



ИНФОРМАЦИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ НОМИНАНТА

ID: №9663

НОМИНАЦИЯ: ЛУЧШАЯ ПРАКТИКА АНАЛИТИКИ И ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДАННЫХ О КЛИЕНТАХ

НАЗВАНИЕ ОРГАНИЗАЦИИ/БРЕНДА	СБЕР
ГОРОД РАЗМЕЩЕНИЯ ПЛОЩАДКИ НОМИНАНТА	Новосибирск, Ставрополь, Нижний Новгород, Тольятти, Тула, Москва
КОЛ-ВО СОТРУДНИКОВ (FTE) НА ПЛОЩАДКЕ НОМИНАНТА	5500
ВЕБ-САЙТ ОРГАНИЗАЦИИ	https://www.sberbank.ru
НАЗВАНИЕ/ИМЯ НОМИНАНТА	Автоматическая оценка CSI по итогам контакта
ИМИДЖ НОМИНАНТА	
ССЫЛКА на Youtube	ИНФОРМАЦИЯ ОТСУТСТВУЕТ

ЭССЕ НОМИНАНТА

Описание, цели и достижения (не более 3600 знаков с пробелами)

НАМ ВАЖЕН ГОЛОС КАЖДОГО КЛИЕНТА!

Эта фраза лежит в основе деятельности нашей большой команды Центр Корпоративных Решений (ЦКР). ЦКР — это 7 распределенных площадок в крупнейших городах России, 9 направлений обслуживания корпоративных клиентов, более 5 000 сотрудников, готовых оказать поддержку 3 млн клиентов Сбера и Экосистемы в режиме 24/7.

Наша цель – предоставить максимально качественную консультацию каждому клиенту в любом из наших каналов (голосовой или текстовый).

Чтобы измерить уровень удовлетворённости корпоративных клиентов сервисом, мы используем опрос CSI (customer satisfaction index). CSI содержит вопросы о качестве обслуживания по нескольким критериям, например: скорость соединения, работа оператора, решение вопроса. Таким образом, показатель достоверно отражает общее отношение клиентов к нашему сервису. А

если клиенты сталкиваются со сложностями при обращении к нам, то опрос CSI позволяет их оперативно выявить и устранить.

Однако сбор обратной связи с применением классического опроса имеет ряд особенностей:

- Невозможно опрашивать каждого клиента после каждого обращения – частые опросы могут быть навязчивы. Мы уважаем время наших клиентов, поэтому выборка для опроса регулируется контактной политикой.
- Не все клиенты готовы уделить время, чтобы пройти опрос полностью.
- На оценку предоставленной консультации влияют множество факторов, включая опыт клиента на других линиях обслуживания в Сбере.

Мы сформулировали задачу: Не смотря на то что классические методы сбора обратной связи позволяют получить статистически значимые результаты, они не дают углубиться до уровня каждого клиента, сути его обращения и трудностей в процессе обслуживания. Поэтому нам необходима разработка инструмента оценки каждого контакта.

Решением стало применение алгоритмов машинного обучения в процессе сбора обратной связи. Так, с помощью анализа больших данных, разработки ML-модели и нескольких итераций по её улучшению, мы научились с точностью близкой к 80 процентам прогнозировать оценки, которые мог бы потенциально оставить каждый клиент после каждого обращения в службу поддержки, если бы мы опросили его классическим способом.

Мы назвали разработанную ML-модель «AutoCSI». Она позволила в режиме близком к реальному времени (не более 5 минут после окончания взаимодействия) выявлять каждую консультацию, которая не смогла по тем или иным причинам в полной мере удовлетворить клиента. Это позволило нам оперативно подключать к задаче наиболее опытных сотрудников, которые помогают клиенту полностью решить все его вопросы. Так мы формируем новый уровень восприятия клиентами Сбера как технологической и клиентоцентричной компании.

Влияние (не более 3600 знаков с пробелами)

Сбер стремится перейти от клиентоцентричности к человекоцентричности. Этот серьёзный вызов требует технологических инструментов для персонализации сервиса. Благодаря модели «AutoCSI» уже сейчас мы можем учитывать индивидуальные различия наших клиентов и предоставлять поддержку, построенную вокруг потребностей представителей организаций.

