



Михаил Батура,
заведующий НИЛ 6.3
Белорусского
государственного
университета информатики
и радиоэлектроники,
доктор технических наук,
профессор;
bmpbel@bsuir.by



Инна Марахина,
доцент кафедры
экономики БГУИР,
кандидат экономических
наук, доцент;
marahina@bsuir.by



Владимир Пархименко,
заведующий кафедрой
экономики БГУИР,
кандидат экономических
наук, доцент;
parkhimenko@bsuir.by

Аннотация. В статье представлено исследование принципов работы алгоритмов социальных сетей для создания научно обоснованных рекомендаций по совершенствованию маркетинговой деятельности в условиях цифровой трансформации экономики. На основе реконструкции логики действий алгоритмов исходя из экономических целей платформ предложена концептуальная модель ранжирования контента как функции взвешенных факторов, работающей в рамках заданных ограничений. Систематизированы типы данных, приоритетные для алгоритмов с точки зрения достижения этих целей: релевантный, вовлекающий, провоцирующий социальные взаимодействия и способствующий росту лояльности. Показано, что эффективная SMM-стратегия должна быть ориентирована на формирование информации, которая одновременно соответствует интересам целевой аудитории и экономическим целям платформы по удержанию и монетизации внимания пользователя. Предложенная модель служит теоретической основой для дальнейших прикладных исследований по выявлению и верификации ключевых факторов ранжирования.

Ключевые слова: алгоритмы социальных сетей, SMM, цифровой маркетинг, ранжирование контента, вовлеченность пользователей, монетизация, лента новостей.

Для цитирования: Батура М., Марахина И., Пархименко В. Принципы функционирования алгоритмических систем социальных сетей // Наука и инновации. 2025. №12. С. 60–64.
<https://doi.org/10.29235/1818-9857-2025-12-60-64>

УДК 659.1:004.738.5

Принципы функционирования алгоритмических систем социальных сетей

В условиях цифровой трансформации экономики ключевым каналом продвижения товаров и услуг для множества компаний стали социальные сети. Их алгоритмы оказывают значительное влияние на видимость бизнес-страниц, позиционирование фирм, привлечение целевой аудитории, продажи и формирование лояльности клиентов, а факторы, которые они учитывают при выборе и ранжировании контента, представляют значительный практический интерес, так как позволяют разработать научно обоснованные рекомендации по совершенствованию SMM. В то же время данная тематика представляется сложной для изучения в связи с их динамичным изменением и отсутствием прозрачности в работе. Кроме того, анализ научных публикаций указывает на то, что рассматриваемый вопрос только начал изучаться. При этом основной фокус смещается на социально-психологические особенности влияния алгоритмов на пользователей социальных сетей, а возможности воздействия на факторы, определяемые алгоритмической лентой, в маркетинговой деятельности представлены только отдельными трудами.

Bнастоящее время в узком смысле, говоря про алгоритмы социальных систем, под ними все чаще понимают те, которые реализуют алгоритмическую модель распространения информации (а не по подписке) [1–3]. В этом случае данный феномен можно определить как алгоритмическую систему, осуществляющую на основе реальных и ожидаемых пользовательских предпочтений выбор и ранжирование контента, который будет показан пользователю социальной сети. В рамках данной статьи мы также будем придерживаться такого подхода.

Алгоритмы социальных сетей играют ключевую роль в определении того, какой контент предоставляется пользователю, основываясь на его интересах и поведении. Понимание этого механизма позволяет эффективно взаимодействовать с аудиторией и повышать видимость публикаций [4]. Рассмотрим, как работают алгоритмы, а также основные факторы, влияющие на ранжирование и видимость постов.

Сосредоточим фокус анализа на алгоритмических принципах, регулирующих формирование и функционирование персонализированной ленты контента. Под ней в настоящем исследовании подразумевается динамически обновляемый распределенный особым образом поток публикаций, включающий материалы не только из подпунктов пользователя, но и других страниц социальной сети, отобранных на основе алгоритмических критериев релевантности. Такая лента предоставляет компаниям, публикующим информацию, возможность взаимодействовать с практически не ограниченным потенциальным рынком: «По сравнению с поиском, рекомендации обеспечивают большую (и растущую) долю вовлеченности. Что еще важнее, платформа имеет почти полный контроль над тем, что рекомендовать пользователю, тогда как результаты поиска относительно жестко ограничены поисковым запросом» [3].

