

Slightly paramilitary Predictive Maintenance (draft)

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

Алексей В. Ермаков†, ИТМФ МГУ

Артём В. Васильев‡, ИТМФ МГУ

02.04.2020

[Страница с проектом на github.](#)

Содержание

1 Постановка задачи	2
2 Общий анализ сигнала	2
2.1 Предварительный визуальный осмотр	2
2.2 Автокорреляция и кросскорреляция временных рядов температур блоков	3
2.3 Спектральный состав температурных рядов	5
2.4 Определение порогов включения и отключения для блоков	5
2.5 Восстановление логической схемы работы системы	5
2.6 Wavelet-анализ	6
2.7 Статистический анализ рядов состояний блоков	6
2.8 A Few More Things	8
3 Предсказание ряда температур	11
3.1 Модели класса Авторегрессия-скользящее среднее	11
3.2 Модели с глубокими нейронными сетями	14
3.2.1 Подготовка данных	14
3.3 Извлечение свойств из ряда	14
3.4 Модели с градиентным бустингом над деревьями решений	15
3.5 Стекинг решений и модель второго уровня	16
4 Предсказание ряда состояний блоков	17
5 Результаты	18

*tsyganov.mv15@physics.msu.ru

†ermakov.av15@physics.msu.ru

‡vasiliev.av15@physics.msu.ru

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.

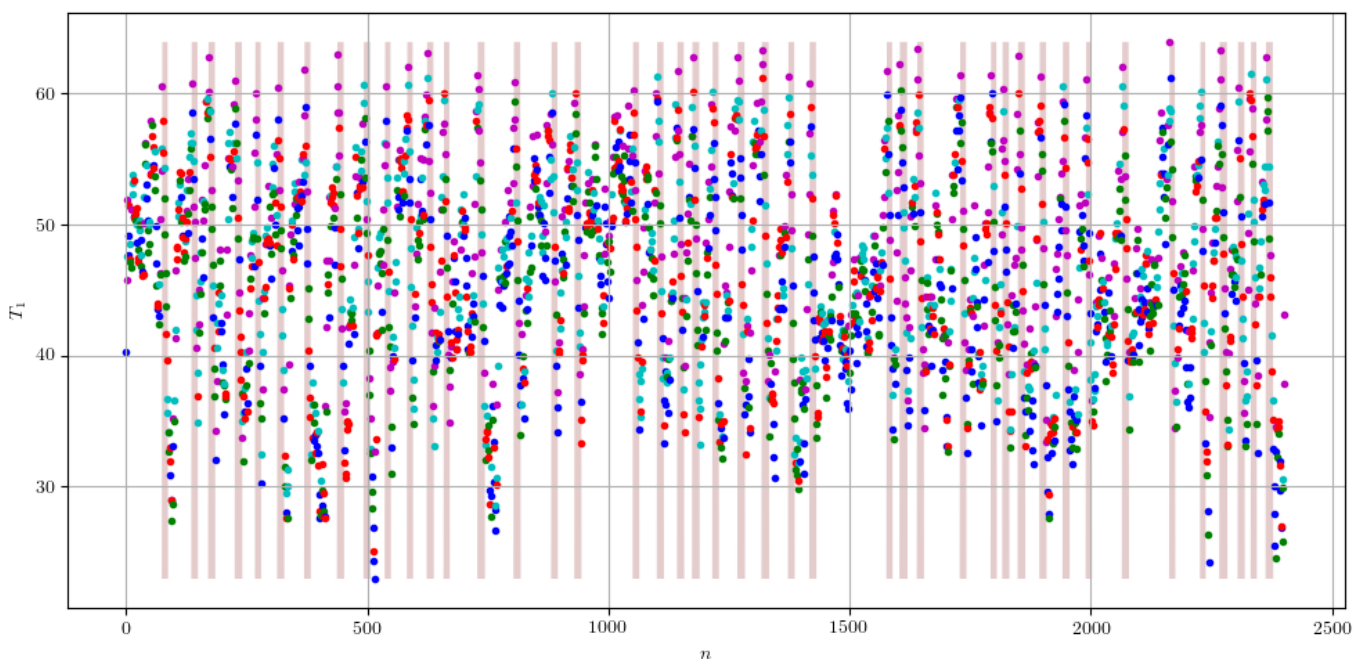


Рис. 1: График временного ряда для температуры первого блока. Цвет каждой точки показывает режим работы системы в следующий отсчет времени (0 - синий, 1 - зелёный, 2 - красный, 3 - голубой, 4 - пурпурный). Красная полупрозрачная заливка на фоне соответствует отказу блока.

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.

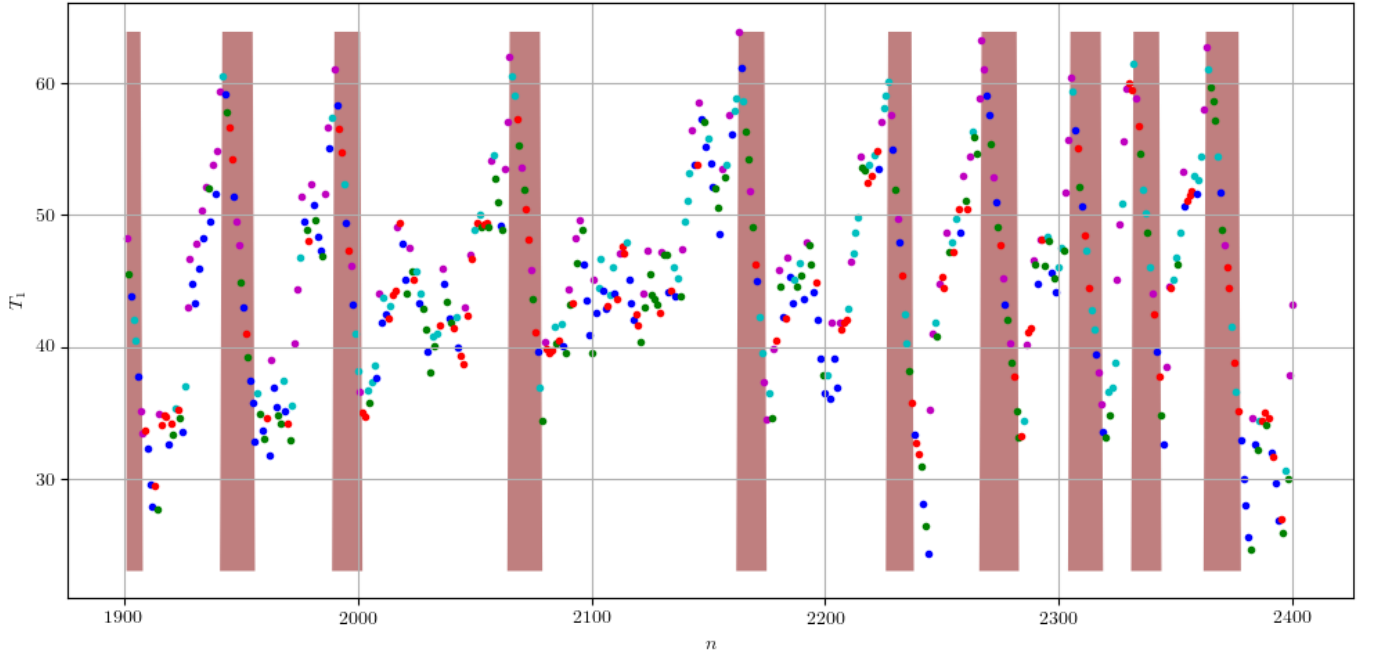


Рис. 2: График отрезка временного ряда за последние 500 отсчетов в датасете для температуры первого блока. Условные обозначения соответствуют предыдущему рисунку. Графики для остальных блоков можно посмотреть в [соответствующей директории](#) на странице проекта.

