

УДК 33**Прогнозирование тенденций в культурном потреблении с использованием методов анализа временных рядов и данных социальных сетей в глобальном масштабе****Би Чэн**

Студент,

Белорусский национальный технический университет,
220013, Республика Беларусь, Минск, просп. Независимости, 65;
e-mail: bicheng000@hotmail.com

Веремейчик Ольга Валерьевна

Кандидат педагогических наук,
заведующий кафедрой,

Белорусский национальный технический университет,
220013, Республика Беларусь, Минск, просп. Независимости, 65;
e-mail: bicheng000@hotmail.com

Аннотация

Статья посвящена разработке методов прогнозирования тенденций культурного потребления на глобальном уровне с использованием анализа временных рядов и данных социальных сетей. Актуальность исследования обусловлена ускорением динамики культурных предпочтений под влиянием вирусного контента, алгоритмов рекомендаций и децентрализованных сетей влияния. Особое внимание уделено фильтрации информационного шума, учету региональных особенностей и мультиязычного контента. Результаты исследования демонстрируют, что интеграция социальных данных повышает точность прогнозов, выявляя скрытые паттерны, такие как локальные всплески интереса, переходные фазы между трендами и влияние лидеров мнений. Однако выявлены ключевые проблемы: нерепрезентативность выборок, искажения из-за алгоритмов платформ и необходимость адаптации моделей к быстро меняющимся поведенческим сигналам. На примере анализа кейсов (кинорейтинги, музыкальные чарты, визуальные тренды) показано, как краткосрочные волны популярности взаимодействуют с долгосрочными культурными сдвигами. В работе подчеркивается роль социальных сетей как катализаторов «цифрового сарафанного радио» и их влияние на коммерческие стратегии в креативных индустриях. Критически анализируются этические аспекты: риски стандартизации культуры, манипуляция данными и цифровое неравенство. Авторы отмечают, что эффективное прогнозирование требует баланса между алгоритмическими предсказаниями и сохранением культурного разнообразия. Перспективным направлением признано создание адаптивных моделей, учитывающих кросс-платформенное поведение и межпоколенческие различия.

Для цитирования в научных исследованиях

Би Чэн, Веремейчик О.В. Прогнозирование тенденций в культурном потреблении с использованием методов анализа временных рядов и данных социальных сетей в глобальном масштабе // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Том 15. № 3А. С. 589-606.

Ключевые слова

Культурное потребление, временные ряды, социальные медиа, машинное обучение, прогнозирование трендов.

Введение

Современный подход к прогнозированию тенденций культурного потребления на глобальном уровне требует анализа не только статистических данных, но и разрозненных сведений из социальных сетей, блогов и видеоплатформ. Наблюдается устойчивая тенденция к тому, что вкусы и предпочтения людей меняются все быстрее, под влиянием вирусных явлений, онлайн-флешмобов и глобальных информационных кампаний. При такой динамике сложно опираться лишь на традиционные методы исследования, ведь представители разных возрастных групп, культур и социальных слоев оставляют цифровой след, который существенно дополняет классические временные ряды. Анализ больших массивов данных позволяет выявлять паттерны, связанные с изменениями в поведении зрителей, читателей и слушателей. Например, всплески интереса к определенному виду искусства или жанру музыки могут совпадать с выходом новых альбомов, громкими премьерами, либо с вирусными видео, которые получили широкое освещение в медиапространстве. Большое количество данных, поступающих ежедневно из социальных платформ, способно уточнить модели прогноза и помочь специалистам учитывать факторы, которые зачастую не видны при рассмотрении исключительно традиционных источников. Однако возникает необходимость применения сложных методов интеллектуального анализа данных, поиска закономерностей и проработки проблем, связанных с неполной репрезентативностью выборки [Ivanov, Prasolov, 2015]. Несмотря на все сложности, комплексный подход, сочетающий временные ряды и данные из соцсетей, дает возможность более гибко реагировать на внезапные изменения и предугадывать будущие всплески интереса. Все это усиливает значимость анализа глобального культурного потребления в контексте ускоряющихся обменов информацией и растущей взаимосвязанности аудиторий.

Интеграция методов анализа временных рядов с данными социальных сетей опирается на многокомпонентные инструменты статистики и машинного обучения. Ключевая идея заключается в том, чтобы выявлять закономерные паттерны, заложенные в исторических данных, и обогащать их информацией о текущих трендах, формируемых пользователями онлайн-платформ. Классические статистические модели вроде ARMA и ARIMA позволяют учитывать автокорреляцию и сезонность в данных, что особенно важно для культурных процессов, имеющих определенную цикличность. К примеру, спрос на конкретные культурные мероприятия может значительно возрасти в праздничные периоды или во время школьных каникул, когда у широкой публики появляется больше свободного времени. В то же время социальные сети дают возможность отследить эффект модных трендов, внезапных коллабораций звезд и распространения мемов, которые могут кардинально повлиять на

потребительское поведение [Sipilä, Tarkiainen, Levänen, 2024]. Модели, позволяющие объединять традиционные временные ряды и метрики, связанные с упоминаниями или реакциями в социальных сетях, требуют учета разной структуры данных. Одни показатели могут иметь частоту обновления каждую неделю, другие — непрерывно. Поэтому в современных исследованиях все чаще используют гибридные методы, объединяющие нейронные сети, стохастические подходы и методы обработки естественного языка. Это позволяет выделять смысловую нагрузку постов, тональность комментариев и динамику вовлечения пользователей, что в совокупности является важным индикатором формирования культурных пристрастий. Препятствием может стать информационный шум: многие посты и комментарии не несут четкой смысловой нагрузки, и статистические модели могут давать искаженную картину, если не фильтровать лишние данные на ранних этапах.

Материалы и методы исследования

Глобальный охват социальной сферы подразумевает необходимость учитывать культурные особенности различных регионов. Одно и то же событие, будь то кинокартина, цирковой фестиваль или музыкальный альбом, может вызвать резонанс в одних сообществах и пройти практически незамеченным в других. Понимание локальных контекстов, языковых особенностей и традиций — важнейший фактор при попытках спрогнозировать, насколько массовым станет новый тренд. Например, популярность конкретных исполнителей может с легкостью пересекать границы, если их творчество становится вирусным в виде коротких клипов на популярных видеоплатформах. Предсказывая будущее поведение аудиторий, исследователи вынуждены обращать внимание на демографию пользователей, их социально-экономический статус и особенности взаимодействия с контентом в интернете [Flanagan, Metzger, 2001]. Дополнительную сложность вносит тот факт, что алгоритмы рекомендаций на платформах вроде YouTube или TikTok могут в любой момент взбудоражить миллионы людей редким или старым контентом, если он вдруг попал в хвост новой медийной волны. Таким образом, анклав локальной популярности способен перерасти в феноменальную глобальную известность, и временные ряды, построенные чисто на посещаемости музеев или просмотрах каналов, могут не дать полного представления о том, как быстро интерес к объекту культуры может вспыхнуть и угаснуть.

