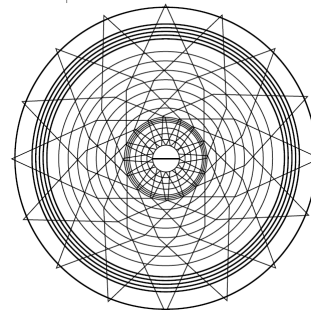


[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании



ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ ИНТЕРНЕТ-КАНАЛОВ РЕКЛАМЫ НА ПРОДАЖИ В РОССИЙСКОЙ КОМПАНИИ

Александровский С.В.

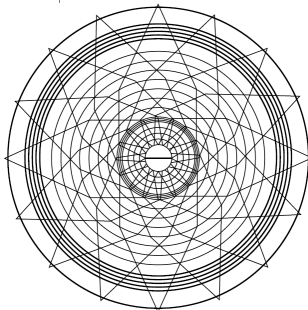
кандидат экономических наук, доцент
Национального исследовательского университета
«Высшая школа экономики»
(Нижний Новгород, Россия)
saleksandrovskiy@hse.ru

Трундова О.С.

аспирант направления «Маркетинг» Национального
исследовательского университета «Высшая школа
экономики»
(Нижний Новгород, Россия)
otrundova@hse.ru

Аннотация:

Компании делят бюджет на интернет-рекламу между интернет-каналами в зависимости от их влияния на продажи: чем большее влияние канал оказывает на продажи, тем больший он получает бюджет. Специалисты оценивают это влияние с помощью отчетов по моделям атрибуции. Такие отчеты можно строить в системах веб-аналитики «Яндекс», Google и др. Каждому интернет-каналу присваивается несколько степеней влияния на продажи в зависимости от выбранной модели атрибуции: первый клик, последнее взаимодействие и т. д. На основе данных о поведении клиента компания выбирает одну модель атрибуции, по которой оценивает влияние каждого канала. Так как не все компании хорошо знают пользовательский опыт, зачастую они выбирают модели атрибуции неправильно. В результате неверного выбора компания занижает бюджет на эффективные каналы и завышает на неэффективные. В данной статье авторы предлагают использовать модель воронки продаж для оценки влияния интернет-каналов на продажи, визуализации этапов покупки и распределения рекламного бюджета. С моделью воронки продаж компании больше не нужно выбирать одну модель атрибуции из нескольких: степень влияния на продажи однозначно определена для каждого канала. Данная модель ранее предлагалась другими авторами, но ее апробация проводилась не на российских данных или без описания методики анализа. Полученные же в ходе работы выводы о модели основаны на результатах эмпирического исследования — анализа 150 000 посетителей сайта российского интернет-магазина. Модель воронки продаж также поможет компаниям в сфере электронной коммерции визуализировать этапы, на которых они теряют клиентов, совершающих покупки на сайте. В результате применения модели компании смогут разграничить интернет-каналы, действительно влияющие на продажи, и те, что можно отключить без потери выгоды. Для исследуемой компании авторы рекомендовали перенаправить часть бюджета с менее эффективных каналов (платная реклама и реферальные каналы) на наиболее



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

эффективные (email-рассылка) на каждом этапе воронки продаж. Статья будет полезна специалистам при распределении бюджета на интернет-рекламу между каналами и для визуализации пути клиента.

Новизна настоящей работы заключается в том, что в ней продемонстрированы результаты апробации модели на реальных данных российской компании и описана методика их анализа.

Ключевые слова: интернет-реклама, интернет-каналы, продажи, модели атрибуции, воронка продаж.

Введение

В России за 2018 г. объем рынка интернет-рекламы вырос на 22% по сравнению с 2017 г., и достиг 203 млрд руб., обогнав рынок телевизионной рекламы в 179,7 млрд руб. (Истомина, 2019; ТАСС, 2019). Организации все чаще используют несколько каналов интернет-рекламы, проводят мультиканальные кампании и увеличивают рекламные бюджеты для интернета, стараясь инвестировать именно в те интернет-каналы, которые приносят больше продаж или конверсий. Модели атрибуции помогают маркетологам определить такие каналы. В США 54% компаний используют мультиканальные модели атрибуции для определения ценных каналов интернет-рекламы (Benes, 2018).

Зарубежные авторы описывают несколько моделей атрибуции, которые количественно определяют, каким образом распределять доходы между интернет-каналами. Эти исследователи рассматривают как стандартные линейные модели атрибуции, так и аддитивные (Zhao et al., 2019). Другие ученые предполагают, что в линейных моделях результирующие значения атрибуции могут быть неточными и сравнивают их с нелинейной параметрической моделью — регрессионной. При этом они говорят о том, что все еще трудно постулировать какую-либо заранее предполагаемую структуру модели (Yadagiri et al., 2015).

Некоторые исследователи сравнивают более сложные модели атрибуции и методы их апробации, такие как теория игр (Dalessandro et al., 2012), цепи Маркова (Abhishek et al., 2012), вектор Шепли (Berman, 2014) и другие модели. Эти труды показывают разницу между эвристическими моделями атрибуции (встроенными в бесплатную версию Google Analytics) и вероятностными.

Постановка задачи

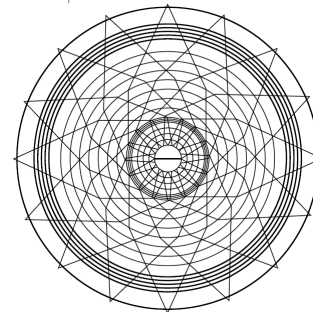
Маркетологи считают, что модель атрибуции по последнему взаимодействию дает достаточно информации о вкладе интернет-каналов в продажи или конверсию. Они выбирают модели атрибуции в бесплатной версии Google Analytics в зависимости от типа рекламной кампании и поведения покупателя, но случается, что могут и ошибиться в своем выборе. Но даже если модель определена верно, она дает неточную оценку ситуации.

Модели в бесплатной системе веб-аналитики Google Analytics используют эвристический подход, т. е. распределяют продажи или конверсии между каналами по заданному правилу без использования статистического анализа.

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*



Google Analytics строит несколько моделей атрибуции. Самые популярные из них — модель последнего взаимодействия (Last Interaction) и модель последнего непрямого клика (Last Non-Direct Click). Такие модели дают неточную оценку вклада интернет-каналов рекламы в продажи или конверсию, так как используемые правила не зависят от бизнеса, поведения покупателей и рекламных кампаний. У специалистов есть возможность использовать более точные платные системы аналитики или сложные статистические модели атрибуции, но узнав о том, что это дорого и/или сложно, маркетологи продолжают пользоваться бесплатными, простыми и неточными моделями Google Analytics.

