

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
им. Н.Э. Баумана

Факультет «Информатика и системы управления»  
Кафедра «Систем обработки информации и управления»

ОТЧЕТ

**Лабораторная работа № 8**  
по дисциплине «Разработка нейросетевых систем»

Тема: «Рекуррентные нейросети»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

группа ИУ5-24М

Журавлев Н.В.

ФИО

подпись

"28" 04 2024 г.

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Канев А.И.

ФИО

подпись

" " 202 г.

Москва - 2024

---

## Задание

1. Необходимо сгенерировать синтетические данные и обучить на них модель авторегрессии, модель LSTM.
2. Обучить рекуррентную нейронную сеть на реальных данных погоды по варианту. Вариант города соответствует группе: 1 - Москва, 2 - Санкт-Петербург, 3 - Новосибирск, 4 - Екатеринбург
3. Отчет должен содержать: титульный лист, задание с вариантом, скриншоты и краткие пояснения по каждому этапу лабораторной работы. Результаты моделей авторегрессии, LSTM на синтетических данных, а также результаты обучения на реальных данных, итоговую таблицу со результатами для всех вариантов обучения
4. Проведите обучение трех моделей по вашему варианту для вашего города.
5. Измените гиперпараметры обучения для улучшения модели: количество эпох, размер батча, скорость обучения
6. Создайте два варианта синтетических данных: первый вариант только сезонная компонента и шум; второй вариант только меняющийся тренд и шум
7. Измените конфигурацию нейросети: оставьте одну однонаправленную ячейку LSTM с выходным полносвязным слоем. Обучите ее на новых синтетических данных и сравните 3 разных варианта размерности состояния ячейки.
8. Укажите, какие действия помогли улучшить метрики ваших моделей и объясните почему.
9. Укажите в отчете как меняется количество обучаемых в LSTM параметров при изменении ее конфигурации

## Часть 1. Проведите обучение трех моделей по вашему варианту для вашего города.

Данные для обучения для города Екатеринбург представлены на рис. 1.

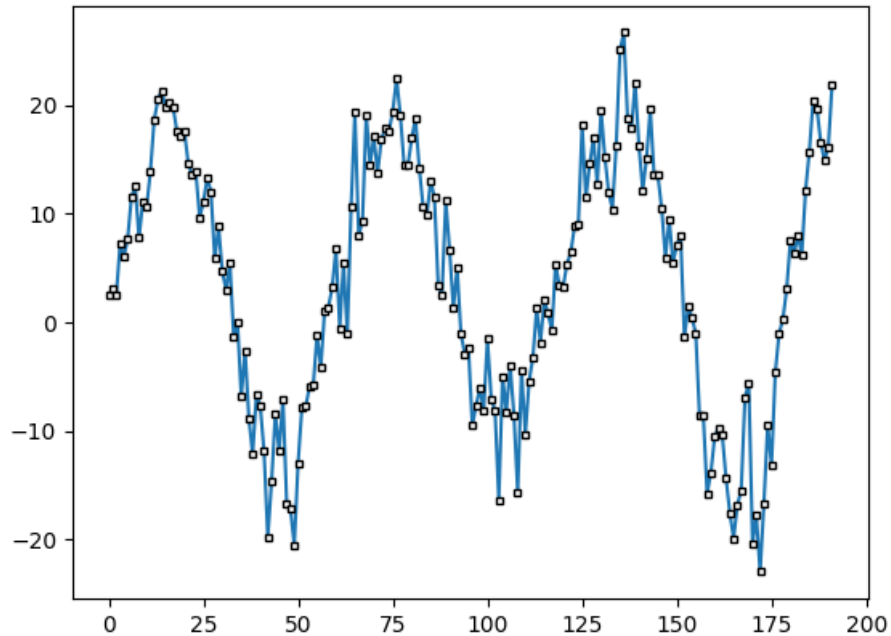


Рисунок 1 – Погода в Екатеринбурге

Произведем обучение модели авторегрессии (AR). Предсказательные способности AR для синтетического ВР представлены на рис. 2.

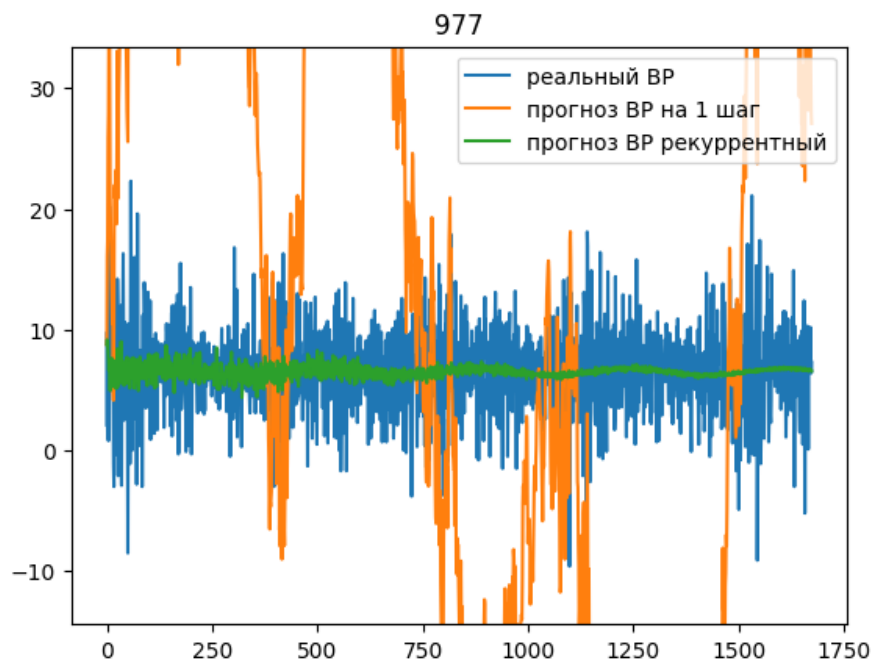


Рисунок 2 - Предсказание AR

Точность AR по MAE, R2 и TSS представлена на рис. 3.

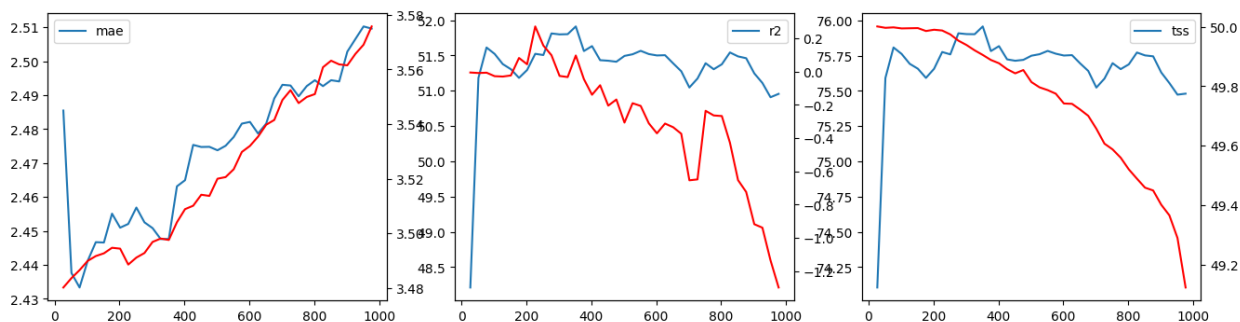


Рисунок 3 - Точность AR по MAE, R2 и TSS

График корреляции и гистограмма невязки предсказаний двух моделей представлены на рис. 4.

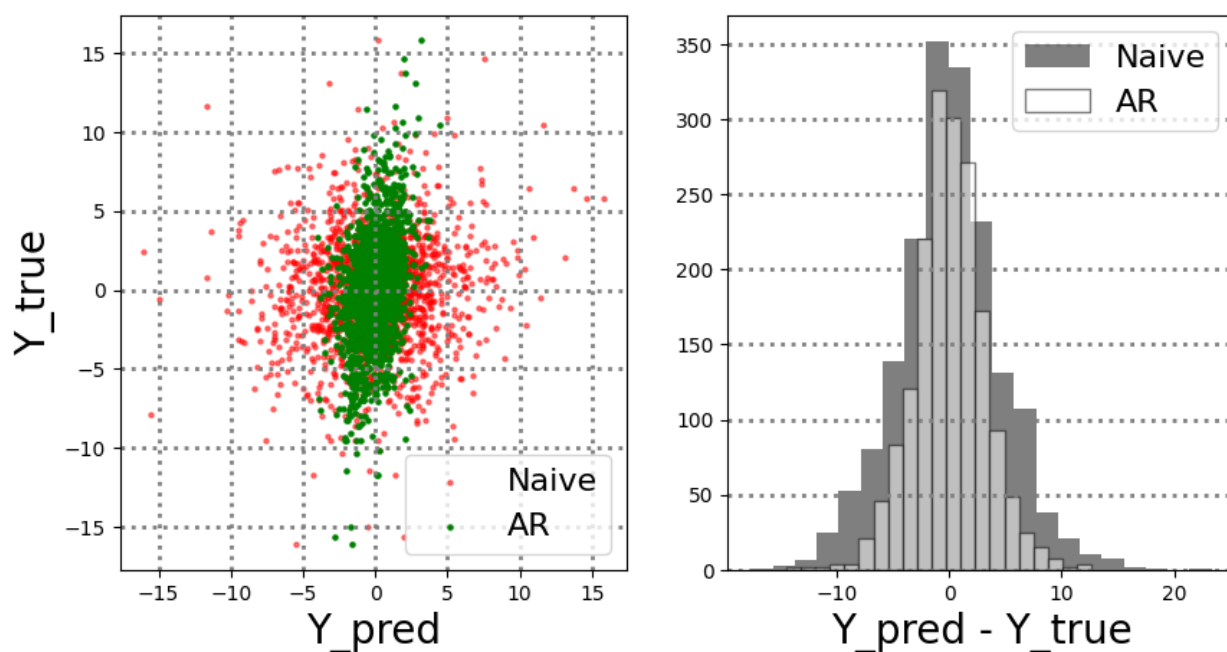


Рисунок 4 - График корреляции и гистограмма невязки

Модель авторегрессии показала плохие результаты, т.к. реальные данные очень изменчивы за короткий промежуток.

Для базового варианта R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 5-8. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 1.

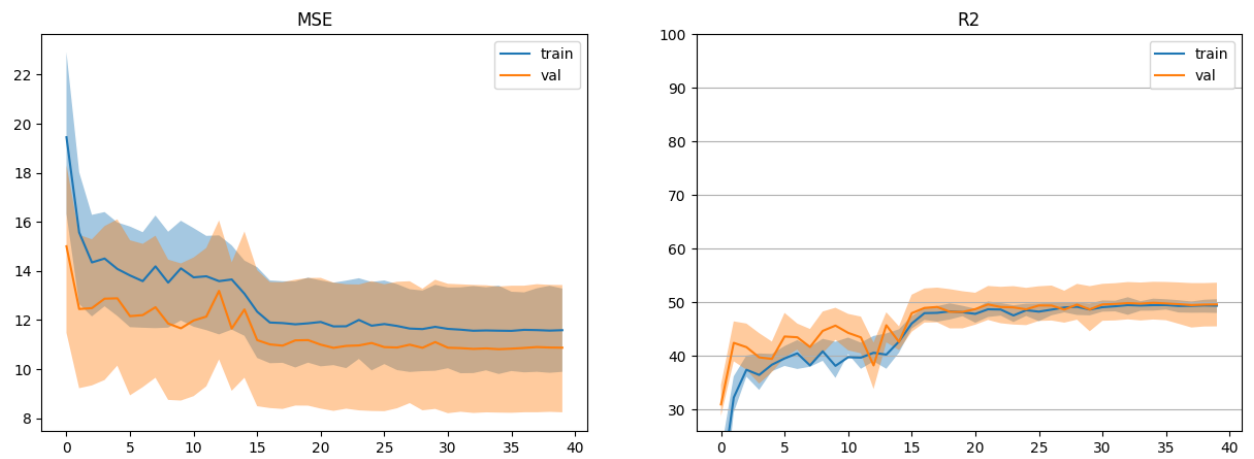


Рисунок 5 – Точность обучаемой сети

## Time-Series Prediction

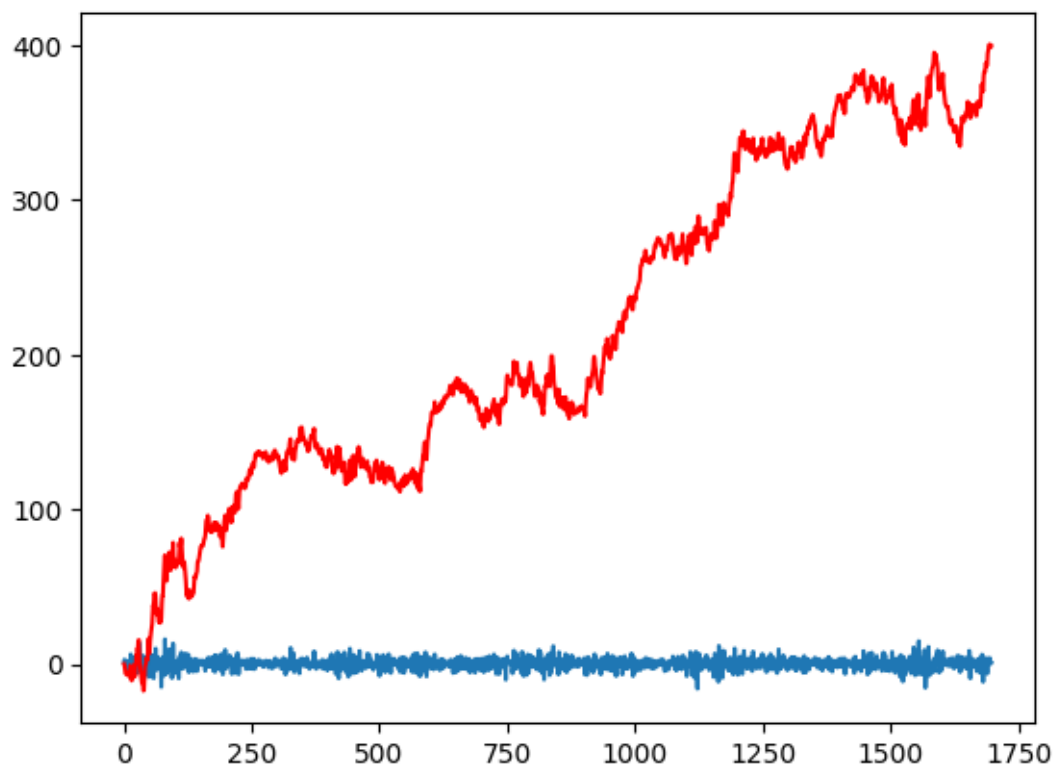


Рисунок 6 - Предсказание LSTM

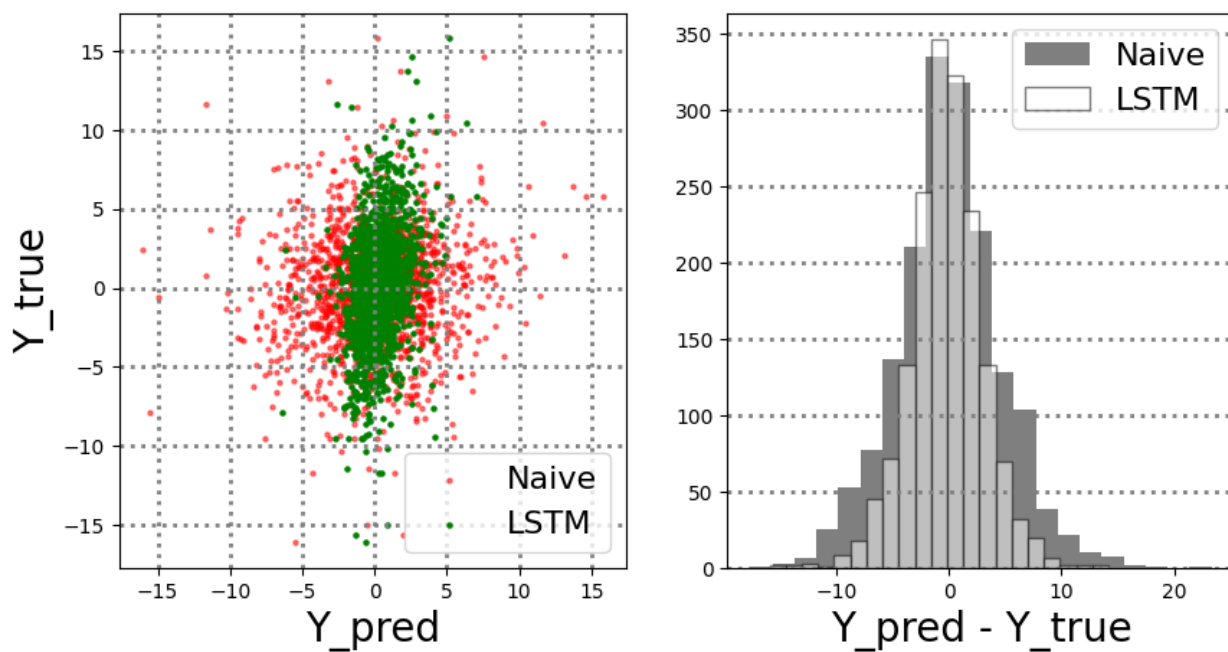


Рисунок 7 - График корреляции и гистограмма невязки

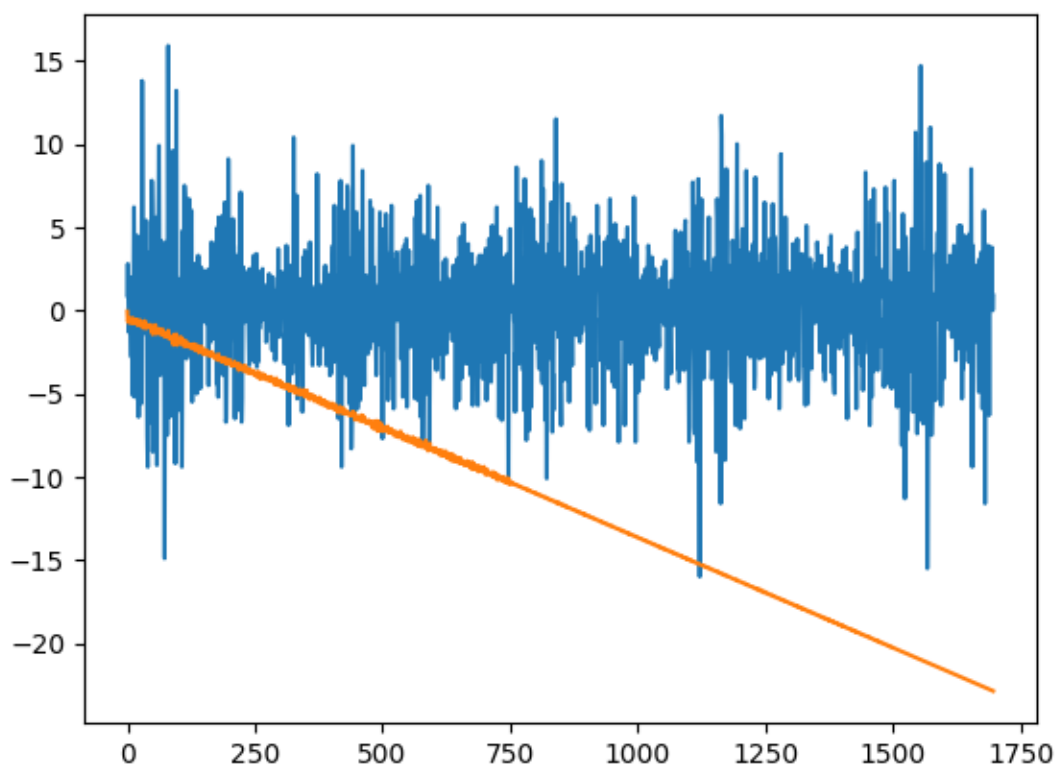


Рисунок 8 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 1 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-1952.80	-346.69
one-step	3	-39.84	-17.32
one-step	5	9.29	30.69
one-step	10	37.92	46.25
one-step	50	45.89	52.46
one-step	-1	49.95	56.17
recursive	2	-1351.18	-191.64
recursive	3	-42.98	6.80
recursive	5	-20.14	20.73
recursive	10	-6.88	10.62
recursive	50	-0.98	11.99
recursive	-1	0.14	12.38

После изменения гиперпараметров R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 9-12. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 2.

