

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Московский физико-технический институт (национальный исследовательский  
университет)»

Передовая инженерная школа радиолокации, радионавигации и программной инженерии  
Кафедра Аэрофизики и летательных аппаратов

**Алгоритм предиктивного анализа отказов системы видеоаналитики в режиме  
реального времени по данным от систем мониторинга**

Студент: Боровец Н.В.  
Научный руководитель: Гришин Н.А.



г. Жуковский 2025



# Содержание

В ходе доклада будут рассмотрены следующие ключевые этапы работы:

1. **Введение:** Актуальность, цель и задачи исследования.
2. **Постановка задачи и анализ данных:** Описание архитектуры системы и выводы по данным.
3. **Методология:** Подходы к инженерии признаков, выбору моделей и валидации.
4. **Результаты:** Сравнительный анализ моделей и выбор лучшей.
5. **Заключение:** Основные итоги и выводы по работе.
6. **Дальнейшее развитие:** Перспективы и направления для будущих исследований.

# Цели и задачи

**Цель работы:** разработать метод предиктивного анализа для прогнозирования сквозной задержки в конвейере видеоаналитики.

## **Задачи:**

1. Провести аналитический обзор литературы.
2. Выполнить анализ данных, выявить корреляции и признаки.
3. Провести сравнительный анализ методов (статистика, ML, DL).
4. Выбрать и реализовать 3 ключевые модели.
5. Спроектировать и реализовать MLOps-конвейер.
6. Провести экспериментальное исследование моделей.
7. Сформулировать практические рекомендации.

# Актуальность

- **Рост сложности** систем видеоаналитики для критической инфраструктуры.
- **Недостатки традиционного мониторинга:** статические уведомления (алерты) в Grafana реагируют на сбои постфактум.
- **Необходимость предиктивного подхода:** заблаговременное выявление проблем для предотвращения деградации сервиса.

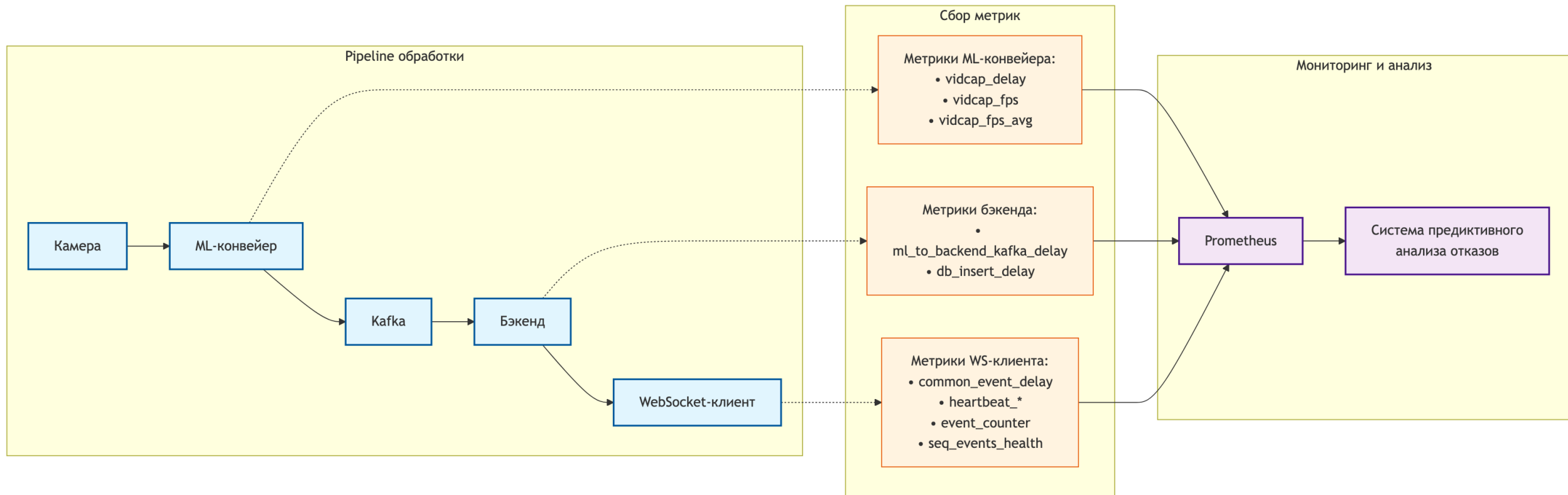
# Архитектура системы

## Объект исследования:

многокомпонентный конвейер видеоаналитики.

