



## Клиентская аналитика на службе руководителей банковской розницы

*Продавать нужно всегда! Только в условиях кризиса нужно, во-первых, делать это с минимальными затратами. А во-вторых, учитывать снижение спроса на многие банковские продукты. Один из способов решения этой непростой задачи – развитие направления целевого маркетинга. В этом случае целевая аудитория в маркетинговых кампаниях не разрастается до масштабов страны, а сужается до небольшой группы существующих клиентов. Но зато эти клиенты получают от своего банка то предложение, которое действительно для них актуально.*

*В основе такого маркетинга лежит клиентская аналитика. Именно она рассказывает банку о его клиентах и подсказывает, что им нужно. Компания SAS Россия/СНГ успешно выполнила ряд проектов в данной области и сегодня делится с читателями своим опытом.*

Клиентская аналитика, как правило, связана с применением средств углубленного анализа данных (data mining). Большинство задач такого анализа сводятся к прогнозированию определенных событий. В банковском розничном бизнесе актуальны такие прогнозы, как вероятность покупки клиентами того или иного банковского продукта, отклика на определенную маркетинговую кампанию или ухода клиента из банка, то есть прекращения пользования его услугами. Технически результат такого прогноза представляет собой оценку вероятности наступления того или иного события – например, клиент заключит договор вклада с вероятностью 60%. Но прогнозировать можно не только событие (да/нет), но и некоторую «непрерывную» величину. Например, клиент, скорее всего, откликнется на предложение покупки кредитной карты, но ожидаемый среднемесячный оборот по ней составляет всего 3000 руб.

Другим типом задач является сегментация клиентской базы, где в результате анализа выделяются кластеры (или сегменты) клиентов, которые схожи друг с другом.

Так или иначе, эти задачи связаны с поиском скрытых, нетривиальных закономерностей, которые явно не видны аналитику. Ведь в отличие от других отраслей (торговля, телекоммуникации), банки имеют очень большой объем данных по своим клиентам. Лучшим источником этих данных являются заявления на получение кредита, где клиент сообщает наиболее важные социально-демографические параметры — образование, профессия, семейное положение, доход и т.п. В ходе обслуживания в банке накапливается и «поведенческая» информация о клиенте в виде количества совершаемых им транзакций по пластиковым картам, сумм этих транзакций. Из тех же транзакций можно понять, на что клиент тратит свои деньги. Можно также использовать сведения об остатках по счетам, динамике их изменения, о том, были ли у клиента просрочки, досрочные погашения и т.д. Всем очевидно, что к вкладам скорее склонны клиенты, имеющие стабильный существенный остаток на дебетовой карте. Но это только один параметр. А вот определить степень влияния других многочисленных параметров невозможно без применения современных статистических методов.

Так сложилось, что в российских банках до недавнего времени довольно скептически относились к применению таких методов. Во-первых, это считалось чем-то сложным. Далеко не во всех банках есть специалисты, которые обладают знаниями, необходимыми для построения прогнозных моделей. Во-вторых, до сих пор применение статистических методов было не актуальным, в первую очередь в связи с тем, что продукты и услуги и так хорошо продавались, все показатели бизнеса росли. Банки были озабочены своей экспансией, захватом рынка, привлечением новых клиентов. На эти цели тратились существенные



**THE  
POWER  
TO KNOW®**

средства – на агрессивную рекламу, брендинг, открытие новых офисов продаж. В настоящее время многое изменилось. Далеко не все офисы остаются рентабельными, банки вынуждены сокращать расходы – и на содержание этих офисов, и на персонал, и на рекламу. Основная задача сегодня – уже не привлечение новых клиентов, а удержание существующих. А от массивной дорогой рекламы банки вынуждены переключиться на более дешевый целевой маркетинг. И вот тут логичным весомым дополнением к целевому маркетингу является клиентская аналитика.

Технологии, наработанные в этой области и давно зарекомендовавшие себя на Западе, становятся актуальными и у нас. Следует заметить, что и в России data mining в маркетинге уже достаточно давно и успешно применяют мобильные операторы, а также некоторые банки, прежде всего «дочки» иностранных, которые перенимают технологии с Запада.

Предлагаю вашему вниманию обзор нескольких актуальных сегодня задач, которые могут быть решены с применением технологий клиентской аналитики.

## 1. Прогнозирование ухода клиента

Эта задача актуальна, прежде всего, для карточного бизнеса. Ведь пластиковые карты – это банковский продукт, при использовании которого клиент совершает наибольшее количество операций. Можно провести аналогию с мобильными телефонами, где банки и мобильные операторы заинтересованы в как можно более долгом использовании пластиковых карт и телефонов своими клиентами, борясь с так называемым «оттоком». Данная задача проиллюстрирована на рис. 1.

