических полей каждой категории исследования, создает многоуровневую структуру анализа данных. Для каждой подкатегории с помощью ИИ указываются типичные лингвистические маркеры, релевантные метафоры, контекстные условия и т. д. Параллельно документируется исследовательская позиция: какие предположения имеет исследователь, какие альтернативные объяснения он хочет исключить или включить. Фактически получается подробный профессионально составленный промпт, который разрабатывается совместно и исследователем, и ИИ. По времени это занимает от 1 до 7 часов в зависимости от опыта исследователя в области промптирования и сложности стоящих перед ним задач.
2. Система итеративной обратной связи и коррекций. На этом этапе уже должны быть получены результаты качественных исследований на небольшой выборке (можно провести 10–12 полуструктурированных глубинных интервью, транскрибировать их в текст, например, с помощью телеграм-бота «Буквица», далее составить с помощью ИИ общий файл и «скормить» его ИИ). Исследователь не ждет, пока интервьюеры предоставят весь пакет транскриптов интервью, он начинает работу с первыми транскриптами сразу же, чтобы система получила первые данные для последующей ее отладки. Он проводит микроаналитику (еще ее можно назвать супервизией): внимательно изучает результаты того, что выдал ИИ при обработке результатов нескольких интервью, анализирует наиболее проблемные фрагменты (низкая уверенность модели, случаи галлюцинации и др.) и лично дает обратную связь ИИ с подробным обоснованием, с чем он как исследователь не согласен. Эти правки формируют обучающий набор, на котором ИИ переобучается локально (не переучивая общую архитектуру, что позволяет избежать перефразирования и др.). Результат — точность ответов ИИ

персональный трек под исследовательские задачи, помогает проводить диагностику проблем в маркетинге, анализирует результаты качественных исследований, строит отчеты и делает презентации под различные метрики.

⁷ Типовой промпт, который вводится в диалоговое окно платформы при старте работы с ней, выглядит так: «Изучи массив данных. Далее выдели тематические кластеры по критериям X, Y, Z, игнорируя эмоциональный фон».

- по уточненному промпту повышается на 8–15% за одну итерацию. Процедура повторяется 2–3 раза. Временные затраты — до 5 часов.
3. Валидация на двух уровнях сложности. После достижения приемлемой точности исследователь проводит проверку:
 - уровень 1 (связность внутри интервью): проверка логики кодирования внутри одного интервью. Например, если информант говорит о карьере как о стабильности в самом начале интервью и как о саморазвитии в конце, коды должны отражать эту траекторию, а не унифицировать высказывания. Исследователь вручную читает транскрипты 10–12 полных интервью, проверяя, сохранила ли система внутреннюю нарративную логику;
 - уровень 2 (чувствительность к контексту): исследователь создает набор контрольных вопросов. Например: *«Как система кодирует высказывание: „Я хотел бы больше зарабатывать, но это не главное“? Это финансовая мотивация или все-таки деньги — это не главное в жизни?»* Такие вопросы выявляют скрытые предположения ИИ-алгоритма о приоритизации смыслов. Временные затраты — до 6 часов (по опыту автора данной статьи).
 4. Протокол выявления и нейтрализации системных смещений. После базовой валидации исследователь проводит специальный аудит на предмет ошибок в рабочем варианте промпта. Для этого по каждой основной категории запускается анализ распределения по подвыборкам (пол, возраст, образование, основная сфера деятельности и др.). Если выявляется асимметрия, например, видна разница между тем, что выдал ИИ при обработке всего массива транскриптов, и статистическими данными по полу, исследователь вручную проверяет несколько интервью этого пола, чтобы убедиться в четкости или в ошибочности работы ИИ-алгоритма. На основе проверки принимается решение: либо скорректировать промпт (если это системная ошибка), либо зафиксировать асимметрию как исследовательское наблюдение. Временные затраты — до 3 часов.

