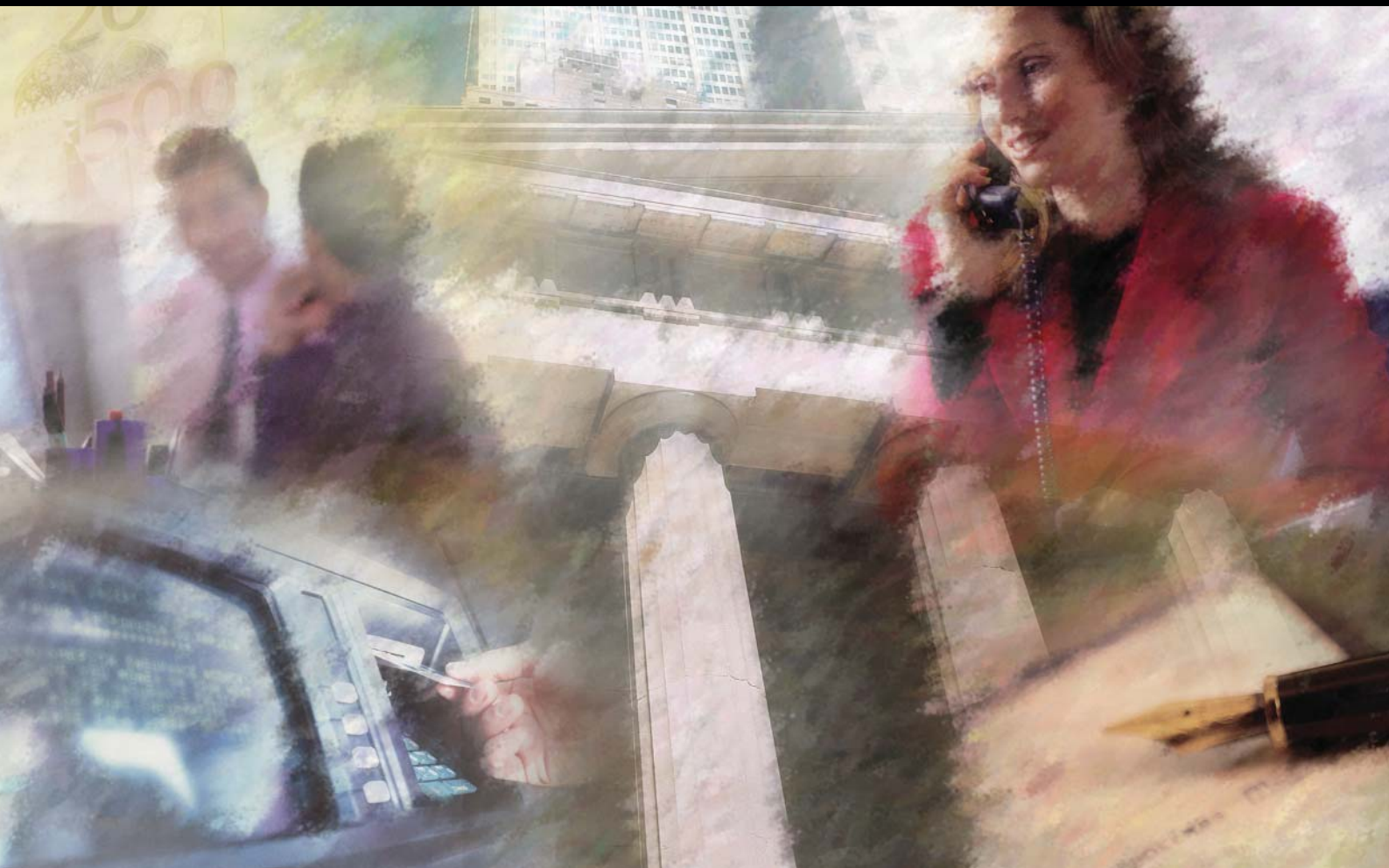




## **SAS® Credit Scoring for Banking**

*Решение SAS для создания  
системы кредитного скоринга  
в банках*





## Введение

*Кредитование банками физических лиц в России сегодня становится массовым явлением. Современная экономическая ситуация подталкивает банки к расширению кредитного предложения. Наряду с понижением процентной ставки простота оформления и скорость предоставления кредита становятся факторами конкурентной борьбы банков за клиентов.*

*Заинтересованными партнерами банков в широком кредитовании населения выступают торговые компании. Сегодня нередки примеры открытия кредитных терминалов банков непосредственно на территории крупных торговых центров.*

*Решение о выдаче кредита, как и сама кредитная операция, может быть осуществлено, что называется, не отходя от кассы магазина.*

*В этих условиях внедрение в банках автоматизированных систем оценки кредитоспособности аппликантов и заемщиков является оправданным и своевременным шагом, открывающим банку возможность:*

- *массового кредитования физических лиц,*
- *оперативного мониторинга уровня и качества спроса на кредитные услуги со стороны населения,*
- *своевременного и адекватного управления кредитными рисками в розничном кредитовании,*
- *снижения операционных издержек по анализу кредитоспособности соискателей кредита,*
- *расширения номенклатуры кредитных продуктов.*



### Из словаря кредитного скоринга:

**Application-скоринг** - оценка кредитной способности претендентов на получение кредита (апликантов). Осуществляется с целью принятия решения о возможности предоставления кредита.

**Behavioral-скоринг** - оценка вероятности возврата уже выданных кредитов. Осуществляется в пределах кредитного периода с целью выявления риска дефолта и принятия превентивных мер по снижению этих рисков.

**Collection-скоринг** - оценка возможности полного или частичного возврата кредита заемщиком при нарушении им сроков погашения задолженности. Осуществляется после истечения кредитного периода с целью принятия адекватных мер по возврату кредита.

## Скоринговые карты. Краткий экскурс в историю

Кредитный скоринг получил распространение в США более полувека назад в форме процедуры балльной оценки кредитоспособности соискателей кредита по скоринговым картам. Само появление скоринга было связано с расширением спроса населения на кредиты в условиях дефицита специалистов по розничному кредитованию. Кредитный скоринг должен был стать, таким образом, суррогатом опыта кредитных офицеров.

Однако, если деятельность кредитного офицера в «доскоринговую эпоху» базировалась на субъективных оценках (результат жизненного, профессионального опыта и интуиции), то с внедрением скоринговых карт основной упор стал делаться на формальный анализ, что значительно упростило и ускорило работу по анализу кредитоспособности заемщиков.

Внешне все выглядело просто. Соискатель сообщал о себе сведения: возраст, доход, профессия, стаж работы, наличие имущества и т.д.

А кредитный офицер банка определял по специальной таблице - скоринговой карте - баллы. Каждому значению показателя свой балл, например, возраст от 35 до 42 лет - 83 балла, доход от 30000 до 40000 рублей в месяц - еще 76 баллов и т.д. В зависимости от количества набранных скоринг-баллов по таблице же рассчитывался максимальный размер ссуды, которую банк готов был предоставить заемщику.

В том же случае, когда банк предлагал соискателю стандартный кредитный продукт (сумма кредита была фиксирована и не варьировалась по заемщикам), результатом кредитного скоринга было решение: выдавать кредит или нет. Основанием для решения было сравнение суммарного скорингового балла с так называемым «баллом отсеечения». Превысил скоринг-балл заемщика балл отсеечения - кредит мог быть выдан, неотянул до планки - отказ в кредите.

Поскольку подсчет баллов по скоринговой таблице - чисто техническая процедура, его можно было поручить сотруднику банка, не имеющему большого опыта в розничном кредитовании.

