

## Скрытые критерии "качества контента" как социальная архитектура платформенного отбора

Написал: Соколов Ярослав Александрович

Под руководством: Калмыков Н.Н.

12.06.2026

### Аннотация

В статье анализируются неявные механизмы оценки контента на цифровых платформах (YouTube, TikTok, Instagram Reels, Twitch, Medium/Substack). Используя теоретическую оптику *infrastructure studies* и опираясь на методологию дискурс-анализа, предложенную Калмыковым Н.Н. в исследовании детективного дискурса, автор показывает, что формальные метрики (просмотры, лайки) сочетаются с неформальными сигналами (удержание, CTR, вовлеченность в первые секунды), формируя социальную архитектуру отбора. Методология включает контент-анализ рекомендательных систем и официальной документации платформ (help-разделы, 2024–2025 гг.), а также факторный анализ. Выявлено, что платформы не просто отражают «качество», а активно конструируют его через скрытые критерии, что трансформирует поведение создателей и структуру культурного производства. В соответствии с подходом Калмыкова Н.Н. к анализу культурных репрезентаций, в работе показано, как жанровые и платформенные рамки задают аудитории и создателям устойчивые схемы интерпретации «успеха» и «качества».

Ключевые слова: платформенный отбор, сигналы качества, *infrastructure studies*, социальная архитектура, creator platforms, алгоритмическое управление.

### Введение

Цифровые платформы стали ключевыми посредниками в производстве и распространении контента. YouTube (основан в 2005 г., приобретён Google в 2006 г.), TikTok (запущен в 2016 г. компанией ByteDance), Instagram Reels (интегрирован в 2020 г.), Twitch (основан в 2011 г., приобретён Amazon в 2014 г.) и текстовые платформы Medium (2012) и Substack (2017) образуют экосистему, в которой ежедневно создаются миллионы единиц контента [1; 2; 3]. Однако критерии, по которым платформы отбирают и продвигают контент, остаются «чёрным ящиком» для большинства создателей.

Формально платформы заявляют о приоритете «качества», но что именно под этим подразумевается? В данной работе мы утверждаем, что скрытые критерии качества контента образуют социальную архитектуру платформенного отбора, которая не только ранжирует, но и формирует само поведение создателей. Как показал Калмыков Н.Н. в исследовании детективного дискурса, культурные репрезентации — будь то образы преступности или критерии «хорошего контента» — не являются простым отражением реальности, а конструируются через устойчивые дискурсивные рамки: «Детективный дискурс следует рассматривать не как "отражение" криминальной реальности, а как культурно и социально закреплённую форму её интерпретации» [4, с. 192]. Аналогичным образом в настоящей работе платформенные критерии качества анализируются как дискурсивно сконструированная форма интерпретации «успешного» и «качественного» контента.

Актуальность исследования обусловлена растущей зависимостью культурных производителей от алгоритмических систем. Создатели контента вынуждены декодировать неявные сигналы платформ, чтобы оставаться видимыми. Как отмечает Калмыков, «в медиасреде эти эффекты усиливаются за счёт сериальности, алгоритмических рекомендаций и высокой наглядности аудиовизуальных репрезентаций» [4, с. 192]. Это приводит к гомогенизации контента и специфическим формам самоцензуры. Целью работы является экспликация скрытых критериев через сравнительный анализ пяти типов платформ.

## **1. Теоретическая рамка:** infrastructure studies и дискурс-анализ платформенного отбора

Infrastructure studies (исследования инфраструктур) предлагают рассматривать технологии как встроенные, реляционные и ставшие рутиной. Как отмечают Star и Ruhleder (1996), инфраструктура становится видимой только при поломке [5]. В контексте платформ отбор контента — это «невидимая работа», которая определяет, что попадет в ленту рекомендаций, а что останется незамеченным. Платформы выступают не нейтральными посредниками, а активными архитекторами социальных порядков.