Факторы алгоритмов социальных сетей – это formalизованные параметры (сигналы), количественно или качественно характеризующие контентные единицы (посты) и поведенческие реакции пользователя, которые используются алгоритмом как входные параметры для проведения отбора и ранжирования публикаций для каждого посетителя.

Следует отметить, что набор факторов в каждой социальной сети обусловлен ее алгоритмами – именно от них зависит, будет ли фактор учтен и какова его значимость.

Алгоритм ранжирования в абстрактном виде можно представить формулой (1):

$$R=f(k_1 \times x_1, \dots, k_n \times x_n), \quad (1)$$

где:

R – результат ранжирования (ранг, место в упорядоченном списке);

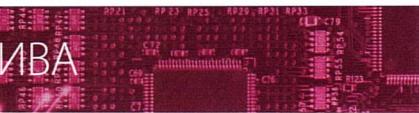
f – некоторая функция, формализующая работу алгоритма;

$x_1 \dots x_n$ – факторы, учитываемые алгоритмом;

$k_1 \dots k_n$ – коэффициенты весомости факторов.

Безусловно, данная формула упрощенная и используется только для того, чтобы концептуально указать роль и суть факторов алгоритмов. В социальных сетях их множество, однако их полный состав и весовые коэффициенты не раскрываются платформами полностью. В то же время логику отбора ключевых параметров можно реконструировать на основе экономических основ работы социальных сетей. Исходя из того, что они являются коммерческими организациями, можно предположить, что их ключевой целью выступает увеличение доходов. Алгоритмы предназначены для оптимизации определенных показателей, которые используются для ранжирования контента в лентах пользователей или для предложения релевантных аккаунтов [5]. Одновременно эти показатели обычно выбираются для максимизации прибыли корпораций и рекламодателей, а не для получения психологических и социальных выгод [5, 6].

Таким образом, в качестве критерия оценки моделей используется число взаимодействий при влиянии на человека или общее количество времени, которое люди проводят в социальной сети за счет продолжительности сеанса и частоты посещений. С точки зрения экономической эффективности такие индикаторы представляются логичными, так как этот отрезок времени может быть монетизирован, например, посредством рекламы. Демонстрируя ее, платформы в первую очередь зарабатывают, и они могут показывать ее больше при более длительном пребывании на сайте. Следовательно, в конечном итоге большинство алгоритмов стремится увеличить время, проводимое пользователями на веб-сайте [8]. Учитывая преимущественно рекламные модели монетизации социальных сетей, их прибыль будет в значительной степени зависеть от этого фактора, а также количества пользователей платформы. Эти метрики служат универсальными индикаторами для сравнительного



анализа платформ и определения рыночных лидеров в индустрии социальных медиа.

Концептуально время, проведенное пользователями на платформе, может быть представлено как функция от числа посетителей ресурса, умноженная на определенный период, который они в среднем проводят в Сети, и на частоту посещений. Эффект (например, прибыль – Пр) также должен учитывать коэффициент монетизации. Такую зависимость можно условно представить следующим образом (2):

$$\text{Пр} = g(ST, M), \quad (2)$$

$$ST = N F \times T,$$

где:

g – некоторая функция;

ST – совокупное время, проведенное пользователями на платформе;

M – коэффициент монетизации;

N – количество активных пользователей платформы;

F – средняя частота посещения платформы;

T – среднее время, затрачиваемое одним пользователем на взаимодействие с контентом за исследуемый период времени.

При этом необходимо учитывать, что зависимость носит нелинейный характер из-за эффекта насыщения и особенностей поведения пользователей.

Следует также отметить, что работа социальных сетей направлена, как правило, на продолжительный период, при котором есть возможность окупить инвестиционные затраты. Поэтому получаемую прибыль можно представить как целевую функцию от времени и других параметров. Тогда наше концептуальное выражение приобретает следующий вид (3):

$$\text{Пр}(t) = g(ST(t), M) = g(N(t) \times R(t) T(t), M(t)) \rightarrow \max, \quad (3)$$

где t – время.