В последние 30 лет скоринговые карты как инструмент поддержки принятия решений при выдаче кредита стали широко использоваться в банках, а фирмы, специализирующиеся на составлении скоринговых карт, получили устойчивую нишу рынка.

Появлению специализированных фирм, осуществляющих по заказу банков составление скоринговых карт, способствовало то обстоятельство, что разработка карт базируется на статистической обработке больших массивов исторических данных о кредитных прецедентах (погашенных и непогашенных кредитах). Многие банки в то время к самостоятельному выполнению такой работы не были готовы ни технически, ни методически, ни информационно.

Скоринговые карты составляются для конкретных кредитных продуктов и задач анализа (Application-Behavioral-Collection Scoring) и имеют ограниченный срок применимости.

Информационный аспект кредитного скоринга важен, поскольку собственных данных о погашенных и непогашенных кредитах для расчета скоринговых карт у отдельных банков было недостаточно, но они имелись в кредитных бюро, получивших законодательную основу для сбора и использования таких данных. И именно кредитные бюро стали главными заказчиками технологий разработки скоринговых карт.



## Современный подход к кредитному скорингу

Времена изменились. Сегодня банки располагают мощной вычислительной техникой и нужным объемом кредитных историй. Любому банку теперь по силам внедрить собственную систему кредитного скоринга и самостоятельно осуществлять расчеты скоринговых карт. Прямой расчет показывает, что суммарные издержки при этом могут быть существенно ниже, чем в случае регулярной покупки скоринговых карт у внешних разработчиков.

Стоимость покупки скоринговой карты для одного кредитного продукта варьируется у лидеров рынка скоринговых услуг от 40 до 60 тысяч долларов. При среднем сроке актуальности скоринговой карты в 2 года банк затратит в течение 5 лет минимум 120 000 долларов на обновление скоринговой карты по каждому кредитному продукту. С учетом того, что кредитное предложение банка базируется обычно на 5-10 таких продуктах, стоимость приобретения скоринговых карт может значительно превысить стоимость внедрения и сопровождения собственной системы кредитного скоринга.

При самостоятельной разработке скоринговых карт банки могут привнести в скоринговые расчеты принципиально новое качество - свой собственный уникальный опыт кредитования, особенности своих кредитных продуктов и сегмента рынка - то ноу-хау, которое невозможно вложить в скоринговую таблицу в случае ее приобретения со стороны.

А это означает потенциальную возможность более точного контроля и управления кредитными рисками и, соответственно, более высокую доходность всего кредитного портфеля банка.

Однако, не только информационно-технологическая подготовленность банков отличает сегодняшний день от прошлого. Методы кредитного скоринга также получили существенное развитие и вышли далеко за рамки традиционных скоринговых карт. И хотя скоринговые карты продолжают широко использоваться в банках, сама скоринговая карта рассматривается теперь лишь как один из возможных подходов к оценке кредитного риска и одна из возможных моделей кредитного скоринга.

Современный арсенал методов кредитного скоринга основан на использовании инструментов предиктивного анализа (от английского слова prediction - прогноз, предсказание), принадлежащих к широкому классу так называемых методов углубленного анализа данных (data mining).

К инструментам предиктивного анализа относят регрессию, деревья классификации (деревья решений), нейронные сети, генетические алгоритмы, методы правдоподобных рассуждений и другие методы data mining.

Не отвергая скоринговые карты как инструмент анализа кредитоспособности заемщика, современные системы кредитного скоринга предоставляют банковскому кредитному аналитику возможность самостоятельно строить разные предиктивные модели для разных кредитных продуктов и постановок задач, выбирать для практической работы наиболее эффективные модели и своевременно их актуализировать в соответствии со складывающимися условиями как в банке, так и во внешней экономической среде.

## Методологические аспекты кредитного скоринга

В основе методологии кредитного скоринга лежат некоторые естественные гипотезы о вероятностной природе возможных исходов кредитной сделки. Такими исходами, в зависимости от задачи анализа, могут быть:

- возврат кредита в точном соответствии с условиями кредитного договора,
- возврат кредита с частичным нарушением условий кредитного договора (с опозданием, неполный возврат и т.п.),
- невозврат (дефолт) по кредиту.

Таких предположений немного, но каждое из них имеет важное значение. Рассмотрим их подробнее.

### Случайный характер исхода кредитной сделки

В соответствии с этим предположением исход любой кредитной сделки есть случайное событие, наступление которого осуществляется с некоторой вероятностью.

### Факторная зависимость вероятности исхода

Величина вероятности исхода кредитной сделки зависит от некоторых факторов, например: дохода

заемщика, его социального статуса, его прошлой кредитной истории и других. Заметим, что факторы влияют не на сам исход, а лишь на его вероятность. Это означает, что при любой комбинации значений факторов, характеризующих потенциальную или состоявшуюся кредитную сделку, возможен любой ее исход, но с определенной вероятностью.

### Неизменность силы влияния значимых факторов

Считается, что характер влияния каждого значимого фактора на вероятность исхода кредитных сделок постоянен на некотором временном интервале, охватывающем как прошлый период, так и частично будущий. Это важное условие, поскольку именно оно позволяет оценивать кредитоспособность новых аппликантов на основе исходов кредитных сделок прошлого периода.

### Независимость исходов

Предполагается, что исходы кредитных сделок, независимы между собой.

В этих предположениях становится оправданным применение статистических методов для оценки по исторической выборке данных вероятности исхода кредитного договора для того или иного

набора значений факторов, характеризующих аппликанта и кредитную сделку. Знание этой вероятности позволяет сделать процент невозвратов кредитов контролируемым параметром, а, следовательно, и управлять кредитными рисками, неизбежно присутствующими в розничном кредитовании.

Именно это и делает кредитный скоринг полезным практическим инструментом поддержки принятия кредитных решений.

### Пределы точности скоринговых расчетов

С течением времени любая статистическая модель становится неточной. Не составляет исключения и скоринговая карта, как статистическая модель кредитоспособности аппликанта и заемщика. Это происходит по многим причинам: вследствие экономических циклов, изменения клиентской базы банка, структурных сдвигов в экономике, инфляции и других причин.

На языке вероятностной модели это означает, что влияние характеристик заемщика на вероятность возврата или невозврата им кредита не остается постоянным, а изменяется с течением времени. И для того, чтобы скоринговая карта могла продолжать выполнять свои функции, ее необходимо периодически корректировать.



Длительность периода актуальности скоринговой карты зависит от характера и масштаба изменений, происходящих в экономике, и может варьироваться от года до нескольких лет. Проблема здесь кроется в том, что для того, чтобы «ухватить» новую тенденцию статистическими методами, необходимо иметь выборку данных, которые уже реализуют эту тенденцию, и если период смены тенденций сопоставим с периодом накопления данных для статистического анализа, то скоринговая карта может стать устаревшей уже к моменту ее расчета.

### Исходные данные для задачи кредитного скоринга

Для построения предиктивной модели, лежащей в основе скоринговых расчетов, необходима историческая выборка данных - так называемая обучающая выборка. От качества этой выборки (на языке статистики - репрезентативности) зависит точность оценок параметров модели скоринга, и, соответственно, эффективность (предиктивная мощность) скорингового алгоритма.

Репрезентативность выборки определяется тем, насколько полно в ней присутствуют положительные и отрицательные прецеденты. Один и тот же элемент исторической выборки может быть признан и положительным и отрицательным для разных постановок задач.

А может и вообще не подходить для включения в обучающую выборку.