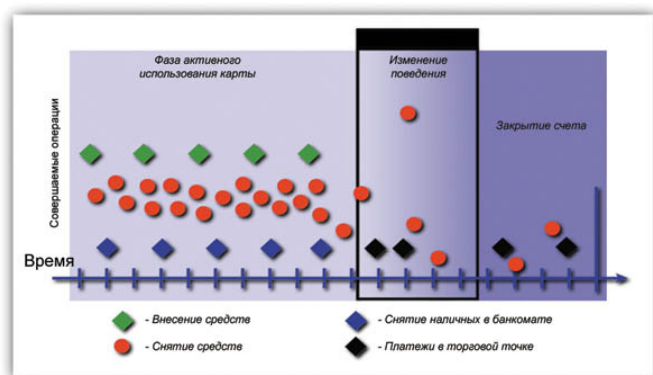


Рис. 1 Прогнозирование оттока клиентов

Суть в том, что клиент может долгое время активно пользоваться пластиковой картой, что отражается в его операциях/транзакциях. Однако наступает момент, когда он может перестать обращаться к ней или вообще закрыть карточный счет. Между этими состояниями находится так называемая «переходная» фаза, когда активность пользования картой снижается. Возможно, что в это время клиент приобрел карту банка-конкурента. Поэтому важная задача сотрудников банка – идентифицировать текущие изменения в поведении клиента и вовремя его заинтересовать новыми предложениями, пока дело не дошло до того, что вернуть клиента будет уже невозможно или слишком дорого.

Задача клиентской аналитики в данном случае сводится к оценке вероятности ухода клиента в течение определенного периода. В качестве исходной информации

используются данные о поведении клиента (транзакции, суммы, тип, остатки и т.д.), а также учитываются его социально-демографические характеристики. Любая прогнозная модель строится на исторических данных, и в нашем случае такие данные у банка есть. Ведь, как правило, в истории банка уже есть клиенты, которые считаются «ушедшими». Зная, как они себя вели перед уходом, можно определить типовые «поведенческие» параметры. Также собирается аналогичная информация по тем, кто еще «не ушел». Задача математического моделирования – выбрать те параметры клиентов, которые лучшим образом отличают «ушедших» и «уходящих» и найти взаимосвязи между этими параметрами. В результате мы строим модель (в виде функции), которая прогнозирует вероятность оттока клиентов. Эту модель целесообразно периодически (например, раз в неделю) применять к существующим клиентам. Образно говоря, «скорить» (англ. scoring – оценивать) их. При этом важно пересчитывать все поведенческие параметры. Результатами такого скоринга могут воспользоваться сотрудники целевого маркетинга, что позволит им определить наиболее склонных к уходу кардхолдеров и направить им специальное предложение (например, в виде определенных льготных, более выгодных условий обслуживания), чтобы предотвратить уход этих клиентов к конкурентам.

## 2. Оценка предпочтений клиентом тех или иных банковских продуктов

Эта задача возникает, например, когда банк выводит на рынок новый банковский продукт – пусть это будет новый вид вклада. Крупный банк со своей клиентской базой наверняка адресует его большей части существующих клиентов. Обратиться к ним с новым предложением, вешая растяжки на дорогах и ставя рекламные щиты, конечно можно, но неоправданно дорого. Гораздо эффективнее послать письмо, sms или позвонить. Но и это стоит денег. Поэтому встает вопрос: кого с наибольшей вероятностью заинтересует данный продукт или услуга, а кто всё равно его не купит. Ответ на подобные вопросы тоже дают прогнозные модели.

Именно таким путем оптимизировал свой маркетинг португальский банк «Сантандер Тотта» с помощью программного комплекса SAS Customer Intelligence (кстати, банк весьма преуспел в условиях кризиса). На рис. 2 изображены показатели по откликам на проводимые банком маркетинговые кампании. Надо отметить, что само использование программных средств управления рекламными кампаниями в целевом маркетинге дает хорошие результаты, а применение прогнозных моделей еще более улучшает эти показатели.

В отличие от предыдущей задачи (борьба с оттоком), эта – не столь проста в части получения «обучающих» данных. Если речь идет о принципиально новом банковском продукте, выводимом на рынок, то таких исторических данных может вовсе не быть. Один из возможных подходов – проведение «тестовых» маркетинговых кампаний, когда продукт предлагается, например, 10-ти процентам потенциальной аудитории. По результатам такой «пробной» кампании можно построить модель и, применив ее ко всем клиентам, выбрать наиболее склонных к данному предложению.