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 ($i = \overline{1, 10}$):

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

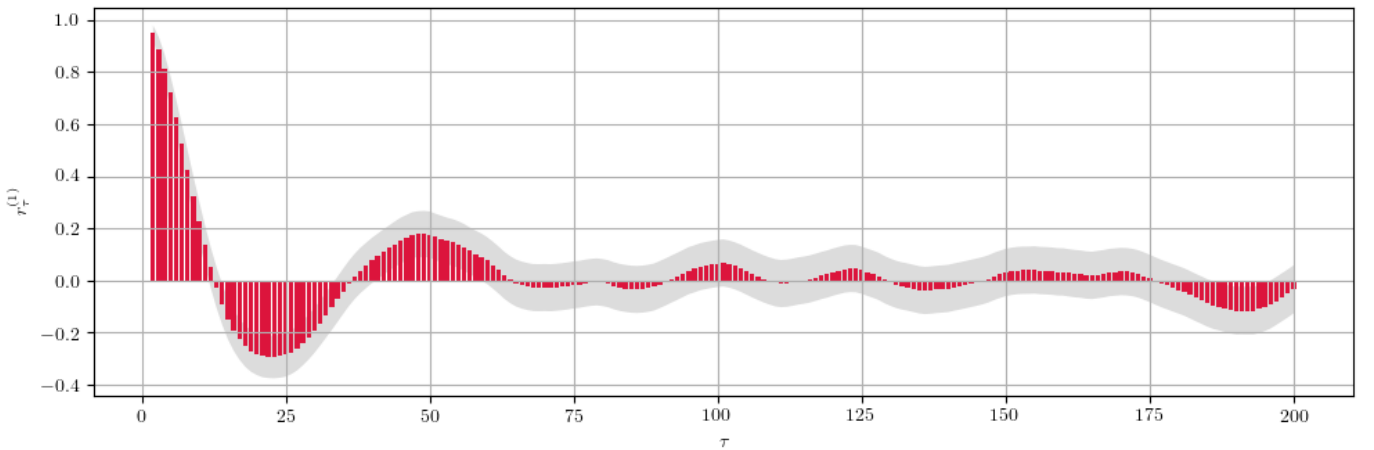


Рис. 3: График автокорреляционной функции для первого блока. τ - лаг, по оси ординат ординат величина корреляционной функции. Серым цветом обозначен доверительный интервал с уровнем значимости 0.8. Данное поведение является типичным для всех блоков. С графиками для всех блоков можно ознакомиться на [странице](#) 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, достигает следующего максимума около лага в 48-50 отсчетов 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 (48-50 отсчетов).

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

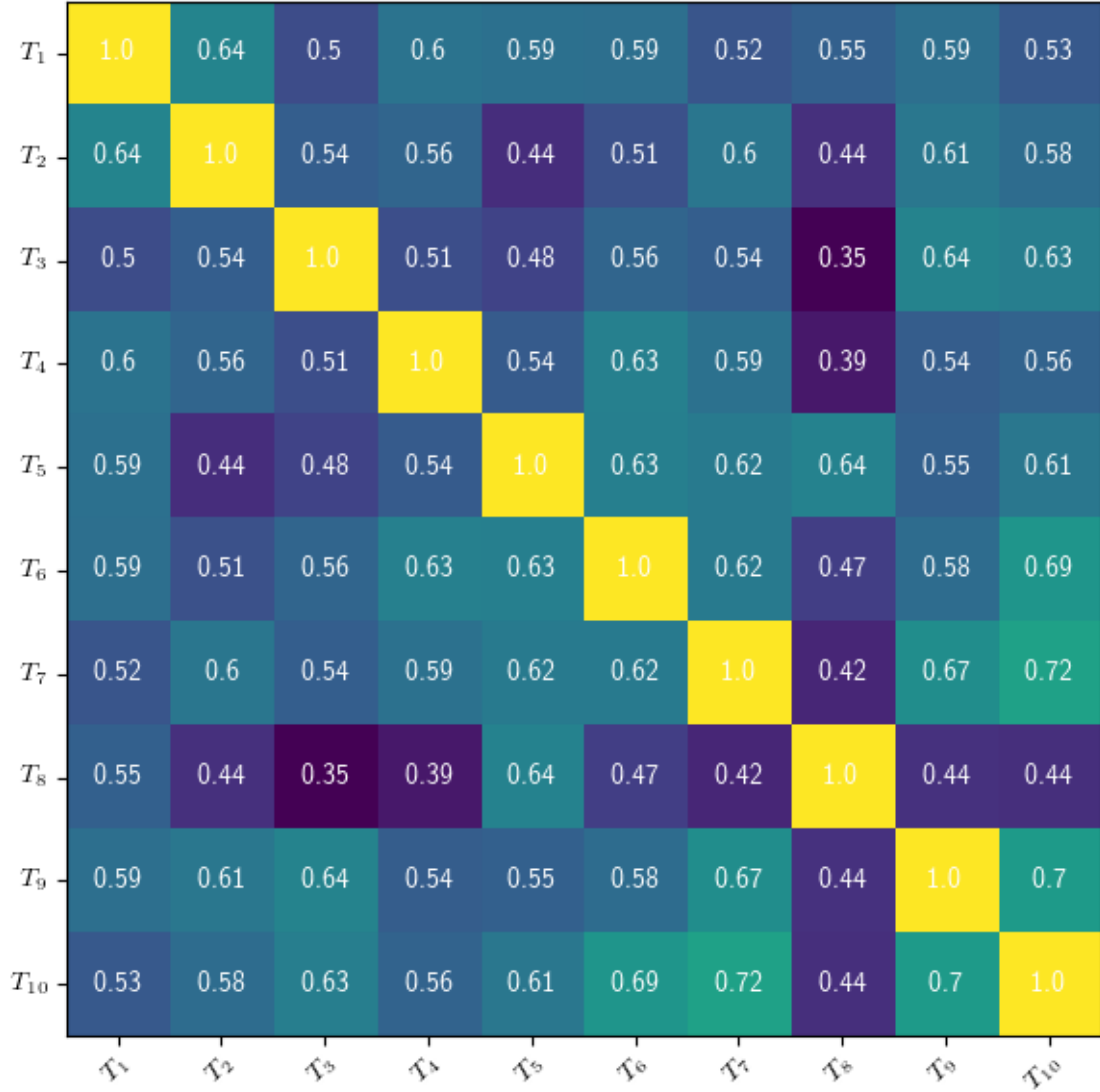


Рис. 4: Таблица со значениями коэффициента корреляции Пирсона для блоков "каждый с каждым".

ясна. Для определения кросскорреляции временных рядов температур блоков вычислим между ними коэффициент корреляции Пирсона:

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

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.

