

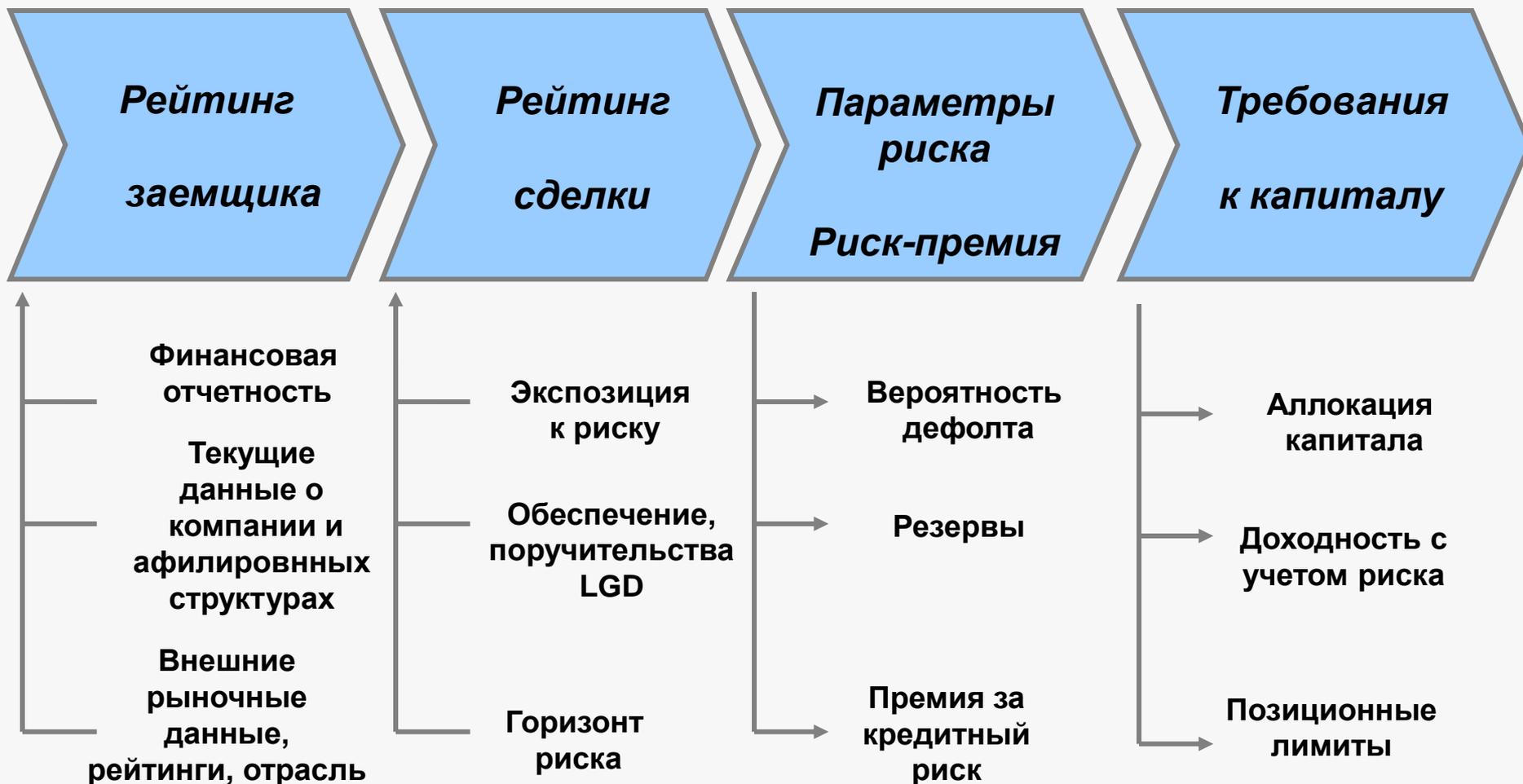
Low-default IRB model calibration with genetic algorithms

Верификация рейтинговой модели в условиях недостаточной статистики дефолтов с применением генетических алгоритмов

