

Любинский Максим Степанович

Студент 2 курса,

Институт магистратуры,

Санкт-Петербургский государственный экономический университет,

РФ, г. Санкт-Петербург

ОЦЕНКА ИНКРЕМЕНТАЛЬНОГО ЭФФЕКТА ПРОМО-КАМПАНИЙ НА ПОВТОРНЫЕ ЗАКАЗЫ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ В СЕРВИСАХ ДОСТАВКИ ЕДЫ

Аннотация.

В данной работе проанализированы данные по текущим методам оценки эффективности промо-кампаний для роста числа повторных заказов пользователей в сервисах доставки еды. Анализируются существующие практики для подсчета инкрементального эффекта. Предлагается альтернативная схема оценки эффекта промо-кампаний с учётом сегментации пользователей.

Ключевые слова: инкрементальный эффект, промо-кампания, повторные заказы, доставка еды, аналитика, аплифт-моделирование, А/Б-тестирование, метод разности разностей.

Annotation.

This article analyzes data on current methods for evaluating the effectiveness of promotional campaigns to increase the number of repeat orders from users in food delivery services. The existing practices for calculating the incremental effect are analyzed. An alternative scheme for evaluating the effect of promotional campaigns is proposed, taking into account user segmentation.

Keywords: incremental effect, promo interventions, repeat orders, food delivery, analytics, uplift modeling, A/B testing, difference-in-differences.

В текущий момент времени в сфере фудтеха существует высокая конкуренция на мировом и локальных рынках. Данные сервисы постоянно развиваются и используют все больше различных методов для привлечения пользователей. Наиболее популярными являются скидки, промокоды, бонусы за повторный заказ и программы лояльности. Согласно проведенным исследованиям, траты на промо в фудтехе являются одной из основных трат на маркетинг и могут достигать 15–25% от данного бюджета. Но далеко не всегда подобные высокие траты дают необходимый для компании прирост выручки [1].

Простой анализ ключевых метрик, таких как конверсия в повторный заказ или снижение оттока, имеет достаточно весомый недостаток. Он не позволяют выделить лишь инкрементальные заказы, на которые повлияло текущее промо от органических заказов, которые пользователи бы сделали без какого-либо влияния извне. Например, пользователь, постоянно совершающий заказы, при получении промокода вновь делает заказ, но подобный заказ нельзя будет считать инкрементальным, а средства, выделенные на промокод, будут потрачены впустую. Помимо этого, промо может приводить к эффекту каннибализации, когда пользователь переносит будущий заказ на более ранний срок. В связи с этим появляется потребность в методах оценки инкрементального эффекта. Особую важность эта задача приобретает при анализе повторных заказов, поскольку именно они формируют долгосрочную ценность клиента и способствуют окупаемости клиента после изначальных затрат на его привлечение на сервис.

Целью данной работы является налаживание системного подхода при оценке инкрементального эффекта различных акций на последующие заказы пользователей в сервисах доставки еды. В данной статье проведен анализ основных проблем существующих методов аналитики и предлагается альтернативная схема подсчёта инкрементального эффекта для сегментов пользователей с различной частотой заказов.

На данном этапе необходимо определить понятие инкрементального эффекта.

Под инкрементальным эффектом понимается разница между поведением пользователя при доступности ему промо-кампании в сравнении с его поведением, если бы данная кампания ему доступна не была. На агрегированном уровне инкрементальный эффект характеризуется показателем аплифт, что является средним приростом вероятности целевого действия в тестовой группе по сравнению с контрольной [2].

При использовании простого сравнения конверсии в повторный заказ среди получивших промо и всех остальных пользователей возникают систематические ошибки. Часть пользователей совершает повторные заказы с определённой регулярностью. Если промо попадает на такого пользователя, его заказ будет ошибочно приписан промо-акции. Величина этого эффекта может быть значительной: в сервисах доставки еды доля повторных заказов среди активных пользователей достигает 60–80%. Промо может изменять структуру заказа во времени или по составу, не увеличивая суммарное число заказов. Данный эффект еще называют каннибализацией заказов. Промо-кампании часто направляются не случайно, а на целевые сегменты. Эти сегменты уже имеют более высокую склонность к оттоку или, наоборот, к возврату и их сравнение с общей популяцией некорректно. Игнорирование этих эффектов приводит к переоценке эффективности промо [3]. Таким образом, задача корректного измерения инкремента является критически важной для оптимизации промо-бюджета.

Для решения описанной проблемы в практике аналитики данных применяются несколько основных методов. Каждый из них имеет свои ограничения.

А/Б тестирования позволяют установить причинно-следственную связь путём случайного распределения пользователей по тестовой и контрольной группам. Тестовая группа принимает участие в промо-кампании, контрольная – нет. При случайной рандомизации и отсутствии расхождений в ключевых

показателях в группах до проведения теста разница в конверсии повторных заказов даёт несмещённую оценку инкремента [4].

Метод разности разностей используется, когда рандомизация невозможна, но доступны данные до и после внедрения промо для тестовой и контрольной групп. Метод заключается в том, что выборка разделяется на группы по естественному критерию (география, тип устройств и т.д.), на одну из групп оказывается воздействие, а с остальными не взаимодействуют или не продолжают взаимодействовать тем же образом, что и ранее. Преимущество метода состоит в том, что он позволяет устранить постоянные различия между группами и общие тренды. Однако, основная проблема заключается в требовании параллельности трендов до тестирования [5].