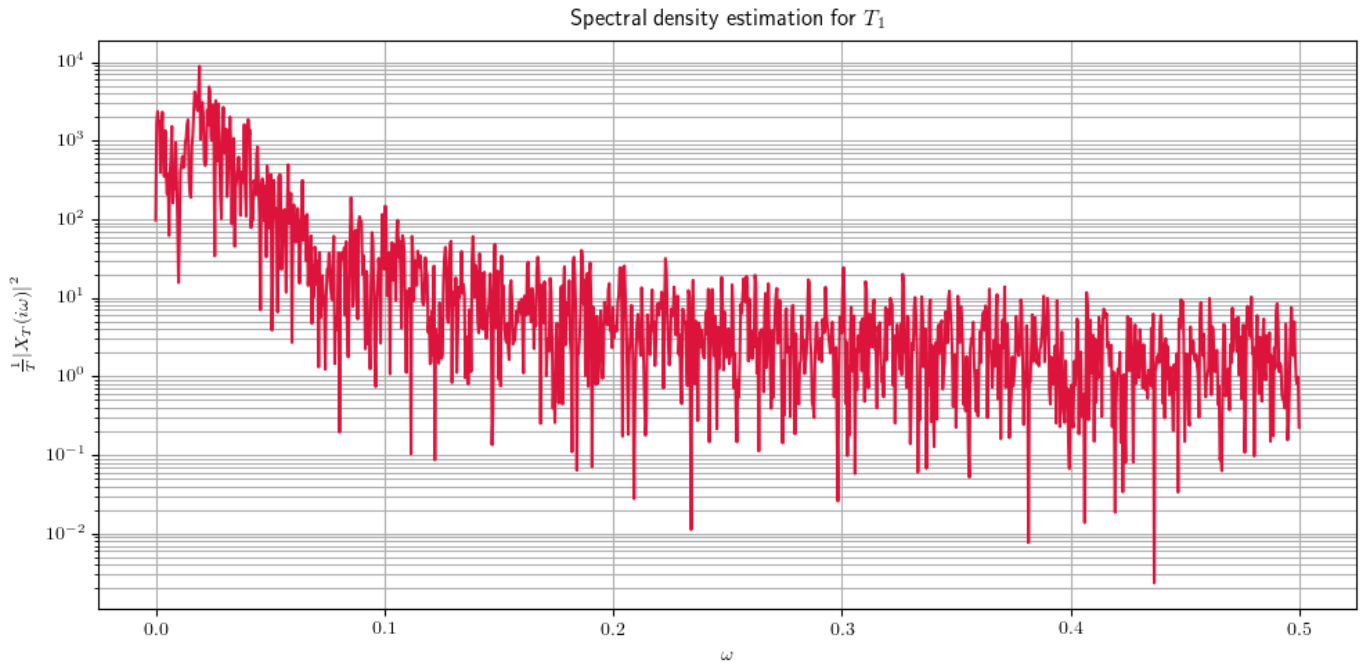


Рис. 5: Периодограмма температуры первого блока.

Спектр сигнала можно оценить как непрерывный, с очевидным насыщением в области низких частот (с частотой около 0.02, т.е. периодом 50 отсчетов). 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, находя 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 Wavelet-анализ

Как было замечено выше, анализ периодичности негармонического сигнала целесообразно проводить с помощью непрерывного (но не аналитического, а численного, это историческая путаница с терминологией) wavelet-преобразования. В силу тестового характера работы в большинстве случаев были выбраны параметры по умолчанию, однако несмотря на это удалось получить достаточный результат.

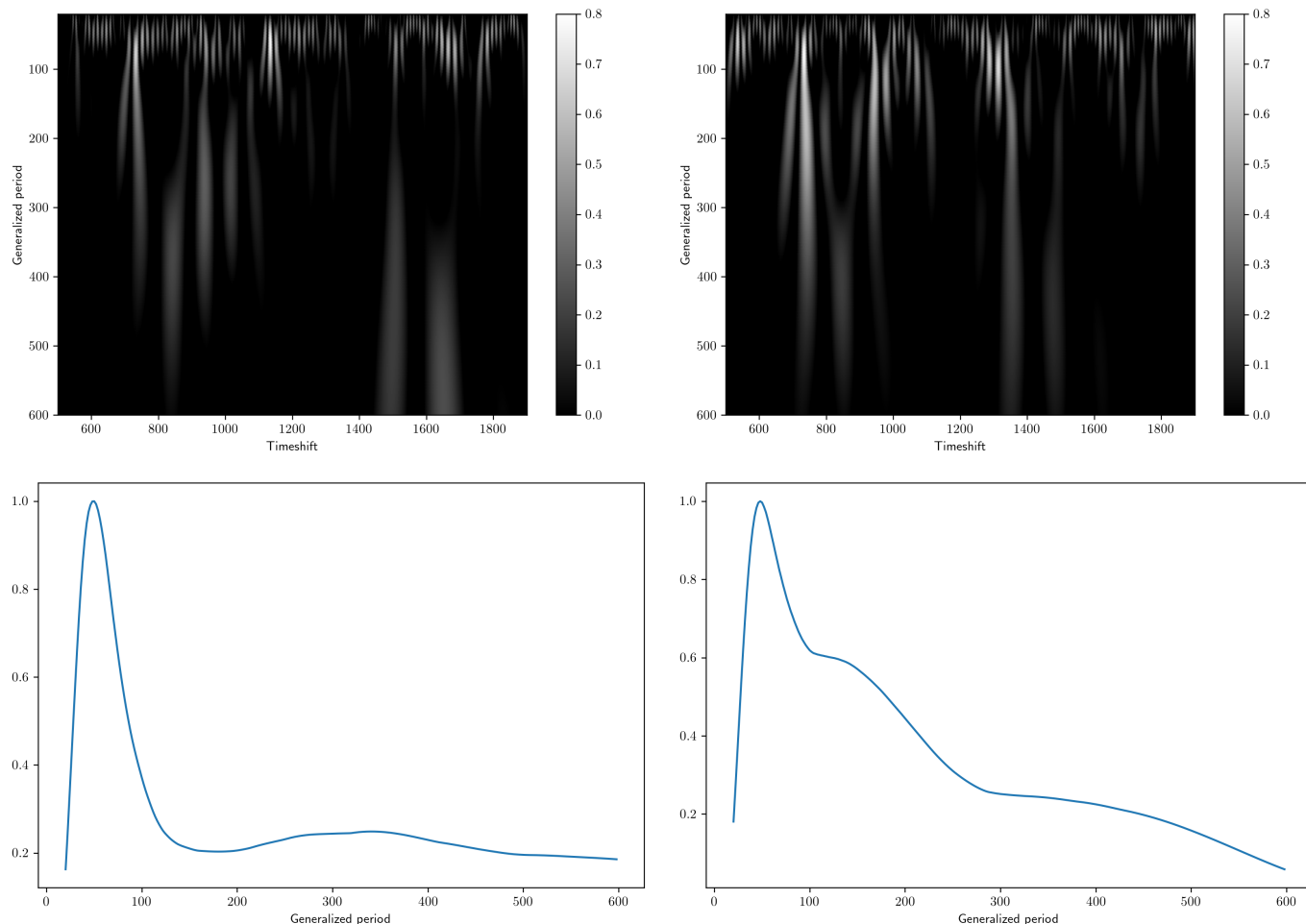


Рис. 6: Верхний ряд: абсолютное значение wavelet-отображения для рядов температур 3 и 4 блоков, нормированное на максимум, трешхолд снизу — 0.2. Нижний ряд: "спектры" температур в пространстве периодов (ширин) вейвлета.

Для исключения краевых искажений были исключены области с 0 по 499 отсчет и с 1900 по 2401. Такой отступ был выбран случайно из-за того, что максимальное значение в диапазоне параметра ширины вейвлета составляет порядка 600 отсчетов. Можно видеть характерные линии в области обобщенного периода порядка 50 отсчетов. Кроме того, есть некоторые низкочастотные явления, но их структура значительно менее регулярна.

По жертвуем временной разверткой и посмотрим на статистику временных масштабов явлений во временных рядах. На полученных спектрах видим явное преобладание процессов с периодом около 50 отсчетов. Такая ситуация характерна для всех блоков, средний период — 49.6 отсчетов. Кроме того, для некоторых блоков спектр не имеет выраженной низкочастотной составляющей (например 3), а для некоторых она существенна (4). С остальными графиками можно ознакомиться [здесь](#).

В заключение можно отметить, что используемый метод достаточно чувствителен к выбору функции вейвлета, это значит, что при более аккуратном выборе вейвлета (а может, и создании собственной функции) можно получить значительно более точные результаты. Кроме того, предсказать значения ряда можно, работая в пространстве вейвлет образа датасета.