Например, в случае анализа кредитоспособности аппликанта (application-скоринг) положительными прецедентами можно считать случаи возврата кредита без опоздания, а отрицательными - все остальные случаи.

Разделение выборки на положительные и отрицательные прецеденты является относительным и зависит от исходной постановки задачи анализа.

Если же рассматривается задача оценки возвратности хотя бы части просроченного кредита (вариант collection-скоринга), то в качестве положительных прецедентов следует рассматривать все случаи возврата просроченных кредитов в сумме не менее этой части, а отрицательных - все остальные. Случаи же погашения кредита точно в срок - вообще исключить из выборки, как не относящиеся к задаче.

От постановки задачи скоринга зависит не только способ разбивки обучающей выборки на положительные и отрицательные прецеденты, но и множество значимых факторов. Действительно, когда кредит выдан - аппликant становится заемщиком - банку становится доступна дополнительная информация, например, о точности выполне-

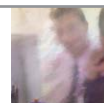
ния заемщиком текущих обязательств по уплате процентов за кредит. Кроме того, некоторые из существенных характеристик заемщика просто могут измениться за кредитный период (например, возраст, доход, имущественное положение).

Это является дополнительной причиной возможных различий между скоринговыми моделями для application, behavioral и collection скоринга. Таким образом, от того, как будет сформирована обучающая выборка, будет зависеть и вид, и последующее применение скоринговой модели.

### Отклоненные заявки на кредит

Информация по несостоявшимся кредитам (аппликантам, которым было отказано в выдаче кредита), не может быть использована в качестве обучающей выборки, поскольку она не содержит нужных сведений. И это создает некоторую методическую проблему.

Допустим, что при принятии решения о выдаче кредита к соискателям кредита применялись очень строгие критерии. Это означает, что некоторые из несостоявшихся кредитов могли бы пополнить подвыборку положительных прецедентов в обучающей выборке, если бы кредиты на самом деле были выданы. И скоринговые расчеты были бы тогда несколько другими.



Но даже если бы все из отклоненных соискателей на самом деле дополнили бы подвыборку только отрицательных прецедентов, то и в этом случае с ненулевой вероятностью скоринговые расчеты отличались бы от тех, что получены по фактическим данным.

Таким образом, если в скоринговых расчетах опираться только на фактические данные по выданным кредитам (т.е. по состоявшимся заемщикам), то предиктивные оценки кредитоспособности новых соискателей будут содержать некоторую систематическую ошибку.

Смещение результатов скоринга происходит из-за того, что соискатель - это еще не заемщик, и, оставляя в обучающей выборке только состоявшихся заемщиков, мы изначально ее цензурируем (т.е. искажаем). На языке статистики это означает, что новые соискатели кредита принадлежат к другой генеральной совокупности, чем та, из которой была взята обучающая выборка.

Степень этой ошибки можно оценить и частично ее снизить, если подвергнуть скорингу данные по отклоненным кредитным заявкам, и включить их в повторный расчет скоринговой модели, разметив предварительно данные по отклоненным кредитам на положительные и отрицательные прецеденты, как если бы они были таковыми на самом деле.

### Алгоритмы кредитного скоринга

Наиболее популярными сегодня являются три основных подхода к кредитному скорингу: с использованием логистической регрессии, дерева классификации и нейронной сети.

Основное различие между этими тремя методами заключается в подходах к способам сегментации прецедентов обучающей выборки. Сама сегментация осуществляется с целью объединения в группы прецедентов с одинаковыми вероятностями исхода.

В методе логистической регрессии сегментация прецедентов осуществляется на основе разбиения факторного пространства  $n$ -мерной сеткой, где  $n$  - количество значимых факторов (рис. 1).

В качестве исходного предположения принимается, что каждая ячейка сетки ( $n$ -мерный прямоугольник) объединяет прецеденты из обучающей выборки, характеризующиеся одинаковой вероятностью исхода.

Координаты узлов этой сетки рассчитываются на основании статистических критериев, исходя из принципа максимальности различия между вероятностями исходов кредитных сделок для смежных сегментов прецедентов.

Распределение положительных и отрицательных прецедентов по ячейкам будет определять весовые коэффициенты при регрессионных членах, которые, в свою очередь, позволяют рассчитать систему баллов для скоринговой карты.

Интервалы значений признаков в скоринговой карте как раз и задаются координатами узлов сетки разбиения факторного пространства в логистической регрессии. Логистическая регрессия является, таким образом, адекватным математическим инструментом для расчета скоринговых карт.

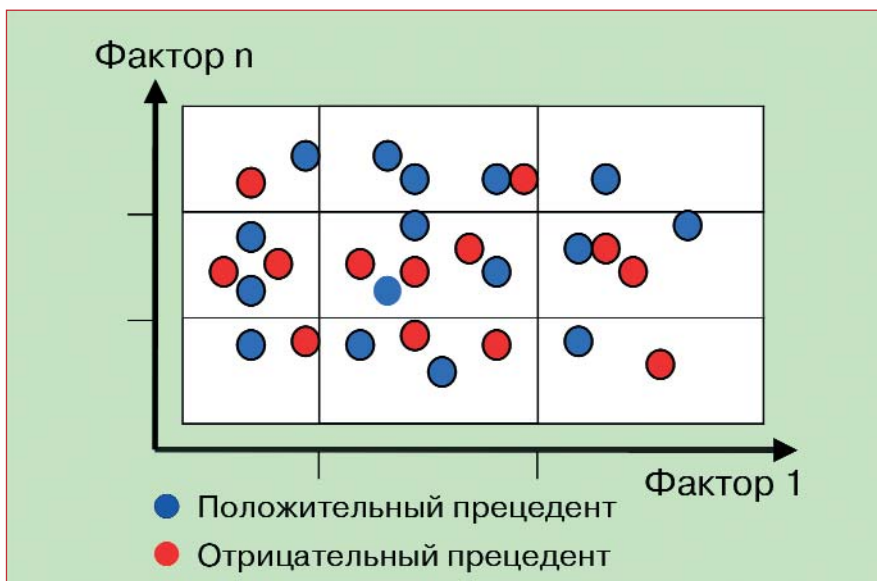


Рис. 1. Сегментация в методе логистической регрессии

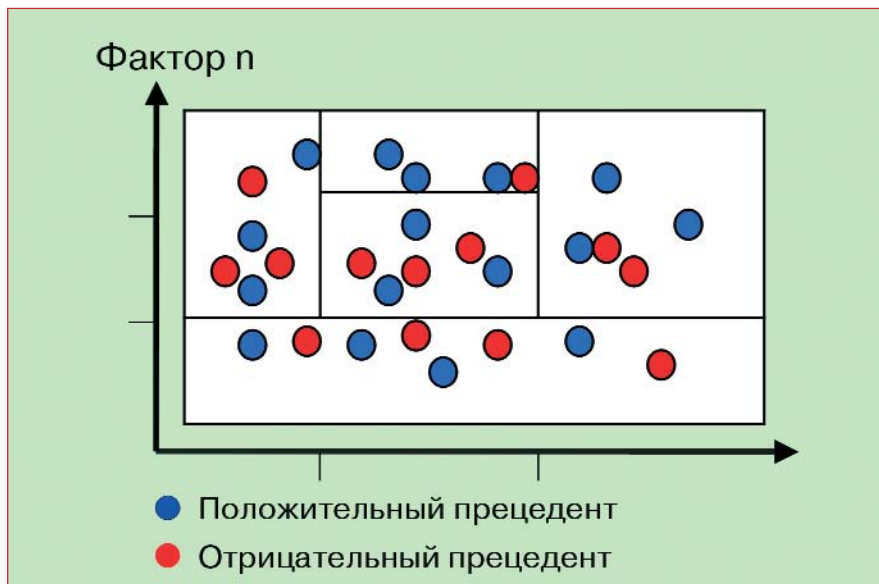


Рис. 2. Сегментация в методе дерева решений

### Дерево классификаций

(дерево решений) является более общим алгоритмом сегментации обучающей выборки прецедентов, чем логистическая регрессия.

