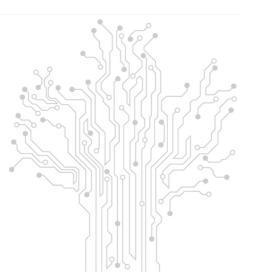


Прогнозирование показателей доходности и риска банков с помощью текущих результатов деятельности и анализа новостей

Prediction of banks' performance and risks using current business results and news sentiment analysis



Козачкин Тимофей, МОВС 2022



Постановка задачи

Что оказывает влияние на финансовые результаты деятельности банковской организации?

Внутренние показатели

Операционные

Приток/отток клиентов, продукты, риск-политика

Финансовые

Чистая прибыль, ROE, Капитал, Нормативы **Управленческие**

Решения руководства, Инвестиционная политика

Внешние показатели

Экономика Политика Конкуренция Новости

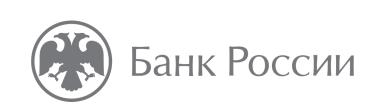
Гипотеза:

- предсказание на основе комбинации факторов
- предсказание не только стоимости банка, а других показателей деятельности

Faculty of Computer science

Постановка задачи

Особенности



- Построить модель для российского рынка
- Обучить модель на русскоязычных текстах новостей
- Использовать модели и обработку текстов специфичных для русского языка



Постановка задачи

Цель:

создать модель, комбинирующую данные о результатах деятельности банков и новостной фон вокруг них, которая будет способна предсказывать показатели доходности и риска кредитных организаций

Этапы:

1

Построить модели на основе показателей банков (финансовая отчетность, бизнес-результаты, капитал, нормативы и пр.) Предсказывать вероятность дефолта и попробовать другие показатели в качестве таргета

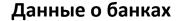


Построить модели, способные предсказывать результаты деятельности на основе текстов новостей:

- Решить задачу классификации предсказывать направление изменений
- Решить задачу регрессии количественно предсказывать показатели



Данные



Russian banks' defaults Dataset

- >70 тыс. наблюдений
- с 2010 по 2018 гг.
- Номер лицензии
- Дата
- Сумма портфеля ценных бумаг •
- Сумма инвестиций в др. организации
- Сумма кредитов
- Сумма непогашенных кредитов
- Сумма депозитов
- Изменение курса валют USDRUB
- Изменение чистых валютных активов
- Изменение финансовых обязательств банка
- Изменение стоимости привлеченного капитала

- Спред по кредитной ставке
- Размер капитала
- Мск/Спб
- Ставки MICEX, MIACR (МБК)
- Изменение гос. Долга
- резерв по кредитам
- Сумма залогов по кредитам
- Сумма кредитного портфеля
- Чистые активы
- Чистая прибыль
- ROA, ROE
- Нормативы N1, N2, N3
 - Событие дефолта

Новостные данные

Фильтры для новостей:

- Период: с 2010 по 2018 гг.
- Темы: Экономика, Политика, Россия

После фильтрации осталось около **400 тыс. новостей**

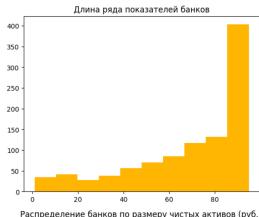
Источники

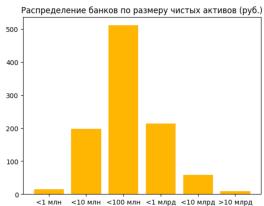
Датасет	Количество наблюдений / Объем данных
Russian Telegram chats history	177 историй новостных чатов (3GB)
News dataset from Lenta.Ru	800k
Russian News	21k



Данные (1)