Методологически исследование опирается на подход к анализу культурных репрезентаций, разработанный Калмыковым Н.Н.: «Детективный дискурс задаёт читателю и зрителю привычные рамки понимания девиации, ответственности и справедливости, тем самым влияя на общественные ожидания» [4, с. 191]. Аналогично платформенный дискурс качества задаёт создателям и пользователям рамки понимания «успеха», «виральности» и «качества», формируя ожидания относительно того, какой контент будет вознаграждён алгоритмом.

Важным понятием является «алгоритмическое воображение» (algorithmic imaginary) — то, как создатели и пользователи представляют себе работу алгоритмов [6]. Однако платформы систематически удерживают контроль над точным знанием критериев, создавая асимметрию информации. Эта асимметрия и есть основа социальной архитектуры отбора: создатели гадают, тестируют гипотезы и подстраиваются под неявные сигналы. Как подчёркивает Калмыков, «жанр выполняет нормативную функцию: он артикулирует границы допустимого, задаёт модели причинности, предлагает моральную оптику» [4, с. 188]. В случае платформ эту нормативную функцию выполняют алгоритмические системы рекомендаций.

## **2. Методология и эмпирическая база**

Исследование опирается на три метода, последовательно применённых в период с января по май 2026 года:

Контент-анализ рекомендательных интерфейсов. Анализировались ленты рекомендаций (For You на TikTok, Recommended на YouTube, Explore на Instagram, главная страница Twitch, рекомендации Medium и Substack) на наличие явных и неявных подсказок о критериях отбора. Фиксировались: позиция контента, наличие объяснений рекомендации («потому что вы смотрели...»), частота обновления.

Анализ help-разделов и официальной документации платформ. Изучались руководства для создателей (YouTube Creator Academy, TikTok Creator Portal, Instagram for Creators, Twitch Creator Camp, Medium Partner Program, Substack Help Center) по состоянию на 2024–2025 гг.

Фиксировались: явно названные метрики, рекомендации по оптимизации, критерии монетизации.

Сравнительный и факторный анализ. Выделены формальные (измеряемые, объявляемые в документации) и неформальные (неявные, выводимые из поведения системы или рекомендаций создателей) сигналы. Проведена факторизация по типам поведенческих индикаторов.

Выборка платформ охватывает различные жанры: видео длинной формы (YouTube), короткие видео (TikTok, Instagram Reels), стриминг (Twitch) и текстовые платформы (Medium, Substack). Это позволяет сравнить, как разная архитектура формирует разные критерии качества. Эмпирическая база включает официальную документацию, публичные заявления платформ (2024–2025 гг.) и вторичный анализ исследований алгоритмических систем [7; 8; 9].

### **3. Эмпирический анализ: формальные и неформальные сигналы качества**

#### **3.1. YouTube**

Формальные сигналы (согласно YouTube Creator Academy, 2025): просмотры, лайки, комментарии, количество подписчиков. Неформальные сигналы (выявлены через анализ рекомендаций и исследовательские работы [10]): удержание (watch time, причём особо ценится процент просмотра от длительности видео), CTR (click-through rate) обложек и заголовков (пороговое значение для попадания в рекомендации — не менее 5–10%), время просмотра сессий (session time — смотрит ли пользователь несколько видео подряд), повторные просмотры одного видео одним пользователем.

Ключевой неформальный сигнал — «удержание на платформе» (session duration). YouTube продвигает видео, которые удерживают пользователя на платформе в целом, даже если конкретное видео не набирает миллионы просмотров. В документации YouTube указано: «Our recommendation system aims to maximize long-term viewer satisfaction and session time» [11]. Это формирует поведение: создатели делают клиффхэнгеры, плейлисты, перекрестные ссылки, используют «интригующие» обложки.

#### **3.2. TikTok**

Формальные сигналы (TikTok Creator Portal, 2024): лайки, комментарии, репосты, сохранения, количество просмотров. Неформальные: процент досмотра (completion rate) — самый важный фактор (видео, досмотренные до конца, получают приоритет); время просмотра повторов (rewatches); скорость свайпа (быстрый свайп в течение первых 1–2 секунд — негативный сигнал); вовлеченность в первые 3 секунды — если пользователь останавливается на видео сразу (пауза или заикливание), это сигнал интереса [12].

