



DOI: 10.19181/4m.2025.34.2.2

EDN: SCNJFD

КЛЮЧЕВЫЕ ВОПРОСЫ ПРИМЕНЕНИЯ СОВРЕМЕННОГО БАЙЕСОВСКОГО ПОДХОДА К АНАЛИЗУ СОЦИОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Александр Анатольевич Звонок

Луганский государственный педагогический университет,
Луганск, Россия

Эл. почта: al.zvonok@gmail.com

ORCID: 0009-0007-7332-1330

Для цитирования: Звонок А. А. Ключевые вопросы применения современного байесовского подхода к анализу социологических данных // Социология: методология, методы, математическое моделирование (Социология: 4М). 2025. № 61. С. 77-116. DOI: 10.19181/4m.2025.34.2.2. EDN: SCNJFD.

Статья раскрывает актуальность и основные методологические проблемы применения современного байесовского подхода к количественному анализу данных в эмпирической социологии. Рассмотрена история возникновения и развития частотного и байесовского подходов как направлений в математической статистике и философии науки. Затронуты философские и эпистемологические аспекты анализа результатов научных исследований, выполняемых в рамках частотной и байесовской парадигм. Показаны наиболее значимые отличия между субъективным, объективным байесовским и частотным подходами при построении и оценке статистических моделей, а также преимущества современной байесовской методологии в сравнении с традиционной частотной парадигмой при интерпретации научных результатов. Выделены наиболее актуальные вопросы внедрения современных байесовских методов в сферу эмпирической социологии, которые должны быть решены в рамках теории и методологии социологических исследований.

Ключевые слова: анализ данных, методология, социологические исследования, количественные исследования, байесовская статистика, объективный байесовский подход, моделирование социальных процессов, байесовские модели

Введение

Сегодня в прикладных количественных социологических исследованиях преобладают методы анализа данных традиционной парадигмы в математической статистике, имеющей название «частотная статистика», или «частотный статистический вывод». Однако для современной науки о данных характерны два основных подхода к анализу и интерпретации статистических показателей: частотный и байесовский (существует еще фидуциальный статистический вывод, однако степень его разработанности и области применения на порядок уступает частотному и байесовскому, поэтому мы опустим его в рамках данной работы). Отношения между ними во многом напоминают взаимоотношения между количественной и качественной исследовательскими парадигмами в социальных науках, и в настоящий момент наблюдается «революция» байесовских методов в прикладных научных исследованиях. При этом на текущий момент в эмпирической социологии ни классические, ни современные байесовские методы анализа данных практически не применяются, что представляет собой серьезную методологическую проблему. В подтверждение вышесказанного тезиса приведем объективные данные: обзорные исследования показывают, что с 1978 по 2017 годы в рамках платформы Web of Science было опубликовано всего лишь 142 научных статьи по социологии, затрагивающие байесовские методы. Для иллюстрации серьезности проблемы обратимся к близкородственной психологии, в которой за этот же 39-летний период было опубликовано 2 808 (почти в 20 раз больше) научных публикаций, использующих байесовскую методологию [1, р. 56]. В отечественной социологии ситуа-

ция еще более плачевна: локальный поиск в базе электронной библиотеки диссертаций «*disserCat*»¹ по оглавлениям, введениям и заключениям 7451 диссертации по социологическим наукам, защищенным в период с 1990 по 2022 годы, показывает, что только в 7 из них находятся хотя бы упоминания Т. Байеса и байесовских методов анализа. Байесовская статистика практически не преподается в российских вузах вне физико-математических и технических специальностей, а отсутствие развитой методологии и принципов применения байесовского подхода в прикладных социологических исследованиях является актуальной методологической проблемой как для российской, так и для зарубежной социологии. Впрочем, недавнее исследование образовательных программ 86 российских вузов продемонстрировало, что в 58 % из них социологические направления испытывают недостаток даже базовой статистической подготовки [2, с. 133].

Между тем частотный и байесовский подходы выходят далеко за рамки математики, существуя одновременно на трех уровнях:

- уровень математических вычислений (как отдельные разделы теории вероятностей и математической статистики);
- философский уровень (с различающимся пониманием случайности, различными интерпретациями сути эмпирического знания, математическими парадоксами и их решениями и т.д.);
- методологический уровень (например, байесовский подход прямо позволяет постепенно расширять объемы выборочной совокупности в рамках одного и того же эмпирического исследования, а в строгом частотном подходе этот вопрос остается не до конца решенным).

Несмотря на то, что на математическом уровне в настоящий момент более широко применяется частотный подход, в совре-

¹ *disserCat* – электронная библиотека диссертаций [сайт]. URL: <https://www.dissercat.com> (дата обращения 15.07.2025).

менной философии науки байесианство является доминирующим течением [3, с. 81]. Частотный подход предполагает существование случайности как объективной неопределенности, при этом только частота проявления данных в выборке (наступление событий, например, выпадение «орла» или «решки» при бросании монеты) позволяет исследовать природу этой неопределенности и отразить свойства генеральной совокупности. Байесовский подход понимает случайность как меру нашего незнания о природе изучаемых процессов. Байесовский анализ основан на создании статистических моделей путем перехода от рациональных априорных знаний (предшествующих опыту) об исследуемой проблеме к апостериорным знаниям (основанным на опыте) в результате уменьшения незнания посредством регистрации новых данных наблюдений. В течение большей части XX века частотный подход к анализу статистических данных был практически единственным, применяемым на практике, в то время как байесовская статистика редко покидала области фундаментальной математики. Однако применение основанного на *p*-значениях частотного подхода в прикладных научных исследованиях имеет свои недостатки, из которых наиболее серьезной проблемой на сегодня стал т.н. «кризис воспроизводимости» — неустойчивость результатов эмпирических исследований на эквивалентных выборках [4]. Особенно актуальной проблема является для психологических и социальных наук, свидетельством чего является тот факт, что некоторые авторитетные зарубежные журналы даже перестали принимать на рассмотрение публикации, содержащие *p*-значения [5, р. 1]. В социологии данный кризис выражается в существовании т. н. «эффекта Кассандры», одним из аспектов которого является рост недоверия общественности к социальным прогнозам [6].

Следствием «кризиса воспроизводимости» стало повышение интереса к альтернативным подходам в отношении анализа данных, таким как байесовская парадигма. При этом практические

проблемы внедрения байесовских методов в сферу прикладной социологии, их адаптация к специфике первичной социологической информации, выбор оптимальных практик байесовского анализа для конкретных исследовательских ситуаций в прикладных социологических исследованиях находятся непосредственно в ведении методологии социологической науки. Указанные обстоятельства требуют переосмыслиния сложившихся методологических подходов в социологии, что обуславливает необходимость постановки вопроса о более широком использовании байесовского подхода к анализу социологических данных в рамках социологического дискурса.

Исторический экскурс в байесовскую методологию

Зарождение байесовского эпистемологического подхода тесно связано с научной деятельностью Т. Байеса, жившего в XVIII веке, в частности, с посмертным опубликованием его работы «Эссе к решению проблемы в учении о шансах» (1763), отредактированной и прокомментированной Р. Прайсом. Кратко основную идею Т. Байеса можно описать с помощью простого мысленного эксперимента: экспериментатор садится спиной к ровному квадратному столу и просит ассистента бросить на этот стол шар. Затем, чтобы узнать, где находится первый шар, экспериментатор просит ассистента бросать еще один шар и сообщать место его приземления относительно первоначального: справа, слева, спереди или сзади от него. Записывая результаты многочисленных бросков, и используя свои первоначальные представления о расположении первого шара, экспериментатор мог бы постоянно обновлять свое представление о месте приземления последнего (получать более точную информацию), хотя он никогда не смог бы получить его точное местоположение таким образом [7]. После смерти Т. Байеса байесовская концеп-

ция была переоткрыта и усовершенствована П.-С. Де Лапласом в период с 1774 по 1812 годы, ее принципы сегодня применяются как в частотной статистике, так и в рамках байесовской методологии, в которой являются системообразующими. После П.-С. Де Лапласа в последующие сто лет отдельные философские и математические аспекты байесовского подхода в статистике в разной мере затрагивались рядом авторов, среди которых наиболее выделяются С.Д. Пуассон, Ж.Л.Ф. Берtran, А.О. Курно. При этом сам термин «байесовский» широко не применялся до середины XX века, когда в нем возникла необходимость, чтобы окончательно разграничить «частотный» и «байесовский» подходы. В период между 1912 и 1922 годами Р. Фишером были заложены и популяризованы основы частотной статистики в ее нынешнем виде, основанной на «методе максимального правдоподобия», который было предложено использовать вместо т. н. «метода обратной вероятности» (старое название байесовской методологии). С. Финберг отмечает, что, хотя методы Фишера не были лишены недостатков, их удобство и акцент на прикладных экспериментальных выборочных исследованиях произвели впечатление на последующих статистиков, таких как Е. Нейман и Э. Пирсон. В дальнейшем они доработали метод частотной проверки гипотез и метод доверительных интервалов, позволив частотному подходу распространиться практически во всех областях прикладной науки в той форме, в какой сегодня большинство исследователей представляет статистический анализ данных [8, р. 8]. В этот временной период байесовские методы, основанные на «субъективной вероятности», разрабатывал достаточно ограниченный круг математиков (наиболее известны из них Ф.П. Рамsey, Б. де Финетти, Л. Сэвидж, Д. Блеквелл). Параллельно с 1930-х годов зарождалось направление объективного байесовского подхода, декларирующего необходимость универсальных и непредвзятых априорных установок в научном анализе, что стало важным шагом к преодолению критики

субъективизма в байесовской статистике и открыло дорогу к проникновению байесианства в область академических фундаментальных исследований. Данное направление было основано Г. Джеффрисом [9], в дальнейшем последовательно развивалось Э.Т. Джейнсом [10] и Р.Д. Розенкранцом [11], которые подчеркивали роль байесовских методов в научном выводе как инструментов рационального принятия решений, независимых от субъективных предпочтений.