Использование данных социальных сетей позволяет не только анализировать количественные метрики, но и выявлять изменение настроений, предпочтений и стиля дискурса. Тональность сообщений играет немалую роль в понимании того, как люди эмоционально реагируют на ту или иную культурную тенденцию. Позитивные отзывы могут вызвать цепную реакцию рекомендаций, способствующую быстрому росту интереса к новому сериалу или музыкальному альбому, тогда как негативные комментарии или скандальные обсуждения иногда даже усиливают ажиотаж вокруг продукта. Платформы с визуальным контентом, такие как Instagram и Pinterest, демонстрируют, как образы и стили становятся меметическими и обрастают многослойными культурными кодами. Для прогноза того, каким образом эта визуальная составляющая повлияет на общее культурное потребление, необходимо корректно выделять ключевые тренды и сопоставлять их с исторической динамикой, выявляя перекрестные эффекты [Chen, Zhang, 2023]. При этом важно помнить, что контент в социальных сетях создается самими пользователями, которые могут действовать спонтанно и непредсказуемо. Исследователям приходится учитывать, что упоминания новых фильмов, книг

или музыкальных релизов могут быть инициированы PR-агентами, звездами шоу-бизнеса или крупными блогерами. Эти вбросы способны значительно сместить кривую культурного спроса, создавая краткосрочные всплески или наоборот, вызывая резкое падение интереса в случае негативной реакции публики.

Результаты и обсуждение

Цифровые площадки, распространяющие контент, обладают собственными механизмами повышения видимости определенных трендов. Алгоритмы рекомендаций, работающие на основе пользовательских предпочтений, часто усиливают эффект “Информационного пузыря”, когда аудитория получает все больше контента в выбранном жанре, а возможности знакомства с альтернативными направлениями резко сокращаются. Это стимулирует локальную концентрацию интереса и формирование субкультурных групп, которые могут очень активно взаимодействовать внутри своих сообществ, но оставаться относительно незаметными на общем фоне. В итоге прогнозирование глобальных тенденций усложняется сегментацией аудитории, внешне создающей дробность культурного ландшафта [Сао, 2024]. Впрочем, некоторые исследования показывают, что подобная сегментация может давать импульс к появлению новых феноменов, когда узкие субкультуры вдруг выходят за привычные рамки, и масса пользователей начинает интересоваться тем, что казалось им чужим еще несколько месяцев назад. В то же время, если одни и те же модели контента продвигаются на международном уровне крупными стриминговыми сервисами, то возникает эффект выравнивания, когда ключевые имена и бренды становятся популярными почти повсеместно. Точное соотношение сегментации и выравнивания может меняться от страны к стране и от региона к региону.

Сложность методов временного прогнозирования возрастает еще и потому, что объемы данных из соцсетей могут существенно превосходить объемы традиционных статистических показателей. У исследователей не всегда достаточно вычислительных мощностей для оперативного анализа всего массива постов, комментариев и видеороликов в глобальном масштабе [Sosa Varela, 2003]. В связи с этим все популярнее становятся подходы, основанные на выборке релевантных данных, машинном обучении и автоматизированной генерации гипотез. Например, при изучении интереса к определенному виду музыки возможно анализировать ключевые хэштеги, упоминания конкретных исполнителей и динамику поисковых запросов, настраивая модели так, чтобы они учитывали аномальные выбросы и сезонные колебания. Временные ряды могут складываться из нескольких компонент: базового тренда, роли новостных поводов и влияния параллельных событий, которые конкурируют за внимание публики. Правильно выстроенные модели учитывают иерархическую структуру временных рядов, когда общемировые процессы сочетаются с локальными культурными реалиями. Поэтому эффективность прогнозирования сильно возрастает, если подходить к сбору данных комплексно, не ограничиваясь лишь количественными метриками.

Для формирования более точных моделей огромное значение имеет фильтрация шумов и дубликатов. Социальные сети буквально переполнены множеством сообщений, которые могут повторяться или не иметь отношения к сути темы. Специальные инструменты по очистке и нормализации позволяют убрать бессодержательные посты, спам, а также рекламные сообщения, которые искажают реальную картину интереса. Однако анализ контента с учетом тональности подразумевает, что не всегда стоит отбрасывать негативные высказывания,

поскольку они являются важным маркером реакции аудитории. Модуль распознавания сущностей и связанных с ними контекстов может помочь выделять ключевые темы и события, вокруг которых формируются дискуссии [Ford, West, Koorank Beheshti, Luong, 2023]. Часто важные культурные тенденции сначала формируются в узких кругах, а затем выходят на более широкую арену, что отражается в паттернах роста числа упоминаний и вовлеченности пользователей. Временные ряды, дополненные подобной контекстуальной информацией, дают возможность не только определить текущее состояние интереса, но и оценить вероятность быстрого скачка или затухания тренда. При этом возможно выявлять переломные точки, когда динамика обсуждений меняется и может указывать на коренное изменение восприятия культуры. Для глобальной оценки динамики нужен учет разноязычных источников. Культурное потребление не ограничивается англоязычным пространством: необходимо анализировать китайский, арабский, испанский, русский и другие сегменты социальных сетей. Это усложняет задачу распознавания, поскольку каждая языковая зона обладает своими особенностями лексики, сленга, аббревиатур. Когда в моделях встречаются разнотипные данные, требуется создавать специальные языковые вектора, позволяющие системам машинного обучения улавливать общее смысловое поле, несмотря на лингвистическую вариативность [Maruyama, 1989]. Методы перевода на промежуточные языки часто дают неточности, поэтому растет необходимость в мультязычных моделях, способных понимать ключевые термины сразу на нескольких языках и анализировать тональность высказываний. Для прогнозирования культурных тенденций особенно важно уметь идентифицировать локальные всплески интереса прежде, чем они начнут расширяться. Например, неожиданный рост популярности в определенных регионах может в перспективе отразиться на глобальной поляризации вкусов. Временной анализ в таком случае показывает, что тренд в одной стране может выступать предвестником крупных изменений, если его подхватывают лидеры мнений в других местах.

Определенные жанры кино и музыки наиболее сильно зависят от эффекта сарафанного радио, который в цифровую эпоху во многом переместился в соцсети. Комментарии и отзывы зрителей могут повысить сборы фильма или продажи альбома не меньше, чем дорогостоящая рекламная кампания [Змазнева, 2023]. При этом многие инструменты прогнозирования внимания и спроса активно используют исторические данные о кассовых сборах, количестве скачиваний и объеме поисковых запросов. Когда эти данные объединяются с информацией о реакции покупателей в режиме реального времени, получаются гибридные модели, способные достаточно точно предсказать дальнейшую динамику. Но не следует забывать, что поведение людей может быть непоследовательным: ажиотаж вокруг нового выпуска телеведущего или конфликты знаменитостей могут внезапно привести к всплеску интереса к совершенно непредсказуемым формам культуры. Поэтому методы прогнозирования должны уметь распознавать неожиданные паттерны, которые не всегда становятся видны через традиционные метрики. В этом и заключается преимущество анализа социальных сетей: он дает более тонкую настройку под реальные поведенческие сигналы, хотя и сталкивается с риском ложных срабатываний.