Статья поможет маркетологам, аналитикам и исследователям точнее определить вклад каждого канала интернет-рекламы в продажи или конверсию, выбрать наиболее ценные из них и определить рекламный бюджет для каждого канала в зависимости от его важности. Для этого в статье предлагается использовать статистическую (вероятностную) модель атрибуции воронки продаж на основе данных из системы Google Analytics. Воронку продаж на основе данных ранее предлагали другие авторы (Bryl', 2015), но для зарубежного рынка. В рамках же текущей работы проведена апробация модели на данных российского онлайн-магазина.

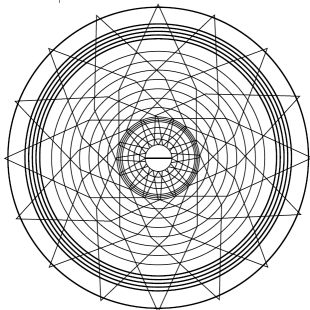
Эта статистическая модель проста для понимания в отличие от более сложных, например, цепей Маркова или вектора Шепли, т. е. маркетологи смогут освоить ее без дополнительных знаний. Для построения модели используются данные из бесплатной версии Google Analytics, но при этом она получается более точной, чем встроенные с этот сервис бесплатные модели, так как основана на статистическом алгоритме, а не на заданном правиле.

Обзор методов распределения конверсий между каналами

Компании изучают путь клиента онлайн от момента первого посещения сайта до совершения покупки или конверсии. Для этого маркетологами используются системы веб-аналитики (Google Analytics, «Яндекс.Метрика» и др.) и встроенные в них модели атрибуции (Google Analytics, 2019е; Блог Яндекс.Метрики, 2018; Яндекс.Справка, 2019).

Достаточно малое число посетителей совершает покупку, когда впервые заходит на сайт магазина (в первую сессию). Поэтому, чтобы правильно распределить доход от заказа между интернет-каналами, которые привели покупателя на сайт, нужно оценивать каждый сеанс (сессию) покупателя на сайте, а не только тот, в который совершена покупка (Google Analytics, 2019с).

Маркетолог может сгруппировать сессии с одинаковыми рекламными кампаниями или каналами. В результате, если до совершения покупки пользователь взаимодействовал с несколькими рекламными кампаниями или каналами, при распределении дохода каждая кампания или канал получит свою долю, и так маркетолог узнает, что приносит больший доход. Ключевой вопрос



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

— как распределить доход от заказов между сессиями (кампаниями или каналами)?

Для распределения дохода от заказов между сессиями маркетологи используют системы веб-аналитики (например, Google Analytics), где по умолчанию в отчетах применяется модель атрибуции по последнему взаимодействию.

В зарубежных исследованиях модели атрибуции Google Analytics используются как стандарт для сравнения с результатами статистических моделей атрибуции. В настоящей работе также сравниваются результаты статистической модели воронки продаж с моделями Google Analytics.

Модель последнего взаимодействия Google Analytics присваивает 100% конверсий последнему каналу, из которого пользователь перешел на сайт перед совершением покупки. Для большинства маркетологов это логично, но на самом деле — неправильно. Например, клиент проходит следующий путь к покупке (заходит на сайт онлайн-магазина из интернет-каналов в такой последовательности): контекстная реклама >>> органическая выдача >>> медийная реклама >>> ретаргетинг >>> покупка.

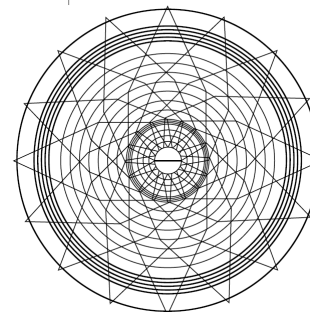
Модель последнего взаимодействия присваивает 100% конверсий последнему каналу в пути клиента — ретаргетингу, но на пути к покупке клиент взаимодействовал и с другими каналами. Каналы влияют друг на друга и их реальный вклад в покупку отличается от рассчитанного по модели последнего взаимодействия (Flaks, 2015). Эта модель не учитывает остальные сеансы покупателя на сайте, в которые он не совершил покупку. Google Analytics также предлагает и другие модели атрибуции (рис. 1). Черная область круга на рисунке обозначает долю ценности (дохода или конверсии), которую присваивают по модели атрибуции соответствующему каналу. Каналы расположены в той последовательности, в которой с ними взаимодействовал посетитель сайта онлайн-магазина.

В модели последнего непрямого клика ценность присваивается последнему значимому каналу, который оказался перед всеми прямыми переходами на сайт. В линейной модели (Linear) все каналы одинаково ценны. В модели на основе позиции (Position Based) наибольшая ценность присваивается двум каналам — первому (40%) и последнему (40%), оставшиеся 20% равномерно распределяются между остальными каналами. В модели с учетом давности взаимодействий (временной спад) (Time Decay) наибольшая ценность у тех каналов, которые ближе всего к покупке или конверсии (Google Analytics, 2018). Аналитики предлагают оценивать интернет-каналы по модели атрибуции, которая соответствует их роли. Так, каналы, привлекающие клиентов на сайт, нужно оценивать по модели первого взаимодействия; конвертирующие посетителей в покупателей — по модели последнего непрямого клика. Но если использовать разные модели одновременно, то сумма долей дохода, распределенного между каналами, будет больше, чем общий доход, полученный

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании



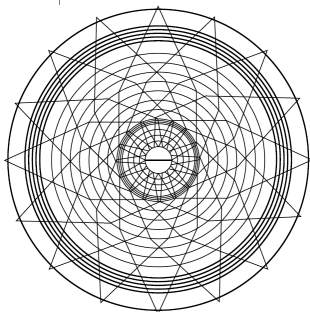
сайтом онлайн-магазина, поэтому нужно выбрать одну модель для всех интернет-каналов (Flaks, 2015).

Модель атрибуции	Путь клиента к покупке			
	Канал 1	Канал 2	Канал 3	Канал 4
Последнее взаимодействие				
Последний не прямой клик*				
Первое взаимодействие				
Линейная				
На основе позиции				
С учетом давности взаимодействий (временной спад)				

Рисунок 1. Распределение ценности (дохода или конверсии) между каналами в моделях атрибуции. *При условии, что канал 4 — это прямой переход на сайт.

У моделей первого взаимодействия и на основе позиции та же проблема, что у модели последнего взаимодействия: они не учитывают вклад большинства сессий, которые влияли на путь клиента к покупке. Линейная модель, модель на основе позиции и модель с учетом давности взаимодействия распределяют доход между всеми каналами в зависимости от их положения на пути клиента, т. е. учитывают все сессии, но не с помощью математического анализа.