С конца 1950-х годов был отмечен значительный рост интереса к байесовской статистике, вызванный появлением и распространением первых компьютеров, а также невозможностью решить некоторые научные проблемы в рамках частотного подхода (наиболее известным в данном контексте является случай идентификации авторства спорных документов «Записок Федералиста» Ф. Мостселлером и Д.Л. Уоллисом в 1964 году) [12]. Этот период характерен появлением ряда известных научных работ по практическому применению байесовской методологии, некоторые из них даже были переведены на русский язык и изданы в СССР [13; 14; 15], а в 1980-е годы появляются первые самостоятельные советские научные труды по данной проблематике [16]. К сожалению, ретроспективный анализ А.А. Печенина свидетельствует о том, что байесовская интерпретация вероятности в Советской России хотя и не запрещалась прямо, но значительно маргинализировалась (а частотная концепция пользовалась существенной поддержкой со стороны диалектического материализма) [17]. Из-за этого байесовскому подходу была отведена крайне узкая роль в области управления и теории принятия решений на основе неполных данных, возможность же получения фундаментального знания байесовскими методами недооценивалась. Кроме того, это также привело к тому, что байесианство в СССР практически не изучалось с точки зрения философии науки, а объективный байесовский подход до сих пор остается практически неизвестным на постсоветском

пространстве. Сегодня в отечественной философии науки существуют исследователи (например, В.А. Светлов), занимающиеся изучением эпистемологических аспектов байесовского подхода, однако результаты их деятельности малоизвестны за пределами собственно философии [18].

Дополнительным стимулом к развитию байесовской методологии стало бурное развитие класса компьютерных алгоритмов для моделирования распределений вероятностей под названием «Марковские цепи Монте-Карло» (МЦМК), которые позволили проводить сложные байесовские вычисления за приемлемое время. Начало 1990-х годов было отмечено настолько активным распространением этих методов из сферы фундаментальной математики в прикладные научные области, что сегодня данный временной промежуток в западной науке называют «МЦМК-революцией» [19]. Анализ публикационной активности пяти крупнейших мировых статистических журналов за 40 лет свидетельствует о том, что количество изданных в них в 2000-е годы научных работ, использующих байесовские методы, выросло почти в 5 раз в сравнении с 1970-ми годами, причем наиболее взрывной рост отнесен в 1990-е годы [20, р. 1–2]. Тогда же появились первые общедоступные программные инструменты байесовского анализа, такие как «*Bayesian inference using Gibbs sampling*» или BUGS (1989–1991).

В наше время средства для реализации байесовских методов только начинают интегрироваться в популярные программы для статистической обработки данных, такие как Stata или SPSS Statistics (например, поддержка байесовской статистики появилась в SPSS Statistics только начиная с 25 версии, выпущенной в 2017 году). Наиболее продвинутые современные методы байесовского анализа разрабатываются и реализуются в рамках соответствующих библиотек для языков программирования R и Python (например, PyMC и Arviz) и требуют не только владения надпрофессиональными навыками научного программирования

от исследователей, но и серьезных вычислительных мощностей, например, использования графических процессоров. Это обуславливает значительную популярность байесовского подхода среди специалистов, чьи компетенции лежат в областях между прикладной информатикой и конкретными научными областями: биоинформатикой, вычислительной физикой и т. д.

Современные направления байесовского подхода: сравнительный анализ

С точки зрения философии науки, в рамках взаимодействия байесовской и частотной познавательных стратегий существует множество конфликтов и точек соприкосновения: определения ключевых понятий, понимание концепций истины и неопределенности, отношение к различным статистическим проблемам и парадоксам. Эта тема является хорошо изученной в рамках философии и эпистемологии науки и исчерпывающе раскрывается в фундаментальных трудах таких исследователей, как Ж. Валльверду [21]. Гораздо менее освещено проблемное поле сравнения классического субъективного байесовского подхода и объективного байесианства, так как последнее направление стало активно внедряться в прикладные научные области только в последние два десятилетия, когда накопленный опыт и знания, а также развитие вычислительных технологий привели к формированию устойчивых практик применения объективного байесовского подхода в научных исследованиях. Хотя полноценный сравнительный анализ этих научных школ выходит за рамки тематики данной статьи и относится, скорее, к эпистемологии науки, мы считаем уместным кратко раскрыть основные методологические различия. В самом начале следует отметить, что, при наличии данных, объем которых стремится к бесконечности, влияние априорных сведений, используемых в байесовском анализе, будет стремиться к нулю [22, с. 134–135]. На при-

кладном уровне это выражается в том, что при использовании достаточно больших выборок наблюдений результаты анализа с применением субъективного байесианства, объективного байесовского подхода и частотного подхода будут давать сходные результаты. Однако при этом в каждом из этих случаев в большей или меньшей степени будет различаться интерпретация этих результатов.

Субъективный байесовский подход, восходящий к работам Б. де Финетти и Л. Сэвиджа, исходит из представления о вероятности как степени личной убежденности рационального агента, где априорные распределения выбираются на основе субъективных предпочтений исследователя при единственном ограничении — соблюдении правил вероятностного исчисления. Такой подход подчеркивает конвенциональную природу научного знания и делает акцент на когерентности убеждений, а не на их соответствии «объективной реальности». В противоположность этому, объективный байесовский подход, развитый Г. Джекфриром, Э.Т. Джейнсом и Р.Д. Розенкранцом, стремится минимизировать произвол в выборе априорных распределений через принцип максимума энтропии, требуя, чтобы вероятностные оценки максимально соответствовали имеющимся эмпирическим данным, а в условиях отсутствия информации оставались максимально неопределенными. Ключевое философское различие между подходами проявляется в трактовке природы вероятности: если субъективисты рассматривают ее как характеристику познающего субъекта, то объективисты — как инструмент рационального представления знаний о мире. Методологически субъективный подход допускает широкий плюрализм в выборе моделей и априорных распределений, что может приводить к существенному разбросу выводов при анализе одних и тех же данных разными исследователями. Объективный байесовский подход, напротив, стремится к унификации выводов через формальные процедуры выбора наиболее неинформативных априорных распределений,

что особенно важно в академической науке и фундаментальных исследованиях. В контексте научного реализма субъективный подход демонстрирует большее сходство с инструменталистскими концепциями, тогда как объективный — с умеренно реалистическими позициями. Практические последствия этого различия особенно заметны в прикладных областях: субъективный подход требует тщательной экспертизы и обоснования выбора априорных параметров, что может быть ресурсоемким, но позволяет лучше учитывать контекстные знания; объективный подход предлагает более стандартизованные процедуры, но иногда за счет игнорирования специфических особенностей предметной области. В области социологии и других социальных наук субъективный подход лучше адаптирован к работе с неполными данными и уникальными случаями, тогда как объективный — к интеграции разнородных данных и построению хорошо воспроизводимых моделей. Эпистемологическая критика субъективного подхода фокусируется на проблеме произвольности выбора априорных распределений и трудностях межсубъектной верификации результатов, в то время как объективный подход критикуют за искусственное ограничение пространства возможных моделей и недооценку роли творческого компонента в научном исследовании.