2.7 Статистический анализ рядов состояний блоков

Кроме Wavelet-анализа рядов температур проведем анализ рядов состояний блоков. Мы будем искать распределения периодов между соседними отключениями блока (переход из $S = 1$ в $S = 0$). Получить массив периодов можно

так: численно продифференцировать ряд состояний, найти индексы всех элементов, равных -1 , полученный массив еще раз продифференцировать. Для этого массива можно построить функцию распределения, оценить время следующего отказа и доверительный интервал для него. Для 10 блоков приведем такие результаты (доверительный интервал на уровне 80%):

Таблица 2:

Номер блока	Средний период	Стандартное отклонение	Доверительный интервал (80%)
1	54	26	31, 75
2	57	25	34, 75
3	56	23	34, 71
4	56	27	37, 76
5	53	26	33, 80
6	58	26	36, 85
7	55	24	33, 78
8	55	27	33, 90
9	55	25	34, 75
10	55	25	33, 79

Исходя из данных, приведенных в таблице, можно построить наивное предсказание для времени отказа блока, например, на 2 отказа вперед. В таком случае наиболее вероятные "времена" отказа для блоков приведем в следующей таблице:

Таблица 3:

Номер блока	Время 1-го отказа	Время 2-го отказа
1	2416 ± 26	2470 ± 52
2	2408 ± 25	2464 ± 50
3	2406 ± 23	2461 ± 46
4	2401 ± 27	2457 ± 54
5	2428 ± 26	2481 ± 52
6	2401 ± 26	2458 ± 52
7	2417 ± 24	2472 ± 48
8	2401 ± 27	2455 ± 54
9	2407 ± 25	2462 ± 50
10	2413 ± 25	2467 ± 50

В дальнейшем можно усовершенствовать этот анализ, усложнив модель (учитывая, например, значение температуры, производной температуры, проводя сглаживание с помощью скользящего среднего или фильтра Калмана) но для тестового задания достаточно. Приведу также картинку функции распределения для 1 блока. Информацию о расчетах и данные для всех блоков можно найти на [гитхабе](#).

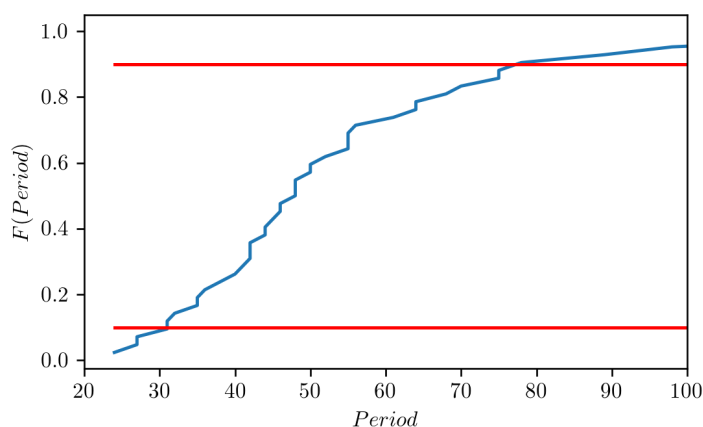


Рис. 7: Функция распределения периодов между отключениями первого блока. Красные линии соответствуют уровням вероятности 0.1 и 0.9.

2.8 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.

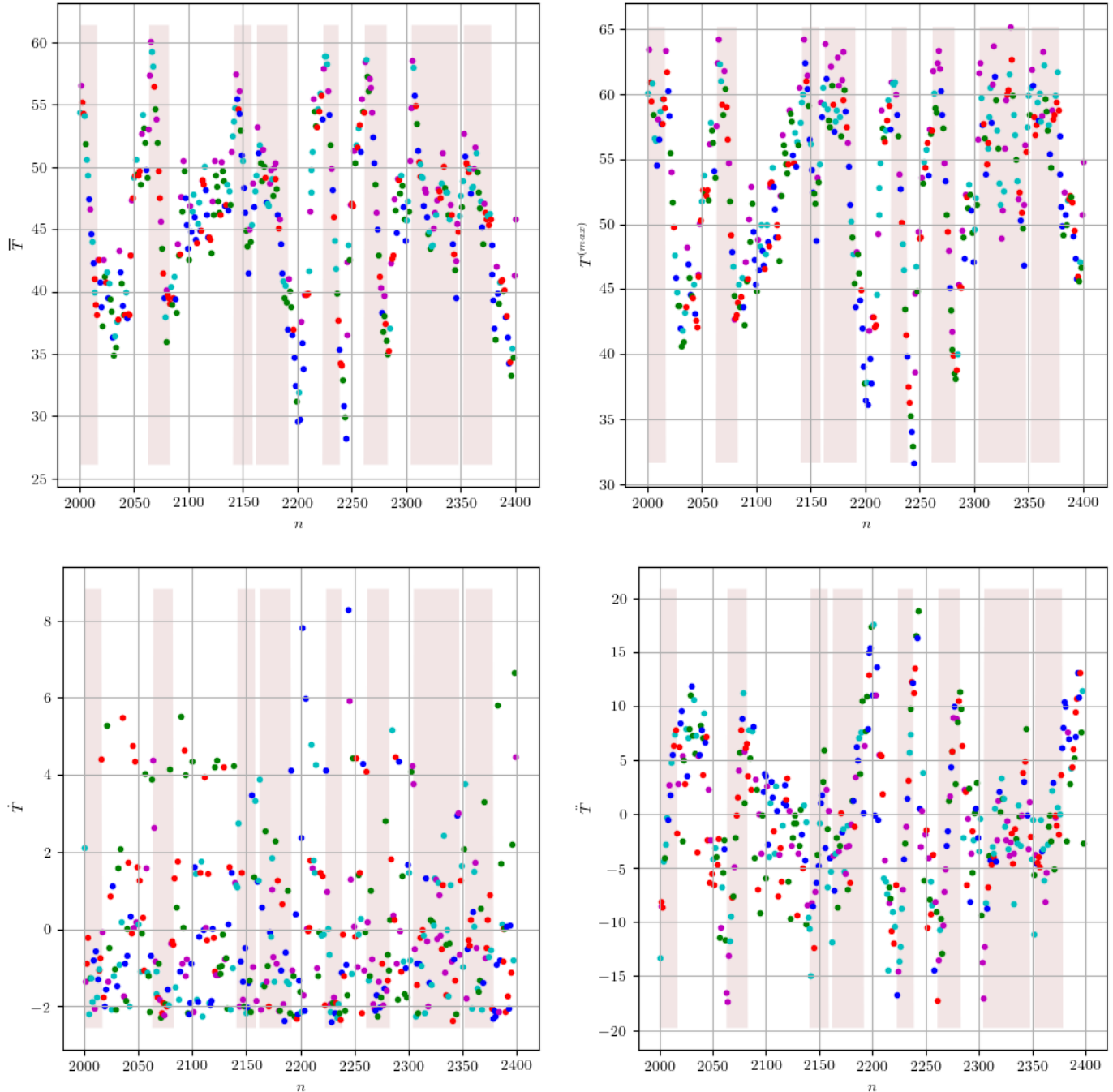


Рис. 8: Различные зависимости температур "системы в целом" от времени на некотором временном отрезке. Цвет каждой точки показывает режим работы системы в следующий отсчет времени (0 - синий, 1 - зелёный, 2 - красный, 3 - голубой, 4 - пурпурный). Красная полупрозрачная заливка на фоне соответствует отказу системы. Множество различных графиков зависимости температуры системы от времени можно найти [на странице проекта](#) .

Даже после анализа таких временных зависимостей не представляется возможным однозначно ответить 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 временного ряда, значение которого в каждом отсчете равняется числу перегревшихся блоков, с временным рядом значений параметра Mode.

