

Slightly paramilitary Predictive Maintenance

Михаил В. Цыганов*, кафедра фотоники и физики микроволн ФФ МГУ

Алексей В. Ермаков†, ИТМФ МГУ

Артём В. Васильев‡, ИТМФ МГУ

05.03.2020

[Страница с проектом на github.](#)

1 Постановка задачи

"Здравствуйте! На этот раз задание следующее. Данные представляют собой запись состояния системы и 10 её блоков за продолжительный период времени. Первые 2 столбца (?) – номер записи, 3-й столбец TimeCount – номер отсчета, 4-й столбец Mode – режим работы всей системы, определяющий нагрев блоков, 5-14-й столбцы T_i – температуры каждого из 10-ти блоков в градусах Цельсия, 15-24-й столбцы S_i – состояния каждого из 10 блоков (работает/не работает), 25-й столбец SystemState – состояние системы (работает/не работает). Важно отметить, что Mode в текущий отсчет определяет работу системы в следующий интервал времени (до следующего отсчета). Задача: построить алгоритм, который позволил бы спрогнозировать состояние системы на следующие 20 и 60 отсчетов, и предоставить спрогнозированные значения. Точность работы алгоритма оценивается по отклонению предсказанного ряда от истинного в расстоянии (во времени) до ближайшего отказа системы."

2 Общий анализ сигнала

2.1 Предварительный визуальный осмотр

На первом этапе визуализируем информацию связанную с работой отдельных блоков и системы в целом. Данные "чистые" и без пропусков значений. Приведём графики для первого блока.

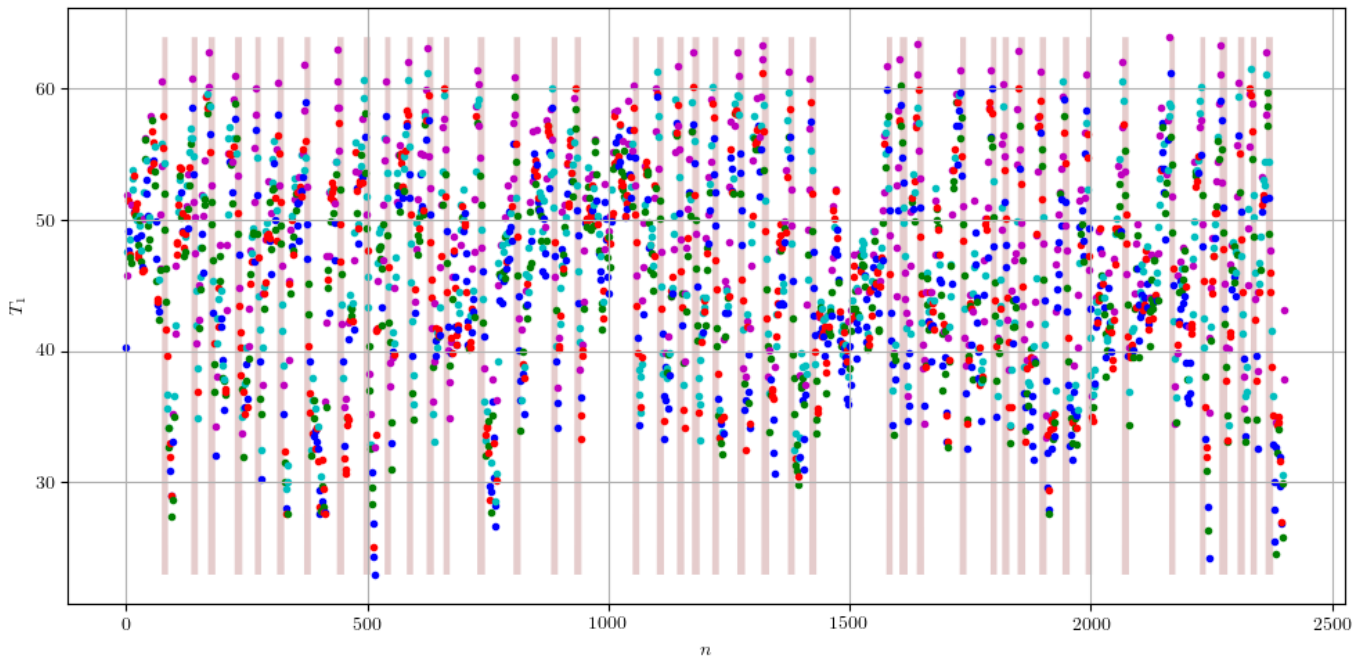


Рис. 1: График временного ряда для температуры первого блока. Цвет каждой точки показывает режим работы системы в следующий отсчет времени (0 - синий, 1 - зелёный, 2 - красный, 3 - голубой, 4 - пурпурный). Красная полупрозрачная заливка на фоне соответствует отказу блока.

