

## ■ ■ ■ Искусственный интеллект и масс-медиа: негативные аспекты алгоритмов персонализации контента

**Тихонюк А.А.**

Всероссийская государственная телевизионная и радиовещательная компания (ВГТРК), Москва, Российская Федерация.

**Аннотация.** Развитие технологий искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения оказывает все большее влияние на сферы жизни общества, постепенно находя свое место не только в социальных медиа, но и в журналистике (Newman). Их активно внедряют в различные области масс-медиа, что позволяет автоматизировать ряд процессов медиакомпаний, оптимизируя работу журналистов, редакторов и медиаменеджеров. Данная тема представляет собой актуальную проблему в современном информационном обществе (Túñez-López et al.). Искусственный интеллект и процесс его обучения стали неотъемлемой частью процессов создания, анализа и распространения контента, принося новые возможности, но вместе с тем и серьезные вызовы. Например, алгоритмы персонализации позволяют адаптировать информацию к индивидуальным интересам и предпочтениям каждого пользователя, повышая его вовлеченность и удовлетворенность контентом. Таким образом социальные сети и многие другие интернет-платформы персонализированы для каждого пользователя на основе их демографических профилей и личных данных. В данной статье представлен обзор текущих научных данных о потенциальных рисках использования алгоритмов персонализации контента в масс-медиа. Результаты и выводы статьи могут помочь глубже понять природу этих рисков и сопряженные с ними вызовы для сферы массовой коммуникации.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, ИИ, персонализация контента, масс-медиа, СМИ, социальные медиа, алгоритмическая персонализация

*Для цитирования:* Тихонюк А.А. Искусственный интеллект и масс-медиа: негативные аспекты алгоритмов персонализации контента // Коммуникология. 2024. Том 12. № 3. С. 43-60. DOI 10.21453/2311-3065-2024-12-3-43-60.

*Сведения об авторе:* Тихонюк Анастасия Александровна – шеф-редактор Дирекции развития цифровой среды ВГТРК. Адрес: Россия, 125040, г. Москва, ул. 5-я Ямского Поля, 19-21/1. E-mail: savanastasya@yandex.ru. ORCID: 0009-0005-2033-3149.

*Статья поступила в редакцию:* 07.06.2024. *Принята к печати:* 04.08.2024.

При подготовке исследования первичный поиск источников осуществлялся с помощью ChatGPT 4.0, что позволило выявить широкий спектр (1) определений алгоритмической персонализации; (2) подходов к типологии алгоритмической персонализации. Вопросы задавались автором несколько раз, что позволило расширить поле поиска материалов по заданной теме. Автором и редакцией журнала проведена двойная проверка и систематизация всех приведенных в рукописи цитат и источников.

Конфликт интересов: отсутствует.

**Введение.** В современном информационном обществе все более значимым для сферы средств массовой информации и коммуникации становится искусственный интеллект (ИИ), с помощью которого происходят изменения в способах создания, распространения и потребления контента. В последние годы наблюдается резкий рост применения ИИ в различных областях общественной жизнедеятельности и профессиональной сферы. Не стали исключением медиа, журналистика, реклама, и в целом все формы создания контента, в которых широко используются алгоритмы персонализации. Так или иначе, ученые единодушны в понимании устойчивой взаимосвязи между медиакommunikациями и социальными, политическими, культурными изменениями [Шарков, Силкин: 557]. Трансформация массмедийной среды вызывает обеспокоенность у ряда исследователей, поскольку использование ИИ вместе с рядом несомненных преимуществ несет и ряд вызовов.

**Алгоритмы персонализации контента.** Алгоритмическая персонализация становится все более значимой в современной цифровой среде, особенно в области массовых коммуникаций. Так, ИИ используется для анализа предпочтений и поведения Интернет-пользователей с целью предоставления персонализированной информации и медиапродуктов. В научном сообществе существует множество определений алгоритмической персонализации, но их можно свести к одному, учитывающему все ключевые аспекты: это процесс, при котором алгоритмы при использовании комбинаций различных методов анализируют данные о характеристиках контента, историю взаимодействия пользователей с ним, их поведении и предпочтениях для предложения контента, который понравился пользователям с близкими пользовательскими характеристиками, а также для предсказания их дальнейших предпочтений и поведения [Hosanagar et al.; Ricci et al.; Tùñez-López et al. 2018; Gentsch]. Применение таких алгоритмов позволяет СМИ, платформам социальных медиа улучшить пользовательский опыт и увеличить уровень вовлеченности аудитории, повышает монетизацию, способствует росту аудитории.

Существуют различные механизмы алгоритмической персонализации, включая фильтры на основе контента и коллаборативные фильтры. Такие механизмы на основе контента анализируют характеристики просматриваемых пользователем элементов – текст и метаданные – чтобы в дальнейшем рекомендовать пользователю похожий контент. Коллаборативные фильтры, напротив, фокусируются на анализе поведения и предпочтений похожих пользователей для создания подходящих рекомендаций [Pariser; Bozdag].

Деятельность масс-медиа непосредственным образом связана с расширением охвата потенциальной аудитории и удержанием ее внимания и активности – следовательно, алгоритмы персонализации особенно важны с точки зрения дистрибуции контента, где особое внимание уделяется персонализации на основе интересов различных сегментов аудитории. Эксперты в области СМИ также признают важность изучения социально-демографических

характеристик своей аудитории по аналогии с социальными сетями, где пользователи предоставляют обширную информацию о себе. В настоящее время редакции, в том числе используя технологии ИИ, вынуждены собирать эти данные самостоятельно, чтобы правильно настроить систему распространения контента [Давыдов и др.].

Научные исследования показывают, что персонализация контента способствует более положительному пользовательскому опыту, облегчает поиск информации [Helberger 2016; Bastian et al.], снижает информационную перегрузку, предоставляя пользователям только релевантные материалы [Pu et al.]. Кроме того, персонализация контента позволяет точно настраивать маркетинговые стратегии для каждого пользователя, что повышает эффективность рекламных кампаний и снижает издержки на привлечение клиентов. Исследования, посвященные изучению маркетинговой персонализации [Jain, Sundstrom; Gao, Liu] подтверждают, что она способствует повышению вовлеченности потребителей продукта и усилению их лояльности. При этом подчеркивается, что использование персонализированных стратегий оказывает положительное влияние на удовлетворенность аудитории. Однако отмечается необходимость тщательного соблюдения баланса в стратегиях персонализации для обеспечения благоприятного влияния на доверие потребителей [Kim et al.; Yang et al.].

Вместе с тем исследователи подчеркивают, что персонализация изменит и бизнес-модель СМИ: микросегментация аудитории посредством анализа данных с помощью ИИ изменит двунаправленность взаимодействия между потребителем и СМИ, где последние являются посредниками для аудитории в получении информации, отбирающими и классифицирующими ее, а также иной контент. Так, СМИ получают новую роль информационных агентств, работающих адресно в ответ на запрос пользователей [Túñez-López et al. 2021].