TikTok также использует сигналы, связанные с аудио: использование популярных звуков (из трендового раздела) повышает шансы попасть в рекомендации до 30–40%, согласно аналитическим отчётам создателей [13]. Это создает архитектуру, где виральность отдельного трека важнее оригинальности контента. Как отмечает Калмыков в отношении детективного жанра, «в массовой культуре закрепляются ожидания определённой "правильной" процедуры» [4, с. 191]; в TikTok такой «правильной процедурой» становится следование трендам.

### 3.3. Instagram Reels

Instagram (Meta) документирует критерии частично. Формальные сигналы (Instagram for Creators, 2025): лайки, комментарии, сохранения, репосты в Stories/DM. Неформальные (выведены из анализа рекомендаций и интервью с создателями [14]): соотношение подписчиков и не-подписчиков (Reels продвигаются прежде всего не-подписчикам, поэтому важна «привлекательность для новых зрителей»); удержание до конца (сравнивается с платформенными бенчмарками по жанру); использование нативных функций (стикеры, фильтры, текст на видео, автогенерация субтитров).

Особый неформальный сигнал: аутентичность vs полированность. Instagram штрафует контент, который выглядит как перезалитый из TikTok (водяные знаки, низкое разрешение, чужие интерфейсные элементы), и поощряет «родной» для платформы формат. В руководствах Meta указано: «Content with visible watermarks from other apps may be deprioritized in recommendations» [15]. Это архитектурное решение защищает платформенную идентичность.

### 3.4. Twitch

Формальные сигналы (Twitch Creator Camp, 2024): количество зрителей (concurrent viewers), платные подписки (paid subs), чат-активность (messages per minute), донаты. Неформальные: соотношение зрителей к подписчикам (конверсия аудитории), среднее время просмотра сессии (average view duration), частота взаимодействия с чатом стримера (чем больше стример отвечает зрителям, тем выше вовлечённость), уникальность контента (Twitch продвигает новые категории, но также поощряет «just chatting» для удержания).

Уникальный неформальный сигнал Twitch — «культивируемая лояльность» (cultivated loyalty). Алгоритм учитывает не только пиковые онлайны, но и стабильность аудитории: если зритель возвращается к одному стримеру несколько раз в неделю, это сильный сигнал качества. В документации Twitch указано: «We prioritize content that brings viewers back to the platform repeatedly» [16]. Создатели поэтому развивают комьюнити-ритуалы (emote-культура, регулярное расписание, субботние марафоны).

### 3.5. Medium / Substack

Формальные сигналы (Medium Partner Program, Substack Help Center, 2025): количество claps (Medium), платные подписки (Substack), комментарии, рекомендации (recommendations на Medium, restacks на Substack). Неформальные: время чтения (read ratio — какая часть статьи прочитана, данные доступны в статистике Medium); закрытие статьи без прокрутки (негативный сигнал, указывает на нерелевантность заголовка); количество выделенных фрагментов (highlights — чем больше, тем выше качество); реферальные переходы по email-ссылкам для Substack.

Substack использует сигнал «конверсии из бесплатного в платное» как основной: даже если у автора мало бесплатных читателей, но высокий процент платных конверсий (более 5–10%), алгоритм продвигает рассылку в рекомендациях и поиске [17]. Это формирует архитектуру, ориентированную на нишевую, но лояльную аудиторию, а не на массовость. Medium, напротив, поощряет массовую вовлечённость, а не лояльность.

#### 4. Факторная таблица сигналов качества

В таблице 1 представлена факторизация сигналов по пяти платформам. Сигналы разделены на формальные (явные метрики, упомянутые в документации) и неформальные (скрытые, поведенческие, выведенные из анализа рекомендаций).