В отличие от метода логистической регрессии, в методе дерева классификации сегментация прецедентов задается не с помощью  $n$ -мерной сетки, а путем последовательного дробления факторного пространства на вложенные прямоугольные области (рис. 2).

По этой причине данный метод не приводит к построению классической скоринговой карты, но позволяет для каждого нового аппликанта непосредственно рассчитывать вероятность дефолта, пользуясь алгоритмом классификации,

который де-факто реализуется в результате последовательного дробления сегментов на составные части.

Критерием выбора границ сегмента при последовательном дроблении является различие в соотношении положительных и отрицательных прецедентов в каждом из вновь образуемых сегментов. Сегментация прекращается, если дальнейшее дробление не приводит к существенности этого различия.

Нейронная сеть, позволяет обрабатывать прецеденты обучающей выборки с более сложным (чем прямоугольники) видом сегментов (рис. 3). Геометрическая форма сегментов будет существенно зависеть от внутренней структуры нейронной сети.

Так же, как и метод деревьев классификаций, нейронная сеть не приводит к построению классической скоринговой карты, но позволяет отнести каждого нового аппликанта к сегменту схожих с ним по характеристикам прецедентов обучающей выборки и использовать оценку вероятности дефолта, рассчитанную для этого сегмента.

Из практики предиктивного моделирования известно, что ни один из описанных методов не может быть признан «самым лучшим» во всех случаях жизни.

И только сопоставление предикции и факта может дать оценку эффективности скоринговых моделей.

Помимо описанных алгоритмов, в современном кредитном скоринге применяются и другие методы углубленного анализа данных.

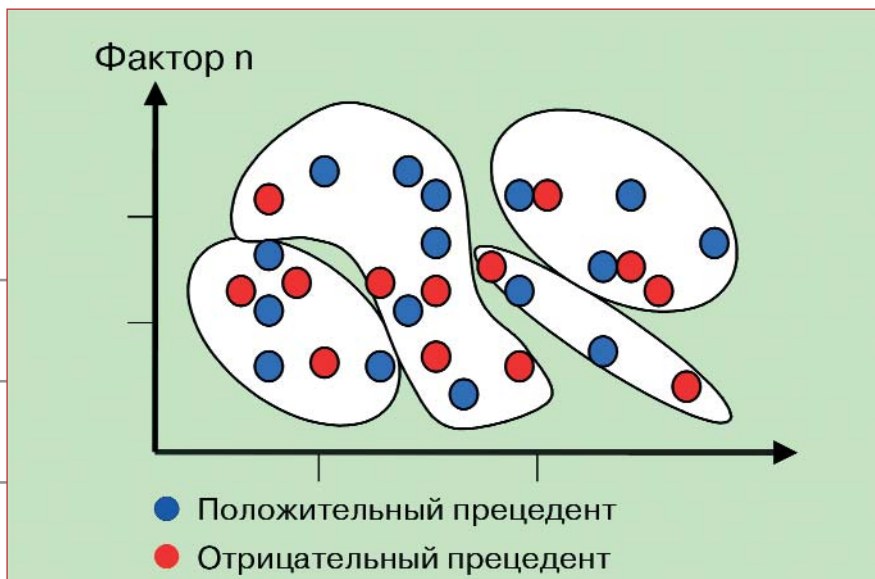


Рис. 3. Сегментация в методе нейронной сети

## Решение SAS для кредитного скоринга

Для создания в банке системы кредитного скоринга физических лиц компания SAS предлагает решение **SAS Credit Scoring Solution**.

Это решение обладает полной и законченной функциональностью, является настраиваемым под специфику использования в банке и является составной частью семейства продуктов SAS Banking Intelligence Solutions.

SAS Credit Scoring Solution позволяет разрабатывать различные скоринговые модели для разных кредитных продуктов (потребительского кредита, ипотечного кредита, кредитных банковских карточек и других), разных задач скоринга (application-behavioral-collection скоринга), на основе разных методов углубленного анализа данных (логистической регрессии, деревьев классификации, нейронных сетей и других).

### Состав решения

Решение SAS Credit Scoring Solution состоит из трех основных функциональных модулей:

- Модуль подготовки исходных данных.
- Аналитический модуль.
- Модуль отчетности.

#### Модуль подготовки исходных данных

В составе этого модуля имеются логические и физические модели данных об аппликантах и заемщиках применительно к разным задачам кредитного скоринга (application, behavioral и collection скоринг). Модели данных могут настраиваться в соответствии со спецификой информационного обеспечения в банке.

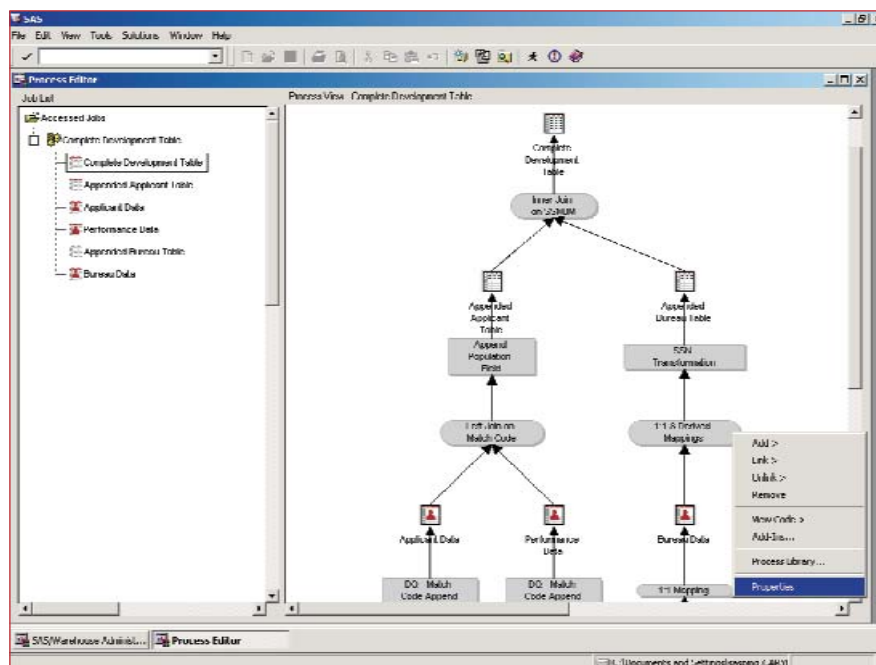


Рис. 4. Пример интерфейса администратора данных

Используемые в этом модуле ETL процедуры (от английского Extract, Transform, Load - извлечение, преобразование, загрузка исходных данных) обеспечивают:

- доступ к внешним источникам данных по аппликантам, заемщикам, кредитным договорам и бухгалтерским регистрам по учету обслуживания долга заемщиками,
- очистку и унификацию исходных данных,
- загрузку и хранение исходных данных в специализированных витринах данных, оптимизированных под использование алгоритмов углубленного анализа данных.