Таким образом, алгоритмическая персонализация контента имеет значительный потенциал для улучшения пользовательского опыта, повышения эффективности маркетинга и поддержки творческих индустрий. Однако для полноценного использования этих преимуществ важно учитывать и негативные аспекты.

### **Негативные аспекты применения алгоритмов персонализации**

Алгоритмы по персонализации контента, бесспорно, несут огромную социальную и коммерческую пользу Интернет-медиа и медиакомпаниям, однако исследователи и эксперты отмечают ряд вызовов, с которыми могут столкнуться как создатели, так и потребители контента.

**Ограничение разнообразия информации.** Персонализация может привести к ограничению разнообразия контента, так как пользователи становятся подвержены только определенным типам информации. Например, в научной литературе описан «эффект Матфея», при котором популярные ресурсы появляются первыми в поисковой системе, в то время как непопулярные или новые

становятся фактически не видны пользователям [Morik]. Стремление алгоритмов к вовлеченности, а не к точности, может маргинализировать менее сенсационный, но более ценный контент, влияя на разнообразие информации, доступной пользователям [Brady et al.]. При этом алгоритмы посредством рекомендаций и персонализации конструируют социальную реальность, и в этом смысле они похожи на традиционную массовую коммуникацию, но вместе с тем они способны нейтрализовать или минимизировать влияние одной из основных функций традиционных медиа – то есть их массовый характер [Just et al.]. В СМИ убеждающая коммуникация переходит к точечному микротаргетингу, осуществляемому алгоритмами при помощи анализа психометрических моделей [Володенков]. Кроме того, алгоритмы предсказывают поведение пользователей и их следующие предпочтения на основе анализа данных о схожей части аудитории, не касаясь интересов конкретного пользователя напрямую, что также приводит к навязыванию потенциально возможно неинтересного контента, ограничению круга тем [Helberger]. Однако слово «предпочтения» здесь будем трактовать весьма условно: пользователь может интересоваться определенным контентом по разным причинам: для рабочих, учебных и иных нужд, которые не связаны напрямую с интересами и вкусовыми предпочтениями. Таким образом, можно сделать вывод о том, что потребитель информации будет вынужден получать не требующийся ему контент до тех пор, пока алгоритм не заместит «старые» предпочтения пользователя на «новые».

В своем исследовании Эли Паризер одним из первых разработал концепцию «пузырей фильтров», где алгоритмы персонализированных рекомендаций создают изолированные онлайн-экосистемы, которые могут ограничивать доступ к разнообразной информации [Pariser]. Таким образом, пользователи видят только контент, подтверждающий их существующие убеждения, что может привести к ограничению их кругозора и разностороннего взгляда на мир. Также к фильтрованию информации относится еще одна схожая концепция, которая отражает эффект «эхо-камеры». Данное понятие предложил Касс Санстейн и определил его как возможность Интернет-пользователей со схожими взглядами и интересами объединяться в группы, находиться в постоянной коммуникации друг с другом, тем самым еще более убеждаясь в правильности своих мировоззренческих и иных предпочтений [Sunstein]. Согласно данным исследователей [Bakshy; Flaxman], персонализированные рекомендации в социальных сетях действительно могут приводить к укреплению убеждений и поведения пользователей, усиливая эффект «эхо-камеры». Таким образом, происходит когнитивное искажение, при котором пользователи, получающие персонализированный контент, чаще подтверждают свои существующие убеждения, что может привести к искажению их восприятия и мировоззрения, усилению тех или иных негативных для социума настроений. При этом отмечается, что существующие в информационном пространстве «эхо-камеры» и «пузыри фильтров» усиливают эффект друг друга [Суходолов и др.].

Отметим при этом, что ряд исследователей не разделяют данный подход и указывают в своих исследованиях, что «пузыри фильтров» не способствуют радикализации социальных групп и не влияют на разнообразие получаемой массами информации. Так, Итан Бакши и его коллеги указывают, что, по сравнению с алгоритмической персонализацией, собственный выбор пользователя имеет существенно большее влияние на то, насколько разнообразный контент человек потребляет [Bakshy et al.]. Также в исследованиях сказано, что социальные медиа позволяют пользователю получать более идеологически разнообразную информацию по сравнению с информацией, получаемой в повседневной живой коммуникации, и в этом смысле персонализация не имеет существенного влияния на ограничение разнообразия [Barnidge]. При этом, как фиксируют члены научного сообщества, в информационной среде растет однородность потребления [Aridor et al.], а также гомогенизация потребляемого контента (вне социальных медиа) [Nguyen et al.]. Относительно рекомендательных систем в научных работах также есть схожие противоречивые результаты: они гласят, что персонализация способствует гомогенизации поведения пользователей [Chaney et al.] и при этом провоцирует возникновение множества «пузырей фильтров» [Geschke et al.].

По результатам агентно-ориентированного моделирования Толокнев К.А. в своем исследовании делает вывод о том, что причиной столь противоречивых заключений ученых является то, что в разных рассматриваемых ситуациях меняются ключевые параметры: степень открытости внешнему влиянию и уровень гомофилии. Так, при высокой степени открытости использование алгоритмов персонализации не приводит к разделению общества на отдельные «пузыри», а способствует созданию единой гомогенной группы. В случае меньшей открытости (например, при обсуждении деликатных политических тем) действительно формируются отдельные «пузыри фильтров», но это происходит только тогда, когда алгоритм недостаточно точно подбирает контент. Это частично опровергает гипотезу Паризера [Pariser], согласно которой именно точная персонализация контента, соответствующего предпочтениям пользователя, приводит к появлению «пузырей фильтров» [Толокнев]. Кроме того, моделирование продемонстрировало, что отдельные «пузыри фильтров» стабильно образуются не в случае предложения пользователю контента, максимально соответствующего его убеждениям, а при случайном подборе контента.

Авторы выделяют еще один аспект, связанный с когнитивными искажениями в результате получения персонализированного контента. Алгоритмы создают фрагментированное гипермедийное пространство [Грушевская], в котором у пользователя при поверхностном взгляде на череду освещаемых в масс-медиа событий создается устойчивое ощущение того, что эта совокупность данных и есть отражение мира. «Их множественность и многообразие придает гипермедийному продукту иллюзию объективности» [Там же: 394]. Таким образом, алгоритмическое модерирование контента приводит к тому, что члены социума теряют возможность получения доступа к полной картине социальной

реальности, поскольку масс-медиа ограничивают доступ к ней, сортируя контент и информационные поводы [Мартыненко, Добринская]. «В силу неоднородности сети в различных сегментах и в разном контексте пользователями выделяются сообщения, нехарактерные для других сегментов; во-вторых, интерактивный дискурс предопределяет выбор пользователями из массива информации тех сообщений и тем, которые им «близки» на основе их личного опыта, психоэмоционального состояния, социокультурных характеристик» [Кириллина 2021: 41]. При этом, «фрагментация аудитории имеет эффект домино, сокращая доходы и ресурсы (чем меньше аудитория, тем меньше финансирование) и приводя к появлению большого количества нишевых каналов», что, в свою очередь, ведет к сложностям в определении источника, верификации данных [Кириллина 2022: 171]. Согласно прогнозам, персонализация станет ключевой особенностью будущего в контент-предложении, но она должна учитывать определенные аспекты разнообразия и прозрачности, чтобы пользователь не попадал в персонализированные «эхо-камеры», а СМИ могли сохранять свои «редакторские возможности» [Túñez-López et al., 2021].