В то же время объективный байесовский подход эпистемологически существенно отличается от традиционного частотного подхода к анализу данных. Частотный подход, восходящий к работам Р. Фишера, Е. Неймана и Э. Пирсона, основывается на объективистской трактовке вероятности как предельной относительной частоты события в длинной серии повторяемых экспериментов, что предполагает онтологическую реальность стохастических процессов и принципиальную возможность их изучения через эмпирические наблюдения. Этот подход тесно связан с философией научного реализма, подчеркивающей независимость наблюдалемых явлений от познающего субъекта,

и опирается на методологию, требующую строгой воспроизведимости результатов и проверки гипотез через контроль уровня значимости и мощности статистических тестов. Напротив, объективный байесовский подход интерпретирует вероятность как степень рациональной убежденности, основанной на доступных данных, но стремится минимизировать субъективность через формальные принципы, такие как максимизация энтропии или использование референсных априорных распределений. Этот подход предполагает, что вероятностные оценки должны отражать не только эмпирические данные, но и рациональные ограничения, накладываемые принципами логической последовательности и информационной нейтральности. Методологически частотный подход делает акцент на таких процедурах, как проверка гипотез и построение доверительных интервалов, в то время как объективный байесовский подход фокусируется на последовательном обновлении вероятностных оценок через теорему Байеса, что позволяет интегрировать разнородные данные в единую вероятностную модель. Частотный подход ближе к «жесткому» реализму, предполагающему существование объективных стохастических закономерностей, тогда как объективный байесовский подход допускает более гибкое понимание вероятности как инструмента рационального вывода. На практике частотный подход доминирует в науках, где возможны строго контролируемые повторяемые эксперименты, а объективный байесовский подход находит применение в слабоформализованных областях, где требуется интеграция разнородных данных (например, при построении моделей сложных социальных и экономических систем).

Кроме того, в современных прикладных научных отраслях в настоящее время наблюдается популяризация гибридного направления т. н. «эмпирического байесианства», в котором априорные вероятности оцениваются непосредственно из данных, а не задаются исследователем [25]. Это позволяет сочетать

гибкость байесовского подхода с эмпирической обоснованностью частотного. Философски этот подход можно рассматривать как попытку преодолеть разрыв между субъективным и объективным взглядами на вероятность. Он особенно полезен в ситуациях, когда данных достаточно для оценки априорных параметров, но их недостаточно для чистого частотного анализа. Однако эмпирический байесовский метод также имеет методологические ограничения, особенно в случаях, когда данные скучны или зашумлены. Хотя эмпирическое байесианство может демонстрировать высокую эффективность в условиях достаточного количества данных и простоты моделей, эпистемологические основания данного направления являются слабо разработанными, что обуславливает его более широкое применение в областях, где важен грубый результат, а не претензии на «истинность» полученного знания (например, в машинном обучении). Более подробно методологические и эпистемологические аспекты различных школ современного байесианства с акцентом на объективный байесовский подход раскрываются в фундаментальных трудах Дж. Вильямсона, Дж. О. Бергера, Дж. М. Бернардо и Д. Сана [23; 24].

Сегодня приверженцы байесовского анализа доказывают, что частотный подход также не лишен субъективности, приводя в пример очень серьезную проблему современных прикладных научных исследований, получившую название «р-хакинг». Р-хакинг — это «взлом» р-значений без прямого воздействия на первоначальные данные наблюдений. Иначе говоря, не фальсифицируя собираемые эмпирические данные непосредственно, исследователь проводит такие манипуляции с методами анализа или выборкой, которые позволяют ему получить статистические значимый результат. Сама идея р-значений в математической статистике является достаточно сложной концепцией и часто воспринимается прикладными специалистами в других научных областях поверхностно, как «магическая» цифра, которая

делает исследование статистическим значимым при $p < 0.05$ (или $p < 0.01$, или $p < 0.001$), не учитывая множество других факторов. При этом исследователи могут уже в процессе анализа данных изменять заранее установленный уровень значимости или подгонять размеры выборки, пока не получат «статистически значимый» результат, что, фактически, ломает эпистемологические основания частотной статистики (согласно которым уровень значимости и планируемый объем выборки необходимо устанавливать перед началом сбора эмпирических данных). Другие распространенные способы р-хакинга — это манипуляция количеством сравниваемых групп в экспериментах, подбор статистических методов анализа не исходя из практической целесообразности, а исходя из их способности давать меньшие р-значения и т. д. Масштабный мета-анализ около 111 тысяч публикаций, проведенный исследовательской группой в 2015 году, показывает, что признаки данного явления широко распространены в большинстве научных областей, от психологии до технических и компьютерных наук [26].

Другой важный аспект данной проблемы состоит в том, что на практике многие исследователи, не имеющие строгого математического образования и использующие частотный подход, неосознанно применяют субъективные априорные байесовские суждения во время анализа данных. Например, социологи, проводящие сравнение таких показателей, как возраст, коэффициент интеллекта (IQ) или результаты ЕГЭ, как правило, интуитивно предполагают, что эти показатели нормально распределены и к ним следует применять параметрические методы анализа, такие как t-критерий Стьюдента. На практике в большинстве случаев подобные предпосылки оказываются верны, но не всегда, о чем свидетельствуют исследования того же ЕГЭ по отдельным дисциплинам в разные годы. С точки зрения фундаментальной частотной статистики, такие априорные суждения неприемлемы, исследователь должен перед анализом каждого показателя проверять

его на нормальность с помощью специальных тестов, таких как критерий нормальности Шапиро-Уилка, и уже затем выбирать, использовать ли ему параметрические или непараметрические статистические методы. Применение байесовских суждений в процессе применения частотной методологии сегодня настолько распространено в научных кругах, что Ф.А. Шродт относит данную проблему к одному из семи «смертных грехов» количественного анализа данных [27].

В качестве одного из способов разрешения возникающих противоречий между различными методологическими подходами к анализу данных приверженцы байесовского подхода предлагают внедрение практики обязательного наличия в опубликованных научных работах ссылок на файлы с сырыми данными наблюдений, относящихся к публикации. Примером реализации подобной практики является совместное научное исследование М. Хейдеманса, Э. Гельмана, Дж. Э. Морриса, посвященное созданию байесовских прогнозных моделей электорального поведения граждан в США. Регулярные публикации промежуточных результатов в своем блоге и открытие доступа к первичным данным исследования помимо своей основной цели (популяризации байесовского анализа), позволили читателям обнаружить ряд проблем и ошибочных предпосылок в работе, что помогло исправить и улучшить модели прогнозов в итоговой публикации [28].

Возможности современных байесовских моделей

При байесовском подходе фокус анализа смещается на распределения (континуумы) вероятностей, построение и сравнение вероятностных моделей. Дж. К. Крушке описывает его принцип на следующем примере. Предположим, что мы случайным образом опросили 10 человек о предстоящем референдуме и обнаружили, что 7 из них намерены голосовать «за», а оставшиеся 3 человека

собираются голосовать «против». Учитывая эти данные, что нам следует думать о доле людей, собирающихся проголосовать «за» в генеральной совокупности? Насколько достоверна пропорция 0.60, или 0.70, или 0.80 и так далее? Интуитивно мы должны придавать больше доверия пропорциям, находящимся вблизи 0.70, чем пропорциям, более далеким от 0.70, поскольку данные показали 7/10 голосов «за». Но учитывая, что было опрошено всего 10 человек, мы не должны слишком сильно доверять пропорциям, приближающимся к 0.70, потому что такие пропорции, как 0.60 или 0.80, при малой выборке также могли бы легко создать картину из 7 из 10 голосов «за». В этом случае базовая пропорция представляет собой простую статистическую модель, где мы воспринимаем каждый случайно полученный ответ как подбрасывание монеты, только вместо выпадения «орла» у нас имеется некоторая вероятность того, что ответ окажется «за». Мы начинаем с некоторого предварительного распределения достоверности по континууму возможных значений параметров. Априорное распределение может быть довольно расплывчатым и равномерно распределяться по диапазону возможных значений от 0 до 1 (неинформационное априорное распределение). Или же наши априорные предпосылки могут придать некоторым пропорциям голосов «за» и «против» более высокий уровень доверия, чем другим, если это рекомендуют имеющиеся у нас прошлые знания (например, данные прошедшего ранее референдума на похожую тему). Затем мы собираем новые данные и перераспределяем наше доверие к значениям оцениваемых параметров, которые больше соответствуют фактическим данным [29, р. 157]. Для иллюстрации описанного примера мы смоделировали и визуализировали его посредством библиотек PyMC и Arviz языка программирования Python, попутно расширив искусственно сгенерированными выборками бинарных данных 100 и 1 000 наблюдений при истинном значении среднего $\mu=0.7$ (как показано на рисунке 1).

