

**Сергей АФАНАСЬЕВ**  
**Анастасия СМирнова**

В банковской сфере методы математического моделирования применяются в самых разных направлениях бизнеса: при оценке кредитоспособности клиента (application & behavior scoring), для формирования таргетированных предложений (x-sell, up-sell), при выборе стратегии взыскания (collection scoring) и т.д. Не стало исключением и противодействие мошенничеству. В этой статье разбираются методы, с помощью которых можно на ранних этапах выявлять внутреннее мошенничество среди сотрудников и партнеров банка.

**Сергей АФАНАСЬЕВ**, КБ «Ренессанс Кредит» (ООО), начальник управления расследования мошенничества

**Анастасия СМирнова**, КБ «Ренессанс Кредит» (ООО), главный эксперт по работе с системами противодействия мошенничеству

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

### Феномен Ньюкомба-Бенфорда

Сложно отрицать, что применение методов математического моделирования экономически целесообразно практически для любого направления деятельности: от наращивания объемов продаж и сокращения издержек до повышения лояльности клиентов и формирования внутренней корпоративной культуры. Всего 100 лет назад многие из этих методов вовсе не существовали, а некоторые просто были математическими курьезами и не применялись на практике. В 80-х годах XIX в. американский астроном Саймон Ньюкомб обнаружил, что значения логарифмов, начинающиеся с единицы, встречаются в логарифмическом справочнике чаще, чем значения, начинающиеся с двойки или любого другого числа. Посчитав частоты первых цифр, С. Ньюкомб вывел закономерность, которую позже стали называть «законом первой цифры». В 1881 г. С. Ньюкомб опубликовал в математическом журнале небольшую статью с описанием этого закона, который коротко можно сформулировать так: если из логарифмического справочника случайным образом выбрать любое число, то вероятность того, что оно будет начинаться с единицы, составит 30,1%,



## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

с двойки — 17,6%, с тройки — 12,5% и т.д. Числа, начинающиеся с девятки, будут встречаться реже всего — примерно в 4,6% случаев. В своей статье С. Ньюкомб также привел таблицу частот «второй цифры» — где различия были не такие существенные. Более того, С. Ньюкомб предположил, что частоты цифр на более поздних позициях будут стремиться к равномерному распределению<sup>1</sup>.

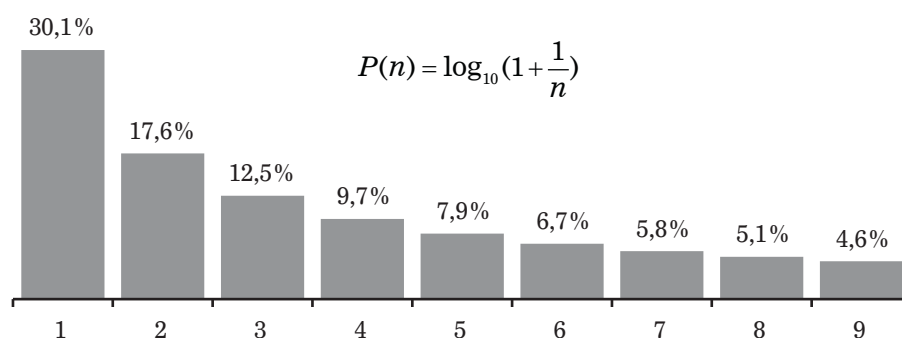
Статья, опубликованная С. Ньюкомбом, была проигнорирована научным сообществом, и только в 1938 г. американский физик-инженер Фрэнк Бенфорд привлек внимание общественности к этому феномену. Ф. Бенфорд проверил закон «первой цифры» на данных 20 различных справочников: площадях бассейнов рек, физических константах, массах молекулярных соединений, записях математических справочников, номерах домов и др.<sup>2</sup>

В своем исследовании Ф. Бенфорд проанализировал более 20 тысяч наблюдений и показал, что везде соблюдается один и тот же закон: единиц больше, чем двоек, двоек больше, чем троек, и т.д. Позже эта закономерность была названа «распределение Бенфорда» (рис. 1), что, в свою очередь, стало подтверждением другого феномена — закона Стиглера, который гласит: «Никакое научное открытие не было названо в честь своего первооткрывателя».

С момента открытия «закона первой цифры» (1881 г.) было опубликовано более 300 научных работ, посвященных этому феномену.

Рисунок 1

### Распределение Бенфорда



<sup>1</sup> Newcomb S. Note on the frequency of use of the different digits in natural numbers // American Journal of Mathematics. 1881. Vol. 4. No. 1. P. 39, 40.

<sup>2</sup> Benford F. The law of anomalous numbers // Proceedings of the American Philosophical Society. March 1938. Vol. 78. No. 4. P. 551-572.

## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМИРНОВА

В 1997 г. наш выдающийся математик Владимир Арнольд сделал математическое обобщение этого закона. В своем докладе он привел математическое доказательство того, что закон Бенфорда выполняется почти для всех геометрических прогрессий, кроме прогрессий со знаменателем 10. Таким образом, В. Арнольд смог математически объяснить, почему «закон первой цифры» часто наблюдается в социально-экономических процессах и физических явлениях, которые в свою очередь часто подчиняются геометрическим распределениям<sup>1</sup>.

Более 100 лет феномену Ньюкомба–Бенфорда не могли найти практического применения и относили этот закон к разряду математических курьезов. В 1972 г. американский экономист Хал Вариян предположил, что распределение Бенфорда может быть использовано для обнаружения мошенничества в финансово-экономических сферах. Х. Вариян объяснял свое предположение следующим образом: мошенники на подсознательном уровне стремятся подогнать данные под равномерные распределения, поэтому достаточно сравнить первые цифры статистических отчетов с распределением Бенфорда и выявить аномалии<sup>2</sup>.

Следуя этой идее, профессор аудита Марк Нигрини показал, что закон Бенфорда может быть использован для судебно-бухгалтерской экспертизы и аудита финансовой отчетности. В 90-х годах М. Нигрини провел ряд исследований, среди которых была проверка налоговых деклараций в администрациях нескольких штатов. По результатам этой проверки М. Нигрини выявил растрату чиновников в казначействе штата Аризона, где за 1993 г. из государственного бюджета было похищено около \$2 млн. Благодаря этому громкому делу тесты, разработанные М. Нигрини, стали активно применяться аудиторами для проверки финансовых отчетов и выявления мошенничества<sup>3</sup>.

### Мошенничество POS-партнера

Сферу банковского мошенничества можно считать высокоадаптивной. Это значит, что мошенники постоянно придумывают новые способы, как обойти защиту банков. Именно поэтому борьбу с банковским мошенничеством сравнивают с «противостоянием брони и снаряда». При такой постоянной гонке вооружений противодей-

<sup>1</sup> Арнольд В.И. Статистика первых цифр степеней двойки и передел мира: Доклад в Университете Торонто (Канада), 9 июня 1997 г. // Квант. 1998. № 1.

<sup>2</sup> Varian H. Benford's Law (Letters to the Editor) // The American Statistician. 1972. Vol. 26. No. 3. P. 65.

<sup>3</sup> Nigrini M.J. I've Got Your Number: How a mathematical phenomenon can help CPAs uncover fraud and other irregularities // Journal of Accountancy. May 1999.

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

ствие банковскому мошенничеству требует комплексного, системного подхода.

Одним из главных принципов системного подхода является выстраивание антифрод-процессов в виде цикличной схемы по принципам «научного метода» (рис. 2). Данная схема демонстрирует, каким образом развиваются и совершенствуются антифрод-технологии. Одна из основных идей схемы заключается в том, что мошенничество и противодействие мошенничеству постоянно влияют друг на друга<sup>1</sup>. Это означает, что согласно схеме банк должен регулярно пересматривать свои антифрод-процессы, дорабатывая и совершенствуя их.

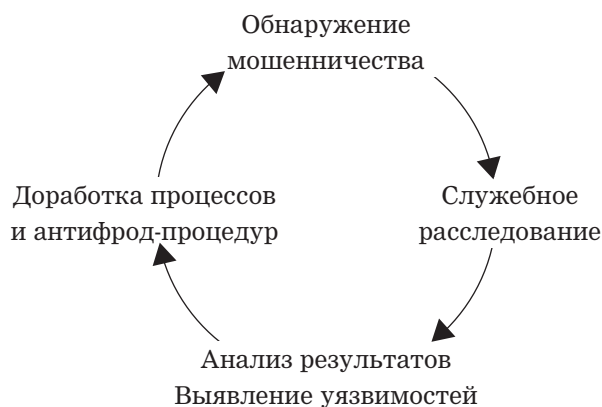
Разработка предикторов для выявления мошенничества также выстраивается по цикличной схеме и состоит из четырех этапов:

- 1) разработка предикторов;
- 2) проверка предикторов на исторических данных;
- 3) внедрение предикторов в антифрод-модель;
- 4) выявление мошенничества.