**Влияние репликации информации.** Алгоритмы персонализации могут увеличивать скорость и объем репликации контента за счет повышения вовлеченности пользователей. Например, «вирусные» видео или новости могут быстро распространяться среди пользователей, если алгоритмы определяют их как интересные и релевантные. Алгоритмы персонализации, ориентируясь на предпочтения пользователей, часто выделяют контент, который вызывает высокую эмоциональную реакцию, тем самым ускоряя его распространение через социальные сети и другие платформы [Soffer]. При этом специалисты отмечают, что дезинформация распространяется быстрее и дальше, чем правдивая информация, из-за алгоритмов рекомендаций, поскольку они отдают предпочтение контенту, который вызывает больше откликов, а не тому, который является наиболее информативным или достоверным [Joris et al.]. Исследователями Массачусетского технологического института было обнаружено, что ложные новости распространяются в среднем в 6 раз быстрее, чем правдивые новости [Vosoughi et al.]. Это может быть связано с более эмоциональным и «вирусным» характером ложных новостей, индуцирующих более глубокие чувства объектов влияния. Таким образом, пользователь может многократно получить одну и ту же ложную информацию, но из разных источников, что будет подтверждать ее истинность и укреплять веру в нее. При этом на распространение ложных данных влияют и информационные шумы, порождающие информационную аномию, при которой «сообщение, имеющее определенный смысл, в момент передачи информации искажает, замещает или теряет этот смысл, создается множественность вариантов понимания, что приводит к имитации реального смысла, иллюзии реальности» [Карпова: 41]. При этом происходит усиление таких медиаэффектов как спираль молчания, информационная усталость, моральные паники [Ефанов, Юдина].



На репликацию информации также влияет и эффект «эхо-камер», описанный выше, который порождает множественность схожих сообщений среди пользователей, что приводит к усилению предвзятостей и искажению восприятия информации, а также препятствует распространению разнообразных мнений и новостей [Helberger 2019; Soffer].

**Нарушение приватности.** Алгоритмы персонализации контента собирают и анализируют огромное количество данных о поведении пользователей, их предпочтениях и интересах. Работа по сбору этих сведений включает как явные данные (например, лайки и комментарии), так и неявные данные (время просмотра, история просмотров и другие метрики). Это позволяет компаниям создавать детализированные профили пользователей, что вызывает обеспокоенность в части нарушения конфиденциальности. Многие пользователи осознают, что их данные используются для персонализации контента, однако они часто не имеют ясного представления о том, как именно эти данные собираются и обрабатываются. Исследователи подчеркивают, что пользователи сталкиваются с отсутствием контроля над своими данными, не имея возможности управлять или ограничивать доступ к своей информации. Это приводит к росту недоверия к платформам социальных сетей и усиливает обеспокоенность по поводу конфиденциальности и информационной безопасности, поскольку сбор такого большого объема данных представляет собой значительный риск для пользователей в случае утечки данных о трафике, личных предпочтениях, частной жизни – например, в случае кибератак на data-центры ресурсов или недобросовестного использования аккумулируемых данных, поскольку они могут быть использованы злоумышленниками для различных целей, включая кражу личности и мошенничество [Володенков; Eg et al.]. Кроме того, все эти данные можно коммерциализировать и влиять на социальные группы, подвергая их вкусы, убеждения и интересы изменениям [Hassan], а также применять «для последующего их использования в интересах субъектов глобального политического управления» [Володенков: 342], что, в свою очередь, ставит под вопрос и этичность такого сбора, использования информации и приватность как таковые.

**Алгоритмическая дискриминация.** Алгоритмы, как и многие инструменты технологического прогресса, не только не сглаживают такие социальные проблемы, как социальное неравенство и дискриминация, а только усиливают их, преобразовывая при этом существующую систему социального неравенства [van Dijk; Мартыненко, Добринская]. Этот процесс также называют «новым цифровым разрывом» [Gran et al.] или «алгоритмическим разрывом» [Ragnedda 2020]. Процессы дискриминации при этом базируются на сборе персональных данных пользователей, их цифровых следов, и принятии решений алгоритмами. Отметим при этом, что люди оказываются менее морально возмущены алгоритмической

(по сравнению с человеческой) дискриминацией и с меньшей вероятностью будут возлагать ответственность за нее на организацию [Bigman et al.].

Алгоритмы, которые создаются для увеличения вовлеченности на платформах социальных сетей, могут непреднамеренно способствовать дискриминации. Так, машинное обучение, проведенное человеком на основе предвзятых данных, может усиливать существующие предубеждения, что приводит к различным последствиям для разных групп пользователей, когда одна из групп оказывается в более привилегированном положении, чем другая [Turner Lee et al.]. Предвзятость данных может быть обусловлена в том числе и тем, кто именно преимущественно занимается кодированием и настройкой алгоритма – исследователи отмечают проблему отсутствия разнообразия в самом сообществе разработки и работы систем искусственного интеллекта: сегодня наибольшее влияние оказывается непосредственно разработчиками – преимущественно белыми мужчинами, которые и определяют их цели, техническую реализацию и т.п. [Hagendorff]. В пространстве социальных медиа, например, дискриминация происходит посредством теневого бана (shadow banning) – формы алгоритмической предвзятости, когда определенные пользователи или контент скрываются от широкой аудитории без их ведома, что непропорционально затрагивает меньшинства. Исследования показывают, что определенные ключевые слова, поведение или демографические данные пользователей снижают их видимость [Turner Lee et al.; Brady et al.]. Дискриминация, осуществляемая с помощью такого бана, может быть обусловлена как бессознательной расовой, политической и иной предвзятостью разработчиков таких систем, так и намеренным цензурированием платформой, где они встроены. Подробнее о целенаправленном модерировании контента при помощи теневого бана скажем далее в контексте манипуляций поведением при помощи алгоритмов персонализации контента.

Как было указано ранее, практики теневого бана могут быть результатом алгоритмической предвзятости, когда определенные ключевые слова, поведение или демографические данные пользователей снижают видимость контента и комментариев. Это может подавлять взгляды меньшинств и усиливать существующие силовые динамики в социальных сетях, служить цензурой и нарушать принципы свободы слова [Turner Lee et al.]. Недавнее исследование Университета Мичигана [Там же] показало, что пользователи из маргинализированных групп (например, представители различных рас, полов) часто ощущают, что их контент ограничивается в видимости. Ученые провели опросы и интервью, выявив, что пользователи, столкнувшиеся с теньвым баном, чувствовали разочарование и заметили снижение вовлеченности в социальных сетях. Важно отметить, что такие пользователи часто не получают четкого объяснения причин ограничений, что усугубляет их недовольство и недоверие к платформам [Delmonaco et al.].