Модель атрибуции на основе данных (Data Driven) доступна в платной версии системы Google Analytics (Google Analytics 360) и не имеет таких ограничений. Она базируется на статистической модели вектора Шепли и распределяет доход между каналами в зависимости от корреляции присутствия канала в пути клиента и покупки или конверсии (Google Analytics, 2019b). Маркетолог не может объяснить, почему модель атрибуции на основе данных распределяет на канал определенную долю дохода. Расчеты этой модели нельзя проверить (так как они проходят на серверах Google), и маркетолог вынужден верить компании, которая продает рекламу в поисковой выдаче и заинтересована распределять



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

большую часть доходов от продаж на свои платные каналы, чтобы увеличить их значимость.

Как нам представляется, модели Google Analytics следует применять, если компании не нужно точно оценивать вклад каждого канала в продажи, если она использует единственный интернет-канал для привлечения клиентов на сайт или хочет оценить только конкретную часть воронки (например, узнать каналы, через которые покупатель зашел на сайт впервые) (Google Analytics, 2018). Не рекомендуется применять модели Google Analytics, если компания использует несколько интернет-каналов для привлечения посетителей на сайт онлайн-магазина и хочет точно оценивать их вклад в продажи или конверсию, а также если для привлечения покупателей на сайт используется хотя бы один офлайн-канал. Влияние офлайн-каналов сложнее учесть в моделях атрибуции Google Analytics, чем влияние интернет-каналов: для этого нужно присваивать каждому офлайн-каналу идентификатор (номер телефона, специальный адрес сайта и т. п.), по которому можно было бы определить, что клиент пришел на сайт именно из этого источника, а также настраивать Google Analytics на учет сеансов из таких каналов.

Воронка продаж — модель пути клиента, основанная на реальном потребительском поведении. Компании теряют посетителей на каждом этапе взаимодействия, в результате чего происходит сужение каждого следующего этапа по сравнению с предыдущим. Модель воронки продаж помогает определить этапы, на которых компания теряет основное число посетителей. Классическая воронка в рекламе включает четыре этапа (Vakratsas & Ambler, 1999):

1. Осведомленность (Awareness) — покупатель узнает о товаре или услуге.
2. Интерес (Interest) — покупатель интересуется товарной категорией.
3. Желание (Desire) — покупатель ищет конкретный бренд или товар.
4. Действие (Action) — покупатель совершает покупку выбранного товара.

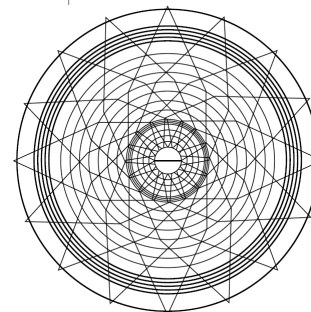
Воронка может включать больше этапов в зависимости от бизнеса и уровня детализации, необходимой маркетологу (Muzellec & O'Raghallaigh, 2018; Kim et al., 2014; Moran et al., 2014; Vakratsas & Ambler, 1999). Для сайтов электронной коммерции авторы предлагают использовать одно или несколько условий (событий), регистрируемых в системе Google Analytics, которые подтверждают, что покупатель перешел на конкретный этап воронки. Для этого предлагается регистрировать посещение определенных страниц сайта и относить каждую страницу сайта к одному из этапов воронки (Bryl', 2015):

1. Посещение главной страницы сайта или посадочных страниц рекламных кампаний сайта — осведомленность.
2. Страницы с описанием товара или услуги — интерес.
3. Корзина — желание.
4. Страница благодарности за совершенную покупку — действие.

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании



Тогда путь клиента по воронке продаж выглядит так: покупатель видит рекламное объявление и кликает на него >>> попадает на посадочную страницу >>> переходит к описанию товара >>> кладет товар в корзину >>> оплачивает товар (покупает).

Вероятность перехода посетителя на каждый следующий этап воронки рассчитывается на основе истории переходов, которая хранится в Google Analytics. Путь клиента к покупке в данной модели — это последовательность сессий (переходов). Каждая сессия приписывается интернет-каналу, через который посетитель зашел на сайт в эту сессию. Чем выше вероятность, что посетитель перейдет на следующий этап воронки, тем ниже ценность интернет-канала, благодаря которому покупатель зашел на сайт для перехода на этот этап. Верно и обратное — чем ниже вероятность перехода, тем выше ценность канала.

Для анализа посетителей по модели воронки продаж нужны сведения обо всех сессиях каждого посетителя сайта. Благодаря данным из Google Analytics известно, в какую сессию посетитель увидел товар, который потом купил, через какой канал он пришел на сайт перед тем, как добавить товар в корзину или оплатить его. Для расчета ценности сессии (сеанса) нужно (Таблица 1):

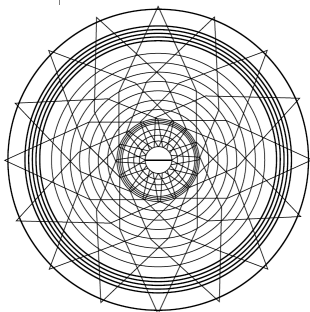
1. Вычислить вероятность перехода на каждый этап воронки.
2. Рассчитать ценность сессий, которые помогли перейти на этап.
3. Сгруппировать сессии по рекламным кампаниям, чтобы посчитать ценность кампаний.

Таблица 1

Пример расчета ценности этапов воронки продаж

Этап воронки	Посетителей на этапе, %	Вероятность перехода на данный этап с предыдущего, %	Оценка этапа	Ценность этапа
1. Первый визит	100	—	—	—
2. Целевой визит (с учетом отказов*)	62	$62/100 = 62\%$	$1 - 62\% = 0,38$	$0,38/2,2 = 17\%$
3. Просмотр страницы товара	43	$43/62 = 69\%$	0,31	14%
4. Добавление в корзину	7,90	18%	0,82	37%
5. Покупка	2,20	28%	0,72	32%
Итого	—	—	2,22	100%

*Отказ — это сеанс с просмотром одной страницы на сайте (Google Analytics, 2019d).



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании

Значения ценности этапов основаны на поведении посетителей и отличаются для разных сайтов и сегментов покупателей. Это исключает ошибку распределения конверсий на основе личных убеждений маркетолога.

Сумма ценностей всех этапов (долей дохода, распределенных между каналами) равна 100% в отличие от моделей атрибуции Google Analytics, где распределение происходит на основе ассоциированных конверсий и сумма может быть больше 100% (Google Analytics, 2019a).

Оценка сеанса — это сумма значений этапов, которые были пройдены в первый раз в течение этого сеанса. Значение присваивается только тем сеансам, которые помогли пользователю пройти один из этапов воронки, при этом весь путь привел к покупке (Таблица 2).