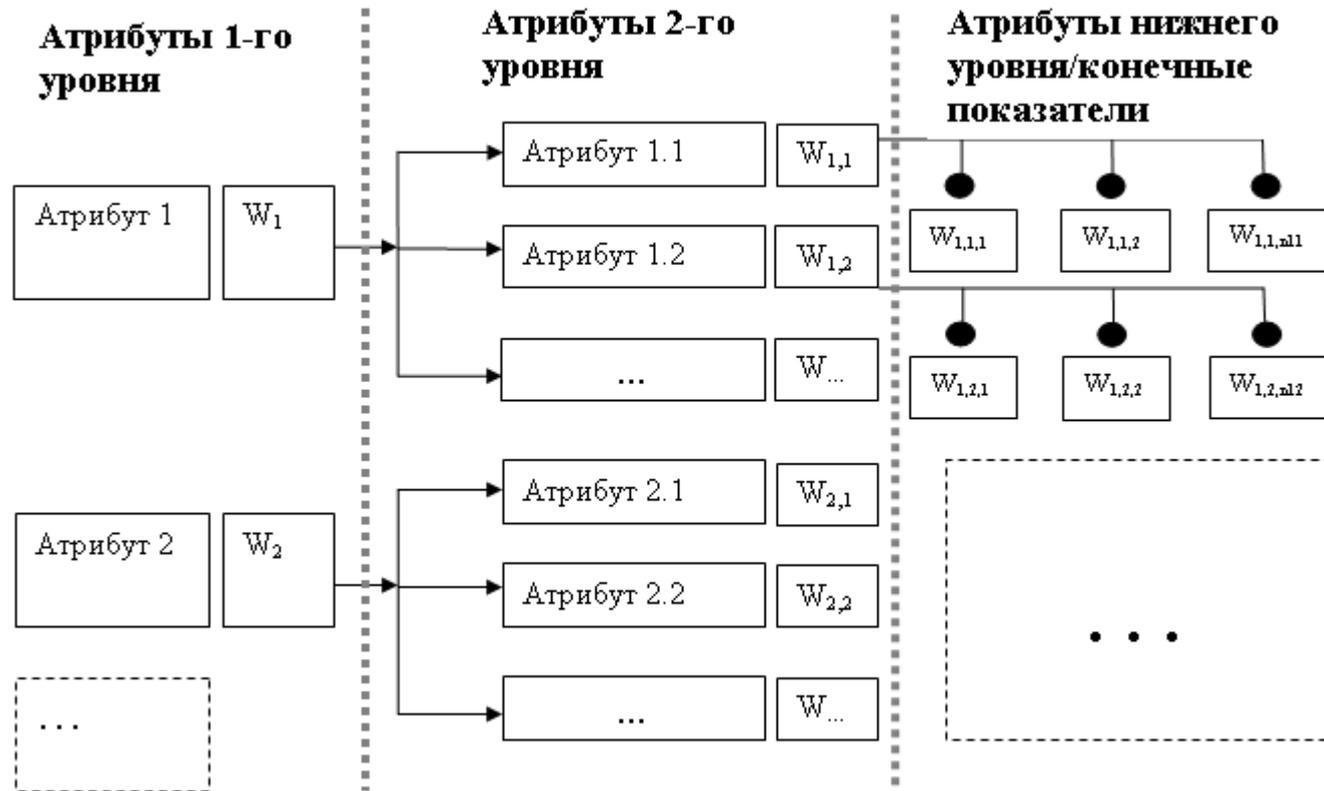
Михаил Помазанов

*Зам. нач. Управления кредитными рисками, ОАО "Банк Зенит"
Генеральный директор, ООО Риск Рейтинг Групп
Вице-Президент Русского общества
управления рисками «Русриск»
Доцент ГУ-ВШЭ
К.ф. -м.н.*

IRB - действия



- Унификация технологии построения рейтинговой системы



Многоуровневая схема модели рейтинга с весами

Пример отбора доминирующих финансовых показателей

Компания Moody's KMV – разработчик системы оценки кредитного риска RiskCalc™ – рекомендует^[1], чтобы показатели, входящие в состав рейтинга, характеризовали финансовое состояние компании по следующим характеристикам:

| Рейтинговый совокупный показатель | Расшифровка показателя |
|-----------------------------------|--|
| ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ | <ul style="list-style-type: none">■ Запасы / выручка■ Изменение оборачиваемости дебиторской задолженности■ Текущие обязательства / выручка |
| ЛЕВЕРИДЖ | <ul style="list-style-type: none">■ Коэффициент леввериджа■ Нераспределенная прибыль / текущие обязательства |
| ПРИБЫЛЬНОСТЬ | <ul style="list-style-type: none">■ Доходность активов (ROA) |
| РАЗМЕР | <ul style="list-style-type: none">■ Совокупные активы |
| ПОКРЫТИЕ ЗАДОЛЖЕННОСТИ | <ul style="list-style-type: none">■ Денежный поток / процентные расходы■ Изменение ROA |
| ЛИКВИДНОСТЬ | <ul style="list-style-type: none">■ Деньги и ценные бумаги / активы |
| РОСТ | <ul style="list-style-type: none">■ Рост выручки |

[1] The Moody's KMV EDF™ RiskCalc™ v3.1 Model Next-Generation Technology for Predicting Private Firm Credit Risk.

