

# Лига Приключений

Трек: Прогноз уровня кредитных потерь в банковской

системе России

**Команда:** FromZeroToHero





Душенин Александр



Ивершинь Анастасия

## Подход к моделированию включает 4 этапа



#### Подготовка данных

#### Формирование таргета

Темпы прироста просроченной задолженности

#### Сбор данных

Прогнозируемые макроэкономические факторы

#### Предобработка

Приросты, генерация лагов, заполнение пропусков

#### Сценарный анализ

#### Базовый сценарий

прогнозы факторов из авторитетных источников

Расчет VaR

Стрессовые сценарии



#### Построение модели

#### Отбор факторов

#### Выбор модели

**Линейная регрессия**, SARIMAX, LGBMRegressor, LSTM

 $\textbf{MAPE},\, \text{MAE},\, \text{R}^2$ 

#### Включение дамми-переменных

COVID и CBO; дотации

#### Отбор факторов

Forward selection, регуляризация

#### Имитационное моделирование

#### Генерация макропоказателей

С учетом их взаимосвязи через корреляции

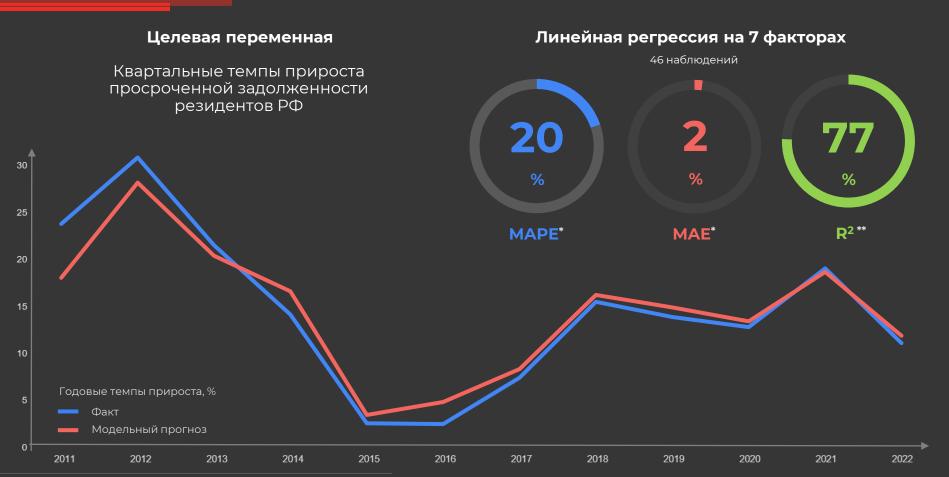
#### Монте-Карло симуляции

для факторов, предсказание таргета моделью

Анализ распределения

## Итоговая модель показала высокое качество





# Все факторы имеют экономическую интерпретацию (🗲) codenrock





Валовое накопление основного капитала

ИПЦ

-2.00

Дотации населению повышают его платежеспособность

Флаг госдотаций



Юридические лица

70%\*

-0.03

Рост инвестиций говорит о наличии свободных средств для выплаты кредита

-0.4

Рост цен на продукцию приводит к увеличению выручки, рост издержек происходит с лагом

#### Флаг черного лебедя

3.95

Неожиданные шоки (COVID и CBO) привели к росту просрочки



Физические лица и ИП **30**%\*

Лаг расходов на конечное потребление д/х

0.13

Уменьшение сбережений снижает возможность заплатить за кредит

ввп

0.18

Расходы на КП д/х, и инвестиционный лаг приводят к сокращению свободных денежных средств Лаг просроченной задолженности

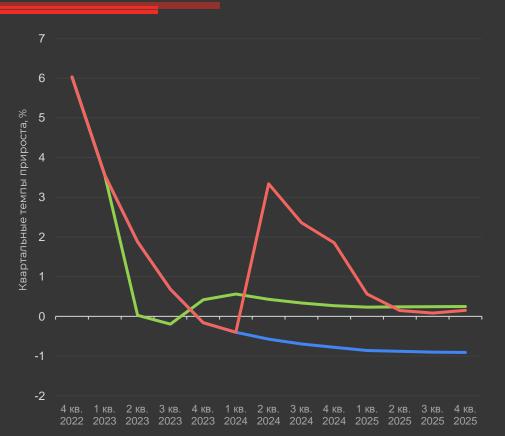
0.71

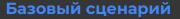
Рост просрочки в прошлом квартале влияет с лагом на ее рост в текущем периоде



# Сценарный анализ позволяет подготовиться к нескольким вариантам развития событий







Прогнозы ЦБ РФ

73

Равномерно распределённые по кварталам годовые прогнозы

млн руб.

млн руб.

Сценарий 1

Дотации во 2-м квартале 2023 г.

**72** 

**78** 

Факторы во 2-м кв. 2023 года изменяются согласно VaR 95% млн руб.

млн руб.

### Сценарий 2

Чёрный лебедь во 2-м квартале 2024 г.

Факторы во 2-м кв. 2023 года изменяются согласно VaR 5% млн руб.

млн руб.

Описание сценария

Прогноз объема просроченной задолженности

к концу 2 кв. 2024 г.

к концу 2025 г.

# Вероятность темпа прироста просроченной задолженности более 10%: 0,02%





## **FromZeroToHero**





## Ивершинь Анастасия

Data Scientist, экономист 2 курс магистратуры ЭФ НГУ

+7 983 123 7442



## Душенин Александр

Data Scientist, экономист 2 курс магистратуры ЭФ НГУ

sahcok010400@gmail.com

+7 913 068 5101

# Приложение 1. Результаты исходной модели



Модель линейной регрессии без включения дамми-переменных

-0.24

-0.03

0.11

0.06

0.06

0.63

Ключевая ставка Цена на нефть Urals

ввп

Среднемесячная начисленная зарплата Лаг расходов на конечное потребление д/х

Лаг просроченной задолженности



# Приложение 2. Сравнение метрик качества нейронной сети (LSTM) и линейной регрессии



Модель	MAE	МАРЕ	MedianAE	MedianAPE
Нейросеть без отбора признаков и дамми-переменных	5,76	81,95	5,43	42,52
Нейросеть после отбора признаков без дамми-переменных	3,18	48,57	3,05	19,6
Нейросеть без отбора признаков с дамми-переменными	6,08	85,52	6,18	45,12
Нейросеть после отбора признаков с дамми-переменными	2,38	32,92	1,5	14,23
Линейная регрессия без отбора признаков и дамми-переменных	3,66	50,27	3,6	26,25
Линейная регрессия с отбором признаков без дамми-переменных	3,1	51,18	2,88	20,7
Линейная регрессия без отбора признаков с дамми-переменными	5,04	65,77	2,83	21,84
Линейная регрессия с отбором признаков и дамми-переменными	1,56	19,82	0,92	8,09

Метрики приведены для кросс-валидации