Введение фактора времени определяет необходимость положительного опыта взаимодействия пользователей с системой, в том числе рост их удовлетворенности и лояльности, а также желание продлить каждый сеанс, увеличить частоту посещений.

Алгоритмы и лежащие в их основе модели как действующая часть социальной сети также призваны выполнять указанные задачи, обеспечивая повышение показателей, определенных в формуле (3).

Эмпирические данные, предоставляемые как самими платформами, так и независимыми исследователями, подтверждают данный тезис.

Например, задачей модели X (бывший Твиттер), заложенной в алгоритме этой социальной сети, является прогнозирование высоких оценок привлекательным твитам, которые могут привести к увлекательному и приятному опыту [7]. Аналогичный подход демонстрируют другие ресурсы, цель алгоритмов которых – максимизировать вовлеченность, выясняя, что нравится людям, и ранжируя это в верхней части их лент [9].

Систематизируя ключевые количественные показатели, представленные в формуле (3), можно выделить следующие типы постов, которые алгоритму целесообразно выбрать с точки зрения достижение целей (таблица).

Задачи алгоритма	Приоритетный контент, подходящий для выполнения задачи
Рост количества времени, проведенного в социальной сети	Контент, курируемый пользователем: публикации авторов, тем, групп и т.д., на которые он подписан и которые соответствуют его ожиданиям
Рост числа пользователей платформы	Контент, который понравится пользователю, то есть с высокой вероятностью его положительной реакции
Рост частоты посещений, удержание подписчиков и рост лояльности	Контент, на изучение, просмотр которого пользователь тратит больше времени Контент, который пользователь сохраняет и к которому вернется Контент, которым пользователь поделился и который тем самым выступает как стимулирование повторных входов в платформу через персонализированные рекомендации

Таблица. Задачи алгоритмов с точки зрения максимизации прибыли социальной сети. Источник: собственная разработка

С точки зрения маркетинга такое взаимодействие алгоритма социальной сети с пользователем означает сегментирование целевого рынка не на отдельные группы, а до уровня посетителя (полное сегментирование). Контент выбирается индивидуально для каждого из них, учитывая его интересы. В результате у двух людей не будет абсолютно одинаковой ленты [2].

Таким образом, работа алгоритмов тем более успешна, чем точнее подобрана информация с учетом портрета пользователя и его текущих запросов.

С другой стороны, зачастую предлагаются и новые темы, которые выбираются на основе поведения участников сети со схожими потребностями. Алгоритм является одновременно «архитектором» и «привратником» пользовательского опыта на платформах [1]. И тут его успех будет определяться тем, насколько он правильно предугадал потенциальные интересы и поведение посетителя.

И, наконец, не менее важной характеристикой настроек социальных сетей выступает наличие актуальных постов и материалов, которые будут демонстрироваться. И в данном случае должны не только отслеживаться интересы пользователей, но и поощряться авторы для создания актуальных и востребованных постов с учетом будущих тенденций.

В последний пункт таблицы добавлена (отсутствующая в приведенных выше концептуальных формулах) важная задача – рост лояльности. В долгосрочной перспективе данный фактор позволяет максимизировать прибыль, хотя в краткосрочной может нести ее недополучение. Данный подход реализуется посредством двух ключевых механизмов: во-первых, через тщательную модерацию и фильтрацию информации, исключающую материалы, способные вызвать негативную реакцию аудитории; во-вторых, посредством приоритезации органического контента, соответствующего интересам пользователей, в ущерб прямому рекламному воздействию.

Следует отметить, что формирование лояльности пользователей возможно при минимизации рисков, в том числе формирования эхо-камер, продвижения неверной информации, проявления усталости пользователей, их психологических и социальных проблем, управления поведением пользователей, предубеждений и заблуждений разработчиков, влияния алгоритмического усиления деструктивного контента [1, 5, 10], что достигается за счет модерации и фильтрации. Таким образом, работа алгоритма, концептуально описанного в виде формулы (1), может быть представлена в абстрактном виде следующим образом (4):

$$R=f(k_1 \times x_1, \dots, k_n \times x_n), \quad (4)$$

$$o_j(x_i) \leq c_j, j=1, \dots, m, i=1, \dots, n,$$

где $o_j(x_i)$, c_j – ограничения, установленные алгоритмом.