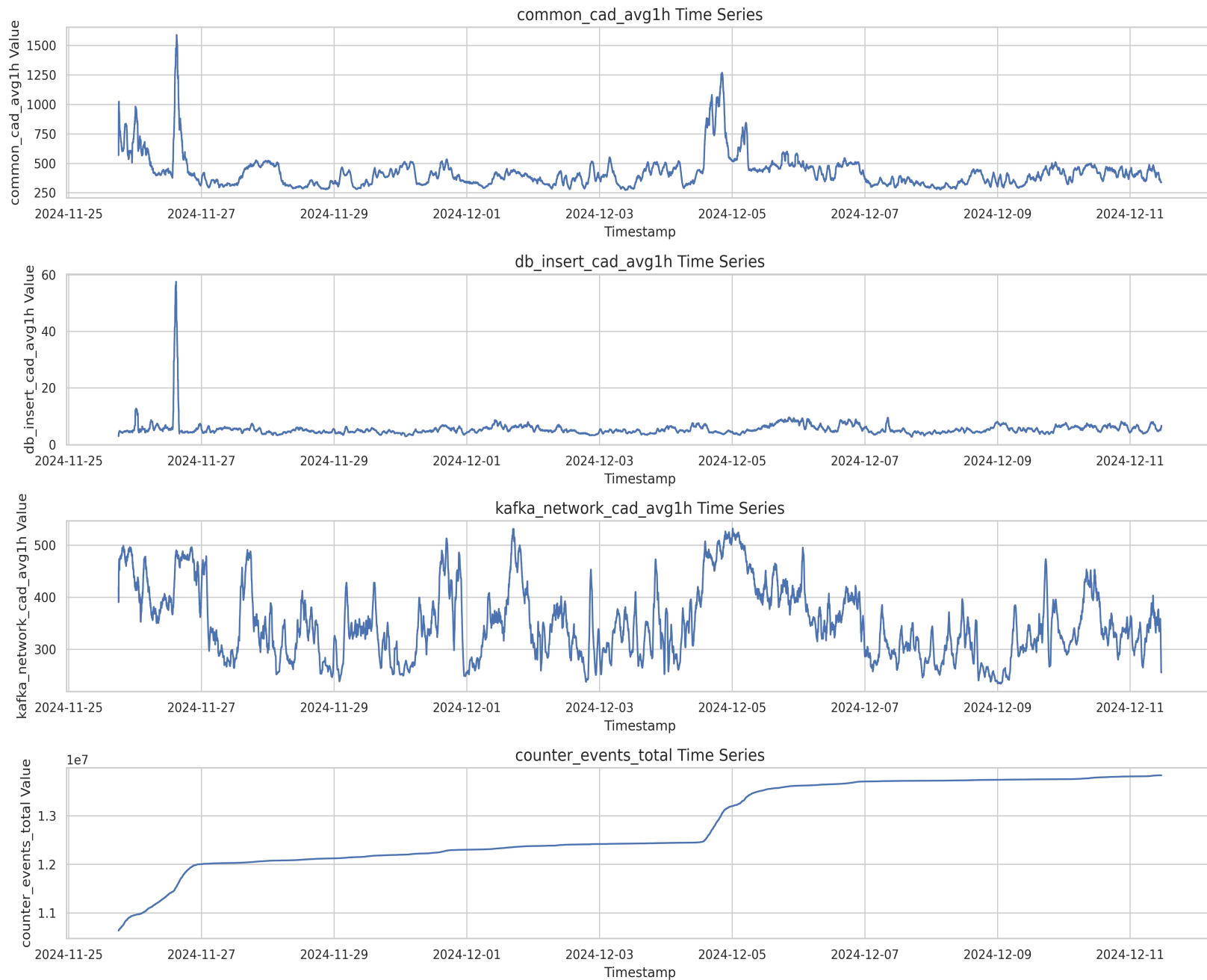
## Личный вклад:

участие в разработке backend-части в ПИШ РПИ.



# Постановка задачи

- **Данные:** 16 дней метрик из Prometheus (интервал 15 сек).
- **Цель:** спрогнозировать задержку *common\_event\_delay*.
- **Горизонт:** 3.75 часа.
- **Требование:**  $MAPE < 10\%$ .