*tsyganov.mv15@physics.msu.ru

†ermakov.av15@physics.msu.ru

‡vasiliev.av15@physics.msu.ru

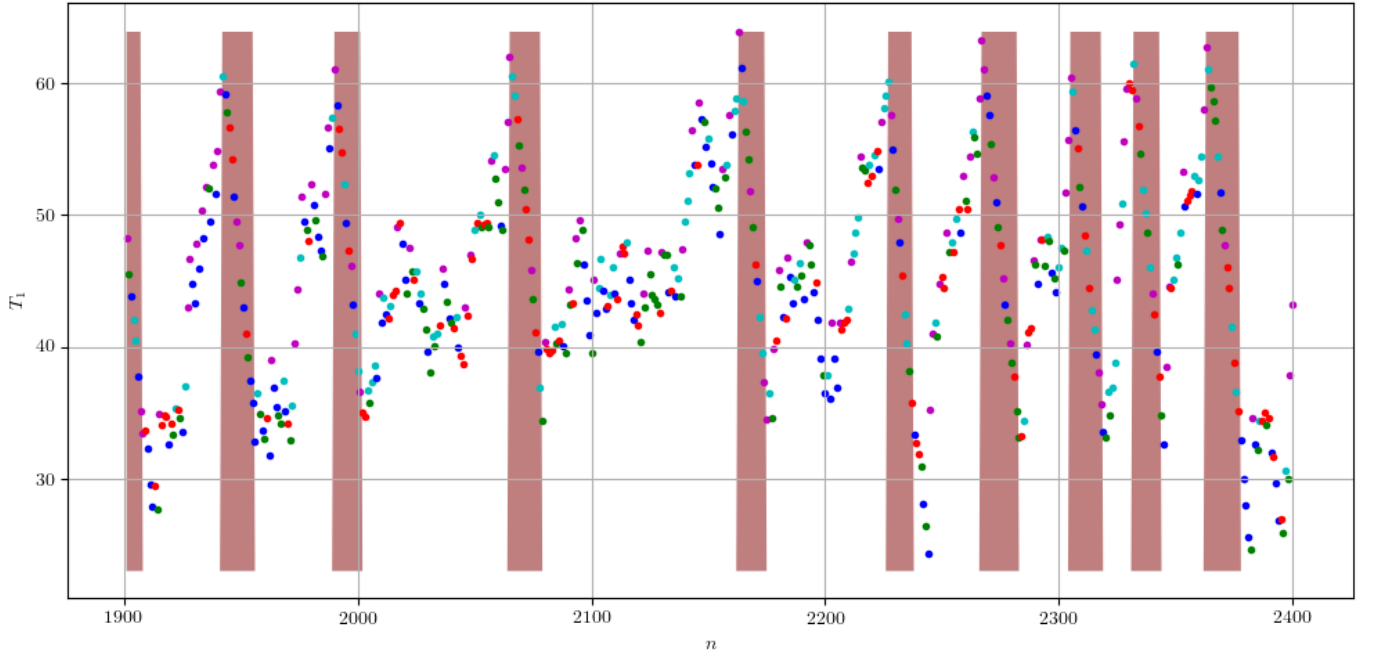


Рис. 2: График отрезка временного ряда за последние 500 отсчетов в датасете для температуры первого блока. Условные обозначения соответствуют предыдущему рисунку. Графики для остальных блоков можно посмотреть в [соответствующей директории](#) на странице проекта.

Из визуального анализа данных графиков можно заключить, что все ряды для температур представляют собой циклические процессы нагрева и остывания, причем большую часть времени в рамках датасета температуры блоков совершают близкое к периодическому движение со слабо меняющимся от цикла к циклу периодом. Также стоит отметить, что существуют пороговые значения температур (вероятно одни и те же для всех блоков, что будет проанализировано ниже), при которых блоки перестают работать или вновь включаются.