Важным аспектом при разработке методов временного анализа остается учет долгосрочных трендов, которые часто скрыты за временной волатильностью и кратковременными всплесками популярности. Устойчивый интерес к определенным направлениям искусства может сохраняться годами, и при этом периодически выходить на поверхность общественного внимания при появлении свежих инфоповодов. Задача исследователей — разграничивать глубинные постоянные тенденции и краткосрочные волны, чтобы не переоценить влияние

последнего скандала или хайпа [Elseidi, 2023]. Часто культурным феноменам требуется определенное время, чтобы созреть в коллективном сознании, и только после этого они могут проявиться в масштабном потреблении. Статистические модели, ориентированные лишь на поверхностные изменения, рискуют упустить тот самый момент, когда мелкое движение перерастает во что-то значительное. Именно поэтому анализ временных рядов усиливается учетом контент-анализа, позволяющего улавливать постепенные изменения в культурном ландшафте. Социальные сети дают бесценный материал: пересечения комментаторов, которые следуют за разными трендами, могут указывать на то, какие культурные слои начинают слиться и способствовать возникновению новых гибридных форм.

Глобальный характер современных коммуникаций меняет традиционные формы влияния, когда старые медиа постепенно уступают первенство новым формам самовыражения. Молодое поколение зачастую узнает о новых фильмах или музыкантах не из официальных рецензий, а через короткие клипы, обзоры блогеров, рекомендательные системы стрим-платформ [Горденко, Горденко, 2023]. Эта тенденция ведет к формированию более горизонтальных сетей распространения информации. Прогнозирование дальнейших процессов требует понимания структуры этих сетей, включая социальные графы, где популярные блогеры играют роль узлов с высокой степенью связности. Временные ряды, учитывающие всплески упоминаний и переходы по ссылкам, могут показать, как один лидер мнений запускает волну, которая раскручивается в течение нескольких дней или недель. Однако в глобальном контексте лидеры могут меняться от региона к региону, и формируемые ими волны не обязательно сходятся в одной точке. Исследователи культурных тенденций отмечают рост децентрализованных цепочек влияния, когда тренд может распространяться несколькими путями одновременно. Поэтому при моделировании приходится закладывать вероятность параллельных всплесков в разных уголках мира.

Одним из прикладных результатов подобных исследований является возможность для креативных индустрий более тонко планировать выход продуктов, а также подбирать стратегию маркетинга. Если традиционно прокатчики ориентировались на сезонные факторы и статистику прошлых периодов, то теперь они могут опираться на оперативную обратную связь из сетевых сообществ, понимая, какие темы действительно волнуют людей в настоящий момент [Гирко, 2010]. Издатели могут принять решение о переиздании книги, если видят всплеск интереса в соцсетях, и наоборот, отложить выпуск, если момент кажется неблагоприятным. Музыканты и кинопродюсеры нередко выбирают дату релиза, соотносясь с динамикой упоминаний в интернете, стремясь максимизировать синергию с аудиториями. Анализируя исторические временные ряды, промышленники культурных товаров могут рассчитать, когда интерес к тому или иному жанру оказывается на пике, а когда стоит ожидать спада. Плюс использование платформ для краудсорсинга мнения позволяет получать одобрение или экспериментальные оценки на ранних этапах, что экономит расходы на маркетинговые исследования.

Однако речь идет не только о коммерческой стороне вопроса. Прогнозирование трендов культурного потребления важно и для сохранения и развития культурного разнообразия. Некоторые направления искусства могут оказаться на грани забвения, если новые поколения не будут иметь к ним доступа или заинтересованности со стороны лидеров мнений. Своевременное выявление снижения внимания к определенным художественным практикам дает возможность запустить инициативы по их сохранению. Социальные сети могут служить средством популяризации редких жанров или локальных традиций, которые раньше не имели широкого охвата [Dong, Ye, Lian, 2024]. В то же время, если системы прогнозирования указывают на

высокую вероятную популярность какого-то специфического вида искусства, можно заранее готовить инфраструктуру, обучать специалистов и адаптировать культурную политику. Государственные учреждения могут распределять ресурсы более разумно, опираясь на моделируемые траектории развития. Это касается и международной культурной дипломатии, ведь страны могут использовать популярность своих представлений за рубежом для укрепления имиджа и налаживания связей. Тем самым временной анализ дополняется геополитическим измерением, где культурные продукты играют роль мягкой силы.

Значительное влияние на прогностические модели оказывают неожиданные глобальные события, вроде эпидемий или экономических кризисов. Пандемия COVID-19, например, поразительно изменила формы культурного потребления, увеличив долю онлайн-сервисов и виртуальных мероприятий. Страсти пользователей соцсетей сместились в сторону таких форм досуга, которые можно было потреблять на дому [Петрова, Голубовский, Ушкарев, Рубинштейн, 1999]. Театры и концертные площадки были вынуждены переносить выступления в онлайн, а музеи – создавать виртуальные туры. Временные ряды за эти периоды выглядят очень необычно, ибо традиционные сезонные факторы нарушились, а прогнозы на основе предыдущих периодов порой не срабатывали. Тем не менее, благодаря оперативной аналитике социальных сетей, компании и творческие коллективы могли улавливать, в каком направлении движутся интересы публики. Кто-то сделал ставку на интерактивность, кто-то на эксклюзивный стриминг. По итогам выяснилось, что привычный образ жизни может трансформироваться крайне быстро, если условия внешней среды вынуждают людей перестраиваться. Такие примеры подтверждают важность непрерывного мониторинга и обновления используемых моделей. Особое значение начинает приобретать анализ визуальных трендов. Люди все реже читают длинные тексты и все чаще ориентируются на короткие видео, инфографику, TikTok-тенденции и сторис, где точечные символы несут большую смысловую нагрузку. Возникает эстетика клипового потребления информации, когда зритель уже не в состоянии долго фокусироваться на одном виде контента. Прогнозирование таких фрагментированных потоков становится нетривиальной задачей, ведь каждая новая волна мемов или челленджей способна за считанные дни переформатировать приоритеты пользователей [Armstrong, 1997]. Временные ряды могут быть разбиты на мелкие интервалы, чтобы отследить краткосрочные всплески, но при этом очень важно уметь интегрировать эти данные в более общую картину. Модели машинного обучения должны улавливать семиотические аспекты визуального контента, чтобы понимать, какие элементы вызывают наибольший отклик. Появляется запрос на кросс-модальные инструменты, способные анализировать и текст, и изображение, и видео в рамках единой системы. Для изучения культурного потребления такая комплексность особенно актуальна, ведь аудитория может положительно отнестись к аудиовизуальному произведению, но при этом активно критиковать его словесное содержание, что создает противоречивые сигналы.

