

СКОРИНГ КАК МЕТОД ОЦЕНКИ ОТКЛИКА КЛИЕНТОВ НА ПРОДУКТ КОМПАНИИ

Митина Ольга Алексеевна

кандидат пед. наук.,

*МИРЭА – Российский технологический университет,
г. Москва*

Пан Александр Вячеславович

студент 4 курса,

*МИРЭА – Российский технологический университет,
г. Москва*

SCORING AS A METHOD FOR EVALUATING CUSTOMER RESPONSE TO A COMPANY'S PRODUCT

Mitina Olga Alekseevna

Candidate of Science

*MIREA – Russian Technological University
Moscow*

Pan Alexander Vyacheslavovich

4th year student

*MIREA – Russian Technological University
Moscow*

АННОТАЦИЯ

Современный потребительский рынок характеризуется жесткой конкурентной борьбой за клиента. Информация о потребителе и история его покупок дают огромное преимущество владельцу базы данных в конкурентной борьбе.

Актуальность создания и использования скоринговых систем в маркетинге сегодня не вызывает никакого сомнения. Скоринг является методом классификации всех потенциальных клиентов на «хороших» и «плохих».

Иными словами, маркетинговые усилия фокусируются только на тех клиентах, которые с большой вероятностью откликнутся на коммерческое предложение. В результате оптимизируется прибыльность от маркетинговых операций.

ANNOTATION

The modern consumer market is characterized by a tough competition for the customer. Information about the consumer and the history of their purchases give a huge advantage to the database owner in the competition.

The relevance of creating and using scoring systems in marketing today is beyond doubt. Scoring is a method of classifying all potential customers into «good» and «bad».

In other words, marketing efforts focus only on those customers who are most likely to respond to a commercial offer. As a result, profitability from marketing operations is optimized.

Ключевые слова: маркетинг; скоринг; скоринг отклика; логистическая регрессия, скоринговая карта.

Keywords: marketing; scoring; response scoring; logistic regression, scoring map.

Термин скоринг пришел из банковской сферы. Прежде чем выдать кредит клиенту банку нужно удостовериться в надежности клиента. Скоринг выделяет те характеристики, которые наиболее тесно связаны с ненадежностью или, наоборот, надежностью клиентов определенного возраста, определенной профессии, образования и т.д., учитывая кредитную историю и финансовое положение клиента [7].

Со временем технологии скоринга переняли и в других сферах, в том числе в маркетинге – скоринг отклика и скоринг потерь. В данной работе мы подробнее остановимся на технологии скоринга отклика.

Скоринг отклика – это оценка вероятности того, что потенциальный или действующий клиент отреагирует на продукт компании [2]. Эффективное решение задачи скоринга отклика позволяет значительно снизить затраты на проведение

кампаний по привлечению клиентов на определенные продуктовые предложения [2].

В процессе скоринга отклика потенциальным к покупке клиентам присваиваются баллы в зависимости от действий, которые они предпринимают. И чем ценнее действие с точки зрения бизнеса, тем выше балл.

Критерии для скоринга отклика в каждой ситуации подбираются индивидуально и с течением времени терпят изменения при анализе результатов [1].

Предположим, магазин желает удержать своих постоянных клиентов, посредством различных поощрений (скидки на товары, рассылка рекламы по e-mail и т.д.). Магазин не может снизить цену на все товары сразу, тем самым, угодив всем покупателям, а также не может сделать рассылку

рекламы всем покупателям – это не принесет никакой прибыли.

Таким образом, требуется выделить группу покупателей, поощрение которых принесет наибольшую прибыль магазину и интересующие их товары [5]. Для этого требуется качественная скоринговая модель, посредством которой всех покупателей можно разделить на группы согласно их ценности для магазина.

Классическим представителем скоринговой модели является скоринговая карта [6]. На ранних этапах развития метода составление скоринговых карт производилось вручную. В настоящее время это делается в основном с помощью специализированных программных средств и инструментов. Основным алгоритмом для расчета баллов скоринговых карт является логистическая регрессия [3].

Рассмотрим задачу скоринга отклика на примере данных сети магазинов косметики. Сеть магазинов косметики создала новую линейку продукции и руководство компании хочет узнать, каким клиентам эффективней всего присылать сообщения о новой линейке и скидки на приобретение продукции.