**Манипуляция поведением.** Вышесказанное позволяет сделать вывод о том, что приведенные негативные проявления персонализации контента



с помощью алгоритмов ИИ вкупе формируют новый вызов – манипуляцию поведением. Персонализированный контент путем подачи искаженной или односторонней информации влияет на восприятие и мировоззрение людей, в том числе при помощи теневого бана, о котором упоминалось ранее. Таким образом, он может использоваться для целенаправленного и злонамеренного формирования информационного пространства, которое, например, поддерживает и/или подтверждает существующие убеждения пользователей, или же формирует новые, основанные на текущих массовых веяниях взгляды, служит для дезинформации. Все это позволяет побуждать человека совершать определенные действия, предопределяя его реакцию на те или иные события в интересах определенных групп лиц. При этом алгоритмы управляются людьми и лишены беспристрастности, поскольку классифицируют пользователей для побуждения их к действиям в коммерческих целях, что открывает пространство для манипулирования массами [Kitchin; Hassan]. Алгоритмы становятся «этикополитическими существами», которые определяют свои границы хорошего и плохого, отдают предпочтения одним свойствам, «отменяя» другие [Amoore], тем самым навязывая их пользователям и предопределяя их поведение и реакцию на те или иные события. При этом, те пользователи, у которых существует нехватка специальных знаний об алгоритмах и понимания специфики их функционирования, подвержены манипуляциям больше всего, а их мнение и картина мира зависят от того, какие сайты и контент доступны им в первую очередь [Hargittai, Micheli].

Толокнев К.А. в результатах исследования, проведенного методом агентно-ориентированного моделирования, подтверждает эффективность манипуляции общественным мнением при использовании алгоритмов персонализации контента, выделяя при этом и ряд ограничений. Было выявлено, что в условиях высокой гомофилии и открытости внешнему влиянию эффективность манипуляции аудиторией выше, однако при этом лучше всего манипуляция «срабатывает» в отношении неопределившихся групп пользователей, чьи мнения и убеждения равноудалены от крайних позиций. Кроме того, эффективность манипуляции зависит от настройки алгоритма и корректности его работы: при неточном подборе контента эффект от манипуляции может быть снижен или будет изменен до такой степени, что перестанет отвечать интересам, целям и задачам манипулятора [Толокнев].

Манипулирование поведением аудитории возможно и при использовании теневого бана, как упоминалось выше. Результаты исследования Йельского университета, в котором была смоделирована социальная сеть, демонстрирует, как социальная платформа может использовать теневого бан для манипулирования мнениями пользователей. В рамках исследования была разработана модель, показывающая, что платформы могут применить теневого бан для изменения среднего уровня мнений или варьирования их распределения, и что даже при кажущейся нейтральности политики модерации контента, скрытое ограничение видимости может привести к значительным изменениям в восприятии пользова-

телей. Например, заглушение крайних мнений с обеих сторон может уменьшить поляризацию, а заглушение умеренных мнений может её увеличить. Этот эффект достигается незаметно, что делает обнаружение теневого бана крайне сложным, даже для регуляторов и экспертов по программному обеспечению [Chen, Zaman].

**Риск потери аудитории.** Несмотря на то, что алгоритмы персонализации созданы в том числе для увеличения аудитории Интернет-платформ и повышения ее удовлетворенности контентом, использование таких систем может приводить и к обратному эффекту. Например, для СМИ использование алгоритмов персонализированного контента означает, что редакция начинает фокусироваться преимущественно (или исключительно) на подготовке материалов под определенные запросы аудитории в интересах поддержания устойчивого спроса на свой информационный и иной масс-медийный продукт. Таким образом, круг тем, жанров и видов контента становится более ограниченным, что может привести к потере аудитории с отличающимися взглядами и мнениями [Pariser]. Как следствие, доверие к такому СМИ снижается, уменьшается его общественное влияние. Кроме того, это негативно сказывается на объективности, поскольку часть инфоповодов нарочито подчеркивается в инфополе путем увеличения числа материалов о них, а часть опускается ввиду того, что они не представляют интереса для значительной части аудитории. Данный процесс создает ложное восприятие окружающей действительности как у самих сотрудников редакций, которые практически не соприкасаются с «нерелевантной» информацией, так и у потребителей контента. Эмпирические исследования показывают, что недостаток разнообразия контента из-за алгоритмических рекомендаций может вызвать потерю интереса и потенциальную потерю аудитории [Möller et al.].

В эпоху информационного сверхпредложения и высокой конкуренции между СМИ, масс-медийными платформами и сервисами, пользователи имеют возможность постоянно менять свои предпочтения в Интернет-ресурсах, отказываться от одних в пользу других. Предвзятость алгоритмов или их ошибки и погрешности вследствие неверного кодирования и настройки могут приводить к потере аудитории, утрате ее доверия к масс-медийному продукту. Помимо ошибок, «донастройка» алгоритмов происходит и за счет их способности обучаться и адаптироваться под запросы пользователей [Gillespie], в связи с чем можно сделать вывод о том, что одни группы пользователей способны опосредованно навязывать предпочтительный им контент менее многочисленным группам по интересам.

Таким образом, несоответствие предлагаемого информационного и иного масс-медийного продукта предпочтениям и ожиданиям этих более малочисленных групп может приводить к потере этой части аудитории. Кроме того, алгоритмы, действующие как фильтры, могут создавать изменчивые группы по интересам на основе входных данных и поведения пользователей, и, если предпочтения потребителей в части контента не удовлетворяются, то люди могут почувствовать отчуждение, что потенциально ведет к потере аудитории [Kant]. Как упоми-

налось раннее, алгоритмическая персонализация способствует более быстрому распространению дезинформации, что может отпугнуть пользователей от платформ [Karduni]. Помимо этого, нередко пользователи ощущают несправедливость и дискриминацию в работе алгоритмов, если она требует участия человека при настройке и выполнении иных задач. Эти вызываемые чувства, а также отсутствие прозрачности в алгоритмической подаче контента, могут приводить к недоверию и отчуждению среди пользователей [Lee].