Далее представим результаты реального исследования, которое автор проводил в период с 19 мая по 26 июня 2025 года. Объем выборки: 86 полуструктурированных глубинных интервью (средняя длительность 78 минут), итого 287 страниц транскриптов, это примерно 600 000 знаков в тексте (интервью проводили шесть исследователей-стажеров по разработанному автором гайду, велась аудиозапись с согласия информантов, затем она транскрибировалась в текст с помощью телеграм-бота «Буквица»). Заказчик исследования предоставил четкий портрет целевой аудитории, по которому отбирались информанты: гендер (23 мужчины, 63 женщины), возраст (пропорциональное распределение по когортам), профессиональный статус (пять категорий: наемные работники, самозанятые и ИП, руководители, госслужащие, студенты), сфера деятельности, уровень дохода.

Мы разработали схему из 15 основных кодов и 43 подкодов. Кодировочная схема была основана на пилотном ручном анализе 12 интервью



и теоретическом обзоре научной литературы. При загрузке всего массива транскриптов в eXeDrive эта ИИ-платформа обработала его за 6 минут. Однако на пилотной выборке из 12 интервью согласованность промежуточных решений составила только 74% (по контрольной разметке исследователя). Основные проблемы:

- ИИ путал близкие семантически коды (например, «поиск смысла» и «самообеспечение»), потому что оба содержали слова о развитии и будущем;
- система чрезмерно активировала код «социальное давление», даже когда речь шла о согласованном выборе, совпадающем с ожиданиями окружающих.

Далее автор-исследователь провел 4 итерации микрокоррекции. В первой итерации были пересмотрены 87 фрагментов из 1500 кодировок (5,8%). Переклассификации касались уточнения граней между кодами: «поиск смысла» переопределен как внутренне мотивированная переоценка жизненных целей, в отличие от «адаптации к обстоятельствам», которая реактивна. Добавлены маркеры различия: поиск смысла содержит нарративы о кризисе и последующем переопределении; адаптация — о принятии внешних условий. После переобучения ИИ на этих примерах точность выросла до 84%. Вторая итерация (82 переклассификации, 5,5%) сосредоточилась на различии интенциональности. Высказывание: «я делаю это потому, что так надо», — может быть и нормой (человек согласился с требованием), и подавленным сопротивлением. После второй итерации точность составила 91%. Третья и четвертая итерации касались граничных случаев и редких кодов (например, «трансцендентные переживания» встретились всего в трех интервью). Финальная доля устойчиво воспроизводимых кодовых решений достигла 95,1%.

Заметим, что включение количественных индикаторов в исследование, основанное на герменевтической логике, оправдано лишь в том случае, если они рассматриваются как показатели процедурной надежности, а не как измерители смысла. В данном исследовании такие показатели отражают устойчивость кодировочных решений, согласованность аналитических шагов и степень необходимости корректировки первоначальных выводов. Тем самым количественные данные выполняют вспомогательную функцию, поддерживая интерпретативный анализ и обеспечивая его контролируемость, но не подменяя собой понимание текста. Иными словами, герменевтика в данной работе определяет способ понимания материала, а количественные показатели фиксируют дисциплину этого понимания и позволяют сделать процесс анализа более прозрачным для внешней проверки.

После стабилизации промпта на платформе eXeDrive исследователем был проведен кросс-кейсный анализ. Выявлены асимметрии в распределении кодов:

- в когорте более молодых потенциальных пользователей ИТ-платформы (25–30 лет) доминируют коды «профессиональное становление». У более возрастных информантов (36–40 лет) зафиксирован резкий рост кодов «пересмотр приоритетов», «принятие ограничений»;
- по гендеру: женщины чаще упоминают баланс «работа — семья», но парадоксально чаще говорят о полной отдаче работе в ущерб личной жизни.

Мужчины демонстрируют большую унифицированность выборов: либо карьера, либо семья, редко их интеграцию;

- по профессиональному статусу: самозанятые и ИП чаще упоминают «финансовую нестабильность как источник личного роста», а наемные работники — «организационную идентичность».

Однако исследователь провел контрверификацию каждого паттерна. Например, паттерн «женщины и баланс» был перепроверен путем прямого чтения интервью 10 женщин, которым система не присвоила этот код. Результат: в 6 из 10 интервью баланс действительно не упоминался; в 4 интервью баланс был, но завуалирован (женщины говорили о нем косвенно, через истории о конфликтах в семье). Это привело к переклассификации и уточнению промпта: *«Выдели не только прямые упоминания баланса, но и нарративы о конфликте, когда человек пытается совмещать различные социальные роли»*. После коррекции паттерн стал более точным.