У каждого постоянного покупателя есть скидочная карта, которую он получил, купив на определенную сумму и заполнив анкету. Чтобы привлечь покупателей к покупке товаров, сеть магазинов косметики провела небольшую рассылку купонов среди держателей скидочной карты. Собранные данные содержат в себе информацию об этих клиентах, их покупках, отклике на акцию.

Задача заключается в том, что необходимо на основе этих данных узнать, каким клиентам следует присылать купоны, акции, чтобы снизить затраты производства для будущих рекламных компаний.

Предобработка данных и моделирование скоринга отклика будет проводиться в аналитической платформе Loginom. В распоряжение нам доступно 13654 записей о клиентах [4].

Определим набор клиентов, которые откликнулись на предложение и обработаем эти данные перед моделированием.

Рисунок 1 показывает, что достаточно много пропусков содержат столбцы Пол и Возрастная группа. Такие данные довольно сложно восстановить или взять из общего числа, поэтому просто оставим их без изменений.

№	Метка	Вид	Гистограмма	Пропуски
1	0/1 Отклик	☼		0
2	12 Кол-во покупок нового товара	⊕		0
3	12 Код клиента	⊕		0
4	31 Дата актуальности	⊕		0
5	ab Пол	☼		2630
6	ab Возрастная группа	☼		919
7	ab Статус	☼		0
8	12 Длительность регистрации (мес.)	⊕		4
9	9.0 Счет	⊕		3
10	ab Округ	☼		3
11	ab Сегмент достатка	☼		674

Рисунок 1 – Визуализатор калькулятора

Столбцы Длительность регистрации (мес.), Счет и Округ имеют очень малое количество пропусков от общего количества, следовательно, можно использовать метод восстановления.

Визуализатор Конечных классов представлен на рисунках 2 и 3. Статистически сильными

переменными являются Сегмент достатка (0,52), Возрастная группа (0,46) и Пол (0,37). Остальные столбцы являются статистически малозначимыми или незначимыми переменными, следовательно, их можно не рассматривать. Проанализируем столбцы со статистически сильными переменными.

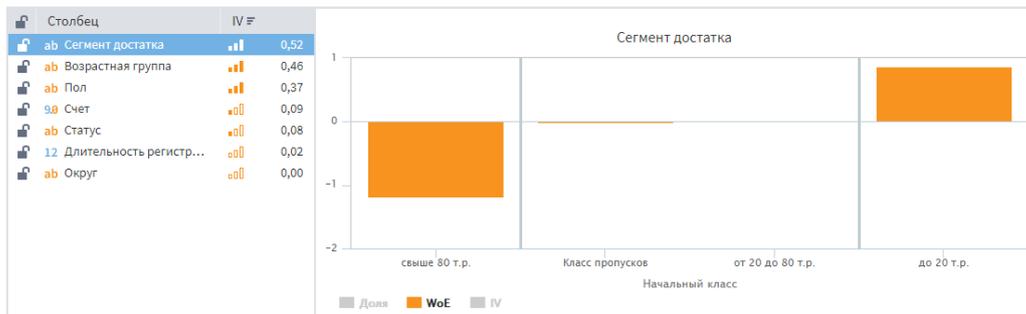


Рисунок 2 – Визуализатор конечных классов (сегмент достатка)

Клиенты, у которых достаток свыше 80 тысяч рублей часто откликаются на высланные предложения, в отличие от клиентов с достатком до

20 тысяч. Класс пропусков и клиенты, у которых средний достаток от 20 до 80 тысяч не дают никакой значимой информации.



Рисунок 3 – Визуализатор конечных классов (возрастная группа)

Рисунок 3 показывает, что высоким откликом обладает возрастная группа до 40 лет. Остальные

возрастные группы не часто откликаются на предложения.

№	Метка	Нижняя	Верхняя	Доля событий
0	[жен]		жен, муж	34,82%
1	[муж; Класс пропу...	жен, муж		13,03%

Рисунок 4 – Отклик по полу

На рисунке 4 наблюдается следующая ситуация: относительно высоким откликом обладает группа женщин. Поле обладает высокой значимостью 34,8%.

Перейдем к моделированию скоринга отклика. Визуализация представлена на рисунках 5 и 6.