Еще одно направление заключается в анализе локальных лидеров мнений, которые становятся катализаторами культурных процессов в масштабах целого региона. С помощью временных рядов, дополненных метаданными из социальных сетей, можно отследить, насколько долго держится влияние такого лидера и в каких случаях он стимулирует переход к новым тенденциям [Ivanov N., Prasolov, 2015]. Например, знаменитый видеоблогер, обладающий миллионами подписчиков, может помочь неформальному музыкальному коллективу выйти на широкую сцену за счет упоминания в своих роликах. Чтобы усилить точность прогнозирования, нередко применяется кластеризация пользователей. Люди делятся

на группы на основе интересов, демографических показателей, стилистических предпочтений в соцсетях и их поведения при потреблении контента. Созданные кластеры могут быть довольно гетерогенными, но позволяют более детально анализировать их динамику. Если в одной группе возникает всплеск интереса к конкретному направлению визуального искусства, это может быстро перекинуться на смежные кластеры с похожими вкусами [Sipilä, Tarkiainen A., Levänen, 2024]. В ходе временного анализа четко видны моменты, когда кластер, ранее безразличный к тому или иному жанру, вдруг начинает проявлять растущее внимание. Эти сигналы особенно важны при прогнозировании будущих трендов и помогают определить, какие факторы могут повлиять на сдвиги в более массовой аудитории. Иногда кластеры формируются по принципу возрастной близости, а иногда – по принципу *shared activities*, то есть общих действий и интересов, которые не всегда связаны с возрастом, но определяют направление культурного вкуса. Подобное исследование поднимает вопросы приватности и этики, ведь сбор больших массивов данных о поведении пользователей требует соблюдения нормативов и правил конфиденциальности.

Эффективность методов прогнозирования иногда оценивается по тому, как точно удастся предсказать кассу фильмов в стартовые выходные или трафик на стриминговом сервисе после релиза сериала. Но гораздо глубже стоит вопрос о долгосрочном социальном воздействии: если люди массово погружаются в новую форму художественного самовыражения, это способно изменить структуру индустрии, запустить новые образовательные программы, а иногда и повлиять на международные культурные обмены [Flanagin, Metzger, 2001]. Временной анализ с использованием соцсетей показывает, что многие изменения действительно происходят снизу вверх, от массового интереса в определенной группе к признанию критиков и институциональной поддержки. При этом в информационном поле сохраняется высокая турбулентность, и невозможно полагаться только на однотипные метрики. С течением времени сложность метода только растет, поскольку с развитием технологий и каналов коммуникации мы сталкиваемся со все большим количеством сигналов, зачастую противоречивых.

Некоторые критики опасаются, что чрезмерное упоминание методов машинного обучения и интеллектуального анализа в оценке культурного потребления может привести к стандартизации и потере аутентичности. Они указывают, что ориентирование на тренды, выявленные алгоритмами, создает искусственный спрос, поддержанный рекламными бюджетами. С другой стороны, сторонники такой методологии видят в ней инструмент демократизации культуры, позволяющий небольшим проектам найти свою аудиторию и добиться успеха без крупных инвестиций в маркетинг. Социальные сети предоставляют площадку, где практически любой талант может проявиться, если ловко уловить актуальные темы и общаться с публикой на ее языке. С точки зрения прогноза глобальных тенденций, мы имеем дело с интереснейшим процессом взаимодействия локального творчества и глобальных платформ, где одни феномены остаются нишевыми, а другие взрывают массовое сознание, собрав миллионы просмотров за считанные дни. Анализ временных рядов показывает, что порой достаточно одного удачного импульса, чтобы интерес к малоизвестному направлению взлетел до небес.

Информационное перенасыщение ставит вопрос о том, как распознавать ложные тренды, возникающие искусственно. В некоторых случаях “накрутка” просмотров или покупка ботов способна создать видимость интереса, которая не отражает реальной вовлеченности аудитории [Сао, 2024]. Здесь важна корреляция нескольких источников данных: если рост обсуждений в соцсетях не подтверждается статистикой реальных продаж, посещений или подписок, то речь

может идти о сфабрикованном тренде. Современные игроки культурной индустрии нередко пытаются искусственно воздвигнуть своих исполнителей на вершину чартов, пользуясь методами манипуляции. Временные ряды все же позволяют различить настоящие органические всплески от поддельных, поскольку при реальном тренде характер роста и вовлеченности публики совпадает в различных метриках. Аномальные скачки, не имеющие поддержки в сопутствующих данных, обычно выдают постановочность и служат сигналом для более внимательного анализа. Ошибки могут возникать при переходе между платформами, когда ссылочная масса указывает на поддельную популярность, но с ростом опыта исследователей подобные схемы становятся все более очевидными.

Важным техническим аспектом остается выбор временного окна для анализа. Слишком короткий промежуток дает шумный и непредсказуемый ряд, где завтра тренд может кардинально перевернуться. Слишком длинный промежуток сглаживает резкие скачки, что может привести к непоправимому отставанию от реальности [Змазнева, 2023]. Исследователи часто проводят мультиуровневый анализ, начиная от почасовых пиков или суточных паттернов, и заканчивая месячными и годовыми тенденциями. Социальные сети отличаются высокой скоростью процессов: тренд, набравший популярность утром, может потерять актуальность к вечеру. Поэтому важно сочетать методы теперь уже традиционного временного анализа с алгоритмами онлайн-обработки данных, которые способны выдавать промежуточные оценки и предупреждать о зарождающихся тенденциях. Такая гибкость тоже не является стопроцентной гарантией надежности, однако существенно повышает шансы правильно интерпретировать рост или спад интереса.

Вместе с тем, существуют толстые временные ряды, связанные с фундаментальными культурными процессами. К ним можно отнести постепенный переход части аудитории от печатной литературы к электронным форматам или постоянный рост интереса к цифровому искусству [Sipilä, Tarkiainen, Levänen, 2024]. Эти тренды не меняются в одночасье, но накладываются на краткосрочные колебания, становясь фоном для рыночных решений. Различные сегменты населения могут двигаться по этой траектории с разной скоростью, в зависимости от уровня цифровой грамотности, экономических возможностей, доступа к широкополосному интернету. В моделировании часто используют *decomposition*-подход, разделяя тренды на сезонную составляющую, трендовую и остаточную. Социальные сети позволяют более точно оценить сезонные либо событийные пики, чтобы не путать их с долгосрочными изменениями в поведении. Так, еще несколько лет назад виртуальные выставки считались экзотикой, а теперь приобрели определенную стабильную аудиторию. Это можно отследить, совмещая статистику посещений с интенсивностью обсуждений в онлайн.

Не стоит забывать про индивидуальную непредсказуемость, которая порождает высокую дисперсию в суммарных данных. У каждого человека есть личный культурный бэкграунд, сложный набор предпочтений и вкусов. Иногда именно личные обстоятельства приводят к тому, что пользователь внезапно становится важным проводником новой идеи в своей круге общения. Фактор случайности нельзя исключать, поэтому даже самые совершенные модели прогнозирования оперируют вероятностями, а не абсолютными предсказаниями [Elseidi, 2023]. Тем не менее, массивные данные, собранные с сотен миллионов пользователей, обладают статистической устойчивостью, и закономерности все-таки проявляются. Если сравнить огромные массивы, то, несмотря на отдельные случайные шумы, можно заметить общие сдвиги. К примеру, расширение аудитории электронных фестивалей или рост интереса к документальному кино часто становятся видны задолго до того, как их подхватывают

мейнстримовые каналы. В этом смысле социальные сети содержат колоссальный объем «слабых сигналов» о грядущих изменениях.

