

УДК 311.2

ДОЛГОСРОЧНЫЕ ЭФФЕКТЫ РЕКЛАМЫ В МОДЕЛЯХ ПОСЕЩЕНИЯ ИНТЕРНЕТ-МАГАЗИНА¹

М.Ю. Архипова

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Россия, 101000, Москва, ул. Мясницкая, 20
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: Archipova@yandex.ru

А.М. Лайкова

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Россия, 101000, Москва, ул. Мясницкая, 20
E-mail: amlaykova@gmail.com

Ключевые слова: информационное общество, прогнозирование, веб-трафик, байесовские модели, интернет магазин.

Аннотация: Трендом современного развития стран мира стал курс на формирование цифровой экономики и развитие социально-экономических отношений на основе цифровых взаимодействий. Цифровизация оказывает существенное влияние на поведенческие характеристики и возможные стратегии развития личности. Из-за высокого темпа жизни и занятости людям удобнее заказывать товары в интернете с доставкой, тем самым сокращая время на покупку. Бизнесу, существующему в жестких конкурентных условиях, необходимо удерживать свою аудиторию, а реклама товара – это один из основных инструментов достижения этой цели. Со стороны интернет-магазинов есть огромный запрос в исследовании поведения потребителей и создании лояльной аудитории для достижения бизнес-задач компании. Статистическое моделирование веб-трафика от медиа-факторов позволяет количественно оценивать влияние средств массовой информации и дать прогнозируемые значения посещения интернет-магазина в зависимости от типа проводимой рекламной компании. Кроме того, при моделировании посещений интернет магазина необходимо учитывать краткосрочные и долгосрочные эффекты от рекламы на знание о бренде, влияние различных каналов продвижения продуктов и услуг друг на друга, сезонность и другие факторы. В статье предложена методика моделирования частоты посещений интернет-сайта компании на основе коинтеграционных моделей и механизма коррекции ошибок. Для выявления долгосрочных трендов использованы байесовские структурные модели. Модели коинтеграции отличаются высокими показателями качества и прогнозной силой. Структурная Байесовская модель позволила помимо оценки эффектов от рекламы учесть изменяющиеся во времени маркетинговые коммуникации, что довольно сложно учесть в других формах моделей.

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научно-исследовательского проекта №18-010-00564 «Современные тенденции и социально-экономические последствия развития цифровых технологий в России»

1. Введение

Аудитория интернета в России одна из самых быстроразвивающихся в Европе и мире. Около 77% населения страны используют всемирную сеть ежедневно. При этом в будние дни преобладают интернет сеансы длительностью около двух часов. В выходные дни продолжительность использования сети значительно выше [1]. Кроме того, с каждым годом растет количество покупок в интернете. Из-за высокого темпа жизни и занятости людям удобнее заказывать товары в интернете с доставкой, тем самым сокращая время на покупку. Интернет становится основным источником информации, включая мнения других людей при выборе товара и возможных способах его получения. По данным Delotte в среднем россияне проводят онлайн около 3 часов в день, что составляет примерно 25% активного времени жизни индивида [3].

Основные факторы говорят о высокой емкости рынка, а значит и о его перспективности для использования в рамках маркетинговых стратегий компании. По данным АКАР, суммарные затраты всех рекламодателей на интернет-рекламу в 2016 году составили 416,8 млрд. рублей [2]. При этом всемирная сеть по-прежнему остается самым быстрорастущим медиа по затратам и в 2016 году занял второе место по суммарным затратам, уступая только рекламе на телевидении [1]. Данные факторы подтверждают актуальность и высокую важность исследования поведения людей в интернете. Существенный запрос на исследования поведения потребителей при использовании интернет и создания лояльной аудитории для достижения бизнес-задач компании наблюдается и со стороны интернет-магазинов.

Аналитические способности современных программ, установленных на сайт, могут собирать уникальную информацию о посетителях сайта: об их увлечениях, ценностях и образе жизни. На основе собранных данных, компании могут индивидуально разрабатывать маркетинговую стратегию для отдельных посетителей, разделяя те ценности, которые необходимы для продажи товара. Таким образом, используя интернет можно добиться лояльности потребителей и увеличения спроса на товар, повышая активность потребителей до момента покупки продукта.

Статистическое моделирование веб-траффика от медиа-факторов, позволяет количественно оценивать влияние средств массовой информации и дать прогнозируемые значения посещения интернет-магазина в зависимости от типа рекламной компании.