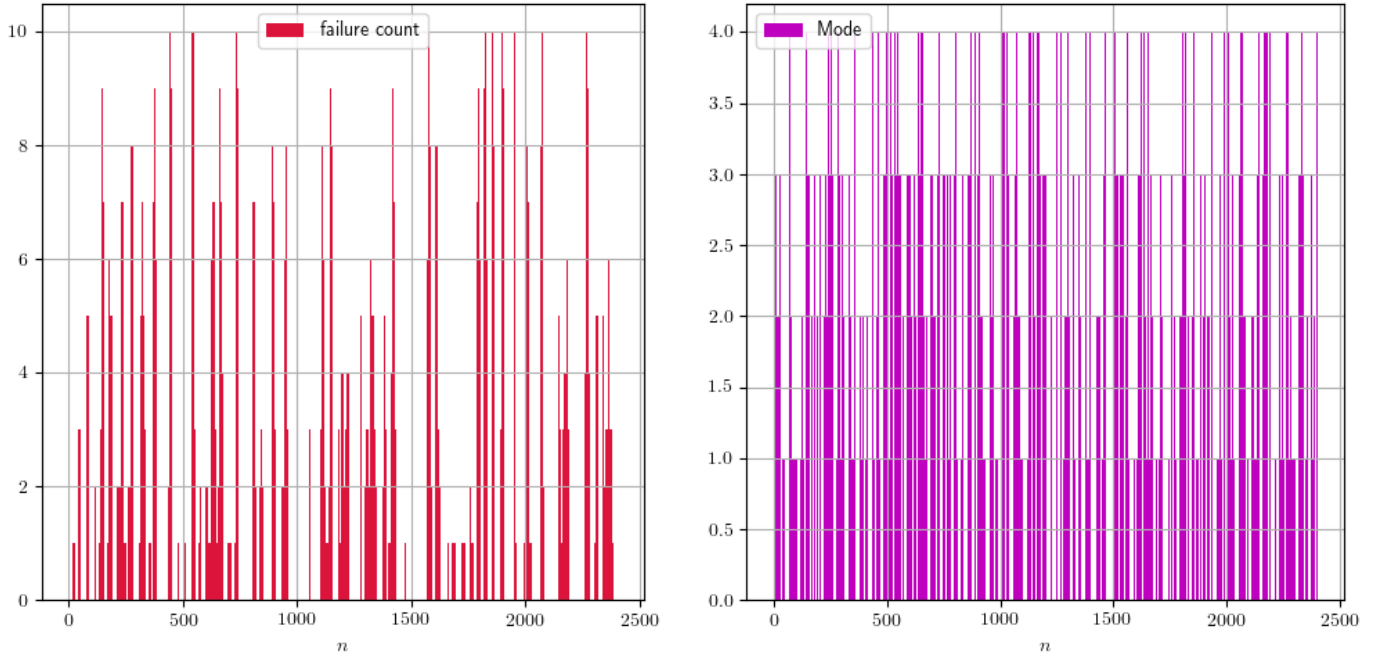


Рис. 9: К определению роли параметра Mode.

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.

Рассмотрим ещё одну возможность влияния параметра Mode на систему: построим для различных значений Mode зависимости изменений температуры блоков к следующему отсчету времени, как функцию текущей температуры.

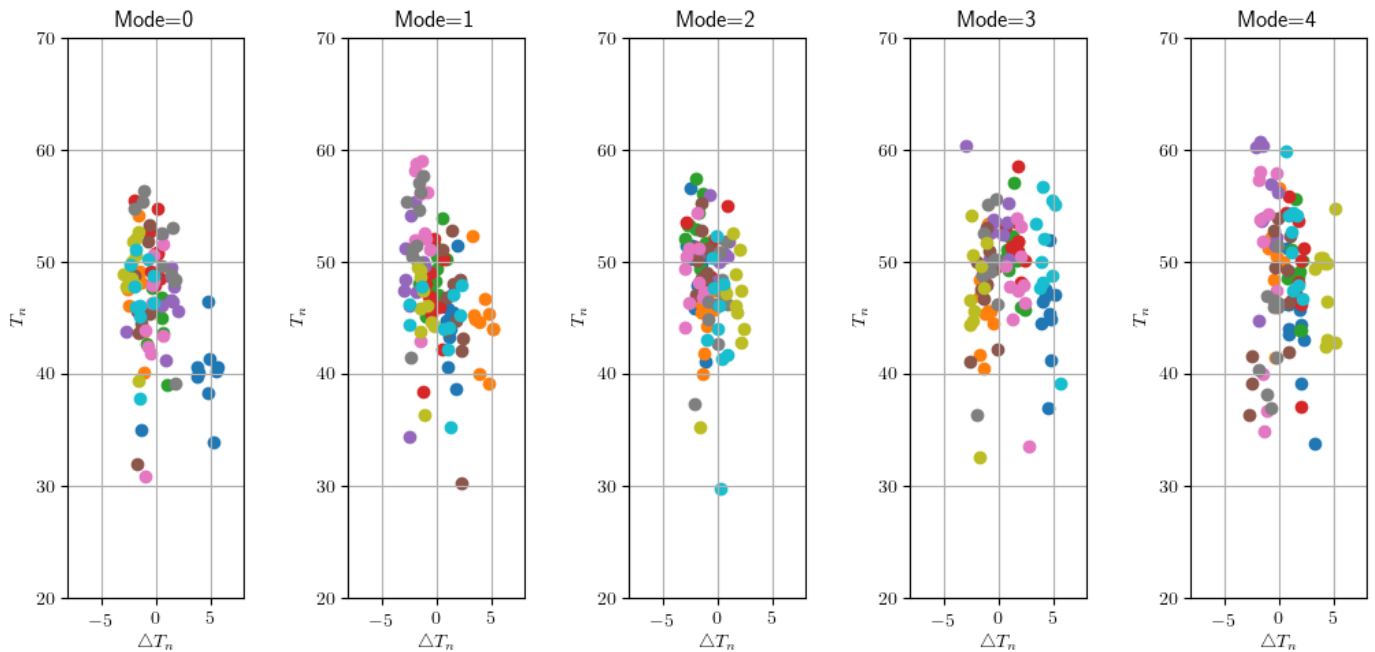


Рис. 10: Зависимости изменения температуры блоком на следующем отсчете, как функция текущей температуры (на графиках транспонировано) для различных значений Mode. Цвета точек на графиках кодируют номера блоков.

Можно заметить, что все блоки демонстрируют схожий характер указанной зависимости при всех значениях параметра Mode. Также видно, что экспериментальные точки с хорошей точностью объединены в один кластер, на

положение которого на графиках оказывает влияние значение Mode. Для проверки гипотезы о том, что параметр Mode всё же нетривиально влияет на систему, рассмотрим положение центра масс кластера точек, характеризующих систему в пространстве параметров "средняя температура системы в текущий отсчет времени", "среднее изменение температуры системы за время от текущего до следующего отсчета".