2.2 Автокорреляция и кросскорреляция временных рядов температур блоков

Начнём статистический анализ с изучения автокорреляционных функций для каждого из блоков. Используем стандартное определение для корреляционной функции для ряда температур для i -го блока ($i = \overline{1, 10}$):

$$r_{\tau}^{(i)} = \frac{\sum_{n=1}^{N-\tau} \left(T_n^{(i)} - \bar{T}^{(i)} \right) \left(T_{n+\tau}^{(i)} - \bar{T}^{(i)} \right)}{\sum_{n=1}^N \left(T_n^{(i)} - \bar{T}^{(i)} \right)^2}. \quad (1)$$

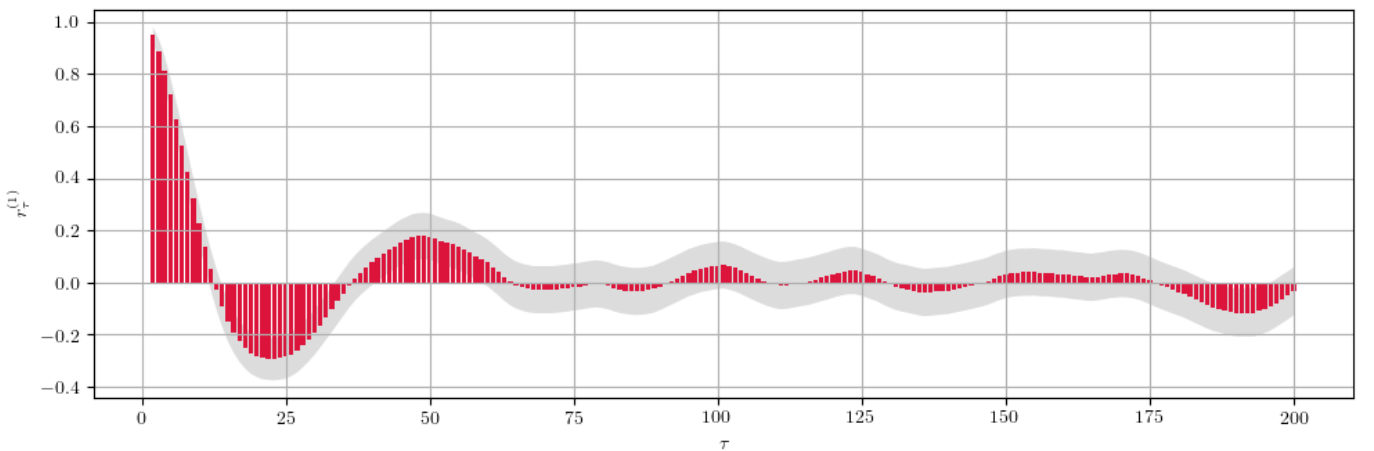


Рис. 3: График автокорреляционной функции для первого блока. τ - лаг, по оси ординат ординат величина корреляционной функции. Серым цветом обозначен доверительный интервал с уровнем значимости 0.8. Данное поведение является типичным для всех блоков. С графиками для всех блоков можно ознакомиться на [странице](#) проекта.

Коррелограммы для рядов температур различных блоков демонстрируют схожее поведение: наибольшее значение корреляции наблюдается на лагах до 12-15 отсчетов, после чего корреляционная функция меняет знак и далее

осциллирует около нуля, будучи значимо уже не отличимой от нуля. Данные наблюдения позволяют однозначно заключить что временные ряды для температур не представляют собой гармонический сигнал с постоянным во времени главным периодом, пусть и обладают главным циклом, со схожей для всех блоков продолжительностью.

Если из постановки задачи и визуального осмотра рядов уже было очевидно, что ряды существенно не представляют собой белый шум, то степень величины влияния температуры одного блока на температуры других совсем не ясна. Для определения кросскорреляции временных рядов температур блоков вычислим между ними коэффициент корреляции Пирсона:

$$\rho_{T^{(i)}, T^{(j)}} = \frac{E[(T^{(i)} - \mu_{T^{(i)}})(T^{(j)} - \mu_{T^{(j)}})]}{\sigma_{T^{(i)}} \sigma_{T^{(j)}}}. \quad (2)$$



Рис. 4: Таблица со значениями коэффициента корреляции Пирсона для блоков "каждый с каждым".