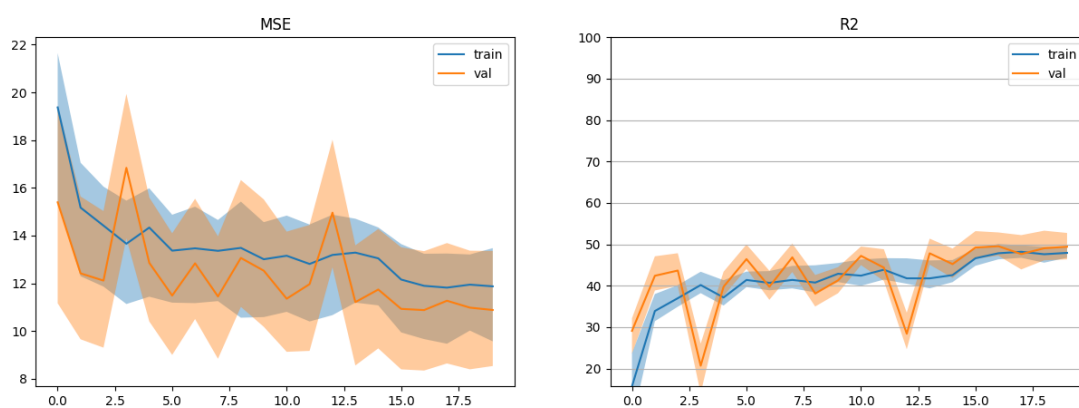


Рисунок 9 - Точность обучаемой сети

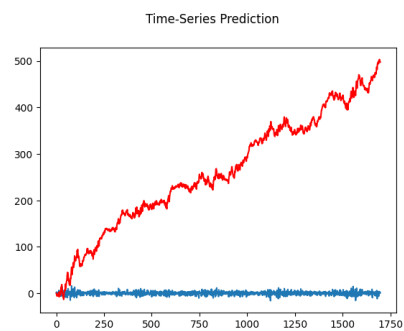


Рисунок 10 - Предсказание LSTM

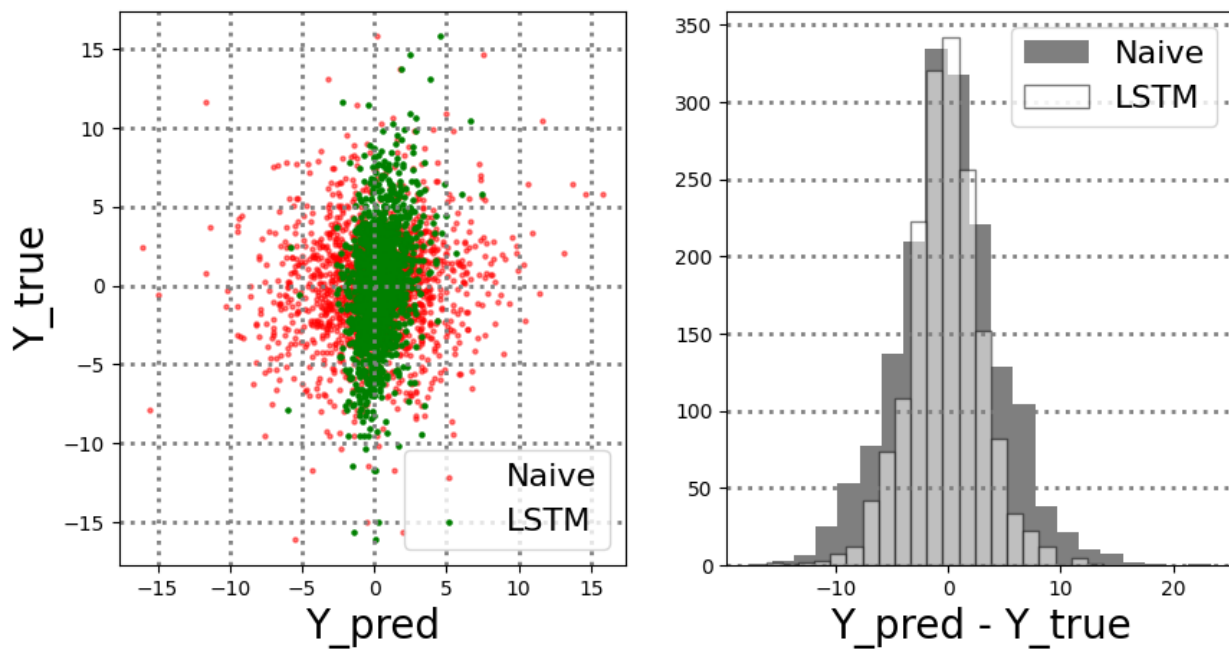


Рисунок 11 - График корреляции и гистограмма невязки



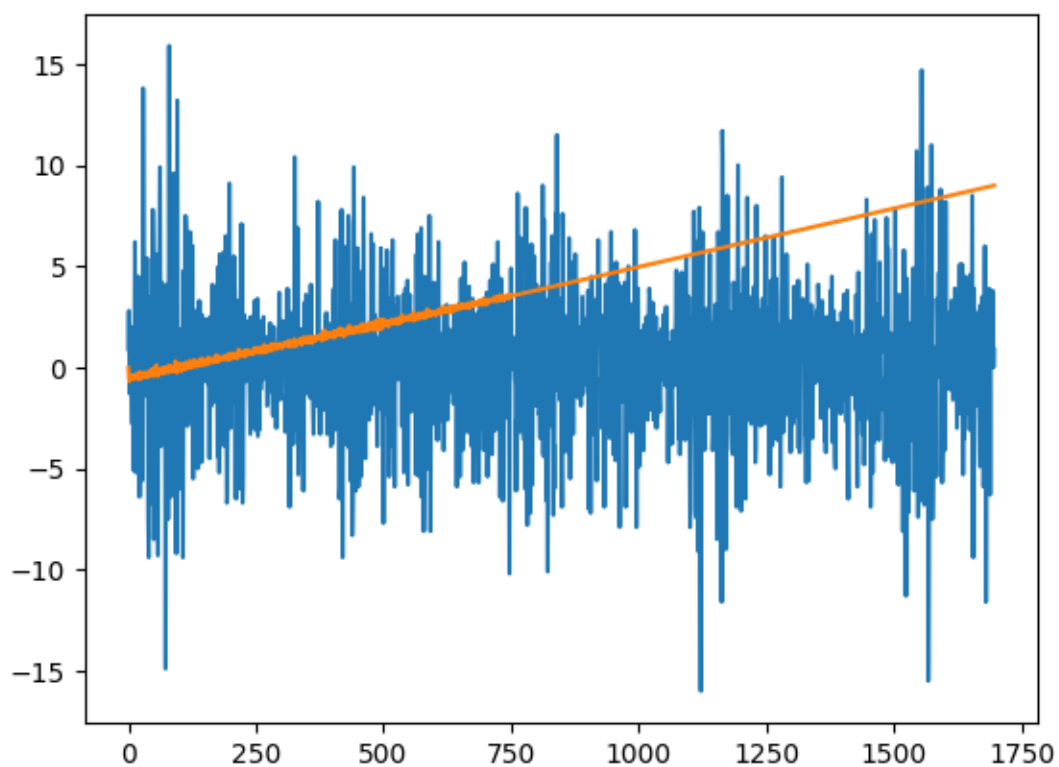


Рисунок 12 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 2 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-1856.05	-325.64
one-step	3	-29.00	-8.22
one-step	5	16.64	36.30
one-step	10	40.95	48.87
one-step	50	45.55	52.16
one-step	-1	49.48	55.75
recursive	2	-1224.75	-167.23
recursive	3	-21.29	7.21
recursive	5	-23.09	21.71
recursive	10	-8.87	11.38
recursive	50	-0.48	12.03
recursive	-1	-0.02	12.39

Для модели с одной однонаправленной ячейки LSTM R2 и MSE,

предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 13-16. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 3.

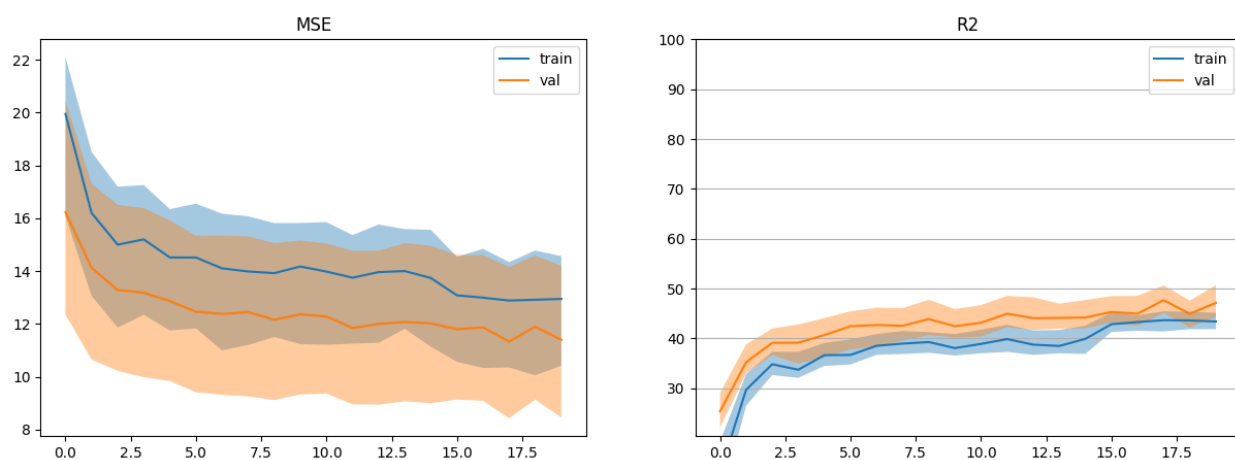


Рисунок 13 - Точность обучаемой сети

### Time-Series Prediction

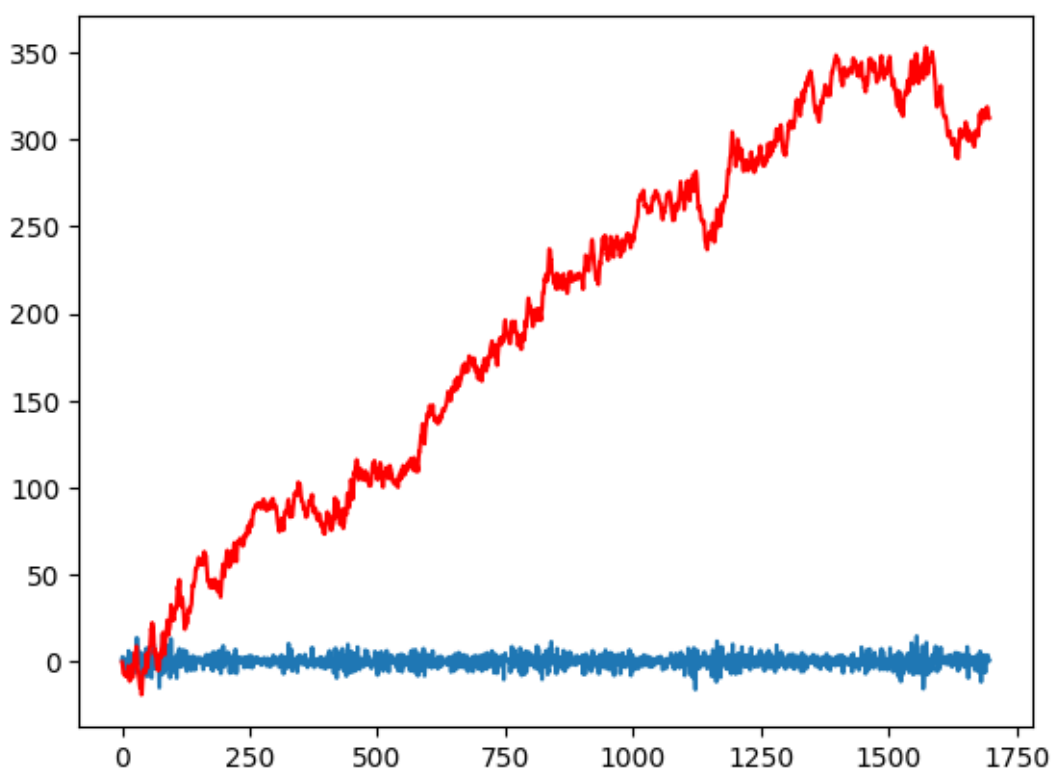


Рисунок 14 - Предсказание LSTM

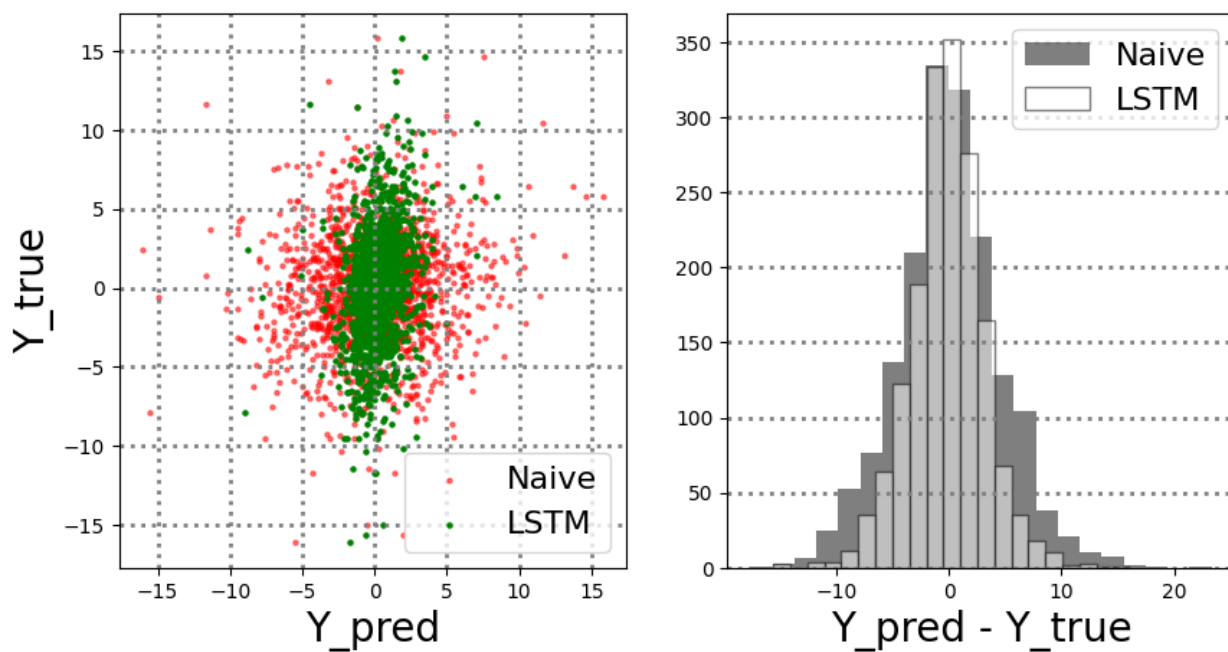


Рисунок 15 - График корреляции и гистограмма невязки

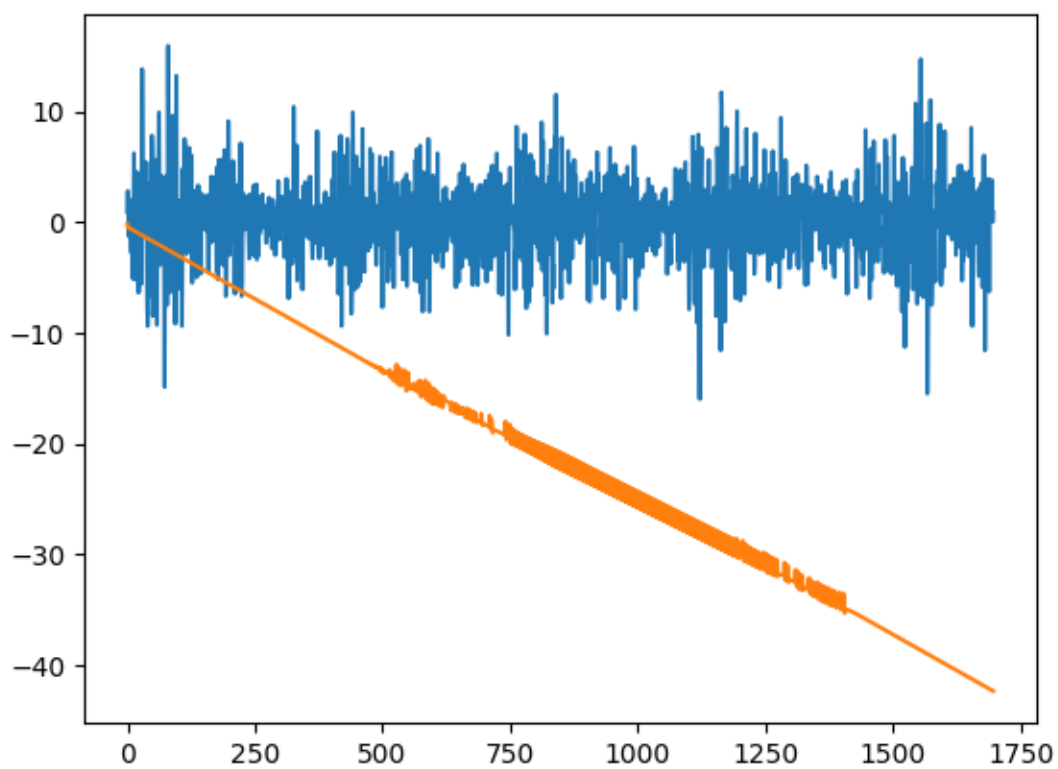


Рисунок 16 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 3 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-2325.64	-427.82
one-step	3	-68.25	-41.15
one-step	5	-8.09	17.40
one-step	10	33.99	42.85
one-step	50	46.50	52.99
one-step	-1	47.55	54.07
recursive	2	-1148.33	-165.54
recursive	3	-24.98	9.37
recursive	5	-16.48	22.91
recursive	10	-6.44	11.61
recursive	50	-0.20	12.06
recursive	-1	-2.57	10.83

Что можно объяснить тем, что было уменьшено количество обучаемый параметров сети из-за чего она стала хуже предсказывать результаты.

Для моделей с двумя однонаправленной ячейками LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 17-20. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 4.

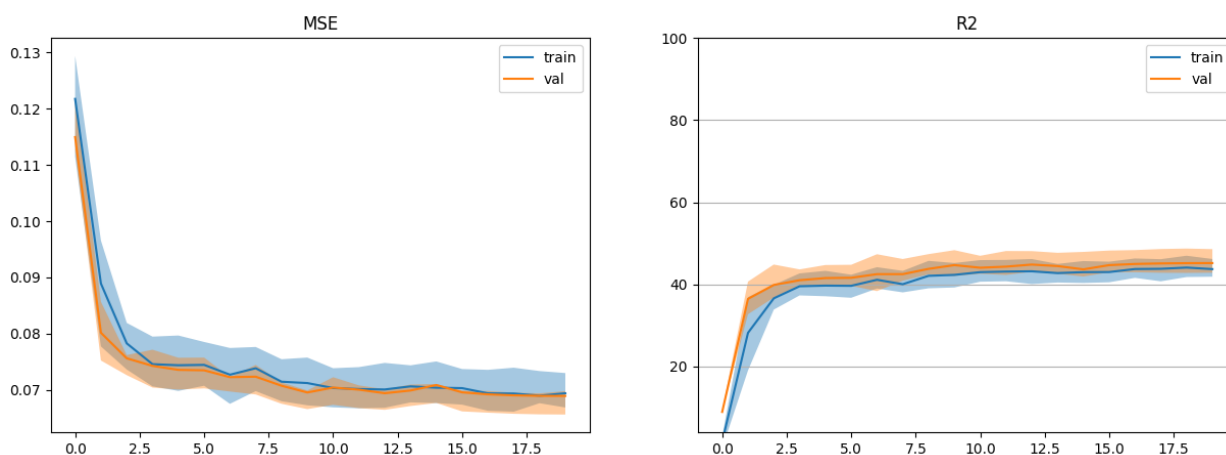


Рисунок 17 - Точность обучаемой сети

## Time-Series Prediction

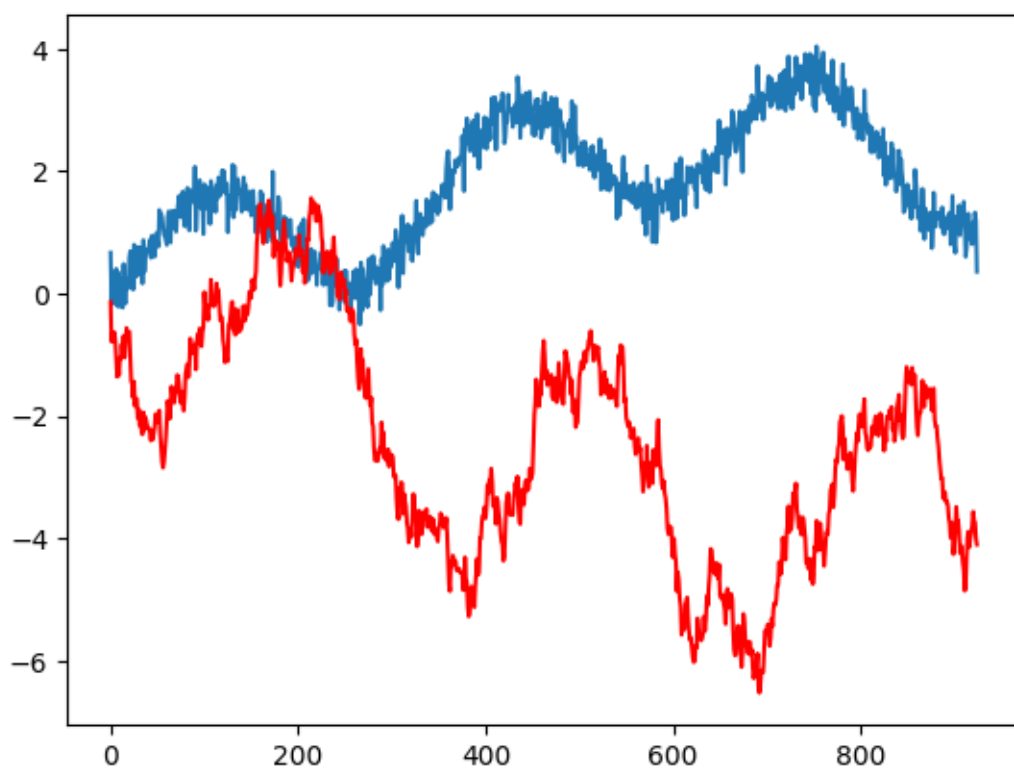


Рисунок 18 - Предсказание LSTM

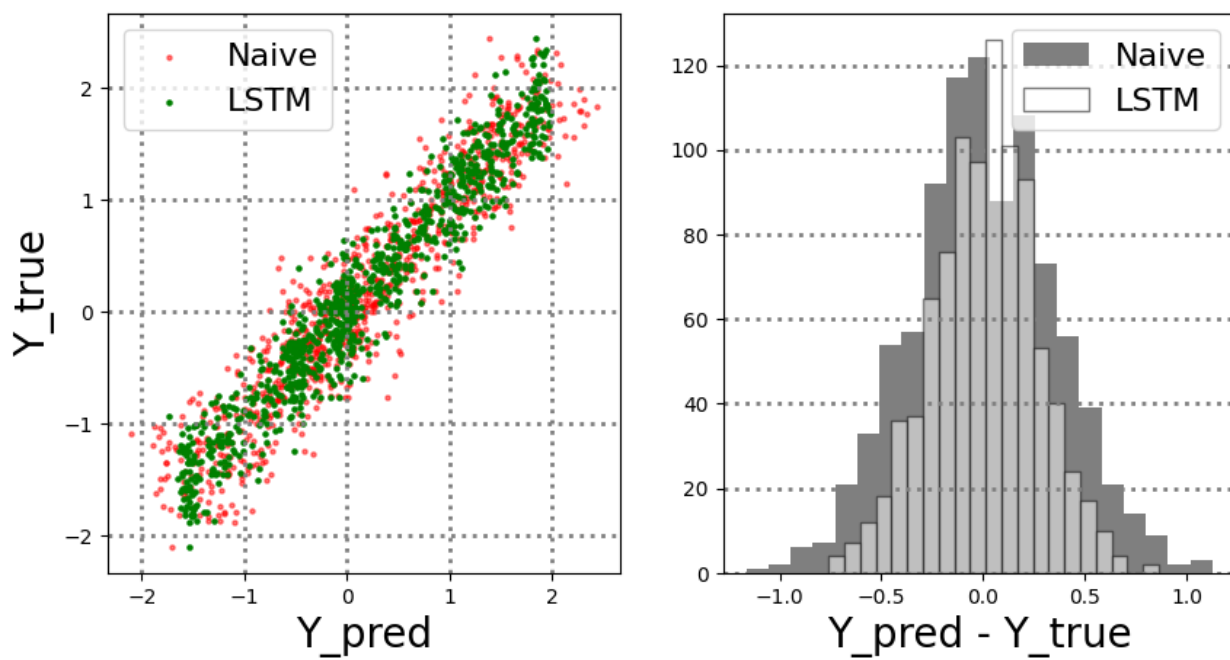


Рисунок 19 - График корреляции и гистограмма невязки

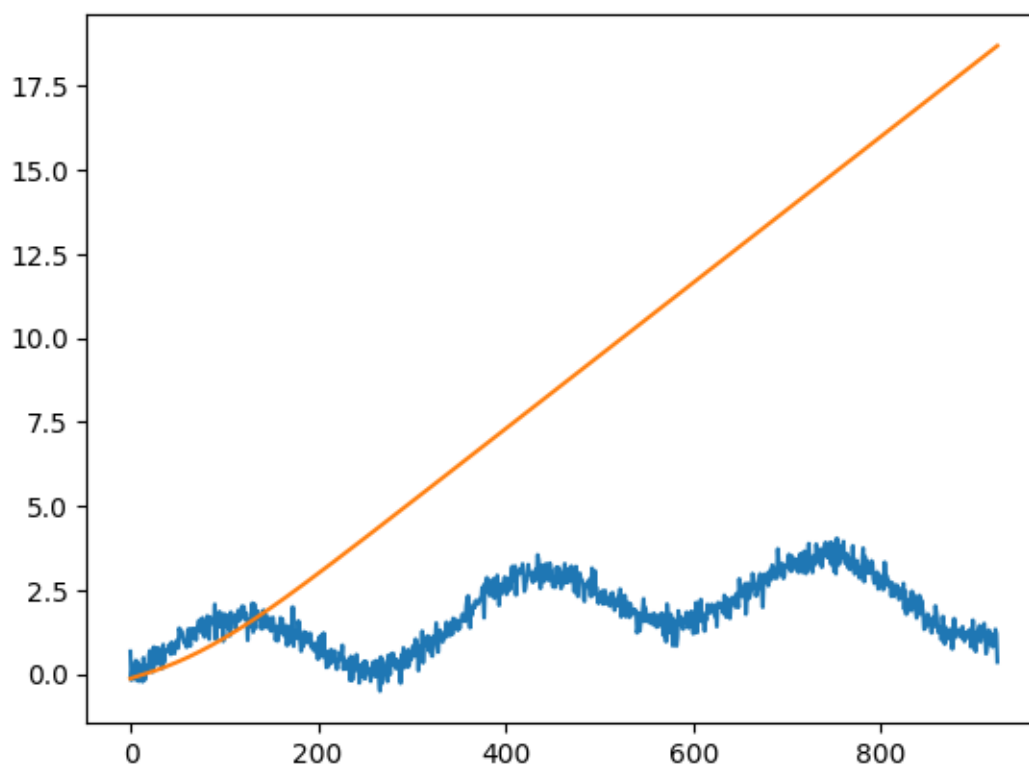


Рисунок 20 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 4 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	39.74	46.33
one-step	3	42.51	44.67
one-step	5	45.97	51.05
one-step	10	47.74	52.40
one-step	50	55.12	58.70
one-step	-1	46.91	52.26
recursive	2	-21.63	9.87
recursive	3	-18.80	1.26
recursive	5	-16.94	7.56
recursive	10	-10.05	8.09
recursive	50	-3.04	7.64
recursive	-1	-0.52	9.79

Что можно объяснить тем, что было уменьшено количество обучаемый параметров сети из-за чего она стала хуже предсказывать результаты.