Таблица 2
Пример расчета ценности сеансов

Сеанс 1		Сеанс 2		Сеанс 3		
Визит	Визит	Просмотр страницы товара	Добавление в корзину	Визит	Просмотр страницы товара	Заказ (покупка)
17%		14%+37% = 51% ¹		32%		

Зная источник каждого сеанса, сгруппируем их по рекламным кампаниям и в результате определим ценность рекламных кампаний на основе их влияния на прохождение каждого этапа воронки, а не только последнего.

Доход или конверсии, присвоенные интернет-каналам по модели воронки продаж, отличаются от результатов модели последнего непрямого клика в Google Analytics. Причина отличий в методе распределения конверсий. В модели воронки продаж доход или конверсия распределяются между всеми каналами, которые помогают посетителю пройти каждый этап на пути к покупке, на основе расчетов, а не только на последний канал, как в модели последнего непрямого клика, встроенной в Google Analytics.

Для построения воронки продаж в работе использован язык программирования R (Bryl', 2015; Делзелл, 2014).

Вероятности по воронке продаж рекомендуется рассчитывать для ограниченного периода времени (за 1–3 месяца для начала). Поведение клиентов меняется из-за изменений на сайте или рекламных кампаний, поэтому воронку нужно регулярно перестраивать. Маркетолог сможет анализировать динамику изменения вероятностей между периодами, чтобы найти оптимальную продолжительность. Рекомендуется визуализировать все пути клиентов к покупке: это поможет наглядно показать узкие места воронки, где компания теряет клиентов (Рисунок 2).

¹ Этап «визит» не учитывается, так как уже пройден в сеансе 1.

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании

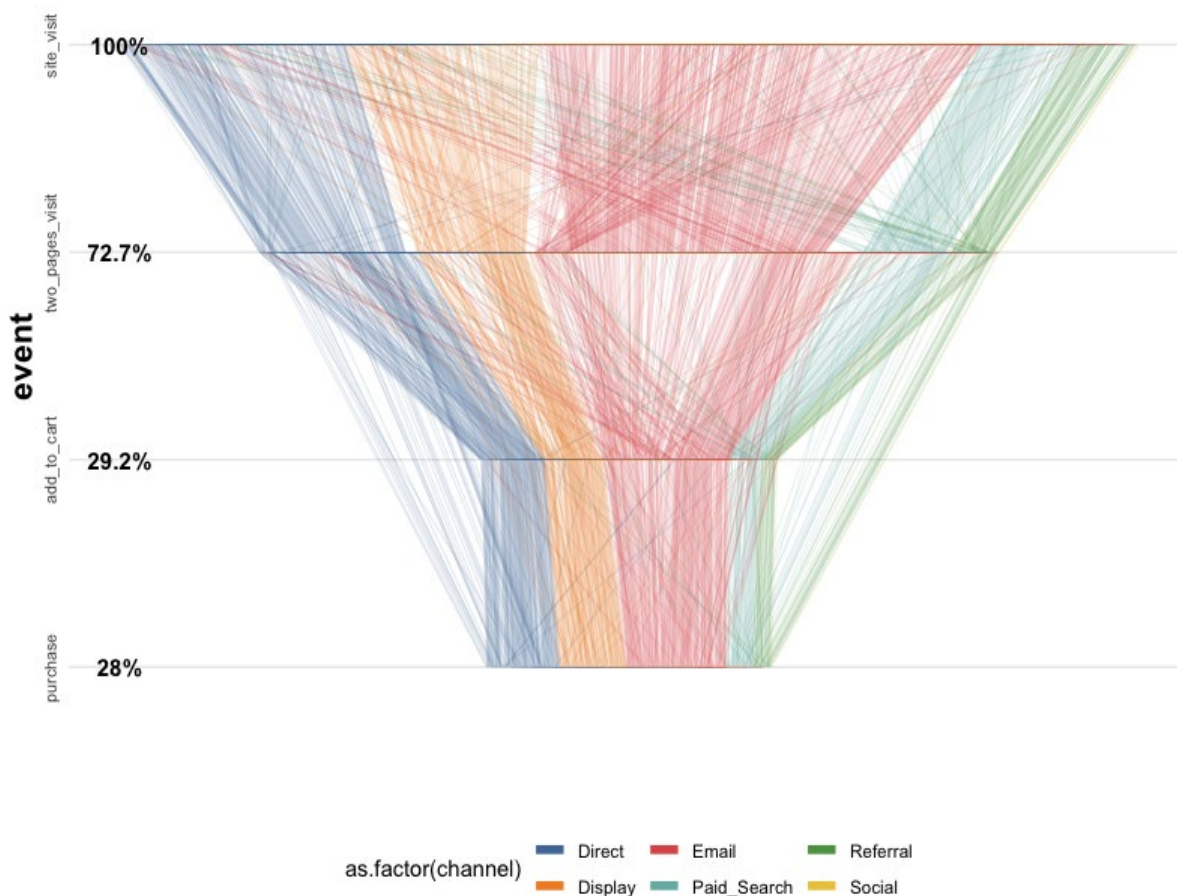
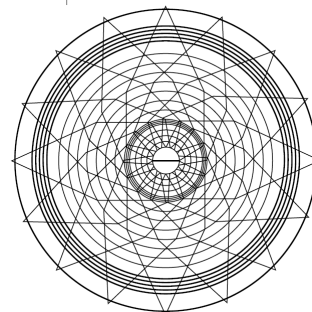


Рис. 2. Воронка продаж для онлайн-магазина*

* event – Событие

site_visit – Посетил сайт в первый раз

two_page_visit – Просмотр более двух страниц

add_to_cart – Добавил товар в корзину

purchase – Оформление заказа

as.factor(channel) – Канал

Direct - Прямые переходы (Переходы по прямой ссылке)

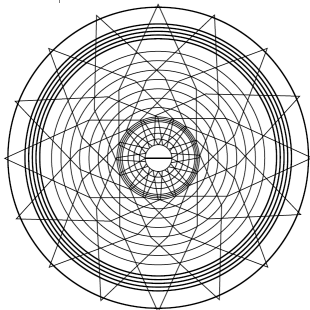
Email – Email-маркетинг или рекламная email-рассылка

Display – Медийная реклама (баннерная реклама)

Paid_search – Платная реклама в поисковой выдаче

Social – Переходы из социальных сетей

Referral – Размещение на сайтах-партнерах



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

Распределение дохода (конверсий) между интернет-каналами по модели воронки продаж отличается от модели последнего непрямого клика и имеет преимущества перед ней. В модели последнего непрямого клика доход или конверсию связывают только с одной сессией, которая привела к покупке. Если покупатель впервые зашел на сайт через канал медийной рекламы, вернулся за нужным продуктом через канал ретаргетинга и завершил покупку, перейдя по ссылке в канале email, то канал email получит 100% дохода от покупки. В модели воронки продаж доход распределяется между всеми каналами, которые привели пользователя к покупке на каждом этапе воронки, а не только на канал email.