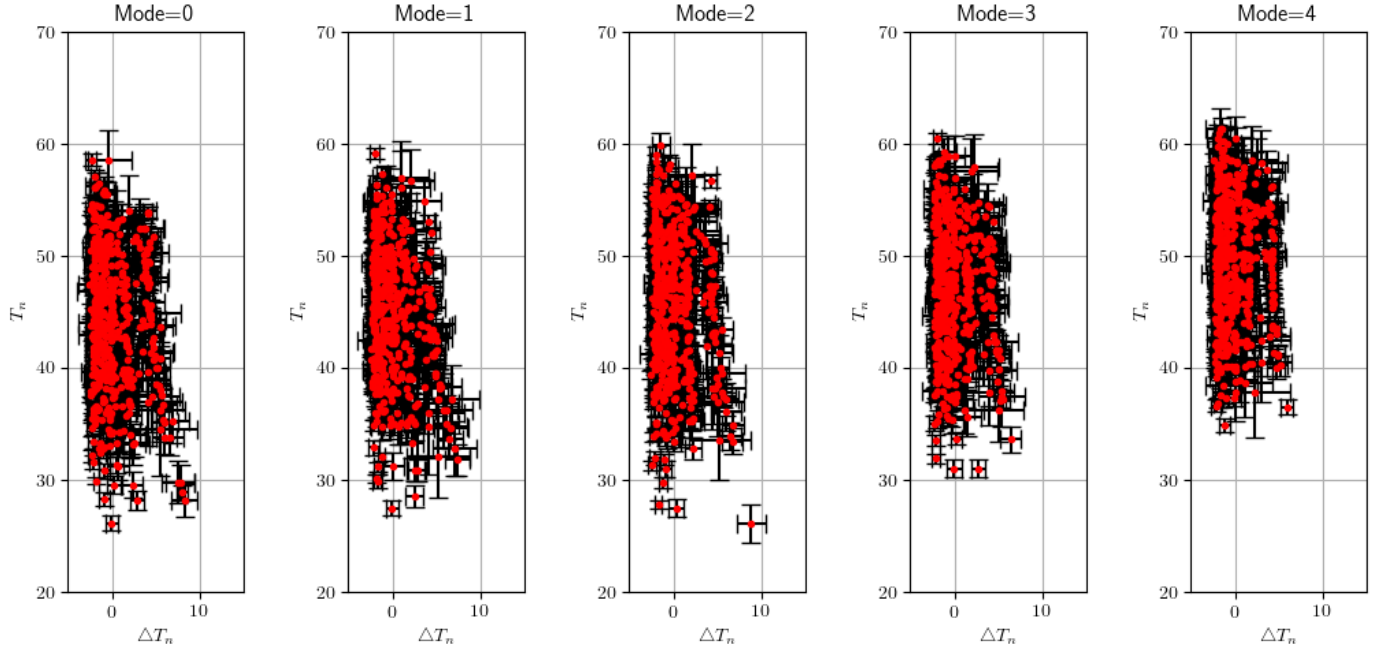


Рис. 11: Зависимости изменения средней температуры системы на следующем отсчете, как функция текущей температуры (на графиках транспонировано) для различных значений Mode.

Заметно, что положение центра масс данного кластера сдвигается в сторону более высоких температур с ростом значения параметра Mode. Данная зависимость системы от параметра Mode весьма не straightforward, потому не вполне понятно как следует использовать это знание для разумного фича-инжиниринга.

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.

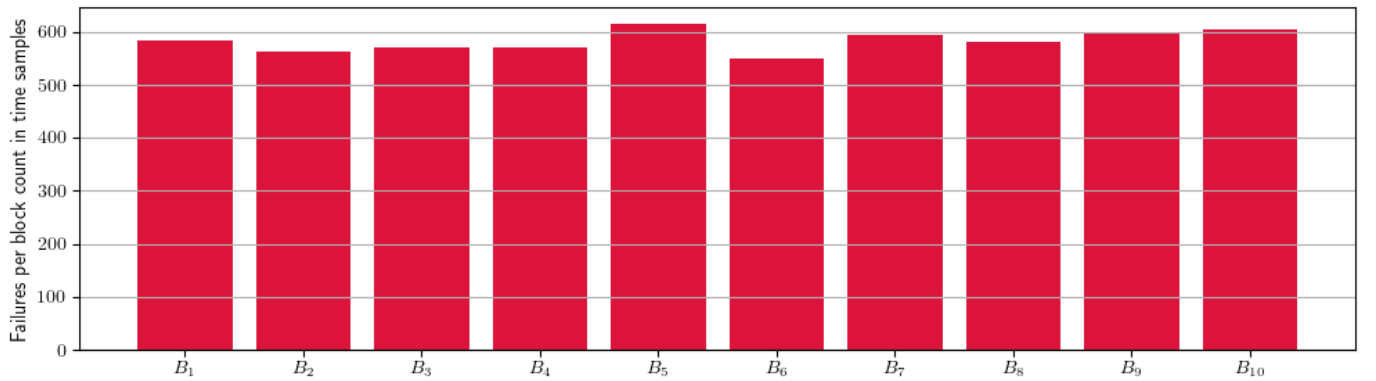


Рис. 12: Число отсчётов, которые блоки провели в режиме отказа.

3 Предсказание ряда температур

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 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 датасета среднее значение почти не менялось, то можно было бы попробовать построить глубокую авторегрессионную модель. Такие попытки не увенчались успехом, так как графики даже примерно не отражали пилообразной структуры данных. Мы разделили данные на первые 2300 отсчётов, по которым и выявлялся фиттирующий случайный процесс и на последние 100 отсчётов, которые считали тестовыми. Выбор гиперпараметров вычислялся автоматически:

	Candidate	AIC
1	ARProcess(7)	3748.3
2	ARProcess(6)	3758.58

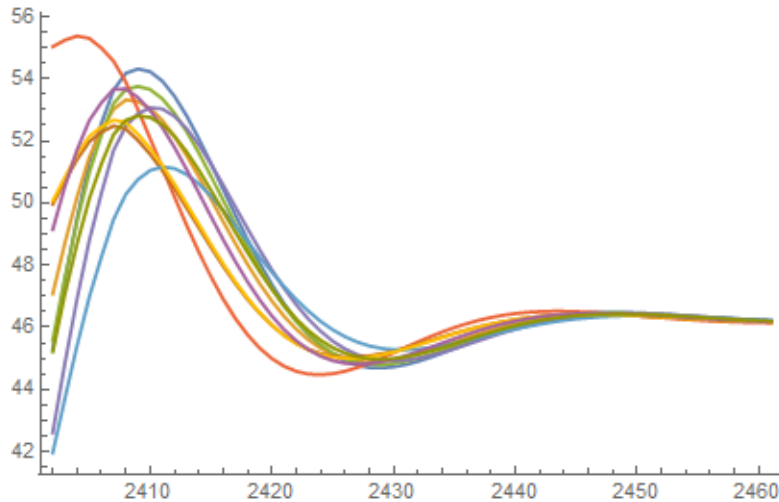


Рис. 13: Прогноз на 60 отсчётов для всех блоков с использованием авторегрессии 8 порядка.

Далее было решено попробовать учесть эффекты движения среднего, 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. Выбор гиперпараметров также происходил автоматически. Несмотря на то, что казалось бы

	Candidate	AIC
1	SARIMAProcess({4, 0, 6}, {0, 1, 3} ₄₂)	4309.12
2	SARIMAProcess({4, 0, 5}, {0, 1, 3} ₄₂)	4327.96
3	SARIMAProcess({4, 0, 4}, {0, 1, 3} ₄₂)	4328.36
4	SARIMAProcess({3, 0, 6}, {0, 1, 3} ₄₂)	4332.96
5	SARIMAProcess({4, 0, 6}, {0, 1, 2} ₄₂)	4334.03
6	SARIMAProcess({5, 0, 6}, {0, 1, 3} ₄₂)	4334.6
7	SARIMAProcess({4, 0, 5}, {0, 1, 2} ₄₂)	4352.46
8	SARIMAProcess({5, 0, 5}, {0, 1, 3} ₄₂)	4356.28
9	SARIMAProcess({3, 0, 5}, {0, 1, 3} ₄₂)	4360.33
10	SARIMAProcess({3, 0, 4}, {0, 1, 3} ₄₂)	4361.45

меньшие значения параметров AIC для авторегрессионных алгоритмов, можно явно видеть, что на тестовом участке (последние 100 отсчётов) AR-модель даёт худшие предсказания, которые не отражают ничего, кроме среднего

значения температуры блока. Было решено проверить значения для автокорреляционных функций и провести Q-тест Льюнга-Бокса для остатка полученной модели (а не для начальных данных). И если в случае корреляционных функций, действительно, результаты лучше выглядят для AR-процесса (меньше высоких спайков), то Q-тест явно

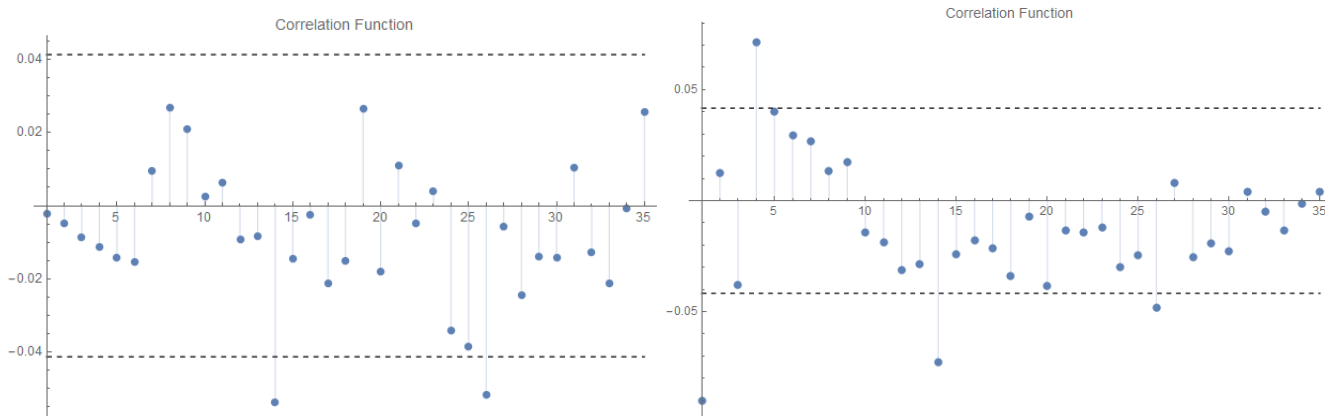


Рис. 14: Корреляционные функции для AR- и SARIMA-процессов.