**Результаты исследования.** Проведенный анализ научных работ, посвященных алгоритмам персонализации контента, позволили аккумулировать и структурировать по группам риски, связанные с использованием данных систем искусственного интеллекта в масс-медийной среде. Рассмотренный обширный круг вызовов показывает, что эффективность алгоритмической персонализации тесно связана с тем, насколько успешно были учтены ее негативные аспекты. Следует отметить, что практически во всех исследованиях авторы указывают на негативное влияние эффектов «эхо-камер» и «пузырей фильтров», а также ограничения разнообразия контента, но при этом не берут во внимание алгоритмическую дискриминацию. Она рассматривается в социологических трудах, которые посвящены социальным проблемам и дискриминации как таковой, однако в работах ученых, которые проводят исследования в области ИИ и массовых коммуникаций, данный аспект практически не упоминается или не раскрывается подробно. Кроме того, исследователи рассматривают риски, связанные с алгоритмами персонализации, в основном акцентируя внимание на их влиянии на поведение и когнитивные реакции пользователей, но мало затрагивают их влияние на индустрию масс-медиа и ее перспективы развития: саму деятельность создателей контента, медиаплатформ, СМИ и журналистов. В проведенном обзоре собраны и проанализированы данные из работ социологов, исследователей в сфере технологий искусственного интеллекта и массовых коммуникаций; на основе последующего анализа выделены группы рисков, связанных с использованием алгоритмической персонализации. Приведенные в статье группы рисков оказались неотрывно связаны друг с другом, поскольку частные аспекты каждой из них порождают новые вызовы, которые можно отнести к другой группе.

**Заключение.** Представленный обзор научных исследований российских и зарубежных авторов демонстрирует, что данная тема представляет собой значительный вызов для современных медиакомпаний и общества в целом, что не могло не отразиться в теоретических и прикладных исследованиях в сфере медиа. Использование алгоритмов персонализации контента на основе ИИ становится все более распространенным, и это требует более глубокого понимания и прогнозирования возможных последствий в различных научных дисциплинах. Учитывая рост интереса к ИИ и его стремительное развитие, необходимо продолжать исследования в данной области. Требуется разработка стратегий, воз-

можно на законодательном уровне, которые помогут минимизировать негативное воздействие таких технологий ИИ на восприятие новостей и медиаконтента, на защиту персональных данных пользователей, что в свою очередь позволит повысить эффективность и корректность работы алгоритмов. Кроме того, важно развивать механизмы прозрачности и контроля за алгоритмами персонализации, чтобы обеспечить сбалансированное представление разнообразной информации и повышать информационную грамотность пользователей.

## Источники

- Володенков С.В. (2021). Интернет-коммуникации в глобальном пространстве современного политического управления: навстречу цифровому обществу. М.: Проспект.
- Грушевская В.Ю. (2022). Модель фильтрации информации в социальных медиа // Журнал исследования социальной политики. №3. С. 393-406.
- Давыдов С.Г., Замков А.В., Крашенинникова М.А., Лукина М.М. (2023). Использование технологий искусственного интеллекта в российских медиа и журналистике // Вестн. Моск. ун-та. Сер. 10: Журналистика. № 5. С. 3-21.
- Ефанов А.А., Юдина Е.Н. (2021). Медиаэффекты в современном неоинформационном обществе. Коммуникология. Том 9. № 4. С. 136-147.
- Карпова А.Ю. (2014). Информационная аномия: выбор на грани фолы // Власть. № 1. С. 41-45.
- Кириллина Н.В. (2022). Фрагментация аудитории медиа: от глобальной деревни к глобальному театру. Том 10. № 2. С. 170-179. DOI: 10.21453/2311-3065-2022-10-2-170-179.
- Кириллина Н.В. (2021). О роли пользователя и фрагментации сети // Коммуникология. Том 9. № 2. С. 41-49. DOI: 10.21453/2311-3065-2021-9-2-41-49.
- Мартыненко Т. С., Добринская Д. Е. (2021). Социальное неравенство в эпоху искусственного интеллекта: от цифрового к алгоритмическому разрыву // Мониторинг. №1. С. 171-192.
- Суходолов А.П., Бычкова А.М., Ованесян С.С. (2019). Журналистика с искусственным интеллектом // Вопросы теории и практики журналистики. № 4. С. 647-667.
- Толокнев К.А. (2022). Невидимый политрук: как алгоритмы персонализации формируют общественное мнение // Политика. № 4 (107). С. 63-82.
- Шарков Ф.И., Силкин В.В. (2021). Генезис социологии медиaprостранства // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Социология. Т. 21. № 3. С. 557-566. DOI: 10.22363/2313-2272-2021-21-3-557-566.
- Amoore L. (2020). Cloud Ethics: Algorithms and the Attributes of Ourselves and Others. Durham: Duke University Press.
- Aridor G., Goncalves D., Sikdar S. (2020). Deconstructing the Filter Bubble: User Decision-Making and Recommender Systems. In: RecSys'20: Fourteenth ACM Conference on Recommender Systems, Brazil, September 22-26. P. 82-91.
- Bakshy E., Messing S., Adamic L. (2015). Exposure to Ideologically Diverse News and Opinion on Facebook. *Science*. Vol. 348. No. 6239. P. 1130-1132.
- Barnidge M. (2017). Exposure to Political Disagreement in Social Media Versus Face-to-Face and Anonymous Online Settings. *Political Communication*. Vol. 34. No. 2: P. 302-321.
- Bastian M., Makhortykh M., Dobber T. (2019). News personalization for peace: how algorithmic recommendations can impact conflict coverage. *International Journal of Conflict Management*. Vol. 30. No. 3. P. 309-328.
- Bigman Y.E., Wilson D., Arnestad M. N., Waytz A., Gray K. (2023). Algorithmic discrimination causes less moral outrage than human discrimination. *Journal of Experimental Psychology: General*. No. 152 (1). P. 4-27.