Проект, описанный выше, был завершен за 3 недели (104 рабочих часа) (включая полевой этап сбора информации интервьюерами, транскрибацию 86 глубинных интервью с помощью ИИ, работу по налаживанию системы обработки качественной информации на платформе eXeDrive, подготовку и валидацию промптов и составление итогового отчета для заказчика исследования). Для сравнения: традиционный анализ 86 интервью с использованием только ручного кодирования в NVivo требует гораздо больше времени (по опыту автора, примерно в 4–6 раз больше). Кроме того, ИИ помогает в транскрибации аудиозаписей: 70-минутная запись глубинного интервью транскрибируется без потери слов за 2–3 секунды с помощью телеграм-бота «Буквица» или аналогов. Экономия времени и ресурсов команды исследователей очевидна.

Заказчик использовал результаты представленного выше анализа для разработки маркетинговой стратегии, ориентированной на разные ценности в продукте для своей целевой аудитории.

Несмотря на отличные результаты работы в тандеме «исследователь + ИИ», описанный выше проект выявил границы применимости ИИ-кодирования:

- коды, основанные на отсутствии речи (молчание информанта в ответ на вопрос и т. п.), крайне плохо кодируются алгоритмом. Например, информант может избегать разговора о финансовых затруднениях, что является диагностическим признаком стигматизации. ИИ при транскрибации не может пока улавливать такие подтексты. Исследователь вынужден был ввести специальный код-маркер «невыговоренное», но его валидность остается низкой;
- иронические и парадоксальные высказывания часто неправильно кодируются. Фраза: *«Я очень люблю дедлайн»*, — может быть как восторженным выражением увлеченности работой, так и саркастическим высказыванием о том, что очень часто приходится работать в режиме нехватки времени, даже если этого не хочется. ИИ-алгоритм выбирает буквальное толкование в большинстве случаев, т. к. по транскрипции не до конца понятно, что имел в виду информант;



- цитирование чужих мнений (информант пересказывает, что сказала ему мама, начальник, подруга) часто кодируется как собственное мнение информанта. Требуется ручное выделение таких случаев и их отдельная кодировка.

Предлагаемые методологические решения и трансформация роли исследователя

Опыт показывает, что интеграция ИИ требует не только технической адаптации, но и переопределения исследовательской профессии. Можно обозначить несколько моментов, на которые следует обратить внимание исследователей, использующих ИИ в качественных исследованиях:

1. Иерархическая система промптов. Вместо единого статичного промпта лучше разработать систему из 3–4 уровней промптов, каждый из которых специализируется на определенном классе проблем:
 - уровень 1 (базовый): кодирование явных смыслов, стандартных категорий;
 - уровень 2 (углубленный): поиск коннотаций, неявных смыслов, противоречий;
 - уровень 3 (критический): выявление умолчаний, сарказма, цитирования, парадоксов.

Каждый промпт запускается последовательно; результаты комбинируются с разработкой приоритизации (явные смыслы приоритизируются выше в случае конфликта). Это обеспечивает многомерность без одновременной перегрузки алгоритма.

2. Встроенный модуль верификации исследователем данных. Например, eXeDrive можно интегрировать с модулем обученной только на ответах нейросети (так, можно создать ИИ-агента в ChatGPT, который автоматически разбивает сегменты с низкой уверенностью в чем-то и сложные случаи — сегменты с множественными и подробными ответами). Исследователь в этом случае получает отфильтрованный список из 200–300 проблемных фрагментов вместо того, чтобы проверять весь корпус. Это сокращает время верификации на 40–50%.
3. Динамическое переопределение кодов в процессе анализа. Традиционный подход в качественных социологических и маркетинговых исследованиях требует фиксированной кодировочной схемы перед анализом. Но мы предлагаем использовать гибридный подход: 70% кодов задаются априори (базируясь на теории и пилоте), 30% появляются позже, в процессе анализа первых 10–12 интервью. После этого ИИ-система переобучается на всем массиве данных. Это позволяет избежать как теоретической закрытости, так и чрезмерной фрагментации кодов.
4. Эксплицитное моделирование контекста. Для кодирования молчаний и парадоксов система нуждается в контекстной информации, которая