демонстрирует предпочтительность использования SARIMA

Предсказания температуры на 60 отсчётов для 1 блока и для всех блоков сразу

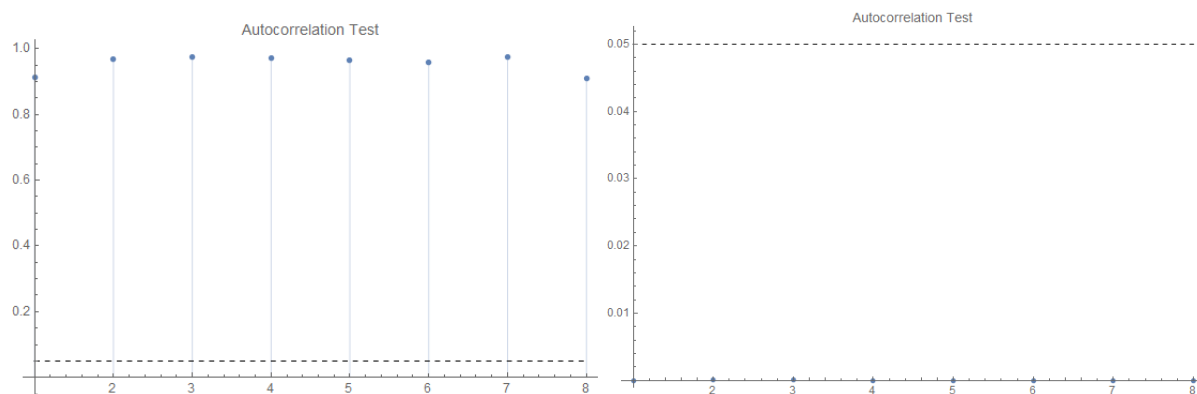


Рис. 15: Q-тест Льюнга-Бакса для AR- и SARIMA-процессов.

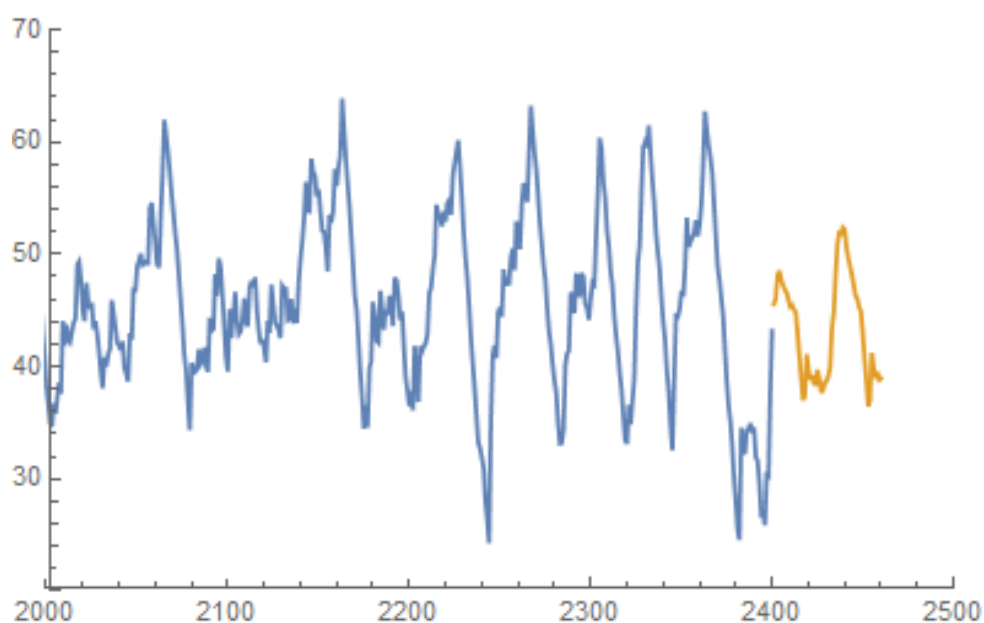


Рис. 16: Прогноз на 60 отсчётов для первого блока с использованием SARIMA.

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

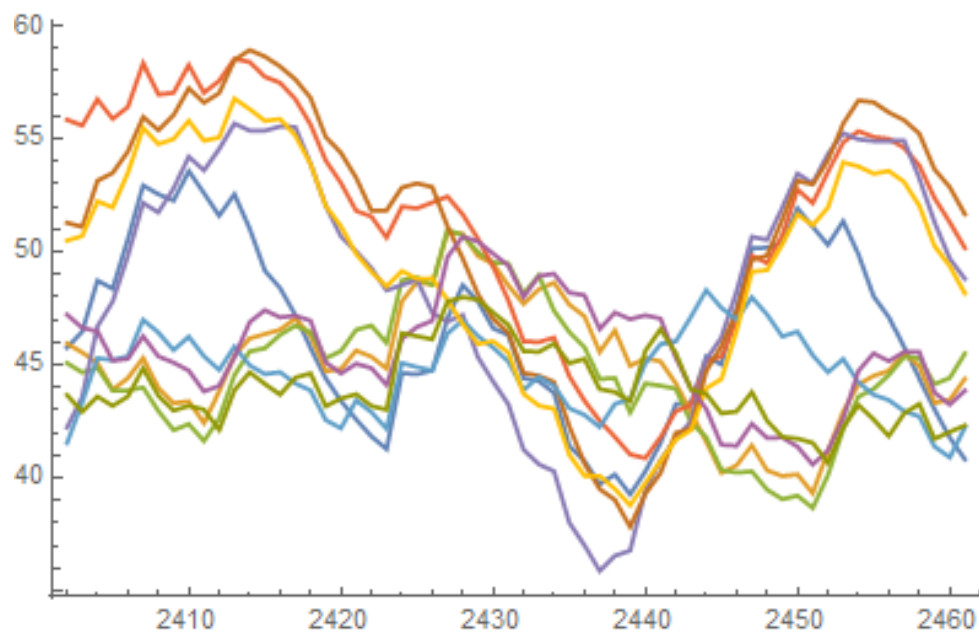


Рис. 17: Прогноз на 60 отсчётов для всех блоков с использованием SARIMA.

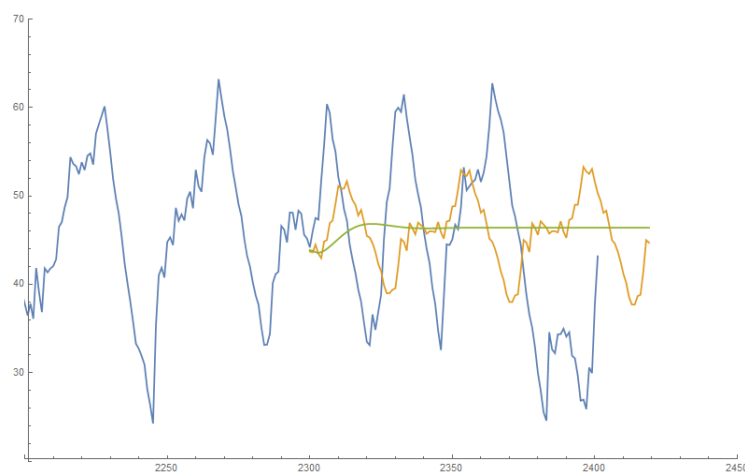


Рис. 18: Предсказания для тестового участка и прогноз на 20 отсчётов для первого блока с использованием AR- и SARIMA-процессов.