2. Моделирование веб-траффика посещения интернет магазина в зависимости от типа рекламной компании

2.1. Выбор переменных

При моделировании веб-траффика необходимо учитывать влияние различных видов онлайн рекламы на временной ряд. При этом, необходимо четко разграничивать влияние краткосрочного и долгосрочного эффекта от рекламы на знание о бренде, и как следствие нахождение количественного показателя данной метрики в показателе посещения интернет-магазина в зависимости от типа рекламной компании.

Информационной базой исследования послужили данные, полученные из Google Trends и Google Analytics по частоте веб-запросов, по источникам траффика и по основному социо-демографическому распределению пользователей, а также данные компании MediaScore по значениям ТВ-рейтингов и моментов выходов роликов на каналах. В качестве зависимой переменной использован временной ряд посещения интернет-сайта в одной категории товара. Данная переменная зависит от ряда показателей

медиа рекламы: телевидения (ТВ), радио, таргетированная и контекстная реклама, e-mail рассылка, баннеры, видео, размещенные на разных платформах. Общее число посещений сайта напрямую складывается из показателей переходов по рекламным сообщениям. В связи с этим при моделировании частоты посещения интернет-сайта не целесообразно моделировать суммарный трафик интернет-магазина, т.к. можно получить линейную комбинацию факторов и сильную мультиколлинеарность. Необходимо выбирать не весь трафик, а экзогенно заданную его часть – сумму брендированного органического контекста поиска и прямых переходов на сайт.

Исследование динамики зависимой переменной показало, что она характеризуется сменяющимися периодами роста и падения, а также убывающим трендом на протяжении всего анализируемого периода. Можно также увидеть, что в данных наблюдается недельная сезонность (пики приходятся на выходные), а также циклы с периодом 12 месяцев (пики приходятся на апрель - май), что позволяет говорить и о годовой сезонности. Кроме того, видны спады в посещении интернет-компаний в январе и в летние месяцы. Рост трафика приходится на февраль март, что совпадает с праздниками, и в сентябре, когда люди, возвращаясь из отпусков и летних каникул, задумываются о покупках бытовой техники и обустройстве квартиры. Также можно заметить понижающую тенденцию зависимой переменной, что является негативным фактором для продвижения интернет-сайта.

В качестве независимых переменных в работе использовались переменные, характеризующие проведение рекламных компаний на телевидение (ТВ) и в интернете. Среди них – Подробное расписание ТВ вещания роликов за 6 недель и Общее значение ТВ-рейтингов за весь моделируемый промежуток. Отметим, что современные системы аналитики сайтов собирают о пользователях, перешедших на сайт, довольно много полезной информации, на основе которой планируется маркетинговая стратегия. Одним из основных является информация о переходе на сайт: каждому уникальному пользователю присваивается UTM-метка. В ходе исследования все метки были сгруппированы по видам рекламы, что позволило получить 7 показателей.

Помимо переменных, характеризующих проведение рекламных компаний на ТВ и в интернете, в список показателей был включен фактор, отвечающий за годовую сезонность и дамми переменная, принимающая значение 1 в день национального праздника. Для учета влияния контента роликов в рекламе, размещенной на ТВ, были введены три фиктивные переменные, которые значимо увеличивают интернет-трафик в краткосрочном периоде.

2.2. Применение структурных байесовских моделей

В статье приведена апробация методики моделирования посещений интернет-магазина в зависимости от типа рекламной компании с помощью структурных байесовских моделей. Зависимая переменная в явном виде не является стационарной и имеет порядок интегрируемости, равный единице. Для оценки причинности временной ряд был разделен на два периода, один из которых использовался для обучения модели, другой – для расчета предсказания (период после вмешательства). В качестве точки, разделяющей ряд на две части, был выбран момент резкого перехода с видео-рекламы на активную рассылку рекламы по электронной почте.

Для реализации байесовской модели использовался алгоритм CausalImpact², который создан компанией Google для оценивания рекламных компаний в интернете. Данный алгоритм реализован на среде R и основан на трехступенчатой системе построения байесовских моделей.