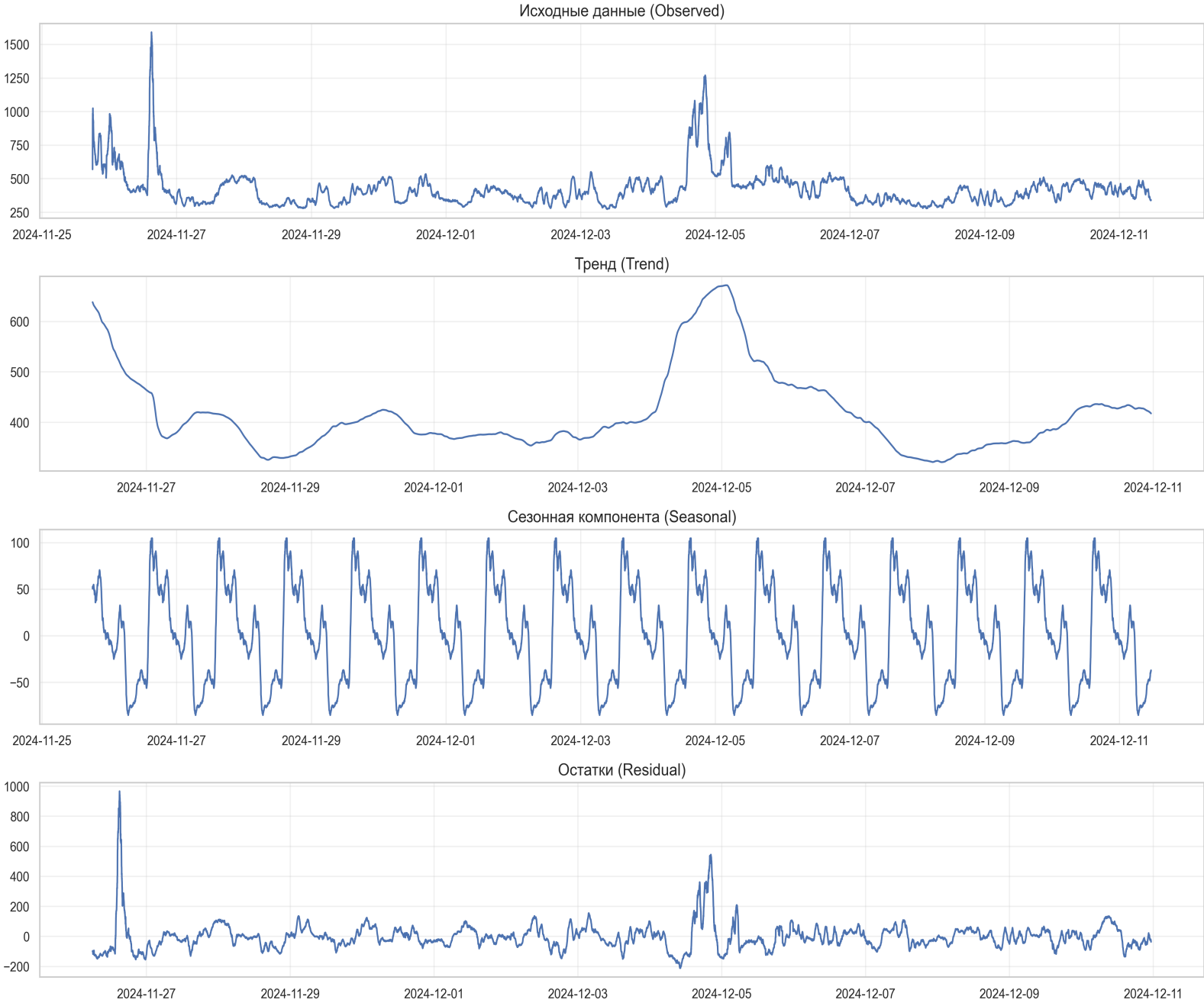
# Анализ данных

- Сильная корреляция с задержкой в Kafka (+0.58).
- Выраженная суточная сезонность и нелинейный тренд.