Цикличная схема позволяет постоянно дорабатывать и совершенствовать процесс выявления мошенничества. При этом неважно, с какого этапа начинать. Можно сначала разработать предиктор, а потом с его помощью выявлять мошенников. А можно, наоборот, сначала выявить мошенничество, а потом на основе полученных

Рисунок 2

### Выстраивание антифрод-процессов в банке по принципам «научного метода»



<sup>1</sup> Wallace W. The Logic of Science and Sociology. Chicago: Aldine-Atherton, 1971.

## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМЕРНОВА

фактов разработать предиктор, который позволит выявлять аналогичные мошеннические схемы (кейсы). Таким образом, разработку предикторов можно осуществлять либо «сверху вниз» («предиктор–кейс»), либо «снизу вверх» («кейс–предиктор»).

Действуя по схеме «предиктор–кейс», мы пытались использовать закономерность Бенфорда при разработке предиктора для обнаружения внутреннего мошенничества. Мы руководствовались логикой, что если сотрудник (или партнер банка) заводит мошеннические заявки, то он *придумывает* клиентские данные, в частности доход клиента. Поэтому распределение первых цифр зарплат в заявках, заведенных сотрудником-мошенником, должно значительно отличаться от распределения Бенфорда. И наоборот, распределение первых цифр зарплат в заявках добросовестного сотрудника не должно сильно отличаться от распределения Бенфорда.

Протестировав предиктор на исторических данных, мы увидели, что отличия существенны как по заявкам мошенников, так и по заявкам добросовестных сотрудников и партнеров банка. В результате у нас не получилось отделить мошенников от добросовестных сотрудников и партнеров, и мы оставили попытки использовать распределение Бенфорда на неопределенное время. Позже мы узнали, что наша неудача была связана с тем, что первые цифры зарплат не подчиняются распределению Бенфорда. Это объясняется тем, что большинство клиентов имеют зарплаты из узкого диапазона и, следовательно, наибольшая частота достигается на первых цифрах именно этого диапазона, а необязательно на единице.

К идее использовать принципы Бенфорда мы вернулись спустя несколько лет, когда в банке было выявлено мошенничество POS-партнера, оформлявшего кредиты с использованием «генератора скана паспорта» (программное обеспечение, с помощью которого можно создать скан паспорта со сгенерированными данными). По таким поддельным сканам партнер-мошенник успел за 2 месяца оформить 120 кредитов на сумму 5 млн руб. Проанализировав мошеннические заявки, мы увидели, что почти все 120 паспортов были выданы в короткий период времени — с 2004 по 2007 гг. Это распределение сильно отличалось от общепанковского. Проанализировав другие данные, мы увидели, что распределения многих полей мошеннических заявок значительно отличаются от общепанковских распределений (рис. 3).

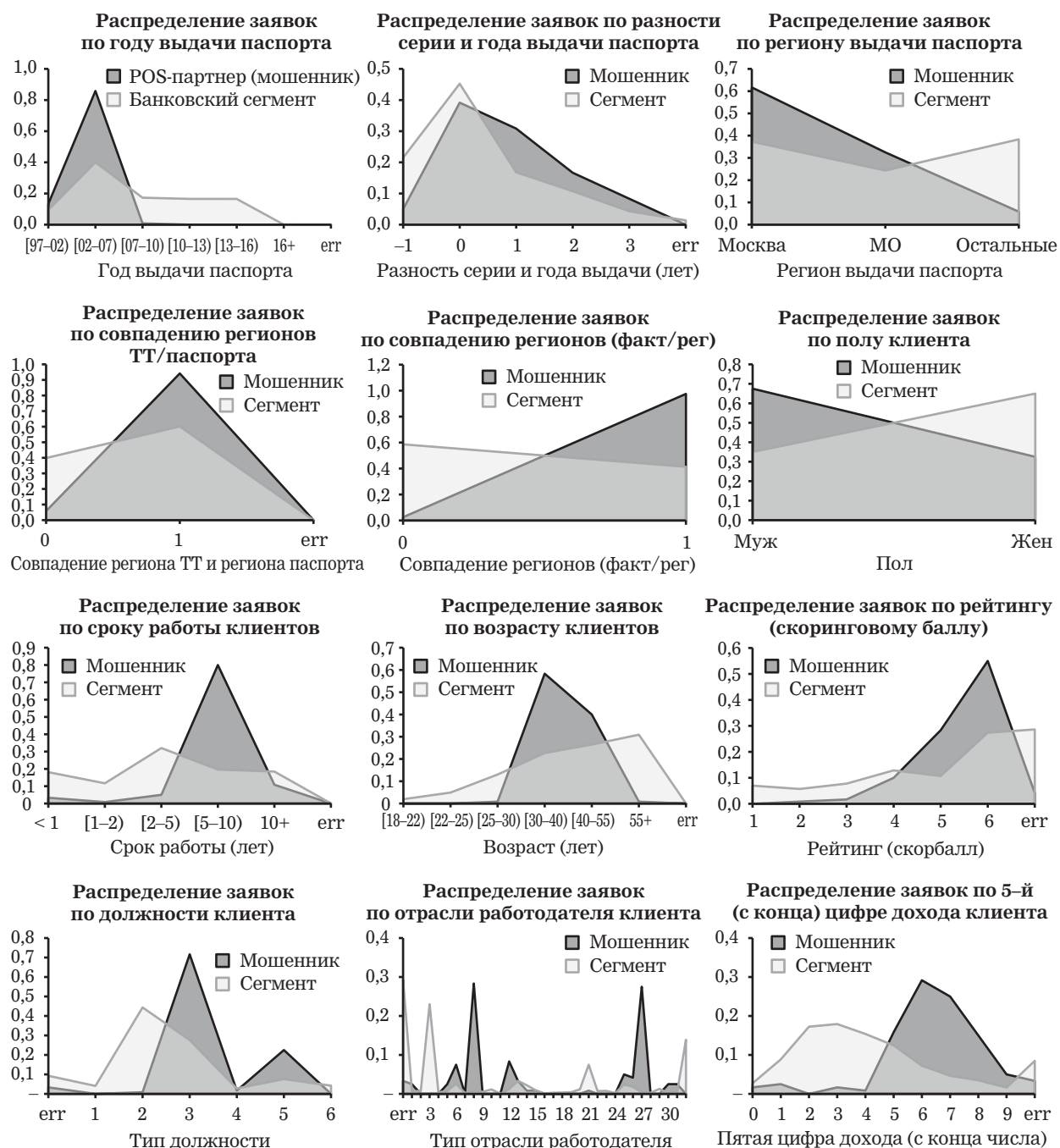
По результатам анализа «снизу вверх» («кейс–предиктор») мы поняли, что можно строить предикторы, сравнивая распределения различных клиентских данных из заявок сотрудников или партнеров с общепан-

фрод-предикторы \ внутреннее мошенничество \ триггеры

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Рисунок 3

### Сравнение данных мошеннических заявок POS-партнера с данными клиентов банковского сегмента «регион + тип товара»





## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМИРНОВА

ковскими распределениями. При этом чтобы снизить влияние социально-демографических факторов, за общепанковские распределения необходимо брать распределения по сегментам с похожим клиентским профилем. Например, в сегменте косметических товаров и услуг среди клиентов преобладают женщины, в сегменте мобильных телефонов — молодые люди и т.д. В рамках нашей задачи за общепанковские распределения мы брали распределения по типу продукта (POS, CASH, CARD), региону заемщика и товарной группе (для POS-кредитов).

Сравнения распределений по заявкам сотрудника (или партнера) с общепанковскими распределениями мы назвали «Б-тестами» — по первой букве фамилии популяризатора «закона первой цифры» Фрэнка Бенфорда.

### Метрики

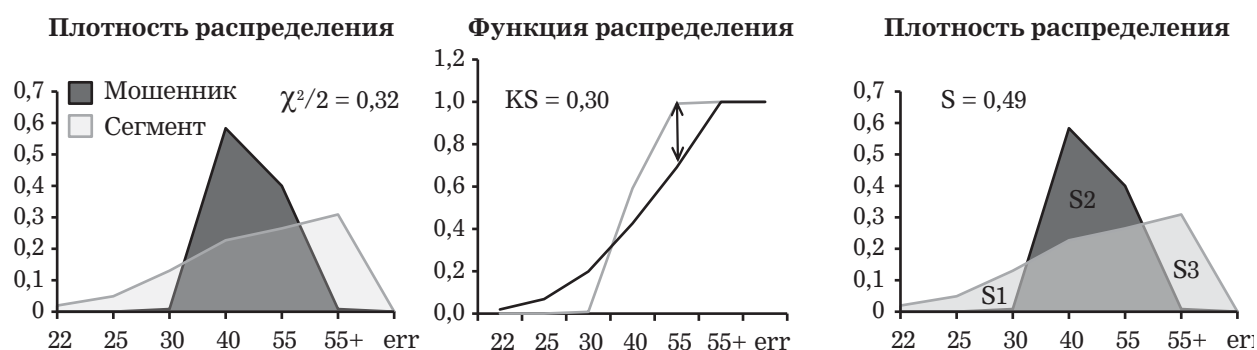
Чтобы оцифровать полученные результаты, необходимо выбрать метрику, которая показывает, насколько сильно два распределения отличаются друг от друга. Для наших расчетов мы рассмотрели и сравнили три наиболее популярные метрики: статистику хи-квадрат, статистику Колмогорова–Смирнова и статистику площадей (S-статистику).