Вопрос о правильной интерпретации культурных трендов тесно соприкасается с понятием “больших данных” и проблемой переизбытка информации. Все труднее становится понять, какие из сигналов действительно указывают на новый культовый феномен, а какие просто вспыхивают на короткое время, не имея глубоких корней. Некоторые культурологи считают, что гонка за новизной привела к «времени поверхностного внимания», когда тренды сменяются чересчур быстро, не успевая укорениться. Другие исследователи, напротив, видят в этом переход к более гибким формам культурной жизни, где каждый может выбрать свое, пусть и кратковременное, увлечение. Трудность в том, что методы временного анализа обычно ориентированы на нахождение закономерностей в колебаниях, а если сама система становится все более нестабильной, то предсказывать можно лишь приблизительные сценарии. По мере усиления роли социальных сетей эта нестабильность, по всей видимости, будет расти, требуя новых математических моделей и концепций, когда речь идет о прогнозировании культурного потребления [Sosa Varela, 2003].

Отдельного внимания заслуживают визуальные платформы, такие как YouTube, TikTok, Instagram, где контент распространяется зачастую быстрее, чем в текстовых сетях. Временные ряды на этих платформах могут показывать очень резкие скачки, если вдруг алгоритм рекомендаций «решил» продвигать конкретный ролик. Чем более персонифицированы алгоритмы, тем выше риск, что тренд образуется вокруг небольшой, но активной группы пользователей, и исследователи получают иллюзию глобального интереса. Тем не менее, именно эта фрагментарность и ставит задачу комплексного моделирования: в одном регионе может появиться суперпопулярный музыкальный исполнитель, который за пару недель наберет полмиллиарда просмотров. Но за те же две недели в другом регионе могут «взлететь» совершенно иные исполнители, причем обе волны останутся в основном локальными. Когда же эти волны пересекаются, может зародиться новая глобальная тенденция [Гирко, 2010]. Важно мониторить точки пересечения, когда локальный тренд переходит в межрегиональный. Так можно предугадать будущее слияние аудиторий и возникновение гибридных культурных форм, которые часто становятся самым интересным продуктом глобализации.

У исследователей и аналитиков возникает спрос на программные инструменты, позволяющие в реальном времени собирать, обрабатывать и визуализировать данные из социальных сетей, а затем интегрировать их в традиционные временные ряды. Такие инструменты должны уметь классифицировать посты, определять их тематику, выявлять тональность, а также отслеживать динамику лайков, репостов и комментариев. В сочетании с демографическими данными возможно строить более точные профили потребителей. Эта задача требует больших вычислительных ресурсов и продуманных подходов к инженерии данных, ведь речь идет о колоссальных объемах информационного потока [Горденко, Горденко, 2023]. При этом встает проблема устаревших данных: недавние посты могут быть актуальнее, чем анализ месячной давности, если тренды меняются каждый день. Поэтому в инфраструктуре анализа закладывается принцип непрерывного обновления и пересмотра прогнозов по мере поступления свежей информации. Такой механизм напоминает системы предиктивной аналитики, используемые в финансовых рынках, но с той разницей, что культурное потребление менее формализовано и подвержено влиянию иррациональных факторов, связанных с эмоциональной и символической сферой.

Некоторые компании уже внедряют подобные практики на уровне маркетинга и

планирования релизов. К примеру, крупная стриминговая платформа способна прогнозировать потенциальную популярность нового сериала на основе аннотации, актерского состава, жанра и текущих трендов в социальных сетях. Если модель укажет на высокий интерес, может быть принято решение увеличить производство маркетинговых материалов либо выпустить дополнительные тизеры. Если прогноз низкий, стратегию могут пересмотреть, выпуская контент в более удобное время или меняя целевую аудиторию [Sipilä, Tarkiainen, Levänen, 2024]. Подобный подход показывает, насколько тесно переплетены культурные, коммерческие и технологические аспекты. С одной стороны, анализ больших данных помогает предвосхищать вкусы и экономить ресурсы. С другой стороны, есть риск формирования “программируемого вкуса”, когда аудитории предлагают именно то, что модель сочла «общеупотребимым». В итоге может снижаться общая вариативность, если алгоритмы продаж и рекомендаций будут игнорировать нестандартные решения, ведущие к культурному многообразию. Оптимальное решение — научиться балансировать между данными исторических временных рядов, тем, что происходит в соцсетях, и экспериментальными подходами к созданию контента.

Важным экспериментальным направлением стала разработка систем, в которых аналитические модели обучаются распознавать так называемые «переходные фазы» в культурном потреблении. В точках перехода старые тенденции уступают место новым, и поведение аудитории может стать хаотичным [Dong, Ye, Lian, 2024]. Алгоритмическое определение таких фаз основано на выявлении нелинейных изменений, когда привычные корреляции перестают работать, а в социальных сетях возрастает количество споров и разногласий. Подобные эффекты нередко сопровождаются появлением ультра-новых трендов, которые раньше не попадали в поле зрения основной массы. Прогнозирование в переходных фазах наиболее сложное, поскольку традиционные модели, основанные на линейных допущениях, дают сбои, а признаки перемен могут быть распознаны только при глубоком анализе контекстов. Однако именно вовремя зафиксированные «слабые сигналы» на рубеже культурных направлений позволяют компаниям или госучреждениям принимать решения, дающие конкурентное преимущество или повышающие социальную значимость.

Если рассматривать культурный ландшафт как совокупность пересекающихся временных рядов, то становится ясно, что они могут как усиливать друг друга, так и конкурировать. Разные виды искусства и развлечений нередко сражаются за ограниченное время и внимание потребителя. В определенный период пользователь может смотреть сериалы, а потом переключиться на компьютерные игры. Или, наоборот, под влиянием новых кумиров из соцсетей снова обратиться к настольным играм и книгам. Предсказать эти сдвиги оказывается непросто, если опираться только на количественные метрики. Методы социального анализа позволяют приблизиться к пониманию мотиваций, лежащих в основе выбора, будь то мода, желание соответствовать группе или genuine интерес к чему-то новому [Chen, Zhang, 2023]. Исследование таких паттернов важно и на макроуровне, например, при подготовке крупных фестивалей, которые могут быть провальными, если теряется вектор внимания публики. Временные ряды социальных сигналов иногда предупреждают, что спрос на официальные мероприятия падает, а энтузиазм смещается в сторону более камерных событий.

Одним из практических кейсов может быть изучение динамики интереса к национальным кухням в разных странах. С помощью соцсетей можно отследить, как всплески упоминаний определенного блюда или кулинарных трендов коррелируют с ростом посещаемости ресторанов или заказов через сервис доставки [Ford, West, Koorank Beheshti, Luong, 2023]. Временные ряды позволяют отследить, какие сезоны благоприятны для запуска новых

кулинарных проектов, а какие лучше использовать для продвижения уже проверенных форматов. Если вдруг культурный тренд на “здоровое питание” сходит на нет, рестораторы могут вовремя перестроиться, предлагая более традиционные блюда, удовлетворяя возникающий спрос. При этом рассмотреть географический аспект тоже важно: если в столице набирает обороты новая волна популярности экзотических десертов, не факт, что в регионах наблюдается такой же тренд. Аналогично и в глобальном масштабе: растущая популярность одного направления в Азии не всегда напрямую переносится в Европу.