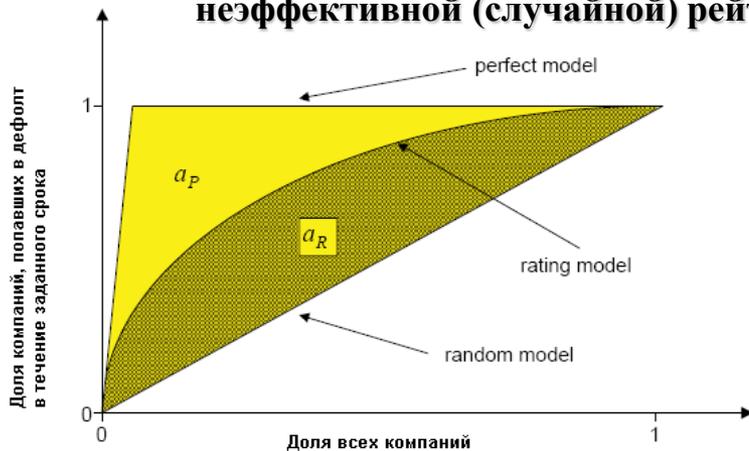
Значимость и верификация компонент и самой IRB

Цель рейтинговой системы однозначно разделить клиентов на потенциально **проблемных** и **добросовестных**

Отклонить!

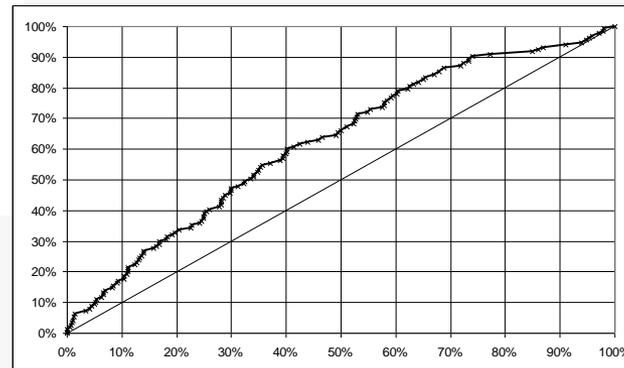
Принять!

ROC-кривые идеальной (perfect), стандартной и неэффективной (случайной) рейтинговых систем.



Показатель AR
(Accuracy Ratio,
Gini коэффициент)

$$AR = a_R / a_P$$



Пример:

Верификация
рейтинговой
модели среднего
качества

Критерии допуска IRB системы в бизнес-процесс

Критерий: Валидность и устойчивость мощности рейтинговой системы

| Интервал AR | Качество модели |
|-------------|----------------------|
| 80% и выше | Отличное |
| 60-80% | Очень хорошее |
| 40-60% | Хорошее |
| 20-40% | Среднее |
| 20% и ниже | Неудовлетворительное |

Рейтинг позволяет «автоматически» принимать решение

Рейтинг является основным аргументом в решении

Рейтинг рассматривается как справочный

Рейтинг не рассматривается

| Горизонт 1 год | |
|--|--------|
| Rating Model | AR |
| Moody's Rating Global | 83-94% |
| Fitch Global Corporate Finance Ratings | 87% |
| S&P Rating Global | 88% |
| Moody's KMV RiskCalc v3.1 | 57.0% |
| Moody's KMV RiskCalc v1.0 | 49.5% |
| Private Firm Model | 46.1% |
| Altman Z-score | 42.3% |

Повышение эффективности оценки рисков

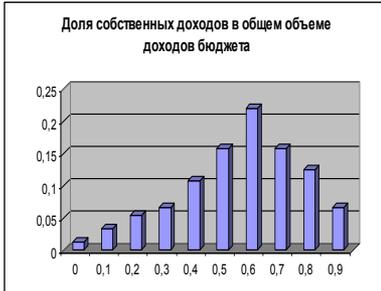
- введение нескольких горизонтов рейтингования (краткосрочный, долгосрочный)
- обоснованный выбор риск-доминирующих факторов
- регулярная верификация и калибровка по текущим историческим данным внутренним и внешним
- оперативная фиксация данных мониторинга в рейтинге
- унификация требований к учету параметров, повышение качества данных
- обеспечение подразделений высокоэффективными инструментами рейтингования, требований к качеству и полноте информации

Цель: повысить качество внутренних рейтингов

- 50% корпоративные
- 60% банки
- 70% ритейл с учетом инф. Бюро кредитных историй

Априорный анализ показателей

Распределение значений показателя



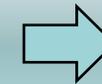
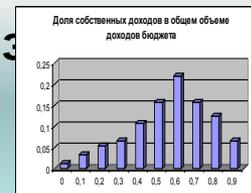
Корреляция

| | FR1 | FR2 | FR3 | FR4 | FR5 | FR6 | FR7 | FR8 | FR9 | FR10 |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| FR1 | 100% | | | | | | | | | |
| FR2 | -12% | 100% | | | | | | | | |
| FR3 | -37% | 38% | 100% | | | | | | | |
| FR4 | -15% | -2% | -12% | 100% | | | | | | |
| FR5 | -6% | -50% | -17% | 14% | 100% | | | | | |
| FR6 | 21% | -10% | -35% | -5% | -2% | 100% | | | | |
| FR7 | -27% | 33% | 46% | 6% | -29% | -27% | 100% | | | |
| FR8 | 3% | -32% | -34% | 0% | 22% | 34% | -40% | 100% | | |
| FR9 | -7% | 56% | 42% | 16% | -5% | -21% | 5% | -30% | 100% | |
| FR10 | -24% | 42% | 46% | 19% | -5% | -20% | 22% | -28% | 75% | 100% |

