



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«РОССИЙСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Кафедра Экспериментальной физики атмосферы

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
(магистерская диссертация)

На тему «Программа оперативного мониторинга и оценки локальных
краткосрочных прогнозов»

Исполнитель

Добровольский Артем Васильевич
(фамилия, имя, отчество)

Руководитель кандидат физико-математических наук, доцент
(ученая степень, ученое звание)

Восканян Карина Левановна
(фамилия, имя, отчество)

«К защите допускаю»
Заведующий кафедрой

(подпись)

кандидат физико-математических наук, доцент
(ученая степень, ученое звание)

Восканян Карина Левановна
(фамилия, имя, отчество)

« 02 » июня 2026 г.

Санкт-Петербург
2026

Содержание

Введение.....	3
1.Автоматические метеостанции	5
1.1 АМС и форматы записи их данных.....	5
1.2 Характеристики АМС, участвующие в анализе данных.....	5
2. Прогноз.....	14
2.1 Методы использующиеся в краткосрочных прогнозах	14
2.2 Авторегрессионная модель	15
3 Программа оперативного мониторинга и оценки локальных краткосрочных прогнозов.....	19
3.1 Язык программирования Lua	19
3.2 Начало работы программы.....	20
3.3 Блок обработки данных	23
3.4 Блок построение графиков	25
3.5 Блок прогноза	27
4.Анализ успешности прогноза, созданного программой	30
4.1 Критерии успешности прогноза	30
4.2 Анализ результатов прогноза температуры	30
4.3 Анализ результатов прогноза влажности	36
4.4 Анализ результатов прогноза давления	41
4.5 Анализ результатов прогноза скорости ветра.....	46
4.6 Анализ результата прогноза порывов ветра.....	51
4.7 Анализ результатов прогноза видимости	56
Заключение	62
Список литературы	65

Введение

В последнее десятилетие одной из ключевых тенденций развития гидрометеорологической сети является переход от традиционных методов наблюдений к автоматизированным средствам измерений. Автоматические метеорологические комплексы (АМК) и автоматические метеорологические станции (АМС) активно внедряются на метеорологических станциях сети.

Автоматические метеостанции — это основной источник метеоинформации, особенно для отдаленных и труднодоступных регионов. Полученные данные с этих станций используются для прогнозов и оценки метеорологической ситуации в регионе. Чем плотнее сеть станций и выше дискретность получаемой информации, тем точнее будет прогноз.

До последнего времени, несмотря на большое количество фирм производителей АМС, в основном, в качестве первичных преобразователей метеовеличин использовались датчики финской фирмы Vaisala. Сейчас по государственной программе импортозамещения на сети стали появляться отечественные первичные преобразователи и датчики: ООО «Ломо-Метео», компании АО «Радар ммс», ООО «Техавтоматика», АО «Лазерные системы» и др. В том числе активно завоевывает российский рынок метеорологического оборудования белорусская компания ОАО «Пеленг» – лидер оптико-электронного приборостроения республики Беларусь.[1]

Перед тем как использовать информацию с автоматической метеостанции нужно убедиться, что она пригодна для использования. Для этого проводят первичную проверку данных, в ходе которой выявляют выбросы, пропуски и проверяют адекватность данных.

Метеорологические данные с автоматических станций разных производителей поступают, кодируются и хранятся в разных форматах. Для визуализации измеренных станцией параметров атмосферы необходимо специальное программное обеспечение или импорт данных в стандартные пакеты программ (например, Excel) для дальнейшей обработки, расчетов и

анализа. Не всегда есть возможность быстро провести такой анализ по конкретной станции.

Для решения этой проблемы хорошо бы подошла программа, не требующая от исследователя специальных профессиональных навыков и умений, а так же покупки СПО для АМС определенного производителя. Программа могла бы обработать данные с АМС практически в любом формате, помочь в проведении первичного контроля качества и визуализировать полученную информацию, например, строя графики по полученным данным.

Поскольку главной задачей метеомониторинга является получение информации для дальнейшего использования при выработке прогнозов погоды (в том числе определении опасных явлений), представляется актуальным введение в программу функции, позволяющей моделировать временные ряды метеорологических величин. Такая функция дает дополнительную возможность исследователю получить текущий прогноз по имеющейся информации.

Целью моей работы является создание программы оперативного мониторинга, выработки и оценки локальных сверхкраткосрочных прогнозов.

Благодаря такой программе можно было бы провести первичную проверку качества данных автоматических метеостанций, их визуализацию, а также создавать сверхкраткосрочные прогнозы на основе архива станции для помощи в мониторинге погоды.

1. Автоматические метеостанции

1.1 АМС и форматы записи их данных

Автоматические метеостанции в основном собирают информацию по следующим метеохарактеристикам: атмосферное давление, температура воздуха, относительная влажность, скорость ветра, направления ветра, метеорологическая дальность видимости, высота нижней граница облачности, количества осадков. Такие станции называются АМС общего назначения. Данные с метеостанции записываются на накопитель информации. В зависимости от производителя АМС и его СПО информация может архивироваться разными способами.

Файл может записывать в формате CSV или TXT, такой формат позволяет без специальных ПО открыть файл на любом ПК. Правда для дальнейшей обработки такого типа файлов необходим их импорт в пакет Excel. Так же файл может быть записан в бинарном коде. Такой файл почти невозможно прочитать без специального ПО, которое знает структуру записи байтов в файле.

Кроме того, архив информации с АМС может иметь разный вид. Основное отличие — это порядок записи метеовеличин а так же запись информации времени срока метеовеличин, так как он может иметь разный формат. Не мало важным является информация по записи пропусков данных в архиве, он так же может обозначаться по разному: «NaN», «Null», «-», отсутствием записи либо другим символом, указывающим на отсутствие данных.

1.2 Характеристики АМС, участвующие в анализе данных

В ходе работы использовались данные с АМС AMIS от компании ОАО «Пеленг», установленной на территории первого корпуса РГГМУ (рис. 1.1). В

данной станции имеются следующие датчики: индикатор нижней границы облаков СД-02, датчик температуры и влажности HMP155 (Vaisala), датчик давления ДАДС-1 («Радар-ммс»), нефелометр СЛ-03, датчик осадков ДО-22, анеморумбометр ультразвуковой СФ-17, термометры для определения температуры поверхности и почвы на разных глубинах (не использовались в данной работе).



Рисунок 1.1 – AMIS ОАО «Пеленг» на территории первого корпуса
РГГМУ

Индикатор нижней границы облачности СД-02 (рис. 1.2) имеет принцип действия, основанный на анализе сигнала обратного рассеяния с расчетом

высоты облачности и величины вертикальной видимости с выбором минимального значения.

Базовые технические характеристики СД-02 приведены в таблице 1.1.



Рисунок 1.2 – Внешний вид СД-02 и название его основных частей

Таблица 1.1

Базовые характеристики СД-02

Наименования характеристики	Значения
Диапазон измеряемых высот ВНГО, м	от 5 до 8000
Количество измеряемых слоев облаков, не менее	3
Пределы допускаемой погрешности измерения ВНГО в диапазоне от 5 до 100 м включительно; в диапазоне от 100 до 2000 м включительно; в диапазоне от 2000 до 8000 м включительно	± 5 м $\pm 10 \%$ $\pm 5 \%$

Датчик температуры и влажности HMP155 (рис. 1.3) обеспечивает измерения влажности и температуры. Измерение влажности основано на изменении ёмкости тонкоплёночного полимерного сенсора «HUMICAP 180R». Для измерения температуры используется резистивного платинового сенсора «Pt100»



Рисунок 1.3 – Внешний вид HMP155 с дополнительным датчиком температуры

Датчики атмосферного давления ДАДС-1 (рис. 1.4) предназначены для измерений атмосферного давления. Принцип действия датчиков атмосферного давления основан на механической деформации кварцевой мембраны при изменении давления контролируемой среды. Мембрана деформирует силочувствительный резонатор, что приводит к девиации его резонансной частоты пропорционально входному давлению

Базовые технические характеристики ДАДС-1 приведены в таблице 1.2.



Рисунок 1.4 – Внешний вид ДАДС-1

Таблица 1.2

Базовые характеристики ДАДС-02

Наименование характеристики	Значение
Диапазон измерений атмосферного давления, гПа	от 500 до 1100
Пределы допускаемой погрешности измерений, гПа:	
- для модификаций ИСАТ.406231.008,-01, -02;	$\pm 0,3$
- для модификации ИСАТ.406231.008-03	$\pm 0,5$

Нефелометр СЛ-03 (рис. 1.5) предназначен для определения метеорологической оптической дальности. Принцип действия прибора базируется на измерении интенсивности светового потока, рассеянного под определенным углом в направлении приемника и вычислении показателя ослабления.

Базовые технические характеристики СЛ-03 приведены в таблице 1.3.

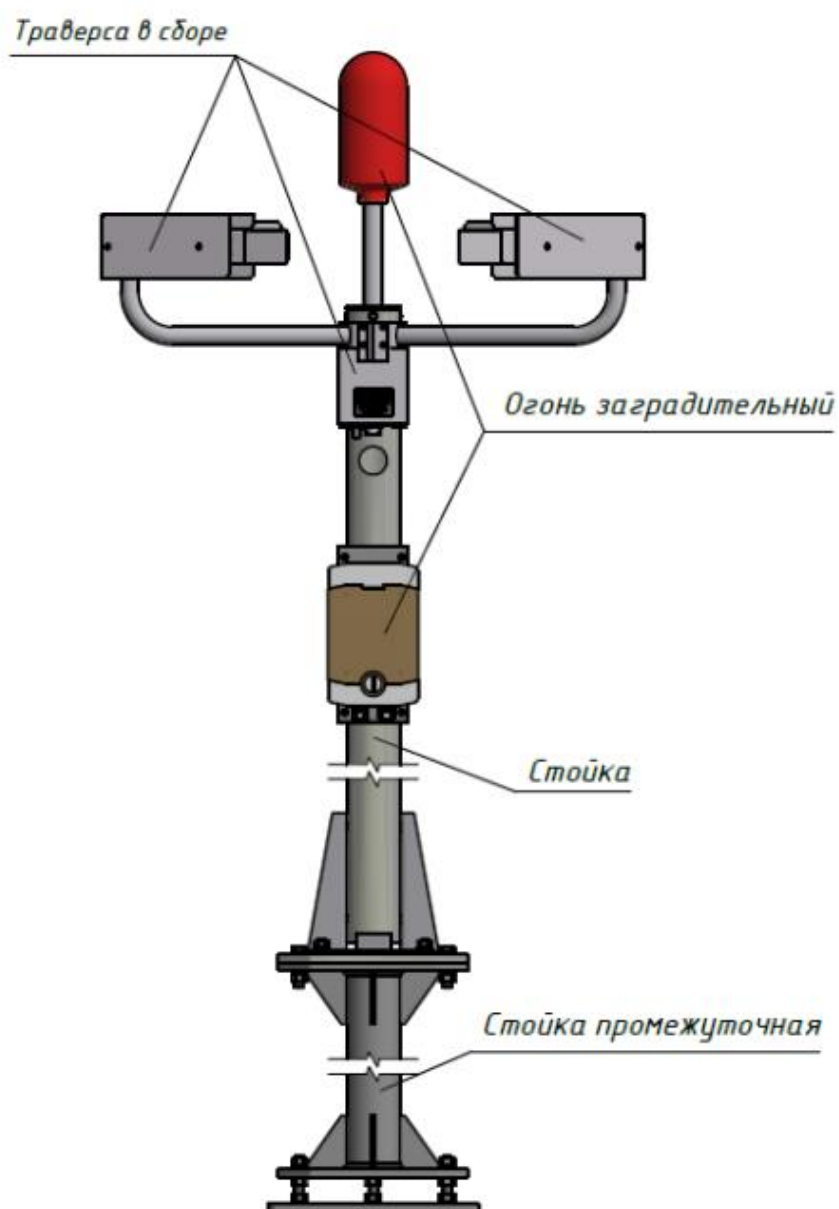


Рисунок 1.5 – Внешний вид СЛ-03 и название его основных частей

Таблица 1.3

Базовые характеристики СЛ-03

Наименование характеристики	Значение
Диапазон показаний МОД, м	0 до 75000
Диапазон измерений МОД, м	от 5 до 50000
Пределы допускаемой относительной погрешности измерения МОД, %	

в диапазоне от 10 до 10000 м включительно;	± 10
в диапазоне свыше 10000 до 50000 м	± 20

Прибор ДО-22 (рис. 1.6) предназначен для измерения количества осадков. Принцип действия прибора состоит в преобразовании электрических сигналов, возникающих в процессе воздействия массы осадков на тензодатчик, в информацию о количестве осадков.

Базовые технические характеристики ДО-22 приведены в таблице 1.4.