#### 1. Статистика хи-квадрат

Статистика хи-квадрат для двух распределений  $\{a_i\}$  и  $\{b_i\}$  рассчитывается по формуле (1) и равна сумме нормированных квадратичных разностей значений двух распределений<sup>1</sup>:

Рисунок 4

#### Пример расчета метрик хи-квадрат, Колмогорова–Смирнова и S-статистики



<sup>1</sup> Хили Дж. Статистика. Социологические и маркетинговые исследования. СПб.: Питер; Киев: ДиасофтЮП, 2005.

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(a_i - b_i)^2}{a_i + b_i}. \quad (1)$$

Значения статистики хи-квадрат лежат в диапазоне  $[0; 2]$ , поэтому для удобства берут нормированную статистику  $\chi^2 / 2$ . Таким образом, можно считать, что при  $\chi^2 / 2 = 0$  распределения  $\{a_i\}$  и  $\{b_i\}$  полностью совпадают (отличие 0%), а при  $\chi^2 / 2 = 1$  распределения не пересекаются (отличие 100%). Статистика хи-квадрат хорошо работает для любых типов распределений, однако при интерпретации результатов необходимо учитывать, что статистика нелинейная и значения  $\chi^2 / 2$  будут чаще сосредоточены у нуля и реже у единицы.

## 2. Статистика Колмогорова–Смирнова

Статистика Колмогорова–Смирнова рассчитывается по формуле (2) и равна максимальной разности значений кумулятивных распределений<sup>1</sup>  $F(a_i)$  и  $F(b_i)$ :

$$KS = \max_i |F(a_i) - F(b_i)|. \quad (2)$$

Значения KS-статистики лежат в диапазоне  $[0; 1]$  и меняются линейно. Таким образом, можно считать, что при  $KS = 0$  распределения полностью совпадают (отличие 0%), при  $KS = 0,5$  распределения пересекаются наполовину (отличие 50%), а при  $KS = 1$  распределения не пересекаются (отличие 100%). Однако такая интерпретация не всегда верна, поскольку KS-статистика чувствительна к выбросам, или так называемым «нестандартным» распределениям, к которым часто относятся именно мошеннические распределения. Это свойство KS-статистики имеет следующее математическое толкование: если «нестандартное» (мошенническое) распределение имеет от трех и более непересекающихся областей со «стандартным» (общественным) распределением, то кумулятивные распределения этих выборок будут образовывать несколько «лепестков»<sup>2</sup>. И поскольку KS-статистика рассчитывается как максимальная разность между двумя кумулятивными распределениями, то чем больше «лепестков» будут образовывать две кумулятивные кривые, тем меньше будет значение KS-статистики, при этом сами распределения будут значительно отличаться друг от друга (см. рис. 4 с примером двух

<sup>1</sup> Тутубалин В.Н., Барабашева Ю.М., Девяткова Г.Н., Угер Е.Г. Критерий Колмогорова и проверка законов наследственности Менделя // Историко-математические исследования, серия 2, Т. 13. М.: Янус-К, 2009. С. 185-197.

<sup>2</sup> Данное свойство имеет строгое математическое доказательство, которое выходит за рамки данной статьи.



Сергей АФАНАСЬЕВ  
Анастасия СМИРНОВА

«лепестков»). Таким образом, можно заключить, что значения KS-статистики часто будут заниженными для мошеннических распределений, что может привести к неверной интерпретации и некорректным результатам калибровки предиктора.

### 3. Статистика площади (S-статистика)

Статистика площади рассчитывается по формуле (3) и равна нормированной сумме модулей разности значений двух распределений:

$$S = \sum_{i=1}^n \frac{|a_i - b_i|}{2}. \quad (3)$$

S-статистика линейна и хорошо работает на разных типах распределений (плюсы линейности мы покажем при разборе процесса калибровки триггеров). Значения S-статистики лежат в диапазоне [0; 1], то есть можно считать, что и при S = 0 распределения полностью совпадают (отличие 0%), при S = 0,5 распределения пересекаются наполовину (отличие 50%), а при S = 1 распределения не пересекаются (отличие 100%). Также можно математически доказать, что S-статистика является обобщением KS-статистики в том смысле, что S всегда больше либо равна KS (табл. 1)<sup>1</sup>. Если же два кумуля-

Таблица 1

#### Список Б-тестов и значения метрик, построенных на данных мошеннических заявок POS-партнера

№	Б-тест	$\chi^{2/2}$	KS	S
1	Отрасль работодателя клиента	0,70	0,48	0,80
2	5-я цифра дохода (с конца)	0,43	0,55	0,61
3	Стаж работы клиента	0,39	0,53	0,60
4	Должность клиента	0,40	0,54	0,59
5	Совпадение адресов (факт./рег.)	0,37	0,56	0,56
6	Год по серии паспорта	0,31	0,50	0,50
7	Год выдачи паспорта	0,33	0,50	0,50
8	Возраст клиента	0,32	0,30	0,49
9	Рейтинг клиента (скорбалл)	0,25	0,24	0,45
10	Регион ТТ = Региону по паспорту клиента	0,16	0,34	0,34
11	Регион по серии паспорта клиента	0,16	0,33	0,33
12	Пол клиента	0,11	0,32	0,32
13	Год по серии паспорта минус год выдачи паспорта	0,09	0,23	0,24
14	4-я цифра дохода (с конца)	0,07	0,20	0,22

<sup>1</sup> Математическое доказательство этого свойства основано на смене знаков разностей значений двух распределений.

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

тивных распределения образуют один «лепесток», то  $S = KS$ . Таким образом, можно сделать вывод, что  $S$ -статистика не является заниженной и имеет простую геометрическую интерпретацию: значение  $S$ -статистики — это сумма площадей под непересекающимися областями распределений (нормированная на 2, т.к. сумма площадей под графиками двух нормированных распределений равна 2).

Исходя из перечисленных преимуществ и недостатков, в качестве метрики для калибровки Б-тестов мы выбрали  $S$ -статистику. В табл. 1 представлены список Б-тестов и результаты расчета трех метрик на данных мошеннических заявок POS-партнера.

### Целевая переменная

Перед тем как приступить к калибровке Б-тестов, необходимо выбрать целевую переменную, с помощью которой оценивается эффективность предикторов. В задачах фрод-аналитики обычно используют целевые переменные двух типов:

1) на основе результатов расследований — когда по анализируемому объекту (заявка/сотрудник/партнер) проставляются флаги: «нет мошенничества», «нарушения/манипуляции» (soft fraud) и «мошенничество» (hard fraud);

2) на основе финансовых результатов — когда по анализируемому объекту рассчитываются финансовые показатели (уровень просрочки, потенциальный убыток и т.п.).

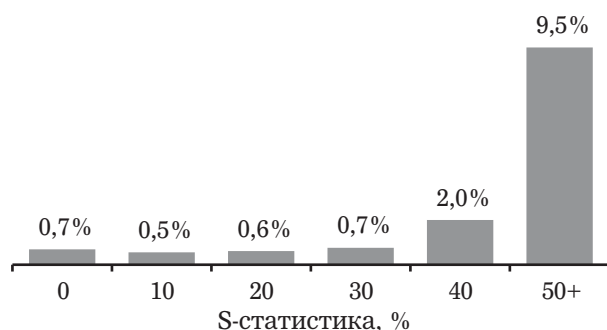
За целевую переменную первого типа (на основе результатов расследований) можно взять уровень блокировок сотрудников или партнеров. Поскольку блокировка является конечным положительным результатом проведенного расследования (когда мошенничество или критичные нарушения подтверждены), такой показатель будет отражать уровень мошенничества по сегменту. Например, для Б-теста «Год выдачи паспорта» наблюдается сильная зависимость уровня блокировок от значения  $S$ -статистики: с ростом значения  $S$ -статистики растет доля блокировок сотрудников или партнеров, то есть растет вероятность внутреннего мошенничества (рис. 5). Это значит, что предиктор «Год выдачи паспорта» имеет высокую эффективность.