Функциональное обеспечение этого модуля реализовано на основе продукта SAS Warehouse Administrator. Достоинством этого продукта является множественность поддерживаемых моделей данных и простота использования.

Процедуры графического проектирования (рис. 4) позволяют администратору легко и просто строить схемы преобразования данных к требуемому виду и осуществлять контроль процесса обработки данных на всех его этапах - от доступа к источникам данных, до формирования итоговых массивов, пригодных для анализа процедурами data mining.

### Аналитический модуль

Этот модуль содержит:

- Высокоуровневый интерфейс, представляющий интерактивную графическую среду для выполнения аналитических проектов.
- Библиотеку алгоритмов углубленного анализа данных (data mining), включающую как общие статистические и математические процедуры углубленного анализа данных, так и специализированные алгоритмы для задач кредитного скоринга.

- Шаблоны стандартных скоринговых отчетов и процедуры их получения.

- Инструментальные средства для настройки аналитического модуля на специфику использования в банке.

Функциональное обеспечение этого модуля реализовано на основе продукта SAS Enterprise Miner. Это признанный в мире профессиональный инструмент углубленного анализа данных (data mining), обладающий высокой мощностью и гибкостью, дружественным интерфейсом и широкими возможностями как для новичков в области data mining, так и для специалистов.

Работа с Enterprise Miner осуществляется по принципу организации проекта. Каждый проект характеризуется собственной схемой проекта, отображаемой графически (рис. 5). Узлами графа схемы проекта являются данные и/или алгоритмы их обработки, ребрами графа - направления последовательности действий. Каждый узел схемы проекта, отвечающий алгоритму обработки

данных, допускает интерактивную настройку под специфические условия реализации проекта.

На приведенной на рис. 5 схеме скорингового проекта отражена следующая последовательность действий:

- Обучающая выборка данных - прецеденты по выданным кредитам (таблица Emdata.Accepts) обрабатывается алгоритмом интерактивной группировки (узел Interactive Grouping). Помимо признака положительности/отрицательности исхода кредитной сделки, обучающая выборка содержит данные о значениях факторов - характеристиках заемщиков.
- Результатом работы узла Interactive Grouping является отбор значащих факторов - информативных признаков, существенных для анализа кредитоспособности аппlicants, а также сегментация признакового пространства (множества значений этих признаков) с целью подготовки данных для построения модели с помощью логистической регрессии (узел Regression).

- Результатом работы узла Regression являются оценки параметров регрессионной модели, передаваемые в узлы Scorecard и Score.

- Результатом работы узла Scorecard является скоринговая карта в виде таблицы, готовой к использованию кредитным офицером банка, и основанный на ней алгоритм выставления скоринговых баллов.

- Обучающая выборка данных (таблица Emdata.Accepts) обрабатывается узлом Score. Результатом работы узла Score являются скоринговые баллы, выставляемые каждому аппlicantу из обучающей выборки на основании построенного алгоритма скоринга.

- Узел Score Analysis осуществляет подготовку специализированной отчетности по результатам кредитного скоринга.

- Таблица Emdata.Rejects содержит сведения об аппlicants, которым было отказано в выдаче кредита. Эти данные обрабатываются узлом Score с целью выставления скоринговых баллов аппlicants на основании построенного алгоритма скоринга.

- Узел Reject Inference используется для подготовки новой обучающей выборки, которая наряду с историческими данными по прецедентам включает и гипотетические прецеденты из таблицы Emdata.Rejects. Выставление признака положительности/отрицательности гипотетического прецедента осуществляется с учетом выставленных скоринговых баллов на основании одного из трех общепринятых способов - по выбору кредитного аналитика.

Каждый из узлов аналитической обработки имеет графический интерфейс для ручной настройки параметров алгоритмов обработки (рис. 6).

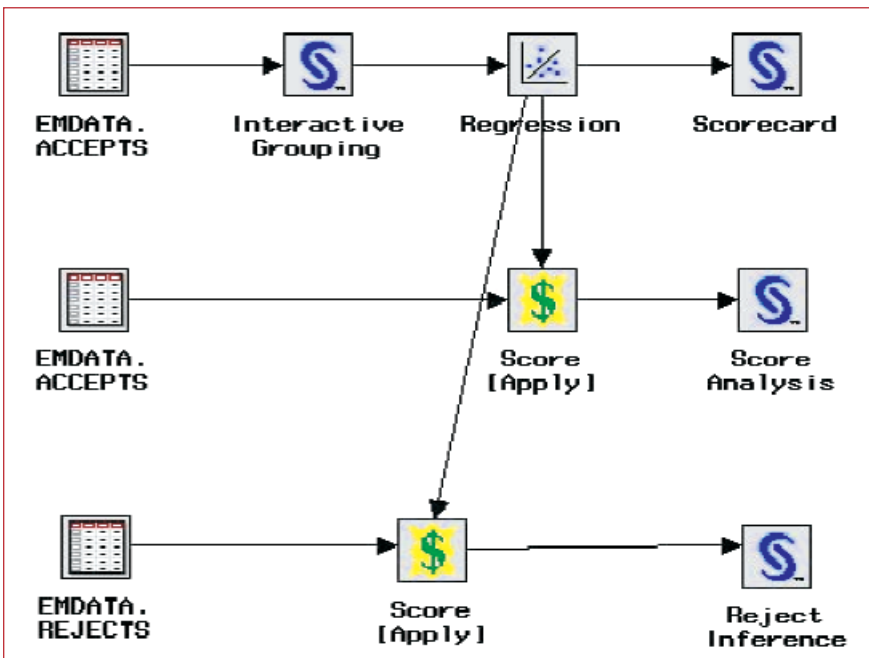


Рис. 5. Пример простейшей схемы скорингового проекта



Рис. 6. Интерфейс настройки узла Interactive Grouping

Например, узел Interactive Grouping позволяет в интерактивном режиме выбрать один из следующих критериев отбора информативных признаков и сегментации признакового пространства:

- критерий Джини,
- критерий Пирсона хи-квадрат,
- критерий минимума энтропии.

Помимо автоматической сегментации, в узле Interactive Grouping допускается и ручное задание сегментов, когда необходимо принимать в расчет соображения, не учитываемые формальными статистическими критериями группировки.

### Алгоритм скоринга на основе дерева решений

Алгоритм дерева классификации (дерева решений) позволяет рассчитать влияние факторов кредитных сделок на вероятность возврата кредитов в менее жестких исходных предположениях, чем это достигается логистической регрессией.

Для использования дерева решений в качестве скорингового алгоритма

в схему скорингового проекта должен быть включен соответствующий узел аналитической обработки данных - узел Tree. Подключение нового узла осуществляется в графическом интерфейсе путем выбо-

ра требуемого узла из перечня доступных узлов в окне «Tools» Enterprise Miner (рис. 7).

Кроме узла Tree, в схему проекта здесь добавлен узел Data Partition, обеспечивающий интерактивную разметку элементов обучающей выборки на «собственно обучающую» и «проверочную» подвыборки. В отличие от метода логистической регрессии, выделение проверочной подвыборки необходимо по технологии расчета деревьев решений.