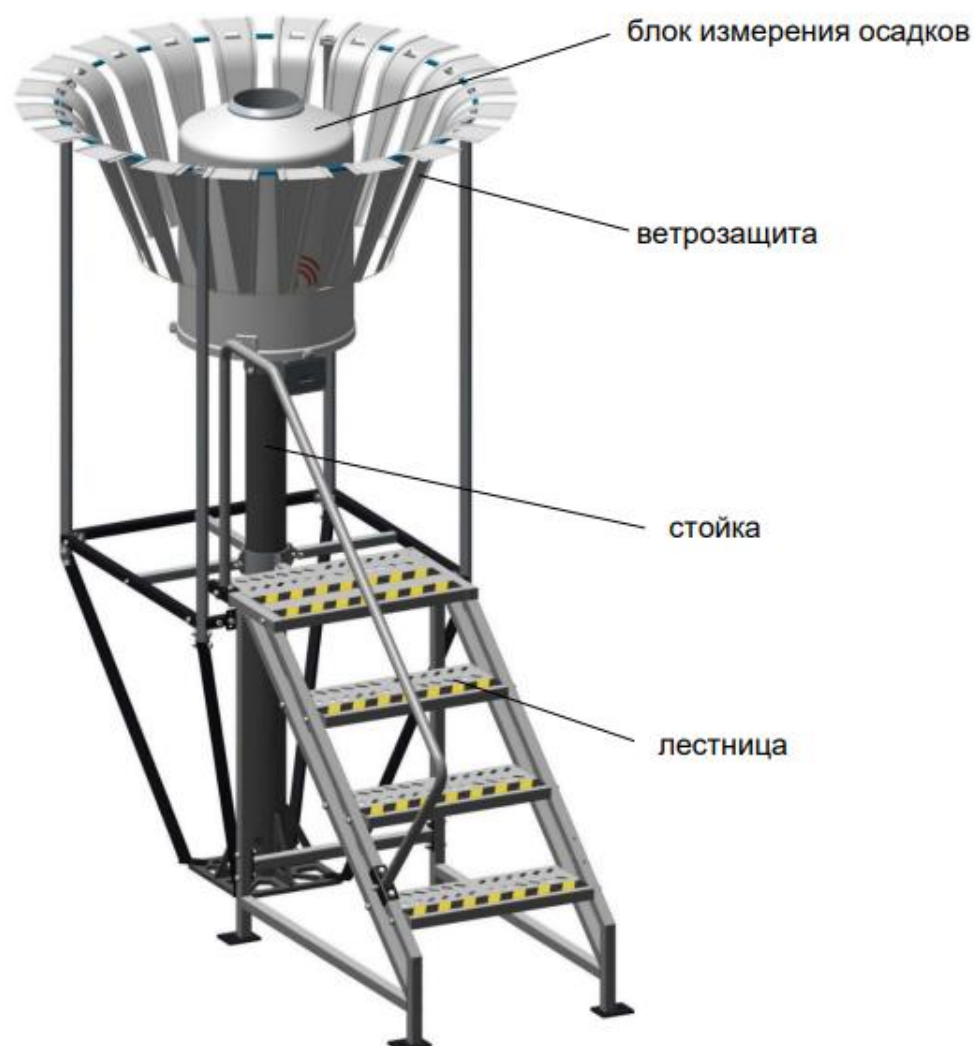


Рисунок 1.6 – Внешний вид ДО-22 и название его основных частей

Таблица 1.4

Базовые характеристики ДО-22

Наименование характеристики	Значение
Диапазон измерений количества осадков, мм	0,2 до 1500
Пределы допускаемой погрешности измерения количества осадков:	
в диапазоне от 0,2 до 1 мм включительно, мм	$\pm 0,2$
в диапазоне свыше 1 до 1500 мм, %	± 5
Площадь приемного отверстия прибора, см ²	$200 \pm 0,5$

Прибор СФ-17 (рис. 1.7) предназначен для измерения скорости и направления ветра. Принцип действия датчика основан на измерении времени прохождения ультразвукового сигнала между парами равноудаленных преобразователей. В случае отсутствия ветра, время прохождения ультразвука между преобразователями, состоящими в паре, в обоих направлениях будет одинаковым. При наличии ветра, попутного распространению ультразвука, время прохождения уменьшается. При наличии ветра, встречного распространению ультразвуку, время прохождения увеличивается.



Рисунок 1.7 – Внешний вид СФ-17 и название его основных частей

Базовые технические характеристики СФ-17 приведены в таблице 1.5.

Таблица 1.5

Базовые характеристики СФ-17

Наименование характеристики	Значение
Диапазон измерения мгновенной скорости ветра, м/с	от 0,3 до 55,0
Пределы допускаемой погрешности измерения мгновенной скорости ветра: при скорости ветра до 10 м/с включительно, м/с при скорости ветра более 10 м/с, %	$\pm 0,3$ ± 3
Диапазон измерений направления ветра, градус	от 0 до 360
Пределы допускаемой абсолютной погрешности измерения направления ветра, градус, не более	± 3

2. Прогноз

2.1 Методы использующиеся в краткосрочных прогнозах

Функция прогнозирования в АМС является большим плюсом. Такая возможность позволяет заблаговременно обнаружить локальные неблагоприятные метеорологические условия или опасные явления. Например, автомагистральные АМС могут увидеть заблаговременно метеорологические условия способствующие образования гололеда. С этой точки зрения наиболее интересным представляется текущее или сверхкраткосрочное прогнозирование. Именно таким видам прогноза способствует высокая дискретность измерения метеорологических параметров автоматической станцией.

Для создания сверхкраткосрочного прогноза нужно сначала выбрать метод прогнозирования. Поскольку прогноз будет проводится по данным с конкретной АМС, то требуются методы прогноза, которые можно использовать с одной станцией.

Один из методов это синоптический. В этом методе проводится анализ синоптической ситуации за прошлые и текущий сроки, затем подготавливается прогноз на сверхкраткосрочный период.

Проблемой такого метода может быть недостаток данных. Что бы сделать прогноз хорошей оправдываемости для одиночной АМС нужно иметь как минимум приборы, которые могут фиксировать высоту нижней границы облачности, видимость, состояние погоды. Так же значительно можно увеличить оправдываемость прогноза за счет получения данных от других ближайших АМС. Высокую оправдываемость прогноза, пусть и на очень краткосрочный период, сложно реализовать, имея только данные по одной точке. Поэтому, в нашем случае, такой метод прогнозирования не подходит.

Еще одним методом прогнозирования является метод, основанный на численных методах. В этом методе используют прогностические модели,

которые производят прогноз решая систему дифференциальных уравнений и на основе их решения производят вычисления прогноза.

К сожалению, использовать такой метод прогноза для одиночной станции невозможно. Основная проблема – отсутствие начальных данных. Для начала работы любой модели нужны подготовленные данные, которые глобальны, а это не позволяет по данным одной станции выработать прогноз. Так же создание численного прогноза требует больших вычислительных мощностей и время на расчеты.

В совокупности все эти методы хорошо подходят для долгосрочных прогнозов и больших по пространству областей.

Следующим методом прогноза является статистический. Составление прогноза в этом методе подходит для реализации наших задач, так как модель строится за счет поиска и анализа закономерностей в измеренных данных метеорологических величин.

Статистический метод прогнозирования выглядит наилучшим для поставленной задачи. Для создания прогноза нам требуется только временной ряд данных в конкретной точке (конкретная станция) и чем длиннее будет временной ряд, тем лучше будет прогноз и больше его заблаговременность.

2.2 Авторегрессионная модель

Для статистического прогноза в случае с одной станцией лучше выбрать авторегрессионную модель. Такая модель отлично подходит, когда мы рассматриваем параметры зависящие почти полностью от предыдущих значений.[2]

Такие модели описываются формулой (1)

$$X(t) = \alpha_1 X(t - 1) + \alpha_2 X(t - 2) + \dots + \alpha_p X(t - p) + Y(t), \quad (1)$$

где

X – значения характеристики в момент времени;

t – момент времени, для которого нужно сделать прогноз;

$Y(t)$ – случайная составляющая или белый шум;

p – количество предикторов;

α – авторегрессионный коэффициент.

Теперь нужно понять какие внешние факторы оказывают влияние на характеристики. Самым значительным параметром, который может оказывать влияние на изменчивость метеорологических характеристик, является годовой и суточный ход. Поэтому нужно будет учесть их при моделировании. Для этого нужно понять, как лучше их записать. Хорошим вариантом для учета цикличности можно считать значения синуса и косинуса. С учетом того, что дискретность при записи данных в архив АМС ОАО «Пеленг» составляет 10 минут, можно предложить для учета цикличности параметров формулы (2-5).

$$\sin D = \sin(2\pi * time/144) \quad (2)$$

$$\cos D = \cos(2\pi * time/144) \quad (3)$$

$$\sin Y = \sin(2\pi * day/365,25) \quad (4)$$

$$\cos Y = \cos\left(2\pi * \frac{day}{365,25}\right), \quad (5)$$

где

$\sin D$ – синус составляющей суточного хода;

$\cos D$ – косинус составляющей суточного хода;

$\sin Y$ – синус составляющей годового хода;

$\cos Y$ – косинус составляющей годового хода;

$time$ – номер срока в сутках;

day – номер дня в году.

В итоге расчетов получаем параметры, по которым удобно рассчитывать и которые легко можно встроить в модель.

Теперь встает главный вопрос, а каким значение « p » будет у нашей модели? Основным влияющим на выбор фактором является продолжительность ряда.

С используемой АМС ОАО «Пеленг» были получены данные за 8642 сроков с дискретностью 10 минут, что соответствует данными за 2 месяца. Для моделирования использовались данные с 17.11.2024 по 16.01.2025. Выбор периода обусловлен тем, что за весь этот срок не было ни одного пропуска и это оказалась наибольшая выборка без пропусков.

Для начала нужно разделить выборку на 2 части одна будет отвечать за настройку модели и поиска коэффициентов, а другая за проверку результатов моделирования (прогноза). Было принято решение разделить ряд в соотношении 6000 на 2642 срока. Для 6000 сроков коэффициент « p » лучше выбирать в районе 150-250, поэтому в модели было выбрано значение « p » как 200. В таком случае можно узнать, что прогноз будущий будет строиться на основе 200 предыдущих значений, то есть чуть меньше, чем за 34 часа.

Теперь, когда было выбрано значение « p » и факторы, наиболее влияющие на изменчивость метеопараметров, можно привести предлагаемую авторегрессионную модель к финальному виду (6).

$$X(t+z) = c + \alpha_1 X(t) + \alpha_2 X(t-1) + \dots + \alpha_p X(t-p+1) + \beta_1 \sin D + \beta_2 \cos D + \beta_3 \sin Y + \beta_4 \sin Y, \quad (6)$$

где

z – время на которое делается прогноз;

β – авторегрессионный коэффициент для внешнего фактора;

c – постоянная составляющая.

Следующий шаг – это необходимость выбора срока, на который будет составляться прогноз, затем, методом наименьших квадратов, осуществляем поиск коэффициентов.

К сожалению заранее узнать на какой срок лучше составлять прогноз невозможно, поэтому было принято решение выбрать несколько сроков прогноза (1, 2 и 4 часа) для тестирования модели. А по итогам моделирования, на основе анализа полученных прогнозов и определения их качества, принять решение о том, какая заблаговременность прогноза будет являться оптимальной.

3 Программа оперативного мониторинга и оценки локальных краткосрочных прогнозов

3.1 Язык программирования Lua

Для создания программы оперативного мониторинга и оценки локальных краткосрочных прогнозов был выбран язык программирования Lua. Это скриптовый язык программирования. Его главной задачей является расширение возможностей программ созданных на языках C и C++.[3]

В качестве преимуществ языка Lua можно отметить:

- Размер занимаемой памяти. Виртуальная машина Lua занимает имеет размер < 1 Мб, что позволяет экономить место на не самых мощных вычислительных машинах.
- Скорость. Язык Lua имеет большую скорость выполнения кода в математических и логических задачах, которая немного медленнее языков C и C++.
- Интеграция. Так как язык программирования Lua разрабатывался для расширения возможностей C и C++, то он хорошо интегрируется с программами, написанными на этих языках.

Так же у языка Lua имеется ряд недостатков:

- Стандартная библиотека. В базовой основе Lua отсутствуют библиотеки, связанные со сложной графикой, работой с сетью и так далее. Для этого приходится подключать внешние библиотеки.
- Экосистема. Язык программирования Lua не особо популярен, отсюда вытекают проблемы с тем что количество язык имеет малое количество различных библиотек.
- Синтаксис. В отличия от многих языков Lua имеет специфичный синтаксис. Например, в работе с массивами нужно помнить, что все они в языке Lua начинаются с 1, а не с 0 как в большинстве других языков.

Анализируя основные плюсы и минусы языка, мы можем понять, что язык программирования Lua можно использовать для решения задачи. Единственное что потребуется для создания программы кроме стандартного компилятора, это графическая библиотека для отрисовки графиков и интерфейса программы.

В качестве такой библиотеки будем использовать IUP (Portable User Interface). Это библиотека создана для создания интерфейса и графиков на языке Lua, а так же языке C.[4]

3.2 Начало работы программы

В начале своей работы подготовленная программа импортирует нужные для ее работы библиотеки которые находятся в папке с программой. Также происходит смена кодировки для того, чтобы были видны кириллические буквы (рис. 3.1).

```
local iup = require("iuplua")
require("iupluacontrols")
require("iuplua_plot")

iup.SetGlobal("UTF8MODE", "YES") --ВКЛ Кириллицу
```

Рисунок 3.1 – Код программы, ответственный за интеграцию библиотек и включение кодировки поддерживающей кириллицу

Далее, благодаря написанным алгоритмам, программа задает начальные переменные и определяет массивы данных, которые будут встречаться далее в программе (рис. 3.2).

```

-- =====
-- 1. НАСТРОЙКИ МОДЕЛИ И ХРАНИЛИЩА ДАННЫХ
-- =====

local p = 200      -- Количество авторегрессионных лагов
local n_harm = 4    -- Количество переменных внешних факторов
local offset = 6    -- Прогноз на t + offset
local total_params = p + n_harm + 1 -- +1 для константы 'с'
local lambda = 1e-6 -- Регуляризация

-- Массивы данных для табличной сетки и графиков
local Time, P, Vid, ff, vv, vvmax, T, f, Osad = {}, {}, {}, {}, {}, {}, {}, {}, {}
local Sd, Cd, Sy, Cy = {}, {}, {}, {}

local mat          -- Объект таблицы iup.matrix
local plot         -- Объект графика iup.plot
local plot_dlg     -- Окно графика
local list_charts  -- Выпадающий список метрик
local main_dlg     -- Главное окно приложения

-- Таблицы для хранения результатов расчетов в памяти
local results = { P = {}, Vid = {}, vv = {}, vvmax = {}, T = {}, f = {} }
local Koef = { P = {}, Vid = {}, vv = {}, vvmax = {}, T = {}, f = {} }

-- Таблицы для результатов прогноза
local prognosP, prognosVid, prognosvv, prognosvvmax, prognosT, prognosf = {}, {}, {}, {}, {}, {}

```

Рисунок 3.2 – Код программы ответственный за ввод начальных переменных и созданию пустых массивов

После этого программа создает блоки интерфейса и отображает их на экране. Интерфейс программы (рис. 3.3) отображает различные функции (действия), которые будут реализовываться в ходе работы программы. Главное окно программы имеет две основные строки с вкладками:

- верхняя строка отображает вкладки «данные», «график», «прогноз», отвечающие за выполнение определенных функций;
- нижняя строка содержит вкладки с отображаемыми метеопараметрами и сроком измерения

Командная строка в нижней части главного окна программы «Метрика для отображения» отвечает за выбор того или иного метеоэлемента необходимого для визуализации или прогнозирования.