в этом подходе ещё только предстоит получить. При этом на тестовом участке в последние 100 отсчётов результаты выглядят не слишком обнадеживающе

3.2 Модели с глубокими нейронными сетями

Как количество известных возможных подходов ([arXiv:1807.00425](#), [arXiv:2001.08317](#), [arXiv:1802.06338](#), [arXiv:1811.05852](#), [arXiv:1711.00073](#), ...) к применению нейронных сетей в задачах прогнозирования многомерных временных рядов само по себе, так и число наших подходов к собственному решению данной проблемы (соответствующие файлы и веса моделей в случае необходимости можно обнаружить на странице проекта в github) взрывным образом стремиться к бесконечности. Позволим себе в рамках данного отчета не описывать полную последовательность проб и ошибок, которые привели к представляемому решению, а только лишь опишем наиболее жизнеспособную версию.

В рамках данной главы будем считать известными следующие обозначения:

- Нумерация всех последовательностей начинается с нуля.
- Заглавные латинские буквы N , M , T , S идентифицированы с рядами номеров отсчетов по времени, значений категориального параметра Mode, температурами блоков и состоянием блоков соответственно;
- Заглавная латинская D оставлена для обозначения тренировочного датасета.
- Нижний правый индекс соответствует номеру временного отсчета. То есть T_n — значения температур блоков в момент n -го временного отсчета;
- Правый верхний индекс в круглых скобках нумерует свойства (фичи). То есть $T^{(i)}$ — временной ряд температур для i -го блока. $D^{(k)}$ — временной ряд свойств фичи под номером k из тренировочного датасета.
- Левый нижний индекс в квадратных скобках нумерует временной лаг, на который записи фич для данной сущности сдвинуты во времени в будущее. Таким образом, $_{[k]}T_n = T_{n+k}$
- Левый верхний индекс соответствует номеру аугментированной копии ряда (см. определение ниже), где нулевому номеру соответствует исходный ряд. То есть $^0D = D$, а lD — l -ая копия датасета.
- Пара чисел разделенных двоеточием в любом из положений индексов означают отрезок (последовательность последовательностей) со всеми значениями соответствующего индекса от первого числа перед двоеточием включительно, до второго не включительно. То есть $T^{(0:6)}$ — ряды температур блоков в номерами 0, 1, 2, 3, 4, 5
- Числа разделенные запятой в любом положении индекса, соответствуют множеству возможных принимаемых значений. То есть, $T^{(0,5)}$ — записи от температурах 0-го и 5-го блока. Или $S_{0:15}^{(0:5,9)}$ — ряд составленный 15-ти первых отсчетов по времени из состояний блоков с номерами с 0 по 4, а также блока с номером 9.

3.2.1 Подготовка данных

Как уже было отмечено выше, M принимает значения равномерно в множестве $\{0, 1, 2, 3, 4\}$, а T колеблется гомоскедастично в интервале $[65.14, 18.40]$ градусов. В силу очевидных технических особенностей NN лучше обучается, если диапазон значений входных данных соответствует множеству значений функции активации нейронов на выходном слое. В этой связи оказалась разумным совершить сдвиг и масштабное преобразование данных: на первом этапе из M и всех $T^{(k)}$ были вычтены соответствующие средние значения; далее все положительные и отрицательные значения из M были "растянуты" до 1.0 или -1.0 соответственно, ряды $T^{(k)}$ подверглись такому же преобразованию, однако масштабное преобразование было проведено в отрезок $90\% \times [-1.0, 1.0]$, что позволило оставить 10%-ный запас для пороговых значений ряда температур.

3.3 Извлечение свойств из ряда

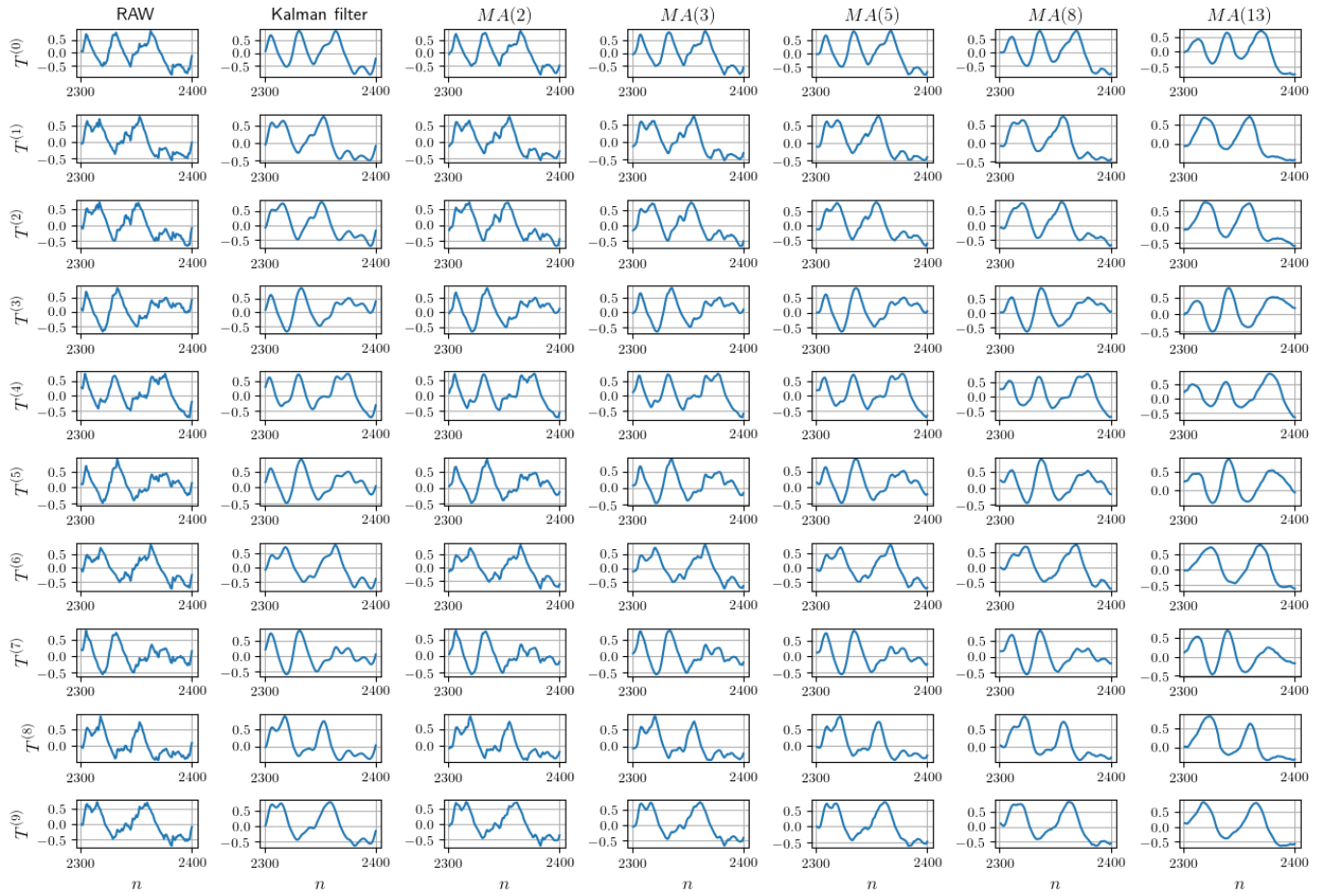


Рис. 19: Временные ряды температур блоков и производные ряды свойств

3.4 Модели с градиентным бустингом над деревьями решений

3.5 Стекинг решений и модель второго уровня

4 Предсказание ряда состояний блоков

5 Результаты