Так, с помощью модели, мы можем выстраивать с каждым клиентом долгосрочные отношения, которые учитывают его предыдущий опыт общения с нами. Мы можем отслеживать, как менялось отношение к качеству предоставляемых консультаций и с каждым новым контактом делать обслуживание более персональным. Модель позволяет не только уделять больше внимания тем клиентам, которые на текущий момент особенно нуждаются в нашей поддержке, но и проактивно решать проблемы клиентов в будущем.

Наша модель, обученная на исторических данных, **анализирует различные факторы** (диалог клиента с оператором, взаимодействие с голосовым ассистентом и прочие признаки) и **предсказывает** индивидуальную реакцию клиента. Зная о потребностях и предпочтениях каждого отдельного клиента ещё до его обращения в службу поддержки, мы помогаем нашим сотрудникам подстроиться под ситуацию и решить проблему наиболее оптимальным для человека способом.

В дополнение мы получили возможность предсказывать негатив со стороны клиентов и

превентивно предотвращать резонансные обращения. Например, во время консультации, ML-модель может подсказать, что к диалогу должен присоединиться более квалифицированный специалист, который поможет клиенту быстрее решить его вопрос.

С прогнозными оценками можно работать не только в детализации до клиента, но и в разрезе линий и секторов поддержки в разрезе распределенных центров. Это позволяет увидеть картину в целом и отследить динамику после изменения продуктов и процессов.

Результаты работы модели уже сейчас доступны специалистам поддержки: сотрудник КЦ может увидеть агрегированный AutoCSI по своим консультациям в личном кабинете. В будущем планируется применение этого показателя для целей мотивации как нематериального поощрения.

Наконец, применение нашего сервиса позволило нам выявлять такие специфические паттерны поведения клиентов, которые невозможно было выявить, основываясь на классических способах сбора обратной связи в силу её небольшого объёма. На основе прогнозных оценок и дополнительных параметров клиенты были объединены в кластеры, что позволяет более точно оказывать консультацию.

Эффективность (не более 3600 знаков с пробелами)

В ЦКР производится ручной анализ полученных по опросу CSI оценок и комментариев клиентов. В случае низких оценок исследуется вся цепочка взаимодействия конкретного юридического лица с контактными центром. В результате анализа определяются проблемные зоны в процессах и продуктах, а также оценивается степень их влияния на клиентскую базу. Систематическая работа по устранению недочётов в работе операторов, процессов и продуктов позволяет повысить удовлетворённость и лояльность клиентов, что проявляется в постепенном росте CSI.

Однако есть потребность ещё быстрее влиять на уровень CSI. Для этого необходимо действовать превентивно, до выставления клиентом оценки. Благодаря модели AutoCSI это становится возможным, так как модель оценивает 100% входящих контактов и выявляет консультации с потенциальными низкими оценками. Так мы получаем инструмент операционного управления, который позволяет выделить клиента с нерешённой проблемой из общего потока.

Мы провели эксперимент: с клиентами, по которым был спрогнозирован низкий AutoCSI, в режиме близком к реальному времени связывался специалист и дорешивал вопрос, либо, в случае если вопрос фактически был решён, но остался отрицательный клиентский опыт, то снимал негатив. **В итоге по таким клиентам фактический CSI в среднем повышается на 0,2 пп.**

Таким образом, решая проблему ещё до того, как клиент попал на классический опрос, мы можем эффективно влиять на рост CSI за счёт точечных действий здесь и сейчас.

В конечном счёте прогнозирование оценок по всему потоку входящих обращений, которые поступают в службу поддержки, дало нам возможность оказывать консультации каждому из более чем 3-х миллионов наших клиентов на высоком уровне. **В результате всех проведённых мероприятий интегральный показатель CSI по контактному центру корпоративных клиентов Сбера повысился с 63% до 78,5% в течение года.**

Клиентский опыт (CX) (не более 3600 знаков с пробелами)

AutoCSI положительно повлиял как на опыт сотрудников, которые непосредственно

взаимодействуют с клиентами за счёт получения наставнических сессий от экспертов, так и на опыт самих экспертов, за счёт подключения к дорешиванию сложных и нетривиальных вопросов клиентов.

