**1. Модели кредитного риска для малого и среднего бизнеса (SMB)**

**Контекст**

Малые и средние предприятия (SMB) часто испытывают сложности при получении кредитов из-за недостатка информации и высоких рисков для банков. Традиционные кредитные рейтинги и скоринговые модели часто недостаточно точны для таких компаний.

**Используемые данные**

* Финансовые показатели компании (ликвидность, прибыльность, долги)
* Характеристики бизнеса (возраст, размер, отрасль)
* История платежей и кредитных обязательств

**Методы анализа**

* **Логистическая регрессия** — классический метод для прогнозирования вероятности дефолта (PD, Probability of Default)
* **Деревья решений** и **случайные леса** — для выявления сложных взаимосвязей
* **Факторный анализ** — для уменьшения размерности данных

**Результаты**

* Модель PD позволяет банкам количественно оценивать риск невозврата кредита SMB.
* Улучшение качества кредитного портфеля за счёт более точного определения заемщиков с высоким риском.
* Возможность предлагать более адаптированные кредитные продукты и условия.

**Значение**

Использование таких моделей снижает убытки от дефолтов и расширяет доступ малого бизнеса к финансированию.

**2. Оценка кредитоспособности с использованием открытых банковских данных (Open Banking)**

**Контекст**

Open Banking открывает доступ к банковским транзакциям клиентов по API. Это даёт возможность анализировать реальные денежные потоки и поведение пользователей для оценки их кредитоспособности.

**Используемые данные**

* История транзакций по счетам (доходы, расходы, регулярные платежи)
* Сальдо счетов и динамика движения средств
* Категоризация транзакций (аренда, покупки, зарплата и т.п.)

**Методы анализа**

* **Глубокое обучение (Deep Learning)**: нейронные сети способны выявлять сложные паттерны в больших объемах транзакционных данных.
* **Временные ряды** и **анализ последовательностей** для прогнозирования изменений финансового поведения.

**Результаты**

* Модели на базе транзакционных данных показывают более высокую точность прогнозирования дефолтов по сравнению с традиционными скорингами (кредитные отчеты, анкеты).
* Это позволяет кредиторам быстрее и точнее принимать решения, а клиентам получать более справедливые оценки.

**Значение**

Такой подход повышает финансовую инклюзивность, особенно для тех, у кого недостаточно кредитной истории, но есть стабильные денежные потоки.

**3. Прогнозирование дефолта по кредитным картам с использованием SHAP (Explainable AI)**

**Контекст**

Модели кредитного риска всё чаще становятся сложными и непрозрачными — “чёрными ящиками”. SHAP (SHapley Additive exPlanations) — это метод интерпретируемости моделей, позволяющий понять вклад каждой переменной в прогноз.

**Используемые данные**

* Транзакционные данные по кредитным картам
* История платежей и просрочек
* Данные о клиентах: доход, возраст, стаж

**Методы анализа**

* Обучение сложной модели (например, градиентный бустинг) для прогнозирования дефолта.
* Использование SHAP для вычисления важности признаков и объяснения, почему модель принимает те или иные решения.

**Результаты**

* Модель становится прозрачной: кредиторы видят, какие факторы влияют на высокий риск дефолта.
* Повышается доверие к модели и её решениям.
* Обеспечивается соответствие нормативным требованиям (например, GDPR, законы о кредитном скоринге).

**Значение**

Объяснимость моделей — ключ к их широкому принятию и уменьшению риска дискриминации или ошибок.