не видна в отдельном сегменте. Предлагается добавить метаданные на уровне интервью: пол, возраст, социальный статус информанта, стиль работы интервьюера, эмоциональный тон беседы. ИИ-алгоритм может использовать эти переменные для условного кодирования: код «финансовое затруднение, скрываемое» применяется, если информант моложе 30 лет и говорит о финансах монотонно (низкий эмоциональный градус, что может указывать на защиту).

Таким образом, внедрение ИИ в качественные исследования принципиально меняет профессиональный профиль социолога-качественника:

- исчезают навыки механического кодирования, умение долго сохранять концентрацию на повторяющихся операциях (теперь это делает ИИ);
- усиливаются такие качества, как критическое мышление (постоянная проверка алгоритма), концептуальное творчество (больше времени на синтез получаемой информации), коммуникативные навыки (объяснение выводов заказчикам, которые могут скептически относиться к ИИ-анализу);
- появляются новые навыки работы с современными системами (понимание работы ИИ-алгоритмов, написание рабочих промптов и т. д.), умение проектировать процедуры верификации, знакомство с основами машинного обучения (на уровне понимания ограничений и возможностей).

На наш взгляд, это требует переподготовки социологов. Опираясь на опыт автора в проведении качественных исследований с помощью ИИ, можно предложить внедрение в учебные планы подготовки социологов и маркетологов такие учебные дисциплины или факультативы, как: «ИИ для качественного анализа», «Основы промпт-инженерного дела для исследователей», «Этика и ответственность в ИИ-исследованиях».

Заключение

Исследование демонстрирует, что ИИ в качестве помощника для исследователя позволяет существенно сократить время качественного анализа без ущерба валидности выводов при условии систематического контроля результатов, которые выдает ИИ. Ключевым достижением апробированной методологии стала разработка четырехэтапной процедуры работы в тандеме «исследователь + ИИ»: проектирование аналитической архитектуры, итеративное сопоставление версий кодирования, двухуровневая валидация результатов и аудит системных смещений. Эти шаги обеспечивают не только прозрачность процесса, но и возможность отслеживания случаев алгоритмической инерции и когнитивной капитуляции, когда исследователь рискует передать интерпретационную инициативу ИИ.

Особо стоит отметить, что опыт работы в такой конфигурации не просто ускоряет анализ, но и интенсифицирует рефлексивность исследователя. Постоянное сопоставление предложений, выдаваемых ИИ, с собственными



интерпретациями делает видимыми как потенциальные предвзятости ИИ, так и собственные аналитические ожидания автора. Иерархическая система промптов, двухуровневая проверка и протокол аудита смещений превращают взаимодействие с ИИ в инструмент повышения методологической дисциплины и эффективности работы исследователя.

Таким образом, ИИ не замещает, а усиливает исследовательскую рефлексию, делая ее более систематической и документируемой. Предложенная в статье схема представляет собой фактически готовый инструмент для проведения сложных качественных исследований, позволяющий работать с большими массивами данных без потери интерпретативной глубины.

Также подчеркнем, что интеграция ИИ-инструментов в качественный анализ не является технологическим ноу-хау. Но следует отметить, что использование тандема «исследователь + ИИ» станет в ближайшие годы частой практикой. Считаем, что предложенные в статье процедуры служат инструментами сохранения исследовательского контроля в условиях автоматизации качественных исследований. По мнению автора, будущие разработки должны быть направлены на совершенствование прозрачности алгоритмических решений и развитие методологического образования социологов в области ИИ-компетенций. В перспективе развитие таких подходов потребует трансформации профессиональных навыков и включения специализированных курсов по ИИ-методологии в образовательные программы социологов и других исследователей.

Литература / References

Гадамер Х.-Г. Истина и метод: Основы философской герменевтики / Пер. с нем и общ. ред. Б. Н. Бессонова. М.: Прогресс, 1988.