В качестве финансовой целевой переменной можно взять уровень 30-дневной просрочки на третьем месяце жизни кредита (30+мов3). Такая просрочка является достаточно зрелой и не сильно коррелирует с уровнем погашенных мошенниками первых платежей по кредитам (что уже стало достаточно распространенным явлением). Видно, что для Б-теста «Год выдачи паспорта» наблюдается сильная зависимость просрочки от значений  $S$ -статистики: чем больше зна-

Сергей АФАНАСЬЕВ  
Анастасия СМИРНОВА

Рисунок 5

### Предиктор «Год выдачи паспорта», рассчитанный с помощью целевой переменной «Доля блокировок»



#### Параметры выборки:

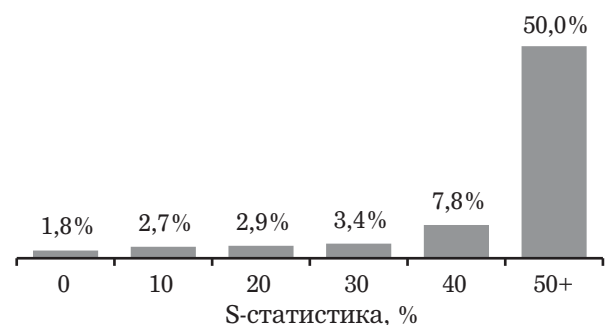
Горизонт анализа: 1 год  
Период анализа (по одному партнеру): 30 дней  
Период блокировки: 90 дней  
Кол-во групп «Год выдачи паспорта»: 7  
Мин. кол-во заявок по одному партнеру: 15  
Кол-во партнеров: 91 032  
Кол-во заблокированных партнеров: 552

чение S-статистики, тем выше показатель 30+mob3, то есть выше вероятность мошенничества (рис. 6).

Различные типы целевых переменных имеют свои плюсы и минусы, и выбор целевой переменной зависит от конкретной задачи. Например, плюсом целевой переменной «Уровень блокировок» является то, что она учитывает только подтвержденные факты мошенничества и исключает социальный дефолт. С другой стороны, результаты расследований являются субъективным экспертным заключением и не отражают реальных финансовых потерь (не всегда выдачи по мошенническому сотруднику или партнеру на 100% убыточны, а часто даже наоборот — убыток значительно меньше 100%).

Рисунок 6

### Предиктор «Год выдачи паспорта», рассчитанный с помощью целевой переменной «Уровень просрочки 30+mob3»



#### Параметры выборки:

Горизонт анализа: 1 год  
Период анализа (по одному партнеру): 30 дней  
Кол-во групп «Год выдачи паспорта»: 7  
Мин. кол-во заявок по одному партнеру: 15  
Кол-во контрактов: 857 933  
Кол-во контрактов в просрочке: 19 418

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Финансовая целевая переменная «Просрочка 30+mob3» отражает реальные потери для банка, что делает эту переменную более объективной с точки зрения влияния на финансовые показатели банка. Такая целевая переменная хорошо подходит для разработки предикторов, выявляющих мошеннические заявки в режиме онлайн, с последующей настройкой отказов по этим заявкам в системе принятия решений банка. Однако для предикторов, выявляющих внутреннее мошенничество, такая целевая переменная имеет ряд недостатков. Помимо немощеннической составляющей (социальный дефолт), показатель просрочки 30+mob3 (или любой другой показатель просрочки) отражает уже свершившийся убыток для банка. Использование такой целевой переменной приводит к тому, что при настройке предиктора подбираются параметры по уровню статистической значимости (количеству заявок), а не по степени оперативности выявления внутреннего мошенничества. То есть срабатывание предикторов происходит тогда, когда реальные убытки для банка уже большие. Это сводит на нет одно из главных преимуществ предиктивной фрод-аналитики — выявление внутреннего мошенничества на ранних этапах, когда потери для банка еще незначительные.

Из сказанного можно сделать вывод, что для настройки предикторов, выявляющих внутреннее мошенничество, нужна более сложная целевая переменная — такая, которая показывает потенциальный убыток после блокировки подозрительного сотрудника или партнера (т.е. после срабатывания предиктора). Такую целевую функцию можно построить через показатель просрочки и «точку безубыточности» этого показателя («нулевой таргет») посредством следующей формулы<sup>1</sup>:

$$TV_{(T_l - T_a)} = S \frac{D - D_0}{1 - D_0}, \quad (4)$$

где  $TV_{(T_l - T_a)}$  — целевая переменная (Target Variable), показывающая потери на периоде  $(T_l - T_a)$  после срабатывания предиктора;

$T_l$  — рассматриваемый период потерь;

$T_a$  — анализируемый период, на котором срабатывает предиктор;

$T_l - T_a$  — период после срабатывания предиктора;

$D$  — уровень просрочки по выдачам сотрудника (или партнера) за период  $(T_l - T_a)$ ;

<sup>1</sup> Вывод данной формулы основан на предположении, что уровень взыскания по дефолтным контрактам составляет 0%, то есть вся сумма по дефолтным контрактам списывается в убыток. Это можно допустить в случае, если дефолтные контракты являются мошенническими и возврат средств по таким контрактам невозможен.

## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМЕРНОВА

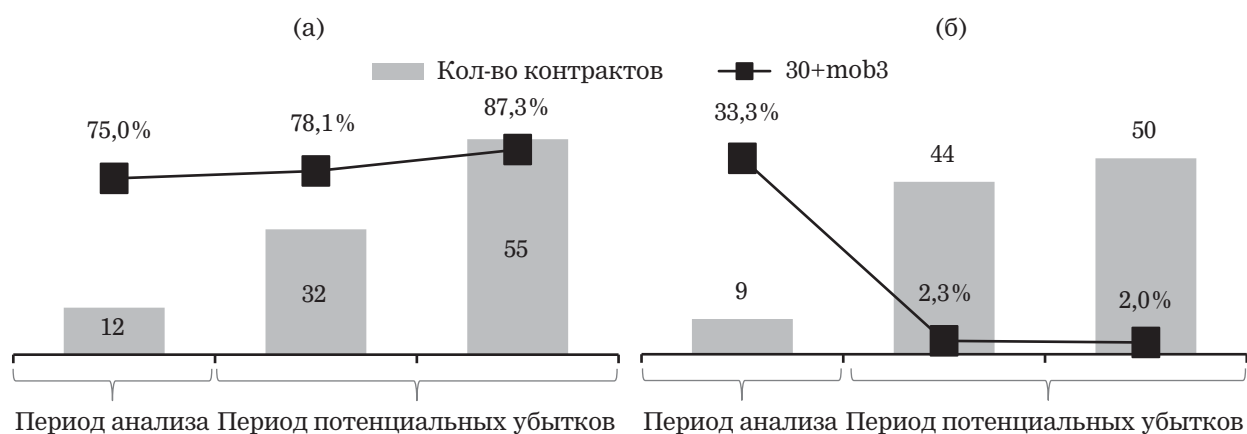
$D_0$  — «нулевой таргет» просрочки на периоде  $(T_l - T_a)$ ;  
 $S$  — выданная сотрудником (или партнером) сумма кредитов за период  $(T_l - T_a)$ .

С помощью целевой переменной «потенциального убытка» можно настраивать оперативные предикторы — позволяющие выявлять внутреннее мошенничество на ранних этапах (рис. 7а). Кроме того, предикторы, настроенные с помощью такой целевой переменной, будут иметь низкую долю ложных срабатываний, то есть будут редко срабатывать на сотрудниках (или партнерах), которые на коротком анализируемом периоде имеют высокий уровень просрочки, а на последующем периоде — низкий. Такие ложные срабатывания характерны, если предиктор настраивался с помощью целевой переменной «Уровень просрочки» (рис. 7б).

Если выбрать анализируемый период  $T_a$  в 30 дней, а период потерь  $T_l$  в 90 дней и посчитать значения целевой переменной потенциального убытка TV для разработанных Б-тестов, то можно увидеть, сколько в среднем банк может спасти (или потерять) с каждого заблокированного сотрудника (или партнера) в определенной группе «S-статистики» на протяжении 60 дней после срабатывания предиктора. Так, для Б-теста «Год выдачи паспорта» каждый партнер, попавший в группу со значениями S-статистики  $\geq 50\%$ , принес банку

Рисунок 7

### Пример правильной настройки предиктора с помощью целевой переменной «Потенциальный убыток» (а) и неправильной настройки с помощью целевой переменной «Уровень просрочки» (б)



## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Рисунок 8

### Предиктор «Год выдачи паспорта», рассчитанный с помощью целевой переменной «Средний потенциальный убыток по одному партнеру»



в среднем 714 773 руб. убытка за 60 дней после срабатывания данного Б-теста (рис. 8). Всего в группу  $S \geq 50\%$  попали 6 партнеров, а значит, общий убыток по этой группе составил 4 288 637 руб. за 60 дней после срабатывания предиктора (на горизонте 1 год).

Стоит отметить, что при настройке предикторов с помощью целевой переменной, описанной формулой (4), нужно считать весь потенциальный убыток за период  $T_i - T_a$ , а не усредненный за какой-либо период (день, месяц, год). Это связано с тем, что разные виды мошенничества могут иметь разный период длительности, который в свою очередь зависит от многих факторов, в том числе и от внутренних антифрод-процессов банка (в одних случаях мошенничество раскрывается через месяц, в других — через полгода).

Таким образом, наиболее ценным будет тот предиктор, который максимизирует весь потенциальный убыток: выгоднее вовремя поймать сотрудника, который может украсть 5 млн руб за 5 месяцев, чем сотрудника, который украл 2 млн руб. за 1 месяц и уволился после этого (хотя среднемесячный убыток по второму сотруднику выше).