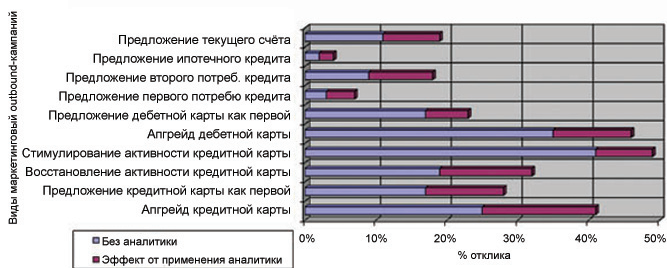


Рис. 2. Отклики на проводимые банком маркетинговые кампании. Источник: данные банка «Сантандер Тотта» (Португалия)

Если продукт не является принципиально новым, а схож с каким-то из существующих, то можно использовать эти данные. Как правило, есть принципиальные параметры – валюта, срок, условия пополнения и снятия, способ начисления процентов. Если похожий вид продукта уже есть или был, то факт его покупки в прошлом можно считать положительным событием в обучающей выборке.

### 3. Стимулирование активного использования банковских услуг

Другой пример применения аналитики – стимулирование использования имеющейся пластиковой карты как инструмента совершения платежей, а не только для снятия наличных. Не секрет, что банковская карта зачастую служит для зачисления зарплаты и используется клиентом одноразово для ее снятия. Однако банк финансово заинтересован в том, чтобы кардхолдеры активно пользовались картами, а не снимали деньги один раз «под ноль». Для банка это и дешевые пассивы, и комиссия от платежной системы за совершение транзакций в торговых точках. Однако далеко не всех клиентов можно «приучить» к этой услуге, и задача аналитики – найти «склонных», чтобы познакомиться их заинтересовать.

При формировании обучающей выборки в одном из проектов, выполненных компанией SAS (где?), все клиенты были разделены на три сегмента (рис.3). Во-первых, были отброшены «спящие» клиенты

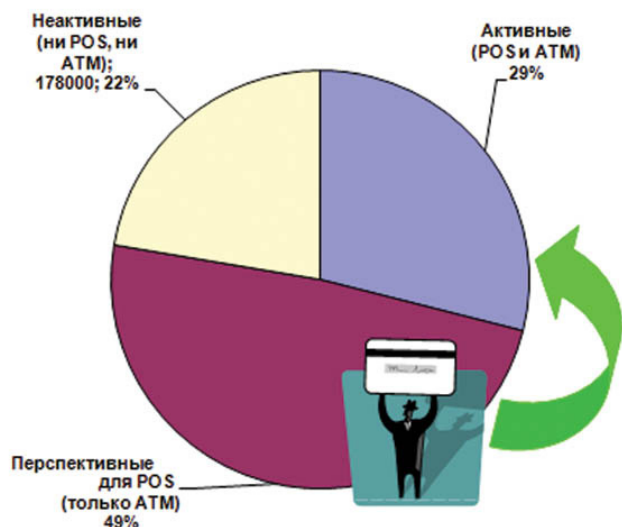


Рис. 3 Выделение групп клиентов для построения прогнозной модели. Источник: данные компании SAS

(22%), никак не использующие пластиковые карты. Для наших целей они считаются бесперспективными. Далее, были выделены клиенты, которые активно пользуются картами для снятия денег в банкоматах и совершения платежей. Такие клиенты (29%) названы «активными» и составляют положительные прецеденты в обучающей выборке. Другая часть – клиенты «перспективные», которые пользуются картами, но только для снятия наличных. Именно среди них планируется найти тех, кого можно «перетащить» в сегмент «активных». При этом рассматриваются не все эти клиенты (49%), а только, максимум, половина из них, наиболее склонных к активизации операций по карте.

В результате проекта построена модель (в виде дерева решений), которая оценивает вероятность начала совершения платежей по карте. Среди значимых параметров оказались следующие: количество всех обращений/контактов клиента по всем возможным каналам связи (включая контакт-центр, электронные каналы, офисы банков, банкоматы); возраст клиентов; суммарные остатки на пассивных клиентских счетах (текущие счета, кратко-, средне- и долгосрочные вклады); демографические параметры региона проживания (численность населения, размер средней заработной платы). Далее были выделены кластеры, характеризующие типовые портреты клиентов. Ведь даже если такие типы клиентов, как «Пожилые консервативные» и «Молодые инновационные» одинаково склонны к данной услуге, воздействовать на них нужно по-разному.