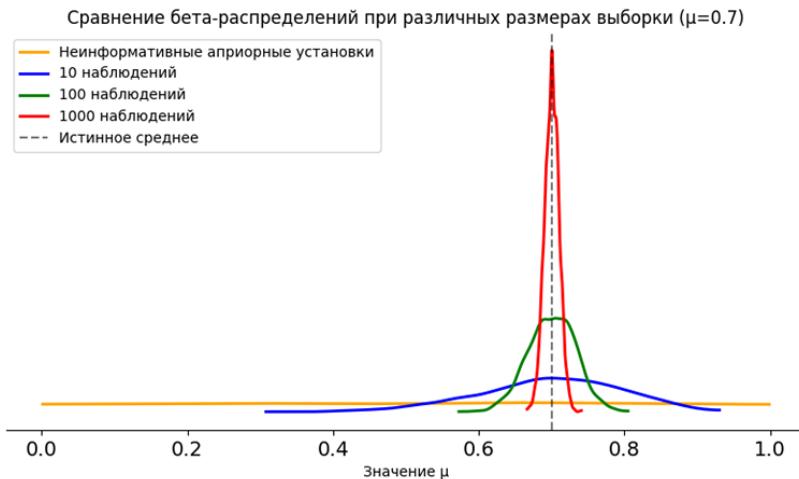


Рис. 1. Апостериорное бета-распределение ($\mu=0.7$) с неинформативными априорными установками ($\mu=0.5$) при различных размерах выборки

На диаграмме мы видим, что рассматриваемый параметр при 10 наблюдениях с вероятностью 95 % лежит в интервале между 0.513 и 0.877 (для наглядности и удобочитаемости часть обозначений на рисунке были опущены). В процессе поступления новых данных наблюдений апостериорное распределение будет сужаться, повышая точность интервальных оценок, пока последние не достигнут значений, которые позволяют эффективно решить исследовательскую задачу. Так, при 100 наблюдениях 95 % интервал плотности апостериорного распределения (ПАР) сужается до значений 0.635 и 0.758, а при 1 000 наблюдений сужается почти до истинного значения, занимая положение между 0.681 и 0.718. Таким образом, в рамках парадигмы байесовского анализа мы можем начать сбор данных и продолжать его до тех пор, пока не получим результаты, которые решают поставленную научную задачу или позволяют принять обоснованное управление.

ческое решение. Важно отметить, что если бы мы производили сбор данных в рамках частотной парадигмы, то нам следовало бы еще перед началом полевого этапа исследования установить не только доверительный интервал, но и планируемый объем выборки, иначе расширение выборочной совокупности в процессе исследования ломало бы сами эпистемологические основы частотной статистики. Более подробно на реальных примерах сам механизм «поломки» раскрывается М.Х. Херцогом, Г. Фрэнсисом и А. Кларком [30, с. 145–149]. Это объясняет популярность байесовской методологии в областях, где сбор и анализ данных представляет собой непрерывный процесс мониторинга с постоянными промежуточными срезами результатов. Например, вышеописанное бета-распределение играет важную роль в цифровой социологии и онлайн-маркетинге, где одним из популярных методов исследования является А/В-тестирование: один из часто исследуемых параметров в этих областях — количество «лайков» у постов в социальных сетях, которые представляются в виде бинарной переменной. В этом случае отметка «нравится» будет являться «успехом», а число «неудач» будет представлять собой разницу между общим количеством просмотра контента и количеством отметок.

Кроме того, современные технические средства позволяют нам за приемлемое время вычислять площадь произвольных интервалов плотности апостериорного распределения, например, отвечая на вопрос, с какой вероятностью истинное значение параметра больше 0.7 или какова вероятность того, что значение параметра лежит в интервале между 0.7 и 0.8. Именно это преимущество байесовского анализа обуславливает высокую популярность байесовской статистики во всех областях, связанных с принятием решений в условиях неполной информации, например, в управлении и эконометрике. Важно отметить, что теоретическая интерпретация частотных доверительных интервалов («confidence intervals») и байесовских доверитель-

ных интервалов («credible intervals») существенно отличается. Частотный доверительный интервал или доверительная вероятность со значением 95 % означает, что при проведении 100 независимых экспериментов с аналогичным построением в 95 из них доверительный интервал будет содержать полученное значение оцениваемого параметра. Соответственно, в 5 оставшихся экспериментах это значение будет выходить за рамки доверительного интервала, т. е. частотный доверительный интервал может содержать или не содержать истинное значение параметра. Байесовский доверительный интервал, или интервал плотности апостериорного распределения (ПАР) со значением 95 % непосредственно говорит о том, что рассматриваемый параметр имеет значение в интервале от X до Y с вероятностью 95 %. Проблема частотных доверительных интервалов в социологическом контексте была продемонстрирована еще в начале 2000-х годов экспериментом А. Крыштановского с искусственными выборками, полученными после объединения нескольких реальных опросов ВЦИОМ. Из искусственно созданной генеральной совокупности в 40 000 человек были выбраны 100 простых случайных выборок по 500 респондентов, имитируя различные методы формирования выборочной совокупности, после чего полученные данные сравнивались с генеральной совокупностью. Оценки распределения ответов на пять вопросов анкеты должны были лежать в рамках доверительных интервалов в 95 %. В случае, когда оценивался только один вариант ответа в вопросе, из 100 экспериментальных выборок только не более чем в 5 % случаев ответы вышли за границы 95 % доверительного интервала, подтверждая эпистемологические основы частотной статистики. Но когда в вопросе оценивалась не одна градация, а все варианты ответов вместе, в 26 выборках из 100 хотя бы один из вариантов выходил за границы доверительного интервала, означая ошибку вопроса в целом. При рассмотрении всех пяти вопросов анкеты в совокупности выход за пределы доверительных интервалов

был зафиксирован уже в 58 % выборок [31, с. 678]. Подобные математические эксперименты являются неотъемлемой частью оценки и верификации математико-статистических методов при их разработке и внедрении в конкретные научные области, включая сферу прикладной социологии.

В реальных исследованиях построение байесовских моделей требует учитывать не только тип анализируемых данных (переменные, выраженные в биноминальных и количественных шкалах, очень просты для моделирования; категориальные и порядковые переменные вынуждают создавать более громоздкие байесовские модели, например, с использованием латентных переменных), а также конкретную проблемную ситуацию. Высокая сложность социальных систем может потребовать от аналитика выстраивания многоуровневых (иерархических) байесовских моделей, а также проведения длительной верификации полученных моделей на реальных и искусственных данных.

Классическая и современная интерпретации результатов байесовского анализа

Проверка гипотез в частотной статистике посредством попыток опровержения нулевой гипотезы с помощью вычисления р-значений часто критикуется за наличие узкой жесткой границы между «статистически значимыми» и «статистически незначимыми» результатами. Эксперименты превращаются в жесткие испытания с исходами формата «успех» или «неудача» без учета величины и практической значимости исследуемого эффекта. Это приводит к ситуации, когда в научном сообществе сформировались прочные установки на ожидание «успешных» экспериментов (научные статьи, диссертации, в которых не выявлено «статистически значимых» результатов, значительно труднее публиковать и защищать), провоцируя исследователей на манипуляции, призванные повысить вероятность «успеш-

ного» исхода исследования (взлом р-значений и т.д.). При этом забывается тот факт, что в науке отрицательный результат также может вносить весомый вклад в развитие научной теории (здесь уместно вспомнить исторический пример, когда А. Лавуазье экспериментально опроверг гипотезу о существовании флогистона в химии, что позволило начать создание кислородной теории горения). Другой аспект критики частотной проверки гипотез — ее низкая информативность в контексте принятия решений. Нулевая статистическая гипотеза может быть опровергнута, при этом альтернативная гипотеза будет принята, но эти события не говорят исследователю, во сколько раз альтернативная гипотеза более обоснована, чем нулевая.

Для решения данных проблем классическая байесовская методология предлагает численное сравнение достоверности гипотез на основе таких параметров, как коэффициент Байеса — математический метод выбора статистических моделей, количественно выраждающий степень поддержки одной гипотезы в сравнении с другой гипотезой в виде числового значения. При этом данный метод позволяет как проводить классическое сравнение нулевой (H_0) и альтернативной (H_1) гипотез, так и устанавливать множество гипотез — H_1, H_2, H_3 , и т. д., давая четкий ответ, во сколько раз гипотеза H_2 больше заслуживает внимания, чем гипотеза H_1 или наоборот. Важной особенностью коэффициента Байеса, в отличие от частотной проверки гипотез, является тот факт, что байесовский подход не делает различий между статистическим выводом и принятием решений в условиях неопределенности. Иначе говоря, байесовский коэффициент прямо подсказывает, какую гипотезу рациональнее принять в данном конкретном случае, а не просто свидетельствует, что результаты «статистически значимы». С другой стороны, соглашения по поводу рационального использования коэффициента Байеса все еще находятся на стадии развития, при том, что сама концепция подобной проверки гипотез имеет

множество ограничений (Р.Е. Касс, А.Е. Рафтери) [32]. Ниже в таблице 1 указаны некоторые из популярных современных трактовок степени доверия к тестируемым гипотезам на основе коэффициента Байеса [33, р. 7].