Столь разноплановые применения говорят о том, что прогнозирование культурного потребления требует междисциплинарного подхода. В одной команде могут работать социологи, культурологи, специалисты по компьютерным наукам, специалисты по big data и аналитики по маркетингу. Совместными усилиями они строят модели, которые впоследствии уточняют и валидируют на реальной статистике просмотров, посещаемости, продаж и социальных реакций [Sosa Varela, 2003]. Регулярная обратная связь необходима, чтобы модель не застряла на исторических данных и была способна приспосабливаться к меняющимся условиям. В некоторых случаях используются Bayesian-подходы, позволяющие обновлять вероятность гипотез по мере поступления новых данных. Такая гибкость оправдана в сфере культуры, где логика может быть нелинейной, а влияние внешних факторов сложно спрогнозировать сугубо детерминистскими методами.

Необходимо также понимать, что и сами социальные сети находятся в постоянной эволюции. Появляются новые популярные приложения, устаревают старые, изменяются алгоритмы ленты, вводятся новые форматы контента. Все это требует постоянного обновления методик анализа. Если раньше акцент делался на текстовом анализе постов, то теперь все больше внимания уделяется видео и аудио. Формы общения в интернете меняются, превращаясь в стримы, прямые эфиры, голосовые чаты — и все они по-разному отслеживаются и изучаются. Для глобальной аналитики необходимо взаимодействие API различных платформ, что может быть затруднено из-за политики конфиденциальности или коммерческих ограничений [Горденко, Горденко, 2023]. Поэтому ученым иногда приходится использовать косвенные показатели или прибегать к веб-скрейпингу, что не всегда дает доступ к полным данным. Но даже ограниченные ресурсы могут подсказать общие тенденции, если правильно настроить мониторинг и сопоставить несколько источников.

В то же время культурный контент, будь то музыка, литература или кино, продолжает развиваться по своим внутренним законам. Мода на жанры также циклична, и длинные временные ряды могут показать «возвращение классики» в обновленном виде. Например, литературные жанры, популярные в конце прошлого века, могут вновь оживать через «комьюнити-ретро-бум» или экранизацию в сериале. Модели прогнозирования, учитывающие такой эффект «цикла возрождения», помогут издателям и продюсерам заранее планировать переиздания. Эти циклы во многом подкрепляются социальными сетями, там происходит «переоткрытие старых хитов», когда пользователи делятся воспоминаниями и эмоциями. Временной анализ указывает, что подсветка «дремлющего тренда» может привести к вполне осязаемому коммерческому и культурному успеху, если он совпадет с текущей волной настроений [Dong, Ye, Lian, 2024]. Это касается и реставрации старых фильмов, бабушкиных рецептов в кулинарии и возрождения аналоговых технологий вроде виниловых пластинок.

В научном сообществе нарастают дискуссии о том, как интерпретировать результаты временного анализа с опорой на социальные сети. Одни исследователи считают, что социальные платформы дают более демократичную картину общества, другие указывают на цифровое

неравенство и то, что многие люди остаются вне этих систем. Существуют искажения, связанные с кроссплатформенным поведением: активный пользователь в Facebook может пассивно вести себя в Instagram или вообще не заходить в TikTok, что дает разрозненную статистику [Петрова, Голубовский, Ушкарев, 1999]. Методы объединенного анализа аккаунтов, когда один и тот же пользователь отслеживается на нескольких платформах, сталкиваются с законами о конфиденциальности и техническими барьерами. Но без такой унификации создается риск двойного счета или пропуска значимых сигналов. В будущем решения на базе блокчейна и интероперабельных идентификаторов могут облегчить задачу, но пока универсальных решений нет, и каждая компания или исследовательский центр создает свои собственные методы.

Колоссальный интерес представляет сравнительный анализ разных возрастных групп и поколенческих когорт. Поколение Z, millennials, поколение X и беби-бумеры часто демонстрируют разные тренды в культурном потреблении, что можно выявить, если ранжировать временные ряды по возрастным кластерам. Молодежь более вовлечена в цифровую среду, открыта к новым форматам, но может быть менее лояльной к одному определенному жанру. Старшие аудитории могут устойчиво сохранять привычки, при этом выбирая смешанные формы досуга, совмещающие онлайн и офлайн [Ivanov, Prasolov, 2015]. Для каждой группы могут складываться специфические паттерны сезонности и всплесков, связанные с жизненным циклом – учебным годом, наличием семейных обязательств, рабочим графиком. Социальные сети дают массу данных о том, как именно каждый сегмент проводит досуг, но требует продвинутых методов сегментации и очистки. Выявление межпоколенческих взаимодействий проливает свет на то, как культурные феномены перетекают от одной возрастной группы к другой, синхронизируются или, наоборот, вызывают конфликты вкусов.

Нельзя обойти стороной и экономические факторы, ведь свободные средства населения напрямую влияют на возможности культурного потребления. Анализ временных рядов в сочетании с социальными метриками позволяет уловить, когда люди переходят на более бюджетные формы досуга и какие виды развлечений они предпочитают в периоды экономической нестабильности [Macyama, 1989]. Это может быть важным сигналом для производителей сериалов, организаторов концертов, издателей книг и создателей видеоигр, чтобы они скорректировали ценовую политику или потренировались в разработке новых форматов, которые требуют меньше финансовых вложений от потребителей. Социальные сети подскажут, если аудитория начинает жаловаться на высокую стоимость билетов или подписок, и соответственно, этот фактор станет катализатором снижения спроса. Обратная ситуация — рост интереса к премиальным формам искусства, если экономические условия благоприятствуют, и определенная прослойка потребителей готова платить за эксклюзивные впечатления.

Расширение применения анализа временных рядов и больших данных в культурной сфере стимулирует появление новых технологических платформ для прогнозирования. Эти платформы могут интегрироваться с CRM-системами, системами электронных билетов, онлайн-магазинами и сервисами доставки контента. В итоге формируется экосистема, где каждая транзакция или социальное взаимодействие влияет на обновление прогнозных моделей [Горденко, Горденко, 2023]. Маркетинговые и культурные институты, получая более точные прогнозы, могут сотрудничать, создавая совместные культурные продукты или планируя мероприятия, которые будут соответствовать актуальным и будущим запросам аудитории. Появляются и возможности для персонализации: рекомендации пользователям могут

основываться не только на их предыдущем поведении, но и на предсказаниях о том, какой тренд скоро наберет силу. Таким образом, мы видим слияние прогнозирования со стратегиями продвижения, что усиливает конкуренцию между участниками рынка, но также открывает простор для инноваций.