Рассматривая модерацию и фильтрацию, можно говорить о столкновении интересов прибыльности отдельной компании и социальных запросов общества. Особенно это актуально для ряда пограничных сенсационных тем, когда, несмотря на некоторые этические нарушения, посты по ним могут показываться алгоритмами, тем самым приводя к отрицательным социальным явлениям, но максимизируя прибыль частной компании.

Следует отметить, что социальная сеть – открытая система, и кроме взаимодействия с пользователем существуют и другие «входные» воздействия на ее работу и эффективность, в частности ожидаемые тренды, мода. Настройки ранжирования должны предвидеть динамическое изменение актуальности контента, его вирусный потенциал и возможности для монетизации.

Конкуренты – еще один внешний фактор, который влияет на работу алгоритмов с точки зрения достижения коммерческих целей социальных сетей. Значительное число их пользователей подписаны одновременно на несколько таких ресурсов, и последние конкурируют друг с другом за время каждого посетителя. Здесь важно предоставить продукт, который заинтересует его больше, чем конкурент, и он отдаст ему больше времени. Поэтому работа алгоритмов может сводиться к таким направлениям, как наилучший подбор контента, увеличение длительности его показа, а также рост лояльности аудитории.

Одновременно выбирается стратегия позиционирования – предложение аналогично конкуренту, но с лучшими условиями (позиционирование рядом с конкурентом) или специальное предложение (уникальное позиционирование). Анализ успешных платформ указывает, что все они находят особое, инновационное представление продукта по определенным критериям.

Еще один фактор, который включен в формулы (2) и (3), но не был рассмотрен, – это коэффициент монетизации $M(t)$. Следует отметить, что он различается в разных сетях и определяется как стоимостью размещения рекламы, так и активностью пользователей (например, их кликами на рекламу). Ожидаемо, что алгоритмам выгодно привлекать активных пользователей, которые будут кликать на рекламу, переходить по ссылкам и т.д.

Таким образом, алгоритмы функционируют как сложные многопараметрические модели, осуществляющие отбор и ранжирование контента на основе анализа множества формализованных факторов (сигналов), характеризующих как сами публикации, так и поведенческие паттерны пользователей.

Центральным тезисом исследования является экономическое определение логики работы алгоритмов. Они, будучи продуктом коммерческих организаций, оптимизированы для достижения ключевой бизнес-цели – максимизации прибыли через рост совокупного времени, проводимого на платформе, что, в свою очередь, раскладывается на такие метрики, как количество активных пользователей, частота их посещений и средняя продолжительность сеанса. Таким образом, фундаментальная задача алгоритма – подбор такого контента для каждого посетителя, который максимизирует его вовлеченность и лояльность, тем самым увеличивая монетизируемый ресурс – внимание аудитории.

Авторами идентифицированы приоритетные типы информации, способствующие решению этой задачи. К ним относится релевантный, высоко вовлекающий, продолжительный по времени потребления и провоцирующий социальные взаимодействия (лайки, комментарии, репосты) контент. Важным аспектом является и долгосрочная стратегия, направленная на удержание пользователя через формирование лояльности, что достигается в том числе за счет модерации и фильтрации материалов.

Работа алгоритмов была концептуально формализована не только как функция взвешенных факторов, но и как система, действующая в рамках заданных ограничений, что отражает необходимость

Summary. This study investigates the operating principles of social media algorithms to develop evidence-based recommendations for enhancing marketing strategies amid the digital transformation of the economy. By reconstructing the algorithms' logic, derived from the platforms' economic objectives, a conceptual model of content ranking is proposed. This model frames ranking as a function of weighted factors operating within a set of predefined constraints. The study systematizes the types of content prioritized by these algorithms to achieve their goals: relevant, engaging, interaction-provoking, and loyalty-fostering content. The findings demonstrate that an effective SMM strategy must be oriented toward creating content that is simultaneously relevant to the target audience's interests and aligned with the platform's economic goals of user retention and attention monetization. The proposed model provides a theoretical foundation for further applied research aimed at identifying and verifying key ranking factors.