Критерием эффективности целевого маркетинга в этом проекте являлся перевод клиентов из сегмента «Перспективные» в сегмент «Активные» с вероятностью пребывания в нем более 3-х месяцев. Этим последним условием были «отброшены» те, которые откликнулись на предложение и совершили несколько платежей в первые месяц-два, но потом прекратили совершение операций. Такие прецеденты не считались положительными.

Таблица 1 Результаты маркетинговой кампании по стимулированию использования карт как платежного инструмента

Характеристика клиентов		Нахождение клиентов в «активном» состоянии в течение 3 мес
Контрольная группа из состава «перспективных», которым не были отправлены предложения («естественная активизация»)	Определены как не склонные (с низкой вероятностью)	1,71%
	Определены как склонные (с высокой вероятностью)	5,35%
Клиенты из состава «перспективных», определенные как «склонные»	Предложения озвучены по телефону	17,08%
	Предложения направлены по почте	13,60%

Результаты проекта (Таблица 1), в частности, показатели контрольной группы, свидетельствуют о том, что мы научились предсказывать поведение клиентов. Даже без стимулирования, склонные (по нашей

оценке) к этому сервису клиенты стали пользоваться им более чем в три раза чаще, чем не склонные. Еще больший эффект дает управление рекламными кампаниями (campaign management). Если склонным к услуге клиентам озвучить предложение, то среди таких клиентов становятся стабильно активными (более 3 мес.) – 13,60% и 17,08% (пояснить, к чему относятся эти цифры), в зависимости от выбранного маркетингового канала. Предложение по телефону в данном случае показало себя как более эффективное.

#### 4. CLV (Customer Lifetime Value) – оценка доходности клиента

В банках часто используется такое понятие как VIP-клиент, которому предлагаются особые условия обслуживания. Однако это понятие достаточно субъективно. Не всегда VIP-клиент приносит много доходов по сравнению с другими, не относящимися к этой категории. Для более объективной оценки «ценности» клиента используется сводный показатель, который учитывает несколько его характеристик.

Надо отметить, что расчет агрегированной характеристики является «высшим пилотажем» в клиентской аналитике. Такой показатель требует правильного расчета доходности клиента. Эта тема заслуживает отдельного внимания. Но, если вкратце, то задача сводится к аллокации доходов и расходов на клиента, что само по себе является нетривиальной задачей. Хотя, конечно, можно применять и более упрощенные методики определения прибыльности клиента.

Если банк научился считать прибыльность клиента, то CLV определяется посредством суммирования доходов за весь период его обслуживания (рис.4). Это уже не сложно. Но нас интересуют действующие клиенты, период обслуживания которых (к нашему счастью) еще не закончился. Поэтому доходы необходимо не посчитать, а спрогнозировать. И здесь уже следует учитывать те прогнозные показатели, о которых шла речь в предыдущих пунктах. А именно: уровень лояльности клиента, склонность его к уходу, прогнозируемые доходы от его обслуживания в будущем.

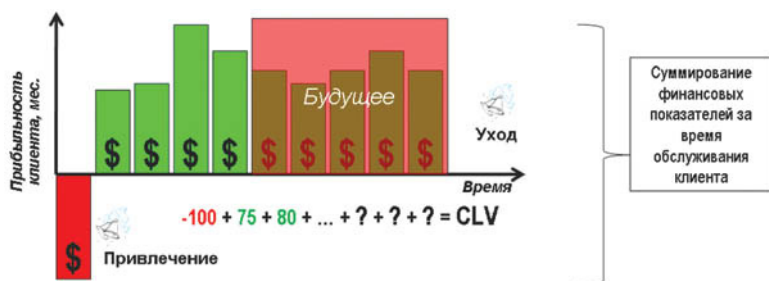


Рис. 4 Расчет показателя CLV

Источник: данные компании SAS

В заключение следует отметить, что задачи клиентской аналитики являются, безусловно, сложными. Но не всегда столь трудоемкими, как может показаться.

Конечно, построение инфраструктуры с регулярным обновлением детальных данных, оперативным формированием обучающих выборок, многопользовательской работой с большим количеством моделей - требует существенных ресурсов и вложений.

Но возможны и более дешевые варианты, так называемые «разовые» проекты в рамках ограниченной функциональности. Такие проекты длительностью всего около одного-двух месяцев могут быть достаточными для получения практического результата. А практические результаты в этом деле – это реальные доходы банка.