Фрагмент кода программы ответственного за создания интерфейса показан на рисунке 3.4.

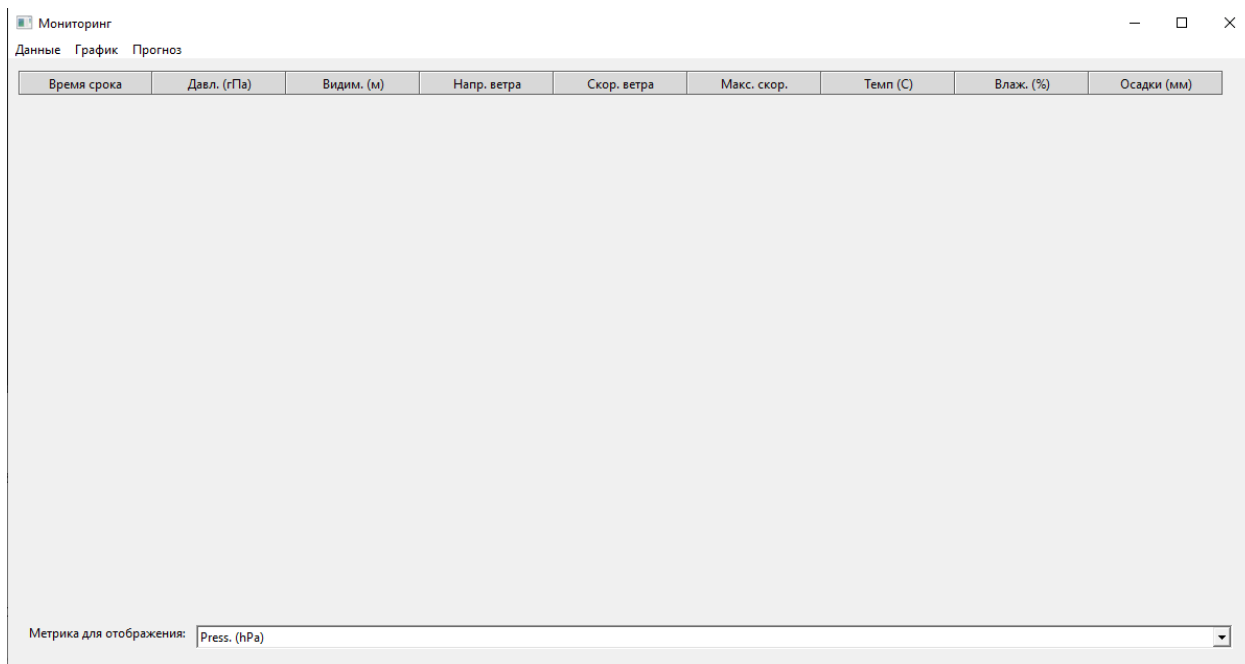


Рисунок 3.3 – Главное окно программы

```
-- =====
-- 7. СБОРКА ВЕРХНЕГО МЕНЮ И ДИАЛОГОВЫХ ОКОН
-- =====

local item_process = iup.item{title = "Обработать данные"}
function item_process:action()
    local target_file, skip_header, init_day, init_time = "forprognoz.csv", 0, 321, 0
    local res, new_file, new_skip, new_day, new_time = iup.GetParam("Настройки анализа данных", nil,
        "Имя файла для чтения: %s\nПропустить первую строку (заголовок): %b\nНачальный день года (day_of_year): %i\nНачальное время (t_daily): %i\n",
        target_file, skip_header, init_day, init_time)

    if res then
        iup.Flush()
        local progress_dlg = iup.dialog{
            iup.vbox(iup.label{title = "Пожалуйста, подождите...\nИдет обработка данных.", alignment = "ACENTER"}, margin = "30x30", gap = "10"},
            title = "Выполнение расчетов", dialogframe = "YES", closebox = "NO", parentdialog = main_dlg
        }
        progress_dlg:show() iup.Refresh(progress_dlg) iup.LoopStep() iup.LoopStep()
        main_dlg.active = "NO"

        local success = process_raw_data(new_file, new_skip == 1, new_day, new_time)

        main_dlg.active = "YES" progress_dlg:hide() iup.Destroy(progress_dlg) iup.Flush()
        if success then iup.Message("Обработка окончена", "Расчеты успешно завершены!\nДанные обработаны.") load_and_update() end
    end
    return iup.DEFAULT
end

local item_load = iup.item{title = "Обновить из CSV"}
function item_load:action() load_and_update() return iup.DEFAULT end

local item_exit = iup.item{title = "Выход"}
function item_exit:action() return iup.CLOSE end

local item_show_plot = iup.item{title = "Показать график"}
function item_show_plot:action() update_plot() plot_dlg:show() return iup.DEFAULT end

local item_find_coefficients = iup.item{title = "Поиск коэффициентов"}
function item_find_coefficients:action() run_coefficients_search() return iup.DEFAULT end

local item_make_forecast = iup.item{title = "Произвести прогноз"}
function item_make_forecast:action() run_forecast_calculation() return iup.DEFAULT end

local menu_data = iup.menu{item_process, item_load, iup.separator(), item_exit}
local menu_chart = iup.menu{item_show_plot}
local menu_forecast = iup.menu{item_find_coefficients, item_make_forecast}
```

Рисунок 3.4 – Код программы ответственный за создания интерфейса

3.3 Блок обработки данных

В разделе «Данные» программа обрабатывает файл и записывает результат обработки в файл log.csv. В этом блоке предусмотрены две кнопки «Обработать данные» и «Обновить из CSV».

Первая кнопка непосредственно обрабатывает заданные файлы и записывает их в формате csv. Вторая позволяет отобразить информацию из хранящегося файла с обработанные данными на главном экране программы log.csv.

Фрагмент кода программы, ответственный за чтение файла с данными показан на рисунке 3.5.

```
-- =====
-- 5. ОБРАБОТКА И ИМПОРТ ДАННЫХ
-- =====

local function process_raw_data(filename, skip_first, start_day, start_time)
    local math_sin, math_cos, math_pi = math.sin, math.cos, math.pi
    local string_gsub, tonumber = string.gsub, tonumber

    local PI2_144 = 2 * math_pi / 144
    local PI2_365 = 2 * math_pi / 365.25

    local nomer2 = 0
    local perem3_sum = 0
    local startt = skip_first and 10 or 9
    local t_daily = start_time
    local day_of_year = start_day

    local infile = io.open(filename, "r")
    local outfile = io.open("log.csv", "w")

    if not infile then
        iup.Message("Ошибка", "файл '" .. filename .. "' не найден для обработки!")
        return false
    end
    if not outfile then
        iup.Message("Ошибка", "Не удалось создать файл log.csv!")
        infile:close()
        return false
    end
end
```

Рисунок 3.5 – Код программы ответственный чтения файла с данными

При нажатии кнопки «Обработать данные» автоматически создаются переменные для интерфейса и создается всплывающее окно, где необходимо заполнить данные.

- Во-первых, нужно заполнить и/или выбрать имя файла, который нужно обработать. Важно обратить внимание на то, что требуется указать полное имя файла с расширением.
- Во-вторых, требуется отметить есть ли в файле первая строка с подписями/названиями отображаемых параметров. При наличии такой строки в структуре файла описания следует это указать.
- Далее нужно указать день в году и номер срока в году. Например, если день срока 25 марта 03:00, то это 84 день и 18 срок если данные поступали с дискретностью 10 минут.

После введения запрашиваемой информации появляется всплывающее окно с этапом обработки. По окончании обработки появляется окно с информацией об окончании обработки (рис. 3.6).

Время срока	Давл. (гПа)	Видим. (м)	Напр. ветра	Скор. ветра	Макс. скор.	Темп (С)	Влаж. (%)	Осадки (мм)
19.09.2024 05:00	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 05:10	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 05:20	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 05:30	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 05:40	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 05:50	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 06:00	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 06:10	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 06:20	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
19.09.2024 06:30	1031.16	4392.8	221	1.3	2.4	14.90	83.0	0
19.09.2024 06:40	1031.18	22856.2	206	0.7	1.8	15.19	81.7	0
19.09.2024 06:50	1031.20	25135.3	198	1.0	2.1	15.55	79.6	0
19.09.2024 07:00	1031.14	24004.2	219	0.7	1.5	16.01	77.5	0
19.09.2024 07:10	1031.22	18889.5	221	0.7	1.9	16.26	76.3	0
19.09.2024 07:20	1031.26	14029.8	168	0.7	2.1	16.60	76.3	0
19.09.2024 07:30	1031.18	19595.2	203	0.8	1.9	16.97	73.8	0
19.09.2024 07:40	1031.11	12928.6	194	0.7	2.1	16.31	76.2	0
19.09.2024 07:50	1031.12	19470.6	215	0.7	2.0	16.13	77.7	0
19.09.2024 08:00	1031.14	13552.9	215	1.4	4.1	16.42	75.2	0
19.09.2024 08:10	1031.20	13479.3	190	1.1	3.1	16.21	75.4	0
19.09.2024 08:20	1031.16	14352.8	211	1.0	2.3	16.80	73.7	0

Метрика для отображения: Press. (hPa)

Рисунок 3.6 – Главное окно программы после обработки данных

После окончания обработки в сформированной таблице появляются значения. Если в данных были пропуски, то в таблице такие значения отмечены как «NaN». В данной таблице предусмотрена функция ручного ввода значений. Эта функция позволяет при необходимости исправить пропуски в данных и изменить значение в любой из ячеек таблицы, если это требуется пользователю.

При закрытии программы, файл log.csv не удаляется с компьютера и поэтому, чтобы не проводить повторные расчеты, в программе предусмотрена функция использования кнопки «Обновить из csv». Нажатие этой кнопки позволяет загрузить данные из ранее сохраненного файла.

3.4 Блок построение графиков

Следующим блоком является блок построения графиков. Он состоит из одной кнопки «Показать график». Фрагмент кода программы, отвечающий за визуализацию метеовеличин в виде графиков показан на рисунке 3.7.

```
-- =====
-- 6. ИНТЕРФЕЙСНЫЕ ФУНКЦИИ И СБОРКА ТАБЛИЦЫ
-- =====

local function update_plot()
    plot.CLEAR = "YES"
    local selected_name = list_charts[list_charts.VALUE]
    local current_set = data_mapping[selected_name]
    if not current_set then return end

    plot.TITLE = selected_name
    plot.AXS_YLABEL = selected_name

    -- Сбрасываем ограничения осей в авторежим перед каждым расчетом
    plot.AXS_YAUTOMIN = "YES"
    plot.AXS_YAUTOMAX = "YES"

    iup.PlotBegin(plot, 1)

    local has_data = false
    local real_min = math.huge
    local real_max = -math.huge
```

Рисунок 3.7 – Часть программы ответственная за создания графиков

Как было сказано выше, в главном окне программы предусмотрена строка «Метрика отображения». Выбирая значения в командной строке, мы задаем параметр, по которому будем строиться график. После выбора метеопараметра для построения графика необходимо нажать на кнопку «Показать график». В результате работы команды «Показать график» появляется кривая изменения значений выбранной метеорологической величины от времени (рис. 3.8). На оси X изображена дата срока измерения, на оси Y – характеристика переменной.

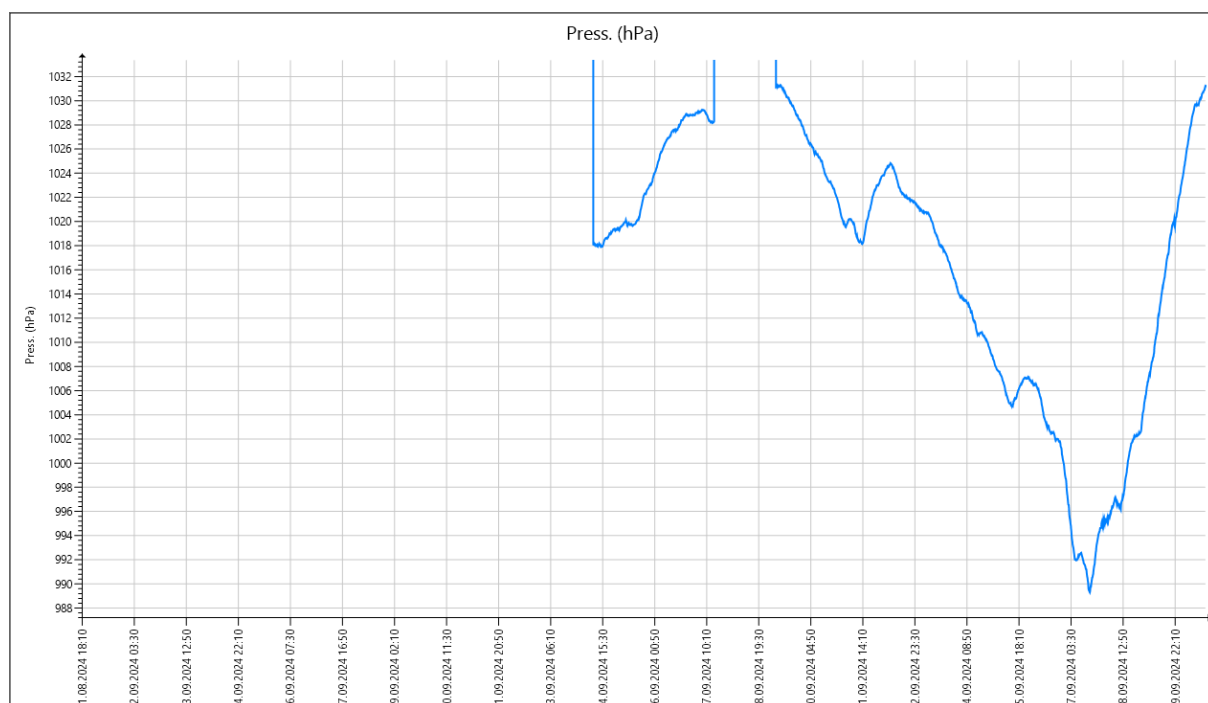


Рисунок 3.8 – График созданный по данным давления за сентябрь 2024 года

Если значений на графике слишком много и тяжело понять в какой срок было получено определенное значение, то можно с помощью мышки навести курсор на интересующее значение и программа откроет всплывающее окно, в котором будет отображено значение метеорологической величины и соответствующей ей сроки измерения.