- Bozdag E. (2013). Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics and Information Technology*. Vol. 15. No. 3. P. 209-227.
- Brady W.J., Jackson J.C., Lindström B., Crockett M.J. (2023). Algorithm-mediated social learning in online social networks. *Trends in Cognitive Sciences*. Vol. 27. No. 10. P. 947-960.
- Chaney A.J., Stewart B.M., Engelhardt B.E. (2017). How algorithmic confounding in recommendation systems increases homogeneity and decreases utility. In: *Proceedings of the 12<sup>th</sup> ACM Conference on Recommender Systems*. Vancouver. P. 224-232.
- Chen Y.-S., Zaman T. (2024). Shaping opinions in social networks with shadow banning. *PLoS ONE*. Vol. 19. No. 3. P. 1-30.
- Delmonaco D., Mayworm S., Thach H., Guberman J. (2024). What are you doing, TikTok?: How Marginalized Social Media Users Perceive, Theorize, and "Prove" Shadowbanning. In: *Proc. ACM on Human-Computer Interaction*. Vol. 8. Article 154 (April 2024). DOI: 10.1145/3637431.
- Eg R., Tønnesen Ö., Tennfjord M. (2023). A scoping review of personalized user experiences on social media: The interplay between algorithms and human factors. *Computers in Human Behavior Reports*. Vol. 9. No. 3. P. 100253.
- Flaxman S., Goel S., Rao J.M. (2016). Filter bubbles, echo chambers, and online news consumption. *Public Opinion Quarterly*. Vol. 80. No. 1. P. 298-320.
- Gao Y., Liu H. (2022). Artificial intelligence-enabled personalization in interactive marketing: A customer journey perspective. *Journal of Research in Interactive Marketing*. Vol. 17. No. 1. P. 1-18.
- Gentsch Pr. (2019). AI in Marketing, Sales and Service: How Marketers without a Data Science Degree can use AI, Big Data and Bots.
- Geschke D., Lorenz J., Holtz P. (2019). The Triple-Filter Bubble: Using Agent-Based Modeling to Test a Meta-Theoretical Framework for the Emergence of Filter Bubbles and Echo Chambers. *British Journal of Social Psychology*. Vol. 58. No. 1. P. 129-149.
- Gillespie T., Boczkowski P. J., Foot K.A. (eds.) (2014). *The Relevance of Algorithms. Media Technologies: Essays on Communication, Materiality, and Society*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Gran A.B., Booth P., Bucher T. (2020). To be or not to be algorithm aware: a question of a new digital divide? *Information, Communication & Society*. Vol. 24. No. 03. P. 1-18.
- Hagendorff T. (2020). The Ethics of AI Ethics: An Evaluation of Guidelines. *Minds & Machines*. Vol. 30. No. 03. P. 99-120.
- Hargittai E., Micheli M. (2019). Internet Skills and Why They Matter. In: Graham M., Dutton W. H. (eds.) *Society and the Internet: How Networks of Information and Communication Are Changing Our Lives*. Oxford: Oxford University Press. P. 109-124.
- Hassan R. (2020) *The Condition of Digitality: A Post-Modern Marxism for the Practice of Digital Life*. London: University of Westminster Press.
- Helberger N. (2016). Policy implications from algorithmic profiling and the changing relationship between newsreaders and the media. *Javnost – The Public*. Vol. 23. No. 2. P. 188-203.
- Helberger N. (2019). On the Democratic Role of News Recommenders. *Digital Journalism*. Vol. 7. No. 4. P. 1-20.
- Hosanagar K., Fleder D., Lee D., Buja A. (2014). Will the Global Village Fracture Into Tribes? Recommender Systems and Their Effects on Consumer Fragmentation. *Management Science*. Vol. 60. No. 4, P. 805-823.
- Jain S., Sundstrom M. (2021). Toward a conceptualization of personalized services in apparel e-commerce fulfillment. *Research Journal of Textile and Apparel*. Vol. 25. No. 4. P. 414-430.
- Joris G., Grove F.D., Van Damme K., De Marez L. (2021). Appreciating News Algorithms: Examining Audiences' Perceptions to Different News Selection Mechanisms. *Digital Journalism*. Vol. 9. No. 5, P. 589-618.
- Just N., Latzer M. (2017). Governance by algorithms: reality construction by algorithmic selection on the Internet. *Media, Culture & Society*. Vol. 39 No. 2, P. 238-258.

- Kant T. (2020). Making it Personal: Algorithmic Personalization, Identity, and Everyday Life. Oxford Academic.
- Karduni A. (2019). Human-Misinformation interaction: Understanding the interdisciplinary approach needed to computationally combat false information. Vol. 1. No. 1. P. 1-21.
- Kim T., Barasz K., John L. K. (2018). Why Am I Seeing This Ad? The Effect of Ad Transparency on Ad Effectiveness. *Journal of Consumer Research*. Vol. 45. No. 5. P. 906-932.
- Kitchin R. (2017). Thinking critically about and researching algorithms. *Information, Communication & Society*. Vol. 20. No. 1. P. 14-29.
- Lee M. K. (2018). Understanding perception of algorithmic decisions: Fairness, trust, and emotion in response to algorithmic management. *Big Data & Society*. Vol. 5. No. 1. P. 1-16.
- Masrour F., Wilson T., Yan H., Tan P. N., Esfahanian A. (2020). Bursting the Filter Bubble: Fairness-aware Network Link Prediction. In: Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Vol. 34. No. 01. P. 841-848.
- Möller J., Trilling D., Helberger N., van Es B. (2018). Do not blame it on the algorithm: an empirical assessment of multiple recommender systems and their impact on content diversity. *Information, Communication & Society*. Vol. 21. No. 7. P. 959-977.
- Morik M., Singh A., Hong J., Joachims T. (2020). Controlling Fairness and Bias in Dynamic Learning-to-Rank. In: Proceedings of the 43<sup>rd</sup> International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '20), July 25-30, 2020, Virtual Event, China. ACM, New York, NY, USA.
- Newman N. (2020). Journalism, media and technology: trends and predictions for 2020. London: Reuters Institute for the Study of Journalism & Oxford University.
- Nguyen T.T., Hui P.M., Harper F.M., Terveen L., Konstan J.A. (2014). Exploring the Filter Bubble: The Effect of Using Recommender Systems on Content Diversity. In: Proceedings of the 23<sup>rd</sup> International Conference on World Wide Web. Association for Computing Machinery. New York. P. 677-686.
- Pariser E. (2011). The filter bubble: What the Internet is hiding from you. Penguin.
- Pu P., Chen L., Hu R. (2012). Evaluating recommender systems from the user's perspective: Survey of the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. Vol. 22. No. 10. P. 317-355
- Ragnedda M. (2020). Enhancing Digital Equity. Connecting the Digital Underclass. Cham: Palgrave Macmillan.
- Ricci F., Rokach L., Shapira B. (2015). Recommender Systems: Introduction and Challenges. In: Recommender Systems Handbook. P. 1-34.
- Soffer O. (2021). Algorithmic Personalization and the Two-Step Flow of Communication. *Communication Theory*. Vol. 31. No. 3. P. 297-315.
- Sunstein C.R. (2001). Echo chambers. Princeton: Princeton University Press.
- Túñez-López J.M., Fieiras Ceide C., Vaz-Álvarez M. (2021). Impact of Artificial Intelligence on Journalism: transformations in the company, products, contents and professional profile. *Communication & Society*. Vol. 34. No. 1. P. 177-193.
- Túñez-López M., Toural-Bran C., Cacheiro-Requeijo S. (2018). Uso de bots y algoritmos para automatizar la redacción de noticias: percepción y actitudes de los periodistas en España. *El profesional de la información*. Vol. 27. No. 4. P. 750-758.
- Turner Lee N., Resnick P. Barton G. (2019). Algorithmic Bias Detection and Mitigation: Best Practices and Policies to Reduce Consumer Harms. Brookings Inst.
- Van Dijck J. (2013). The Culture of Connectivity: A Critical History of Social Media. Oxford University Press.
- Vosoughi S., Roy D., Aral S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*. Vol. 359. Iss. 6380. P. 1146-1151.
- Yang X., Zhang L., Feng Z. (2023). Personalized Tourism Recommendations and the ETourism User Experience. *Journal of Travel Research*. Vol. 63. Iss. 5. DOI: 10.1177/00472875231187332.



## ■ ■ ■ Artificial Intelligence and Mass Media: negative aspects of content personalization algorithms

**Tikhoniuk A.A.**

All-Russia State Television and Radio Broadcasting Company (VGTRK), Moscow, Russia.