Изучая матрицу кросскорреляций легко заметить, что почти все ряды для температур существенно зависимы друг от друга. Более того, для каждого выбранного блока можно сказать какие блоки на него влияют "сильнее", а какие "слабее". Можно попробовать интерпретировать это в качестве факта физического соседства блоков на схеме. (На основе этой информации можно [попробовать](#) восстановить возможное относительное положение блоков, считая схему планарной).

Общую высокую взаимную корреляцию частей системы следует принять как факт и строить последующую модель анализа и предсказания исходя из того, что блоки системы обладают существенными коллективными эффектами. В этом смысле представляется идеологически неправильным строить модель предсказания для различных рядов температур независимо – разумным решением мы предлагаем считать одновременный анализ и построение предсказаний для всех 10 температурных рядов.

2.3 Спектральный состав температурных рядов

Для анализа спектров временных рядов была произведена оценка спектральной плотности мощности сигнала путём вычисления быстрого преобразования Фурье с оконной функций Хэмминга.

Спектры сигнала для всех блоков представлены на [соответствующей](#) странице проекта.

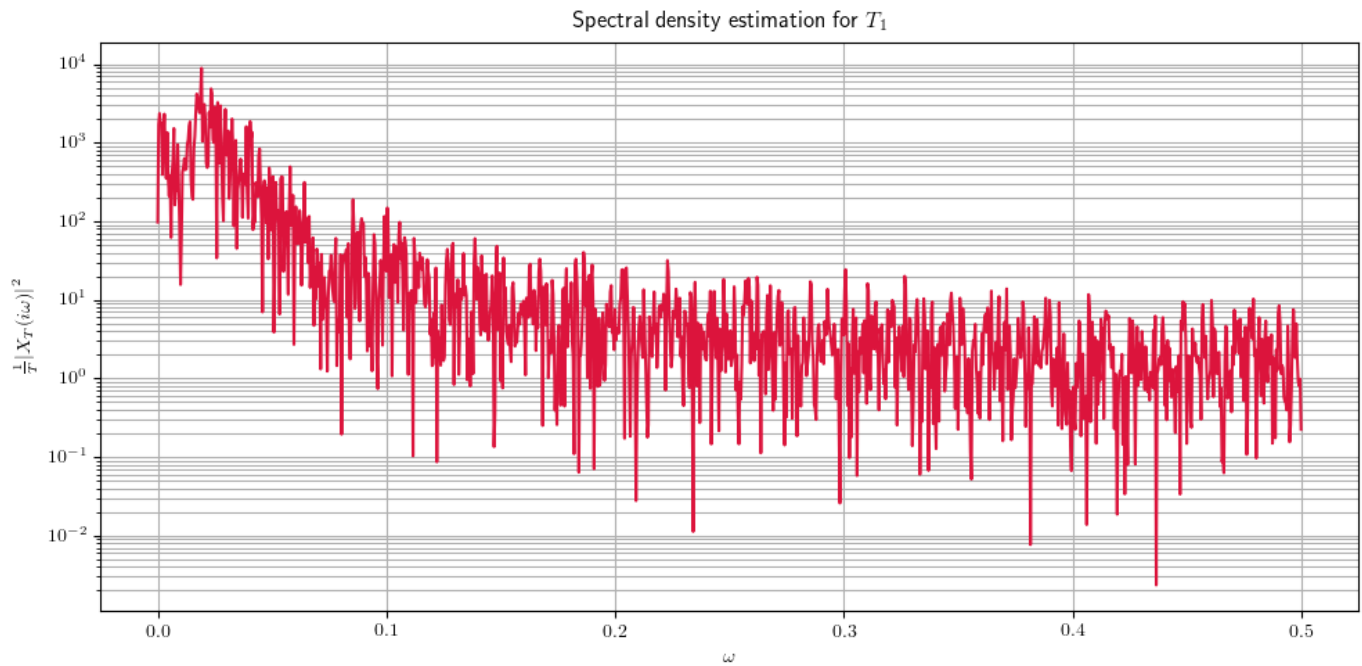


Рис. 5: Периодограмма температуры первого блока.

Спектр сигнала можно оценить как непрерывный, с очевидным насыщением в области низких частот. Никаких очевидных пиков в спектре для всех десяти блоков не наблюдается. В этом смысле, методами FFT, никакой новой информации получить не удалось. Возможно, в силу очевидной негладкой "пилообразной" структуры сигнала, более результативным было бы вейвлет-исследование ряда.