Существует и негативная сторона: в погоне за алгоритмически предсказанными трендами создатели контента могут утрачивать рискованные, но оригинальные идеи, так как модель не всегда «видит» прорыв там, где его никто не ожидает. Экспериментальное искусство часто опережает свое время, и социальные сети тоже могут не понять его на первых порах, отражая в постах лишь недоумение или критику. Временной анализ в данном случае показывает медленный набор интереса, а чаще – полное отсутствие динамики. Тем не менее, через несколько лет этот контент внезапно может выйти в лидеры благодаря ретроспективной переоценке. То есть алгоритмы, основанные на текущем состоянии социального мнения, могут недооценивать потенциал радикальных инноваций. С другой стороны, именно возможность быстрого мониторинга дает некоторым авангардным проектам шанс найти свою нишу и пропагандировать новые формы через целенаправленную работу в соцсетях [Armstrong, 1997]. В конце концов, культурное развитие – это всегда совокупность планируемых и стихийных процессов.

Некоторые специалисты пытаются создавать адаптивные модели сетевой динамики, где тренды описываются как волны, зарождающиеся в одной точке и расходящиеся по сети с разной скоростью затухания. Такие модели заимствуют идеи из эпидемиологии, описывая распространение «инфекции» тренда по социальному графу [Elseidi, 2023]. Временной ряд в таком подходе связан с количеством «зараженных» тем или иным культурным феноменом людей. Социальные сети упрощают сбор данных для подобных моделей, ведь лайки, посты и репосты могут служить прокси-показателями уровня вовлеченности. Однако реальные люди могут «выздороветь» от тренда, утратив к нему интерес и даже начав негативно отзываться. То есть каждый узел сети в динамической модели может быть в разных состояниях: не знаком с трендом, заражен (увлечен), разочарован, повторно заражен. С точки зрения временного анализа, это напоминает SIR-модели, однако вместо биологических процессов мы имеем дело с культурной динамикой. Потенциал этих исследований огромен и пока раскрыт только частично.

Конечно, активное внедрение цифровых методов в изучение культуры не отменяет традиционных полевых исследований, опросов, интервью, наблюдений. Социальные сети – лишь часть реальности, а ее фрагмент может быть искажен фильтрами и алгоритмами. В дополнение к онлайн-данным, исследователям нужно сопоставлять их с реальными действиями людей, например, посещением театра, библиотеки, музея. Социологические методики часто позволяют проверить достоверность выводов, сделанных алгоритмом, ведь люди могут говорить одно, а делать другое. Тем не менее, все больше консенсусов возникает вокруг того, что сочетание офлайн- и онлайн-данных – оптимальный вариант для построения прогностических моделей. Временные ряды, основанные только на офлайн-статистике, уже не способны хватить всю полноту происходящего [Сао, 2024]. С другой стороны, чисто цифровая картина может переоценивать силу социальных сетей и недооценивать спящие традиции общества, которые в любой момент могут оказаться доминирующими.

В глобальном масштабе особое внимание уделяется культурной дипломатии. По линиям посещений фестивалей, музеев, концертов и трансграничной активности в соцсетях создаются прогнозы о том, какие страны будут наиболее привлекательными с точки зрения туризма и культурного обмена. Временной анализ позволяет отследить, когда интерес к определенной

стране начинает расти, что может способствовать развитию культурных и экономических связей [Ford, West, Koorank Beheshti, Luong, 2023]. В соцсетях можно увидеть, какие именно темы и форматы вызывают резонанс: одни страны продвигают свою кухню, другие – архитектуру, третьи – музыку и современное искусство. Предсказание таких волн важно для туристического сектора, а также для политической сферы, где культурные мероприятия становятся инструментом налаживания дипломатических отношений. Примеров много: от китайского Нового года, который начинает приобретать статус мирового фестиваля, до распространения корейской поп-культуры (К-поп), завоевавшей миллионы поклонников по всему миру.

Заключение

Все это ведет к осознанию, что культурное потребление – это не статичная величина, а динамический процесс, в котором онлайн и офлайн тесно переплетены. Социальные сети выступают катализатором ускорения, повышая степень взаимовлияния и усиливая непредсказуемость рынка идей. Методы временного анализа и большие данные помогают как-то упорядочить этот хаос, дать структуру и позволить заглянуть в будущее. Но, как отмечают многие ученые, любые прогнозы остаются вероятностными, а культурный ландшафт сохраняет элементы сюрприза. Тем не менее, сама по себе способность более тонко улавливать новые тренды дает мощный инструмент для адаптации и развития. Если мы научимся эффективно интегрировать данные соцсетей в традиционные временные ряды, учитывать контекст и фильтровать шум, возможно, мы сможем не только предсказывать, но и грамотно формировать культурную повестку, поддерживая разнообразие и инновации [Sosa Varela, 2003].

Таким образом, прогнозирование тенденций культурного потребления при помощи методов временных рядов и данных социальных сетей представляет собой сложный, но крайне перспективный путь, позволяющий лучше понять динамику глобальных процессов. Комбинация количественного и качественного анализа, учет локальных особенностей, а также непрерывное совершенствование алгоритмов – все это открывает широкие горизонты для исследователей и практиков. Но вместе с тем, сохраняется необходимость критического осмысления роли соцсетей и их алгоритмов, которые могут не только отражать, но и активно формировать культурные тренды. Будущее покажет, насколько гармонично удастся встроить цифровые инструменты в органику культурной жизни общепланетарного масштаба.

Библиография

1. Гирко Л.В. Cultural studies и теория медиа // Социологический ежегодник. 2010. С. 193.
2. Горденко Н.В., Горденко А.Д. Анализ социальных медиа и прогнозирование социальных тенденций с применением нейросетей // Современные аспекты развития экономики, управления, права и финансов: сб. науч. тр. по материалам Междунар. заоч. науч.-практ. конф. Ставрополь, 2023. С. 334-336.
3. Змазнева О.А. Коммуникация общества потребления: трансформация медиа, моделей социального поведения и знаковых систем // Викулова Л.Г. и др. (ред.)м Язык, культура, социум: *essentia et existentia*. М., 2023. С. 49-62.
4. Петрова Е.Л., Голубовский А.Б., Ушкарев А.А., Рубинштейн Б.Я. Цены и моделирование социально-экономических взаимосвязей на рынке театральных услуг: отчет о НИР № 97-06-80067. М.: Российский фонд фундаментальных исследований, 1999.
5. Armstrong J.S. The impact of empirical accuracy studies on time series analysis and forecasting // *International Journal of Forecasting*. 1997. Vol. 13. No. 1. P. 151-153.
6. Cao F. Modeling analysis of user consumption data of internet culture industry in the context of emerging technologies // *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*. 2024. Vol. 9. No. 1.
7. Chen G., Zhang Y. User consumption behaviour prediction method in the context of social media marketing // *International Journal of Networking and Virtual Organisations*. 2023. Vol. 29. № 3/4. P. 257-271.