Дискриминирующая сила относительно benchmark

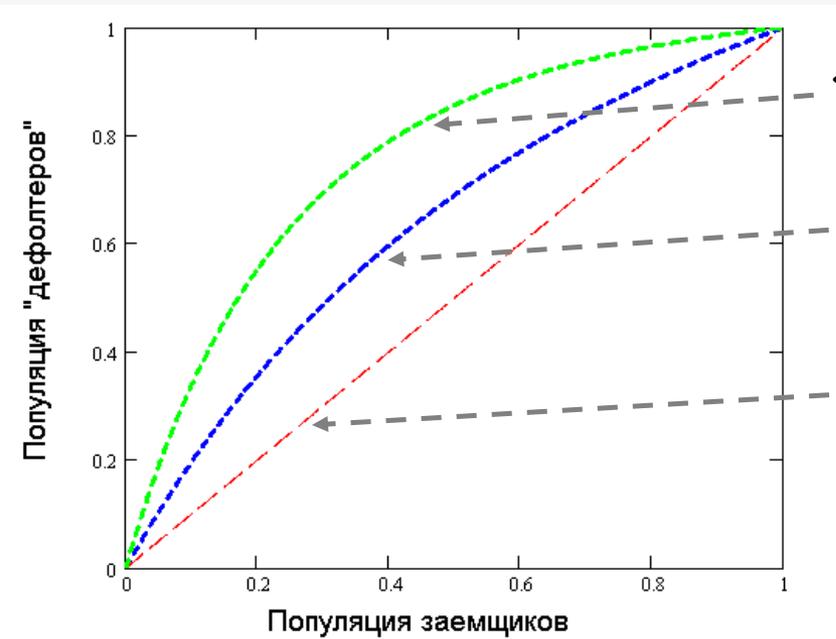
| Показатель | Кэф. Кендалла |
|------------|---------------|
| FR1 | 0,359 |
| FR2 | 0,689 |
| FR3 | 0,471 |
| FR4 | 0,109 |
| FR5 | 0,191 |
| FR6 | 0,252 |
| FR7 | 0,335 |
| FR8 | 0,328 |
| FR9 | 0,486 |

Шкалы принятия решений выбираются из расчета равномерного распределения наблюдений по интервалам



При построении шкал принятия решений делается экспертное предположение о **МОНОТОННОСТИ** показателей относительно вероятности дефолта

Сравнение IRB и мощности «отбора»



«Рабочая» IRB (AR=51%)

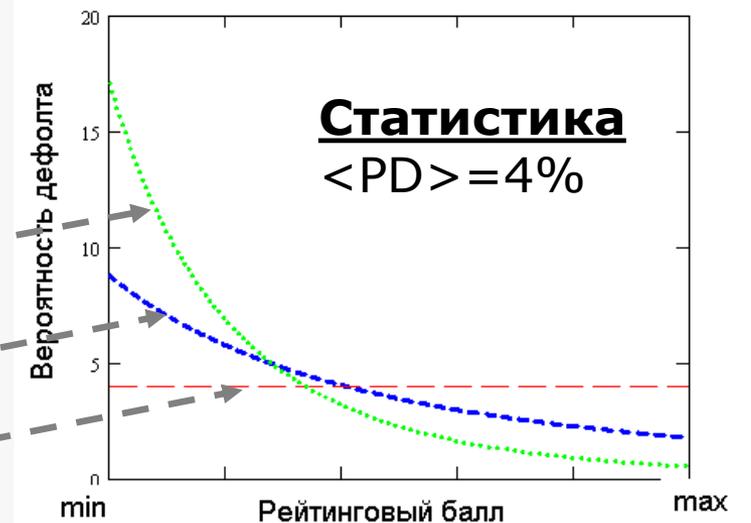
«Слабый» отбор (AR=26%)