Gadamer H.-G. (1988) *Istina i metod: Osnovy filosofskoi germenevtiki* [Truth and Method: Foundations of Philosophical Hermeneutics]. Transl. from Germ and ed. by B. N. Bessanova. Moscow: Progress. (In Russ.)

Герасимова Т. А. Генезис понятия «рефлексивные умения» в исследованиях современных ученых // Проблемы современного педагогического образования. 2023. № 80–2. С. 81–85. EDN: ISOBFK

Gerasimova T. A. (2023) The Genesis of the Concept "Reflexive Skills" in the Research of Modern Scientists. *Problemy sovremennogo pedagogicheskogo obrazovaniya* [Problems of Modern Pedagogical Education]. No. 80–2. P. 81–85. (In Russ.)

Декал Е. Е., Борзова Т. В. Становление понятия рефлексивности в психологии (по материалам отечественных и зарубежных источников) // Российский журнал образования и психологии. 2025. Т. 16. No. 3. С. 514–540. DOI: <https://doi.org/10.12731/2658-4034-2025-16-3-761>

Dekal E. E., Borzova T. V. (2025) Formation of the Concept of Reflexivity in Psychology (Based on Domestic and Foreign Sources). *Rossiiskij zhurnal obrazovaniya i psihologii* [Russian Journal of Education and Psychology]. Vol. 16. No. 3. P. 514–540. DOI: <https://doi.org/10.12731/2658-4034-2025-16-3-761> (In Russ.)

Дудина В. И. Эпистемическая рефлексивность в социологии // Вестник Санкт-Петербургского университета. Социология. 2018. Т. 11. № 2. С. 146–159. DOI: <https://doi.org/10.21638/11701/spbu12.2018.201>

Dudina V.I. (2018) Epistemic Reflexivity in Sociology. *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Sociologiya* [Vestnik of Saint Petersburg University. Sociology]. Vol. 11. No. 2. P. 146–159. DOI: <https://doi.org/10.21638/11701/spbu12.2018.201> (In Russ.)

Лустин Ю. М. Рефлективное мышление студента в гносеологической доминанте цифрового образования // Архонт. 2022. Т. 32. № 5. С. 93–102. EDN: [BLMCCCK](https://doi.org/10.21638/11701/spbu12.2018.201)

Lustin Yu.M. (2022) Reflective Thinking of a Student in Gnoseological Dominant of Digital Education. *Archont* [Archont]. Vol. 32. No. 5. P. 93–102. (In Russ.)

Ожиганова Г. В. Рефлексия, рефлексивность и высшие рефлексивные способности: подходы к исследованию // Психологическая наука и образование. 2018. Т. 23. № 5. С. 22–31. EDN: [MKWIMP](https://doi.org/10.21638/11701/spbu12.2018.201)

Ozhiganova G.V. (2018) Reflexion, Reflexivity and Higher Reflexive Abilities: Approaches to Research. *Psikhologicheskaya nauka i obrazovanie* [Psychological Science and Education]. Vol. 23. No. 5. P. 22–31. (In Russ.)

Рождественская Е. Ю. ИНТЕР-энциклопедия: нарративное интервью // Интеракция. Интервью. Интерпретация. 2020. Т. 12. № 4. С. 114–127. DOI: <https://doi.org/10.19181/inter.2020.12.4.8>

Rozhdestvenskaya E. Yu. (2020) INTER-Encyclopedia: Narrative Interview. *Interakciya. Intervyu. Interpretaciya*. [Interaction. Interview. Interpretation]. Vol. 12. No. 4. P. 114–127. DOI: <https://doi.org/10.19181/inter.2020.12.4.8> (In Russ.)

Соколов А. В., Фролов А. А., Бабаджанян П. А. Применение технологий искусственного интеллекта в политике: угрозы и возможности // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Политология. 2025. Т. 27. № 3. С. 622–637. DOI: <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2025-27-3-622-637> EDN: [LRRSDH](https://doi.org/10.22363/2313-1438-2025-27-3-622-637)

Sokolov A.V., Frolov A.A., Babajanyan P.A. (2025) Leveraging AI Technologies in Politics: Navigating Threats and Unveiling Opportunities. *Vestnik Rossijskogo universiteta druzhby narodov. Seriya: Politologiya* [RUDN Journal of Political Science]. Vol. 27. No. 3. P. 622–637. DOI: <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2025-27-3-622-637> (In Russ.)