Матрица корреляций между метриками системы

common_cad_avg1h	1.000	0.406	0.583	-0.143
db_insert_cad_avg1h	0.406	1.000	0.200	-0.001
kafka_network_cad_avg1h	0.583	0.200	1.000	-0.168
counter_events_total	-0.143	-0.001	-0.168	1.000

25.06.2025

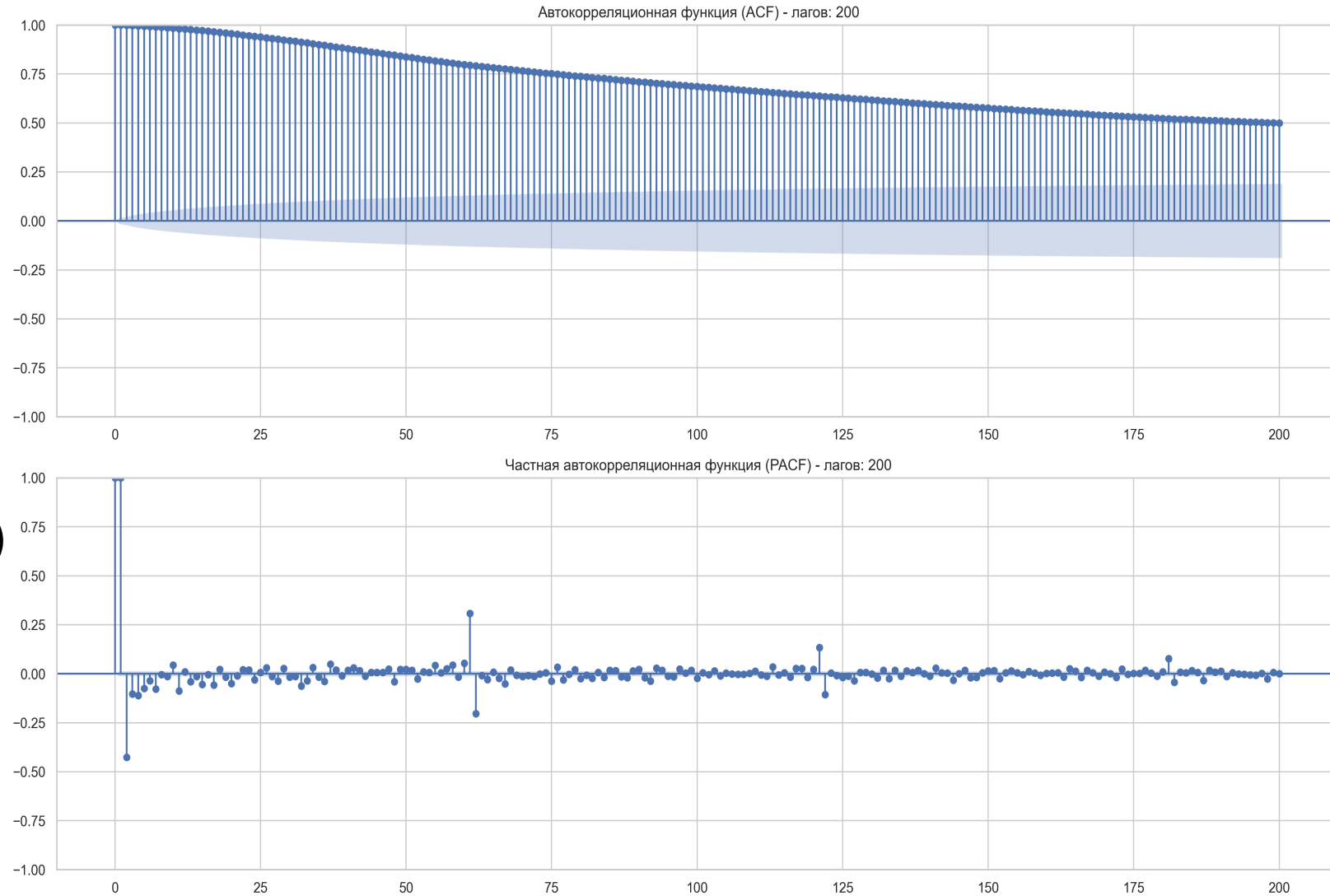


г. Жуковский, 2025

# Анализ данных

## Автокорреляция (ACF/PACF):

- ACF (медленное затухание) -> **нестационарность.**
- PACF (пики на лагах 1, 60, 120...) **> AR(1) + сезонность (s=60).**





# Методология и модели

## 1. Инженерия признаков:

- Календарные, циклические, лаговые, признаки на основе скользящих окон.