В узле Tree алгоритмы выделения информативных признаков и сегментации признакового пространства являются встроеными, и поэтому предварительная обработка исходных данных узлом Interactive Grouping не требуется. Узел Tree имеет несколько параметров настроек, среди которых:

- максимальное количество ветвлений при переходе с уровня на уровень,
- максимальное количество уровней ветвления,

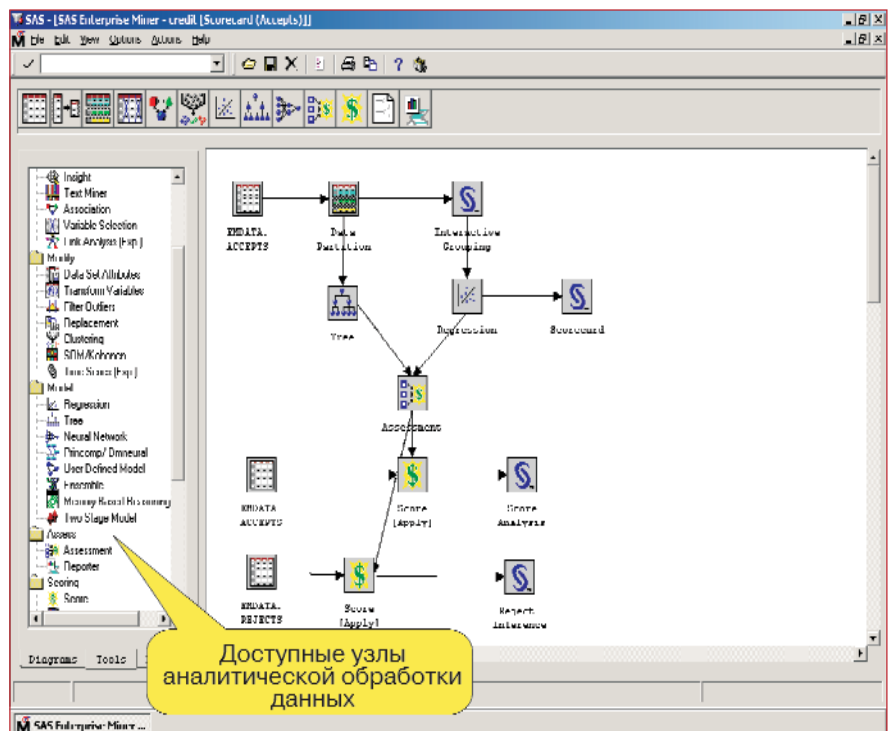


Рис. 7. Пример схемы скорингового проекта с использованием дерева решений

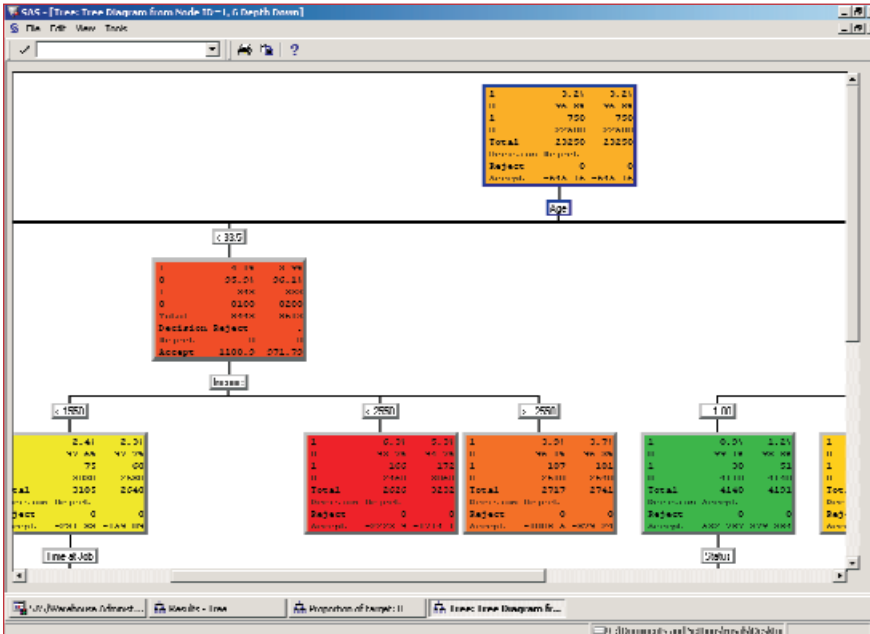


Рис. 8. Фрагмент дерева решений

- критерии ветвления,
- критерии остановки при построении дерева.

В результате отработки узла Tree создается классификационное дерево, которое можно увидеть, в графическом изображении (рис. 8).

Аналогично схеме подключения узла Tree подключается в скоринговый проект и узел Neural Network (Нейронная сеть).

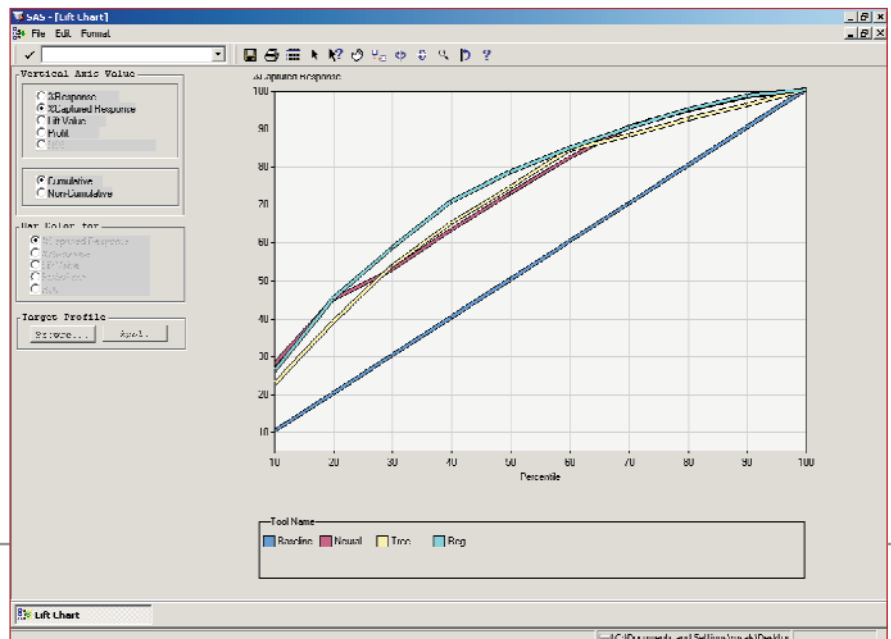
### Сравнение скоринговых алгоритмов

Узел Assessment обеспечивает сравнение результатов расчетов по всем методам предиктивного



анализа, участвующим в скоринговом проекте, и выбор наилучшего по эффективности алгоритма.

Рис. 9. Сравнение методов кредитного скоринга



Сравнение алгоритмов скоринга в узле Assessment может осуществляться по разным критериям, которые аналитик может выбирать в интерактивном режиме.

Пример сравнения по одному из таких критериев приведен на рис. 9.

Каждый график на рис. 9 соответствует определенному методу кредитного скоринга. Прямая линия соответствует случайному выбору прецедентов. Графики показывают, какой процент действительных отрицательных прецедентов содержится в первых N% выборки при условии, что прецеденты упорядочены по возрастанию скоринг-балла. Чем выше линия графика поднята над прямой линией, тем лучше данная модель предсказывает вероятность исхода кредитной сделки.

## Модуль отчетности Credit Scoring Solution

Каждый из аналитических узлов Enterprise Miner формирует табличные и графические отчеты о результатах обработки данных. Так, например, отчет по маржинальной доходности, создаваемый узлом Score Analysis (рис. 10), позволяет найти скоринг-балл, при котором ожидаемые потери по невозвратам кредитов в группе заемщиков с этим скоринг-баллом уравновесятся процентными доходами по возвращенным кредитам (т.н. точка маржинальной безубыточности).