Сегодня критики классической байесовской проверки гипотез, основанной на коэффициенте Байеса или его аналогах, таких как байесовский информационный критерий, замечают, что она не дает настолько явных преимуществ перед частотным подходом, чтобы полностью менять парадигму количественного анализа. Изначально применение коэффициента Байеса позволяло обойти необходимость вычисления маргинального правдоподобия, которое требовало интегрирования по всем параметрам байесовской модели, но современные вычислительные инструменты и алгоритмы, такие как МЦМК-алгоритмы, способны производить полные вычисления за приемлемое время на вычислительных мощностях, доступных рядовому пользователю. Исследователи, затрагивающие данную проблематику, справедливо опасаются, что при плохой организации (плохом внедрении) применения байесовской методологии неосторожное применение нулевой гипотезы попросту будет заменено на некорректное применение байесовских методик, таких как коэффициент Байеса [34].

Современные программные средства байесовского анализа позволяют напрямую рассчитывать площади произвольных интервалов плотности апостериорных распределений любой сложности, а также посредством тензорных вычислений производить арифметические операции между распределениями, например, вычисляя разницу между двумя вероятностными распределениями в сравнительных байесовских моделях. Это привело к возникновению таких новых направлений байесовского анализа, как «байесовский анализ мощности», являющийся синтезом классического анализа мощности размера эффекта Дж. Коэна [35] и байесовского анализа, что стало революцией в сравнительных исследованиях. При данном подходе стати-

Таблица 1

ИНТЕРПРЕТАЦИИ КОЭФФИЦИЕНТА БАЙЕСА

Коэффициент Байеса	Степень доказательности гипотез		
	Джерффрис (1961)	Гудман (1999)	Ли и Вагенмакерс (2013)
1–3	гипотеза достойна лишь «простого упоминания»	—	«анекдотичная» гипотеза
3–10	«значимая» гипотеза	в положении от «слабой» к «умеренной»	«умеренная» гипотеза
10–30	«сильная» гипотеза	в положении от «умеренной» к «сильной»	«существенная» гипотеза
30–100	«очень сильная» гипотеза	«сильная» гипотеза	«очень сильная» гипотеза
100–300	«решающая» гипотеза	«очень сильная» гипотеза	«экстремальная» гипотеза
>300	—	—	«решающая» гипотеза

стистические гипотезы могут не выдвигаться вообще, а основная цель анализа — оценить размер эффекта (изменений) на основе вычисления разницы апостериорных распределений различных выборок наблюдений [36, р. 669–670].

Важно отметить, что в частотной парадигме вычисленный размер эффекта не является «статистически значимым» в той мере, в какой такими являются полученные апостериорные распределения в байесовском анализе. Например, если при частотном сравнении двух независимых выборок *t*-критерий Стьюдента говорит нам о существовании статистически значимых различий, а вычисленное значение *d* Коэна для данных выборок демонстрирует «средний» эффект различия в 0.5 стандартного отклонения, то это не доказывает, что существуют статистически значимые различия между группами в 0.5 стандартного отклонения. Точно так же в частотной статистике вычисленный коэффициент корреляции требует отдельной проверки корреляции на статистическую значимость. Байесовские апостериорные распределения лишены этого недостатка, однако вынуждены при этом жертвовать точечными оценками в угоду интервальным значениям. Например, естественным байесовским аналогом корреляции Пирсона между двумя переменными будет апостериорное двумерное нормальное распределение. Поэтому в частотной статистике анализ мощности чаще всего используется для ответа на вопросы следующего типа: какой объем выборки следует запланировать в будущем исследовании, чтобы при ожидаемом размере эффекта *X* и уровне значимости *α* с вероятностью *Y* обнаружить статистически значимые различия (если они существуют).

Байесовские апостериорные распределения обладают статистической значимостью сами по себе, а современные программные средства позволяют достаточно свободно оперировать ними в процессе вычислений (например, рассчитывать разницу между двумя апостериорными распределениями, результатом

которой будет новое апостериорное распределение). Продемонстрируем байесовский анализ мощности на популярной сравнительной модели «*Bayesian estimation supersedes the t test*» (BEST) Дж. К. Крушке, представляющей собой аналог t-критерия Стьюдента, специально адаптированной под малые размеры выборок и выбросы данных в социальных науках (за более подробным описанием модели и примерами ее реализации на языке программирования Python можно обратиться к нашей более ранней работе) [37].

Для иллюстрации модели посредством библиотеки для научных вычислений SciPy языка программирования Python мы сгенерировали два искусственных набора данных по 100 наблюдений, представляющих собой независимые выборки целых значений, взятых из нормальных распределений (стартовое значение случайности 80060, $\mu_1=50$, $\mu_2=54$, $\sigma=20$). Таким образом, истинный размер эффекта различий d Коэна для данных выборок будет на уровне 0.2 стандартных отклонения ($d=0.2$ или «слабый» размер эффекта). Отдельно отметим, что для разработки, верификации или демонстрации математико-статистических методов, оперирующих с выборочными совокупностями, недопустимо использовать реальные данные, так как оценка эффективности метода требует знать достоверные параметры выборочных совокупностей, чтобы сравнивать их с выходными значениями, производимыми верифицируемыми методами. Для верификации методов, решающих задачи регрессии и классификации более желательными, напротив, выступали бы реальные данные [38, с. 391–392].

Сравним полученные наборы данных посредством Python-реализации BEST Дж. К. Крушке, использующей научные библиотеки PyMC и Arviz языка программирования Python (результат анализа при размере сэмпла 10 000 визуализирован на рисунке 2).

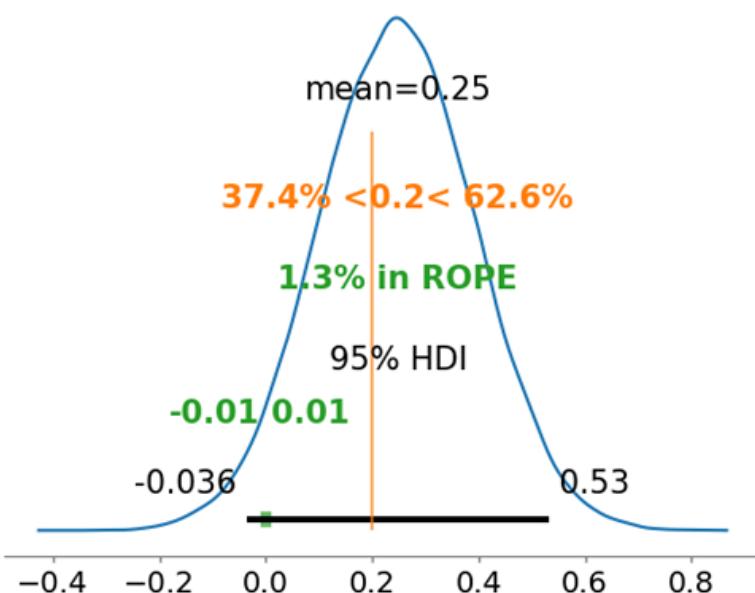


Рис. 2. Апостериорное распределение размера эффекта d Коэна для двух сгенерированных выборок при интервале плотности апостериорного распределения 95 %, референсном значении 0.2 и области практической эквивалентности 0.01

Полученные результаты следует интерпретировать следующим образом: с вероятностью 95 % значение d Коэна находится в интервале между -0.036 («очень слабый» отрицательный эффект) и 0.53 («средний» размер эффекта). При этом существует 62.6 % вероятность того, что размер эффекта не ниже «слабого» значения 0.2. В то же время существует всего лишь 1.3 % вероятность того что значения находятся в области практической эквивалентности («region of practical equivalence», ROPE), т. е. между сравниваемыми выборками различия практически отсутствуют (аналог «нулевой» гипотезы в частотной статистике). С ростом числа наблюдений апостериорное значение будет сужаться, приближа-

ясь к истинным значениям, заданным при генерации искусственных выборок, повышая точность результатов.

Заметим, что в классической интерпретации d Коэна, разработанной в 1980-х годах, принятая более жесткая градация размера эффекта, требующая значения не менее $[-0.2, 0.2]$ для подтверждения того, что эффект находится на уровне хотя бы «слабого» значения. Однако более поздние исследования Ш.С. Савиловски демонстрируют, что современные более точные методы анализа данных, основанные на симуляциях и применении алгоритмов Монте-Карло, требуют пересмотра классических значений размера эффекта [39]. Сравнение классических и современных интерпретаций размера эффекта d Коэна показано в таблице 2.