В данной работе модель воронки продаж рассчитана на основе данных из бесплатной версии системы веб-аналитики Google Analytics. Эта модель простая в использовании, так как код для анализа ее данных и визуализации написан при помощи бесплатного инструмента — языка программирования R. Эта модель более точная, чем модели Google Analytics: она основана на математическом анализе, а не на эвристическом правиле. Благодаря ней маркетолог видит, как происходят расчеты и может проверить ценность каждого сеанса и что повлияло на ценность интернет-канала. Для использования модели не нужна платная версия Google Analytics 360 и помощь разработчиков или IT-специалистов.

Простые расчеты для одного сегмента посетителей сайта можно сделать в Excel, но рассчитать вероятности и распределение дохода или конверсий для всех посетителей сайта в Excel трудно из-за внушительного объема данных и большого числа возможных сегментов. Поэтому для расчетов использован язык программирования R.

Методология исследования

Цель настоящего исследования — описать методику оценки эффективности интернет-каналов с помощью модели воронки продаж на основе данных. Для достижения поставленной цели проводится апробация модели на базе реальных данных о поведении клиентов, чтобы определить наиболее эффективные интернет-каналы для российского онлайн-магазина. Эта методика поможет другим компаниям сегмента e-commerce оценивать эффективность собственных интернет-каналов.

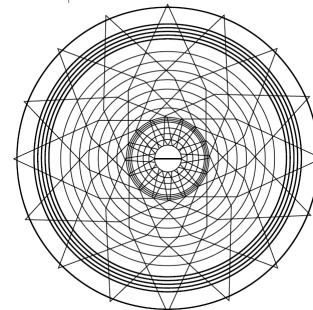
Данная модель позволит детально проанализировать, какой процент посетителей компания теряет на каждом этапе их взаимодействия с сайтом и с конкретным интернет-каналом, и при этом визуализировать каждый этап. Особенно эта модель актуальна для сегмента e-commerce, поскольку все покупки совершаются с помощью интернет-маркетинга, что исключает влияние внешних факторов — офлайн-продвижения.

Данные собраны по компании b2c сегмента (продажа аксессуаров премиум-класса), где пользователи до принятия решения о покупке совершали целевые визиты на сайт через три и более интернет-канала (данные Google Analytics). То есть прежде, чем совершить покупку на сайте, пользователь несколько раз

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*



возвращался на него через разные интернет-каналы. Поведение пользователя может быть импульсивным, но для предлагаемого товара (аксессуары премиум-класса) принятие решения о покупке может длиться несколько дней или недель, пока реклама снова не подействует на него.

По данным Google Analytics, наибольшее количество целевых действий на сайте пользователи совершают в первые 2–3 дня после взаимодействия с интернет-рекламой и перехода на ресурс. Причинами этого могут быть как внутренние факторы поведения пользователя, так и внешнее воздействие — медийная реклама в интернете и др.

Компания использует семь интернет-каналов:

1. Платная реклама в поисковой выдаче (Paid Search).
2. Email-маркетинг или рекламная email-рассылка (Email).
3. Размещение на сайтах-партнерах (Referral).
4. Органическая выдача (платное продвижение по ключевым запросам) (SEO).
5. Переходы из социальных сетей (Social).
6. Прямые переходы (переходы по прямой ссылке) (Direct).
7. Медийная реклама (баннерная реклама) (Display).

Ежемесячно на сайт компании заходит 150 тыс. пользователей, совершающих 250 тыс. сеансов. Общее количество анализируемых данных: 250 тыс. сеансов. Период анализируемых данных — один календарный месяц.

Для построения модели воронки продаж в Google Analytics на сайте компании были произведены специальные настройки, позволяющие определять каждого конкретного пользователя через идентификатор User ID. С помощью этого идентификатора система Google Analytics отслеживала полный путь каждого пользователя, который взаимодействовал с сайтом по модели воронки продаж:

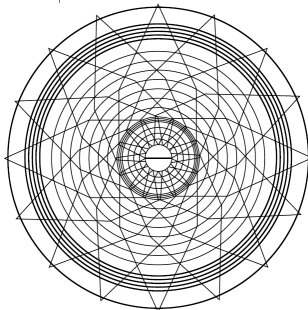
Этап 1 «Осведомленность» — посетил сайт в первый раз;

Этап 2 «Интерес» — просмотр более двух страниц;

Этап 3 «Желание» — добавил товар в корзину;

Этап 4 «Действие» — оформление заказа.

Данные о пути пользователей на каждом этапе воронки были выгружены из Google Analytics и сгруппированы с целью последующего анализа в приложении для статистической обработки данных R. Группировка данных происходила по событиям. Фрагмент данных для построения модели представлен в таблице 3.



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании

Таблица 3.
Фрагмент данных онлайн-магазина из Google Analytics

Идентификатор посетителя (User ID ²)	Дата (Date)	Канал (Channel ³)	Идентификатор сеанса (Session ID ⁴)	Событие (Event ⁵)
1	03.04.2018	Email	71p593oh4luh6gr14id1savb54	Посетил сайт в первый раз
1	05.04.2018	Paid Search	bu7pg6i5ta3lrlfd13r1t87ve3	Добавил товар в корзину
1	03.04.2018	Email	f7dati3rn76spj1jh44kn6r1t3	Просмотр более двух страниц

Конверсии предлагается распределять только между интернет-каналами, которые впервые привели покупателя на каждый из этапов воронки. Если посетитель впервые зашел на страницу описания продукта (Этап 2 «Интерес») из канала платной рекламы в поисковой выдаче (Paid Search), то последующие переходы на эту же страницу из других каналов не будут учитываться при распределении конверсии между каналами, пока посетитель не совершит покупку, после которой начнется новый путь по воронке.

Предлагается закрепить интернет-канал, который привел пользователя впервые к каждому из этапов воронки. Например, пользователь добавил продукт в корзину (Этап 3 «Желание») вследствие взаимодействия с каналом N. Это означает, что любые будущие посещения из других каналов с добавлением продукта в корзину не будут учитываться до тех пор, пока клиент не совершит покупку и не начнет новую воронку продаж. Данный этап реализуется с помощью кода в приложении R.

Предполагается, что все клиенты были покупателями впервые, поэтому каждая следующая покупка как событие удалена. Это позволяет получить более достоверную информацию относительно работы интернет-каналов именно для первых покупателей, так как повторные покупки совершают клиенты, которые уже лояльны к компании. В данном случае важно оценить эффективность интернет-каналов с помощью клиентов, которые ранее не совершали покупки на веб-сайте.