## 2. Выбор моделей для сравнения:

- **SARIMA:** классическая статистика.
- **CatBoost:** гибридный градиентный бустинг.
- **LSTM:** рекуррентная нейронная сеть.
- *Доп. исследование: N-BEATS, Transformer-модели, AutoTS.*

## 3. Валидация и предотвращение утечек данных:

- Критическая проблема: утечка данных из-за некорректной генерации признаков.
- Решение: комплексный подход (*TimeSeriesSplit* + генерация признаков строго на train-фолдах).

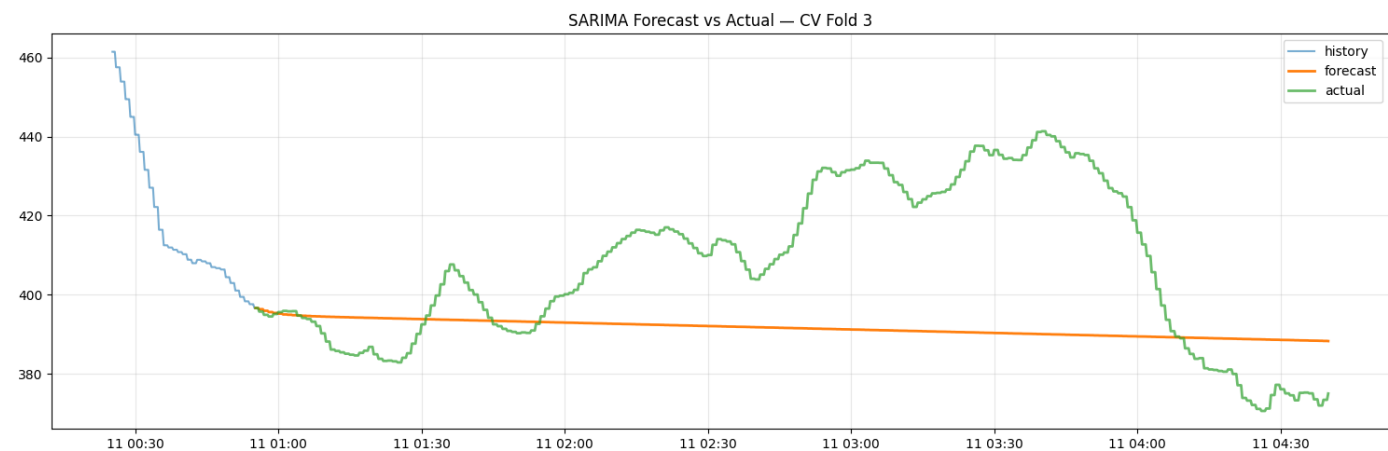
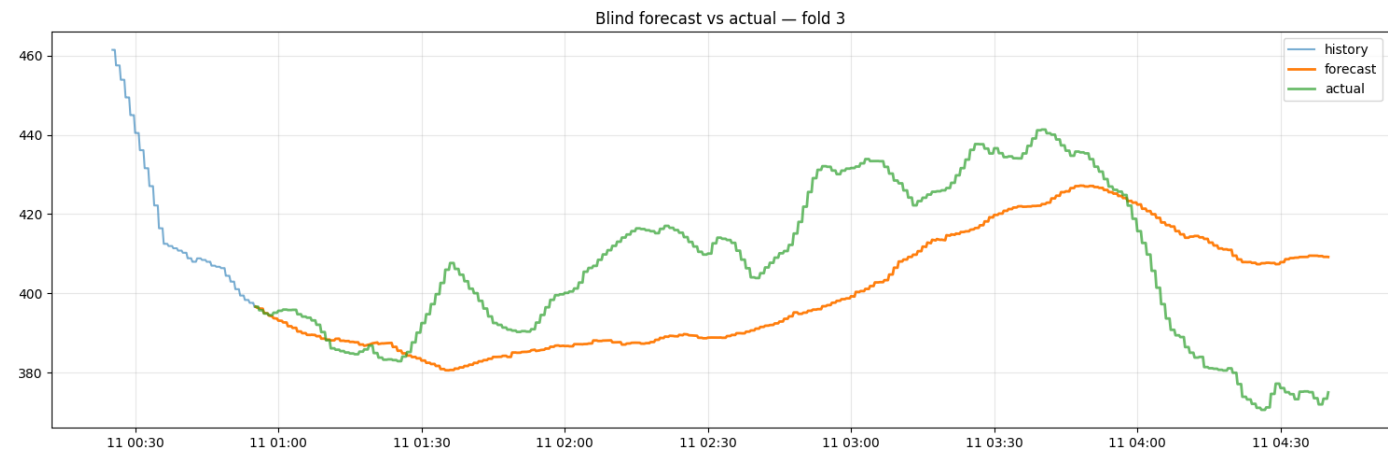
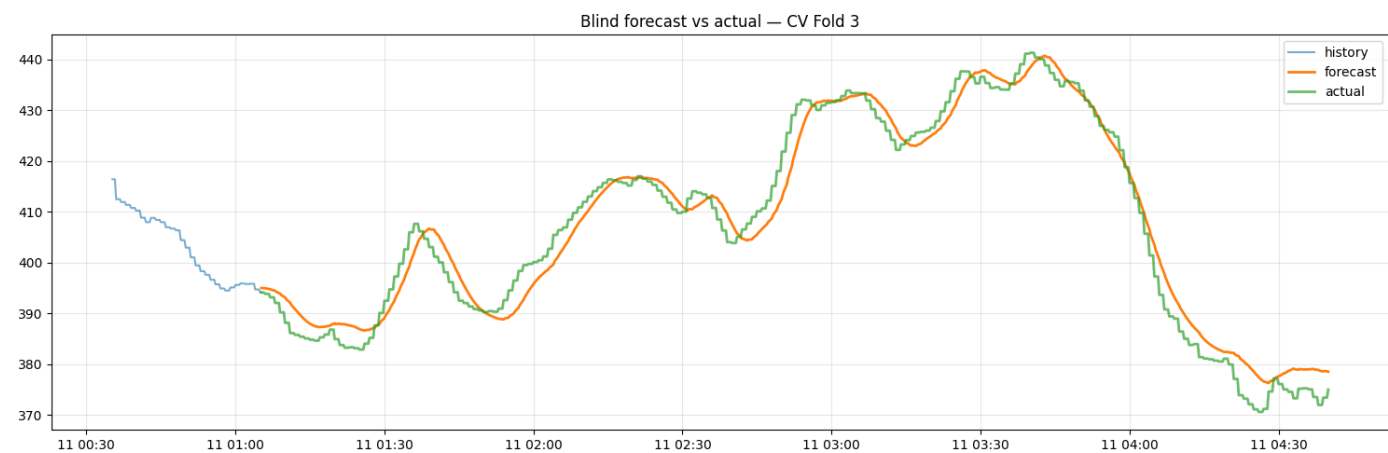
# Результаты экспериментов