8. Dong X., Ye L., Lian Y. Who has dominated information spreading on social media during the early stage of COVID-19 pandemic in China? A temporal network analysis // *International Journal of Disaster Risk Reduction*. 2024. Vol. 107. P. 104493.
9. Elseidi M. Forecasting temperature data with complex seasonality using time series methods // *Modeling Earth Systems and Environment*. 2023. Vol. 9. No. 2. P. 2553-2567.
10. Flanagan A.J., Metzger M.J. Internet use in the contemporary media environment // *Human Communication Research*. 2001. Vol. 27. No. 1. P. 153-181.
11. Ford J., West D., Koorank Beheshti M., Luong V. Methodological approaches to cross-cultural/national research in advertising: A review of scholarship published between 1995 and 2022 // *Journal of Business Research*. 2023. Vol. 167. P. 114176.
12. Ivanov N., Prasolov A. Analysis of the approximation of time series trend and forecasting based on it // 2015 International Conference "Stability and Control Processes" in Memory of V. I. Zubov (SCP). 2015. P. 460-462.
13. Maruyama M. New approaches to international economic problems: Using cultural and social characteristics // *Futures*. 1989. Vol. 21. P. 291-293.
14. Sipilä J., Tarkiainen A., Levänen J. Exploration of public discussion around sustainable consumption on social media // *Resources, Conservation and Recycling*. 2024. Vol. 204. P. 107505.
15. Sosa Varela J.C. Cultural patterns in consumer-oriented electronic commerce on the World Wide Web: A comparison between virtual stores of United States, Brazil and Mexico. 2003.

Forecasting trends in cultural consumption using time series analysis methods and social media data on a global scale

Bi Cheng

Student,
Belarusian National Technical University,
220013, 65 Nezavisimosti ave., Minsk, Republic of Belarus;
e-mail: bicheng000@hotmail.com

Ol'ga V. Veremeichik

PhD, Lecturer,
Head of Department,
Belarusian National Technical University,
220013, 65 Nezavisimosti ave., Minsk, Republic of Belarus;
e-mail: bicheng000@hotmail.com

Abstract

The article is devoted to developing methods for forecasting trends in cultural consumption on a global level using time series analysis and social media data. The relevance of the research is determined by the accelerated dynamics of cultural preferences under the influence of viral content, recommendation algorithms, and decentralized networks of influence. Special attention is given to filtering out informational noise, considering regional peculiarities, and addressing multilingual content. The results of the study demonstrate that the integration of social data increases forecasting accuracy by revealing hidden patterns, such as local spikes of interest, transitional phases between trends, and the influence of opinion leaders. However, key challenges have been identified: unrepresentative samples, distortions due to platform algorithms, and the necessity to adapt models to rapidly changing behavioral signals. The analysis of case studies (film releases, music charts,

visual trends) shows how short-term waves of popularity interact with long-term cultural shifts. The article emphasizes the role of social media as catalysts of "digital word of mouth" and their influence on commercial strategies in the creative industries. Ethical aspects are critically examined: the risks of cultural standardization, data manipulation, and digital inequality. The authors note that effective forecasting requires a balance between algorithmic predictions and the preservation of cultural diversity. A promising direction is recognized in the development of adaptive models that take into account cross-platform behavior and intergenerational differences.

For citation

Bi Cheng, Veremeichik O.V. (2025) Prognozirovanie tendentsii v kul'turnom potreblenii s ispol'zovaniem metodov analiza vremennykh ryadov i dannykh sotsial'nykh setei v global'nom masshtabe [Forecasting trends in cultural consumption using time series analysis methods and social media data on a global scale]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 15 (3A), pp. 589-606.

Keywords

Cultural consumption, time series, social media, machine learning, trend forecasting.

References

1. Armstrong J.S. (1997) The impact of empirical accuracy studies on time series analysis and forecasting. *International Journal of Forecasting*, 13 (1), pp. 151-153.
2. Cao F. (2024) Modeling analysis of user consumption data of internet culture industry in the context of emerging technologies. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9 (1).
3. Chen G., Zhang Y. (2023) User consumption behaviour prediction method in the context of social media marketing. *International Journal of Networking and Virtual Organisations*, 29 (3/4), pp. 257-271.
4. Dong X., Ye L., Lian Y. (2024) Who has dominated information spreading on social media during the early stage of COVID-19 pandemic in China? A temporal network analysis. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 107, pp. 104493.
5. Elseidi M. (2023) Forecasting temperature data with complex seasonality using time series methods. *Modeling Earth Systems and Environment*, 9(2), pp. 2553-2567.
6. Flanagan A.J., Metzger M.J. (2001) Internet use in the contemporary media environment. *Human Communication Research*, 27(1), pp. 153-181.
7. Ford J., West D., Koorank Beheshti M., Luong V. (2023) Methodological approaches to cross-cultural/national research in advertising: A review of scholarship published between 1995 and 2022. *Journal of Business Research*, 167, pp. 114176.
8. Girko L.V. (2010) Cultural studies i teoriya media [Cultural studies and media theory]. *Sotsiologicheskii ezhegodnik* [Sociological Yearbook], p. 193.
9. Gordeenko N.V., Gordeenko A.D. (2023) Analiz sotsial'nykh media i prognozirovanie sotsial'nykh tendentsii s primeneniem neirosetei [Analysis of social media and forecasting social trends using neural networks]. *Sovremennye aspekty razvitiya ekonomiki, upravleniya, prava i finansov: sb. nauch. tr. po materialam Mezhdunar. zaochn. nauch.-prakt. konf.* [Modern aspects of the development of economics, management, law and finance: coll. of scientific papers based on the materials of the Intern. correspondence scientific-practical conference]. Stavropol, pp. 334-336.
10. Ivanov N., Prasolov A. (2015) Analysis of the approximation of time series trend and forecasting based on it. In 2015 International Conference "Stability and Control Processes" in Memory of V. I. Zubov (SCP), pp. 460-462.
11. Maruyama M. (1989) New approaches to international economic problems: Using cultural and social characteristics. *Futures*, 21, pp. 291-293.
12. Petrova E.L., Golubovskii A.B., Ushkarev A.A., Rubinshtein B.Ya. (1999) *Tsena i modelirovanie sotsial'no-ekonomicheskikh vzaimosvyazei na rynke teatral'nykh uslug: otchet o NIR № 97-06-80067* [Prices and modeling of socio-economic interrelations in the market of theatrical services: research report No. 97-06-80067]. Moscow: Russian Foundation for Basic Research.
13. Sipilä J., Tarkiainen A., Levänen J. (2024) Exploration of public discussion around sustainable consumption on social media. *Resources, Conservation and Recycling*, 204, pp. 107505.
14. Sosa Varela J.C. (2003) Cultural patterns in consumer-oriented electronic commerce on the World Wide Web: A

comparison between virtual stores of United States, Brazil and Mexico.

15. Zmazneva O.A. (2023) Kommunikatsiya obshchestva potrebleniya: transformatsiya media, modeli sotsial'nogo povedeniya i znakovykh sistem [Communication of the consumer society: transformation of media, models of social behavior and sign systems]. Vikulova L.G. et al. (eds.) Yazyk, kul'tura, sotsium: essentia et existentia [Vikulova L.G. et al. (ed.) Language, culture, society: essentia et existentia]. Moscow, pp. 49-62.