² Уникальный идентификатор пользователя, позволяющий аккумулировать данные по уникальному пользователю, а не по устройству. Данные зашифрованы и не передают персонализированную информацию.

³ Источник трафика (канал), который использует компания.

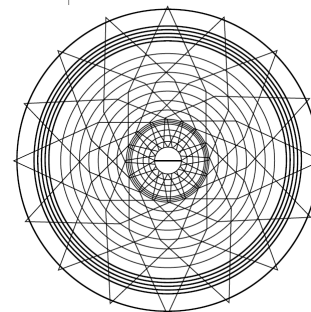
⁴ Уникальное значение сеанса пользователя на сайте.

⁵ Целевые действия на сайте, в т. ч. конверсии.

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании



Результаты эмпирического исследования

Согласно выбранному методу, чем выше вероятность перехода, тем ниже значение канала, поэтому необходимо вычислять важность каждого этапа как единица минус вероятность перехода. Таким образом, наиболее весомыми этапами являются добавление товара в корзину и оформление покупки (Таблица 4). С помощью приложения R была рассчитана ценность каждого этапа воронки продаж.

Таблица 4.
Ценность этапов воронки продаж для онлайн-магазина

Событие	Число посетителей, прошедших этап	Ценность этапа воронки продаж
Посетил сайт в первый раз	2499	0%
Просмотр более двух страниц	1817	30%
Добавил товар в корзину	730	66%
Оформление заказа	700	5%

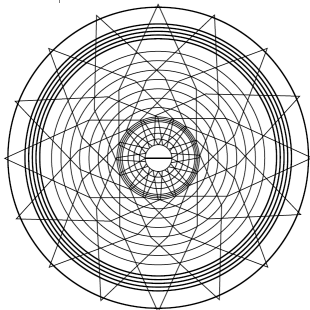
Далее значимые этапы воронки были связаны с сеансами по событию и суммированы. В результате получилось количество конверсий, которые были распределены по интернет-каналам (Таблица 5).

Общее число покупок — 700. Для анализа были использованы данные о 654 покупках. 46 конверсий были удалены из анализа, так как система присвоила им неизвестный канал (non direct). Количество совершенных целевых действий распределилось по известным интернет-каналам (Таблица 5).

Таблица 5.
Воронка продаж для онлайн-магазина

Канал	Количество конверсий
Direct	160
Other (медийная реклама)	142
Email	249
Paid Search	64
Referral	38
Social	1
Всего	654

Визуализация модели представлена на рис. 2. В результате анализа данных по модели воронки продаж 28% пользователей, посетивших сайт впервые, дошли до финального этапа — оформления покупки. Клиенты, добавившие товар в корзину (29,2%), проходят следующий этап воронки с высокой вероятностью (28%), таким образом число совершивших покупку составляет



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

почти 100% от тех, кто положил товар в корзину. На данном этапе теряется наименьшее количество пользователей, не совершивших целевое действие.

Наиболее качественный канал — email-рассылка (249 конверсий), так как именно из него наибольшее число пользователей доходят до финального этапа (Таблица 5). Далее весомый вклад вносят прямые (Direct) переходы (160 конверсий), ценность сеансов которых показывает, что основная доля пользователей переходит с первого этапа на финальный.

Следующий по важности интернет-канал — Other, включающий медийную рекламу (142 конверсии). Основная задача медийной рекламы — привлекать новых посетителей в начале воронки и возвращать их с помощью ретаргетинга. Данная задача реализуется качественно, так как были зафиксированы сеансы, приводящие сразу к покупке, что видно на рис. 2. Платная реклама (64 конверсии) и реферальный трафик (38 конверсий) показывают меньшую ценность в данном случае, но также демонстрируют характерное поведение пользователей для данной компании.

Несмотря на то, что каждый интернет-канал отвечает за свою часть воронки и несет различный информационный посыл, полученные результаты могут быть использованы при планировании бюджета на следующий отчетный период, причем с изменениями в маркетинговой стратегии для каналов, где ценность источника имеет низкие значения. Данная статистика представлена за один месяц (30 дней), поэтому все результаты зависят от перемен на сайте или изменений в маркетинговых кампаниях, которые оказались не результативными в конкретном отчетном периоде.

Данная воронка продаж построена с распределением относительного значения ценности каждого этапа в зависимости от первого и второго посещения сайта. С учетом анализа можно рекомендовать перераспределить часть бюджета на наиболее конверсионные источники трафика (в данном случае — email-рассылка) на каждом этапе воронки продаж.

Канал размещения на сайтах-партнерах (Referral) наименее эффективен при переходе пользователя с третьего этапа на четвертый (добавление товара в корзину и покупка), но при этом заметны случаи, когда пользователи сразу после просмотра более двух страниц сайта переходят на этап покупки. Данные выводы позволяют маркетологам финансировать наиболее эффективные интернет-каналы и привлекать тем самым большее число конверсий (покупок).

Заключение

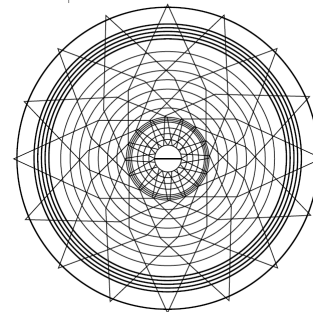
В настоящем исследовании апробирована модель воронки продаж на основе данных российского онлайн-магазина, выделены эффективные и неэффективные интернет-каналы для компании в сегменте e-commerce. Данная модель отличается яркой визуализацией и понятной механикой реализации.

Результаты исследования включают ряд ограничений. В силу того, что оно было проведено только для одной компании, необходимо учитывать специфику бизнеса при анализе данных с помощью этой модели. В текущем исследовании

[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании



не анализируется вклад офлайн-каналов и не оценивается степень влияния каналов друг на друга в условиях многоканальности, что имеет свою специфику и требует анализа по более сложным статистическим моделям атрибуции.

В ходе анализа поведения 150 тыс. пользователей по модели воронки продаж дана оценка степени влияния каждого интернет-канала на продажи и визуализированы этапы воронки, на которых компания теряет клиентов при совершении ими покупки на сайте.

Модель воронки продаж поможет маркетологам и аналитикам распределить бюджет на интернет-рекламу между каналами и визуализировать путь клиента к покупке, так как полученные результаты базируются не на эвристическом правиле Google Analytics, а на вероятностном подходе. Новизна данной работы заключается в том, что описаны результаты апробации модели на основе данных российского онлайн-магазина и методика анализа.