2.4 Определение порогов включения и отключения для блоков

Рассмотрим значения температур блоков во время тех отсчетов, когда логических сигнал их статуса имеет восходящий или нисходящий фронт. Легко заметить, что обоим фронтам соответствует практически одинаковые значения пар температур. Более того, такие значения оказываются общими для всех блоков. Это даёт основания полагать, что статус блока определяется исключительно расположением значения его текущей температуры относительно двух пороговых значений, которые мы далее будем называть порогом отключения блока и порогом включения блока. Оценку для них легко получить, найдя среднее арифметическое по датасету от рассматриваемых величин температур.

| | Temperature | Error |
|-------|-------------|-------|
| Sleep | 61.55 | 0.06 |
| Wake | 33.90 | 0.03 |

Таблица 1: Средние значения порогов включения и выключения блоков по температуре и оценка ошибки среднего арифметического. Средние значения для каждого отдельного блока [есть](#) на странице проекта.

2.5 Восстановление логической схемы работы системы

Рассмотрим последние 11 колонок датасета, которые заполнены бинарными признаками статусов 10 отдельных блоков и статуса системы в целом. Данные колонки задают, как мы предполагаем, фрагмент таблицы истинности состояния системы, как функции 10 логических переменных. Используем стандартные средства работы с булевыми выражениями в WolframMathematica12 и упростим логическую функцию, заданную данным фрагментом таблицы истинности ([boolean.nb](#)). Полученное логическое выражение указывает на тривиальную схему резервирования – система теряет работоспособность, если более одного блока теряют работоспособность.

Проверить правильность такого предположения об архитектуре системы резервирования оказалось просто. Возьмём последние 11 колонок датасета и удалим все повторяющиеся строки, после чего отсортируем их по статусу работоспособности системы. Полученный результат полностью совпадает с полученным в WolframMathematica12 логическим выражением: статус системы "true", если все 10 блоков "true" или любой один из блоков "false", в любом другом случае на всем протяжении датасета система имеет статус "false". ([boolean.csv](#))

2.6 A Few More Things

Перед началом работы над построением модели предсказания, на наш взгляд, было бы полезно узнать как можно больше информации о системе в целом.

Одним из важных вопросов остался связан с категориальным признаком Mode: является ли он "внешним параметром", или же определяется функционально от состояния системы. В сопроводительном письме к задаче утверждалось, что Mode в текущий отсчет связан с работой (нагревом?) системы в следующий момент времени. Для того что бы выявить влияния данного категориального признака на работу системы мы построили зависимость для средней температуры по всем блокам, максимальную температуру среди блоков, оценку первой производной от средней температуры по времени, а также оценку второй производной от средней температуры по времени, как функцию времени и отметили на этих графиках соответствующие значения параметра Mode.