Для корректных отображений пропусков их значения заменены на значение «99999», при чем это значение не учитывается в масштабе шкалы Y и выходит за область построения графика.

3.5 Блок прогноза

Вкладка «Блок прогноза» содержит две кнопки: «Поиск коэффициентов» и «Произвести прогноз».

Перед тем как произвести прогноз требуется найти коэффициенты. Поиск коэффициентов осуществляется программой автоматически при нажатии кнопки «Поиск коэффициентов» по данным из log.csv. Фрагмент программного кода, ответственного за расчет коэффициентов авторегрессионной модели показан на рисунке 3.9.

```
-- =====  
-- 3. МАТЕМАТИЧЕСКИЙ БЛОК: ПОИСК КОЭФФИЦИЕНТОВ (МНК)  
-- =====  
  
local function calculate_coefficients(TargetArray, param_key, N)  
    local A = {}  
    for i = 1, total_params do  
        A[i] = {}  
        for j = 1, total_params do A[i][j] = (i == j) and lambda or 0 end  
    end  
    local B = {}  
    for i = 1, total_params do B[i] = 0 end  
  
    for t = p + 1, N - offset do  
        local phi = {}  
        phi[1] = 1  
        for j = 1, p do phi[1 + j] = TargetArray[t - j + 1] end  
  
        local base = 1 + p  
        phi[base + 1] = Sd[t + offset]  
        phi[base + 2] = Cd[t + offset]  
        phi[base + 3] = Sy[t + offset]  
        phi[base + 4] = Cy[t + offset]  
  
        local target = TargetArray[t + offset]  
        for i = 1, total_params do  
            for j = 1, total_params do A[i][j] = A[i][j] + phi[i] * phi[j] end  
            B[i] = B[i] + phi[i] * target  
        end  
    end  
    results[param_key] = solve_linear_system(A, B)  
end
```

Рисунок 3.9 – Часть программы, ответственная за расчет коэффициентов авторегрессионной модели

В файле log.csv требуется чтобы не было пропусков, если они будут найдены программа уведомит пользователя об этом. В таком случае не будут рассчитаны коэффициенты для прогноза.

Еще одним обязательным условием является требование чтобы количество сроков в файле было 6000 или больше. Программа так же уведомит о недостаточном количестве сроков.

Далее выбираются параметры, по которым будут рассчитываться коэффициенты. Затем программа методом наименьших квадратов по заданным алгоритмам совершает поиск коэффициентов (рис. 3.10). Это может занять определенное количество времени, так что программа уведомит на каком шаге она находится в данный момент.

```
-- функция решения системы Ax = B (Метод Гаусса)
local function solve_linear_system(A, B)
    local n = #B
    for i = 1, n do
        local max, row = math.abs(A[i][i]), i
        for k = i + 1, n do
            if math.abs(A[k][i]) > max then max, row = math.abs(A[k][i]), k end
        end
        A[i], A[row] = A[row], A[i]
        B[i], B[row] = B[row], B[i]
        for k = i + 1, n do
            local c = -A[k][i] / A[i][i]
            for j = i + 1, n do A[k][j] = A[k][j] + c * (A[i][j] or 0) end
            B[k] = B[k] + c * B[i]
        end
    end
    local x = {}
    for i = n, 1, -1 do
        local sum = 0
        for j = i + 1, n do sum = sum + A[i][j] * x[j] end
        x[i] = (B[i] - sum) / A[i][i]
    end
    return x
end
```

Рисунок 3.10 – Код программы ответственный за Метод Гаусса

После успешного расчёта коэффициентов создается файл koeff.csv, в который записываются найденные значения коэффициентов.

Далее можно приступать к прогнозу. После нажатия на кнопку «Произвести прогноз», программа по коэффициентам и значениям контрольной выборки за 32 часа производит текущий прогноз с заблаговременностью 1 час (рис. 3.11).

```
-- =====
-- 4. ПРОГНОЗ
-- =====

local function do_prognoz(prognoz, har, current_koef, dlina)
    for k = 1, dlina do prognoz[k] = nil end

    for i = p + 1, dlina - offset do
        -- 1. Константа c (находится в индексе 1)
        local val = tonumber(current_koef[1]) or 0

        -- 2. Гармоники для целевого момента времени (i + offset)
        local base = 1 + p
        val = val + (tonumber(Sd[i + offset]) or 0) * (tonumber(current_koef[base + 1]) or 0)
        val = val + (tonumber(Cd[i + offset]) or 0) * (tonumber(current_koef[base + 2]) or 0)
        val = val + (tonumber(Sy[i + offset]) or 0) * (tonumber(current_koef[base + 3]) or 0)
        val = val + (tonumber(Cy[i + offset]) or 0) * (tonumber(current_koef[base + 4]) or 0)

        -- 3. Автоперрессия: phi_1 * Y(i) + phi_2 * Y(i-1) ...
        for j = 1, p do
            local y_prev = tonumber(har[i - j]) or 0
            local k_phi = tonumber(current_koef[1 + j]) or 0
            val = val + k_phi * y_prev
        end

        prognoz[i + offset] = val
    end
end
```

Рисунок 3.11 – Часть программы ответственная за расчет прогноза

4. Анализ успешности прогноза, созданного программой

4.1 Критерии успешности прогноза

Что бы понять насколько прогноз, подготовленный программой, является точным нужно сначала понять какую допустимую ошибку прогноза можно совершить. Если учитывать критерии допустимости прогноза от «Международной организации гражданской авиации», то они будут следующими (табл. 4.1).[5]

Таблица 4.1

Характеристики оправдываемости прогноза по разным
метеорологическим величинам

Метеопараметр	Допустимая ошибка	Процент оправдываемости прогноза
Давление	± 1 гПа	Больше 90%
Температура	± 1 градус	Больше 90%
Скорость ветра	$\pm 2,5$ м/с	Больше 90%
Дальность видимости	При значениях от 800м до 10000м $\pm 30\%$ от фактического значения, при значения < 800 м ± 200 м	Больше 90%
Влажность	$\pm 10\%$	Больше 90%

4.2 Анализ результатов прогноза температуры

Чтобы считать прогноз пригодным к использованию, требуется чтобы количество ошибок (между прогнозными значениями температуры и контрольным рядом) находящимися в пределе ± 1 градус, составляло не менее 90%. Рассмотрим несколько вариантов выработанных программой прогнозов температуры: на 1, 2 и 4 часа.

В начале проанализируем прогнозные данные на 1 час вперед (рис. 4.1).

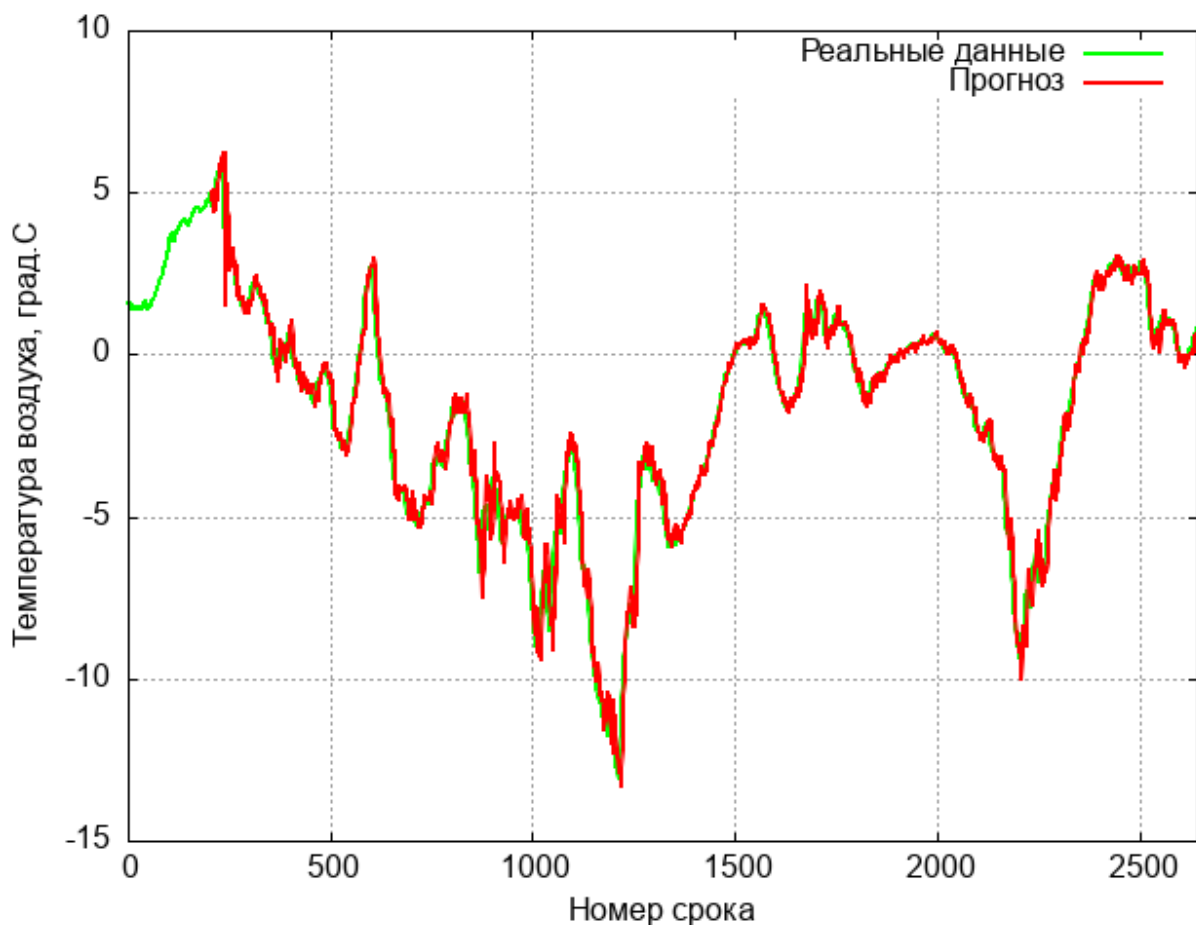


Рисунок 4.1 – График реальных данных и прогноза за 1 час по температуре

По совместному графику данных прогноза и реальных данных видно, что совпадение кривых очень велико. И, действительно, для на 1 час оправдываемость прогноза по температуре составила 92,5%. Средняя ошибка составляет 0,34 градуса (рис. 4.2). Наибольшие ошибки чаще появляются в местах, где резко изменяется тенденция: или температура резко перестает убывать и начинает возрастать, или температура возрастает и начинает резко убывать. При чем, чем быстрее температура меняет свой ход, тем больше будет величина ошибки. Это хорошо видно на примере сроков, где ошибка прогноза составила 3 градуса. Несмотря на это прогноз имеет достаточную оправдываемость для использования.

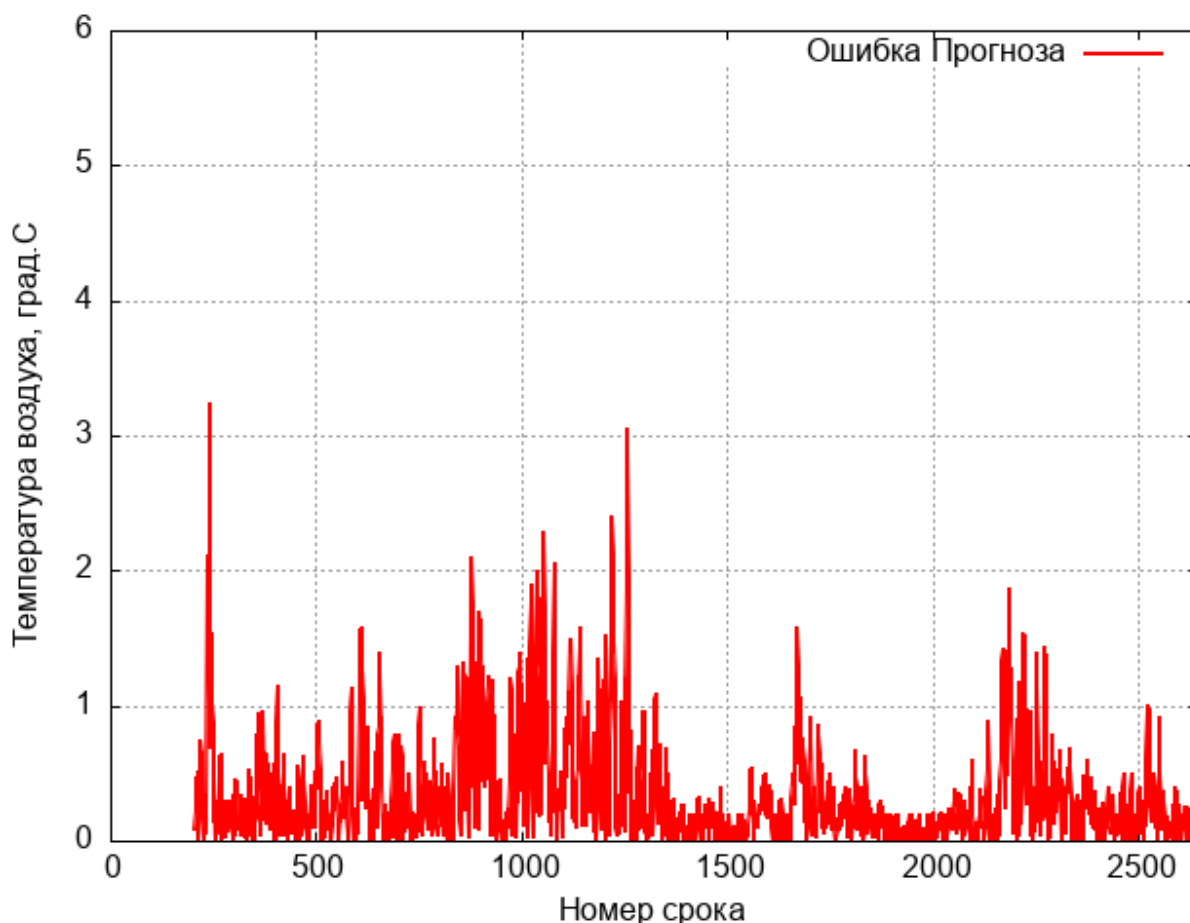


Рисунок 4.2 – График ошибок прогноза по температуре на 1 час

Теперь проведем анализ получившихся данных на 2 часа вперед (рис. 4.3). Хорошо видно, что разница между реальными данными и прогнозом значительно увеличилась.