БИБЛИОГРАФИЯ

Блог Яндекс.Метрики. (2018, 8 июня). Модели атрибуции в Метрике и в Директе: как всё устроено. Яндекс.Метрика.

<https://yandex.ru/blog/metrika/modeli-atributsii-v-metrike-i-v-direkte-kak-vse-ustroeno>

Делзелл, К. (2014, 24 октября). Необходимо ли вам изучать язык R? IBM.

<https://www.ibm.com/developerworks/ru/library/bd-learnr/index.html>

Истомина, М. (2019, 11 марта). Реклама в интернете впервые обогнала ТВ. РБК.

https://www.rbc.ru/technology_and_media/11/03/2019/5c8619ce9a79473741c1055f

ТАСС. (2019, 11 марта). Исследование: рынок интернет-рекламы в России по итогам 2018 года обогнал телевидение.

<https://tass.ru/ekonomika/6205309>

Яндекс.Справка (2019). Модели атрибуции.

<https://yandex.ru/support/metrika/reports/attribution-model.html>

Abhishek, V., Fader, P., & Hosanagar, K. (2012). The Long Road to Online Conversion: A Model of Multi-Channel Attribution. SSRN.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.2158421>

Benes, R. (2018, December 10). Who Is Using Multitouch Attribution? eMarketer.com.

<https://www.emarketer.com/content/who-is-using-multitouch-attribution>

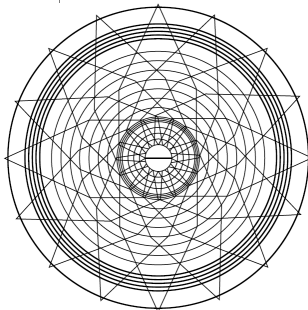
Berman, R. (2014). Beyond the Last Touch: Attribution in Online Advertising. SSRN.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.2384211>

Bryl', S. (2015, June 23). Sales Funnel visualization with R. AnalyzeCore.

<https://analyzecore.com/2015/06/23/sales-funnel-visualization-with-r/>

Dalessandro, B., Perlich, C., Stitelman, O., & Provost, F. (2012). Causally motivated attribution for online advertising. Proceedings of the Sixth International Workshop on



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

Data Mining for Online Advertising and Internet Economy — ADKDD '12 (pp. 1–9).
<https://doi.org/10.1145/2351356.2351363>

Flaks, V. (2015, December 8). Comparison of multi-channel attribution models. OWOX.
<https://www.owox.com/blog/articles/multi-channel-attribution-models-comparison/>

Google Analytics. (2018, октябрь). Модели атрибуции: узнать, какие каналы сыграли ключевую роль в покупке.

<https://www.thinkwithgoogle.com/intl/ru-ru/insights-trends/tools/attribution-models/>

Google Analytics. (2019a). Многоканальные последовательности — Справка — Google Analytics.

<https://support.google.com/analytics/answer/1191180?hl=ru>

Google Analytics. (2019b). Атрибуция на основе данных многоканальных последовательностей — Справка — Google Analytics.

<https://support.google.com/analytics/answer/3264076?hl=ru>

Google Analytics. (2019c). Определение веб-сеанса в Google Аналитике — Справка — Google Analytics.

<https://support.google.com/analytics/answer/2731565?hl=ru>

Google Analytics. (2019d). Показатель отказов — Справка — Google Analytics.

<https://support.google.com/analytics/answer/1009409?hl=ru>

Google Analytics. (2019e). Стандартные модели атрибуции для многоканальных последовательностей — Справка — Google Analytics.

<https://support.google.com/analytics/answer/1665189?hl=ru>

Kim, K., Hayes, J. L., Avant, J. A., & Reid, L. N. (2014). Trends in Advertising Research: A Longitudinal Analysis of Leading Advertising, Marketing, and Communication Journals, 1980 to 2010. *Journal of Advertising*, 43(3), 296–316.

<https://doi.org/10.1080/00913367.2013.857620>

Moran, G., Muzellec, L., & Nolan, E. (2014). Consumer Moments of Truth In the Digital Context. *Journal of Advertising Research*, 54(2), 200–204.

<https://doi.org/10.2501/JAR-54-2-200-204>

Muzellec, L., & O'Raghallaigh, E. (2018). Mobile Technology and Its Impact On the Consumer Decision-Making Journey. *Journal of Advertising Research*, 58(1), 12–15.

<https://doi.org/10.2501/JAR-2017-058>

Vakratsas, D., & Ambler, T. (1999). How Advertising Works: What Do We Really Know? *Journal of Marketing*, 63(1), 26–43.

<https://doi.org/10.2307/1251999>

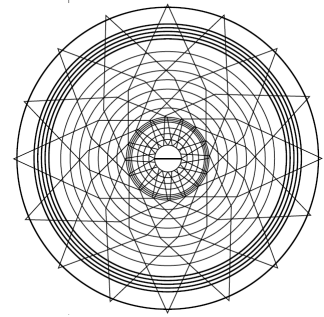
Yadagiri M. M., Saini S. K., Sinha R. (2015). A Non-parametric Approach to the Multi-channel Attribution Problem. In J. Wang et al. (Eds.), *Web Information Systems Engineering — WISE 2015*. Springer, Cham.

https://doi.org/10.1007/978-3-319-26190-4_23

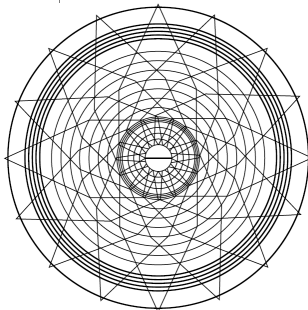
[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.

*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*



Zhao, K., Mahboobi, S. H., & Bagheri, S. R. (2019). Revenue-based attribution modeling for online advertising. International Journal of Market Research, 61(2). <https://doi.org/10.1177/1470785318774447>



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

MEASURING DIGITAL CHANNELS CONTRIBUTION TO SALES IN RUSSIAN COMPANY

Alexandrovsky S.V.

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor at the
National Research University Higher School of Economics
(Nizhny Novgorod, Russia)
saleksandrovskiy@hse.ru

Trundova O.S.

Student of the Doctoral Programme 'Marketing' at the National
Research University Higher School of Economics
(Nizhny Novgorod, Russia)
otrundova@hse.ru

Abstract:

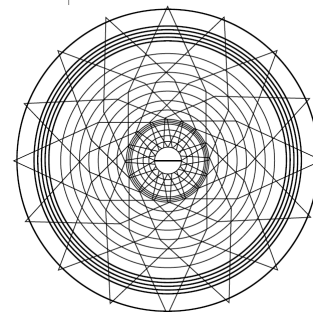
In this paper, the authors aim to offer an approach for measuring digital channels contribution to online conversions (sales) in e-commerce for Russian company. Marketers split digital advertising budget between digital channels depending on channels' contribution to sales. If a channel has a bigger impact on sales, it gets a bigger budget.