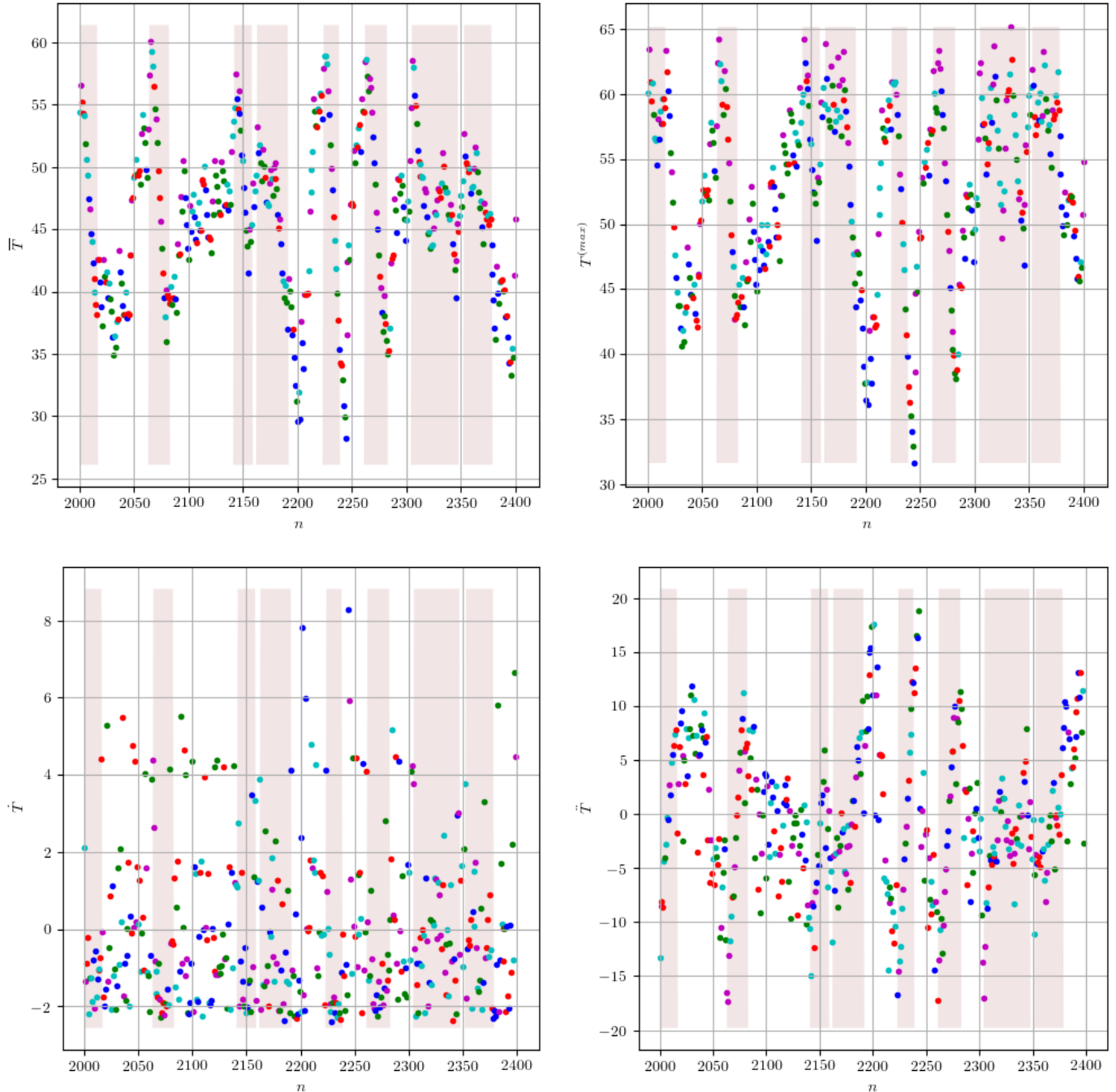


Рис. 6: Различные зависимости температур "системы в целом" от времени на некотором временном отрезке. Цвет каждой точки показывает режим работы системы в следующий отсчет времени (0 - синий, 1 - зелёный, 2 - красный, 3 - голубой, 4 - пурпурный). Красная полупрозрачная заливка на фоне соответствует отказу системы. Множество различных графиков зависимости температуры системы от времени можно найти [на странице проекта](#).

Анализируя такие временные зависимости не представляется возможным ответить однозначно на то, каково влияние Mode на состояние системы. Зависимость от данного категориального параметра выглядит совершенно случайной. Возможно сама эволюция во времени параметра Mode окажется осмысленной. Сравним график вре-

менного ряда, значение которого в каждом отсчете равняется числу перегревшихся блоков, с временным рядом значений параметра Mode.