Для прогноза на 2 часа оправдываемость составила 80,6%. Средняя ошибка составляет 0,63 градуса (рис. 4.4). Анализируя данные прогноза можно сказать, что модель не успевает реагировать на смену тенденции в ходе температуре, т.е наблюдается некоторое запаздывание. В таких случаях если реальные данные меняют тенденцию хода, то в прогнозе на 1-2 срока видно, сохранение тенденции и только после еще нескольких сроков (1-2) модель реагирует на изменения и тоже начинает менять тенденцию. Так как оправдываемость прогноза на 2 часа оказалась меньше 90%, то такой прогноз нельзя использовать.

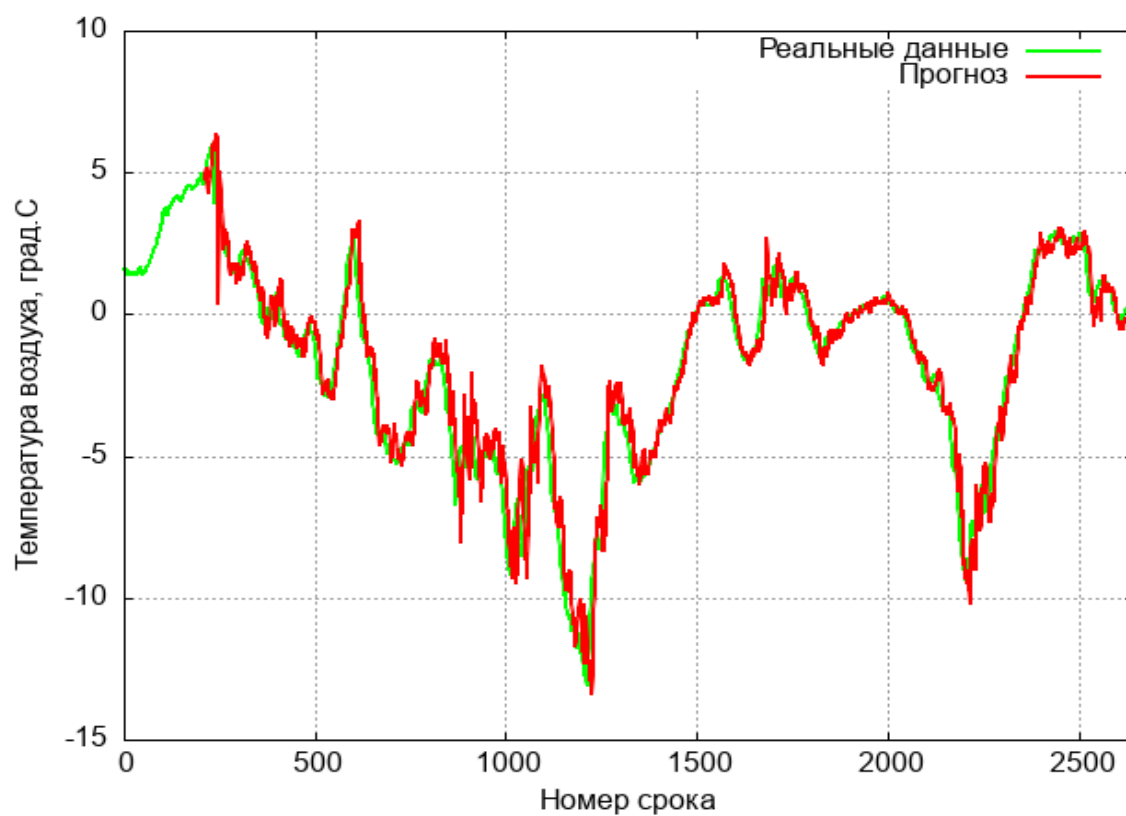


Рисунок 4.3 – График реальных данных и прогноза на 2 часа по температуре

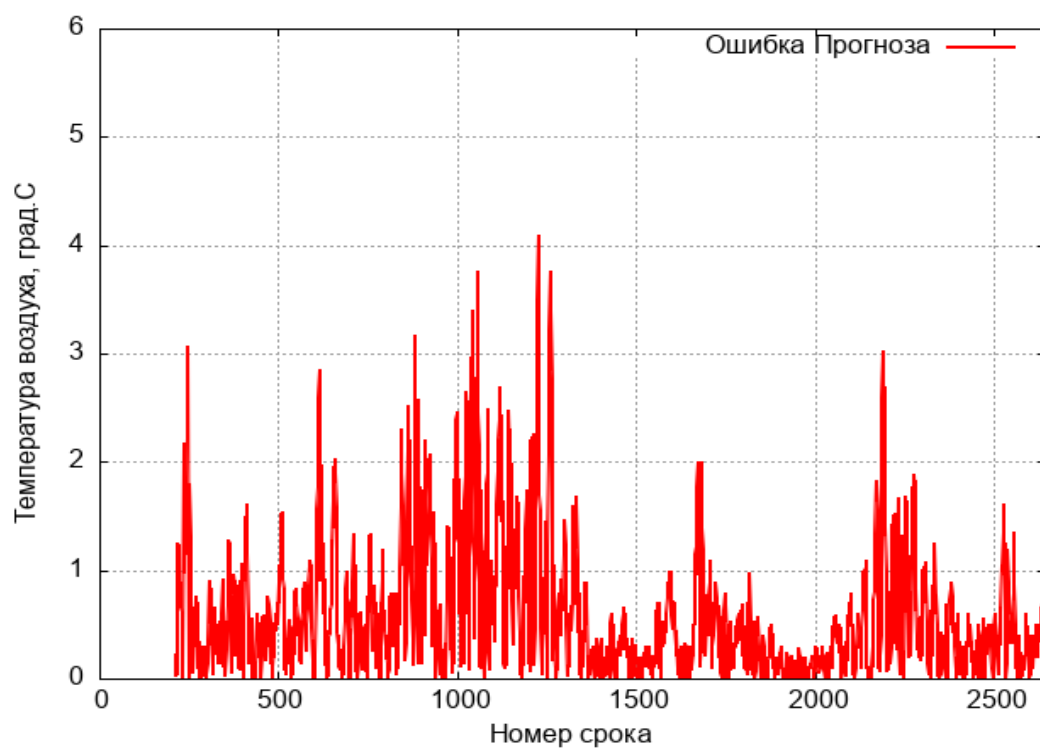


Рисунок 4.4 – График ошибок прогноза по температуре на 2 часа

Теперь проведем анализ получившихся данных прогноза на 4 часа (рис. 4.5). Запаздывание модельных данных за реальными стало еще заметнее.

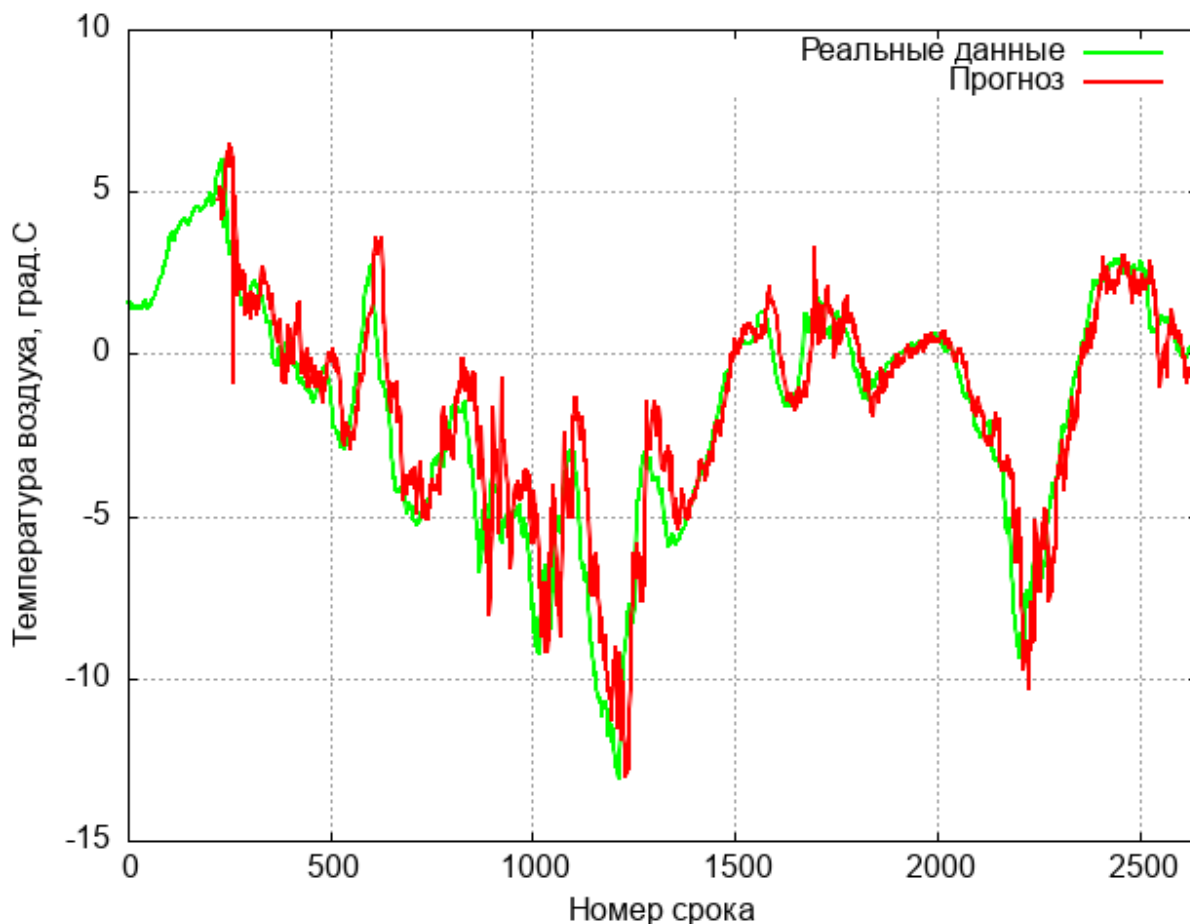


Рисунок 4.5 – График реальных данных и прогноза за 4 часа по температуре

Для прогноза температуры воздуха на 4 часа оправдываемость составила всего 60,8%. Средняя ошибка заметно возрасла и теперь составляет 1,06 градуса (рис. 4.6).

Рассматривая график ошибок прогноза можно увидеть, что он не выражен в прямую линию, а имеет постоянные колебания на всем протяжении. Особенно они значительны во время смены тенденции. Так же нужно отметить, что завышение модельных данных идет в большую сторону в 56%,

что означает относительно равномерный разброс в прогнозе. Такой прогноз тоже нельзя использовать, так как оправдываемость намного хуже, чем 90%.

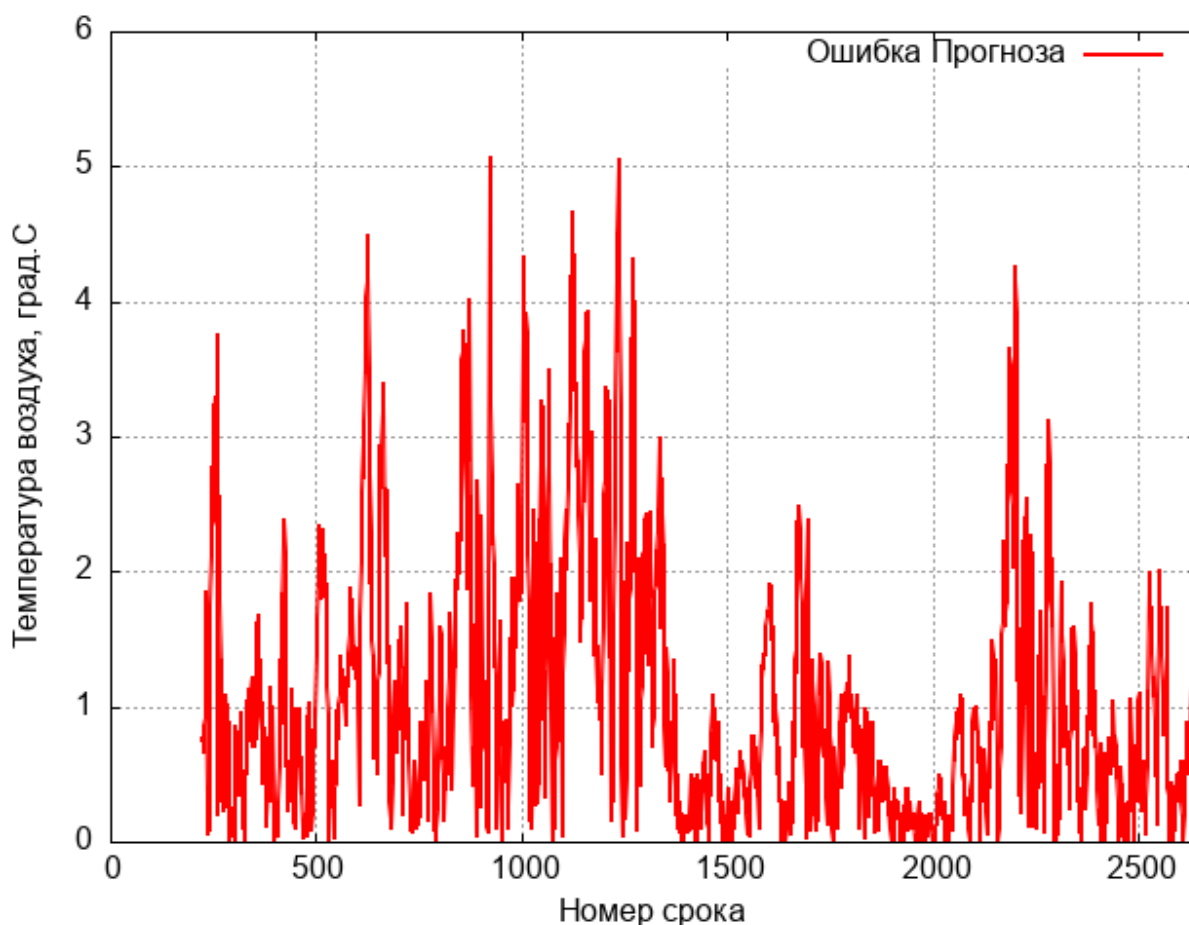


Рисунок 4.6 – График ошибок прогноза по температуре на 4 часа

В итоге анализируя данные прогноза смоделированные программой по температуре воздуха на 1, 2 и 4 часа можно сказать следующее:

- прогноз на 1 час является оправдываемым, несмотря на то, что на 250 сроке идет резкое изменение тенденции температуры, связанное с прохождением фронта, что способствовало появлению ошибок;
- прогнозы на 2 и 4 часа использовать нельзя из-за запаздывания модельных значений. И, хотя, время запаздывания относительно не велики и составляет 10-20 (для прогноза на 2 часа) и до 40 минут

(для прогноза на 4 часа), это приводит к значительному увеличению средней ошибки прогноза и, как следствие, к уменьшению оправдываемости.