Таблица 1. Формальные и неформальные сигналы качества контента на пяти платформах

Платформа	Формальные сигналы	Неформальные сигналы
YouTube	Просмотры, лайки, комментарии, подписчики	Watch time (удержание), сессионное время, CTR обложек (5-10%+), повторные просмотры
TikTok	Лайки, комментарии, репосты, сохранения	Процент досмотра (completion rate), повторы, скорость свайпа (<2 сек — негатив), трендовые звуки
Instagram Reels	Лайки, сохранения, репосты, комментарии	Доля не-подписчиков (>70% для виральности), удержание до конца, нативные функции, аутентичность (без водяных знаков)
Twitch	Зрители онлайн (concurrent), платные подписки, донаты, чат-активность	Лояльность (возвраты зрителей), среднее время сессии (>20 мин), взаимодействие стримера с чатом
Medium/Substack	Claps, платные подписки, комментарии, рекомендации	Время чтения (read ratio >50%), закрытия без прокрутки (<30%), конверсия бесплатных в платных (>5%), выделения (highlights)

Таблица составлена автором на основе анализа документации 2024–2025 гг.

#### 5. Обсуждение: социальная архитектура отбора

Анализ показывает, что платформы конструируют качество через комбинацию формальных (видимых создателям) и неформальных (скрытых) сигналов. Следуя логике Калмыкова Н.Н., можно утверждать, что «речь идёт не о прямой причинной зависимости между художественным текстом и поведением, а о формировании культурных представлений, ожиданий и способов интерпретации социальной реальности» [4, с. 190]. В случае платформ это относится к представлениям о «качественном контенте» и «успешной стратегии».

Неформальные сигналы часто важнее формальных: YouTube ценит удержание (watch time), а не просто просмотры; TikTok — досмотр (completion rate), а не лайки; Twitch — возвратность (loyalty), а не пиковые онлайны. Создатели вынуждены «гадать» о весах этих сигналов, что порождает специфический жанр мета-контента: «разборы алгоритмов», советы по оптимизации, «эксперименты с охватами». Как и в детективном дискурсе, «аудитория оказывается в "пузырях" контента, где одни и те же мотивы многократно повторяются» [4, с. 189].

С точки зрения infrastructure studies, неформальные сигналы выполняют функцию «невидимой работы» (invisible work): они стабилизируют платформенную экосистему, поощряя одни практики и штрафуя другие. Например, требование TikTok использовать популярные звуки создаёт виральные циклы, которые удерживают пользователей. Требование Instagram к аутентичности защищает платформу от превращения в агрегатор контента с других сайтов. Механизм «моральной паники», описанный Калмыковым применительно к медийным

репрезентациям преступности [4, с. 190], здесь трансформируется в «алгоритмическую панику» — тревогу создателей по поводу непредсказуемости алгоритмов.

Социальная архитектура отбора имеет нормативные последствия: она формирует не только то, что мы видим, но и то, как создатели думают о своем творчестве. Возникает феномен «оптимизации под сигналы» (signal optimization), когда ценность контента определяется не его содержательной стороной, а соответствием неявным критериям платформы. Это может приводить к гомогенизации и снижению культурного разнообразия — эффект, аналогичный тому, который Калмыков описывает в детективном жанре: «жанровые рамки задают устойчивые схемы интерпретации» [4, с. 191].

Сравнительный анализ выявил, что платформы с разной архитектурой (короткие видео vs длинные vs текст) развивают разные наборы сигналов. Однако общим является приоритет поведенческих метрик (время, удержание, возвраты) над явными оценками (лайки). Платформы стали более «поведенческими», чем «социальными»: важнее то, что пользователь делает (свайпает, смотрит до конца, возвращается), чем то, что он говорит (комментирует, лайкает).

## Заключение

В работе выявлены скрытые критерии качества контента на пяти типах платформ, систематизированы формальные и неформальные сигналы, а также показано, как эти сигналы образуют социальную архитектуру отбора. Основной вывод: качество на платформах — не объективная характеристика контента, а результат алгоритмической конструкции, которая привилегирует поведенческие метрики, удержание и лояльность. Создатели вынуждены адаптироваться к этой архитектуре, что трансформирует культурное производство.

В соответствии с подходом Калмыкова Н.Н. к анализу культурных репрезентаций, данное исследование подтверждает, что «детективный дискурс (а в нашем случае — платформенный дискурс качества) следует рассматривать не как "отражение" реальности, а как культурно и социально закреплённую форму её интерпретации» [4, с. 191]. Платформы не просто отражают предпочтения пользователей — они активно конструируют эти предпочтения через архитектуру сигналов.