Таблица 2
КЛАССИЧЕСКАЯ И СОВРЕМЕННАЯ ИНТЕРПРЕТАЦИИ d
КОЭНА

Размер эффекта d Коэна	Коэн (1988)	Савиловски (2009)
«Очень слабый»	–	0.01
«Слабый»	0.2	0.2
«Средний»	0.5	0.5
«Сильный»	0.8	0.8
«Очень сильный»	–	1.2
«Огромный»	–	2.0

Аналогичная сравнительная байесовская модель для бинарных (дихотомических) шкал была реализована нами в контексте ее применения для анализа социологических данных [40]. Заметим, что, хотя сравнительный анализ на основе d Коэна и синскал высокую популярность в научных кругах благодаря удобству интерпретации, так как показывает, на сколько стандартных отклонений отличается значение параметра в одной из сравни-

ваемых выборок, применение d Коэна в целом не является обязательным. Более того, применение параметра не всегда уместно, так как, хотя многие вероятностные распределения имеют такой параметр, как стандартное отклонение, вышеуказанная трактовка размера эффекта d Коэна справедлива для данных, имеющих нормальное распределение, и ее использование в отношении других типов данных может приводить к неверным выводам (или, по крайней мере, может потребовать пересмотра критериев его интерпретации). Классическая частотная концепция анализа мощности Дж. Коэна содержит множество других параметров размера эффекта, включая специальные параметры для корреляционного анализа, регрессии и других случаев, хотя наш собственный опыт и показывает, что их прямой перенос в область байесовской методологии не всегда дает корректные результаты и может потребовать длительной верификации и оценки [38, с. 394–396]. Однако так же точно байесовские модели позволяют вычислять эффект разницы как в абсолютных численных значениях, так и в процентном соотношении (на сколько процентов изменяется параметр в большую или меньшую сторону). Единственный недостаток подобного подхода заключается в том, что результатом всегда будет интервальное, а не точечное значение.

На самом деле данный подход подходит не только для экспериментов с несколькими выборками наблюдений, но для любых сравнительных исследований, в которых имеет смысл обнаружение разницы в данных и наборы сравниемых данных принадлежат к схожим вероятностным распределениям. Вот лишь некоторые кейсы социологической направленности: сравнение демографических распределений на различных территориях или на различных временных промежутках, оценка сдвига в электоральных настроениях, оценка различий социально-демографических групп по определенным значимым параметрам (доходы, образование, религиозные предпочтения), кросс-культурные исследования и т. д. Но наибольшее

значение байесовский анализ мощности приобретает в области социального экспериментирования, так как позволяет ответить на вопросы рода «с какой вероятностью новая социальная технология имеет положительный эффект не ниже X» или «какова вероятность того, что оказываемый эффект имеет отрицательное значение».

Так как современный байесовский анализ находится лишь на стадии своего становления в рамках фундаментальной науки, все еще существуют противоречия в подходах к интерпретации его результатов. Одной из последних попыток привести данные противоречия к единому знаменателю является «Руководство по составлению отчетов по байесовскому анализу» Дж. К. Крушке (Bayesian Analysis Reporting Guidelines, BARG), предложенное в 2021 году. Его создание призвано стандартизировать научные отчеты, включив в них все ключевые элементы байесовского анализа, а также заменить более старые соглашения (ROBUST, WAMBS), не учитывающие возможности современных МЦМК-методов. Согласно данному стандарту, публикация результатов реальных научных исследований с применением байесовской методологии должна включать в себя следующие ключевые аспекты:

1. обоснование выбора байесовского подхода и цели анализа;
2. описание байесовской модели (характеристики анализируемых наборов данных, обоснование выбора априорных установок);
3. технические детали (используемое программное обеспечение и алгоритмы, диагностика работы МЦМК-методов и т.д.);
4. подробное описание полученных апостериорных распределений;
5. принятие решений и их критерии (например, обоснование выбора значений области практической эквивалентности или применения коэффициента Байеса в исследовании);

6. анализ чувствительности модели (например, проверка влияния различных априорных установок на итоговый результат анализа);
7. воспроизводимость результатов (например, публикация исходных кодов в случае разработки собственных байесовских моделей, публикация заданных стартовых значений случайности в при их наличии, обеспечение доступа к «сырым» исходным данным) [41].

Таким образом, хотя байесовский подход в своей современной форме и занял важное место в области анализа данных благодаря некоторым уникальным особенностям методологии, которыми не обладает частотная парадигма, существенным сдерживающим фактором его развития и распространения является недостаточное развитие соглашений по интерпретации результатов байесовского анализа и множественность школ байесианства. Сегодня успешное внедрение байесовского подхода в методологию социологических исследований требует выработки стандартов и норм, которые стали бы общепринятыми в сообществе социологов. Однако данная задача не может быть решена без предварительного обсуждения ключевых методологических вопросов, возникающих в процессе применения современной байесовской парадигмы, а также ее более глубокого методологического осмысления в рамках социологической эпистемологии.

Заключение

Байесовский подход к количественному анализу данных крайне редко преподается на социологических факультетах. Однако усугубление таких научных проблем, как «кризис воспроизводимости», и нарастание конкуренции с другими науками, необходимость выживать в научной среде, когда выделяемые на исследования средства становятся все более дефицитными,

рано или поздно вынудит социологическое сообщество обратить более пристальное внимание на альтернативные методы анализа данных эмпирических исследований. В настоящий момент многие методологические аспекты применения байесовских методов в прикладной социологии находятся на очень ранней стадии своего развития. В данном контексте следует выделить наиболее актуальные научные вопросы применения байесовского подхода к анализу социологических данных, которые должны быть решены непосредственно в рамках теории и методологии социологических исследований.

1. Более глубокое изучение эпистемологических оснований байесовского и частотного подхода и их различий как на уровне философии науки, так и на прикладном уровне эмпирических исследований. Хотя развитие современных компьютерных вычислительных технологий позволяет избежать необходимости погружения в детали сложных математических концепций и тонкие аспекты конкретных методов частотной и байесовской статистики, реальное применение данных методов требует не только различных подходов к интерпретации научных результатов, но имеет свои различия в требованиях к организации эмпирических исследований (например, при формировании выборочной совокупности). Кроме того, в рамках байесовского подхода важнейшим вопросом обоснованности научных результатов является адекватный выбор априорных установок для байесовского анализа. Сугубо прикладные социологические исследования для решения конкретных задач управления и принятия решений тяготеют к более субъективным априорным установкам, фундаментальные исследования требуют установки нейтральных априорных параметров в рамках объективного байесовского подхода.

2. Систематизация подходов к построению байесовских статистических моделей социологических данных с учетом их типа, дизайна конкретного социологического исследования и характера социальных процессов, подлежащих моделированию.

К сожалению, сложившиеся подходы к байесовскому моделированию в технических, медицинских, биологических или физико-математических науках не всегда применимы к моделированию социальных систем. В то же время практики применения байесовской методологии в психологических, экономических, политических науках могут быть рассмотрены на предмет возможного заимствования и внедрения в сферу социологических исследований. Особенную ценность в социологическом контексте представляют преимущества байесовских моделей для сравнительных исследований в сравнении с применением для подобных целей частотного подхода.

3. Выстраивание соглашений по поводу применения байесовской проверки статистических гипотез и интерпретации научных результатов в эмпирической социологии. Данные соглашения должны учитывать не только условия выбора конкретных методов анализа (сравнение моделей на основе коэффициента Байеса, байесовский анализ мощности с установкой зоны практической эквивалентности и т. д.), но и правила публикации результатов исследований в рамках социологического поля с учетом общепринятых соглашений, принятых научным сообществом (таких как BARG).

ЛИТЕРАТУРА

1. *Lynch S. M., Bartlett B.* Bayesian Statistics in Sociology: Past, Present, and Future // Annual Review of Sociology. 2019. Vol. 45, № 1. P. 47–68. DOI: 10.1146/annurev-soc-073018-022457.
2. *Зырянов В. В.* Социальная статистика в социологическом образовании // Социологические исследования. 2022. № 2. С. 129–141. DOI: 10.31857/S013216250017138-4. EDN: AMYNTX.
3. *Макеева Л. Б.* Субъективная вероятность, теория подтверждения и рациональность // Рацио.ru. 2015. № 15. С. 80-96. EDN: VMFQAP.
4. *Cumming G.* Replication and p Intervals: p Values Predict the Future Only Vaguely, but Confidence Intervals Do Much Better // Perspectives on Psychological Science. 2008. Vol. 3, № 4. P. 286–300. DOI: 10.1111/j.1745-6924.2008.00079.x.