4.3 Анализ результатов прогноза влажности

Что бы считать прогноз пригодным к использованию требуется что бы количество ошибок по влажности находящихся в пределе ± 10 процентов составляло не менее 90% (табл. 4.1).

Рассмотрим прогнозы влажности на 1, 2 и 4 часа, полученные программой.

Сравнение модельных (на 1 час) данных с реальными показано на рисунке 4.7.

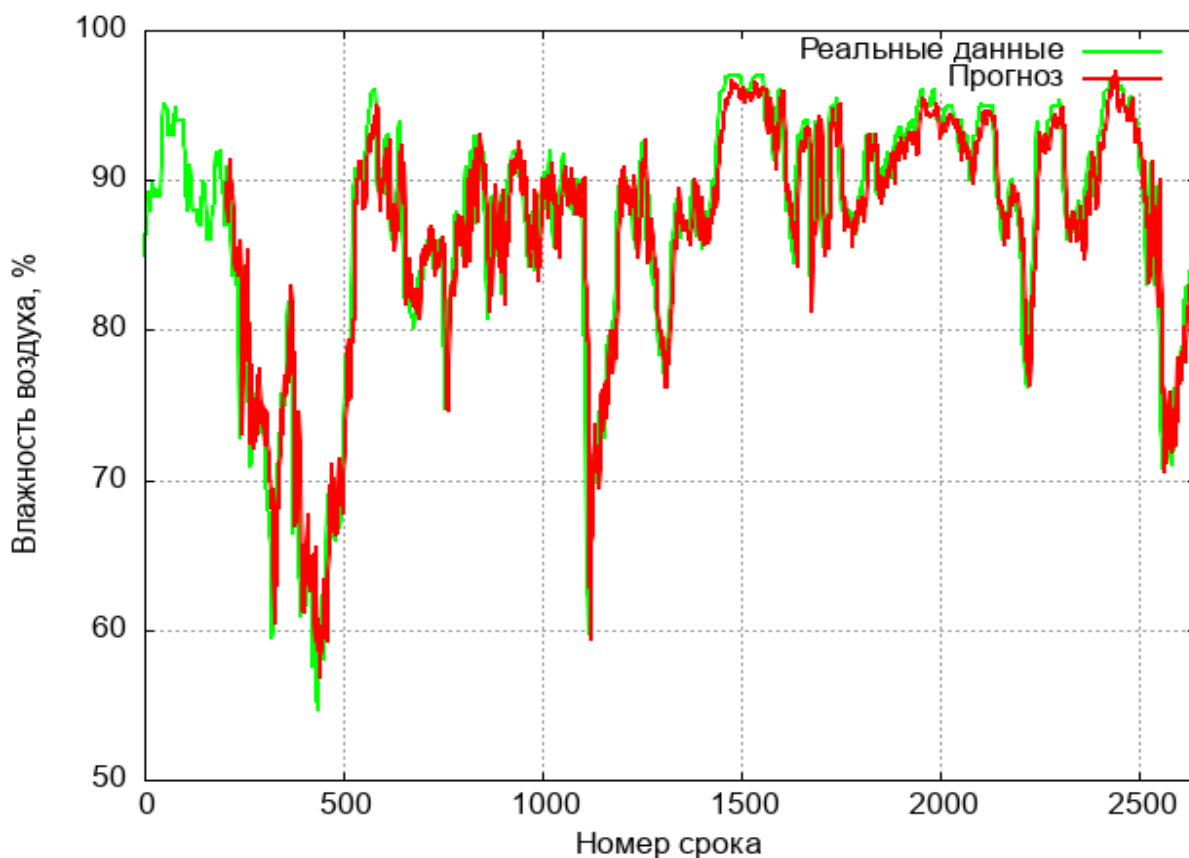


Рисунок 4.7 – График реальных данных и прогноза за 1 час по влажности

Видно, что модельный ряд несколько завышает значения при низкой влажности и занижает при высокой. Тем не менее, прогноз по влажности на 1 час имеет высокую оправдываемость 98,7%. Средняя ошибка модели составила 1,99 %. (рис. 4.8). Основные ошибки, которые присутствуют в прогнозе находятся в местах резкого изменения влажности. Так, например, на сроке 1110 за 20 минут влажность падает на 15%, такое резкое изменение статистическая модель, к сожалению, не может спрогнозировать.

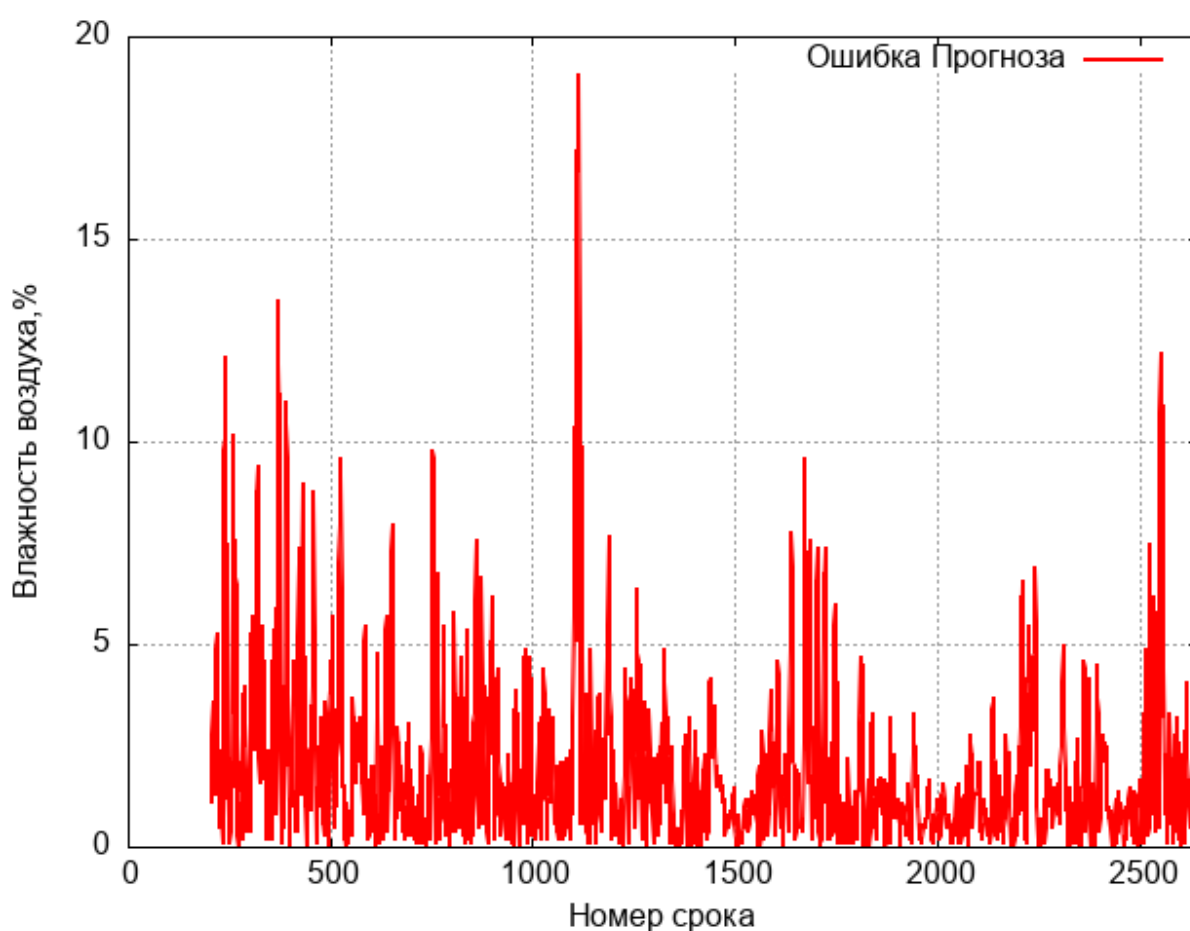


Рисунок 4.8 – График ошибок прогноза по влажности на 1 час

Результаты модели прогноза на 2 часа выглядят несколько хуже (рис. 4.9). Видно, что при низких и высоких значениях влажности разница между модельными и реальными данными возрастает.

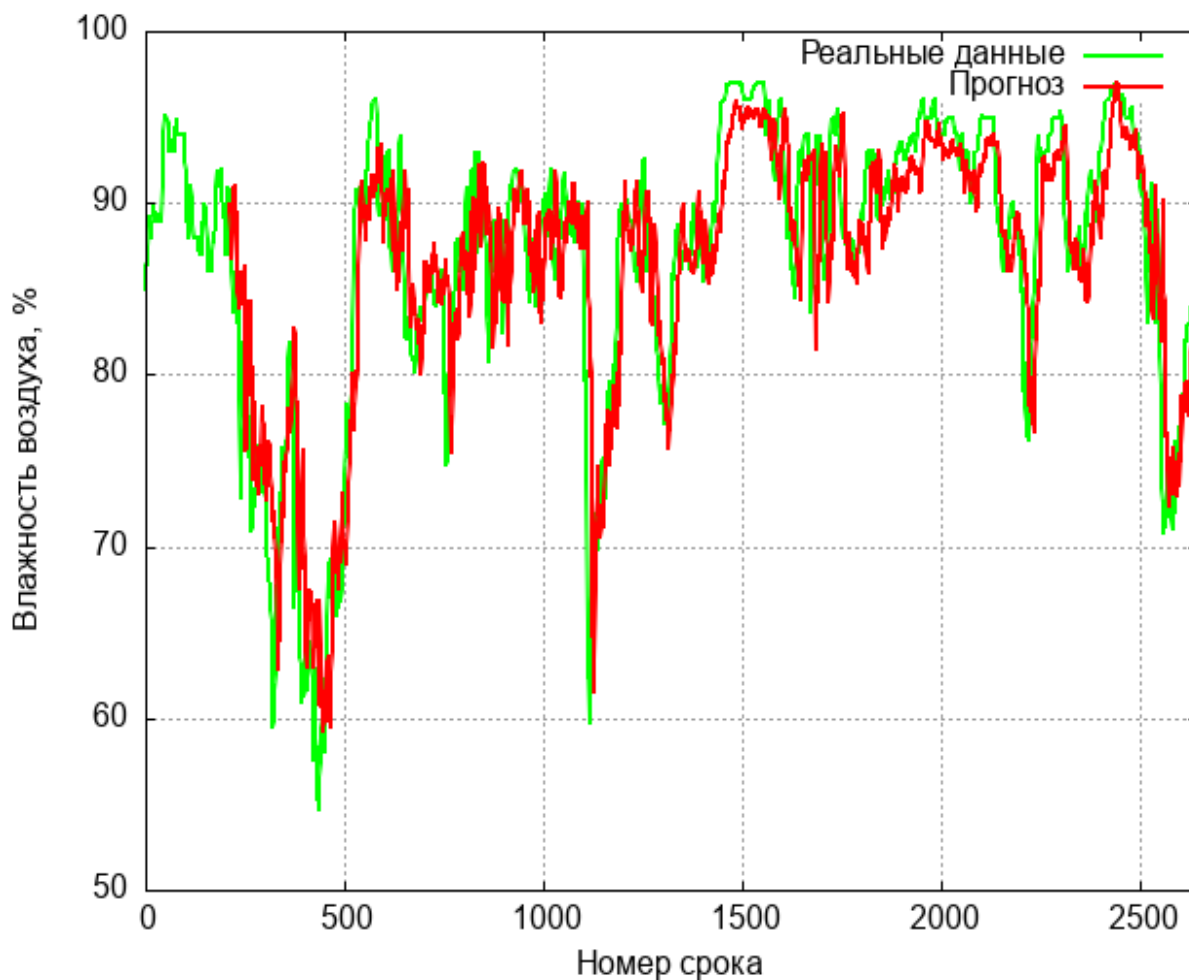


Рисунок 4.9 – График реальных данных и прогноза на 2 часа по влажности

Несмотря на визуальные отличия, количественная оценка изменилась незначительно. Для прогноза влажности на 2 часа оправдываемость составила 97,2%, а средняя ошибка – 3,01 % (рис. 4.10). По сравнению с прогнозом на 1 час количество ошибок не сильно изменилось, но в моменты резкого изменения влажности ошибка значительно увеличилась. Например, по сравнению с прогнозом на 1 час, на 1110 сроке ошибка модельных данных увеличилась более чем на 5 %.