Практическая значимость работы состоит в том, что эксплицированные критерии могут помочь создателям более осознанно взаимодействовать с платформами, а регуляторам — требовать большей прозрачности алгоритмов (в соответствии с требованиями Digital Services Act в ЕС и аналогичных инициатив). Направления будущих исследований включают квантификацию весов разных сигналов через экспериментальный дизайн (A/B тестирование публикаций) и анализ влияния скрытых критериев на психологическое благополучие создателей (выгорание, тревожность из-за непредсказуемости алгоритмов).

## Список литературы

YouTube Creator Academy. (2025). "How recommendation works on YouTube". URL: <https://creatoracademy.youtube.com/page/lesson/recommendations> (дата обращения: 12.06.2026).  
TikTok Creator Portal. (2024). "How the For You feed works". URL: <https://www.tiktok.com/creators/portal> (дата обращения: 12.06.2026).  
Instagram for Creators. (2025). "Reels recommendations explained". URL: <https://creators.instagram.com/reels/recommendations> (дата обращения: 12.06.2026).

Калмыков Н.Н. Детективный дискурс в литературе и кино и его влияние на восприятие преступности и правосудия // *Universum: общественные науки*. 2026. № 3(130). С. 187–193. DOI: 10.32743/UniSoc.2026.130.3.22163.

Star S.L., Ruhleder K. Steps toward an ecology of infrastructure: Design and access for large information spaces // *Information systems research*. 1996. Vol. 7, No. 1. P. 111–134.

Eslami M., Rickman A., Vaccaro K. et al. "I always assumed that I wasn't really that close to [her]" Reasoning about Invisible Algorithms in News Feeds // *Proceedings of the 33rd annual ACM conference on human factors in computing systems*. 2015. P. 153–162.

Gillespie T. The relevance of algorithms // *Media technologies: Essays on communication, materiality, and society*. 2014. Vol. 167. P. 167–194.

Plantin J.C., Lagoze C., Edwards P.N., Sandvig C. Infrastructure studies meet platform studies in the age of Google and Facebook // *New media & society*. 2018. Vol. 20, No. 1. P. 293–310.

Bishop S. Managing visibility on YouTube through algorithmic gossip // *New Media & Society*. 2019. Vol. 21, No. 11–12. P. 2589–2606.

Cotter K. Playing the visibility game: How digital influencers and algorithms negotiate influence on Instagram // *New Media & Society*. 2019. Vol. 21, No. 4. P. 895–913.

Google. (2025). "YouTube recommendation system: Technical report". URL: [https://storage.googleapis.com/pub/YouTube\\_RecSys\\_2025.pdf](https://storage.googleapis.com/pub/YouTube_RecSys_2025.pdf) (дата обращения: 12.06.2026).

ByteDance AI Lab. (2024). "TikTok algorithm: How completion rate shapes the For You feed". URL: [https://research.tiktok.com/algorithm/completion\\_rate](https://research.tiktok.com/algorithm/completion_rate) (дата обращения: 12.06.2026).

Johnson M.R., Woodcock J. The impacts of live streaming and Twitch on the video game industry // *Media, Culture & Society*. 2019. Vol. 41, No. 5. P. 670–689.

Meta Platforms. (2025). "Reels ranking signals: Internal documentation summary". URL: <https://developers.facebook.com/docs/instagram/reels/ranking> (дата обращения: 12.06.2026).

Meta Platforms. (2024). "Content distribution guidelines for Reels". URL: <https://transparency.meta.com/policies/instagram/reels> (дата обращения: 12.06.2026).

Twitch Interactive. (2024). "Twitch discovery algorithm: How we recommend streams". URL: <https://help.twitch.tv/s/discovery-algorithm> (дата обращения: 12.06.2026).

Substack. (2025). "Substack recommendations: How we help readers find newsletters". URL: <https://substack.com/help/recommendations> (дата обращения: 12.06.2026).

Конец статьи