Нет разделения AR=0

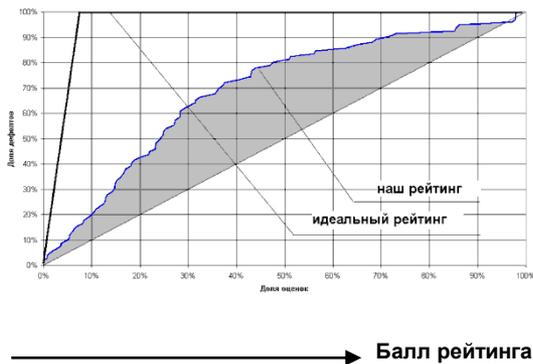
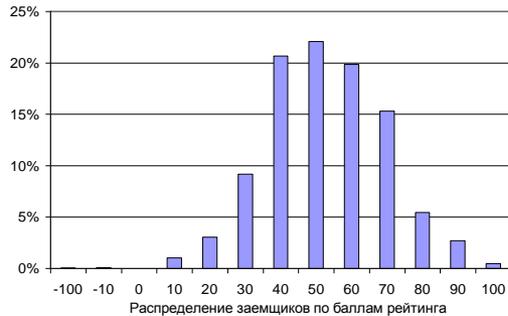
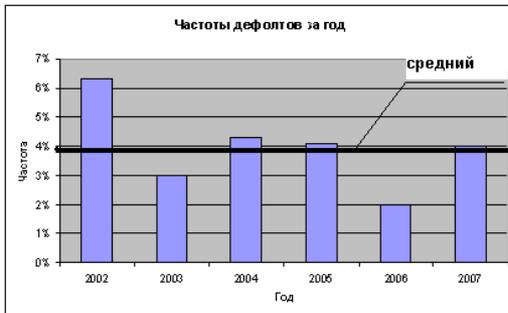
«Рабочая» IRB

«Слабый» отбор

Нет разделения AR=0



Принципы калибровки на исторической базе дефолтов



▪ Среднегодовая историческая частота дефолтов



Усредненная вероятность дефолта по всем рейтинговым баллам с учетом параметров логистической модели

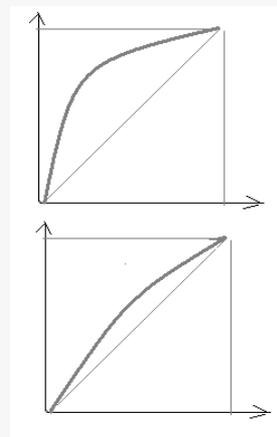
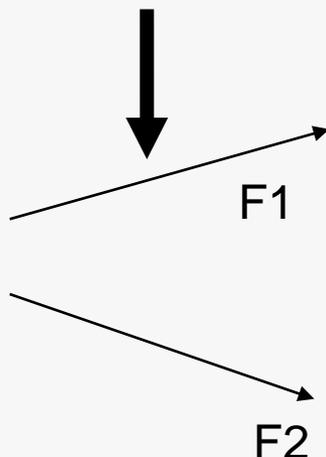
На выходе: верифицированные параметры зависимости PD от рейтингового бала

Настройка рейтинговой системы

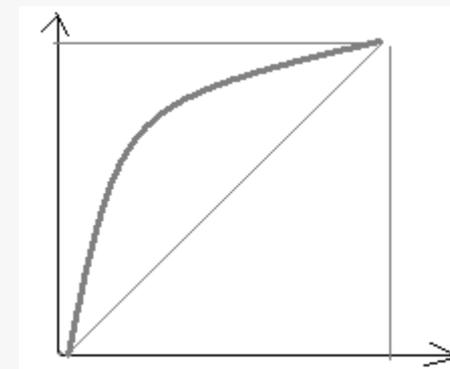
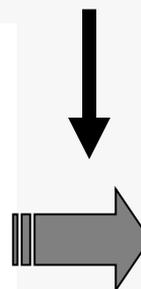
1 способ

Оценка риск-доминирующих факторов на разных исторических периодах

Статистика дефолтов



веса



Итоговая ROC max

2 способ

Low-Default Portfolio

Компании на разных исторических периодах

Оценка рынком, экспертами, агентствами



Рейтинги, зависящие от весов, факторов

Сопоставление оценок

| | |
|--|--|
| | |
| | |
| | |
| | |
| | |

$a_{ij}=1$ если ранг заемщика i больше или равен ранга заемщика j
 $a_{ij}=-1$ если ранг заемщика i ниже ранга заемщика j
 $a_{ij}=0$ для всех диагональных элементов матрицы

$$T_x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{ij}}{n(n-1)} \longrightarrow \max$$

Усиленный коэффициент Кендала max

Проблематика: Low Default Portfolio

Основные причины:

- ✓ Недостаточная статистика заемщиков в секторе
- ✓ Низкая вероятность дефолта для конкретной группы компаний
- ✓ Банк еще не накопил достаточной статистической базы дефолтов для данной отраслево-целевой группы

Примеры секторов с недостаточной статистикой дефолтов

❖ Страны

❖ Региональные и местные органы власти

❖ Страховые компании

❖ Специализированные портфели:

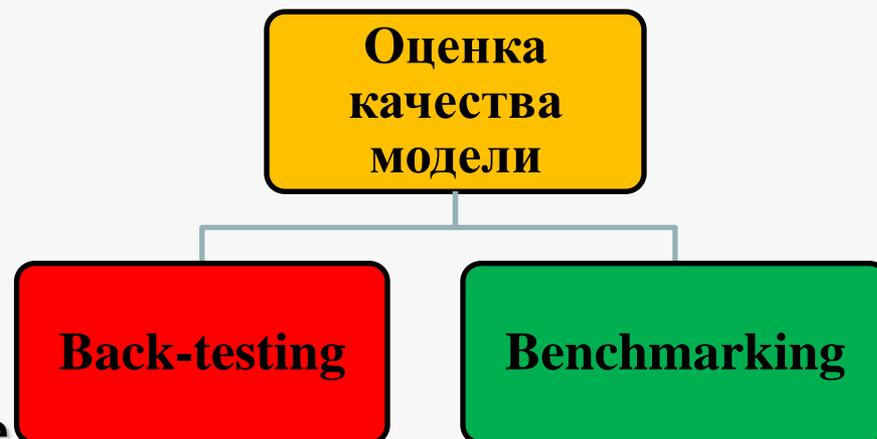
- Судоходство
- Аэропорты и т. п.

❖ Эмитенты облигаций

Классические методы валидации и настройки модели на основе back-testing в данной ситуации неприменимы

В таком случае валидация модели может быть проведена путем сравнения внутренних рейтингов с внешними прокси кредитного риска:

- внешними рейтингами
- спредами на облигации
- информацией, полученной из анализа рыночных цен на кредитные производные
- внутренние экспертные рейтинги



Обычно, в случае Low Default Portfolio, банки прибегают к построению моделей на основе экспертных оценок значимости показателей и весов



Настройка рейтинговой системы в условиях Low Default Portfolio

Общепризнанного подхода к построению и оптимальной настройке рейтинговых моделей в условиях LDP

не существует

Предлагается подход к оптимальной настройке рейтинговой системы, сочетающий в себе как экспертные оценки, так и статистические методы и техники оптимизации

Подход основан на идее бенчмаркинга, а также последних разработках в области решения оптимизационных задач, а именно Генетических Алгоритмах

Выбор оптимальных весов показателей

$$\text{Рейтинговый балл} = \sum \text{Вес}_i * FR_i$$

Задача: путем вариации параметров модели добиться максимальной степени «близости» внутреннего рейтинга и внешних прокси кредитного риска

Прокси кредитного риска

- рейтинги международных рейтинговых агентств Standard&Poor's, Moody's, Fitch

Критерии тесноты связи

- коэффициент Кенделла
- коэффициент согласия Коэна

Механизм оптимизации

- Генетический алгоритм

Критерий Кенделла

- ✓ Определяет степень **относительной упорядоченности** двух ранговых величин
- ✓ Работает даже в случае когда две ранговые величины имеют **разную** размерность
- ✓ Строятся 2 матрицы ($n \times n$).
 - $a_{ij} = 1$ – ранг заемщика i больше либо равен рангу заемщика j
 - $a_{ij} = -1$ – в противном случае
 - $a_{ij} = 0$ – для диагональных элементов

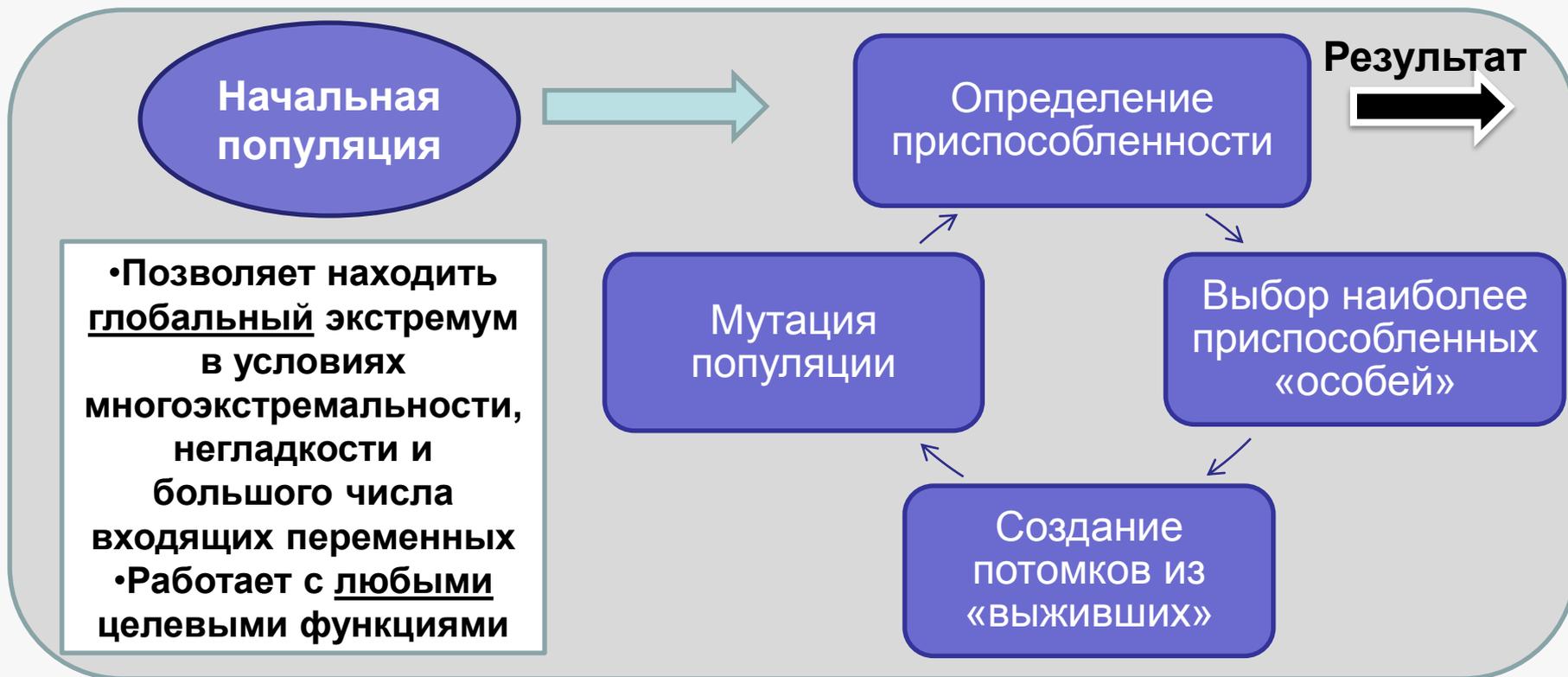
$$T_x = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} * b_{ij}}{n(n-1)} \quad T_x \in [-1, 1]$$