Операторы теперь могут заранее узнать уровень удовлетворённости наших клиентов и принять соответствующие меры для повышения качества каждой консультации. Такой подход в работе позволяет нашим сотрудникам почувствовать большую уверенность в правильности предпринимаемых ими действий.

Аналитическая работа, проведённая для внедрения модели в процессы производства, помогла выявить и проанализировать новые факторы, влияющие на клиентское отношение и клиентский опыт. Так как мы проверяем всевозможные входные данные, то в итоговой оценке можем выявить удельный вес тех или иных критериев, на основании которых клиенты выставляют свои оценки, что помогает нашим сотрудникам понять из чего в конечном итоге складывается отношение клиента к качеству обслуживания.

Опыт сотрудников (EX) (не более 3600 знаков с пробелами)

Внедрение AutoCSI косвенно влияет также на опыт сотрудников. Когда клиенты удовлетворены и положительно воспринимают организацию, сотрудники чувствуют большую удовлетворенность и гордость за свою работу. Данный фактор приводит к повышению мотивации и увеличению производительности, что создаёт более благоприятную обстановку, которая улучшает командную работу внутри организации. Эффект синергии позволяет создать благоприятную рабочую среду и улучшить взаимодействие между сотрудниками и клиентами Сбера.

Кроме того, ML-модель помогает нам **автоматизировать процесс** обслуживания клиентов, что снижает нагрузку на сотрудников контроля качества, которые ранее должны были самостоятельно анализировать большое количество входящих обращений на предмет наличия отклонений, что в свою очередь помогло уменьшить вероятность и количество ошибок и соответственно улучшить общий уровень обслуживания. Например, модель автоматически распределяет обращения клиентов согласно их приоритету, что помогает сотрудникам более эффективно управлять своим рабочим временем и приносить максимальную пользу нашим клиентам.

Наконец, модель «AutoCSI» служит источником ценной информации для оптимизации прочих процессов организации (например, при обучении других ML-моделей). Анализ данных **помог нам выявить тренды формирования клиентских оценок**, увидеть вероятные препятствия на пути развития наших продуктов, что помогло как улучшить клиентский опыт, так и повысить удовлетворенность сотрудников, без широкого внедрения новых изменений в производственные процессы.

Инновации и креативность (не более 1800 знаков с пробелами)

Анализируя исторические данные по ошибкам в оказании сервиса, сегодня мы смогли научиться прогнозировать их появление в каждой консультации. Удалось нам это благодаря наличию ретро данных с транскрибациями диалогов клиентов, прошедших опрос CSI глубиной в 1 год.

Мы классифицировали обращения клиентов как хорошие или плохие на основании оценок опроса CSI. Где оценки 1-3 по одному из вопросов свидетельствуют о плохом оказанном сервисе, а оценки 4 и 5 о хорошем.

В процессе использования модели и получения обратной связи от экспертов (это сотрудники, подключающиеся к дорешиванию вопроса клиента), мы поняли, что транскрипции диалогов не дают нам той точности, о которой мы мечтали.

Так, мы пришли к пониманию, что в модель необходимо добавлять дополнительные источники с признаками, характеризующими наших клиентов. Мы приступили к проверке гипотез о влиянии признаков на оценку клиента. На момент старта Backlog гипотез состоял из 66 пунктов, 24 из которых мы проверили и успешно подтвердили влияние.

По итогам исследований мы добавили в модель дополнительно новые признаки:

- Количество удержаний клиента в процессе вызова
- Суммарное количество распознанных слов в канале оператора
- Среднее количество букв в слове по всему каналу клиента
- Длительность нахождения клиента в IVR
- Разница в скоростях речи, посчитанных по одному каналу
- Время окончания начала диалога в канале оператора и в канале клиента
- Суммарная длительность одновременной речи внутри всех перебиваний
- Время ожидания клиента в очереди
- % одновременной речи в звонке
- Подробности и статус завершения взаимодействия клиента в IVR
- Признак клиентов, которые не готовы общаться с голосовым ассистентом и всегда требуют оператора

Данное решение помогло нам повысить точность предсказаний клиентской оценки.