Стребкова К. Е. Технологии искусственного интеллекта как инновационный инструмент реализации государственной молодежной политики РФ: стратегии, механизмы и практики // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Политология. 2025. Т. 27. № 3. С. 590–605. DOI: <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2025-27-3-590-605> EDN: [LSQJAX](https://doi.org/10.22363/2313-1438-2025-27-3-590-605)

Strebkova K.E. (2025). AI-driven Innovation in Russian Youth Policy: Strategies, Mechanisms, and Practices. *Vestnik Rossijskogo universiteta druzhby narodov. Seriya: Politologiya* [RUDN Journal of Political Science]. Vol. 27. No. 3. P. 590–605. DOI <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2025-27-3-590-605> (In Russ.)

Хорошилов Д. А. Тематические сообщения: методология качественных исследований О. Т. Мельниковой // Новый психологический журнал. 2024. Т. 13. № 1. С. 29–37.

Khoroshilov D.A. (2024) Thematic Messages: Methodology of Qualitative Research by O.T. Melnikova. *Novyi psikhologicheskii zhurnal* [New Psychological Journal]. Vol. 13. No. 1. P. 29–37. (In Russ.)

Ядова М. А. Социальный портрет российских пользователей сервисами искусственного интеллекта: попытка анализа // Социальные и гуманитарные науки. Отечественная и зарубежная литература: ИАЖ. Сер. 4: Государство и право. 2025. № 3. С. 23–32. DOI: <https://doi.org/10.31249/iajpravo/2025.03.02>

Yadova M.A. (2025) Social Portrait of Russian Users of Artificial Intelligence Services: An Attempt at Analysis. *Sotsialnye i gumanitarnye nauki. Otechestvennaya i zarubezhnaya literatura. Seriya 4: Gosudarstvo i pravo* [Social and Humanitarian Sciences. Domestic and Foreign Literature. Series 4: State and Law]. No. 3. P. 23–32. DOI: <https://doi.org/10.31249/iajpravo/2025.03.02> (In Russ.)

Ярская-Смирнова Е. Р., Романов П. В. Феноменология профессионализма: практическое знание в социальной работе // Человек. Сообщество. Управление. 2006. № 2. С. 35–51.

Yarskaya-Smirnova E.R., Romanov P.V. (2006) Phenomenology of Professionalism: Practical Knowledge in Social Work. *Chelovek. Soobshchestvo. Upravlenie* [Human. Community. Management]. No. 2. P. 35–51. (In Russ.)



Diakopoulos N. (2016) Accountability in Algorithmic Decision Making. *Communications of the ACM*. Vol. 59. No. 2. P. 56–62. DOI: <https://doi.org/10.1145/2844110>

Georgiou Konstantinos (2024) Thematic Analysis: A Practical Guide. *European Journal of Psychotherapy & Counselling*. Vol. 26. No. 3–4. P. 461–464. DOI: <https://doi.org/10.1080/13642537.2024.2391666>

Geertz C. (1973) Thick Description: Toward an Interpretive Theory of Culture. *The Interpretation of Cultures*. New York: Basic Books.

Gülpınar M.A. (2024) A Model Proposal for Qualitative Data Analysis, Interpretation, and Reporting: Contextuality, Reflectivity, and Narrativity. *Primary Health Care Research & Development*. Vol. 25. P. 50–55. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1463423624000562>

Gurr H., Jones L., McNabola A. (2024) The Importance of Positionality for Qualitative Researchers. *Qualitative Health Research*. Vol. 34. No. 7. P. 595–606.

Lincoln Y.S., Guba E.G. (1985) *Naturalistic Inquiry*. Newbury Park. Beverly Hill: Sage Publications.