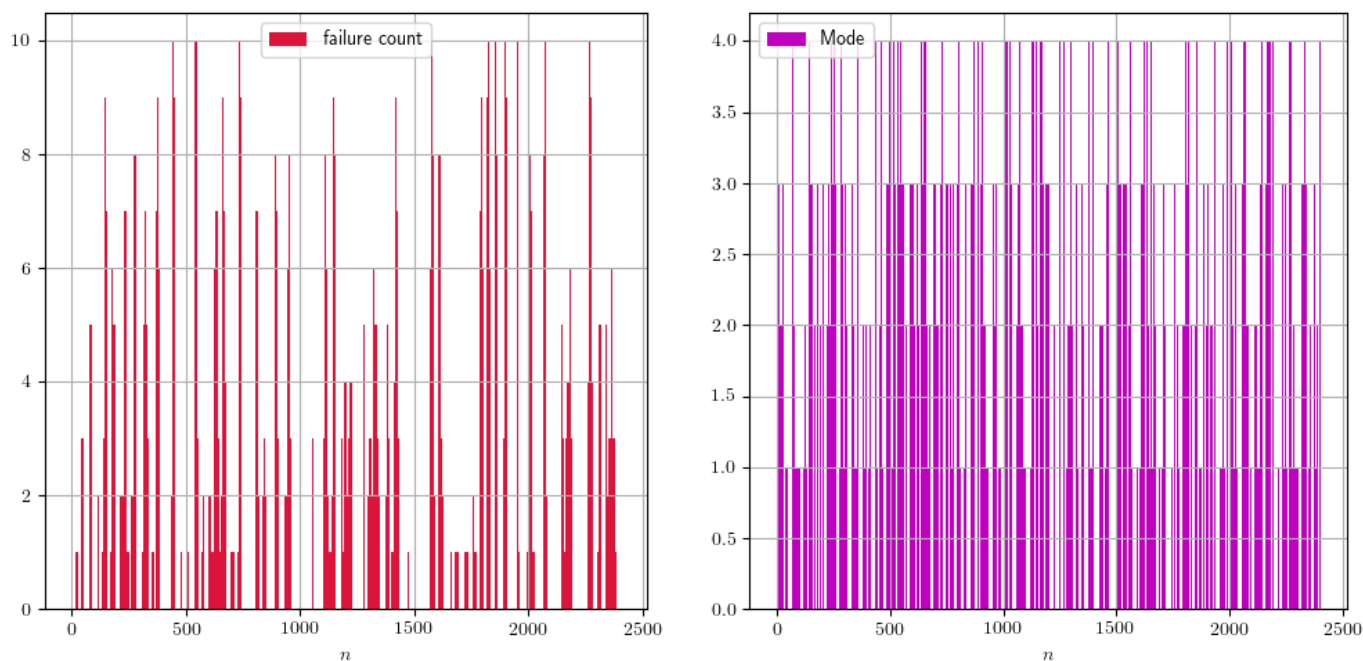


Рис. 7: К определению роли параметра Mode.

Как выяснилось, система провела примерно равное количество времени во всех пяти значениях параметра Mode (486, 470, 508, 478 и 459 отсчета в каждом из значений Mode от 0 до 4 соответственно), причём все возможные значения равномерно распределены во времени. Никакой структурой сигнал для параметра Mode не обладает. В этой связи возникает вопрос о необходимости вовсе принимать во внимание данный категориальный параметр при дальнейшем анализе и построении модели предсказаний.

Завершая наиболее очевидный предварительный анализ также следует отметить, что все блоки системы "загружены" равномерно и они находились в выключенном состоянии после перегрева примерно равное количество времени.

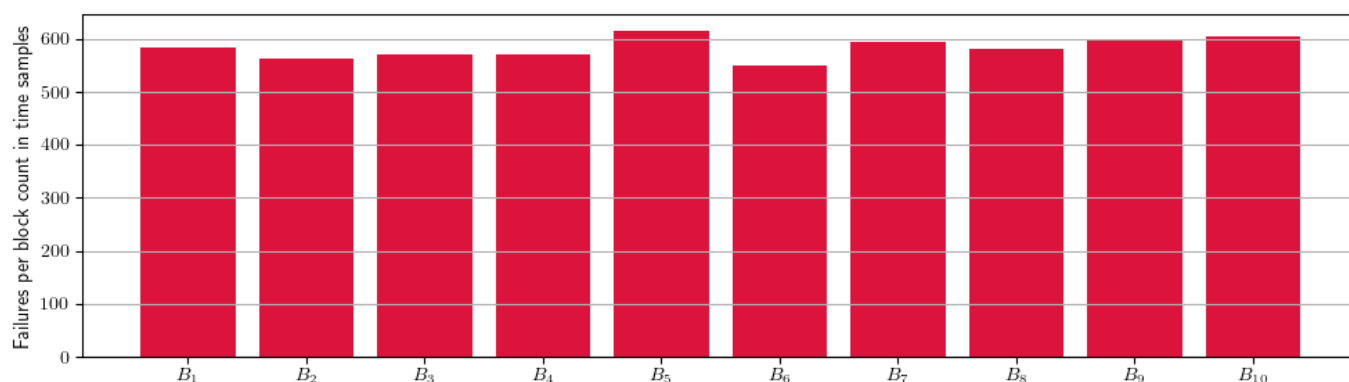


Рис. 8: Число отсчётов, которые блоки провели в режиме отказа.