Keywords: social media algorithms, SMM, digital marketing, content ranking, user engagement, monetization, news feed.

<https://doi.org/10.29235/1818-9857-2025-12-60-64>

балансирования между коммерческими интересами платформы и социально-этическими нормами.

Кроме того, алгоритмы функционируют в условиях внешних вызовов, таких как динамично меняющиеся тренды и острая конкуренция между платформами за внимание пользователя. Это обуславливает необходимость их постоянной адаптации и ориентации не только на текущие, но и на прогнозируемые предпочтения аудитории.

Научная и практическая значимость проведенного анализа заключается в создании теоретического фундамента для дальнейших эмпирических исследований факторов ранжирования. Разработанная модель и систематизация задач алгоритмов представляют компаниям и маркетологам научно обоснованный вектор для оптимизации SMM-стратегии. Перспективы дальнейших изысканий видятся в верификации предложенной модели путем эмпирического анализа, а также в более глубоком изучении значимости отдельных факторов в различных социальных сетях и нишевых сегментах. ■

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Graffius S. How Algorithms Shape the User Experience on Social Media Platforms // <https://scottgraffius.com/blog/files/tag-how-algorithms-shape-the-user-experience-on-social-media-platforms.html>.
2. Guide to beating social media algorithms / Instruction by Adobe Express // <https://www.adobe.com/learn/express/web/increase-social-media-visibility>.
3. Narayanan A. Understanding Social Media Recommendation Algorithms // Knight First Amendment Institute at Columbia University // <https://knightcolumbia.org/content/understanding-social-media-recommendation-algorithms>.
4. Никитин А.Ю. Алгоритмы социальных сетей: вызовы и возможности для современного маркетинга // Научный результат. Технологии бизнеса и сервиса. 2025. Т. 11, №1. С. 123–138. Doi: 10.18413/2408-9346-2025-11-1-0-9.
5. Metzler H., Garcia D. Social Drivers and Algorithmic Mechanisms on Digital Media // Perspectives on Psychological Science. 2023. Vol. 19, №5. P. 735–748.
6. Bak-Coleman J.B., Alfano M., Barfuss W., Bergstrom C.T., Centeno M.A., Couzin I.D., Donges J.F., Galesic M., Gersick A.S., Jacquet J., Kao A.B., Moran R.E., Romanczuk P., Rubenstein D.I., Tombak K.J., Van Bavel J.J., Weber E.U. Stewardship of global collective behavior // Proceedings of the National Academy of Sciences, USA. 2021. Vol. 118, №27. Article e2025764118. Doi:10.1073/pnas.2025764118.
7. Koumchatzky N. Using Deep Learning at Scale in Twitter's Timelines / N. Koumchatzky, A. Andreyev / X Engineering // https://blog.x.com/engineering/en_us/topics/insights/2017/using-deep-learning-at-scale-in-twitters-timelines.
8. Lewandowsky S., Robertson R.E., DiResta R. Challenges in Understanding Human-Algorithm Entanglement During Online Information Consumption // Perspectives on Psychological Science. 2024. Vol. 19, №5. P. 758–766. Doi:10.1177/17456916231180809.
9. Menczer F. Facebook whistleblower Frances Haugen testified that the company's algorithms are dangerous – here's how they can manipulate you / The Conversation // <https://theconversation.com/facebook-whistleblower-frances-haugen-testified-that-the-companys-algorithms-are-dangerous-heres-how-they-can-manipulate-you-169420>.
10. Milli S., Carroll M., Wang Y., Pandey S., Zhao S., Dragan A.D. Engagement, user satisfaction, and the amplification of divisive content on social media // PNAS Nexus. 2025. Vol. 4, Issue 3. Art. pgaf062. Doi:10.1093/pnasnexus/pgaf062.

Статья поступила в редакцию 04.09.2025 г.