² <http://google.github.io/CausalImpact/CausalImpact.html>

При использовании алгоритма CausalImpact было получено 3 эффекта, среди которых: точечный, причинный и кумулятивный эффекты от вмешательства. Полученные результаты позволяют увидеть, что в течение периода после вмешательства среднее значение моделируемой переменной составило 70,91. На обучающем участке (при отсутствии вмешательства) математическое ожидание равнялось 81,59. Разница средних значений позволяет получить оценку эффекта вмешательства в рекламную кампанию. В нашем случае этот эффект составляет – 10,68. Отметим, что вероятность получения данного эффекта очень мала (байесовская односторонняя вероятность хвостовой области $p = 0,026$), что позволяет сделать вывод о том, что причинный эффект можно считать статистически значимым. В относительном выражении моделируемая переменная показала снижение на 13%.

Таким образом, можно заметить, что после изменений в маркетинговой политике, трафик стал падать, что не может быть полностью объяснено за счет других факторов, используемых при моделировании. В этом заключается основное различие коинтеграционных моделей от структурных байесовских моделей. При нахождении оценок методом наименьших квадратов коэффициент подбирается таким образом, чтобы наиболее точно объяснить временной ряд, даже в тех случаях, когда это не соответствует действительности. В структурных байесовских моделях нет такой гибкости, которая позволяет получить эффекты преувеличенного влияния факторов. Поэтому по данной модели видно, что уменьшающийся тренд с мая 2016 года так же зависит и от медиафакторов и изменения в стратегии продвижения интернет-сайта.

Структурные байесовские модели таким способом оценивают не только краткосрочные изменения, но так же строят кумулятивный или долгосрочный тренд изменения поведения зависимой переменной. В условиях рассматриваемого интернет магазина, падение интернет-трафика на сайте является закономерностью, которая не закончилась к концу выборочного периода, а это означает, что и в долгосрочном периоде при прогнозировании посещения интернет-магазина в зависимости от типа рекламной компании данная тенденция сохранится.

3. Заключение

Таким образом, построение Байесовской модели позволило сделать вывод, что при моделировании веб-трафика посещений магазина необходимо не только оценивать эффекты от рекламы, но и учитывать изменяющиеся во времени маркетинговые коммуникации (переключение с одного вида рекламы на другой). Данный вывод важен в контексте проводимого исследования, так как на временном интервале наблюдалось переключение с фактора видео и контекстной рекламы на почтовую рассылку. Подобные изменения довольно сложно учесть в коинтеграционных моделях, но именно они могут сыграть критическую роль. С этой точки зрения структурные байесовские модели имеют ряд преимуществ, позволяющих получить более надежные результаты по сравнению с другими типами моделей.

Список литературы

1. Архипова М.Ю., Сиротин В.П., Лайкова А.М. Статистическое моделирование поведения интернет-аудитории при выборе компании. // II Открытый российский статистический конгресс (II ОРСК). С. 156-161.
2. Медиапотребление в России. Ключевые тенденции, исследование Delotte, 2017.

3. Объем рекламного рынка России, АКАР 2018. Режим доступа [<http://www.akarussia.ru/node/7849>]
4. Geoffrion A., Krishnan R. Introduction: Operations Research in the E-Business Era // Interfaces, Vol. 31, No. 2, OR/MS and E-Business (Mar.- Apr., 2001). P. 1-5
5. Cookhwan K., Kwiseok K., Woojin C. How to measure the effectiveness of online advertising in online marketplaces // Expert Systems with Applications. 2011/ Vol. 38/ P. 4234-4243.
6. Fornell C., Larcker D.F. Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. // Journal of Marketing Research. 1981. Vol. 18. P. 39-50.
7. Hoover K. D. Economic theory and causal inference // Philosophy of Economics 13 (U. Mäki, ed.). Amsterdam: Elsevier, 2012. P. 89-113.
8. Percy L., Rossiter J. A model of brand awareness and brand attitude advertising strategies // Journal of Marketing Theory and Practice. 2016. Vol. 9, No. 4. P. 263-278.
9. Morgan R.P. A consumer-oriented framework of brand equity // International Journal of Market Research. 2000. Vol. 42. P. 65-78.
10. Huang S. The impact of context on display ad effectiveness: Automatic attitude activation and applicability // Electronic Commerce Research and Applications. 2014. Vol. 13. P. 341-354.
11. Brodersen F., Gallusser J. Causal Impact Using Bayesian Structural Time-Series Models. Institute of Mathematical Statistics, 2015.
12. Winship C., Morgan. L. The estimation of causal effects from observational data // Annual Review of Sociology. 1999. Vol. 25. P. 659-706.