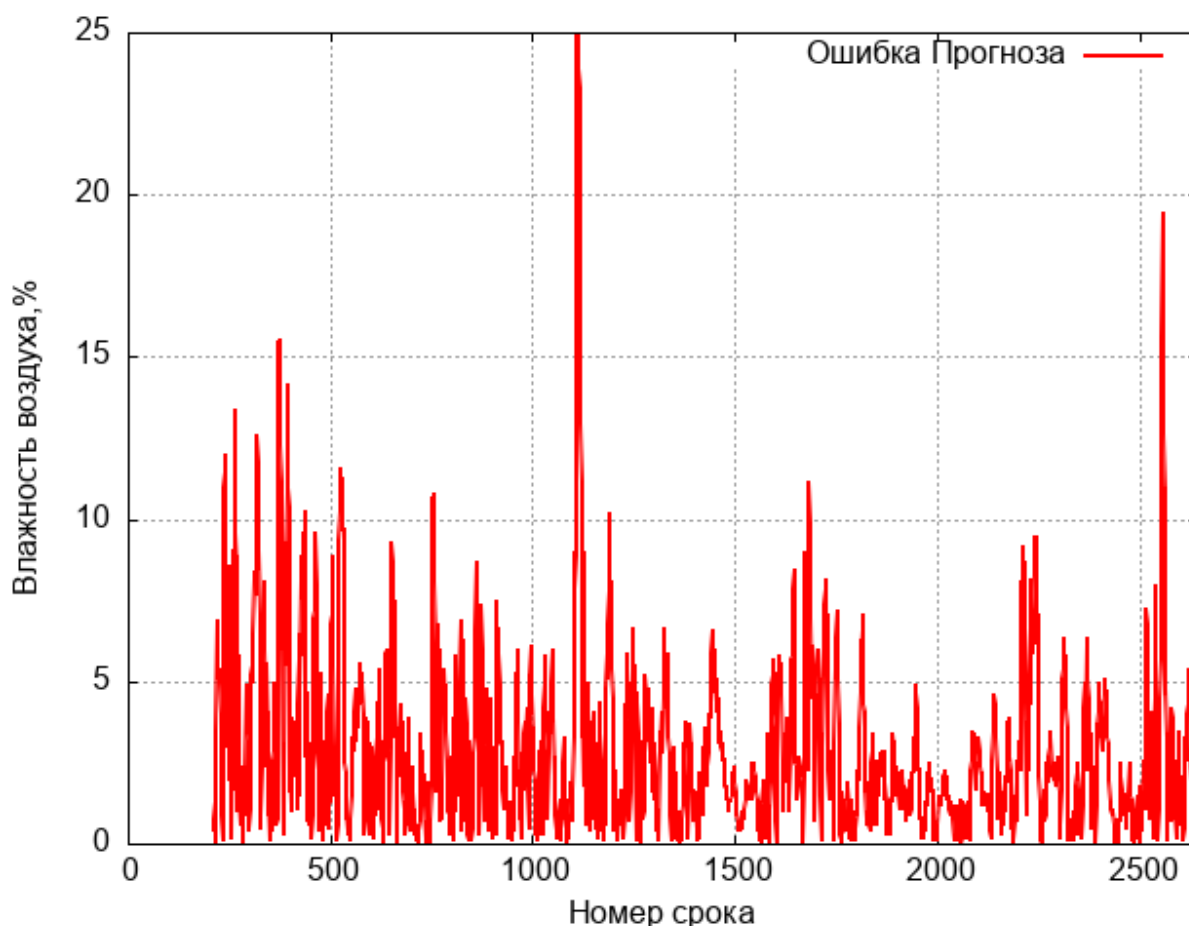


Рисунок 4.10 – График ошибок прогноза по влажности на 2 часа

Результаты модели прогноза на 4 часа имеют еще большие расхождения (рис. 4.11). Снова при низких и высоких значениях влажности разница между модельными и реальными данными значительно возрасла. К тому же визуально проявилось запаздывание модели относительно реальных значений временного ряда.

Для прогноза влажности на 4 часа оправдываемость составила 93,5%. Средняя ошибка составляет 4,16 % влажности (рис. 4.12). Несмотря на срок прогноза в 4 часа большая часть спрогнозированных измерений были в доверительном интервале.

Как итог, стоит отметить, что модель плохо прогнозирует резкое изменение метеопараметра, поэтому ошибки в местах резких флуктуаций влажности могут составлять от 8 до 27% влажности.

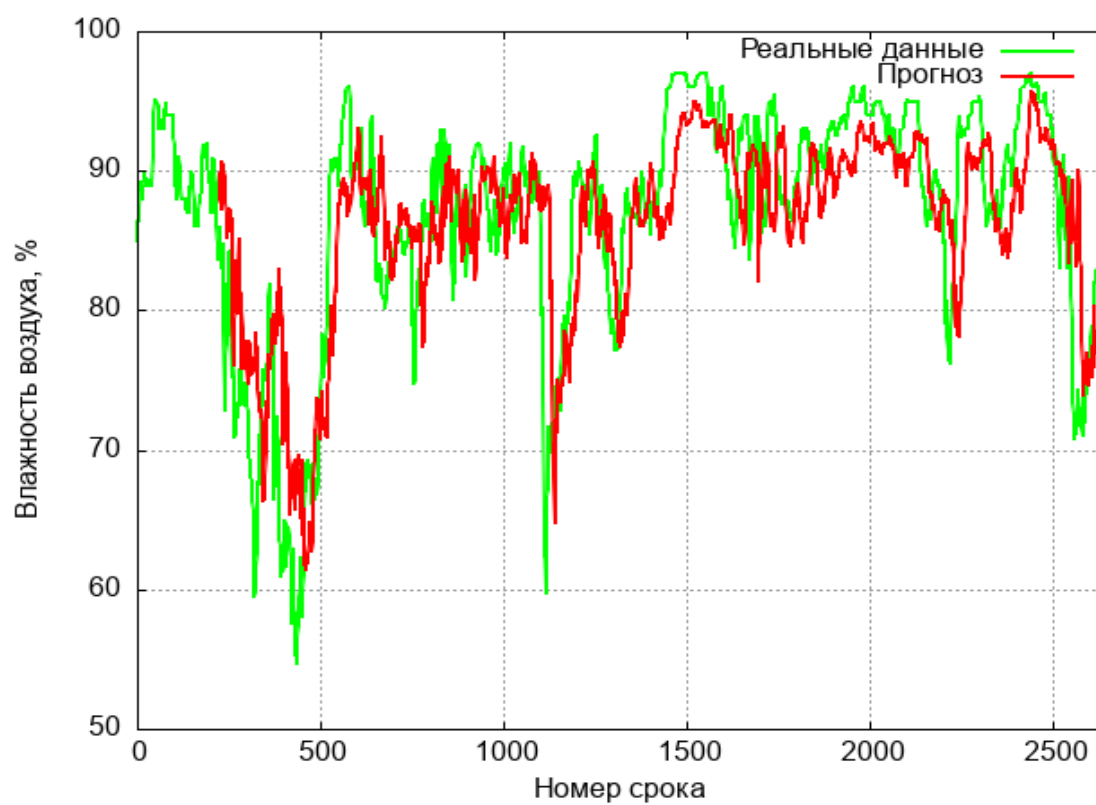


Рисунок 4.11 – График реальных данных и прогноза за 4 часа по влажности

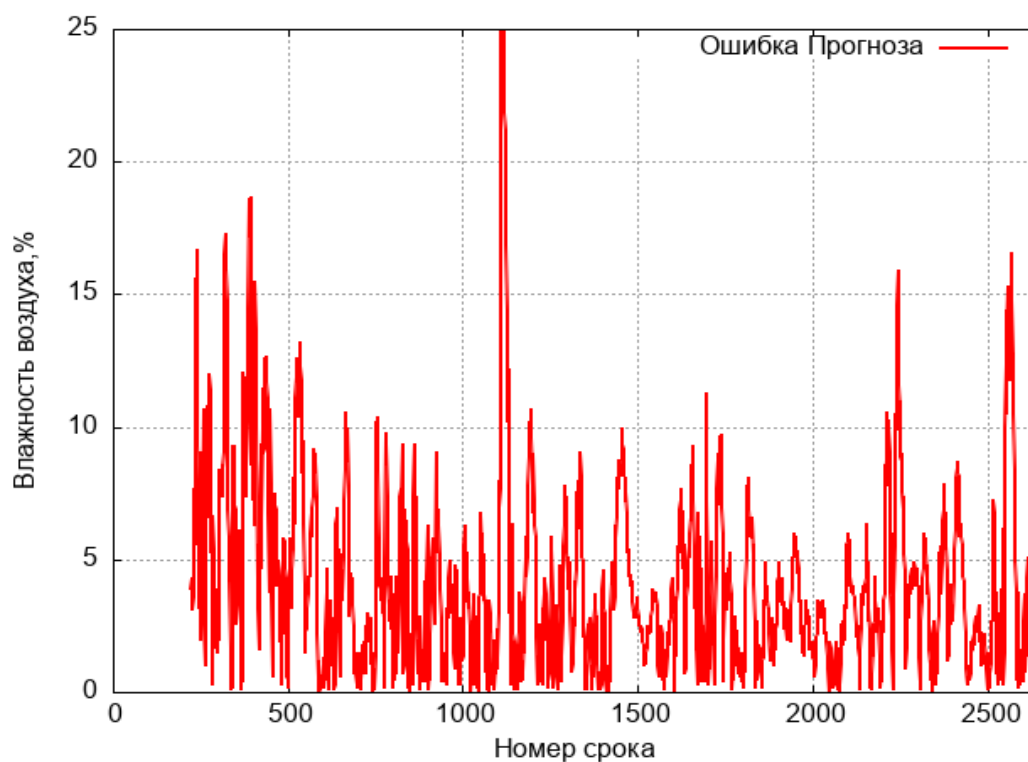


Рисунок 4.12 – График ошибок прогноза по влажности за 4 часа

Подводя итог программного моделирования влажности на 1, 2 и 4 часа отметим, что все прогнозы по критериям оправдываемости можно использовать. Однако надо заметить, что для срока в 4 часа ошибка может быть в некоторых случаях слишком большой, что является нежелательным фактором в выборе времени для прогноза.

4.4 Анализ результатов прогноза давления

Как следует из критериев оценки прогнозной информации (табл. 4.1), чтобы считать прогноз пригодным к использованию требуется, чтобы количество ошибок по давлению находящимся в пределе ± 1 гПа составляло не менее 90%. Рассмотрим программные прогнозы давления на 1, 2 и 4 часа.

Анализируя прогноз на 1 час (рис. 4.13), отметим полное совпадение модельных данных с реальными.

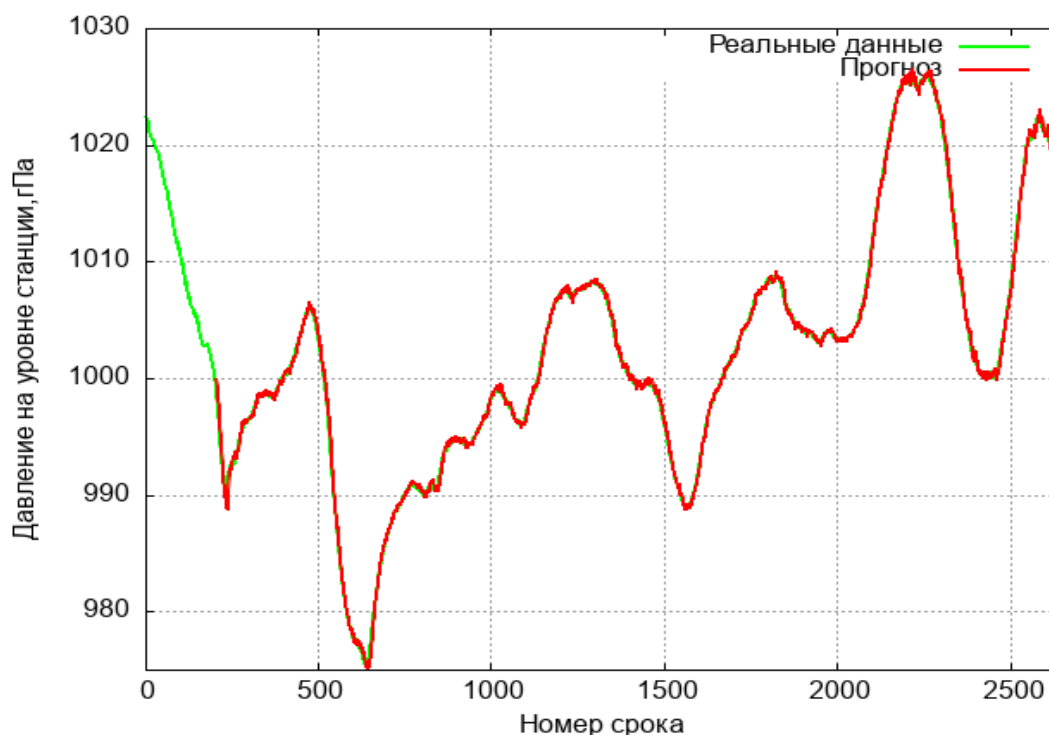


Рисунок 4.13 – График реальных данных и прогноза за 1 час по давлению

Прогноз по давлению на 1 час имеет оправдываемость 97,5%. Средняя ошибка составляет 0,29 гПа. Основные ошибки, которые присутствуют в прогнозе находятся в местах резкого изменения давления (рис. 4.14). Так например в сроке 253 происходит резкое поднятие давление на 1 гПа за 10 минут, это связано с прохождением фронта.