Рисунок 5 – ROC-кривая

Площадь под ROC-кривой составляет 0,7961. Это означает, что в 79,61% случаях мы сможем разделить классы.

Рассмотрим следующую диаграмму под названием кумулятивная Lift-кривая, другими словами «% распознанных событий».

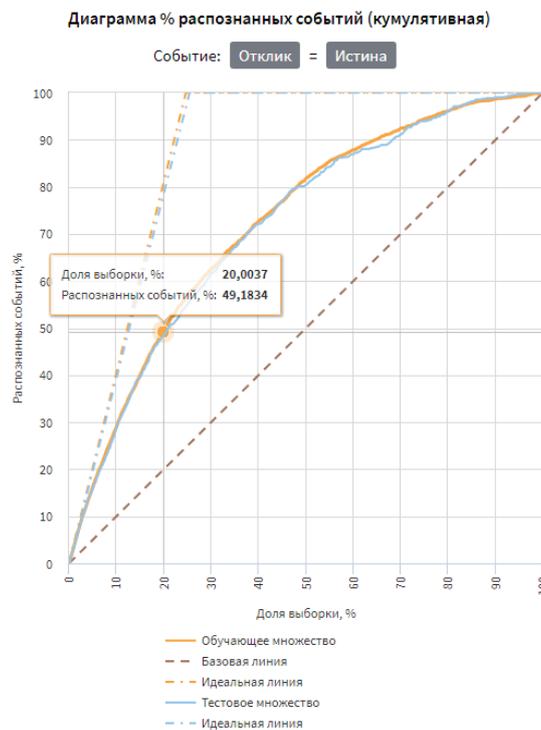


Рисунок 6 – Кумулятивная Lift-кривая

Диагональная линия отражает пустую классификацию, то есть случаи, когда получателями рассылки становятся случайные люди.

График кумулятивной Lift-кривой на рисунке 6 проходит достаточно высоко. Можно сделать вывод, что у данных о клиентах компании магазина косметики хорошая предсказательная сила и с их помощью можно спрогнозировать отклик клиента.

Если среди базы всех клиентов 20% из них отправить рассылку, то получится около 49% откликов. При рассылке рекламы произвольным образом, чтобы получить такой же отклик нам пришлось бы отправить более чем в 2 раза больше писем.

Рассчитаем скоринговый балл каждой характеристики, чтобы понять, каким клиентам лучше всего отправлять рекламные сообщения. Для это необходимо сначала установить референсную точку (600), отношение шансов в референсной точке (50) и шаг удвоения шансов (20).

Далее вычислим разность кумулятивной суммы минимальных непустых коэффициентов и рассчитаем два показателя, при которых: положительные коэффициенты обнуляются, отрицательные остаются без изменений; положительные коэффициенты остаются без

изменений, отрицательные вычитаются из входных переменных.

Для расчета скорингового балла необходимы следующие переменные и выражения:

- Коэффициент(результат) – результирующий коэффициент;
- Множитель – вычисляется как:

$$\frac{\text{Шаг удвоения шансов}}{\ln(2)} \quad (1)$$

- Балл – рассчитывается по следующим формулам:

для константы:

$$\text{Множитель} * \ln(50) + \text{Множитель} * \text{Коэффициент(результат)} \quad (2)$$

для остальных полей по формуле:

$$\text{Множитель} * \text{Коэффициент(результат)} \quad (3)$$

После этого осуществляем вывод результатов в файл Excel. Данные результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1

Выходные данные

Имена входных полей	Метки входных полей	Уникальные значения	Множитель	Балл
<Константа>			28,85390082	378
GENDER_ClassMark	Пол Метка	[муж; Класс пропусков]	28,85390082	0
AGE_GROUP_ClassMark	Возрастная группа Метка	[до 40; Класс пропусков]	28,85390082	44
AGE_GROUP_ClassMark	Возрастная группа Метка	[старше 60]	28,85390082	0
STATUS_ClassMark	Статус Метка	[Бронзовый]	28,85390082	0
STATUS_ClassMark	Статус Метка	[Золотой; Платиновый]	28,85390082	5
TENURE_ClassMark	Длительность регистрации (мес.) Метка	17,25 ≤...< 25,8	28,85390082	3
TENURE_ClassMark	Длительность регистрации (мес.) Метка	от 25,8	28,85390082	0
ACCOUNT_ClassMark	Счет Метка	422,91 ≤...< 5804,06	28,85390082	5
ACCOUNT_ClassMark	Счет Метка	от 5804,06	28,85390082	0
SEGMENT_ClassMark	Сегмент достатка Метка	[до 20 т.р.]	28,85390082	0
SEGMENT_ClassMark	Сегмент достатка Метка	[свыше 80 т.р.]	28,85390082	58