Критерий согласия Коэна

- ✓ Весовая модификация **коэффициента Коэна** определяет степень согласованности двух ранговых величин
- ✓ Может применяться лишь в том случае, если ранговые величины имеют **одинаковую шкалу измерения**
- ✓ Позволяет оценить качество калибровки модели

Оптимизация весов показателей

Сопоставляем рейтинги, «подкручивая» веса показателей, до максимального совпадения с внешним рейтингом с точки зрения целевого функционала



Целевой функционал («приспособленность»):

- ✓ коэффициент Кендалла
- ✓ коэффициент согласия Козна

Калибровка рейтинговой системы

Калибровка
рейтингового балла

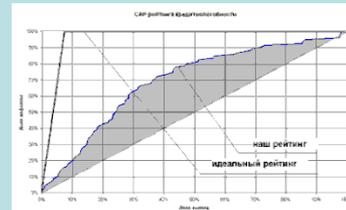
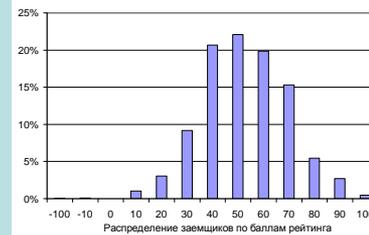
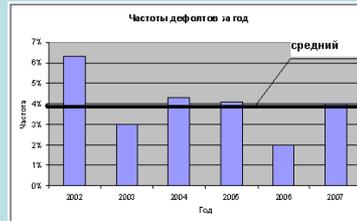
$$PD = \text{Logit}_{A,B}(R)$$

R –рейтинговый балл

A – коэффициент
наклона

B – коэффициент фона

Входные параметры

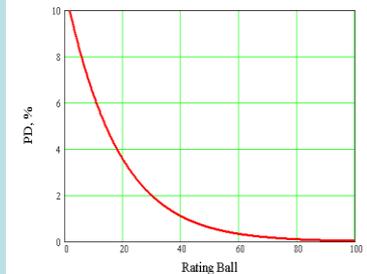


Средняя
частота
дефолтов

Распределение
рейтингового
балла

Ожидаемое
AR

Вероятность дефолта



| Рейтинговая группа | Вероятность дефолта | Нижняя граница балла рейтинга | Верхняя граница балла рейтинга |
|--------------------|---------------------|-------------------------------|--------------------------------|
| A и выше | 0,07% | 82,8 | И выше |
| A- | 0,10% | 77,1 | 82,8 |
| BVB+ | 0,14% | 71,3 | 77,1 |
| BVB | 0,20% | 64,8 | 71,3 |
| BVB- | 0,30% | 57,0 | 64,8 |
| BV+ | 0,50% | 47,6 | 57,0 |
| BV | 0,90% | 38,5 | 47,6 |
| BV- | 1,50% | 29,9 | 38,5 |
| B+ | 2,50% | 20,3 | 29,9 |
| B | 4,50% | 10,9 | 20,3 |
| B- | 7,50% | 2,2 | 10,9 |
| ССС+и ниже | 11,91% | Ниже 2,2 | 2,2 |