**Abstract.** The development of artificial intelligence (AI) technologies and machine learning algorithms is increasingly influencing various aspects of social life, gradually finding its place not only in social media but also in journalism (Newman). They are actively being integrated into various fields of mass media, enabling the automation of several processes within media companies, thereby optimizing the work of journalists, editors, and media managers. This topic represents a pertinent issue in the modern information society (Túñez López et al.). AI and its machine learning capabilities have become integral parts of the processes of content creation, analysis, and distribution, bringing new opportunities along with significant challenges. For instance, personalization algorithms allow for the adaptation of information to the individual interests and preferences of each user, increasing their engagement and satisfaction with the content. Thus, social networks and many other internet platforms are personalized for each user based on their demographic profiles and personal data. This article provides an overview of current scientific data on the potential risks associated with the use of content personalization algorithms in mass media. The results and conclusions of the article will help to better understand the nature of these risks and the associated challenges for the field of mass communication.

The primary search for sources was carried out using ChatGPT 4.0, which allowed us to identify a wide range of (1) definitions of algorithmic personalization; (2) approaches to the typology of algorithmic personalization. Each question was asked several times, which allowed us to expand the search field for materials on the topic. All citations and sources were doublechecked and systematized by the author and the editorial team of the journal.

**Keywords:** artificial intelligence, AI, content personalization, mass media, media, social media, algorithmic personalization

*For citation:* Tikhoniuk A.A. (2024). Artificial intelligence and mass media: negative aspects of content personalization algorithms. *Communicology (Russia)*. Vol. 12. No. 3. P. 43-60. DOI 10.21453/2311-3065-2024-12-3-43-60.

*Inf. about the author:* Tikhoniuk Anastasiya Aleksandrovna – chief editor at the digital department, All-Russia State Television and Radio Broadcasting Company (VGTRK). Address: 125040, Russia, Moscow, 5<sup>th</sup> Yamskogo Polya str., 19-21/1. E-mail: savanastasy@yandex.ru. ORCID: 0009-0005-2033-3149.

*Received:* 07.06.2024. *Accepted:* 04.08.2024.

## References

Amoore L. (2020). *Cloud Ethics: Algorithms and the Attributes of Ourselves and Others*. Durham: Duke University Press.

- Aridor G., Goncalves D., Sikdar S. (2020). Deconstructing the Filter Bubble: User Decision-Making and Recommender Systems. In: RecSys'20: Fourteenth ACM Conference on Recommender Systems, Brazil, September 22-26. P. 82-91.
- Bakshy E., Messing S., Adamic L. (2015). Exposure to Ideologically Diverse News and Opinion on Facebook. *Science*. Vol. 348. No. 6239. P. 1130-1132.
- Barnidge M. (2017). Exposure to Political Disagreement in Social Media Versus Face-to-Face and Anonymous Online Settings. *Political Communication*. Vol. 34. No. 2: P. 302-321.
- Bastian M., Makhortykh M., Dobber T. (2019). News personalization for peace: how algorithmic recommendations can impact conflict coverage. *International Journal of Conflict Management*. Vol. 30. No. 3. P. 309-328.
- Bigman Y.E., Wilson D., Arnestad M. N., Waytz A., Gray K. (2023). Algorithmic discrimination causes less moral outrage than human discrimination. *Journal of Experimental Psychology: General*. No. 152 (1). P. 4-27.
- Bozdag E. (2013). Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics and Information Technology*. Vol. 15. No. 3. P. 209-227.
- Brady W.J., Jackson J.C., Lindström B., Crockett M.J. (2023). Algorithm-mediated social learning in online social networks. *Trends in Cognitive Sciences*. Vol. 27. No. 10. P. 947-960.
- Chaney A.J., Stewart B.M., Engelhardt B.E. (2017). How algorithmic confounding in recommendation systems increases homogeneity and decreases utility. In: Proceedings of the 12<sup>th</sup> ACM Conference on Recommender Systems. Vancouver. P. 224.
- Chen Y.-S., Zaman T. (2024). Shaping opinions in social networks with shadow banning. *PLoS ONE*. Vol. 19. No. 3. P. 1-30.
- Davydov S.G., Zamkov A.V., Krashennnikova M.A., Lukina M.M. (2023). Use of artificial intelligence technologies in Russian media and journalism. *Vestn. Of Moscow University. Series 10: Journalism*. No. 5. P. 3-21 (in Rus.).
- Delmonaco D., Mayworm S., Thach H., Guberman J. (2024). What are you doing, TikTok?: How Marginalized Social Media Users Perceive, Theorize, and "Prove" Shadowbanning. In: Proc. ACM on Human-Computer Interaction. Vol. 8. Article 154 (April 2024). DOI: 10.1145/3637431.
- Efanov A.A., Yudina E.N. (2021). Media effects in a modern neo-information society. *Communicology*. Vol. 9. No. 4. P. 136-147 (in Rus.).
- Eg R., Tønnesen Ö., Tennfjord M. (2023). A scoping review of personalized user experiences on social media: The interplay between algorithms and human factors. *Computers in Human Behavior Reports*. Vol. 9. No. 3. P. 100253.
- Flaxman S., Goel S., Rao J.M. (2016). Filter bubbles, echo chambers, and online news consumption. *Public Opinion Quarterly*. Vol. 80. No. 1. P. 298-320.
- Gao Y., Liu H. (2022). Artificial intelligence-enabled personalization in interactive marketing: A customer journey perspective. *Journal of Research in Interactive Marketing*. Vol. 17. No. 1. P. 1-18.
- Gentsch Pr. (2019). AI in Marketing, Sales and Service: How Marketers without a Data Science Degree can use AI, Big Data and Bots.
- Geschke D., Lorenz J., Holtz P. (2019). The Triple-Filter Bubble: Using Agent-Based Modeling to Test a Meta-Theoretical Framework for the Emergence of Filter Bubbles and Echo Chambers. *British Journal of Social Psychology*. Vol. 58. No. 1. P. 129-149.
- Gillespie T., Boczkowski P. J., Foot K.A. (eds.) (2014). The Relevance of Algorithms. Media Technologies: Essays on Communication, Materiality, and Society. Cambridge, MA: MIT Press.
- Gran A.B., Booth P., Bucher T. (2020). To be or not to be algorithm aware: a question of a new digital divide? *Information, Communication & Society*. Vol. 24. No. 03. P. 1-18.
- Grushevskaya V.Yu. (2022). Model of information filtration in social media. *Journal of Social Policy Research*. No. 3. P. 393-406 (in Rus.).
- Hagendorff T. (2020). The Ethics of AI Ethics: An Evaluation of Guidelines. *Minds & Machines*. Vol. 30. No. 03. P. 99-120.