Для модели с одной двунаправленной ячейкой LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 21-24. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 5.

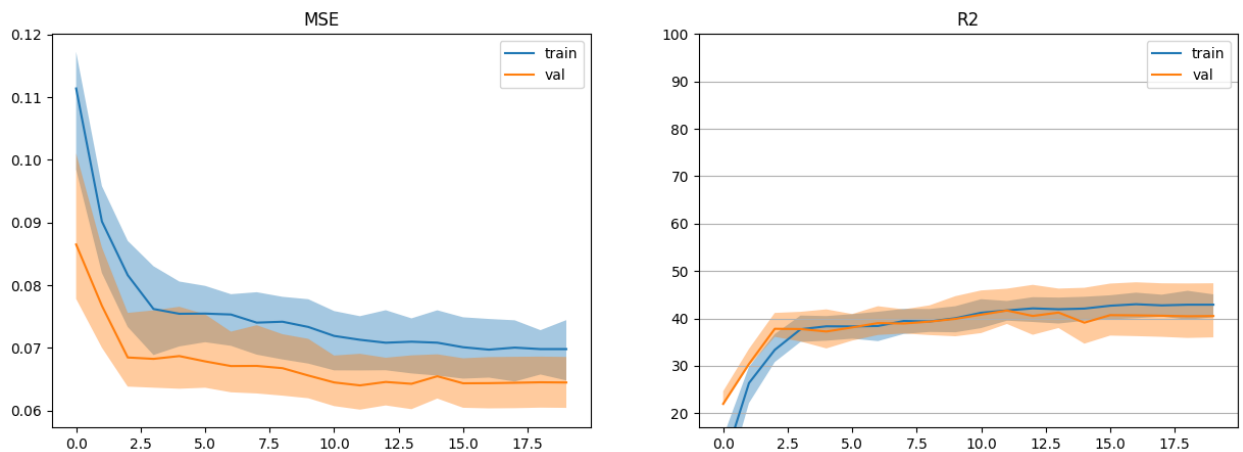


Рисунок 21 - Точность обучаемой сети

### Time-Series Prediction

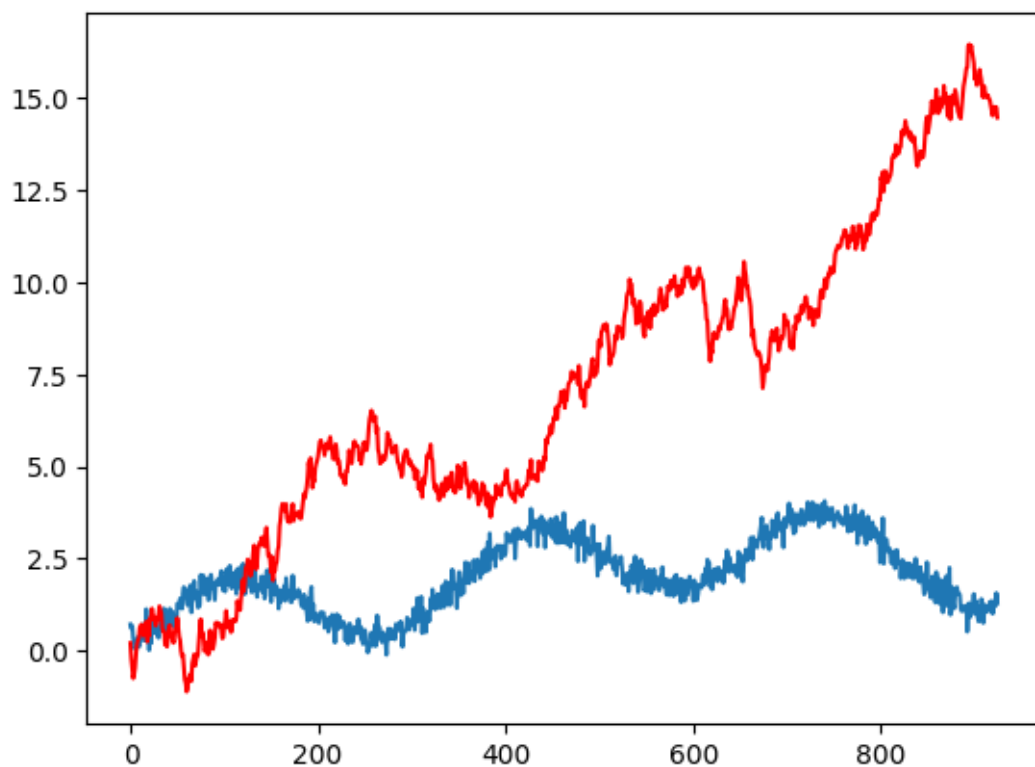


Рисунок 22 - Предсказание LSTM

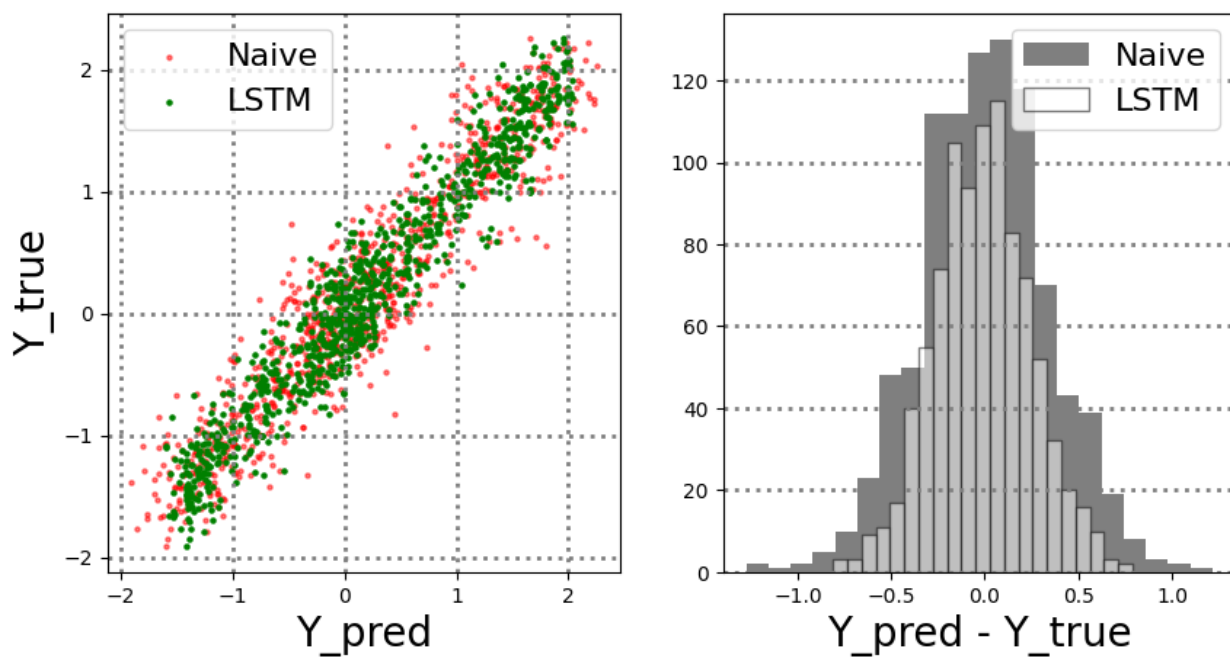


Рисунок 23 - График корреляции и гистограмма невязки

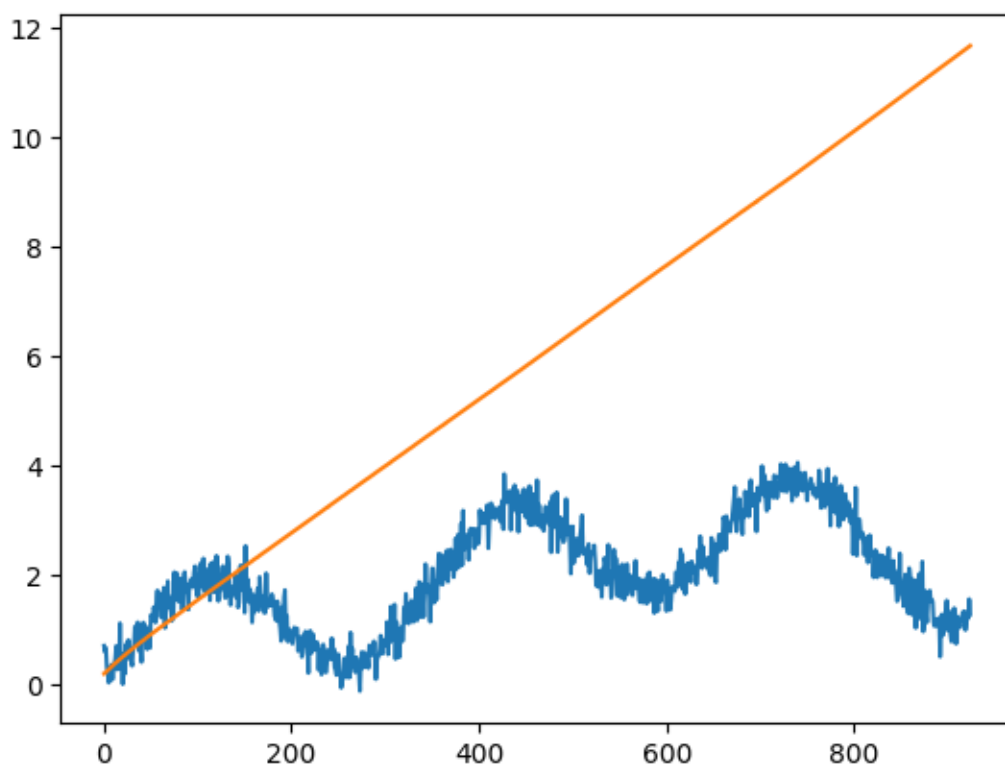


Рисунок 24 - Рекуррентное предсказание LSTM



Таблица 5 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-2.66	37.04
one-step	3	-20.04	15.87
one-step	5	24.29	34.74
one-step	10	-1.93	17.02
one-step	50	40.98	48.40
one-step	-1	42.84	48.75
recursive	2	21.48	21.59
recursive	3	28.08	13.42
recursive	5	35.83	9.73
recursive	10	29.37	14.53
recursive	50	4.88	11.93
recursive	-1	0.26	10.21

Что можно объяснить тем, что было уменьшено количество обучаемый параметров сети из-за чего она стала хуже предсказывать результаты.

Наилучший результат у модели с двумя двунаправленными ячейками, что можно объяснить тем, что это необходимая сложность модели для более точного предсказания.

**Часть 2. Создайте два варианта синтетических данных: первый вариант только сезонная компонента и шум; второй вариант только меняющийся тренд и шум**

Пример для варианта данных, где только сезонная компонента и шум представлен на рис. 25.

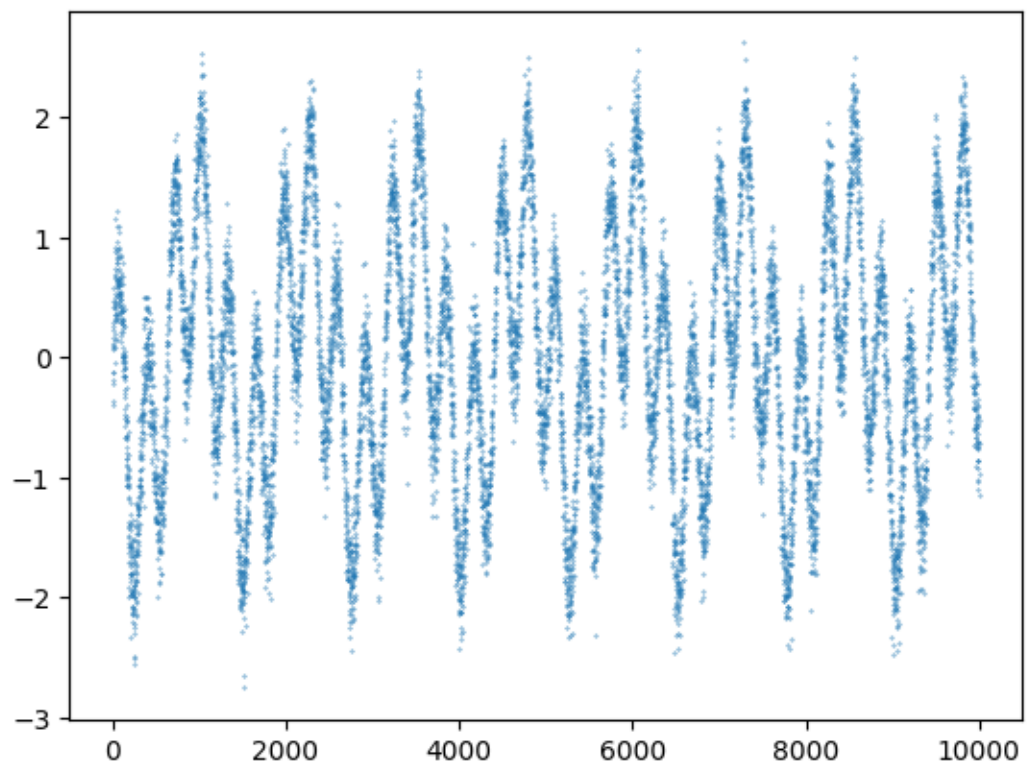


Рисунок 25 - ВР, где только сезонная компонента и шум

Произведем обучение модели авторегрессии (AR). Предсказательные способности AR для синтетического ВР представлены на рис. 26.

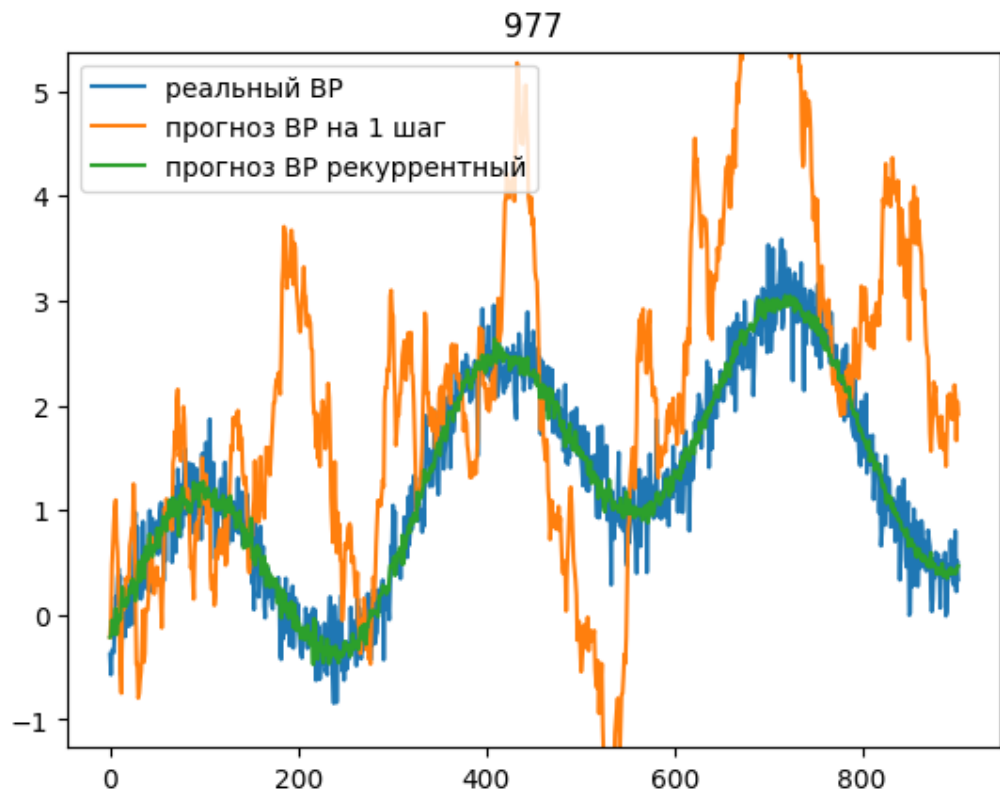


Рисунок 26 - Предсказание AR

Точность AR по MAE, R2 и TSS представлена на рис. 27.

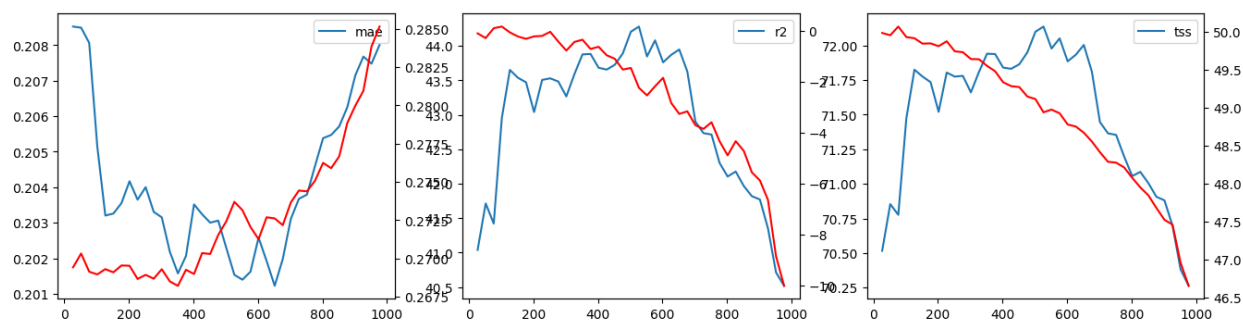


Рисунок 27 - Точность AR по MAE, R2 и TSS

График корреляции и гистограмма невязки предсказаний двух моделей представлены на рис. 28.

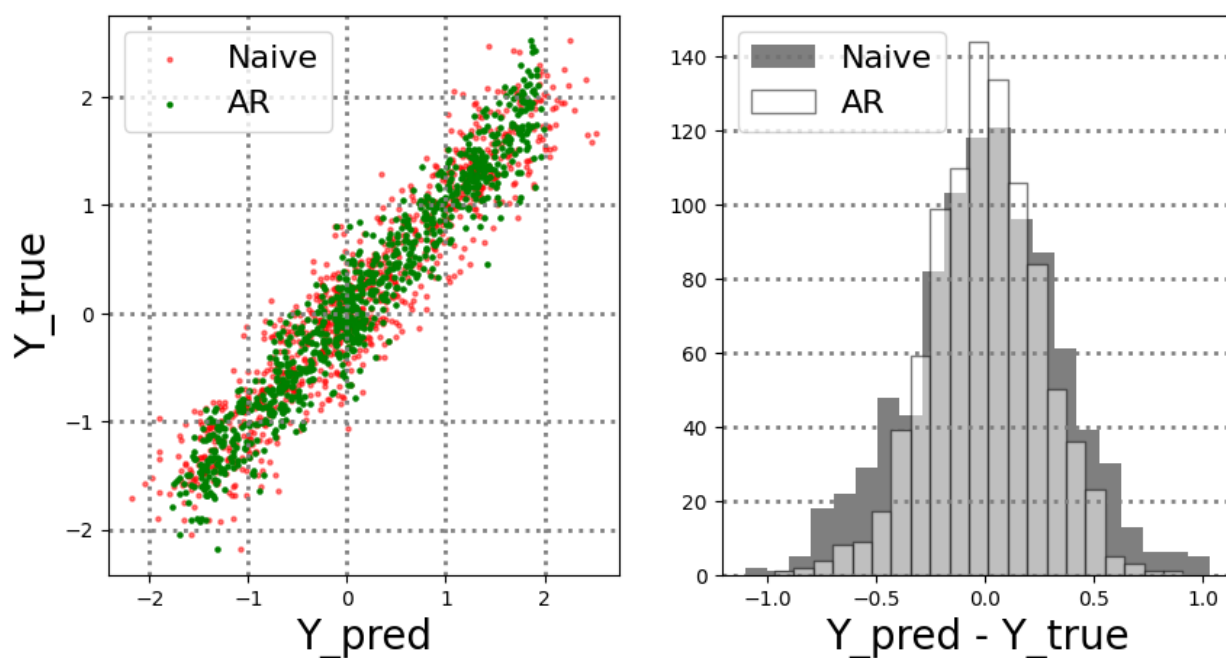


Рисунок 28 - График корреляции и гистограмма невязки

Модель авторегрессии показала хорошие результаты, т.к. данные имеют ярко выраженную периодичность.

Пример для варианта данных, где только меняющийся тренд и шум представлен на рис. 29.

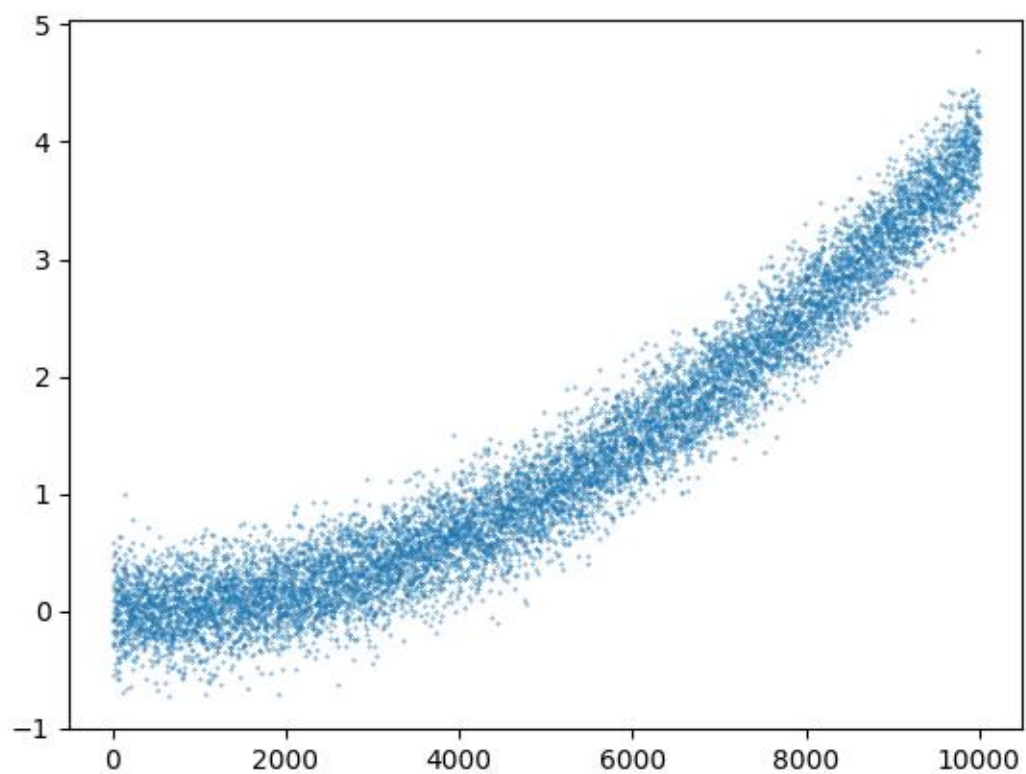


Рисунок 29 - ВР, где только меняющий тренд и шум

Произведем обучение модели авторегрессии (AR). Предсказательные способности AR для синтетического ВР представлены на рис. 30.