Модель	MAE	RMSE	MAPE, %
Наивный прогноз (Baseline)	121.5	153.2	31.52
<b>SARIMA</b>	44.1	51.4	<b>11.06</b>
<b>CatBoost</b>	36.0	41.1	<b>8.90</b>
<b>LSTM</b>	<b>3.7</b>	<b>4.5</b>	<b>0.89</b>

**Вывод:** Модели ***LSTM*** и ***CatBoost*** выполнили техническое требование по точности.

# Анализ и сравнение результатов

- **LSTM** - MAPE **0.89%**. Эффективно улавливает тренды и локальные пики.
- **CatBoost** - MAPE **8.90%**. Хорошо ловит общую динамику, но сглаживает пики.
- **SARIMA** - MAPE **11.06%**. Линейная модель не справляется со сложной динамикой.



# Заключение

**Цель работы достигнута:** разработан метод предиктивного анализа задержек, позволяющий прогнозировать состояние видеоконвейера на 3.75 часа вперед.

**Результаты по задачам:**

1. **Обзор литературы:** сформирована теоретическая база.
2. **Анализ данных:** выявлены сезонность и ключевые признаки.
3. **Сравнение методов:** подтверждена перспективность ML/DL подходов.
4. **Реализация моделей:** реализованы **SARIMA, CatBoost, LSTM**.
5. **MLOps:** реализована методология, решена проблема утечки данных.
6. **Эксперименты:** **LSTM** — лучшая модель (MAPE **0.89%**).
7. **Рекомендации:** сформулированы для внедрения.

# Дальнейшее развитие работы

## 1. Улучшение модели:

- **Интерпретируемость (SHAP):** Понять, *почему* модель делает прогноз.
- **Root Cause Analysis:** Определить *источник* будущей проблемы.

## 2. Развитие MLOps:

- **Production-внедрение:** CI/CT/CD, мониторинг дрейфа данных.

## 3. Расширение функционала:

- **Проактивное управление:** Автомасштабирование ресурсов на основе прогнозов.

**Спасибо за внимание!**

**Готов ответить на ваши вопросы.**