Когда целью является не только оценка среднего эффекта промо, но и идентификация пользователей, которые индивидуально чувствительны к воздействию, применяются аплифт-модели. Ключевая идея аплифт-моделирования заключается в оценке ожидаемого прироста вероятности целевого исхода под воздействием с учётом индивидуальных характеристик пользователя. Аплифт-модели особенно полезны для персонализированных промо. Они могут использоваться чтобы отправить скидку не всем неактивным пользователям, а только тем, для кого прогнозируемый инкремент превышает порог рентабельности. На практике для обучения аплифт-моделей требуются исторические А/Б-тесты, на основе которых модель может научиться выявлять закономерности реагирования различных сегментов аудитории на стимулы.

А/Б-тестирование обеспечивает высокую степень достоверности результатов и является наиболее надёжным способом установления причинно-следственной связи, но требует развитой инфраструктуры сплитования и может быть неэтичным в определённых ситуациях. Метод разности разностей имеет более низкие требования к рандомизации и легко внедряется на основе уже имеющихся данных, но чувствителен к нарушению параллельности трендов. Аплифт-моделирование позволяет получать индивидуальные оценки

инкремента и эффективно для персонализации, но требует значительных вычислительных ресурсов и наличия исторических А/Б-тестов для обучения.

На основе рассмотренных методов в данном разделе предлагается четырёхэтапная схема оценки инкрементального эффекта промо-кампаний, адаптированная для сервисов доставки еды. Схема построена таким образом, чтобы минимизировать систематические ошибки и учитывать специфику повторных заказов.

Для начала необходимо разделить аудиторию на несколько сегментов в зависимости от их истории заказов. Данный шаг необходим, так как инкрементальный эффект промо может существенно различаться среди сегментов пользователей с различным уровнем активности. В сфере доставки еды можно выделить 4 основных сегмента. Новые пользователи – те, кто лишь недавно сделал свой первый заказ и на данный момент не совершал повторных заказов. Оценка инкремента для них будет последующее поведение на сервисе с учетом их дальнейшей активности и совершением повторных заказов. Неактивные пользователи – те, кто не заказывал на протяжении продолжительного периода и перешел в предотток или отток (например, месяц без заказов). Эффективность промо у этого сегмента будет оцениваться в успешности их реактивации. Слабоактивные пользователи – пользователи, которые совершают покупки нерегулярно с большими промежутками между ними. Активные пользователи – заказывающие с высокой частотой. В данном сегменте пользователя очень легко переоценить эффект, ведь они с скорее всего совершили бы заказ и без дополнительного влияния.

После сегментации необходимо сформировать тестовую и контрольную группы внутри каждого сегмента. Идеальным вариантом является рандомизированное А/В-тестирование на уровне пользователей. Также важно исключить перетоки информации между группами о действующих на них акциях в приложении, на сайте и в соцсетях.

При этом оценки инкремента повторных заказов важно оценивать как краткосрочный, так и долгосрочный эффект. По опыту автора, было выявлено,

что эффект может существенно измениться со временем, давая краткосрочный рост, но не влияя на дальнейшие заказы, что приводит лишь к потере бюджетов, выделяемых на промо. Исходя из этого, предлагается использовать три временных окна для оценки инкрементального эффекта. Краткосрочное (в течение первой недели) позволяет оценить непосредственную реакцию на промо и уловить эффект временной каннибализации. Среднесрочное (от двух недель до месяца) соответствует типичному интервалу между повторными заказами в сервисах доставки еды и позволяет оценить истинное стимулирование повторных заказов. Долгосрочное (два-три месяца) даёт возможность оценить, привело ли промо к устойчивому изменению пользовательского поведения. При этом необходимо оценивать эффект в каждом из окон отдельно, чтобы иметь полное понимание о необходимости масштабирования промо.

Описанная схема может быть интегрирована в существующую аналитическую инфраструктуру сервиса доставки еды как отдельный модуль инкрементальной оценки, взаимодействующий с системами сбора событий, хранения данных и визуализации метрик.

Проведя анализ, можно сделать определенные выводы. Традиционные показатели эффективности систематически переоценивают реальный эффект рекламных кампаний, поскольку не позволяют разделять органические заказы и заказы, совершенные под влиянием дополнительных стимулов. Однако, эти методы не всегда применимы в реальных кейсах компаний из-за описанных выше ограничений. Хотелось бы еще раз отметить то, что компании часто оценивают эффект своих действий только в краткосрочной перспективе, что не позволяет оценивать весь эффект. Предложенная в данной работе схема анализа помогает устранить существующие недостатки и предлагает возможность для систематического анализа отдельных групп пользователей с оценкой краткосрочного и долгосрочного эффекта.

Список используемой литературы:

1. Потеря эффективности промоакций из-за ошибок в реализации // Retail.ru [Электронный ресурс] — URL: <https://www.retail.ru/news/14-iz-15-brendov-teryayut-80-effektivnosti-chekovykh-promoaktsiy-iz-za-oshibok-v-12-noyabrya-2025-271291/> (дата обращения: 14.05.2026).
2. Инкрементальный эффект в маркетинге // mindbox журнал [Электронный ресурс] — URL: <https://mindbox.ru/journal/education/incrementality-marketing/> (дата обращения: 14.05.2026).
3. Stroud K. A guide to incrementality testing methods: different ways to measure true marketing impact // Triple Whale. [Электронный ресурс] — URL: <https://www.triplewhale.com/blog/incrementality-testing-methods> (дата обращения: 14.05.2026).
4. Барздо О. Ф. Проектирование аналитического фреймворка для оценки причинно-следственных эффектов бизнес-решений при невозможности проведения честных А/В тестов // Киберленинка [Электронный ресурс] — URL: <https://www.hse.ru/edu/vkr/1046846764> (дата обращения: 14.05.2026).
5. Котырло Е.С. Прикладная эконометрика // Киберленинка. [Электронный ресурс] — URL: http://pe.cemi.rssi.ru/pe_2024_73_119-142.pdf (дата обращения: 14.05.2026). — С. 119.