Итак, исходя из данных таблицы, лучшим клиентом считается клиент до 40 лет с золотой или платиновой карточкой, который потратил от 422,91 до 5804,06 рублей с достатком свыше 80 тысяч рублей при длительности регистрации от 17.25 до 25.8 месяцев.

Данная скоринговая модель дает экономию в 40.8% на данных магазина косметики. Применить ее можно к новым клиентам, при этом получим упорядоченный по убыванию вероятности отклика список покупателей. Клиентам с высоким уровнем

вероятности следует адресовать предложение о новых акциях.

Таким образом, благодаря технологии скоринга отклика компании смогут принимать более корректные маркетинговые решения, основываясь на информации в клиентской базе данных.

Список литературы

1. Борисенко О.В. Критерии для лид-скоринга [Электронный ресурс], 2021. Режим доступа <https://procrmmarketing.ru/2019/08/14/lead-scoring/>, свободный.

2. Кравцова В. П. Основные аспекты моделирования вероятности отклика // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2016. № S9. – 0,2 п. л. – URL: <http://e-koncept.ru/2016/76117.htm>.

3. Официальный сайт компании «Loginom»: аналитическая платформа [Электронный ресурс], 2021. Режим доступа: <https://loginom.ru/>, свободный

4. Официальный сайт компании «Kaggle»: данные о клиентах [Электронный ресурс], 2021. Режим доступа: <https://www.kaggle.com/>, свободный

5. Официальный сайт компании «Statsoft»: сведения о скоринге [Электронный ресурс], 2021. Режим доступа: <http://statsoft.ru/solutions/tasks/scoring/>, свободный.

6. Уланов С.В. Оценка качества и сравнения скоринговых карт // Научно-информационный журнал «Экономически науки» № 9, 2019. Режим доступа: https://ecsn.ru/files/pdf/200909/200909_330.pdf, свободный.

7. Фаттахова Д.Н. Анализ методов оценки кредитоспособности заемщиков – физических лиц // Башкирский ГАУ, 2017. Режим доступа: <https://novainfo.ru/article/?nid=12031>, свободный.

ВЕБ-РАЗРАБОТКА ДЛЯ ЛОГИСТИЧЕСКИХ КОМПАНИЙ

Митина Ольга Алексеевна

кандидат пед. наук.,

*МИРЭА – Российский технологический университет,
г. Москва*

Садовников Георгий Александрович

студент 4 курса,

*МИРЭА – Российский технологический университет,
г. Москва*

WEB DEVELOPMENT FOR LOGISTICS COMPANIES

Mitina Olga Alekseevna

Candidate of Science

*MIREA – Russian Technological University
Moscow*

Sadovnikov Georgy Alexandrovich

4nd year student

*MIREA – Russian Technological University
Moscow*

АННОТАЦИЯ

Сегодня для успешной работы и завоевания уверенных позиций на рынке необходимы не только качественные товары, но и постоянное управление процессами, учёт товара, продаж и поставок.

За любым развитием стоит увеличение нагрузки, ответственности и риска, а, значит, предприятию нужно постоянно двигаться вперед, искать новые методы оптимизации работы и автоматизации управления предприятием.

Автоматизация складского учёта влияет на качество и скорость выполнения основных процессов на складе, приводит к совершенствованию системы правления и регулирования материальных и информационных потоков.

ANNOTATION

Today, to work successfully and gain a strong position in the market, you need not only high-quality products, but also constant process management, accounting for goods, sales and deliveries.

Behind any development there is an increase in the load, responsibility and risk, which means that the company needs to constantly move forward, look for new methods of optimizing work and automating enterprise management.

Automation of warehouse accounting affects the quality and speed of the main processes in the warehouse, leads to the improvement of the management system and the regulation of material and information flows.

Ключевые слова: веб-приложение; склад; учёт; материальные ценности.

Keywords: website; warehouse; accounting; material values.