977

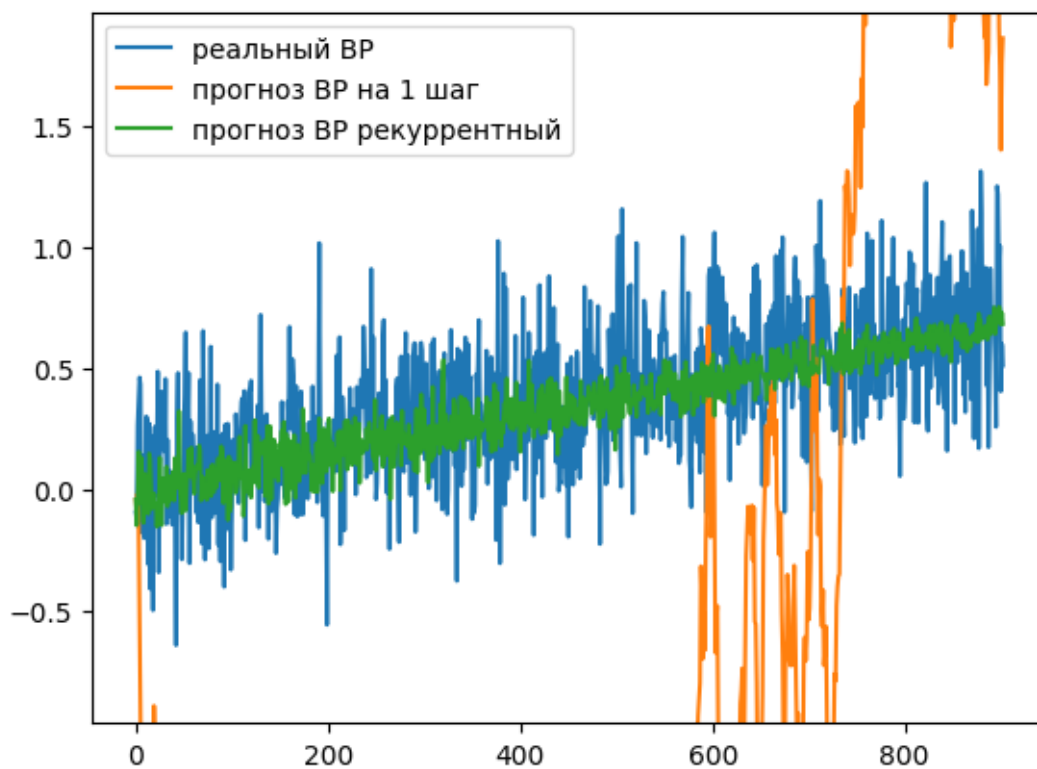


Рисунок 30 - Предсказание AR

Точность AR по MAE, R2 и TSS представлена на рис. 31.

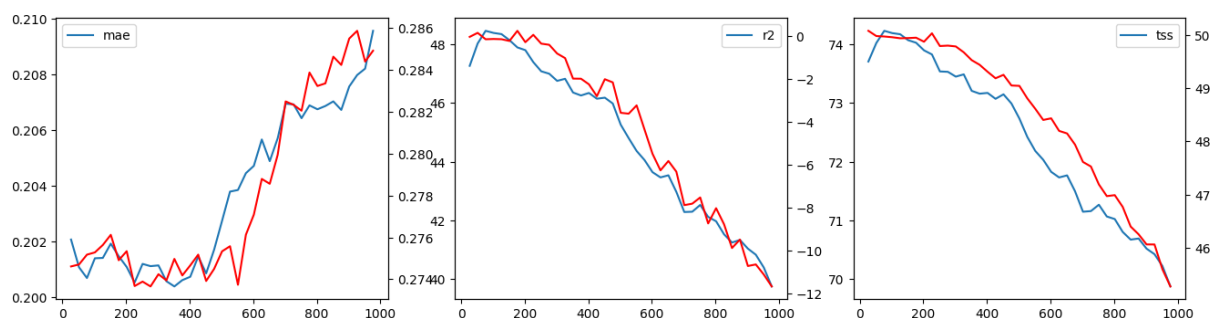


Рисунок 31 - Точность AR по MAE, R2 и TSS

График корреляции и гистограмма невязки предсказаний двух моделей представлены на рис. 32.

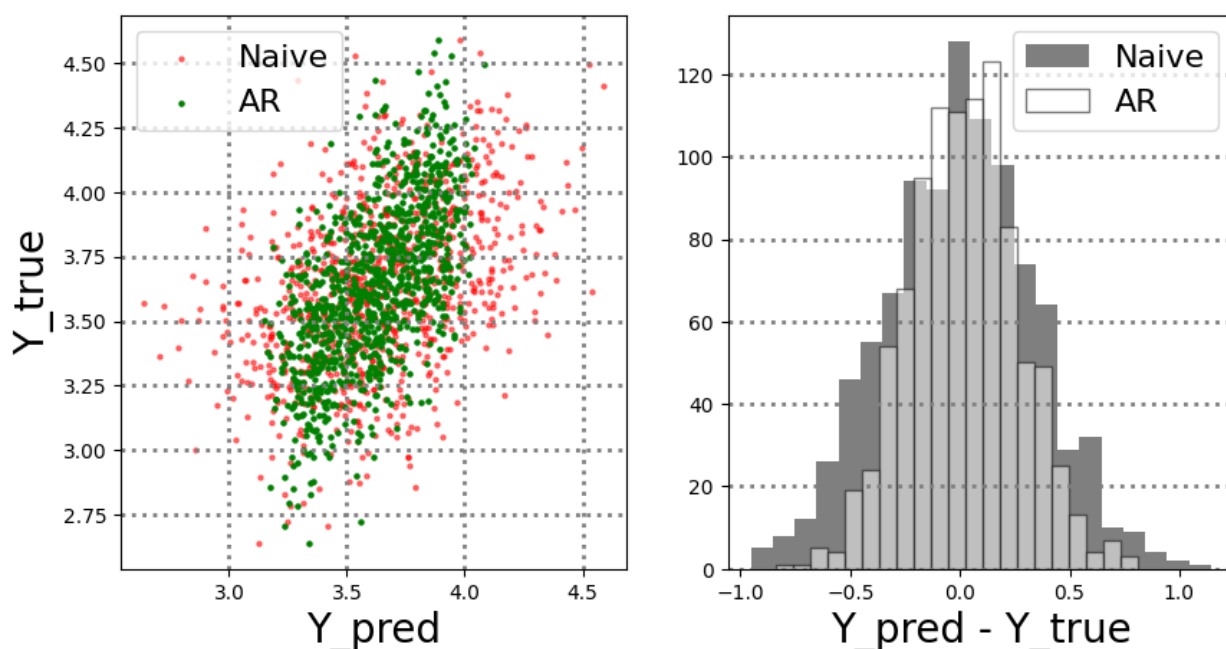


Рисунок 32 - График корреляции и гистограмма невязки

Модель авторегрессии показала плохие результаты, т.к. данные не имеют периодичности, а только тренд на возрастания.

**Часть 3. Измените конфигурацию нейросети: оставьте одну однонаправленную ячейку LSTM с выходным полносвязным слоем. Обучите ее на новых синтетических данных и сравните 3 разных варианта размерности состояния ячейки.**

Для меняющейся сезонной компоненты и шума базовый вариант R2 и

MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 33-36. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 6.

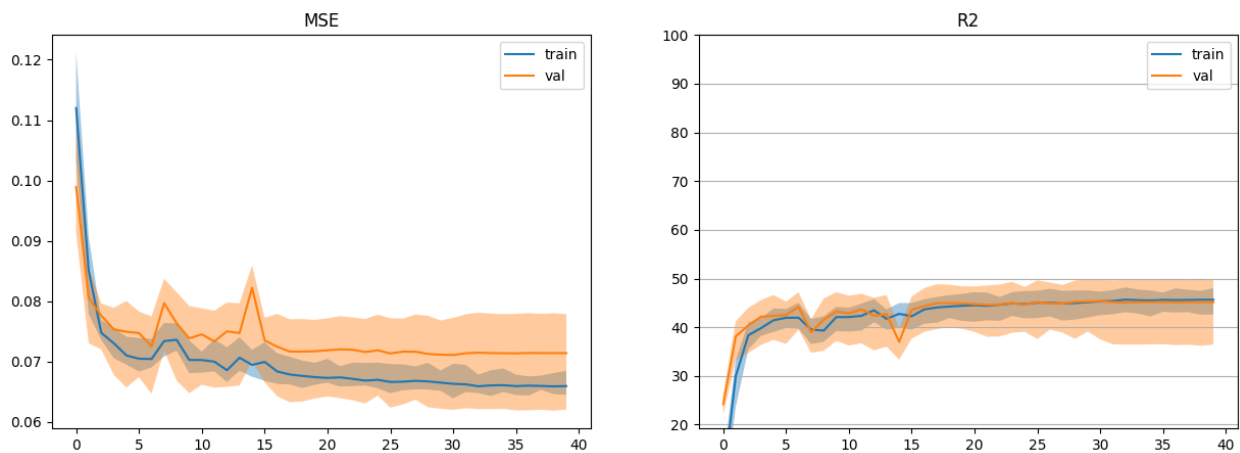


Рисунок 33 - Точность обучаемой сети

Time-Series Prediction

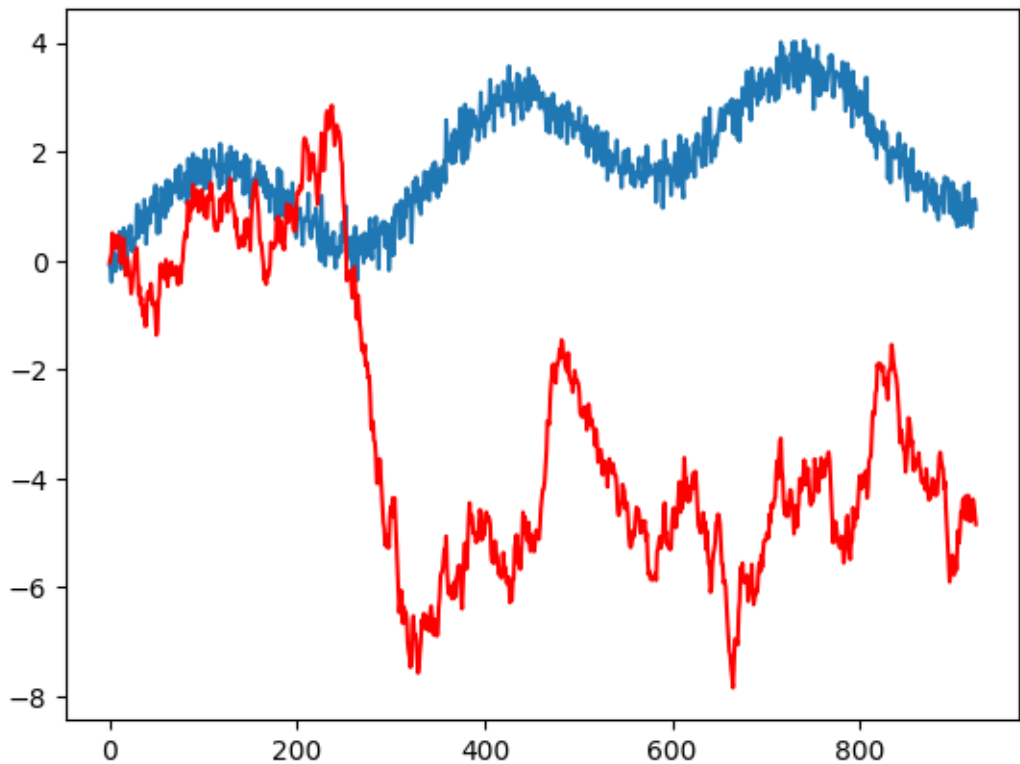


Рисунок 34 - Предсказание LSTM

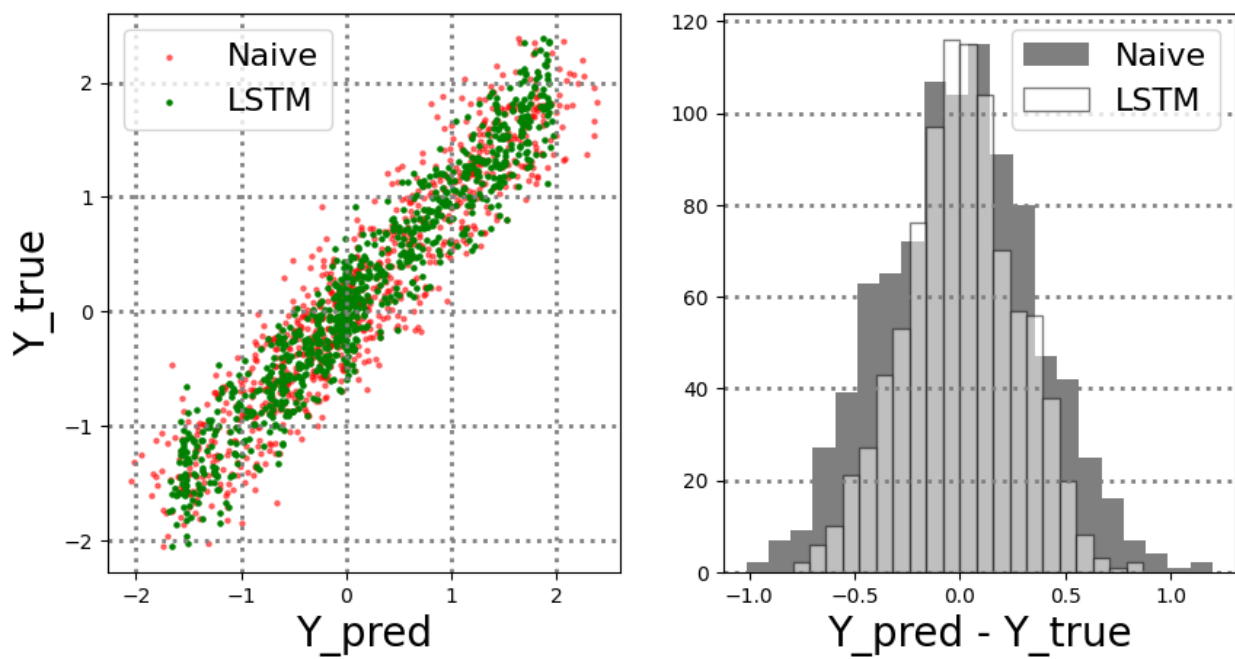


Рисунок 35 - График корреляции и гистограмма невязки

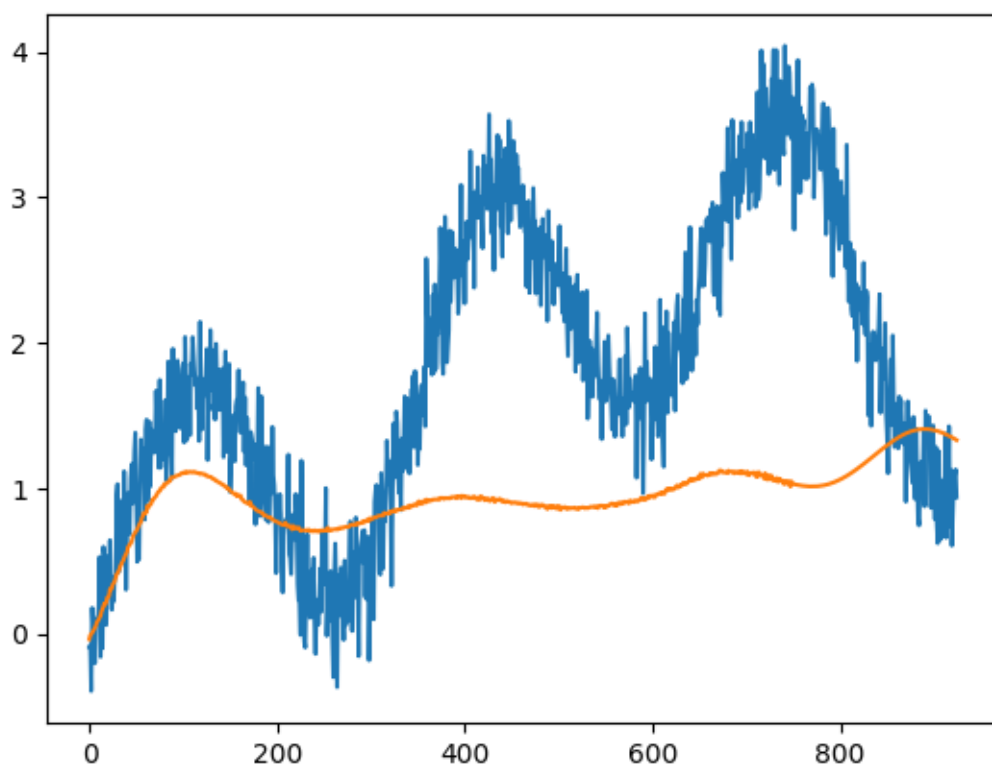


Рисунок 36 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 6 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-51.82	72.56
one-step	3	-187.59	-11.71
one-step	5	54.90	63.24
one-step	10	56.36	64.74
one-step	50	42.91	49.49
one-step	-1	44.10	50.13
recursive	2	41.94	67.05
recursive	3	-92.06	24.06
recursive	5	1.76	17.98
recursive	10	1.41	18.82
recursive	50	1.56	11.25
recursive	-1	0.29	10.74

После изменения гиперпараметров R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 37-40. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 7.