### Схема калибровки предикторов

После того как выбраны метрика для сравнения двух распределений и целевая переменная для предикторов, можно приступить к калибровке Б-тестов на исторической выборке. Калибровка состоит из трех этапов (рис. 9):

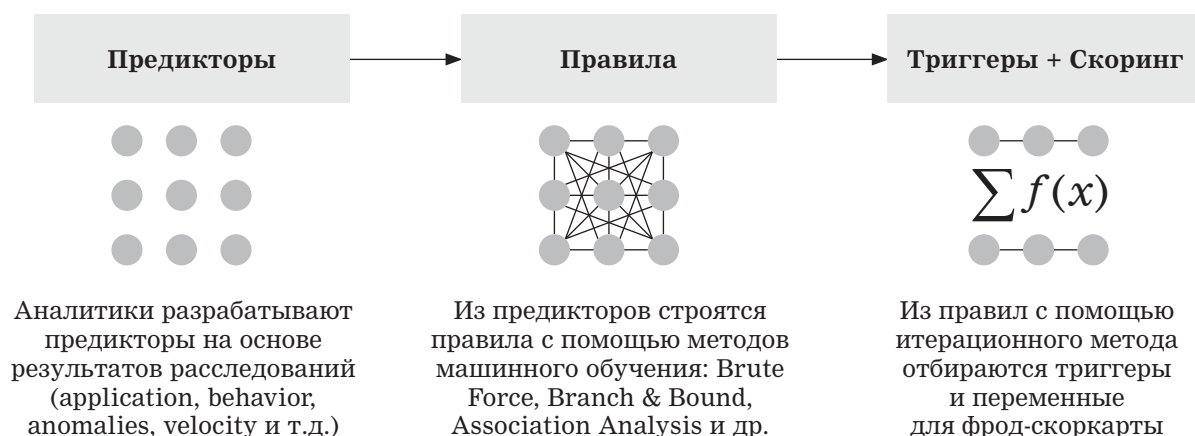
1) на первом этапе разрабатываются предикторы — общие интерпретации алгоритмов, выявляющих мошенничество в автоматическом режиме;



Сергей АФАНАСЬЕВ  
Анастасия СМИРНОВА

Рисунок 9

### Схема разработки триггеров и переменных для фрод-скоринга



2) на втором этапе из предикторов строятся правила с помощью перебора значений параметров, влияющих на предсказательную способность данных предикторов;

3) на третьем этапе из правил отбирают эффективные триггеры и переменные (факторы) для разработки скоринговой карты.

Триггеры (triggers) представляют собой правила с высокой предсказательной способностью. Они позволяют выделить группу объектов (клиентов, сотрудников, партнеров) с высокой концентрацией мошенничества. Триггеры работают как независимые алгоритмы.

Переменные (features) — это правила с невысокой предсказательной способностью, но с высокой скоринговой информативностью (Information Value). С помощью переменных можно строить эффективные скоринговые карты.

В совокупности триггеры и фрод-скоркарта образуют антифрод-систему, которая позволяет оперативно выявлять мошенничество в автоматическом режиме<sup>1</sup>.

По описанной схеме можно разрабатывать триггеры и скоркарты как для выявления внутреннего мошенничества среди сотрудников или партнеров, так и для выявления мошеннических заявок с целью использования этих триггеров и скоринга в режиме онлайн, то есть на этапе рассмотрения кредитной заявки. Основным отличием разработки предикторов для выявления внутреннего мошенничества и пре-

<sup>1</sup> Афанасьев С.В. Выявление внутреннего мошенничества в розничном кредитовании // Риск-менеджмент в кредитной организации. 2015. № 3. С. 84-101.

---

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

---

дикторов для выявления мошеннических заявок является то, что в первом случае в качестве объектов рассматриваются сотрудники или партнеры банка, а во втором — кредитные заявки или заемщики. При этом большинство предикторов, которые можно эффективно настроить для выявления внутреннего мошенничества, можно также эффективно настроить и для выявления мошеннических заявок (и наоборот). В свою очередь Б-тесты являются исключением, поскольку для расчета метрики (S-статистики) требуются данные двух распределений: общепанковского распределения (по сегменту) и распределения исследуемого объекта (сотрудника или партнера). Другими словами, для рассмотренных выше Б-тестов нельзя построить распределения по отдельной заявке или клиенту. Поэтому такие Б-тесты можно использовать только для выявления внутреннего мошенничества. Однако стоит отметить, что при определенных типах данных можно разрабатывать Б-тесты и для выявления клиентского мошенничества. Например, анализируя карточные транзакции, с помощью Б-тестов можно выявлять аномальное поведение «карточных» клиентов.

Далее будет рассмотрена методика разработки триггеров на примере Б-теста «Год выдачи паспорта». Данная методика является общей для всех предикторов, поэтому результаты калибровки остальных Б-тестов будут опущены.

### Параметры

Эффективность фрод-предикторов определяется целевой переменной и зависит от множества факторов. С одной стороны, фрод-предиктор должен быть настроен так, чтобы мошенничество было выявлено на ранних этапах. С другой стороны, процент ложных срабатываний должен быть низким, поскольку на проведение расследования тратятся ресурсы аналитиков и сотрудников службы безопасности (да и не каждый сотрудник будет ответственно подходить к расследованиям, по которым редко подтверждается мошенничество). Максимизация целевой переменной «потенциального убытка» позволяет подобрать оптимальное соотношение «оперативность/доля ложных срабатываний», в результате чего получаются эффективные триггеры. Чтобы максимизировать целевую переменную, используются специальные настроечные параметры, от которых зависят оперативность выявления мошенничества и доля ложных срабатываний.

Первым важным параметром, влияющим на оперативность выявления внутреннего мошенничества, является анализируемый период, в течение которого сотрудник или партнер оформлял кредитные заявки. Чем короче анализируемый период, в котором выявляется

## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМЕРНОВА

мошенничество, тем больше потенциальный убыток, которого можно избежать. С другой стороны, доля ложных срабатываний в коротком периоде анализа может оказаться высокой. Поэтому анализируемый период необходимо включать в список настраиваемых параметров.

Анализируя разные мошеннические схемы, можно заметить, что в зависимости от различных факторов (сегмента, продукта, бизнес-процесса и др.) за один и тот же период времени мошенники оформляют разное количество заявок. Из этого можно сделать вывод, что вторым важным параметром, влияющим на оперативность выявления внутреннего мошенничества, является минимальное количество анализируемых заявок по сотруднику или партнеру: чем меньше заявок используется в предикторе, тем быстрее будет выявлено мошенничество. С другой стороны, при небольшом количестве заявок доля ложных срабатываний может оказаться высокой. Поэтому данный параметр также необходимо включать в список настраиваемых.

Третий параметр влияет на долю ложных срабатываний и связан со спецификой расчета Б-тестов. Для того чтобы посчитать метрику для Б-теста (в нашем случае S-статистику), необходимо построить два частотных распределения: по сегментарной выборке (общеканковская выборка) и по выборке заявок сотрудника или партнера. В первой выборке, как правило, бывает достаточно данных для построения стабильной формы распределения. Во вторую выборку (по сотруднику или партнеру) может попасть небольшое число заявок, из-за чего распределение будет нестабильным в том смысле, что для законопослушных сотрудников и партнеров значения S-статистики могут оказаться завышенными, а значит, Б-тест будет показывать высокий уровень ложных срабатываний. Повысить стабильность формы распределения можно двумя способами:

- 1) увеличить среднее количество заявок в каждой группе распределения за счет увеличения минимального количества анализируемых заявок во всей выборке (количество групп распределения при этом не меняется);

- 2) уменьшить количество групп в распределениях, тем самым увеличив среднее количество заявок в каждой группе (при этом минимальное количество анализируемых заявок остается неизменным).

Первый способ уменьшает долю ложных срабатываний, но при этом снижает оперативность Б-теста. Второй способ не влияет на оперативность, но при этом уменьшает долю ложных срабатываний. Это значит, что «Количество групп распределения» является ключевым параметром, влияющим на эффективность Б-теста, и поэтому включается в список настраиваемых параметров.

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Как уже упоминалось, значение S-статистики лежит в диапазоне от 0 до 1, где значение 0 достигается при полностью совпадающих распределениях, а значение 1 — при непересекающихся. Возникает вопрос: какое пороговое значение S-статистики необходимо выбрать, чтобы отделить «хороших» сотрудников от мошенников? Пороговые значения S-статистики зависят от разных факторов. В одних случаях предиктор со значением  $S \geq 0,2$  будет выделять высокорисковую группу сотрудников или партнеров, в других — прибыльные сотрудники или партнеры могут принимать значение  $S = 0,6$ . Так, например, если рассмотреть взаимосвязь с параметром «Количество анализируемых заявок», то чем меньше будет количество таких заявок по сотруднику или партнеру, тем выше должно быть пороговое значение S-статистики, чтобы уровень ложных срабатываний был низким. То есть через значение S-статистики можно регулировать показатель оперативности выявления внутреннего мошенничества. Другой особенностью порогового значения S-статистики является то, что оно зависит от сегментарной выборки: чем менее точно сегментарная выборка описывает портрет клиентского потока, с которым работают мошенники, тем выше должно быть пороговое значение S-статистики, чтобы уровень ложных срабатываний был низким. Таким образом, пороговое значение S-статистики влияет и на оперативность Б-теста, и на долю ложных срабатываний. Поэтому S-статистику также необходимо включать в список настраиваемых параметров.