Marketers evaluate contribution with the help of attribution modelling reports. These reports are built-in tool of web-analytic systems like Yandex, Google, etc. The attribution-modelling tool assigns several levels of sales contribution to each channel depending on the chosen attribution model: First click, Last interaction, and other models. Knowing user experience, a company chooses one attribution model for evaluation of channels' contribution. If marketer do not know much about customer's user experience, the choice of attribution model will be wrong. With wrong attribution model marketer underestimate efficient channels and overestimate non-efficient channels. The authors offer a method based on «sales funnel» which does not require choosing one attribution model over others and do show one precise level of sales contribution for each channel. Other authors previously suggested the «sales Funnel» model but did not test the model on real data. The findings are based on empirical research of 150000 website visitors for Russian online store. For the studied company, the authors recommend redistributing part of the budget to more effective channel (like Email-mailing) at each stage of the sales funnel. Paid advertising and referral channel contribute less to sales value and marketers can redistribute part of the budget from these channels to other channels. With a help of the «sales funnel» the authors visualize customer journey and show stages of journey where company loose customers. As an output, the authors show digital channels that contribute to sales. The paper helps marketers to split digital advertising budget between channels and visualize customer journey to purchase.

Keywords: digital advertising, digital channels, sales, attribution models, sales funnel.

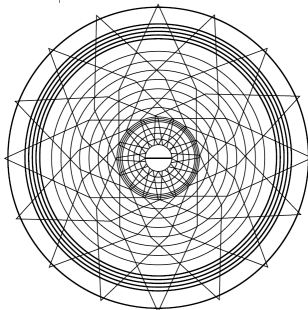
[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании



REFERENCES

- Abhishek, V., Fader, P., & Hosanagar, K. (2012). The Long Road to Online Conversion: A Model of Multi-Channel Attribution. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2158421>
- Benes, R. (2018, December 10). Who Is Using Multitouch Attribution? eMarketer.com. <https://www.emarketer.com/content/who-is-using-multitouch-attribution>
- Berman, R. (2014). Beyond the Last Touch: Attribution in Online Advertising. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2384211>
- Blog Yandex.Metrica. (2018, June 8). Modeli atributsii v Metrike i v Direkte: kak vse ustroeno. Yandex.Metrica. <https://yandex.ru/blog/metrica/modeli-atributsii-v-metrike-i-v-direkte-kak-vse-ustroeno>
- Bryl', S. (2015, June 23). Sales Funnel visualization with R. AnalyzeCore. <https://analyzecore.com/2015/06/23/sales-funnel-visualization-with-r/>
- Dalessandro, B., Perlich, C., Stitelman, O., & Provost, F. (2012). Causally motivated attribution for online advertising. Proceedings of the Sixth International Workshop on Data Mining for Online Advertising and Internet Economy — ADKDD '12 (pp. 1–9). <https://doi.org/10.1145/2351356.2351363>
- Delzell, K. (2014, October 24). Neobkhodimo li vam izuchat' yazyk R? IBM. <https://www.ibm.com/developerworks/ru/library/bd-learnr/index.html>
- Flaks, V. (2015, December 8). Comparison of multi-channel attribution models. OWOX. <https://www.owox.com/blog/articles/multi-channel-attribution-models-comparison/>
- Google Analytics. (2018, October). Modeli atributsii: Uznat', kakie kanaly sygrali klyuchevuyu rol' v pokupke. <https://www.thinkwithgoogle.com/intl/ru-ru/insights-trends/tools/attribution-models/>
- Google Analytics. (2019a). Mnogokanal'nye posledovatel'nosti — Spravka — Google Analytics. <https://support.google.com/analytics/answer/1191180?hl=ru>
- Google Analytics. (2019b). Atributsiya na osnove dannykh mnogokanal'nykh posledovatel'nostey — Spravka — Google Analytics. <https://support.google.com/analytics/answer/3264076?hl=ru>
- Google Analytics. (2019c). Opredelenie veb-seansa v Google Analytics — Spravka — Google Analytics. <https://support.google.com/analytics/answer/2731565?hl=ru>
- Google Analytics. (2019d). Pokazatel' otkazov — Spravka — Google Analytics. <https://support.google.com/analytics/answer/1009409?hl=ru>
- Google Analytics. (2019e). Standartnye modeli atributsii dlya mnogokanal'nykh posledovatel'nostey — Spravka — Google Analytics. <https://support.google.com/analytics/answer/1665189?hl=ru>



[Научные статьи]

Александровский С.В., Трундова О.С.
*Оценка влияния интернет-каналов рекламы
на продажи в российской компании*

Istomina, M. (2019, March 11). Реклама в интернете впервые обогнала ТВ. RBK. https://www.rbc.ru/technology_and_media/11/03/2019/5c8619ce9a79473741c1055f

Kim, K., Hayes, J. L., Avant, J. A., & Reid, L. N. (2014). Trends in Advertising Research: A Longitudinal Analysis of Leading Advertising, Marketing, and Communication Journals, 1980 to 2010. Journal of Advertising, 43(3), 296–316. <https://doi.org/10.1080/00913367.2013.857620>

Moran, G., Muzellec, L., & Nolan, E. (2014). Consumer Moments of Truth In the Digital Context. Journal of Advertising Research, 54(2), 200–204. <https://doi.org/10.2501/JAR-54-2-200-204>

Muzellec, L., & O'Raghallaigh, E. (2018). Mobile Technology and Its Impact On the Consumer Decision-Making Journey. Journal of Advertising Research, 58(1), 12–15. <https://doi.org/10.2501/JAR-2017-058>

TASS. (2019, March 11). Исследование: рынок интернет-рекламы в России по итогам 2018 года обогнал телевидение. <https://tass.ru/ekonomika/6205309>

Vakratsas, D., & Ambler, T. (1999). How Advertising Works: What Do We Really Know? Journal of Marketing, 63(1), 26–43. <https://doi.org/10.2307/1251999>

Yadagiri M. M., Saini S. K., Sinha R. (2015). A Non-parametric Approach to the Multi-channel Attribution Problem. In J. Wang et al. (Eds.), Web Information Systems Engineering — WISE 2015. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26190-4_23

Yandex.Spravka (2019). Модели атрибуции. <https://yandex.ru/support/metrika/reports/attribution-model.html>

Zhao, K., Mahboobi, S. H., & Bagheri, S. R. (2019). Revenue-based attribution modeling for online advertising. International Journal of Market Research, 61(2). <https://doi.org/10.1177/1470785318774447>