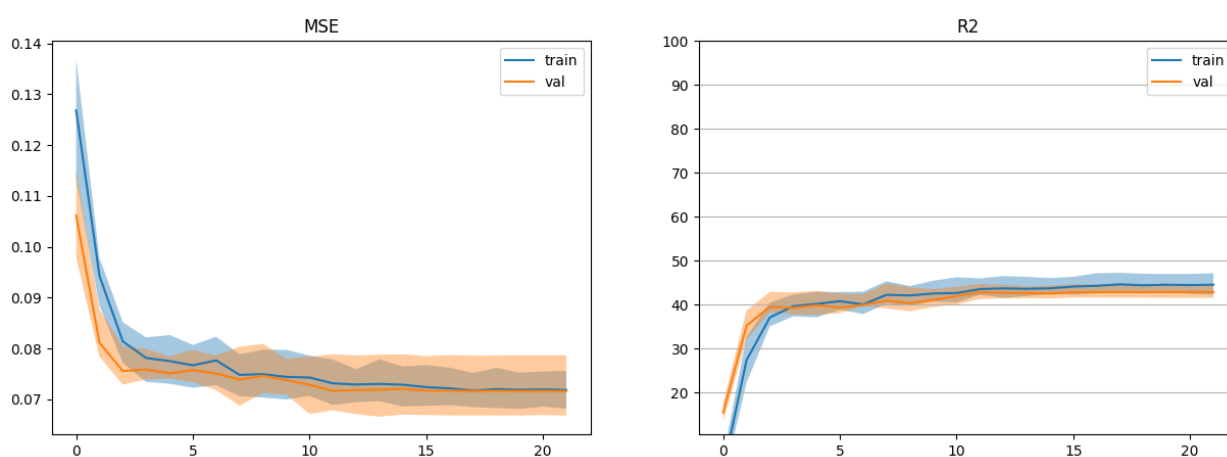


Рисунок 37 - Точность обучаемой сети



### Time-Series Prediction

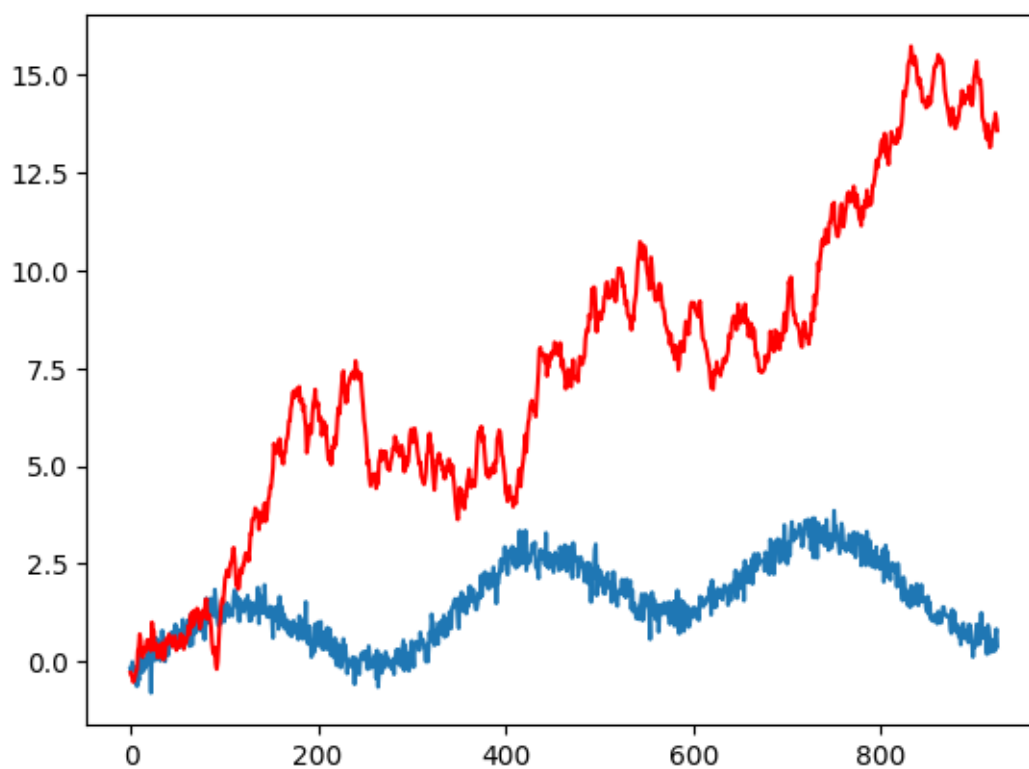


Рисунок 38 - Предсказание LSTM

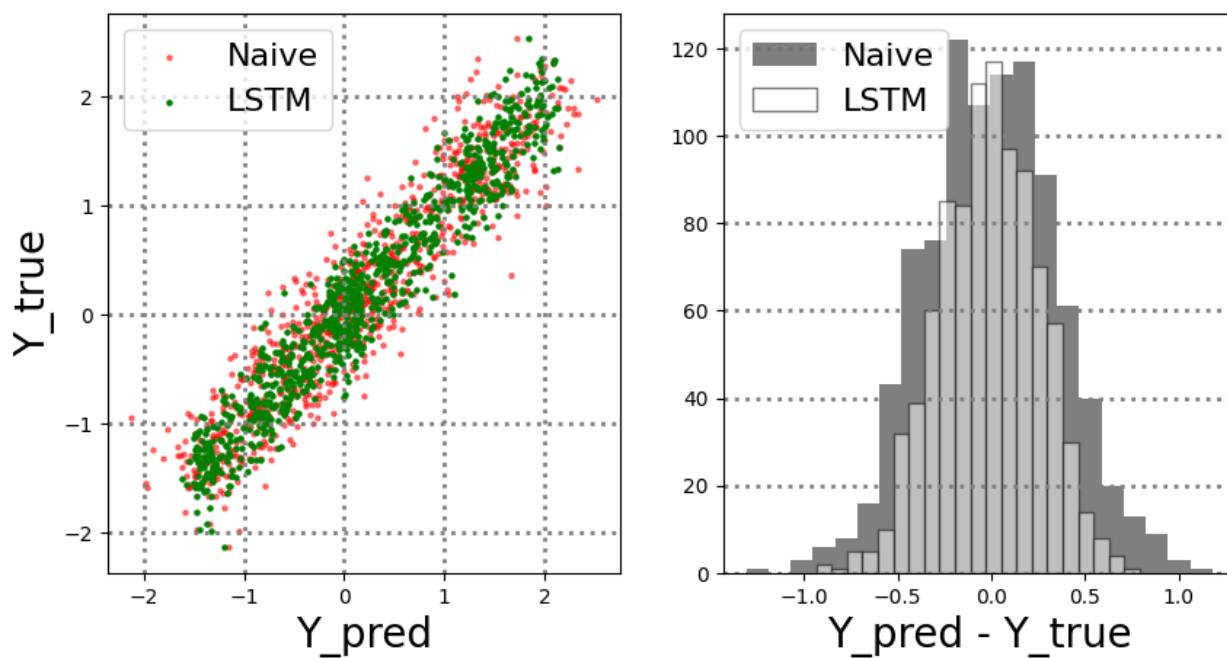


Рисунок 39 - График корреляции и гистограмма невязки

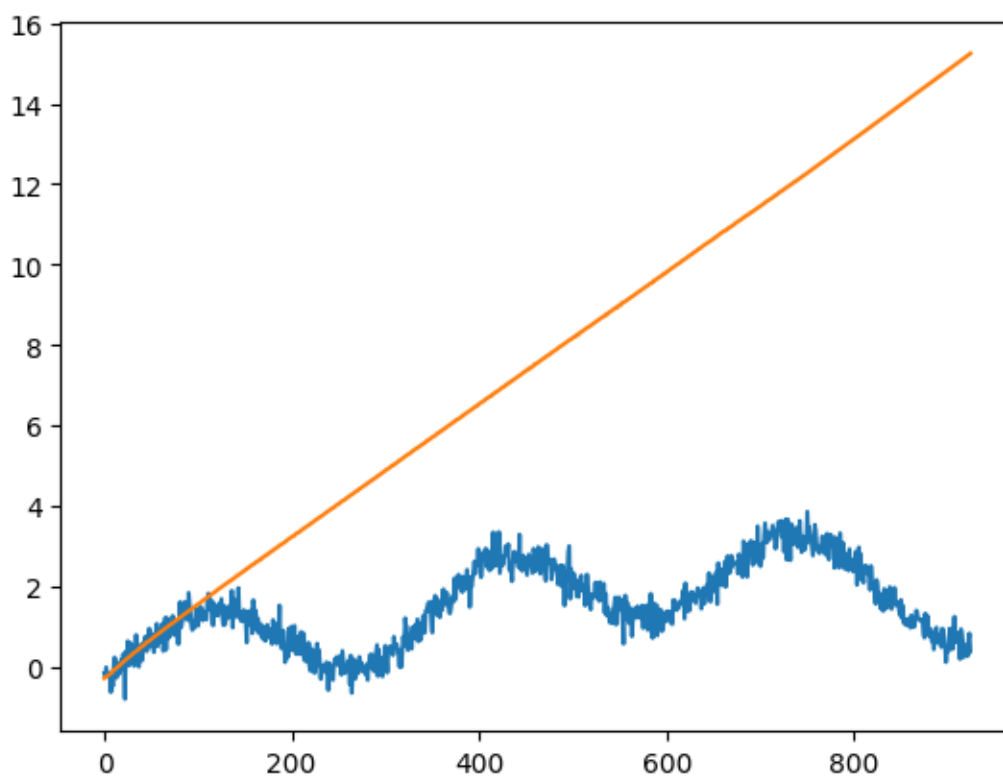


Рисунок 40 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 7 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-140.97	82.40
one-step	3	24.08	38.79
one-step	5	38.98	57.15
one-step	10	11.19	20.83
one-step	50	52.53	56.48
one-step	-1	43.54	49.02
recursive	2	-218.12	36.79
recursive	3	23.95	-66.14
recursive	5	0.41	-19.42
recursive	10	-5.77	-5.22
recursive	50	-0.52	7.15
recursive	-1	-0.01	9.44

Для модели с одной однонаправленной ячейки LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 41-44. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 8.

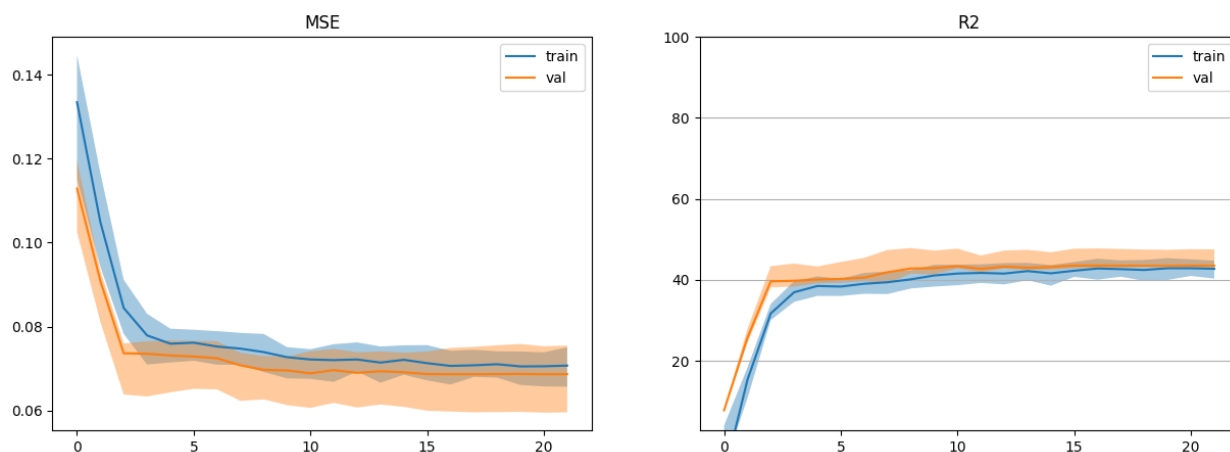


Рисунок 41 - Точность обучаемой сети

### Time-Series Prediction

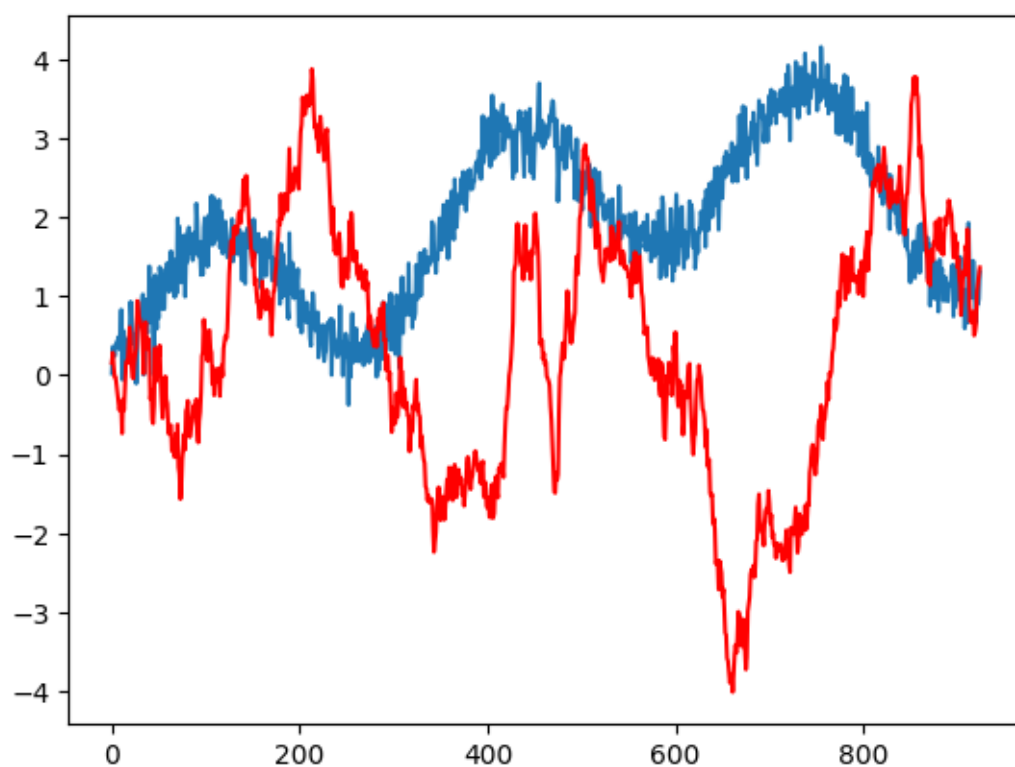


Рисунок 42 - Предсказание LSTM

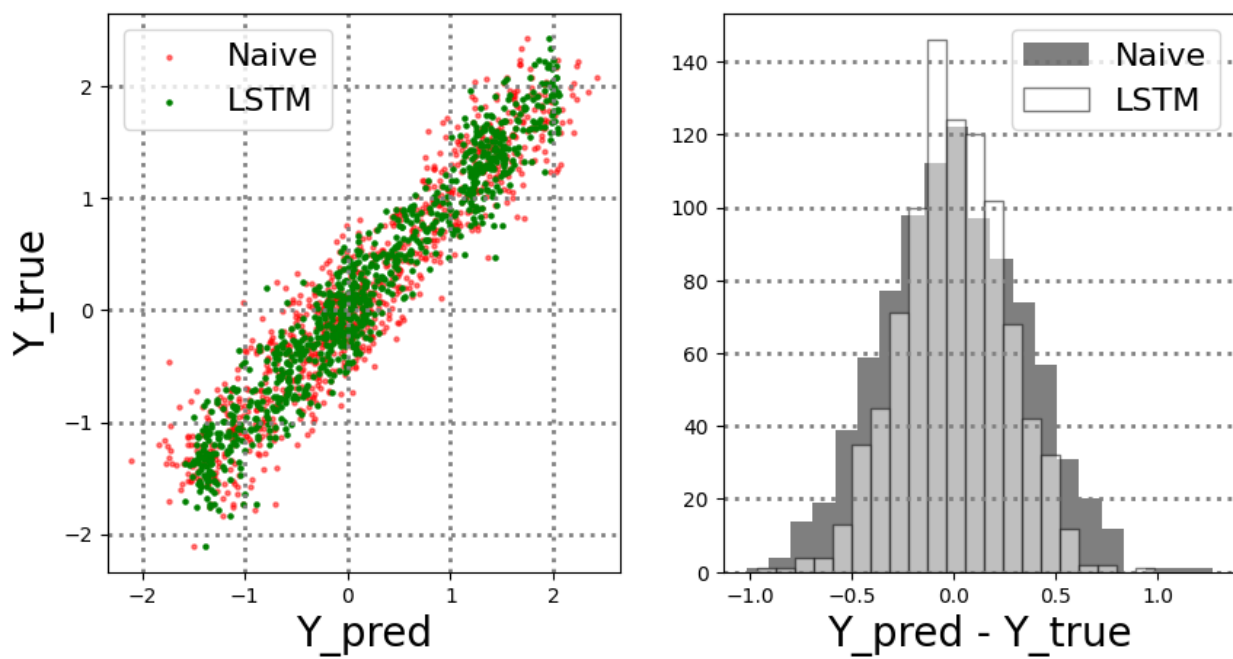


Рисунок 43 - График корреляции и гистограмма невязки

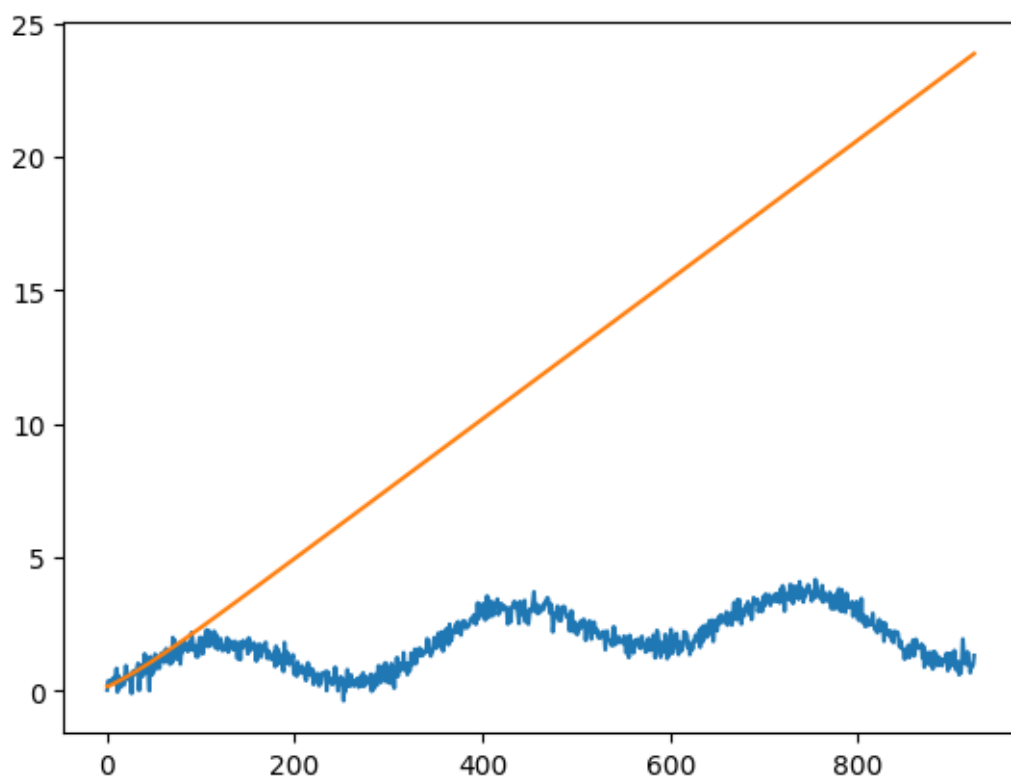


Рисунок 44 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 8 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-22.17	77.13
one-step	3	-22.01	58.51
one-step	5	9.47	51.54
one-step	10	-3.78	33.32
one-step	50	45.60	50.76
one-step	-1	44.02	49.48
recursive	2	-151.71	70.09
recursive	3	-71.63	54.69
recursive	5	-31.72	36.79
recursive	10	-16.49	28.30
recursive	50	-0.27	9.28
recursive	-1	-0.55	9.28

Точность возросла, что можно объяснить тем, что модель до этого имела высокую сложность.

Для моделей с двумя однонаправленной ячейками LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 45-48. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 9.

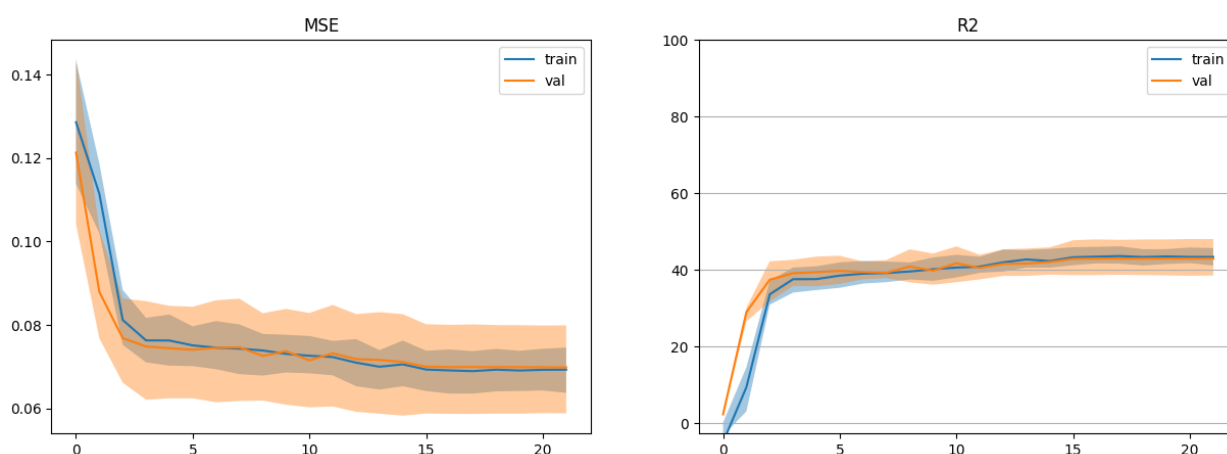


Рисунок 45 - Точность обучаемой сети

Time-Series Prediction

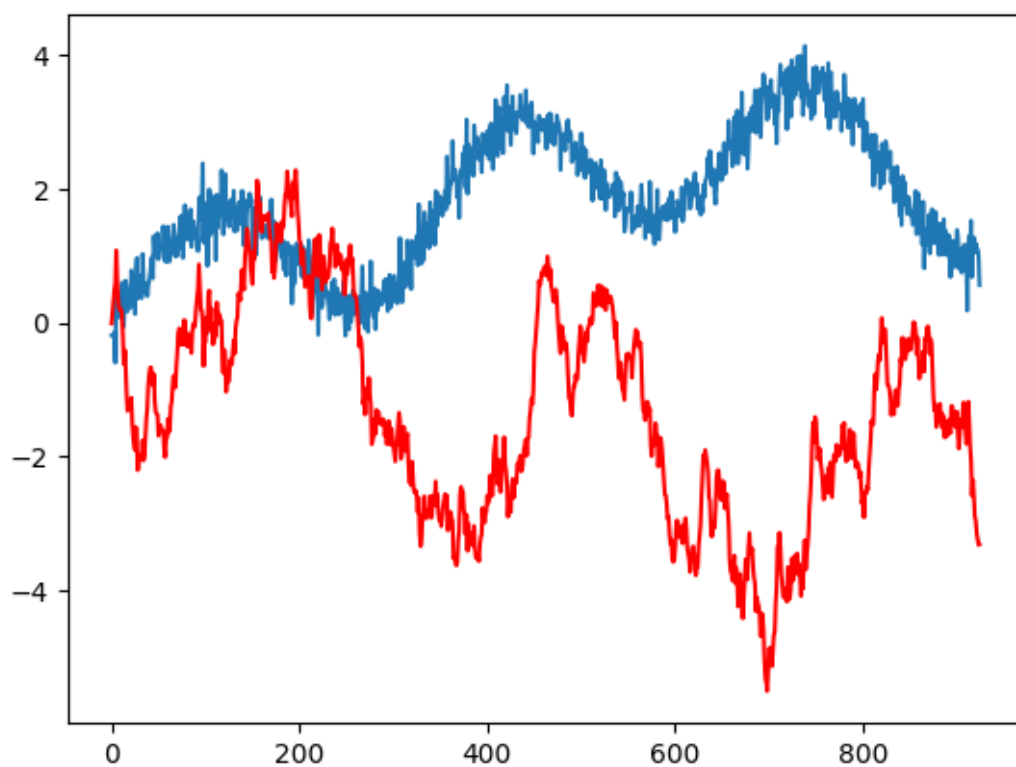


Рисунок 46 - Предсказание LSTM

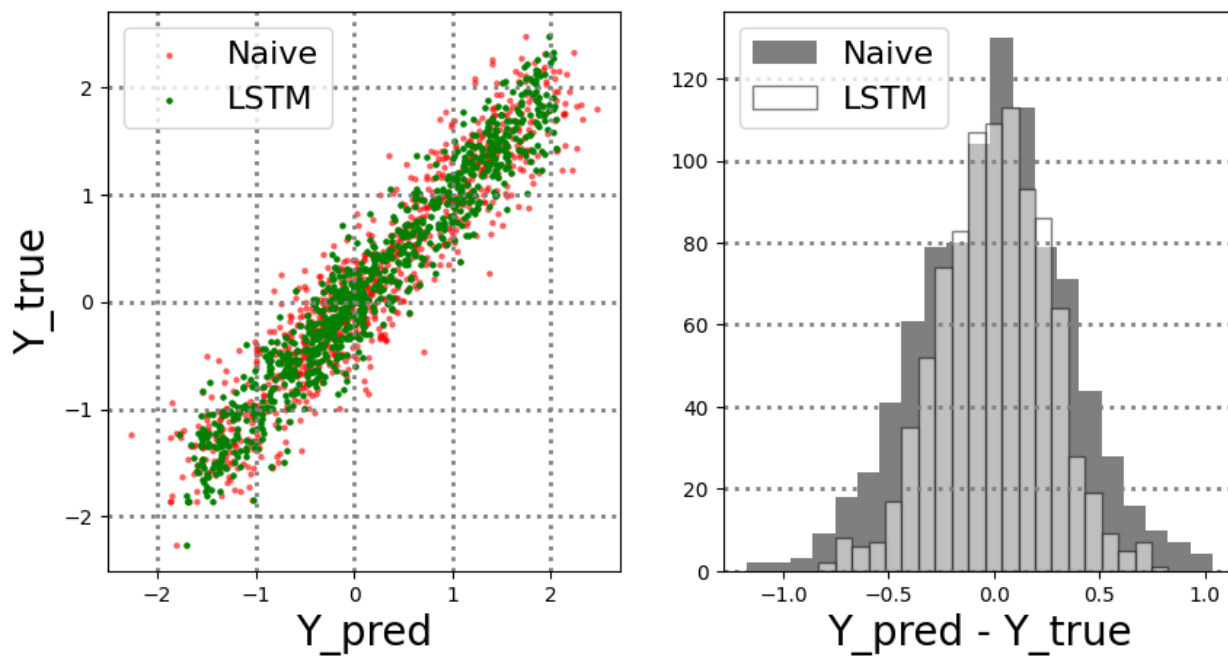


Рисунок 47 - График корреляции и гистограмма невязки

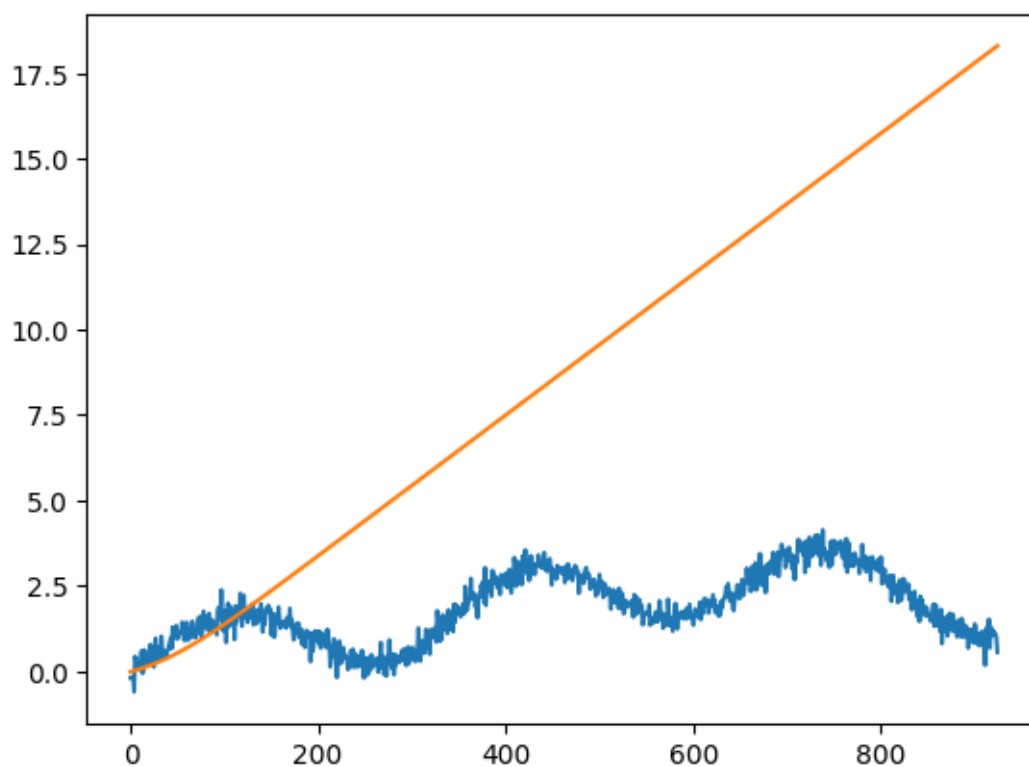


Рисунок 48 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 9 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-229.80	-96.86
one-step	3	-247.66	-127.77
one-step	5	-133.96	-86.94
one-step	10	36.93	45.09
one-step	50	34.39	40.82
one-step	-1	44.83	50.09
recursive	2	-67.76	-14.79
recursive	3	-24.09	3.29
recursive	5	-40.89	-14.33
recursive	10	0.61	12.91
recursive	50	-0.04	9.57
recursive	-1	-0.30	9.27

Точность возросла, что можно объяснить тем, модель до этого имела высокую сложность.