Целевая переменная «потенциального убытка» рассчитывается на периоде  $(T_l - T_a)$ , где  $T_a$  — анализируемый период, а  $T_l$  — период рассматриваемых мошеннических потерь. Разные мошеннические схемы имеют разную продолжительность. Это значит, что период  $T_l$ , вообще говоря, не должен быть фиксированным. Так, например, могут возникать случаи, когда у партнера работают несколько сотрудников, один из которых оказался мошенником. В течение какого-то времени этот сотрудник оформлял мошеннические кредиты, а после его увольнения партнер продолжил работать и снова стал прибыльным. Тогда если после увольнения мошенника новые выданные кредиты попадут в период  $T_l$ , то значение целевой переменной «потенциального убытка» будет занижено. Это значит, что целевая переменная зависит от периода  $T_l$ , то есть этот период также необходимо включать в список ключевых настраиваемых параметров.

Список ключевых параметров представлен в табл. 2, где также указаны диапазонные значения этих параметров для калибровки Б-тестов.

Данный список не является исчерпывающим и может быть расширен до нескольких десятков параметров, таких как:

Сергей АФАНАСЬЕВ  
Анастасия СМЕРНОВА

Таблица 2

### Список ключевых параметров для калибровки Б-тестов

Анализируемый период	Минимальное кол-во заявок по сотруднику/партнеру	Кол-во категорий в распределениях	Значения S-статистики (порог), %	Период рассматриваемых потерь
7 дней	10	3	≥5	60 дней
14 дней	15	6	≥10	90 дней
30 дней	20	10	≥20	
60 дней	30		≥30	
	50		≥40	
			≥50	
			≥60	
			≥70	
			≥80	
			≥90	

— кредитный продукт: POS, наличные, карты, автокредиты и др. (мы ограничились POS-кредитами);

— канал продаж: банковские офисы, POS-партнеры, дистанционные продажи, курьерская доставка и т.д. (мы ограничились POS-каналом);

— регион РФ;

— тип населенного пункта (город/село);

— социально-демографические параметры сотрудника: возраст, срок работы, семейное положение и т.д.;

— параметры POS-партнера: тип товара, срок присутствия на рынке, количество торговых точек, метраж торговых площадей и т.д.;

— социально-демографические параметры клиента: возраст, семейное положение, образование и т.д.;

— товарная группа: мобильные телефоны, компьютеры, бытовая техника, мебель, стройматериалы, косметика, туризм, услуги и т.д.;

— диапазон средней суммы кредита;

— др.

Если перечисленные параметры влияют на эффективность предиктора, то возникает вопрос: почему мы их не включили в список настраиваемых? Этот вопрос затрагивает другой важный этап настройки Б-теста — выбор метода калибровки, с которым на самом деле необходимо определиться еще до формирования списка параметров.

Калибровку Б-теста можно проводить различными методами, каждый из которых будет иметь различную сложность и производительность. Для целей данной статьи мы использовали метод пол-

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

ного перебора (Brute Force Method), суть которого состоит в переборе всех возможных комбинаций значений выбранных параметров (на которых рассчитывается целевая переменная). В нашем случае (см. табл. 2) количество всевозможных комбинаций составляет:  $4 \times 5 \times 3 \times 10 \times 2 = 1200$  вариантов. Расчет целевой переменной по всем 1200 вариантам приемлем с точки зрения вычислительной производительности. Если же по выбранным параметрам взять шаг калибровки, равный единице (1 день, 1 заявка, 1% и т.д.), то количество всевозможных комбинаций составит порядка 70 млн вариантов. Если же в список добавить другие параметры, то количество комбинаций может достигать порядка  $10^9$ – $10^{15}$ . Для таких задач Brute Force Method, мягко говоря, не является оптимальным. Среди методов, позволяющих решать такие задачи, можно отметить метод ветвей и границ (Branch and Bound Algorithm)<sup>1</sup>, ассоциативный анализ (Association Analysis)<sup>2</sup>, поиск с возвратом (Backtracking)<sup>3</sup> и др. Данные методы позволяют находить эффективные группы комбинаций и отсекалть неэффективные, сокращая тем самым объем и время вычислений.

### Триггеры

Последним этапом разработки Б-тестов являются отбор эффективных триггеров (калибровка) и проверка их устойчивости. Для калибровки предикторов необходимо выбрать горизонт анализа (обучающую выборку). Так как внутреннее мошенничество относится к событиям типа «черный лебедь» (происходит редко и имеет значительные последствия)<sup>4</sup>, для задач фрод-аналитики минимальный горизонт анализа обычно составляет 1–2 года. Для калибровки Б-теста «Год выдачи паспорта» мы взяли горизонт, равный 1 году. Чтобы уменьшить количество вычислений, мы использовали метод покрытия горизонта *смежными* анализируемыми периодами (рис. 10а). Для более точной калибровки предикторов используется метод покрытия горизонта *пересекающимися* периодами с шагом 1 день (рис. 10б)<sup>5</sup>. Стоит отметить, что при использовании смежного или пересекающегося

<sup>1</sup> Land A.H., Doig A.G. An automatic method of solving discrete programming problems // *Econometrica*. 1960. Vol. 28. No. 3. P. 497–520.

<sup>2</sup> Pang-Ning T., Steinbach M., Kumar V. *Introduction to Data Mining*. Addison-Wesley, 2005.

<sup>3</sup> Knuth D.E. *The Art of Computer Programming*, 1968.

<sup>4</sup> Талей Н.Н. *Черный лебедь. Под знаком непредсказуемости*. КоЛибри, 2015.

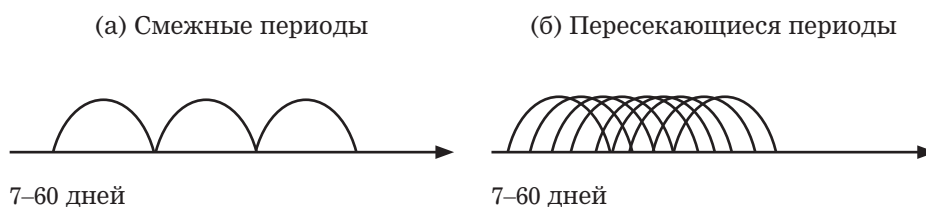
<sup>5</sup> Покрытие пересекающимися горизонтами значительно увеличивает количество вычислений. Например, для выбранных периодов [7 дней; 14 дней; 30 дней; 60 дней] количество смежных периодов на горизонте 1 год будет составлять 96, а количество пересекающихся периодов с шагом 1 день – 1349.



Сергей АФАНАСЬЕВ  
Анастасия СМЕРНОВА

Рисунок 10

### Варианты покрытия горизонта анализа



покрытия заявки по одному сотруднику (или партнеру) могут попасть в несколько разных периодов горизонта. Поэтому при калибровке Б-теста одному сотруднику (или партнеру) могут соответствовать несколько различных значений целевых переменных, каждое из которых необходимо учитывать в анализе.

После того как сформирован список параметров и выбраны диапазонные значения, с помощью метода полного перебора проводится калибровка триггеров. Процесс калибровки можно визуализировать, построив  $n$ -мерную матрицу целевых значений, где  $n$  — количество параметров калибровки (рис. 11). Каждая ячейка данной матрицы соответствует набору значений калибровочных параметров (независимые переменные), а в самих ячейках представлены значения «потенциального убытка» (целевая переменная). Целевые значения рассчитываются как отношение суммы всех убытков по сотрудникам/партнерам, вошедшим в ячейку с заданными параметрами, к количеству сотрудников/партнеров, сгенерировавших этот убыток. Как уже было отмечено, убытки по сотруднику или партнеру могут учитываться в одной ячейке несколько раз за счет того, что горизонт анализа покрывается несколькими смежными периодами (в нашем случае 96 периодами). Это значит, что общее количество вычислений целевых значений для такой матрицы составляет:  $1200 \times 96 = 115\,200$  итераций.

Отбор эффективных триггеров осуществляется итерационно с помощью метода прямого выбора (forward selection)<sup>1</sup>:

1) на первом шаге рассчитываются целевые значения по всей выборке и выбирается ячейка с максимальным значением целевой переменной. Значения параметров, соответствующие данной ячейке, определяют первый эффективный триггер;

<sup>1</sup> Паклин Н.Б., Орешков В.И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям. СПб.: Питер, 2013.