3 Предсказание

После беглого ознакомления со статьями о создании моделей предсказаний для многомерных временных рядов было выявлено, что доказали свою работоспособность на практике следующие подходы: использование классических статистических моделей авторегрессия-скользящее среднее и их расширений; различные модификации рекуррентных нейронных сетей; градиентный бустинг на деревьях решений. Воспользуемся чуть более всем этим при построении нашего собственного решения. Мы реализуем предсказание 10 временных рядов температур блоков каждым из описанных выше методов, после чего отдадим результаты предсказаний для рядов модели второго порядка, которая уже будет представлять собой десятивыходной бинарный классификатор для предсказанного ряда работоспособности блоков.

3.1 Модели класса Авторегрессия-скользящее среднее

Так как на протяжении всего сета среднее значение почти не менялось, то можно было бы попробовать построить глубокую авторегрессионную модель. Такие попытки не увенчались успехом, так как графики не отражали даже примерно пилообразной структуры данных. Далее было решено попробовать учесть эффекты движения среднего,

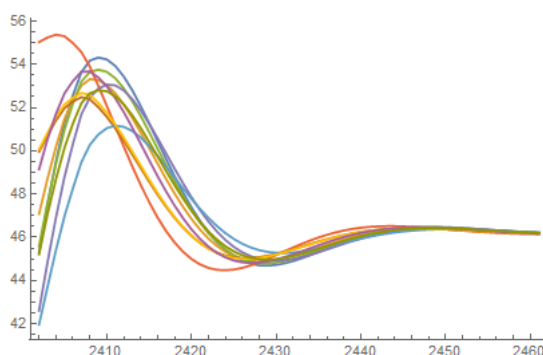


Рис. 9: Прогноз на 60 отсчётов для всех блоков с использованием авторегрессии 8 порядка.

но ARIMA модели давали результаты ещё хуже — сваливание в среднее значение происходило быстрее. Тогда появилась идея, что данные методы плохо улавливают какие-то общие тренды датасета. Ограничение данных на последние 200-500 отсчётов не улучшило ситуацию. Последней надеждой были "сезонные" колебания, для учёта которых была использована самая ресурсоёмкая модель SARIMA. Данный подход дал результаты, внушающие наибольшее доверие

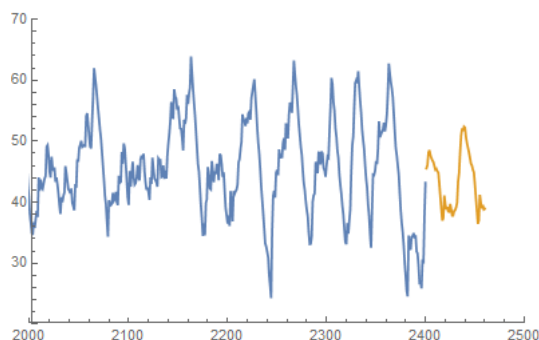


Рис. 10: Прогноз на 60 отсчётов для первого блока с использованием SARIMA.

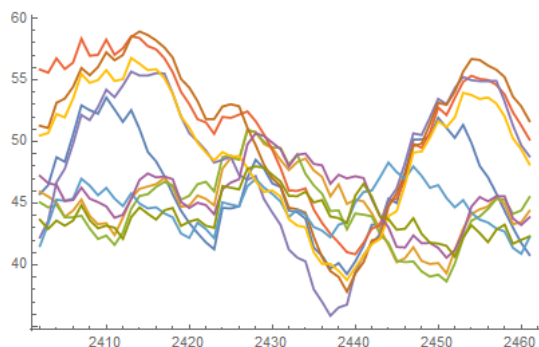


Рис. 11: Прогноз на 60 отсчётов для всех блоков с использованием SARIMA.

Можно подумать, что максимумы, хоть они и не доходят до threshold'a в 60 градусов, будут соответствовать моменту отключения блока, в то время как минимум - наоборот. Однако анализ погрешностей и прочие результаты в этом подходе ещё только предстоит получить

3.2 Модели с глубокими нейронными сетями

3.3 Модели с градиентным бустингом над деревьями решений

4 Результаты