5. *Trafimow D., Marks M.* Editorial // Basic and Applied Social Psychology. 2015. Vol. 37. P. 1–2. DOI: 10.1080/01973533.2015.1012991.
6. *Нагорный Б. Г.* Нужна ли Кассандра в XXI веке? (некоторые спорные размышления о социальном прогнозировании) // Социология: теория, методы, маркетинг. 2009. № 2. С. 202–209.
7. *Bayes T., Price R.* An Essay towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances // Philosophical Transactions of the Royal Society of London. 1763. Vol. 53. P. 370–418.
8. *Fienberg S. E.* When did Bayesian inference become «Bayesian»? // Bayesian Analysis. 2006. Vol. 1. P. 1–40. DOI: 10.1214/06-BA101.
9. *Jeffreys H.* Theory of Probability. Oxford: The Clarendon Press, 1948. 411 p.
10. *Jaynes E. T.* Papers on Probability, Statistics and Statistical Physics. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1989. 434 p. ISBN: 978-0-7923-0213-1. DOI: 10.1007/978-94-009-6581-2.
11. *Rosenkrantz R. D.* Inference, Method and Decision: Towards a Bayesian Philosophy of Science. Dordrecht, Holland: D. Reidel Publishing Company, 1977. 262 p. DOI: 10.1007/978-94-010-1237-9. ISBN: 978-90-277-0818-2.
12. *Mosteller F., Wallace D. L.* Applied Bayesian and Classical Inference: The Case of The Federalist Papers. New York: Springer-Verlag, 1984. 305 p. DOI: 10.1007/978-1-4612-5256-6. ISBN 978-1-4612-9759-8.
13. *Mоррис У. Т.* Наука об управлении. Байесовский подход. М.: Мир, 1971. 304 с.
14. *Райфа Г.* Анализ решений (введение в проблему выбора в условиях неопределенности). М.: Наука, 1977. 408 с.
15. *Зельнер А.* Байесовские методы в эконометрии. М.: Статистика, 1980. 438 с.
16. *Пресман Э. Л., Сонин И. М.* Последовательное управление по неполным данным. Байесовский подход. М.: Наука, 1982. 256 с.
17. *Печенин А. А.* Два понятия вероятности в науке XX века // Вестник Московского университета. Серия 7. Философия. 2018. № 4. С. 98–112.
18. *Светлов В. А.* Научный вывод. Байесовская парадигма. М.: Ленанд, 2021. 200 с. ISBN: 978-5-9710-8415-0.
19. *Robert C., Casella G.* A Short History of Markov Chain Monte Carlo: Subjective Recollections from Incomplete Data // Statistical Science. 2011. Vol. 26, № 1. P. 102–115. DOI: 10.1214/10STS351.
20. *Andrews M., Baguley T. S.* Prior approval: the growth of Bayesian methods in psychology // The British journal of mathematical and statistical psychology. 2013. Vol. 66. P. 1–7. DOI: 10.1111/bmsp.12004.
21. *Vallverdú J.* Bayesians versus frequentists: a philosophical debate on statistical reasoning. Heidelberg, Dordrecht, London, New York: Springer, 2015. 110 p. DOI: 10.1007/978-3-662-48638-2. ISBN: 978-3-662-48636-8.

22. Хей Дж. Д. Введение в методы байесовского статистического вывода. М.: Финансы и статистика, 1987. 335 с.
23. Williamson J. In Defence of Objective Bayesianism. Oxford: University Press, 2010. 185 p. ISBN: 978-0-19-922800-3.
24. Berger J. O., Bernardo J. M., Sun D. Objective Bayesian Inference. Singapore: World Scientific, 2024. 364 p. DOI: 10.1142/13640. ISBN: 978-981-12-8490-8.
25. Robbins H. Some Thoughts on Empirical Bayes Estimation // Annals of Statistics. 1983. Vol. 11, № 3. P. 713–723. DOI: 10.1214/aos/1176346239.
26. Head M. L., Holman L., Lanfear R., Kahn A. T., Jennions M. D. The Extent and Consequences of P-Hacking in Science // PLoS Biology. 2015. Vol. 13, № 3. URL: <https://journals.plos.org/plosbiology/article?id=10.1371/journal.pbio.1002106> (дата обращения: 15.07.2025). DOI: 10.1371/journal.pbio.1002106.
27. Schrodt P. A. Seven deadly sins of contemporary quantitative political analysis // Journal of Peace Research. 2014. Vol. 51, № 2. P. 287–300. DOI: 10.1177/0022343313499597.
28. Heidemanns M., Gelman A., Morris G. E. An Updated Dynamic Bayesian Forecasting Model for the US Presidential Election // Harvard Data Science Review. 2020. Vol. 2, № 4. URL: <https://hdsr.mitpress.mit.edu/pub/nw1dzd02/release/2> (дата обращения: 15.07.2025). DOI: 10.1162/99608f92.fc62f1e1.
29. Kruschke J. K., Liddell T. M. Bayesian data analysis for newcomers // Psychonomic Bulletin & Review. 2018. Vol. 25. P. 155–177. DOI: 10.3758/s13423-017-1272-1.
30. Херцог М. Х., Фрэнсис Г., Кларк А. Статистика и планирование эксперимента для непосвященных. Как отучить статистику лгать. М.: ДМК Пресс, 2023. 174 с. ISBN: 978-5-93700-195-5.
31. Добреньков В. И., Кравченко А. И. Фундаментальная социология: в 15 т. Т. 2. Эмпирическая и прикладная социология. М.: ИНФРА-М, 2004. 986 с. ISBN: 5-16-001796-8.
32. Kass R. E., Raftery A. E. Bayes Factors // Journal of the American Statistical Association. 1995. Vol. 90, № 430. P. 773–795. DOI: 10.1080/01621459.1995.10476572.
33. Kelter R. Bayesian and frequentist testing for differences between two groups with parametric and nonparametric two-sample tests // Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics. 2021. Vol. 13, № 6. P. 1-29. DOI: 10.1002/wics.1523.
34. Корнеев А. А., Рассказова Е. И., Кричевец А. Н., Коифман А. Я. Критика методологии проверки нулевой гипотезы: ограничения и возможные пути выхода. Часть I // Психологические исследования. 2016. Т. 9, № 45. URL: <https://psystudy.ru/index.php/num/article/view/495> (дата обращения: 15.07.2025). DOI: 10.54359/ps.v9i47.468.

35. Cohen J. Statistical power analysis for the behavioral sciences. New York: Lawrence Erlbaum Associates, 1988. 567 p. ISBN: 0-8058-0283-5.
36. Kruschke J. K. Bayesian estimation supersedes the t test // Journal of Experimental Psychology. 2013. Vol. 142, № 2. P. 573–603. DOI: 10.1037/a0029146.
37. Звонок А. А. Байесовская экспериментальная оценка социальных технологий: методологические и методические аспекты // NOMOTHETIKA: Философия. Социология. Право. 2024. Т. 49, № 1. С. 26-38. DOI: 10.52575/2712-746X-2024-49-1-26-38. EDN: DYXJUD.
38. Звонок А. А. Применение искусственно сгенерированных данных при разработке и внедрении математико-статистических методов в проблемное поле социологии // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Социология. Политология. 2024. Т. 24, № 4. С. 389–398. DOI: 10.18500/1818-9601-2024-24-4-389-398. EDN: GKTLGY.
39. Sawilowsky S. S. New effect size rules of thumb // Journal of Modern Applied Statistical Methods. 2009. Vol. 8, № 2. P. 467–474. DOI: 10.22237/jmasm/1257035100.
40. Звонок А. А. Байесовское моделирование биномиальных экспериментов в социологии: проблемный анализ // Цифровая социология. 2024. Т. 7, № 1. С. 14–25. DOI: 10.26425/2658-347X-2024-7-1-14-25. EDN: EUFDXE.
41. Kruschke J. K. Bayesian Analysis Reporting Guidelines // Nature Human Behaviour. 2021. Vol. 5. P. 1282–1291. DOI: 10.1038/s41562-021-01177-7.

Сведения об авторе

Звонок Александр Анатольевич

Кандидат философских наук, доцент, доцент кафедры социальной педагогики и организации работы с молодежью Луганского государственного педагогического университета
SPIN-код: 9098-5044
AuthorID: 1122571

KEY ISSUES IN APPLYING MODERN BAYESIAN APPROACH TO ANALYSIS OF SOCIOLOGICAL DATA

Zvonok Aleksandr A.

Lugansk State Pedagogical University,

Lugansk, Russia

al.zvonok@gmail.com

ORCID: 0009-0007-7332-1330

For citation: Zvonok A.A. Key issues in applying modern bayesian approach to analysis of sociological data. *Sotsiologiya: 4M (Sociology: methodology, methods, mathematical modeling)*, 2025, no. 61, p. 77-116. DOI: 10.19181/4m.2025.34.2.2.

Abstract. The article reveals the relevance and main methodological problems of applying the modern Bayesian approach to quantitative data analysis in empirical sociology. The history of the emergence and development of the frequentist and Bayesian approaches as directions in mathematical statistics and philosophy of science is considered. The philosophical and epistemological aspects of the analysis of the results of scientific research carried out within the framework of the frequentist and Bayesian paradigms are touched upon. The most significant differences between the subjective, objective Bayesian and frequentist approaches in the construction and evaluation of statistical models are shown, as well as the advantages of the modern Bayesian methodology in comparison with the traditional frequentist paradigm in the interpretation of scientific results. The most pressing issues of the introduction of modern Bayesian methods in the field of empirical sociology are highlighted, which should be resolved within the framework of the theory and methodology of sociological research.