Для модели с одной двунаправленной ячейкой LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 49-52. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 10.

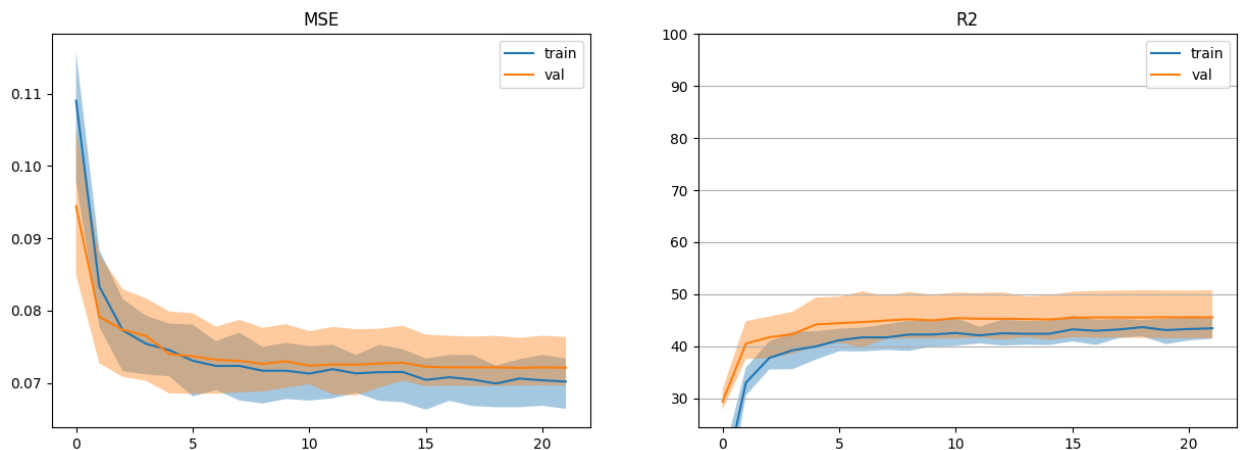


Рисунок 49 - Точность обучаемой сети

### Time-Series Prediction

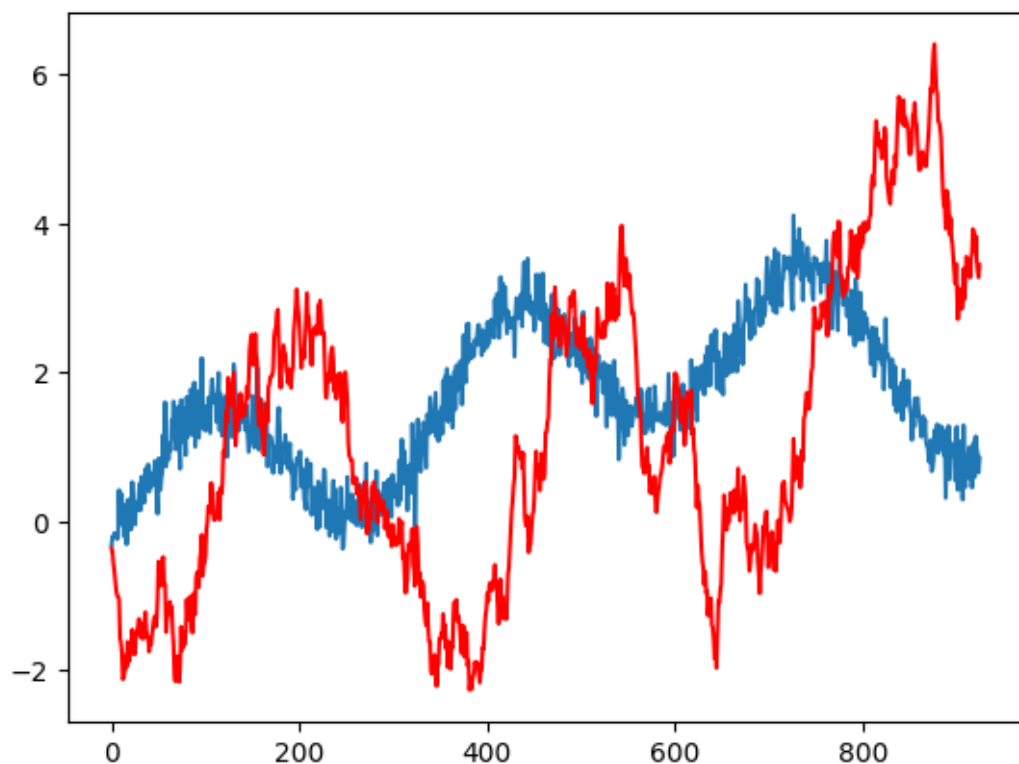


Рисунок 50 - Предсказание LSTM



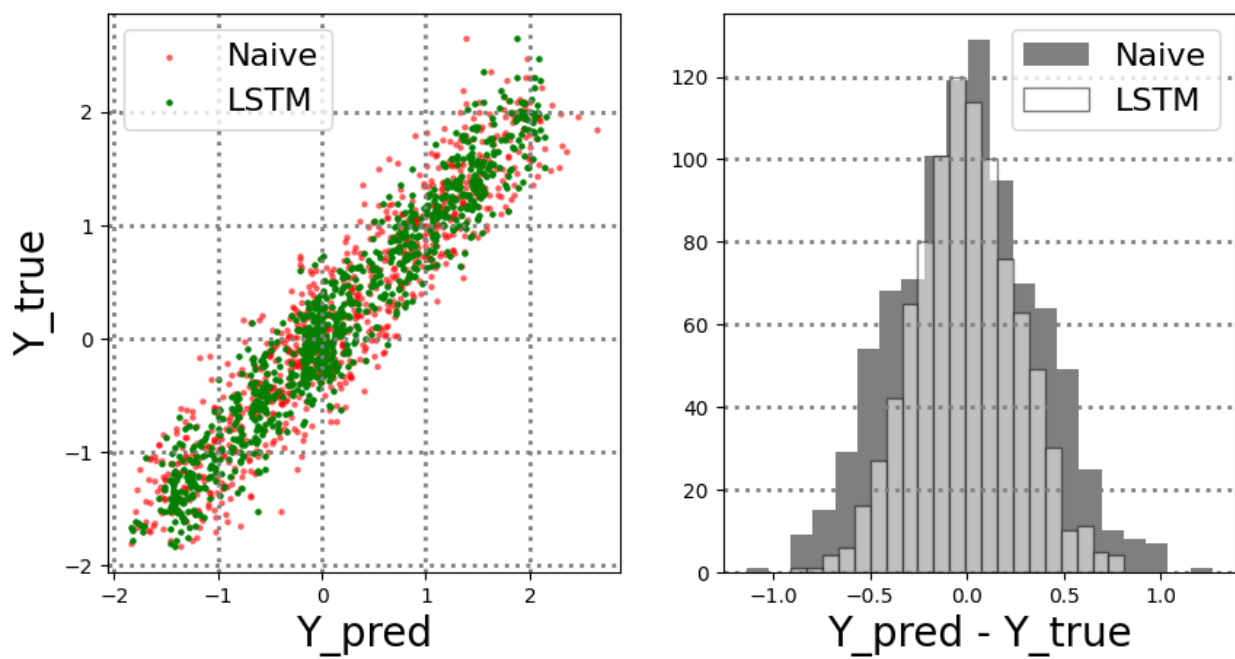


Рисунок 51 - График корреляции и гистограмма невязки

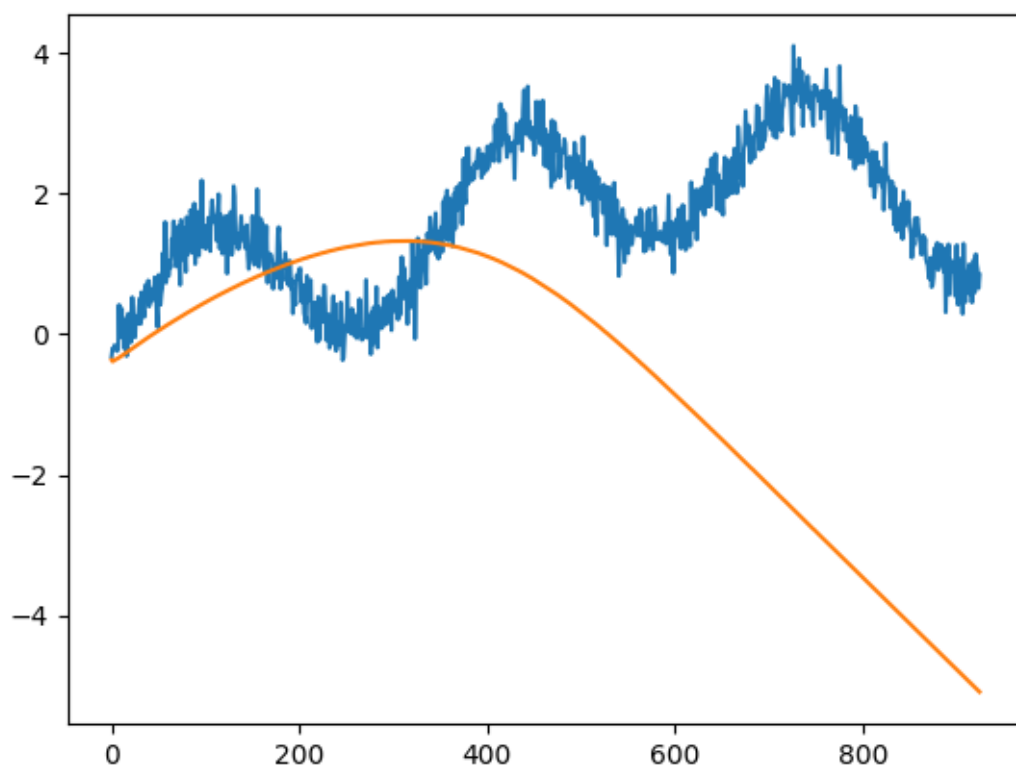


Рисунок 52- Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 10 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	66.22	83.66
one-step	3	51.38	72.84
one-step	5	15.78	43.49
one-step	10	25.38	33.47
one-step	50	41.63	47.02
one-step	-1	45.40	50.90
recursive	2	78.58	12.17
recursive	3	78.91	-9.52
recursive	5	79.03	-35.21
recursive	10	13.72	-5.63
recursive	50	2.28	6.10
recursive	-1	0.01	9.89

Точность возросла, что можно объяснить тем, что сложность модели оптимальная именно при таком количестве ячеек.

Наилучший результат у модели с одной двунаправленной ячейкой LSTM, что можно объяснить тем, что такое количество параметров в сети необходимо для предсказания.

Для меняющего тренда и шума базовый вариант R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 53-56. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 11.

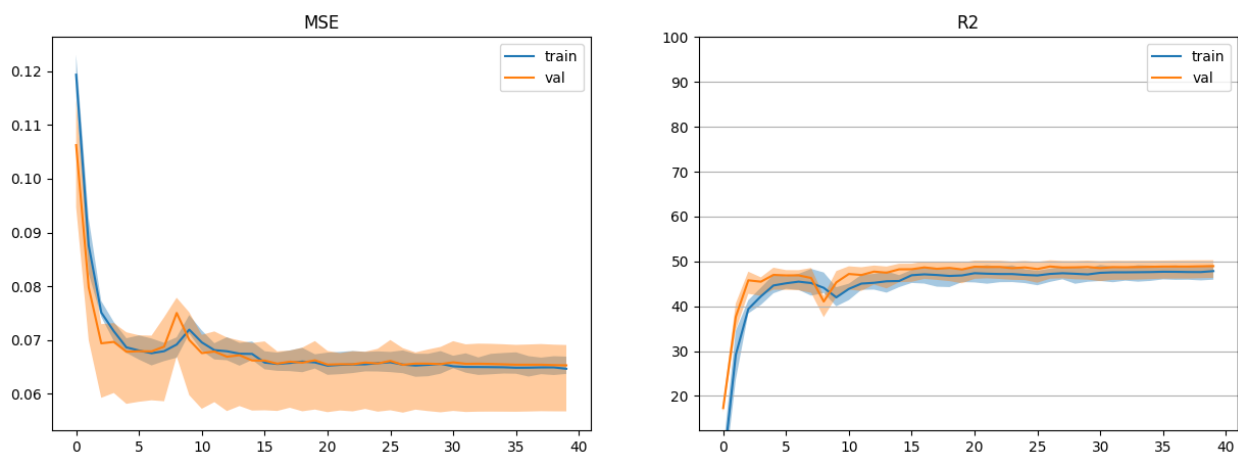


Рисунок 53 - Точность обучаемой сети

## Time-Series Prediction

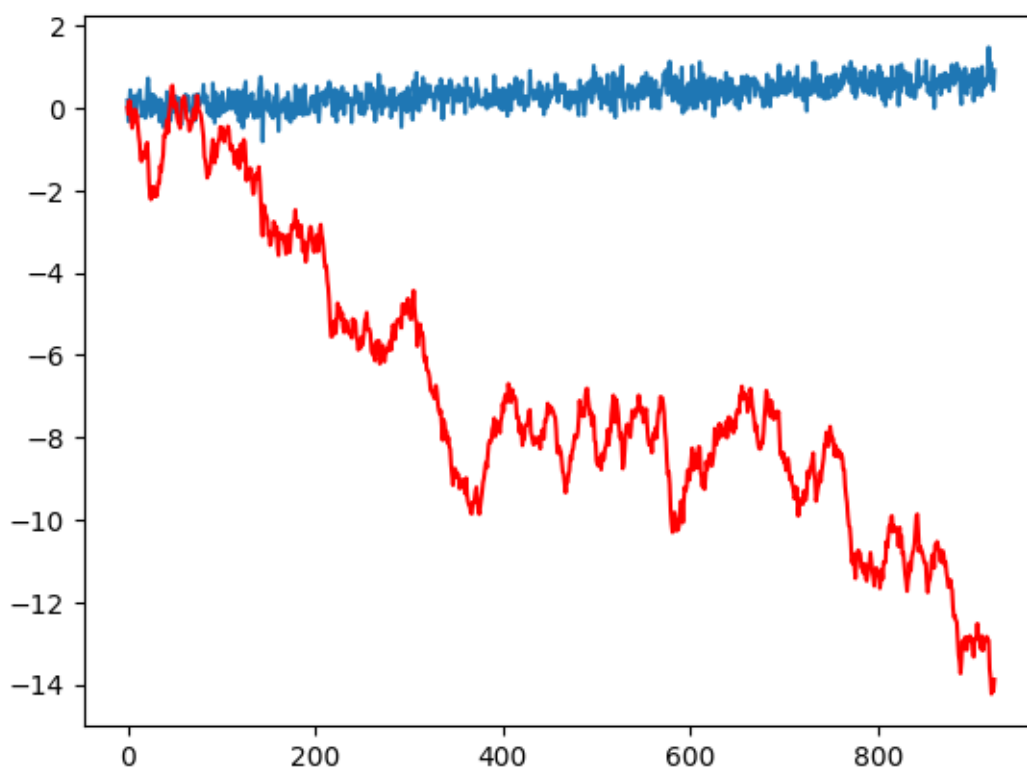


Рисунок 54 - Предсказание LSTM

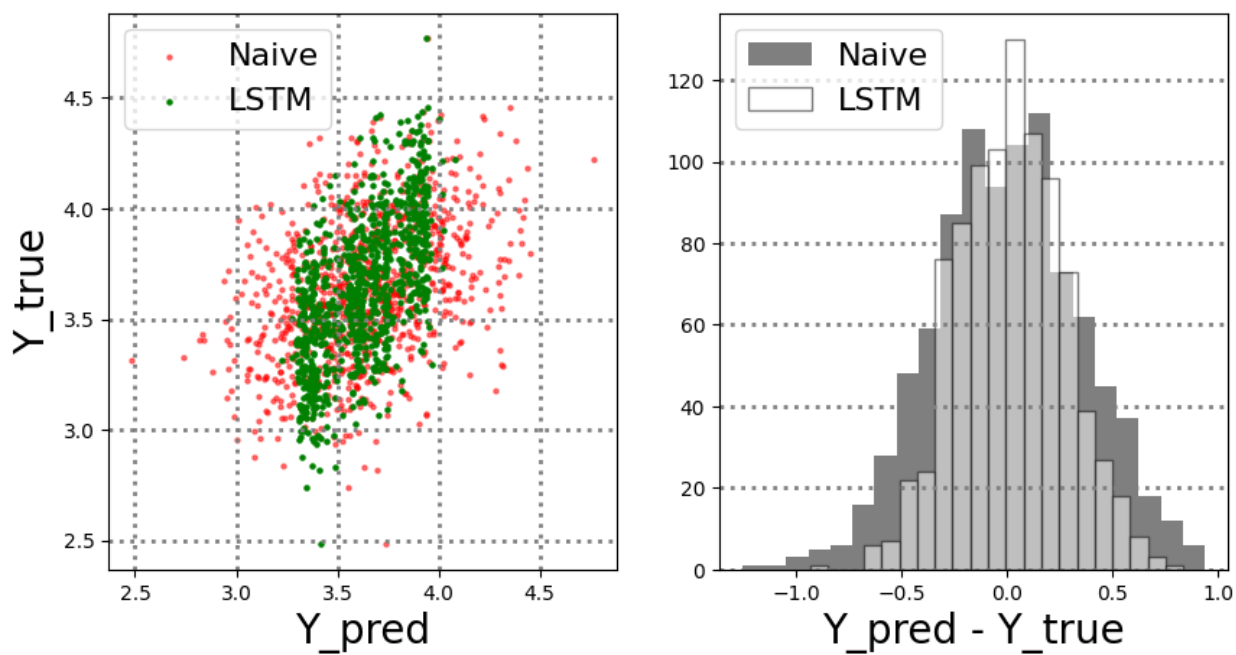


Рисунок 55 - График корреляции и гистограмма невязки

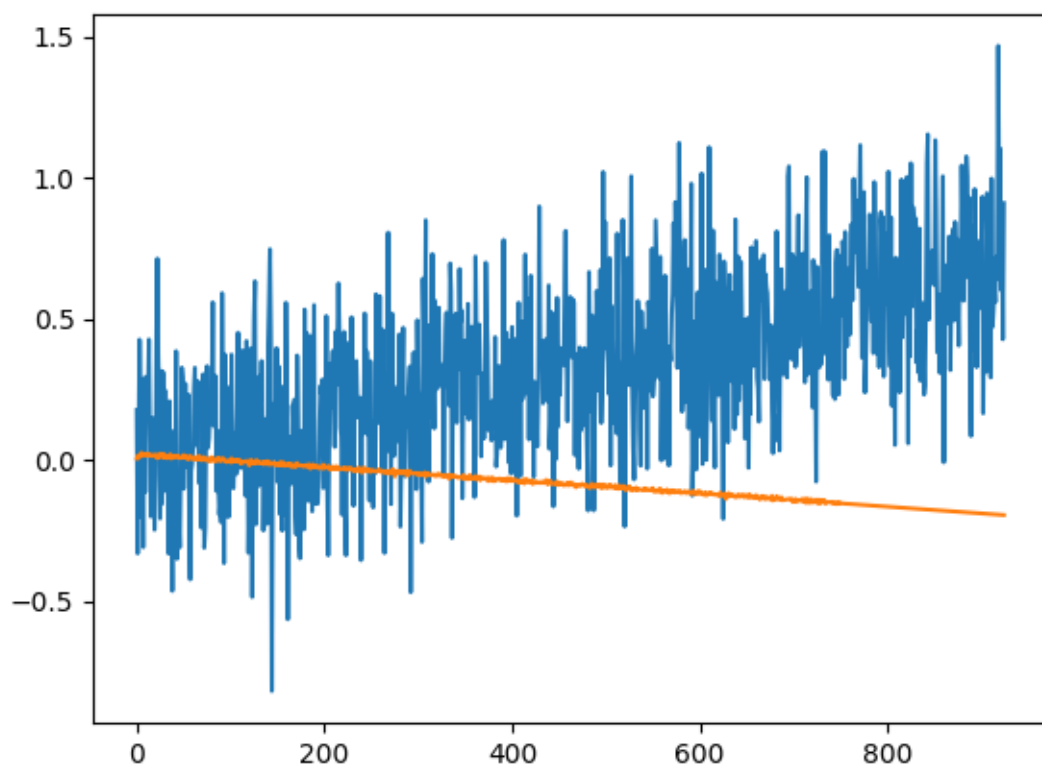


Рисунок 56 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 11 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	35.69	46.29
one-step	3	65.43	65.94
one-step	5	40.15	41.44
one-step	10	59.56	62.50
one-step	50	44.21	50.38
one-step	-1	48.32	53.34
recursive	2	-27.42	-4.95
recursive	3	-3.96	1.03
recursive	5	-2.57	0.87
recursive	10	-1.66	7.12
recursive	50	-1.60	10.99
recursive	-1	-0.19	9.68

После изменения гиперпараметров R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 57-60. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 12.