**Рейтинговая система
настраивается на соответствие PD
настраиваемой системы и внешних
прокси PD**

Модель оценки кредитного рейтинга региональных и местных органов власти РФ

❖ Модель в условиях
Low Default Portfolio

❖ На основе годовых данных
из **открытых** источников

❖ Исследуемый период
2007-2010

❖ В качестве **бенчмарка**
использовались рейтинги
Standard&Poor's

❖ Всего **83** субъекта РФ, из них
16-19 рейтинговались S&P в
период 2007-2010

Финансовые отношения

FR1: Отношение государственного долга к собственным доходам бюджета

FR2: Объем собственных доходов бюджета

FR3: Доля собственных доходов в общем объеме доходов

FR4: Отношение дефицита бюджета к собственным доходам бюджета

FR5: Доля средств, направляемых в бюджеты других уровней в расходах

FR6: Отношение задолженности по налогам к объему налоговых платежей

FR7: Доля прибыльных предприятий в общем количестве зарегистрированных на территории региона

FR8: Уровень безработицы

FR9: Денежные доходы населения в расчете на одного жителя

Результаты

Максимальные коэффициенты Кендалла и Коэна были достигнуты при AR=45%

| AR | Tx | K |
|-----|-------------|-------------|
| 50% | 0,74 | 0,86 |
| 45% | 0,75 | 0,89 |
| 40% | 0,73 | 0,86 |

□ На контрольной выборке коэффициенты Кендалла и Коэна составили 0.74 и 0.85 соответственно

□ Наиболее значимые риск-факторы:

✦ «Объем собственных доходов бюджета»

✦ «Среднедушевые денежные доходы населения»

Обучающая выборка (данные 2007-2009г)

| | Разница в 1 разряд и менее | Разница в 2 разряда и менее |
|-------------------|----------------------------|-----------------------------|
| Точное совпадение | 60% | 88% |
| | | 100% |

Контрольная выборка (данные 2010 г)

| | Разница в 1 разряд и менее | Разница в 2 разряда и менее |
|-------------------|----------------------------|-----------------------------|
| Точное совпадение | 53% | 95% |
| | | 100% |

Сравнительная таблица

Данные 2010



| Субъект | Рейтингов балл | PD Модель | Модель рейтинг | Рейтинг S&P | PD S&P |
|-------------------------|-------------------|--------------|-------------------|----------------|-----------|
| г. Москва | 89,25 | 0,37% | BBB- | BBB | 0,20% |
| г. Санкт-Петербург | 97,75 | 0,23% | BBB | BBB | 0,20% |
| Ямало-Ненецкий АО | 91 | 0,33% | BBB- | BBB | 0,20% |
| Ханты-Мансийский АО | 90,25 | 0,35% | BBB- | BBB- | 0,30% |
| Республика Башкортостан | 73,75 | 0,86% | BB | BB+ | 0,50% |
| Красноярский край | 69,5 | 1,08% | BB | BB+ | 0,50% |
| Самарская область | 81 | 0,58% | BB+ | BB+ | 0,50% |
| Челябинская область | 63,5 | 1,49% | BB- | BB+ | 0,50% |
| Краснодарский край | 71 | 0,99% | BB | BB | 0,90% |
| Ленинградская область | 68 | 1,17% | BB | BB | 0,90% |
| Липецкая область | 61,75 | 1,64% | BB- | BB | 0,90% |
| Свердловская область | 80 | 0,61% | BB+ | BB | 0,90% |
| Волгоградская область | 59,25 | 1,88% | BB- | BB- | 1,50% |
| Иркутская область | 62,5 | 1,57% | BB- | BB- | 1,50% |
| Республика Саха | 63 | 1,53% | BB- | BB- | 1,50% |
| Вологодская область | 43 | 4,45% | B | B+ | 2,50% |
| Ставропольский край | 55 | 2,35% | B+ | B+ | 2,50% |
| Тверская область | 48,25 | 3,37% | B+ | B+ | 2,50% |
| Томская область | 60,75 | 1,73% | BB- | B+ | 2,50% |

- Полученные высокие значения коэффициентов Кендалла и Коэна свидетельствуют о высокой степени упорядоченности внутренних рейтингов в соответствии со значениями бенчмарка, а также о корректной калибровке модели



Полученные результаты невозможно обеспечить при «ручной» (экспертной) оценке весов показателей и значимости переменных

- Предпосылки, на которых базируется модель:
 - ✓ предположение о **высокой** предсказательной силе бенчмарка

Основное преимущество

Нет ограничения на количество состояний «дефолта» (рейтинга)

Недостаток

Нет ROC-кривых и наглядного двумерного представления о работе модели

С благодарностью за внимание!

- ❑ **Помазанов Михаил**
- ❑ **E-mail: m.pomazanov@zenit.ru, mpomazanov@rrgr.ru**
- ❑ **Web: www.rrgr.ru**
- ❑ **Tel: +7 (916) 541-85-71**



Вышло в свет профессиональное издание.

Помазанов М.В. Продвинутый подход к управлению кредитным риском в банке: Методология, практика, рекомендации. Издательство «Регламент», 180 стр. 2010.

Информация о подписке www.rrgr.ru

Работа сделана в соавторстве с А.Хамалинским (Банк Зенит, ГУ-ВШЭ).