Лучшие практики (не более 1800 знаков с пробелами)

Поскольку основным источником (его удельный вес составляет порядка 56%) в прогнозировании клиентской оценки является транскрипция диалога, то мы уделяем ему большее внимание. Перевод информации голосового формата в текстовый формат должен быть максимально точным и отражать действительность. В связи с этим, нами было принято решение использовать собственное решение Сбера по распознаванию речи – SmartSpeech. Это позволяет быть полностью технологически независимыми от зарубежных вендоров и выстраивать эффективное взаимодействие по необходимым улучшениям.

Кроме того, использование собственного решения распознавания речи позволяет:

- Получать значения тональности диалога. SmartSpeech передает нам информацию о том какую тональность имеет та или иная фраза, сказанная клиентом. Т.е мы видим в каком настроении в целом к нам обращается клиент – позитивный, негативный или нейтральный;
- Получать незамаскированные данные. Цифры, нецензурные выражения, наименование компаний не подлежат маскировке. Тем самым, наша модель «AutoCSI» получает на вход все детали и контекст консультации;
- Получать поток фраз в режиме реального времени. Отсутствие задержек в распознавании речи даёт возможность для разработки новых моделей, позволяющих выявлять проблемные диалоги в момент совершения консультации.

Все это позволяет нам быть узнаваемыми и делиться опытом с другими командами внутри Сбера, встраивать нашу модель «AutoCSI», прогнозирующую оценку взаимодействия клиента с контактными центром, как фичу в прогнозирование продуктового CSI.

Дополнительная информация и итоги (не более 1800 знаков с пробелами)

Глубокий анализ данных и внедрение алгоритмов машинного обучения в процессы сбора обратной связи позволили нам предвосхищать ожидания клиентов. Клиенты чаще стали говорить нам: «Спасибо». Помимо клиентов, за систематическое тестирование ключевых гипотез, влияющих на CSI клиента, нас благодарит заместитель председателя правления Сбера, руководитель блока Корпоративно-Инвестиционный Бизнес А. Л. Попов.

Проводя ежедневный анализ больших данных, формирующихся внутри банка о наших клиентах и их обращениях, мы стали больше понимать на что они опираются при выставлении оценки, какие процессы и продукты нам необходимо улучшить и самое главное мы стали чаще слышать их голоса.

Кроме того, благодаря разработанной модели AutoCSI, нам удалось выявлять операторов, которые на регулярной основе показывают низкий уровень обслуживания клиентов и нивелировать репутационные риски за счет своевременного подключения более опытных и квалифицированных сотрудников к решению вопроса.

На текущий момент мы продолжаем работу над увеличением точности работы модели, исследуем новые источники данных. Более того, мы хотим, чтобы наша модель была омниканальна, и учитывала не только обращения клиента в голосовой канал, но и весь опыт его взаимодействия с Банком. Это позволит видеть весь клиентский путь в решении вопроса и выявлять драйверы для непрерывных улучшений.

Мы продолжаем изучать наших клиентов. На основании прогнозируемых оценок, мы планируем выявить паттерны в их поведении и подсказывать операторам в онлайн режиме как им нужно выстраивать коммуникацию с тем или иным клиентом в зависимости от его профиля.

Наш инструмент позволяет за прогнозируемыми оценками CSI корпоративных клиентов увидеть боли их представителей, а значит соответствовать главной стратегии Сбера-человекоцентричности!

ПЕРСОНАЛЬНЫЕ ДАННЫЕ НОМИНАНТА ДЛЯ ПРЯМОЙ КОММУНИКАЦИИ С ЖЮРИ:

ФАМИЛИЯ	Тихонова
ИМЯ ОТЧЕСТВО	Ульяна Игоревна
ДОЛЖНОСТЬ	Руководитель проектов