- Hargittai E., Micheli M. (2019). Internet Skills and Why They Matter. In: Graham M., Dutton W. H. (eds.) *Society and the Internet: How Networks of Information and Communication Are Changing Our Lives*. Oxford: Oxford University Press. P. 109-124.
- Hassan R. (2020) *The Condition of Digitality: A Post-Modern Marxism for the Practice of Digital Life*. London: University of Westminster Press.
- Helberger N. (2016). Policy implications from algorithmic profiling and the changing relationship between newsreaders and the media. *Javnost – The Public*. Vol. 23. No. 2. P. 188-203.
- Helberger N. (2019). On the Democratic Role of News Recommenders. *Digital Journalism*. Vol. 7. No. 4. P. 1-20.
- Hosanagar K., Fleder D., Lee D., Buja A. (2014). Will the Global Village Fracture Into Tribes? Recommender Systems and Their Effects on Consumer Fragmentation. *Management Science*. Vol. 60. No. 4, P. 805-823.
- Jain S., Sundstrom M. (2021). Toward a conceptualization of personalized services in apparel e-commerce fulfillment. *Research Journal of Textile and Apparel*. Vol. 25. No. 4. P. 414-430.
- Joris G., Grove F.D., Van Damme K., De Marez L. (2021). Appreciating News Algorithms: Examining Audiences' Perceptions to Different News Selection Mechanisms. *Digital Journalism*. Vol. 9. No. 5, P. 589-618.
- Just N., Latzer M. (2017). Governance by algorithms: reality construction by algorithmic selection on the Internet. *Media, Culture & Society*. Vol. 39 No. 2, P. 238-258.
- Kant T. (2020). *Making it Personal: Algorithmic Personalization, Identity, and Everyday Life*. Oxford Academic.
- Karduni A. (2019). Human-Misinformation interaction: Understanding the interdisciplinary approach needed to computationally combat false information. Vol. 1. No. 1. P. 1-21.
- Karpova A.Yu. (2014). Information Anomie: Choosing on the Edge of a Foul. *Vlast*. No. 1. P. 41-45 (in Rus.).
- Kim T., Barasz K., John L. K. (2018). Why Am I Seeing This Ad? The Effect of Ad Transparency on Ad Effectiveness. *Journal of Consumer Research*. Vol. 45. No. 5. P. 906-932.
- Kirillina N.V. (2020). Sources of uncertainty and application of iterative approach in interactive communication campaigns (research and practice). *Communicology*. Vol. 8. No.4. P. 172-179 (In Rus.).
- Kirillina N.V. (2021). On user roles and fragmentation of the global network. *Communicology*. Vol. 9. No.2. P. 41-49. DOI: 10.21453 / 2311-3065-2020-9 (in Rus.).
- Kitchin R. (2017). Thinking critically about and researching algorithms. *Information, Communication & Society*. Vol. 20. No. 1. P. 14-29.
- Lee M. K. (2018). Understanding perception of algorithmic decisions: Fairness, trust, and emotion in response to algorithmic management. *Big Data & Society*. Vol. 5. No. 1. P. 1-16.
- Martynenko T.S., Dobrinskaya D.E. (2021). Social Inequality in the Era of Artificial Intelligence: From Digital to Algorithmic Gap. *Monitoring*. No. 1. P. 171-192 (in Rus.).
- Masrouf F., Wilson T., Yan H., Tan P. N., Esfahanian A. (2020). Bursting the Filter Bubble: Fairness-aware Network Link Prediction. In: *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*. Vol. 34. No. 01. P. 841-848.
- Möller J., Trilling D., Helberger N., van Es B. (2018). Do not blame it on the algorithm: an empirical assessment of multiple recommender systems and their impact on content diversity. *Information, Communication & Society*. Vol. 21. No. 7. P. 959-977.
- Morik M., Singh A., Hong J., Joachims T. (2020). Controlling Fairness and Bias in Dynamic Learning-to-Rank. In: *Proceedings of the 43<sup>rd</sup> International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '20)*, July 25–30, 2020, Virtual Event, China. ACM, New York, NY, USA.
- Newman N. (2020). *Journalism, media and technology: trends and predictions for 2020*. London: Reuters Institute for the Study of Journalism & Oxford University.

Nguyen T.T., Hui P.M., Harper F.M., Terveen L., Konstan J.A. (2014). Exploring the Filter Bubble: The Effect of Using Recommender Systems on Content Diversity. In: Proceedings of the 23<sup>rd</sup> International Conference on World Wide Web. Association for Computing Machinery. New York. P. 677-686.

Pariser E. (2011). The filter bubble: What the Internet is hiding from you. Penguin.

Pu P., Chen L., Hu R. (2012). Evaluating recommender systems from the user's perspective: Survey of the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. Vol. 22. No. 10. P. 317-355.

Ragnedda M. (2020). Enhancing Digital Equity. Connecting the Digital Underclass. Cham: Palgrave Macmillan.

Ricci F., Rokach L., Shapira B. (2015). Recommender Systems: Introduction and Challenges. In: Recommender Systems Handbook. P. 1-34.

Sharkov F.I., Silkin V.V. (2021). Genesis of the sociology of media space. *RUDN Journal of Sociology*. Vol. 21. No. 3. P. 557-566. DOI: 10.22363/2313-2272-2021-21-3-557-566 (in Rus.).

Soffer O. (2021). Algorithmic Personalization and the Two-Step Flow of Communication. *Communication Theory*. Vol. 31. No. 3. P. 297-315.

Sukhodolov A.P., Bychkova A.M., Ovanesyan S.S. (2019). Journalism with Artificial Intelligence. *Issues of Theory and Practice of Journalism*. No. 4. P. 647-667 (in Rus.).

Sunstein C.R. (2001). Echo chambers. Princeton: Princeton University Press.

Toloknev K.A. (2022). Invisible Political Commissar: How Personalization Algorithms Shape Public Opinion. *Polity*. No. 4 (107). P. 63-82 (in Rus.).

Túñez-López J.M., Feiras Ceide C., Vaz-Álvarez M. (2021). Impact of Artificial Intelligence on Journalism: transformations in the company, products, contents and professional profile. *Communication & Society*. Vol. 34. No. 1. P. 177-193.

Túñez-López M., Toural-Bran C., Cacheiro-Requeijo S. (2018). Uso de bots y algoritmos para automatizar la redacción de noticias: percepción y actitudes de los periodistas en España. *El profesional de la información*. Vol. 27. No. 4. P. 750-758.

Turner Lee N., Resnick P., Barton G. (2019). Algorithmic Bias Detection and Mitigation: Best Practices and Policies to Reduce Consumer Harms. Brookings Inst.

Van Dijck J. (2013). The Culture of Connectivity: A Critical History of Social Media. Oxford University Press.

Volodenkov S.V. (2021). Internet communications in the global space of modern political governance: towards a digital society. Moscow: Prospect (in Rus.).

Vosoughi S., Roy D., Aral S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*. Vol. 359. Iss. 6380. P. 1146-1151.

Yang X., Zhang L., Feng Z. (2023). Personalized Tourism Recommendations and the ETourism User Experience. *Journal of Travel Research*. Vol. 63. Iss. 5. DOI: 10.1177/00472875231187332.