Logg J.M., Minson J.A., Moore D.A. (2019) Algorithm Appreciation: People Prefer Algorithmic to Human Judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*. Vol. 151. P. 90–103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005>

Lundberg I., Brand J.E., Jeon N. (2022) Researcher Reasoning Meets Computational Capacity: Machine Learning for Social Science. *Social Science Research*. Vol. 108. P. 1–50. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2022.102807>

Nguyen-Trung K. (2025) ChatGPT in Thematic Analysis: Can AI Become a Research Assistant in Qualitative Research? *Quality & Quantity*. Vol. 59. P. 4945–4978. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11135-025-02165-z>

Olmos-Vega F.M., Dolmans D., Vargas-Castro N., Stalmeijer R.E. (2023) A Practical Guide to Reflexivity in Qualitative Research: AMEE Guide No. 149. *Medical Teacher*. Vol. 45. No. 3. P. 239–250.

Pasquale F. (2015) *Black Box Society: The Secret Algorithms That Control Money and Information*. Cambridge: Harvard University Press.

Shaw S.D., Nave G. (2026). Thinking-Fast, Slow, and Artificial: How AI is Reshaping Human Reasoning and the Rise of Cognitive Surrender. *SSRN Working Paper 6097646*. *The Wharton School, University of Pennsylvania*. P. 1–58. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.6097646>

Trundle C., Araújo N., Khan S., Phillips T. (2025) Beyond the Mirror: Challenging the Common Assumptions of Reflexivity in Qualitative Research. *Qualitative Inquiry*. Vol. 31. P. 1–18.

Vicente L., Matute H. (2023) Humans Inherit Artificial Intelligence Biases. *Scientific Reports*. Vol. 13. P. 1–13. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-42384-8>

Сведения об авторе:

Микрюков Владимир Олегович — кандидат философских наук, доцент, кафедра социологии, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия. **E-mail:** vomikryukov@fa.ru. **РИНЦ Author ID:** 560447; **ORCID ID:** 000-0002-3025-6838.

Статья поступила в редакцию: 19.01.2026

Принята к публикации: 02.02.2026



Features and Emerging Challenges of the “Researcher + AI” Tandem in Qualitative Sociological and Marketing Research

DOI: 10.19181/inter.2026.18.2.7

Vladimir O. Mikryukov *Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia*
E-mail: vomikryukov@fa.ru

In recent years, qualitative sociological and marketing research has faced a paradox: the demand for in-depth interpretative analysis of large data arrays coincides with the exponential growth of information volumes and shrinking project timelines, making traditional analysis methods inefficient in terms of time and resource costs. The integration of artificial intelligence (AI) tools into qualitative analysis of sociological and marketing data helps address some technical challenges but generates fundamental methodological issues, primarily concerning the preservation of researcher reflexivity as the central element of validity in qualitative research.

The article examines three key challenges: the problem of delegating interpretation to AI-based algorithms, the risk of algorithmic inertia and AI hallucination, and the question of methodological limits of AI application in sociology and marketing. The author proposes conceptualizing the “researcher + AI” tandem as a specific configuration of analytical practice where human reflexivity remains central, and AI serves as an auxiliary tool. Based on the author’s research experience analyzing 86 in-depth interviews using the AI platform exeDrive, the article demonstrates the possibility of significantly reducing analysis time without compromising the quality and validity of findings, provided systematic control and methodological discipline by the researcher are maintained.

The article proposes four procedures for working in the “researcher + AI” tandem: preparation and development of analysis architecture, iterative feedback system, two-level validation, and protocol for detecting systemic biases. The author also formulates additional criteria for AI-supported validity of qualitative research (algorithm transparency, human-involved validation, bias audit, result interpretability) and offers methodological solutions to minimize algorithmic bias. The article concludes on the need to transform the professional competencies of qualitative sociologists and introduce specialized AI methodology courses into academic curricula.

Keywords: qualitative research; artificial intelligence; “researcher + AI” tandem; data analysis methodology; research validity; AI algorithmic bias; qualitative research methodology

Author Bio:

Vladimir O. Mikryukov — Candidate of Philosophy, Associate Professor, Department of Sociology, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia. **E-mail:** vomikryukov@fa.ru. **RSCI Author ID:** 560447; **ORCID ID:** 000-0002-3025-6838.

Received: 19.01.2026

Accepted: 02.02.2026