фрод-предикторы \ внутреннее мошенничество \ триггеры

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Рисунок 11

**Матрица полного перебора значений параметров для калибровки Б-теста «Год выдачи паспорта» (в скобках указан порядковый индекс целевой переменной TV)**

1. Кол-во категорий в распределениях:				3	1. Кол-во категорий в распределениях:				6	1. Кол-во категорий в распределениях:				10	
2. Зая-вок:		10		3. Период потерь:		60 дней		2. Зая-вок:		10		3. Период потерь:		60 дней	
4. Период анализа		5. S-статистика						4. Период анализа		5. S-статистика					
		≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%				≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%	
7		TV(00000)		TV(00001)		... TV(00009)		7		TV(10000)		TV(10001)		... TV(10009)	
14		TV(00010)		TV(00011)		... TV(00019)		14		TV(10010)		TV(10011)		... TV(10019)	
30		TV(00020)		TV(00021)		... TV(00029)		30		TV(10020)		TV(10021)		... TV(10029)	
60		TV(00030)		TV(00031)		... TV(00039)		60		TV(10030)		TV(10031)		... TV(10039)	
1. Кол-во категорий в распределениях:				3	1. Кол-во категорий в распределениях:				6	1. Кол-во категорий в распределениях:				10	
2. Зая-вок:		10		3. Период потерь:		90 дней		2. Зая-вок:		10		3. Период потерь:		90 дней	
4. Период анализа		5. S-статистика						4. Период анализа		5. S-статистика					
		≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%				≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%	
7		TV(00100)		TV(00101)		... TV(00109)		7		TV(10100)		TV(10101)		... TV(10109)	
14		TV(00110)		TV(00111)		... TV(00119)		14		TV(10110)		TV(10111)		... TV(10119)	
30		TV(00120)		TV(00121)		... TV(00129)		30		TV(10120)		TV(10121)		... TV(10129)	
60		TV(00130)		TV(00131)		... TV(00139)		60		TV(10130)		TV(10131)		... TV(10139)	
2. Зая-вок:		...						2. Зая-вок:		...					
		...		...		... ...				...		...		... ...	
		...		...		... ...				...		...		... ...	
		...		...		... ...				...		...		... ...	
		...		...		... ...				...		...		... ...	
2. Зая-вок:		...						2. Зая-вок:		...					
		...		...		... ...				...		...		... ...	
		...		...		... ...				...		...		... ...	
		...		...		... ...				...		...		... ...	
		...		...		... ...				...		...		... ...	
1. Кол-во категорий в распределениях:				3	1. Кол-во категорий в распределениях:				6	1. Кол-во категорий в распределениях:				10	
2. Зая-вок:		50		3. Период потерь:		60 дней		2. Зая-вок:		50		3. Период потерь:		60 дней	
4. Период анализа		5. S-статистика						4. Период анализа		5. S-статистика					
		≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%				≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%	
7		TV(04000)		TV(04001)		... TV(04009)		7		TV(14000)		TV(14001)		... TV(14009)	
14		TV(04010)		TV(04011)		... TV(04019)		14		TV(14010)		TV(14011)		... TV(14019)	
30		TV(04020)		TV(04021)		... TV(04029)		30		TV(14020)		TV(14021)		... TV(14029)	
60		TV(04030)		TV(04031)		... TV(04039)		60		TV(14030)		TV(14031)		... TV(14039)	
1. Кол-во категорий в распределениях:				3	1. Кол-во категорий в распределениях:				6	1. Кол-во категорий в распределениях:				10	
2. Зая-вок:		50		3. Период потерь:		90 дней		2. Зая-вок:		50		3. Период потерь:		90 дней	
4. Период анализа		5. S-статистика						4. Период анализа		5. S-статистика					
		≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%				≥ 5%		≥ 10%		... ≥ 90%	
7		TV(04100)		TV(04101)		... TV(04109)		7		TV(14100)		TV(14101)		... TV(14109)	
14		TV(04110)		TV(04111)		... TV(04119)		14		TV(14110)		TV(14111)		... TV(14119)	
30		TV(04120)		TV(04121)		... TV(04129)		30		TV(14120)		TV(14121)		... TV(14129)	
60		TV(04130)		TV(04131)		... TV(04139)		60		TV(14130)		TV(14131)		... TV(14139)	

## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМИРНОВА

2) на втором шаге из общей выборки удаляются все заявки по сотрудникам (или партнерам), попавшим в первый эффективный триггер. На обновленной выборке рассчитываются целевые значения и вновь выбирается ячейка с максимальным убытком. Значения параметров, соответствующие выбранной ячейке, определяют второй эффективный триггер. Итерации продолжаются до тех пор, пока целевые значения во всех ячейках не станут ниже заданного порога. В нашем примере для целевой функции было задано пороговое значение, равное 0. Алгоритм отбора остановился на 19-й итерации, когда все ячейки приняли неубыточные значения. В результате для Б-теста «Год выдачи паспорта» было отобрано 18 триггеров (табл. 3).

Итерационный метод с исключением позволяет снизить мультиколлинеарность триггеров, то есть с помощью данного метода отбираются эффективные триггеры с низкой взаимной корреляцией.

Таблица 3

### Триггеры, отобранные с помощью метода прямого выбора, для предиктора «Год выдачи паспорта»

№ триггера	Параметры					Средний потенциальный убыток на одну ТТ, руб.	Кол-во ТТ	% ТТ (hit-rate)
	период анализа	количество заявок	кол-во категорий	порог S-статистики, %	период потерь			
Триггер 1	14	10	10	≥90	90	3 941 610	1	0,0007
Триггер 2	30	50	3	≥30	90	317 036	13	0,0474
Триггер 3	7	15	10	≥70	60	107 805	1	0,0011
Триггер 4	7	20	3	≥50	60	61 220	3	0,0051
Триггер 5	14	20	3	≥40	90	57 841	30	0,0401
Триггер 6	30	15	6	≥50	90	32 441	19	0,0243
Триггер 7	14	10	3	≥50	90	30 537	63	0,0444
Триггер 8	7	15	6	≥60	60	15 483	8	0,0088
Триггер 9	7	10	10	≥70	90	9 381	35	0,0222
Триггер 10	14	20	10	≥50	90	9 555	67	0,0907
Триггер 11	30	20	6	≥40	90	6 777	79	0,1203
Триггер 12	7	10	3	≥60	90	5 442	13	0,0084
Триггер 13	14	15	3	≥40	60	4 186	70	0,0716
Триггер 14	14	20	6	≥40	90	3 896	127	0,1751
Триггер 15	14	50	10	≥40	90	60 301	3	0,0161
Триггер 16	30	50	6	≥30	90	16 305	20	0,0763
Триггер 17	7	20	3	≥40	90	8 372	26	0,0456
Триггер 18	14	30	10	≥40	90	2 502	74	0,1815

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Как уже было продемонстрировано, триггеры для выявления внутреннего мошенничества отбираются из нескольких десятков тысяч и даже миллионов правил. Чем больше комбинаций правил используется в процессе калибровки триггеров, тем выше вероятность того, что какие-либо из отобранных триггеров окажутся в списке эффективных случайно. Поэтому после калибровки необходимо проверять все отобранные триггеры на устойчивость. Есть два популярных метода проверки фрод-триггеров на устойчивость:

- 1) на тестовой out-off-time выборке (проверка стабильности);
- 2) на обучающей выборке (проверка вычислительной устойчивости).

Первый метод является классическим для задач моделирования и состоит в том, что на выборке, отличной от обучающей, по каждому отобранному триггеру рассчитывается целевое значение, которое сравнивается с пороговым (в нашем случае порог равен 0). Если полученное целевое значение положительно (показывает убыток), то тестируемый триггер считается стабильным. Если целевое значение отрицательно, то триггер считается нестабильным. Поскольку обучающая выборка для задач предиктивной фрод-аналитики почти всегда формируется как непрерывная (по времени оформления кредитных заявок), тестовая выборка в таком случае всегда будет out-off-time<sup>1</sup>.

Второй метод заключается в проверке вычислительной устойчивости (Numerical Stability)<sup>2</sup>. Вычислительная устойчивость для триггера определяется следующим образом.

Допустим, эффективный триггер определяется параметрическим вектором  $\bar{x}^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, x_3^{(0)}, x_4^{(0)}, x_5^{(0)})$  с целевым значением  $TV(\bar{x}^{(0)})$ . Данный вектор определяет координаты точки в пятимерном пространстве. Если у вектора  $\bar{x}^{(0)}$  поменять любой параметр (координату) на одно значение в большую или меньшую сторону, то получится множество точек  $\{\bar{x}_i^{(-1,0,+1)}\} \setminus \{\bar{x}_i^{(0)}\}$ , описывающих проколотую окрестность точки с координатами  $\{x_i^{(0)}\}$ . Триггер с целевым значением  $TV(\bar{x}^{(0)})$  считается устойчивым, если общее целевое значение всех правил (точек), образующих проколотую окрестность точки  $\{x_i^{(0)}\}$ , в некоторой метрике близко к целевому значению самого триггера. Поскольку мы выбрали значения параметров с большим шагом, триггер можно считать устойчивым, если суммарное целевое значение по точкам проколотой окрестности будет положительным, то есть

<sup>1</sup> То есть тестовые заявки берутся из другого отрезка времени, отличного от времени оформления заявок из обучающей выборки.

<sup>2</sup> Higham N.J. Accuracy and Stability of Numerical Algorithms. Philadelphia: Society of Industrial and Applied Mathematics, 1996.

## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМЕРНОВА

соседние правила будут убыточными. Если суммарное целевое значение по точкам проколотов окрестности отрицательно (прибыльно), то триггер считается неустойчивым. На рис. 12 показаны примеры различных типов окрестностей для двухпараметрического вектора.

Посчитав стабильность на out-off-time выборке и вычислительную устойчивость на обучающей выборке, можно сделать вывод об общей устойчивости триггера. Обычно если триггер одновременно и стабилен во времени, и устойчив в окрестности, то его считают устойчивым в общем смысле и включают в модель. В табл. 4 представлены результаты расчета целевых значений для стабильности и вычислительной устойчивости по 18 отобранным триггерам. Все триггеры показали положительную устойчивость в окрестности, однако 17-й триггер оказался нестабильным на out-off-time выборке, поэтому мы его исключили из итоговой модели.

Помимо целевых значений и устойчивости по отобранным триггерам, также необходимо контролировать показатели статистической значимости, а именно:

- количество попавших в расчет сотрудников/партнеров;
- количество попавших в расчет кредитных заявок;
- долю сотрудников/партнеров, на которых сработал триггер, от всех сотрудников/партнеров, попавших в тестовую выборку (hit-rate по сотрудникам/партнерам);
- долю заявок, на которых сработал триггер, от всех заявок, попавших в тестовую выборку (hit-rate по заявкам);
- количество и долю убыточных сотрудников/партнеров, на которых сработал триггер;

Рисунок 12

### Примеры проколотов окрестностей для двухпараметрического триггера с целевым значением TV(0,0)

За- явок	Период анализа			
	7	14	30	60
10				
15		TV(-1,-1)	TV(0,-1)	TV(1,-1)
20		TV(-1,0)	TV(0,0)	TV(1,0)
30		TV(-1,1)	TV(0,1)	TV(1,1)
50				

За- явок	Период анализа			
	7	14	30	60
10				
15			TV(-1,-1)	TV(0,-1)
20			TV(-1,0)	TV(0,0)
30			TV(-1,1)	TV(0,1)
50				

За- явок	Период анализа			
	7	14	30	60
10				
15				
20				
30			TV(-1,-1)	TV(0,-1)
50			TV(-1,0)	TV(0,0)

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

Таблица 4

### Показатели стабильности и вычислительной устойчивости триггеров «Год выдачи паспорта»

№	Целевая переменная (на обучающей выборке — 12 мес.)		Вычислительная устойчи- вость (на обучающей выборке — 12 мес.)		Стабильность (на out-off-time выборке — 6 мес.)		Общая устойчи- вость
	средний убы- ток, руб.	кол-во ТТ	средний убы- ток, руб.	кол-во ТТ	средний убыток, руб.	кол-во ТТ	
Триггер 1	3 941 610	1	1 950 153	57		0	Устойчивый
Триггер 2	317 036	13	7 021	38 764	66 033	7	Устойчивый
Триггер 3	107 805	1	5 649	2 406	15 603	4	Устойчивый
Триггер 4	61 220	3	5 370	6 382	930	2	Устойчивый
Триггер 5	57 841	30	3 172	65 712	229 004	13	Устойчивый
Триггер 6	32 441	19	2 953	71 446	50 917	16	Устойчивый
Триггер 7	30 537	63	3 032	33 876	38 200	30	Устойчивый
Триггер 8	15 483	8	3 471	21 158	17 385	6	Устойчивый
Триггер 9	9 381	35	3 102	2 005	2 582	15	Устойчивый
Триггер 10	9 555	67	3 008	32 907	11 926	24	Устойчивый
Триггер 11	6 777	79	2 697	141 956	25 342	47	Устойчивый
Триггер 12	5 442	13	2 128	3 056	71 320	5	Устойчивый
Триггер 13	4 186	70	1 944	194 611	44 375	41	Устойчивый
Триггер 14	3 896	127	1 002	231 967	61 059	60	Устойчивый
Триггер 15	60 301	3	4 330	11 871	13 825	4	Устойчивый
Триггер 16	16 305	20	1 645	111 110	51 321	8	Устойчивый
Триггер 17	8 372	26	1 062	44 118	–9 728	9	Нет
Триггер 18	2 502	74	508	65 295	18 259	23	Устойчивый

— количество и долю прибыльных сотрудников/партнеров, на кото-  
рых сработал триггер (ошибка 2-го рода).

После того как по всем фрод-предикторам проведена калибровка  
и отобраны эффективные триггеры, на тестовой выборке рассчиты-  
ваются общие показатели эффективности триггерной модели: сумма  
фактических потерь, сумма и доля потенциальных потерь.

### Заключение

В рассмотренной схеме разработки триггеров для выявления вну-  
треннего и внешнего мошенничества в розничном кредитовании  
можно выделить следующие ключевые тезисы:

1) Б-тесты являются обобщением тестов Нигрини — аудиторских  
предикторов, построенных на закономерности Бенфорда. При этом  
для разработки Б-тестов не нужно, чтобы распределения подчиня-



## Сергей АФАНАСЬЕВ Анастасия СМЕРНОВА

лись закону Бенфорда, — достаточно выделить сегмент, максимально близкий к проверяемому, и на нем построить «эталонное распределение»;

2) для сравнения распределений в задачах фрод-аналитики лучше использовать нечувствительные к выбросам метрики. К таким метрикам можно отнести S-статистику и статистику хи-квадрат. Статистика Колмогорова–Смирнова чувствительна к выбросам и может занижать результат сравнения двух распределений в задачах фрод-аналитики;

3) для калибровки предикторов, выявляющих *внутреннее* мошенничество, лучше всего использовать целевую переменную «потенциального убытка», которая показывает, сколько денег можно спасти в среднем на одного сотрудника или партнера. Максимизация целевой переменной «потенциального убытка» позволяет получить оперативные предикторы (выявляющие внутреннее мошенничество на ранних этапах);

4) калибровка фрод-предикторов позволяет строить эффективные триггеры. При этом большое количество значений параметров калибровки дает миллионы и даже миллиарды различных комбинаций (правил). При таком объеме правил для калибровки лучше использовать методы комбинаторной оптимизации: ассоциативный анализ, метод «ветвей и границ» и др.;

5) калибровку триггеров лучше проводить методом прямого выбора или последовательного отбора. Данные методы позволяют снизить мультиколлинеарность отобранных триггеров;

6) при большом количестве вариантов перебора есть высокая вероятность того, что какое-либо правило ошибочно (случайно) может быть отнесено к эффективным. Для минимизации уровня таких ошибок необходимо проверять отобранные триггеры на стабильность (на out-off-time выборке) и устойчивость (на обучающей выборке);

7) внутреннее мошенничество относится к событиям типа «черный лебедь», поэтому горизонт анализа для калибровки фрод-предикторов должен быть минимум 1–2 года. Такое же требование применяется и к тестовым выборкам, на которых проверяется стабильность;

8) в задачах фрод-аналитики лучшим методом разработки предикторов является анализ «снизу вверх» («кейс–алгоритм»), то есть на основе результатов расследований разрабатываются предикторы, позволяющие выявлять подобные схемы в будущем. Поэтому для разработки эффективных предикторов должна быть обязательная экспертиза от фрод-аналитиков и сотрудников службы безопасности.

## Предиктивная фрод-аналитика: Б-тесты

И, наверное, последний важный вопрос, на который мы хотели бы попробовать ответить: почему все-таки Б-тесты работают и почему мошенники, придумывая данные, не могут их «подгонять» под рыночные распределения? Простой ответ на этот вопрос — потому что это сложно. Научное обоснование этому «простому» ответу дали психологи-экономисты Даниэль Канеман и Амос Тверски. Начиная свое большое исследование о когнитивных искажениях в оценке риска и потенциальной выгоды, Д. Канеман и А. Тверски проводили опросы вроде следующего.

*Некто описывает своего соседа: «Стив очень застенчив и нелюдим, всегда готов помочь, но мало интересуется окружающими и действительностью. Он тихий и аккуратный, любит порядок и систематичность и очень внимателен к деталям. Кем вероятнее работает Стив: фермером или библиотекарем?»*

Практически все участники опроса отмечали сходство Стива с типичным библиотекарем. И практически никто из опрашиваемых не знал, что на каждого библиотекаря в США приходится 20 фермеров. Фермеров оказалось настолько больше, что «тихие и аккуратные» чаще оказывались за рулем трактора, а не за библиотечным столом. Проводя подобные эксперименты, Д. Канеман и А. Тверски описали около 20 искажений, возникающих при формировании суждений с применением эвристики. Ошибки, связанные с этими искажениями, допускает любой человек, в том числе и мошенники. Д. Канеман и А. Тверски объясняют это тем, что эмоциональное мышление сильно влияет на рациональное и человек не способен безошибочно оперировать сложными взаимосвязями в статистических данных<sup>1</sup>. Именно поэтому Б-тесты работают. 

<sup>1</sup> Канеман Д. Думай медленно... решай быстро. АСТ, 2014.