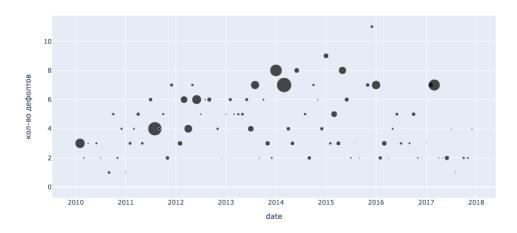
• 1006 банков





• 373 событий дефолта из 70 тыс. наблюдений

Распределение дефолтов по времени





Модель прогнозирования дефолта

Catboost
Прогнозирование <u>события дефолта</u> для банка

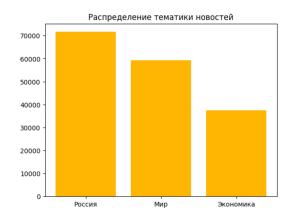
	1		
METRIC	mean	pre-last value	last value
PREC_DEFAULT	1	1	1
REC_DEFAULT	0.938	0.9062	0.9687
PRE_NOT_DEFAULT	0.972	0.9583	0.9857
REC_NOT_DEFAULT	1	1	1
F1_DEFAULT	0.968	0.9508	0.9841
F1_NOT_DEFAULT	0.986	0.9787	0.9928
F1_ALL	0.977	0.9645	0.9884
NOT_DEFAULT	69	69	69
DEFAULT	32	32	32
NOT_as_NOT	69	69	69
NOT_as_DEF	0	0	0
DEF_as_NOT	2	3	1
DEF_as_DEF	30	29	31
ACCURACY	0.98	0.9702	0.99

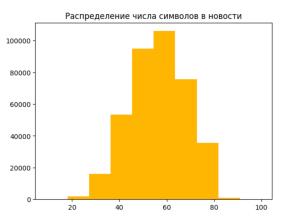
Catboost Прогнозирование периода дефолта

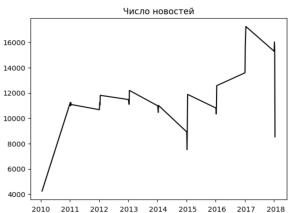
METRIC	last value
PREC_DEFAULT	1
REC_DEFAULT	0.5675
PRE_NOT_DEFAULT	0.9977
REC_NOT_DEFAULT	1
F1_DEFAULT	0.7241
F1_NOT_DEFAULT	0.9988
F1_ALL	0.8395
NOT_DEFAULT	7012
DEFAULT	37
NOT_as_NOT	7012
NOT_as_DEF	0
DEF_as_NOT	16
DEF_as_DEF	21
ACCURACY	0.9977

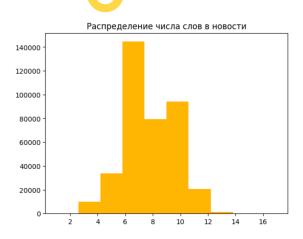


Данные (2)







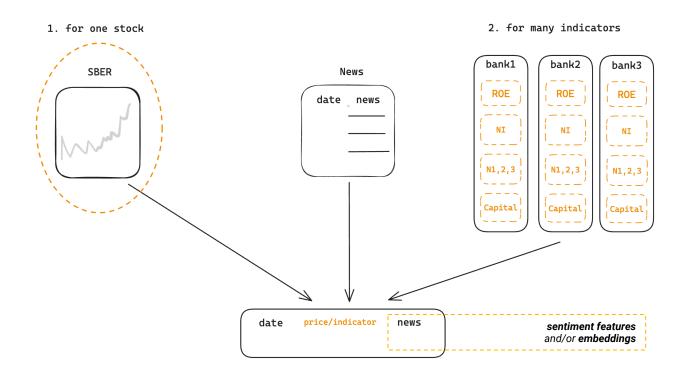




Задача прогнозирования по новостям



Датасет для обучения





Обработка текста

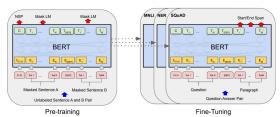
Tokenizer

Lemmatizing text



- TF-IDF
- Word2Vec

Sentiment Analysis



- FinBERT
- sbert-ru-sentimentrusentiment

Fine-Tuning на основе новостей. Предсказываем score по классам:

- 0 negative
- 1 neutral
- 2 positive

LSTM сеть из 5 слоев:

- 1 input, 3 hidden, 1 output.
- shape of the input (10, 1)
- · "tanh" activation function.
- 1 neuron in the output layer

- 3 dropout layers (with dropout rate 0.1, 0.05, 0.01 respectively)
- MSE loss function
- Adam optimizer having 0.02 learning rate.
- 10-day rolling window
- (11, 1) if we add sentiment score

Faculty of Computer science

Модель прогнозирования дефолта

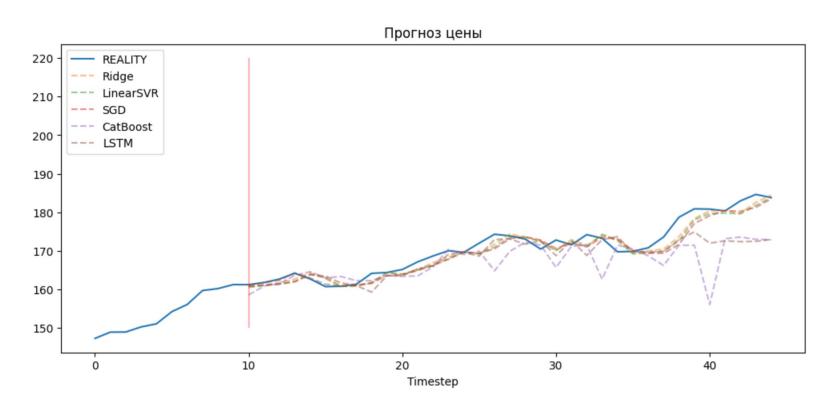
Классификация

A course ov	without sentiment			with sentiment		
Accuracy	without tokenizer	TF-IDF	Word2Vec	without tokenizer	TF-IDF	Word2Vec
LogisticRegression	0.5544	0.5777	0.5751	0.5783	0.5892	0.5901
SVC	0.5647	0.5855	0.5855	0.5702	0.5923	0.5891
SGD	0.5259	0.5906	0.5932	0.5301	0.6193	0.6284
Catboost	0.52	0.5207	0.5311	0.5456	0.5568	0.551
LGBM	0.5829	0.528	0.5207	0.5875	0.5567	0.5647

Регрессия

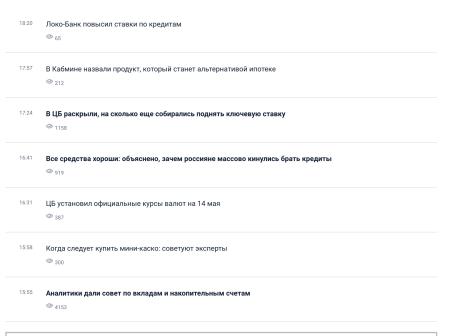
RMSE	without sentiment			with sentiment		
KINISE	without tokenizer	TF-IDF	Word2Vec	without tokenizer	TF-IDF	Word2Vec
Ridge	2.49	2.39	2.46	2.44	2.38	2.354
LinearSVR	2.61	2.37	2.84	2.53	2.234	2.932
SGD	2.59	32.8	3.08	2.65	2.958	2.85
Catboost	2.48	2.66	2.88	2.38	2.54	2.45
LGBM	3.05	2.87	2.61	2.93	2.75	2.745
LSTM Architecture	2.04			1.92		

Модель прогнозирования дефолта



Сервис





News text to insert

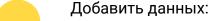
bank name

Показатель	Прогноз
stocks	-
ROE	
ROA	2
Net Income	2
N1	Z
N2	2

- PostgreSQL (для хранения информации о банках)
- Flask, Gunicorn (для сервера)



Заключение



- новостей, содержащих имена банков, а не только на общие темы

Попробовать другие эмбеддинги
(BertTokenizer - rubert-base-cased-sentiment, sbert-ru-sentiment-rusentiment)

- Поэкспериментировать с таргетами, попробовать предсказать не только стоимость акции
- Скомбинировать результаты 2х моделей для прогноза дефолта/показателей



Спасибо за внимание!