Keywords: data analysis, methodology, sociological research, quantitative research, Bayesian statistics, objective Bayesian approach, modeling of social processes, Bayesian models

References

1. Lynch S.M., Bartlett B. Bayesian Statistics in Sociology: Past, Present, and Future, *Annual Review of Sociology*, 2019, vol. 45, no. 1, p. 47–68. DOI: 10.1146/annurev-soc-073018-022457.
2. Zyryanov V.V. Social statistics in sociological education (in Russian), *Sotsiologicheskie issledovaniya*, 2022, no. 2, p. 129–141. DOI: 10.31857/S013216250017138-4.
3. Makeeva L.B. Subjective probability, confirmation theory, and rationality (in Russian), *Ratio.ru*, 2015, no. 15, p. 80-96.
4. Cumming G. Replication and p Intervals: p Values Predict the Future Only Vaguely, but Confidence Intervals Do Much Better, *Perspectives on Psychological Science*, 2008, vol. 3, no. 4, p. 286–300. DOI: 10.1111/j.1745-6924.2008.00079.x.
5. Trafimow D., Marks M. Editorial, *Basic and Applied Social Psychology*, 2015, vol. 37, p. 1–2. DOI: 10.1080/01973533.2015.1012991.
6. Nagorny B.G. Does Cassandra have a place in the 21st century? (some controversial reflections on social forecasting) (in Russian), *Sotsiologiya: teoriya, metody, marketing*, 2009, no. 2, p. 202–209.
7. Bayes T., Price R. An Essay towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 1763, vol. 53, p. 370–418.
8. Fienberg S.E. When did Bayesian inference become «Bayesian»?, *Bayesian Analysis*, 2006, vol. 1, p. 1–40. DOI: 10.1214/06-BA101.
9. Jeffreys H. *Theory of Probability*. Oxford: The Clarendon Press, 1948. 411 p.
10. Jaynes E.T. *Papers on Probability, Statistics and Statistical Physics*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1989. 434 p. DOI: 10.1007/978-94-009-6581-2.
11. Rosenkrantz R.D. *Inference, Method and Decision: Towards a Bayesian Philosophy of Science*. Dordrecht, Holland: D. Reidel Publishing Company, 1977. 262 p. DOI: 10.1007/978-94-010-1237-9.
12. Mosteller F., Wallace D.L. *Applied Bayesian and Classical Inference: The Case of The Federalist Papers*. New York: Springer-Verlag, 1984. 305 p. DOI: 10.1007/978-1-4612-5256-6.
13. Morris W.T. *Management science: A Bayesian introduction* (transl., in Russian). Moscow: Mir, 1971. 304 p.

14. Raiffa H. *Decision analysis: Introductory lectures of choices under uncertainty* (transl., in Russian). Moscow: Nauka, 1977. 408 p.
15. Zellner A. *An introduction to Bayesian inference in econometrics* (transl., in Russian). Moscow: Statistika, 1980. 438 p.
16. Presman E., Sonin I.M. *Sequential control under incomplete data: A Bayesian approach* (transl., in Russian). Moscow: Nauka, 1982. 256 p.
17. Pechenkin A.A. Two concepts of probability in 20th-century science (in Russian), *Vestnik Moskovskogo Universiteta. Seriya 7. Filosofiya*, 2018, no. 4, p. 98-112.
18. Svetlov V.A. *Scientific inference: The Bayesian paradigm* (in Russian). Moscow: Lenand, 2021. 200 p.
19. Robert C., Casella G. A Short History of Markov Chain Monte Carlo: Subjective Recollections from Incomplete Data, *Statistical Science*, 2011, vol. 26, no. 1, p. 102–115. DOI: 10.1214/10-STS351.
20. Andrews M., Baguley T.S. Prior approval: the growth of Bayesian methods in psychology, *The British journal of mathematical and statistical psychology*, 2013, vol. 66, p. 1–7. DOI: 10.1111/bmsp.12004.
21. Vallverdú J. *Bayesians versus frequentists: a philosophical debate on statistical reasoning*. Heidelberg: Springer, 2015. 110 p. DOI: 10.1007/978-3-662-48638-2.
22. Hey J.D. *An introduction to Bayesian statistical inference for economists* (transl., in Russian). Moscow: Finansy i statistika, 1987. 335 p.
23. Williamson J. *In Defence of Objective Bayesianism*. Oxford: University Press, 2010. 185 p.
24. Berger J.O., Bernardo J.M., Sun D. *Objective Bayesian Inference*. Singapore: World Scientific, 2024. 364 p. DOI: 10.1142/13640.
25. Robbins H. Some Thoughts on Empirical Bayes Estimation, *Annals of Statistics*, 1983, vol. 11, no. 3, p. 713-723. DOI: 10.1214/aos/1176346239.
26. Head M.L., Holman L., Lanfear R., Kahn A.T., Jennions M.D. The Extent and Consequences of P-Hacking in Science, *PLoS Biology*, 2015, vol. 13, no. 3. DOI: 10.1371/journal.pbio.1002106.
27. Schrodt P.A. Seven deadly sins of contemporary quantitative political analysis, *Journal of Peace Research*, 2014, vol. 51, no. 2, p. 287–300. DOI: 10.1177/0022343313499597.
28. Heidemanns M., Gelman A., Morris G.E. An Updated Dynamic Bayesian

- Forecasting Model for the US Presidential Election, *Harvard Data Science Review*, 2020, vol. 2, no. 4. DOI: 10.1162/99608f92.fc62f1e1.
29. Kruschke J.K., Liddell T.M. Bayesian data analysis for newcomers, *Psychonomic Bulletin & Review*, 2018, vol. 25, p. 155–177. DOI: 10.3758/s13423-017-1272-1.
30. Herzog M.H., Francis G., Clark A. *Understanding Statistics and Experimental Design. How to Not Lie with Statistics* (transl., in Russian). Moscow: DMK Press, 2023. 174 p.
31. Dobrenkov V., Kravchenko A. *Fundamental sociology: In 15 vols. Vol. 2. Empirical and applied sociology* (in Russian). Moscow: INFRA-M, 2004. 986 p.
32. Kass R.E., Raftery A.E. Bayes Factors, *Journal of the American Statistical Association*, 1995, vol. 90, no. 430, p. 773–795. DOI: 10.1080/01621459.1995.10476572.
33. Kelter R. Bayesian and frequentist testing for differences between two groups with parametric and nonparametric two-sample tests, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2021, vol. 13, no. 6, p. 1-29. DOI: 10.1002/wics.1523.
34. Korneev A., Rasskazova E., Krichevets A., Koifman A. Criticism of Null Hypothesis Significance Testing: Limitations and Possible Ways Out. Part I (in Russian), *Psichologicheskie Issledovaniya*, 2016, vol. 9, no. 45. DOI: 10.54359/ps.v9i47.468.
35. Cohen J. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. New York: Lawrence Erlbaum Associates, 1988. 567 p.
36. Kruschke J.K. Bayesian estimation supersedes the t test, *Journal of Experimental Psychology*, 2013, vol. 142, no. 2, p. 573–603. DOI: 10.1037/a0029146.
37. Zvonok A.A. Bayesian experimental assessment of social technologies: methodological and methodical aspects (in Russian), *NOMOTHETIKA: Filosofiya. Sotsiologiya. Pravo*, 2024, vol. 49, no. 1, p. 26-38. DOI: 10.52575/2712-746X-2024-49-1-26-38.
38. Zvonok A.A. Application of artificially generated data in development and implementation of mathematical-statistical methods in the problem field of sociology (in Russian), *Izvestiya Saratovskogo Universiteta. Novaya Seriya. Seriya: Sotsiologiya. Politologiya*, 2024, vol. 24, no. 4, p. 389–398. DOI: 10.18500/1818-9601-2024-24-4-389-398.

39. Sawilowsky S.S. New effect size rules of thumb, *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 2009, vol. 8, no. 2, p. 467–474. DOI: 10.22237/jmasm/1257035100.
40. Zvonok A.A. Bayesian modeling of binomial experiments in sociology: problem analysis (in Russian), *Digital Sociology*, 2024, vol. 7, no. 1, p. 14–25. DOI: 10.26425/2658-347X-2024-7-1-14-25.
41. Kruschke J.K. Bayesian Analysis Reporting Guidelines, *Nature Human Behaviour*, 2021, vol. 5, p. 1282–1291. DOI: 10.1038/s41562-021-01177-7.

Information about the author

Aleksandr A. Zvonok

Candidate of philosophical sciences, Associate professor, Associate professor
of the Department of Social Pedagogy and Organization of Work with
Youth of the Lugansk State Pedagogical University

SPIN-code: 9098-5044

AuthorID: 1122571