Чем больше скоринг-балл аппlicants, тем больше вероятность возврата ими кредита и тем больше математическое ожидание доходности кредитного портфеля по данной скоринг-группе аппlicants.

Однако, знание точки безубыточности еще не позволяет определить оптимальный балл отсеечения. Для оптимального балла отсеечения математическое ожидание доходности совокупного кредитного портфеля должно быть максимально. Оценить оптимальный балл отсеечения можно с помощью графика зависимости средней доходности по заемщику совокупного кредитного портфеля от балла отсеечения (рис.11).

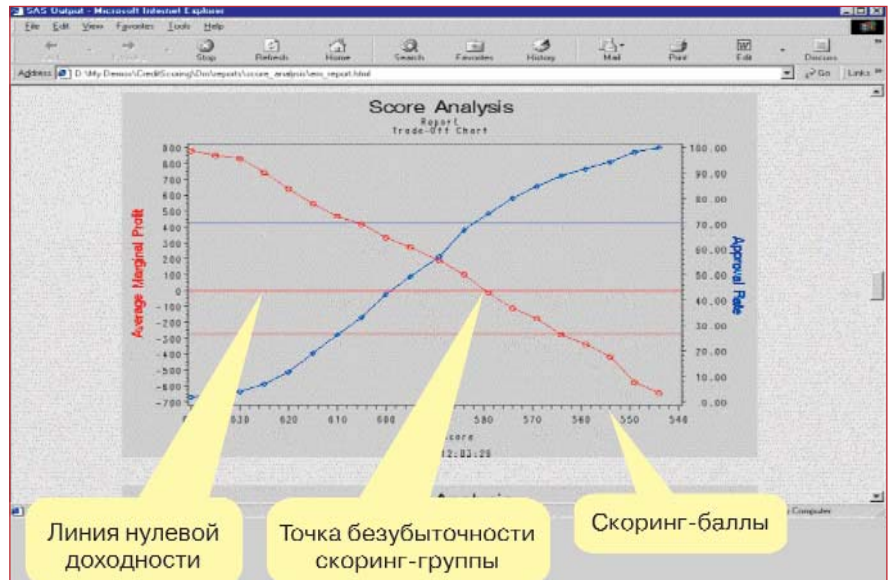


Рис. 10. Зависимость маржинального дохода от скоринг-балла

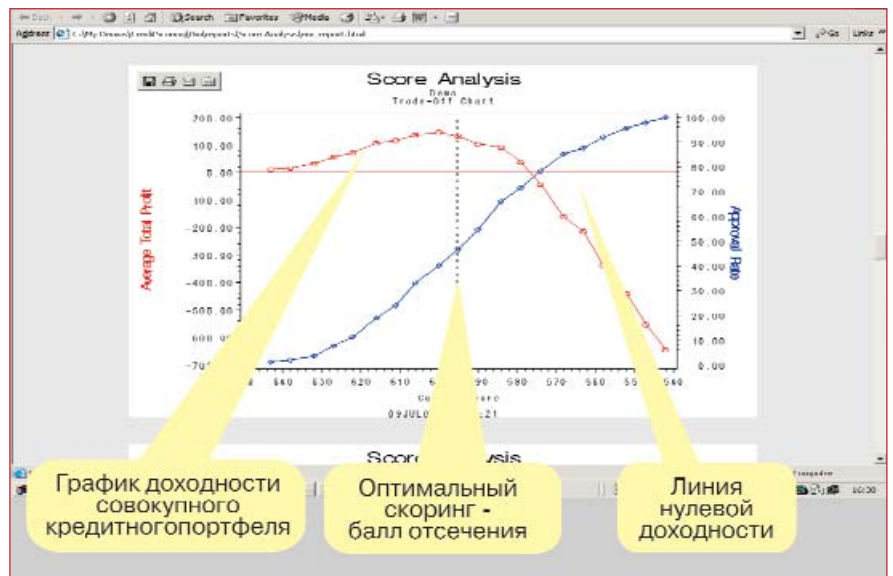


Рис. 11. Зависимость средней доходности по заемщику совокупного кредитного портфеля от балла отсеечения

Для принятия решения относительно балла отсеечения также может быть полезен график зависимости отношения вероятности возврата кредита к вероятности дефолта от скоринг-балла (так называемый, график стратегии (рис. 12)).

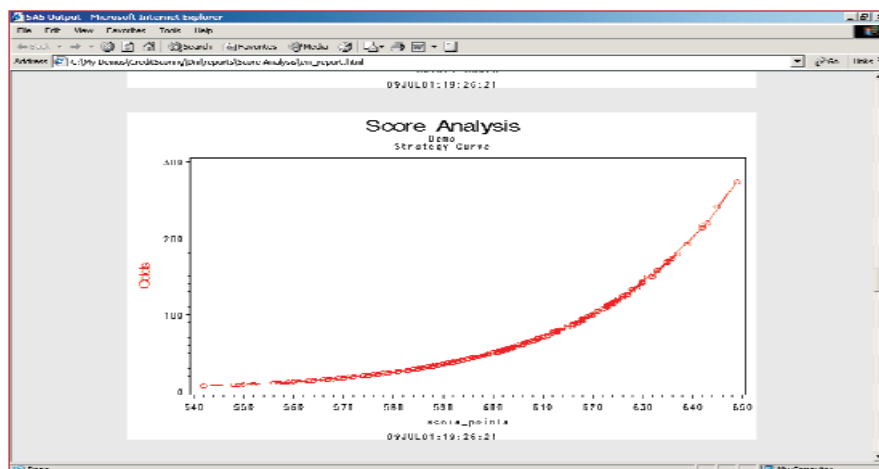


Рис. 12. График стратегии

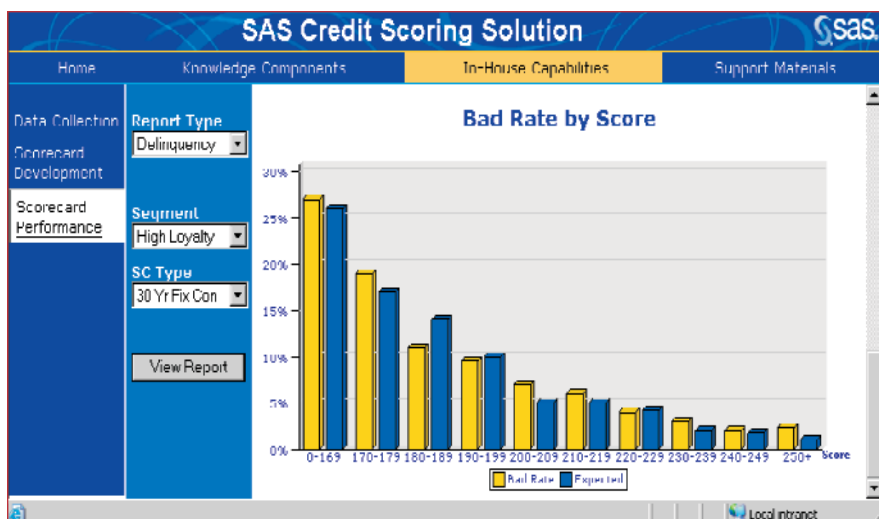


Рис. 13. Распределение отрицательных прецедентов по скоринг-баллам

Приведенные отчеты составляют лишь малую часть стандартной отчетности, формируемой в SAS Credit Scoring Solution. В частности, значительное количество табличных отчетов посвящено описательной статистике и может быть доступно через Web-интерфейс (рис. 13, 14).