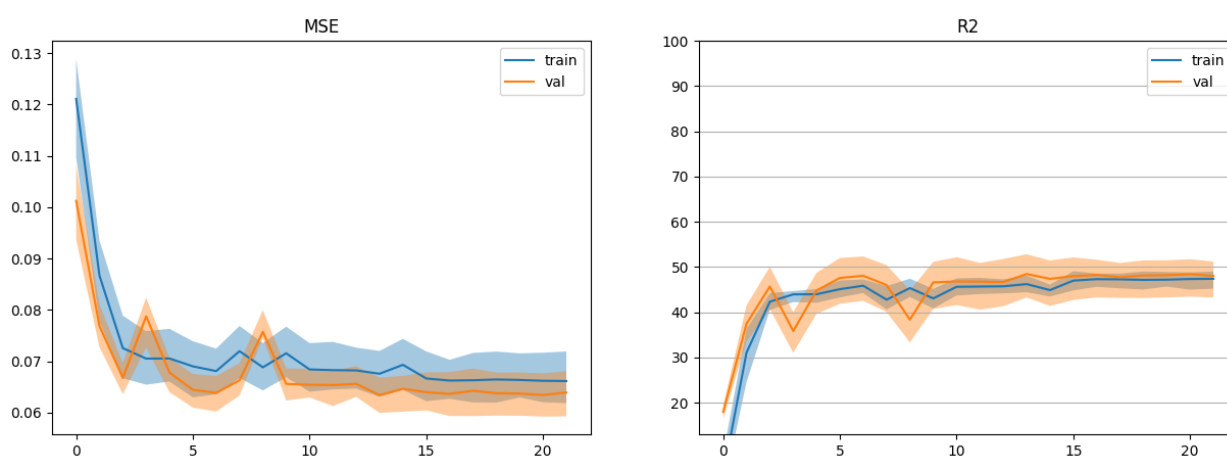


Рисунок 57 - Точность обучаемой сети

## Time-Series Prediction

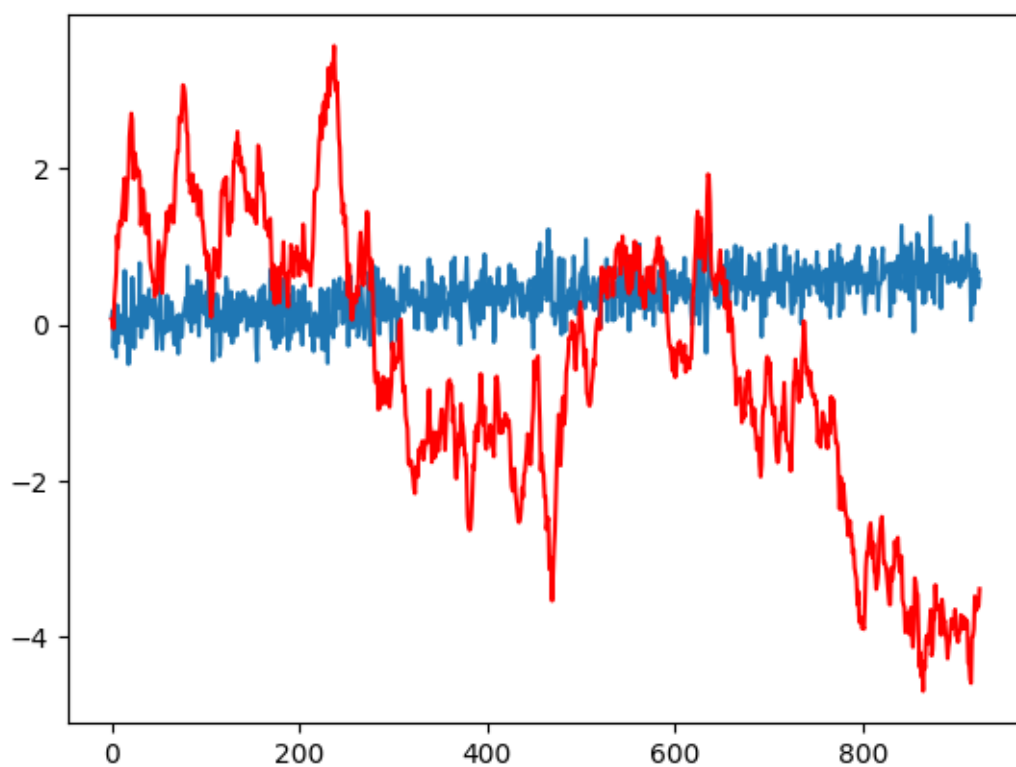


Рисунок 58 - Предсказание LSTM

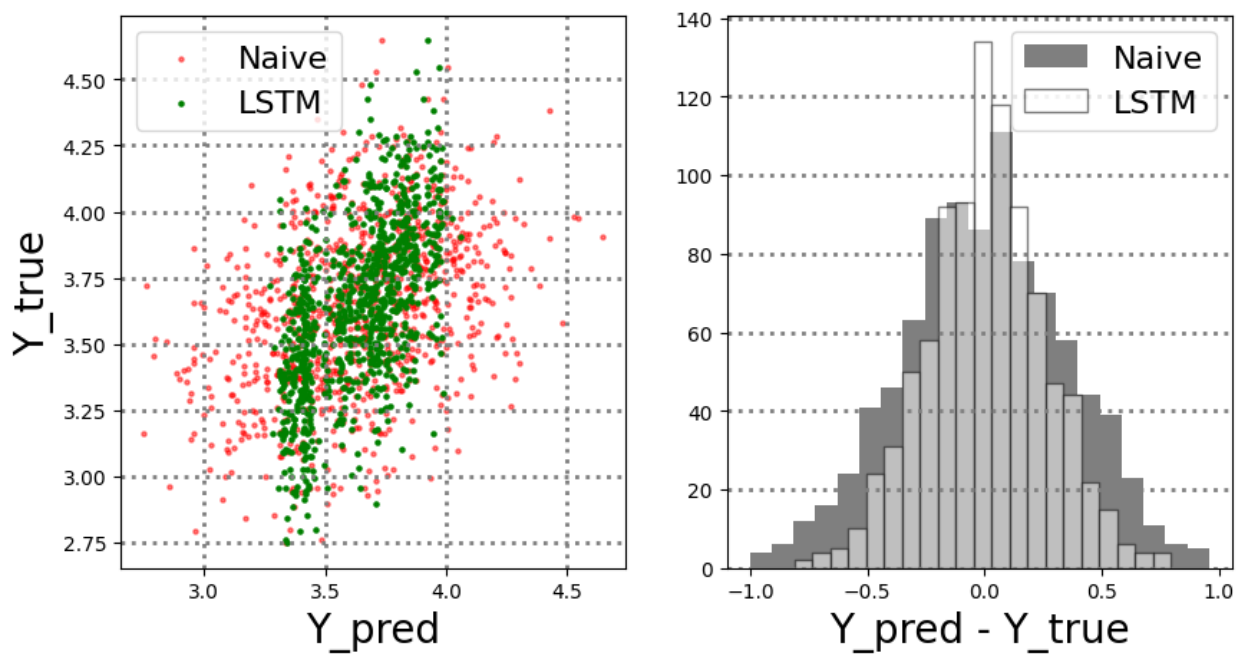


Рисунок 59 - График корреляции и гистограмма невязки

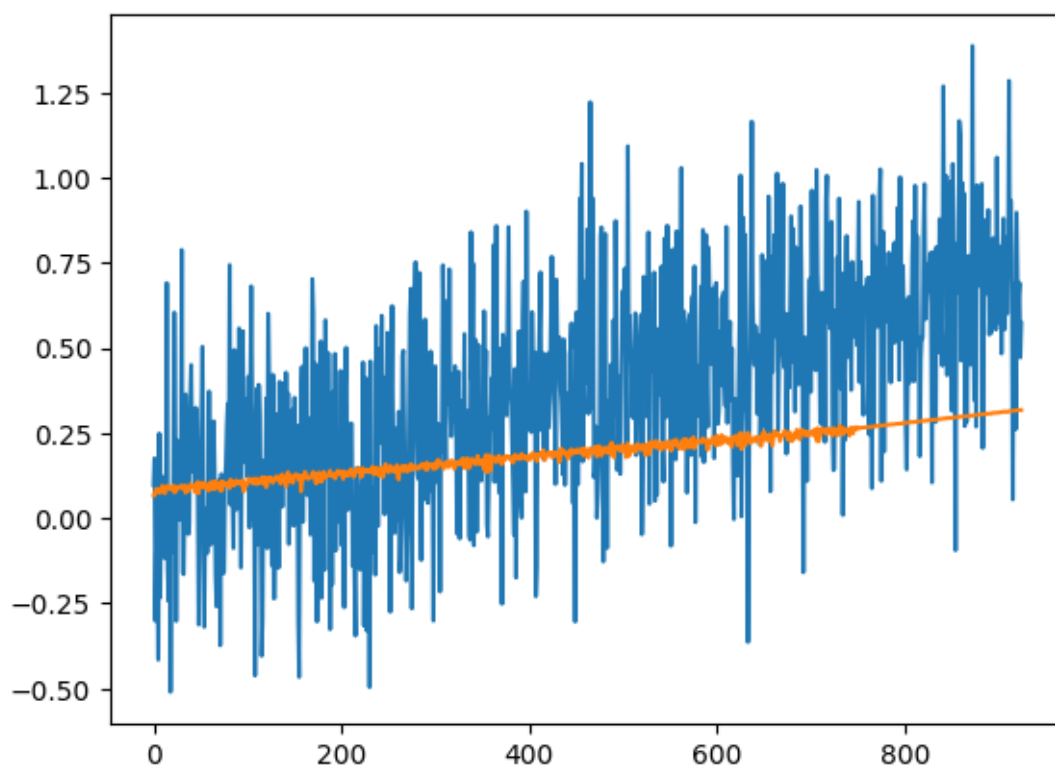


Рисунок 60 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 12 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-5658.85	84.64
one-step	3	26.85	32.28
one-step	5	25.02	32.92
one-step	10	46.63	51.03
one-step	50	43.83	49.58
one-step	-1	48.46	53.42
recursive	2	-3579.09	88.37
recursive	3	-16.94	-14.82
recursive	5	-2.03	7.60
recursive	10	1.32	7.91
recursive	50	0.46	10.08
recursive	-1	0.06	9.53

Для модели с одной однонаправленной ячейки LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 61-64. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 13.

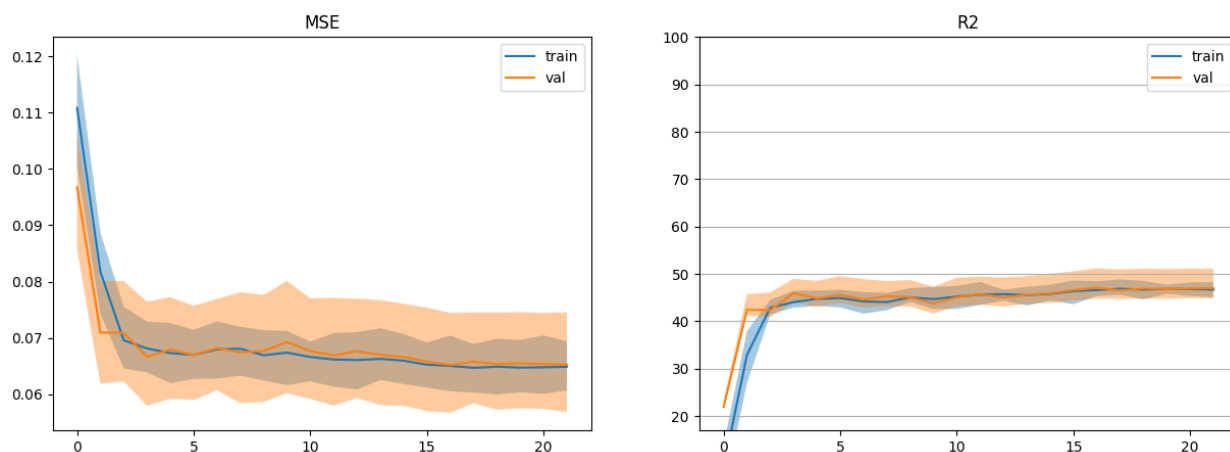


Рисунок 61 - Точность обучаемой сети

### Time-Series Prediction

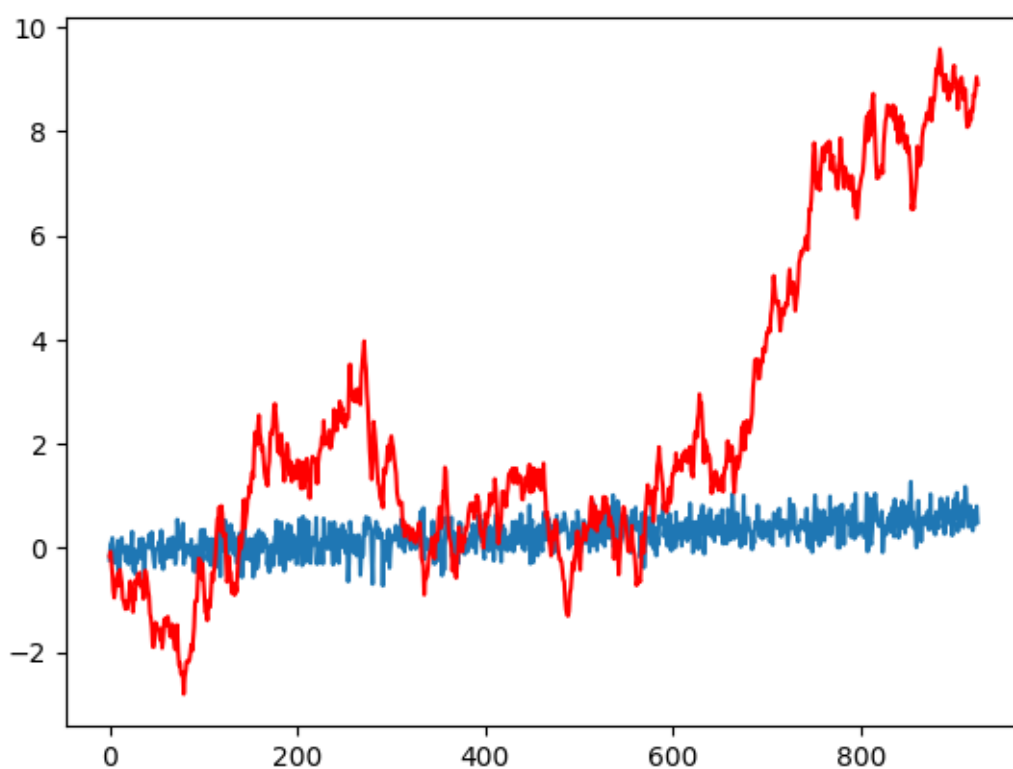


Рисунок 62 - Предсказание LSTM



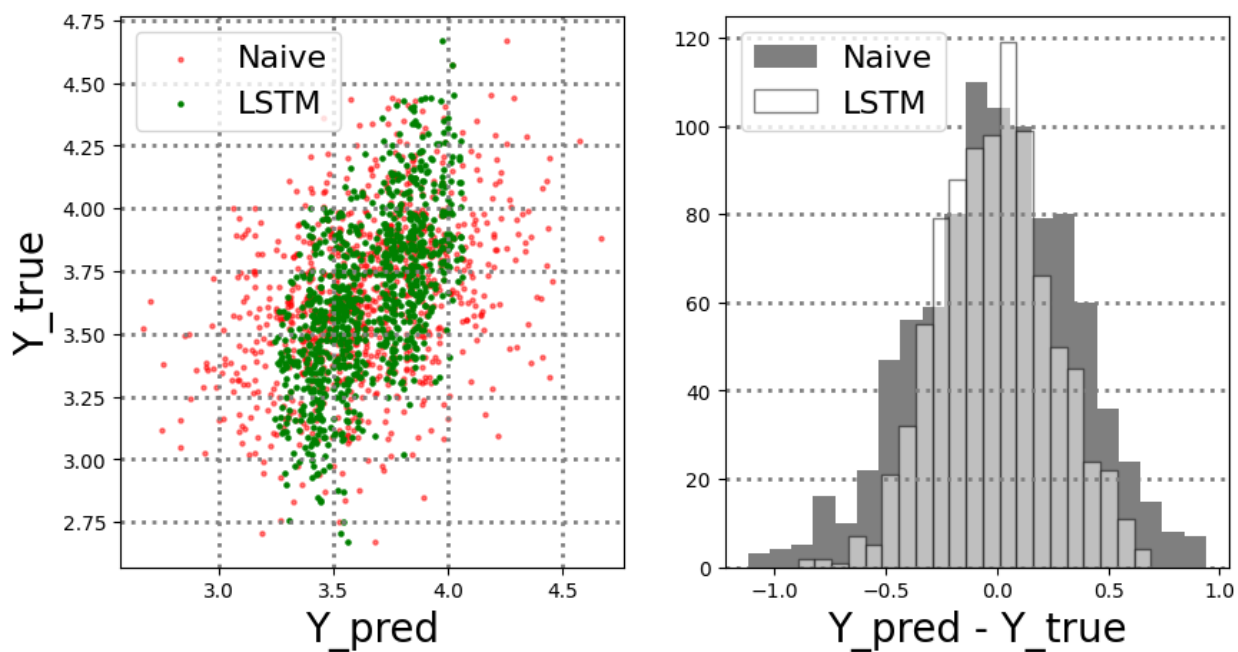


Рисунок 63 - График корреляции и гистограмма невязки

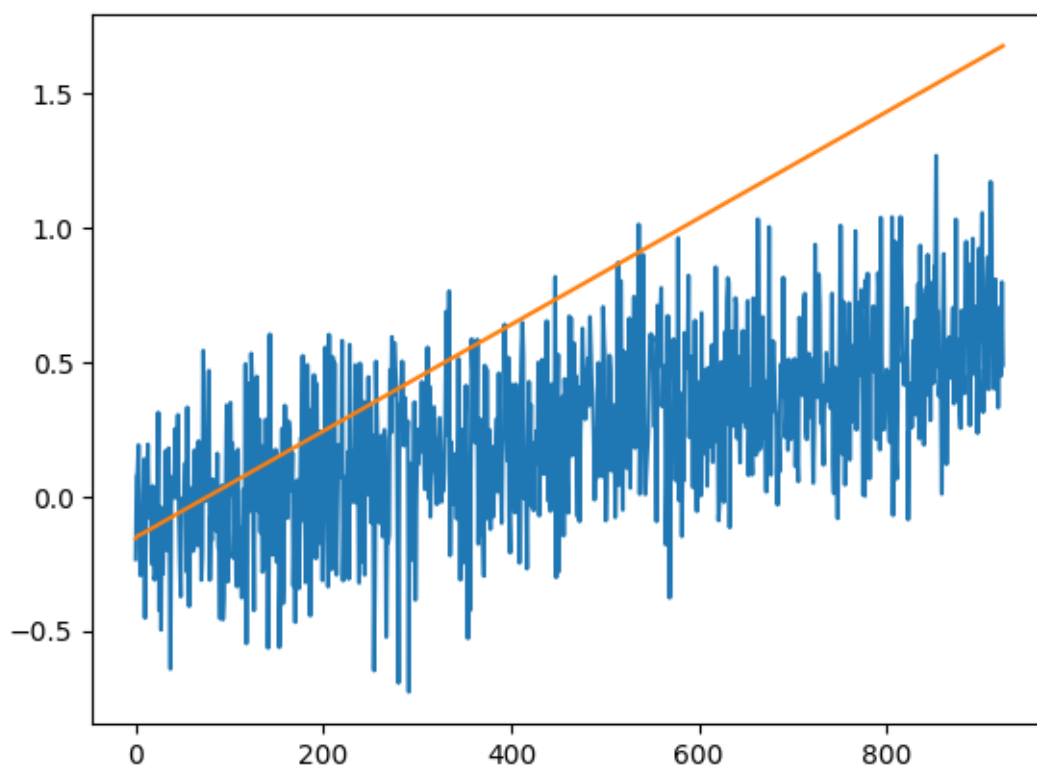


Рисунок 64 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 13 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	60.84	61.78
one-step	3	25.48	40.49
one-step	5	-19.38	11.20
one-step	10	9.28	29.81
one-step	50	46.31	53.18
one-step	-1	47.15	52.67
recursive	2	34.17	-23.02
recursive	3	34.23	0.78
recursive	5	27.18	16.08
recursive	10	12.99	16.75
recursive	50	1.25	12.30
recursive	-1	0.04	10.43

Точность стала меньше, что можно объяснить тем, что у модели стало слишком мало параметров для обучения.

Для моделей с двумя однонаправленной ячейками LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 65-68. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл.14.