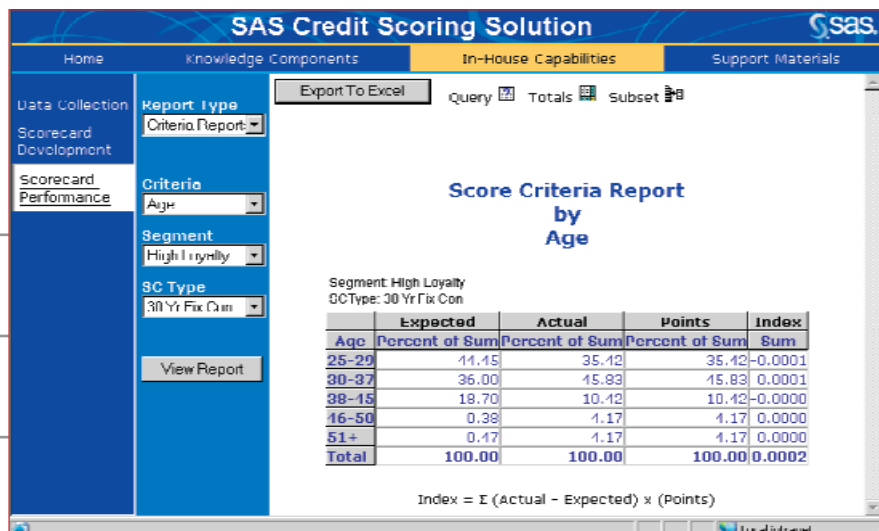


Рис. 14. Пример описательной статистики по прецедентам

## Интеграция SAS Credit Scoring Solution в информационную инфраструктуру банка

Использованные в SAS Credit Scoring Solution принципы открытых систем позволяют интегрировать решение в информационную инфраструктуру банка по нескольким направлениям (рис. 15):

- с фронт-офисными системами, используемыми в кредитном обслуживании физических лиц,
- с системой управления кредитными рисками и системой управления взаимоотношениями с клиентами,
- с системами накопления данных (СУБД, ERP, хранилища данных).

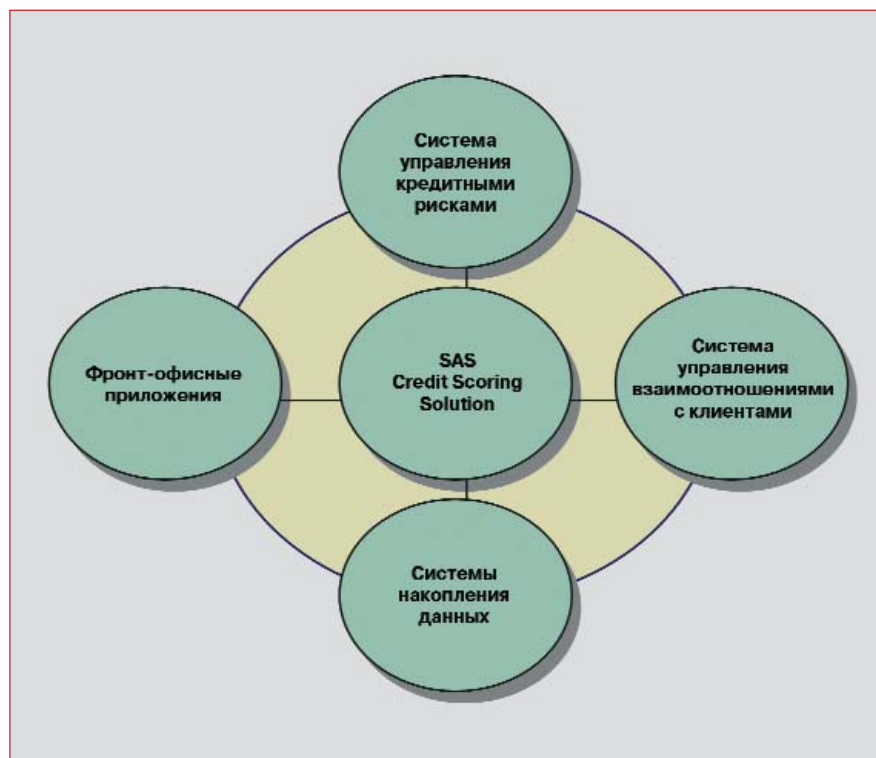


Рис. 15. Интеграция решения

## Отзывы банков о SAS Credit Scoring Solution

Решение SAS Credit Scoring Solution внедрено во многих банках мира. Один из них - CIBC - ведущий североамериканский финансовый институт, осуществляющий различные направления финансово-банковской деятельности. В Канаде CIBC является крупнейшим поставщиком кредитных услуг по кредитным банковским карточкам как по количеству выданных карточек, так и по текущему объему кредитов.

Стремление эффективно управлять кредитными рисками привело CIBC к необходимости создания собственной системы предиктивного моделирования, как основы для создания системы управления стратегией кредитования. Как справедливо считал банк, это позволило бы принимать более обоснованные

решения по кредитному обслуживанию клиентов и управлению своим кредитным портфелем в условиях обостряющейся конкуренции на рынке розничного кредитования.

«Наш выбор SAS Credit Scoring Solution стал осознанным решением для достижения поставленной цели»- заявляет Edward Penner, старший вице-президент, отвечающий за управление кредитными рисками. «Нам нужна была развитая аналитика, которая бы обеспечила поддержку принятия решений на рабочих местах и позволила бы нам использовать предиктивный потенциал всех наших данных».

Используя решение SAS Credit Scoring Solution, CIBC способен теперь обновлять скоринговые карты чаще и реагировать на изменение рыночной ситуации

более оперативно. Более короткий цикл разработки скоринговых карт, чем это возможно при аутсорсинге, означает, что CIBC может внедрять более качественные скоринговые карты быстрее и дешевле. По мере роста объема кредитных операций в банке, его база данных о кредитных операциях увеличивается, что позволяет банку использовать более точные модели кредитного скоринга и разрабатывать более совершенную кредитную политику.

По мнению Edward Penner, решение SAS Credit Scoring Solution окупается за год, возможно за шесть-девять месяцев. «Сейчас мы делаем свою работу быстрее, с меньшими издержками и гораздо более гибко, чем раньше», – считает Edward Penner.



## Заклучение

Опыт многочисленных внедрений SAS Credit Scoring Solution в банках мира показывает технологическую эффективность и быструю окупаемость этого решения. Используемые в SAS Credit Scoring Solution современные информационные технологии кредитного скоринга позволяют кредитным аналитикам банков сконцентрироваться на решении бизнес-проблем, в то время как всю техническую работу по сбору исходных данных и расчету скоринговых алгоритмов берет на себя Credit Scoring Solution.

Хорошая документированность и техническая поддержка решения, а также простота и легкость внедрения делают SAS Credit Scoring Solution незаменимым фундаментом современных банковских систем кредитного скоринга.



**Московское представительство**  
109240, Москва,  
Николаямская ул., 13  
Тел.: +7 095 937 4151  
Факс: +7 095 937 4155  
<http://www.sas.com/russia>

**SAS Institute**  
**Европейская штаб квартира**  
Neuenheimer Landstr. 28-30  
P.O. Box 10 53 40  
D-69043 Heidelberg, Germany  
Тел.: +49 6221 4160  
Факс: +49 6221 474850

**SAS Institute Inc.**  
**Мировая штаб-квартира**  
SAS Campus Drive,  
Cary, NC 27513 USA  
Тел.: +1 919 677 8000  
Факс: +1 919 677 4444  
<http://www.sas.com>