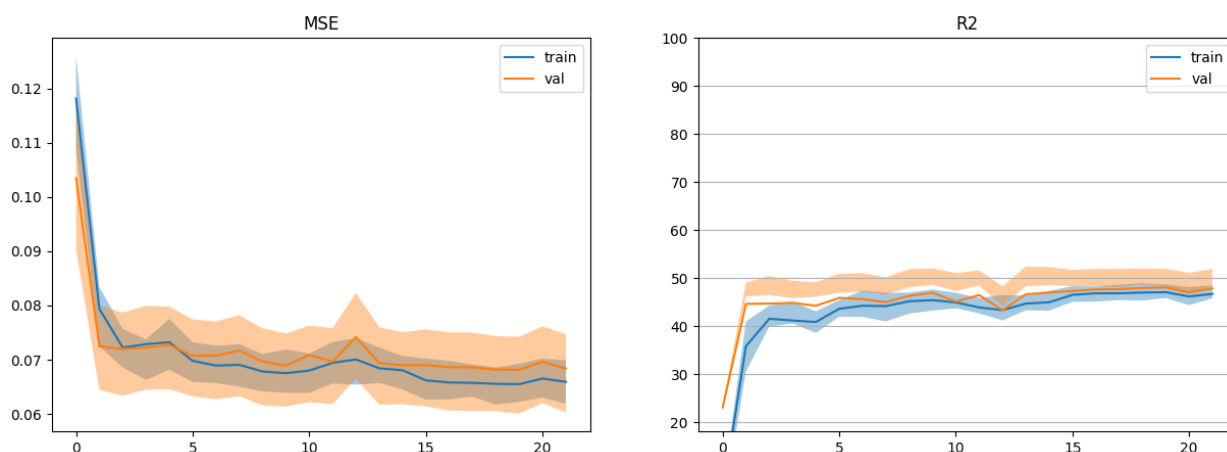


Рисунок 65 - Точность обучаемой сети

Time-Series Prediction

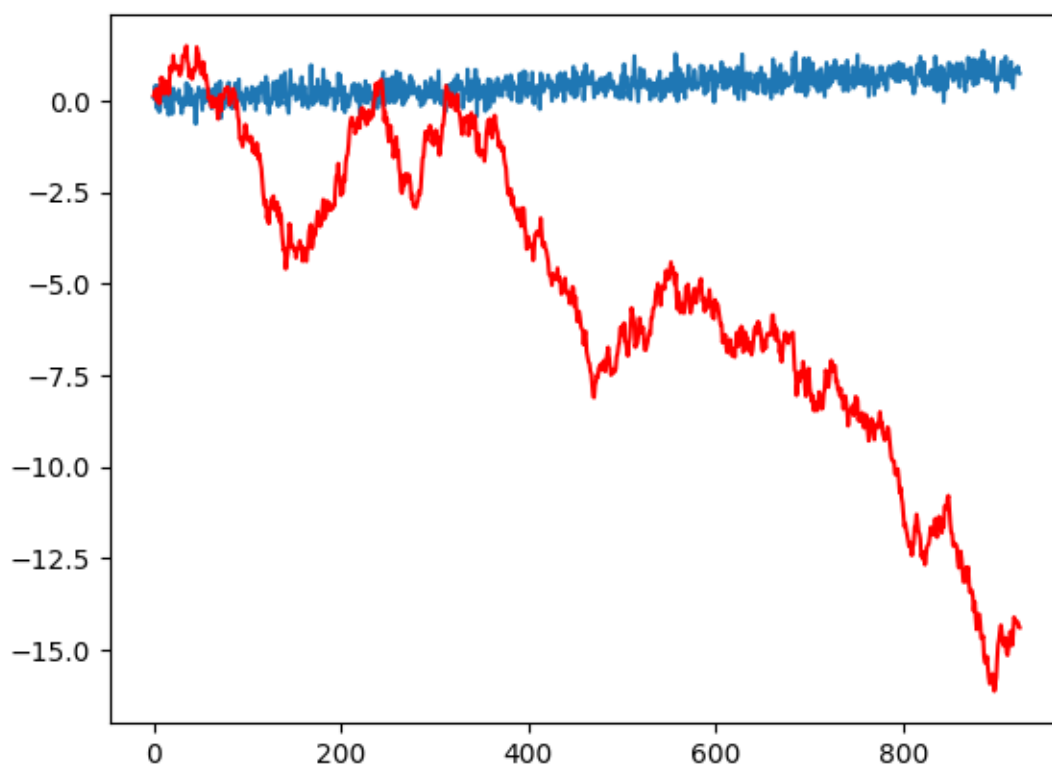


Рисунок 66 - Предсказание LSTM

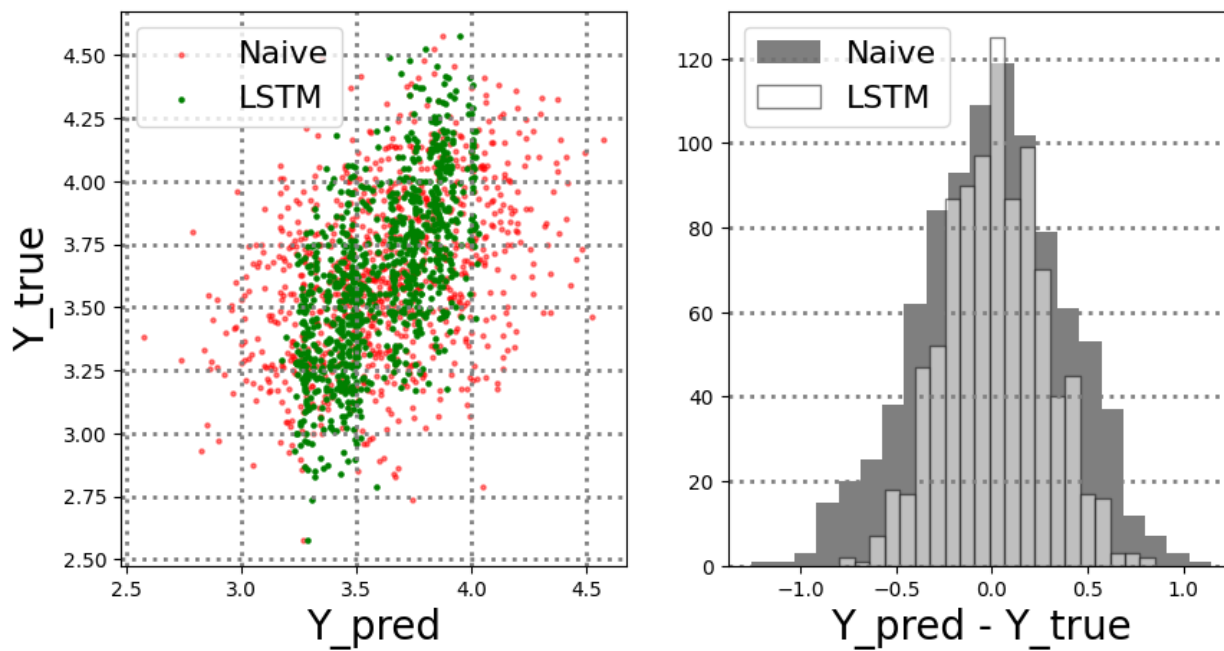


Рисунок 67 - График корреляции и гистограмма невязки

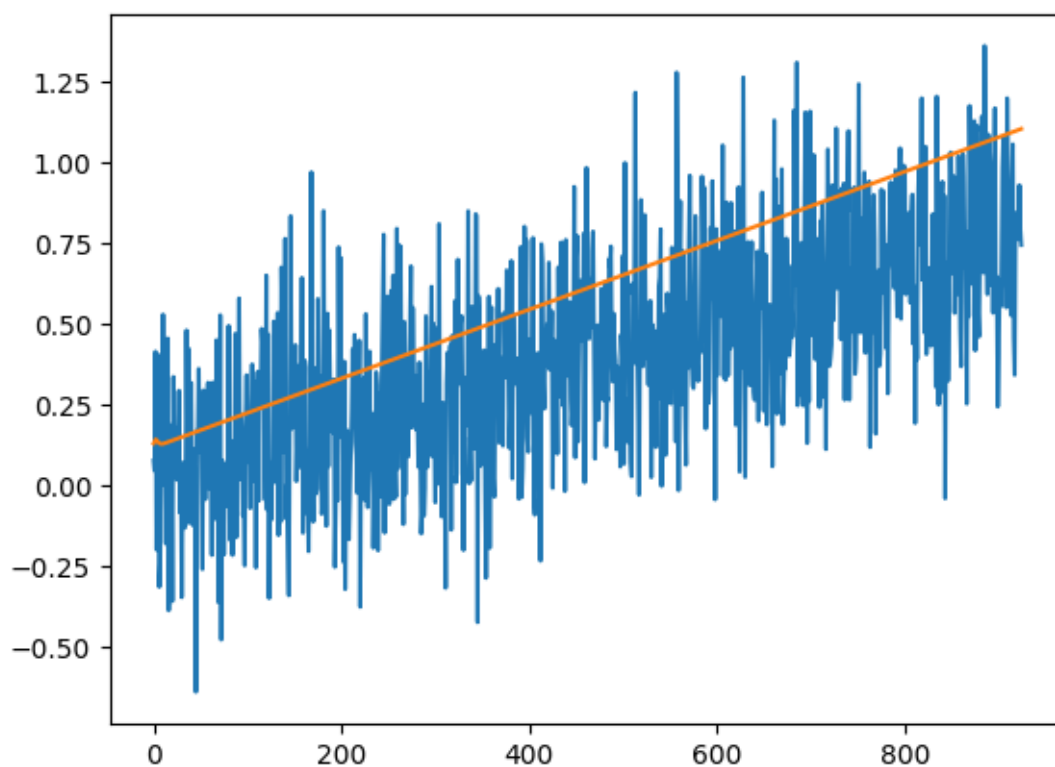


Рисунок 68 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 14 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-88.88	9.32
one-step	3	0.69	31.90
one-step	5	69.16	70.87
one-step	10	59.73	61.83
one-step	50	56.34	60.02
one-step	-1	50.82	55.65
recursive	2	28.93	-45.28
recursive	3	-57.34	3.51
recursive	5	-0.67	3.49
recursive	10	0.57	4.17
recursive	50	0.12	8.21
recursive	-1	0.01	9.82

Точность возросла, что можно объяснить тем, что данное количество является более оптимальным для таких данных.

Для модели с одной двунаправленной ячейкой LSTM R2 и MSE, предсказание, график корреляции и гистограмма невязки, рекуррентное предсказание представлены на рис. 69-72. Результаты предсказаний по окну точек представлен в табл. 15.

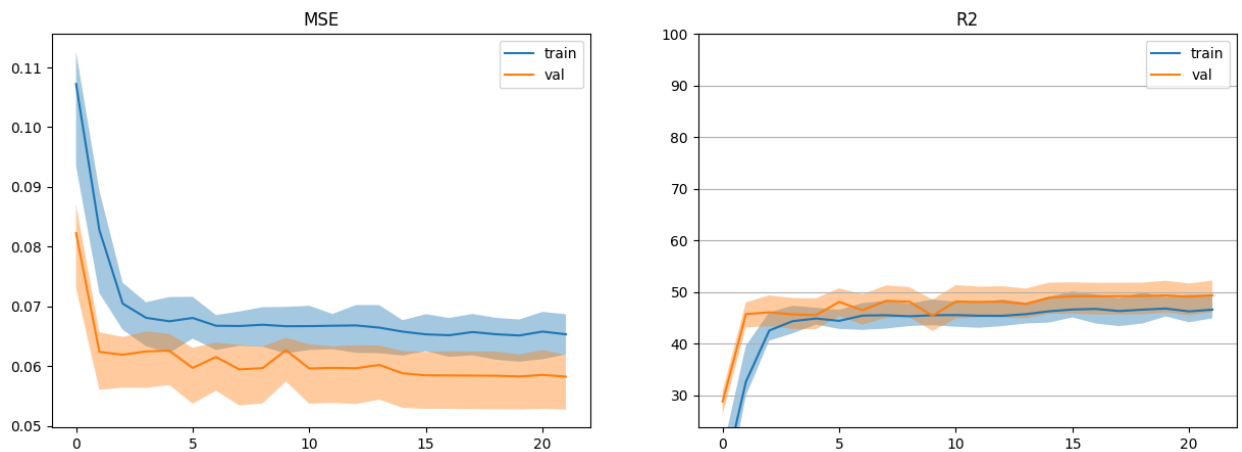


Рисунок 69 - Точность обучаемой сети

### Time-Series Prediction

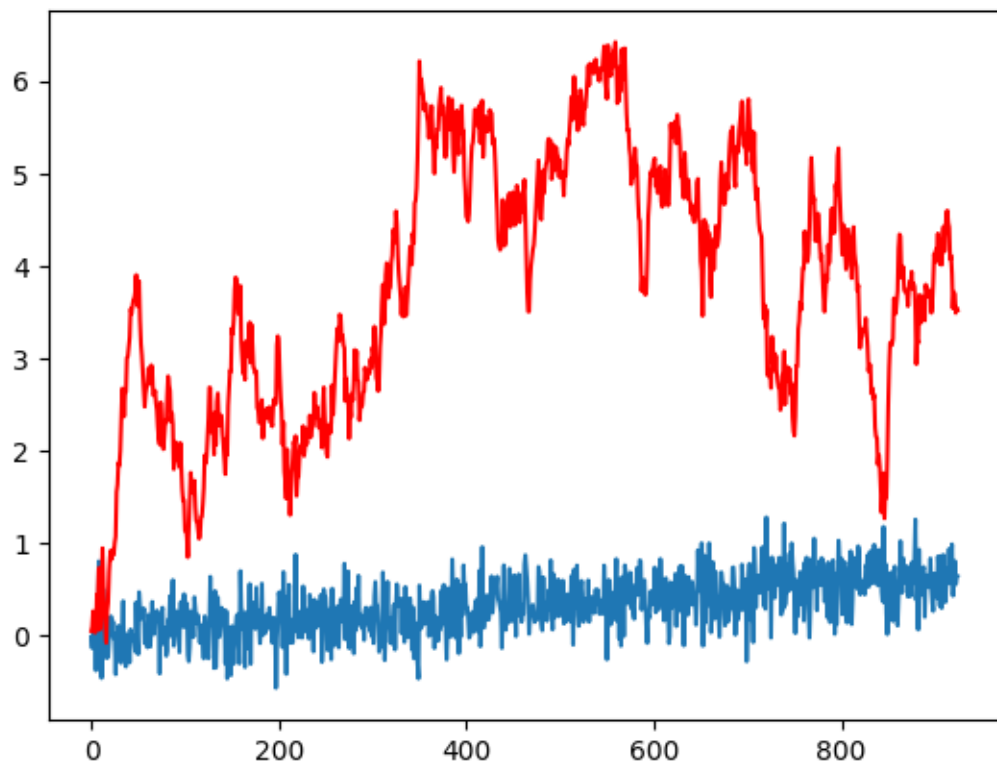


Рисунок 70 - Предсказание LSTM

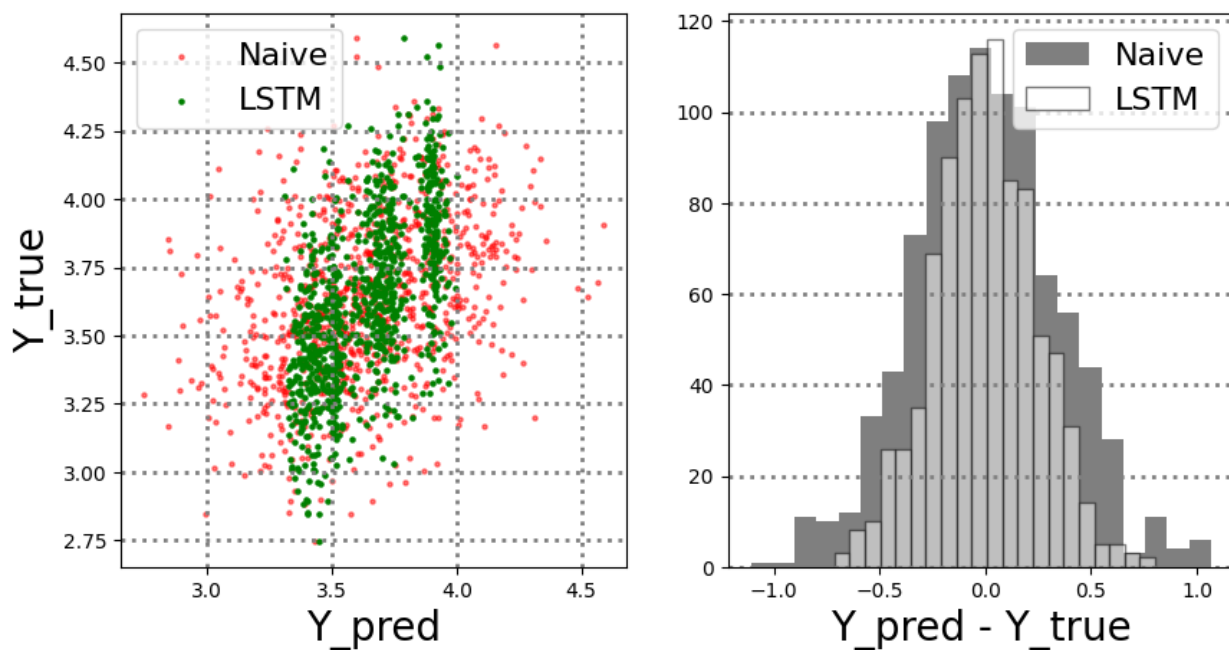


Рисунок 71 - График корреляции и гистограмма невязки

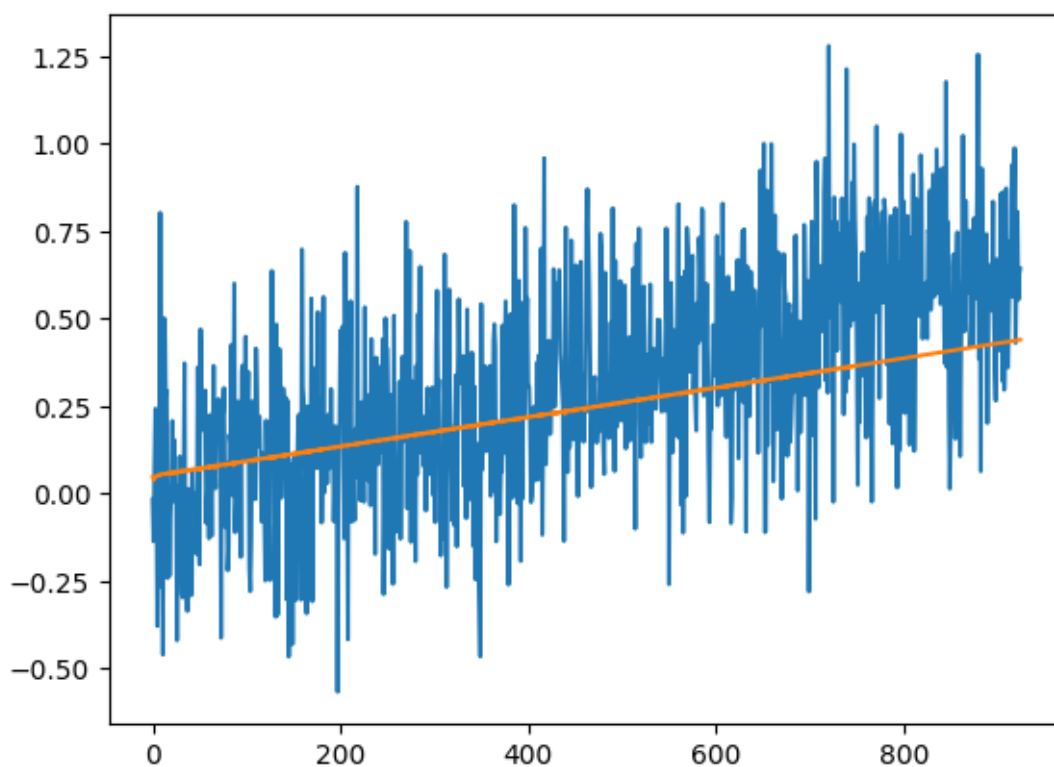


Рисунок 72 - Рекуррентное предсказание LSTM

Таблица 15 - Результаты предсказаний по окну точек

Тип	Кол-во точек	R2, %	TSS, %
one-step	2	-514.84	-152.87
one-step	3	42.38	64.31
one-step	5	41.01	53.37
one-step	10	60.56	63.85
one-step	50	48.67	55.29
one-step	-1	49.44	54.54
recursive	2	-212.09	-75.14
recursive	3	-1.30	35.78
recursive	5	0.59	19.72
recursive	10	0.28	8.11
recursive	50	0.33	12.85
recursive	-1	0.08	10.09

Что можно объяснить тем, что модель у модели стало меньше параметров для обучения и она стала слишком простой.

Наилучший результат у модели с двумя однонаправленными ячейками, что можно объяснить тем, что данное количество является более оптимальным для таких данных.

**Часть 4. Укажите, какие действия помогли улучшить метрики ваших моделей и объясните почему.**

Повысить точность помогли следующие действия:

- Изменение гиперпараметров;
- Изменение количества ячеек LSTM
- Изменение ячейки на двунаправленную

## Часть 5. Укажите в отчете как меняется количество обучаемых в LSTM параметров при изменении ее конфигурации

Количество параметров при изменении конфигурации представлено в табл. 16.

Таблица 16 – Зависимость количества параметров от конфигурации сети

Конфигурация	Количество параметров
Базовый вариант (две двунаправленные ячейки LSTM)	lstm.weight_ih_l0 torch.Size([64, 1]) lstm.weight_hh_l0 torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l0 torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l0 torch.Size([64]) lstm.weight_ih_l0_reverse torch.Size([64, 1]) lstm.weight_hh_l0_reverse torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l0_reverse torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l0_reverse torch.Size([64]) lstm.weight_ih_l1 torch.Size([64, 32]) lstm.weight_hh_l1 torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l1 torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l1 torch.Size([64]) lstm.weight_ih_l1_reverse torch.Size([64, 32]) lstm.weight_hh_l1_reverse torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l1_reverse torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l1_reverse torch.Size([64]) fc.weight torch.Size([1, 32]) fc.bias torch.Size([1]) Sum of trained paramters: 8865
Одна однонаправленная ячейка LSTM	lstm.weight_ih_l0 torch.Size([64, 1]) lstm.weight_hh_l0 torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l0 torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l0 torch.Size([64]) fc.weight torch.Size([1, 16]) fc.bias torch.Size([1]) Sum of trained paramters: 1233



Продолжение таблицы 16

<p>Две однонаправленный ячейки LSTM</p>	<p>lstm.weight_ih_l0 torch.Size([64, 1]) lstm.weight_hh_l0 torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l0 torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l0 torch.Size([64]) lstm.weight_ih_l1 torch.Size([64, 16]) lstm.weight_hh_l1 torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l1 torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l1 torch.Size([64]) fc.weight torch.Size([1, 16]) fc.bias torch.Size([1]) Sum of trained paramters: 3409</p>
<p>Одна двунаправленная ячейка LSTM</p>	<p>lstm.weight_ih_l0 torch.Size([64, 1]) lstm.weight_hh_l0 torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l0 torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l0 torch.Size([64]) lstm.weight_ih_l0_reverse torch.Size([64, 1]) lstm.weight_hh_l0_reverse torch.Size([64, 16]) lstm.bias_ih_l0_reverse torch.Size([64]) lstm.bias_hh_l0_reverse torch.Size([64]) fc.weight torch.Size([1, 32]) fc.bias torch.Size([1]) Sum of trained paramters: 2465</p>

## Итоговая таблица с результатами для всех вариантов обучения

На табл. 17 представлены результаты обучения.

Таблица 17 - Итоговая таблица с результатами для всех вариантов обучения

Конфигурация нейросети	Гиперпараметры	Точность	Комментарий
AR	-	R2 one-step = 50.956% R2 recursive = -1.298%	Реальные данные
AR	-	R2 one-step = 39.744% R2 recursive = -11.687%	Данные, где только меняющийся тренд и шум
AR	-	R2 one-step = 40.518% R2 recursive = -10%	Данные, где только сезонная компонента и шум
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 40 batch_size = 512 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 49.95% recursive R2 = 0.14%	Реальные данные
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 40 batch_size = 1024 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 45% recursive R2 = -0.2%	Увеличить размер батча
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 10 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 50.91% recursive R2 = 0.06%	Уменьшить размер батча

Продолжение таблицы 17

LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 20 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 49.48% recursive R2 = 0.14%	Уменьшить скорость обучения
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 20 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = False	one-step R2 = 47.55% recursive R2 = -2.57%	Одна однаправленная ячейка LSTM
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 40 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = False	one-step R2 = 46.91 % recursive R2 = -0.52 %	Две однаправленный ячейки LSTM
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 40 batch_size = 256 num_layers = 1 bidirectional = True	one-step R2 = 42.84% recursive R2 = 0.26%	Одна двунаправленная ячейка LSTM
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 40 batch_size = 512 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 44.10% recursive R2 = 0.29%	Данные, где только сезонная компонента и шум

Продолжение таблицы 17

LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 44 batch_size = 1024 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 44.65% recursive R2 = -0.02%	Увеличить размер батча
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 11 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 46.7% recursive R2 = 0.1%	Уменьшить размер батча
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 43.54% recursive R2 = -0.01%	Уменьшить скорость обучения
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 1 bidirectional = True	one-step R2 = 44.02% recursive R2 = -0.55%	Одна однаправленная ячейка LSTM
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = False	one-step R2 = 44.83% recursive R2 = -0.30%	Две однаправленные ячейки LSTM

Продолжение таблицы 17

LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 1 bidirectional = True	one-step R2 = 45.40% recursive R2 = 0.01%	Одна двунаправленная ячейка LSTM
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 40 batch_size = 512 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 48.32% recursive R2 = 0.19%	Данные, где только меняющийся тренд и шум
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 44 batch_size = 1024 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 47.26% recursive R2 = 0%	Увеличить размер батча
LSTM	learning_rate = 0.01 epochs = 11 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 48.73% recursive R2 = -0.15%	Уменьшить размер батча
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = True	one-step R2 = 48.46% recursive R2 = 0.06%	Уменьшить скорость обучения

Продолжение таблицы 17

LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = False	one-step R2 = 47.15% recursive R2 = 0.04%	Одна однонаправленная ячейка LSTM
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 2 bidirectional = False	one-step R2 = 50.82% recursive R2 = 0.01%	Две однонаправленные ячейки LSTM
LSTM	learning_rate = 0.005 epochs = 22 batch_size = 256 num_layers = 1 bidirectional = True	one-step R2 = 49.44% recursive R2 = 0.08%	Одна двунаправленная ячейка LSTM

## Вывод

В теории увеличение количества ячеек LSTM может повысить точность за счёт приемлемым образом усложнения модели, а может уменьшить за счёт увеличения сложности модели. В текущий лабораторной работе подтверждается второй вариант для меняющегося тренда и первый для реальных данных и сезонной компоненты.

В теории двунаправленная ячейка может повысить точность за счёт количества обучаемых параметров модели. В текущий лабораторной работе это подтверждается.

В теории LSTM должна лучше работать на данных с меняющимся трендом компонентной, хуже на сезонной компоненте и ещё хуже на реальных данных, т.к. LSTM плохо определяет периодические зависимости. В текущий лабораторной работе это подтверждается.

В теории AR должна лучше работать на данных с сезонной компонентой, хуже на реальных и ещё хуже на изменяющем тренде, т.к. считает значение по предыдущему. В текущий лабораторной работе это не подтверждается за счёт того, что реальные данные определяются лучше всего, что может быть связано с тем, что реальные данные имеют динамическую дисперсию в отличие от статической в синтетических данных.

В теории LSTM должна лучше работать лучше AR на всех видах данных. В текущий лабораторной работе это не подтверждается на реальных данных, но разница очень незначительна.