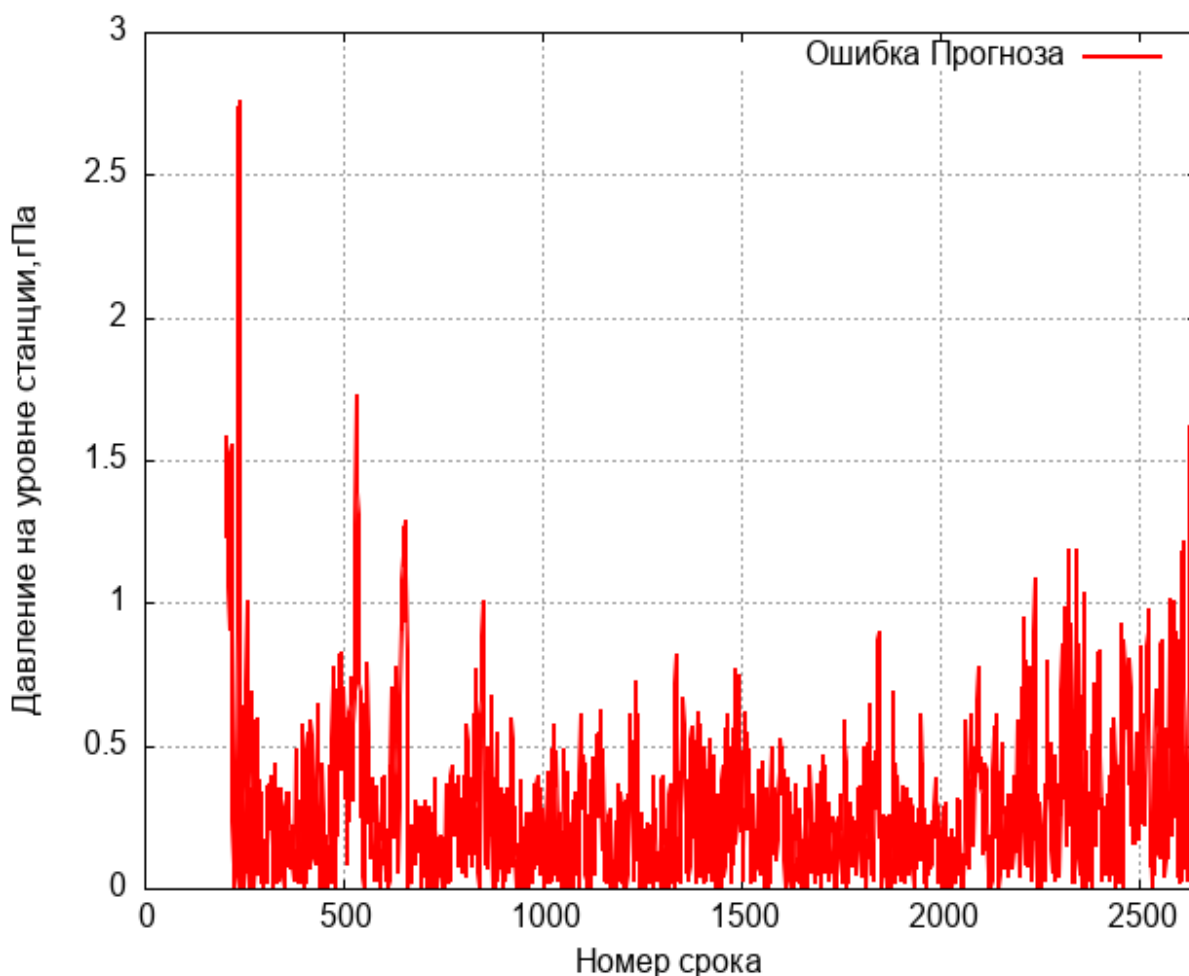


Рисунок 4.14 – График ошибок прогноза по давлению за 1 час

Сравнение модельных данных по давлению (прогноз на 2 часа) с реальными так же демонстрирует практически полное совпадение, и только в некоторые сроки заметны небольшие отличия (рис. 4.15).

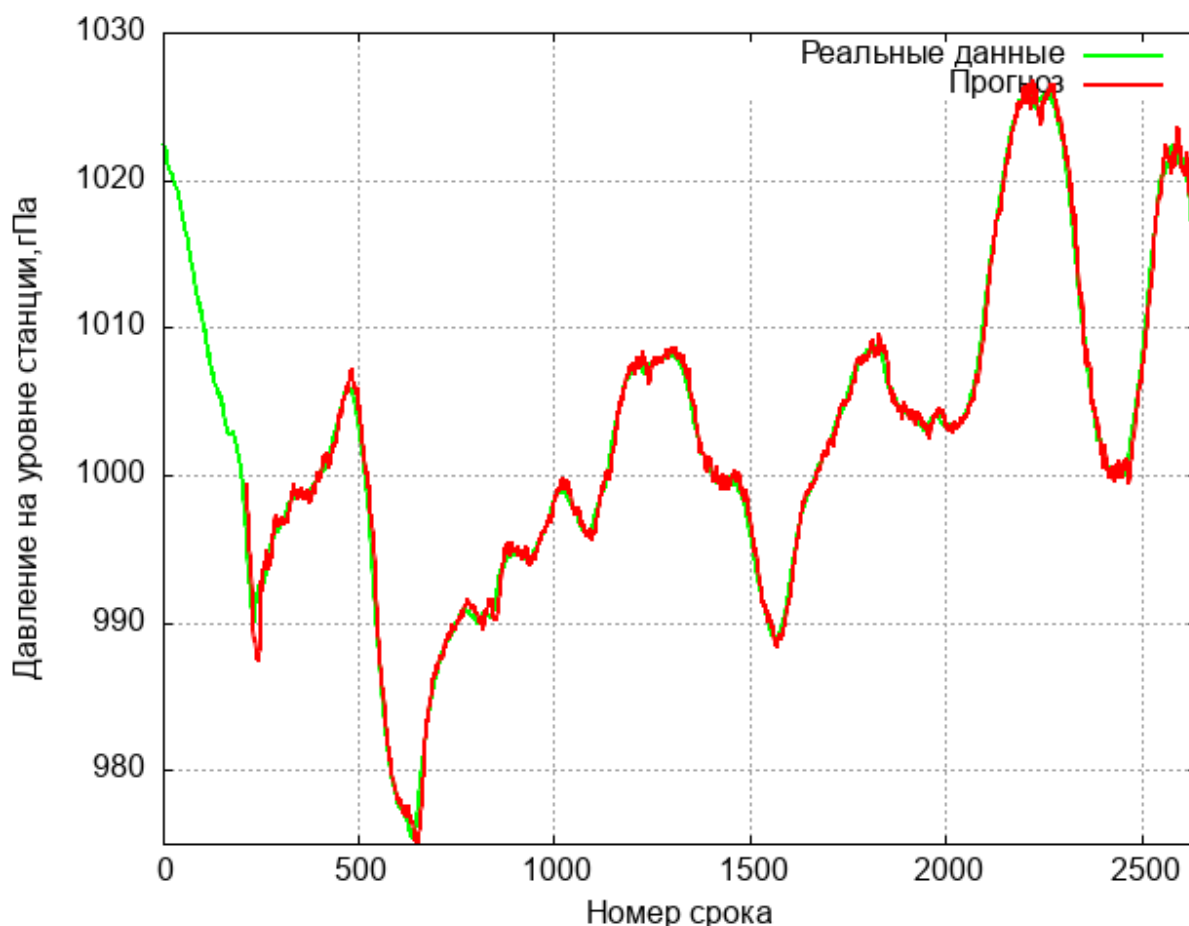


Рисунок 4.15 – График реальных данных и прогноза за 2 часа по давлению

Несмотря на это для прогноза атмосферного давления на 2 часа оправдываемость составила 84,1%, что на 13% ниже оправдываемости прогноза на 1 час. Средняя ошибка модели составляет 0,58 гПа. По сравнению с прогнозом на 1 час в прогнозе на 2 часа видно как количество ошибок выросло (рис. 4.16). Значений ошибок превышающих 1 гПа стало в 1,5 раза больше. Можно сделать вывод, что значения ошибок не устойчивы и постоянно меняются относительно последних фактических значений. Так же отметим, что ошибка в начале модельного ряда выросла с 2,75 гПа (прогноз на 1 час) до 4,9 гПа (прогноз на 2 часа). Ошибка в конце модельного ряда возрасла на 1 гПа относительно того же срока при прогнозе на 1 час.

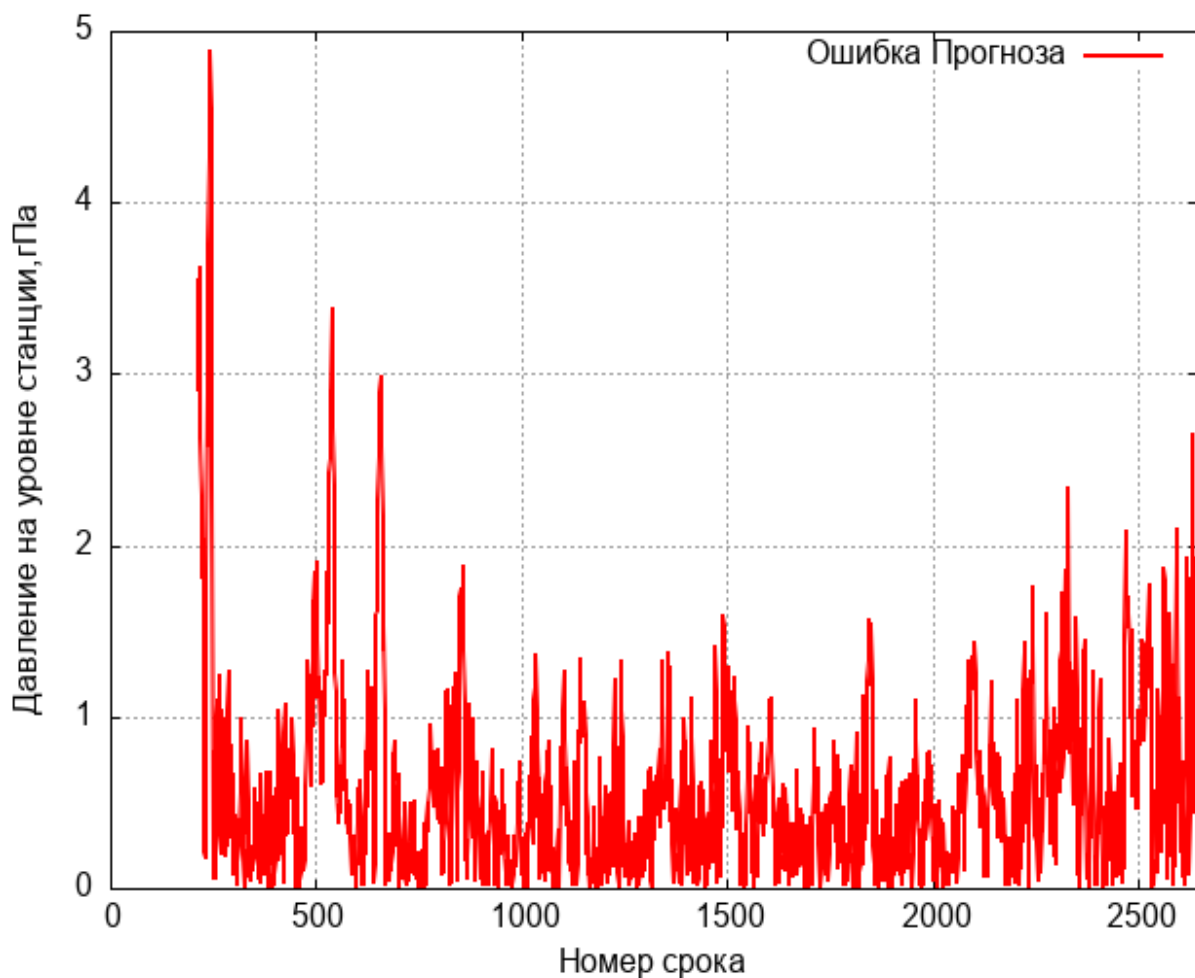


Рисунок 4.16 – График ошибок прогноза по давлению на 2 часа

При сравнении модельных данных прогноза на 4 часа (рис. 4.17) визуально прослеживается запаздывание модели, правда время запаздывания невелико.

Для прогноза давления за 4 часа оправдываемость оказалась достаточно низкой и составила всего 58,9%. Средняя ошибка превысила 1 гПа (1,07 гПа). Значения прогноза не устойчивы, что может говорить о сильном влиянии последних значений фактических данных в прогнозе, от его небольших флуктуаций. Каждое модельное значение резко изменяется от срока к сроку (рис. 4.18). В начале модельных данных ошибка прогноза достигла 8 гПа, что на 5 гПа больше относительно прогноза на 1 час.

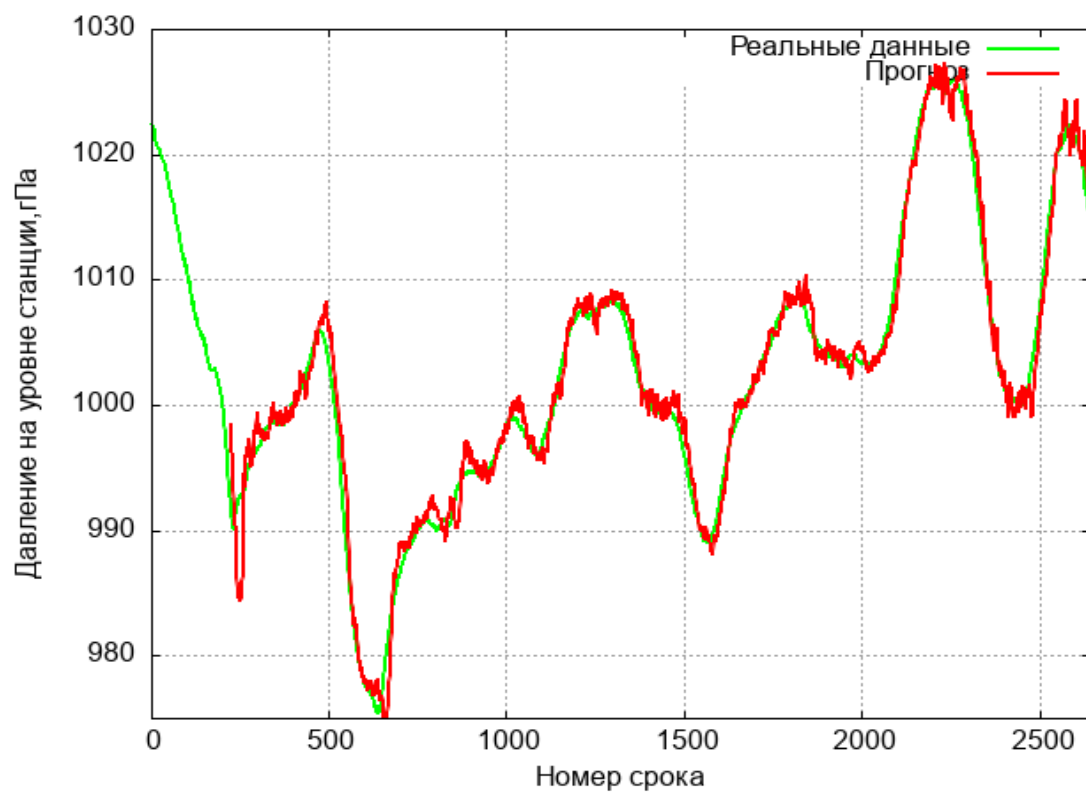


Рисунок 4.17 – График реальных данных и прогноза на 4 часа по давлению

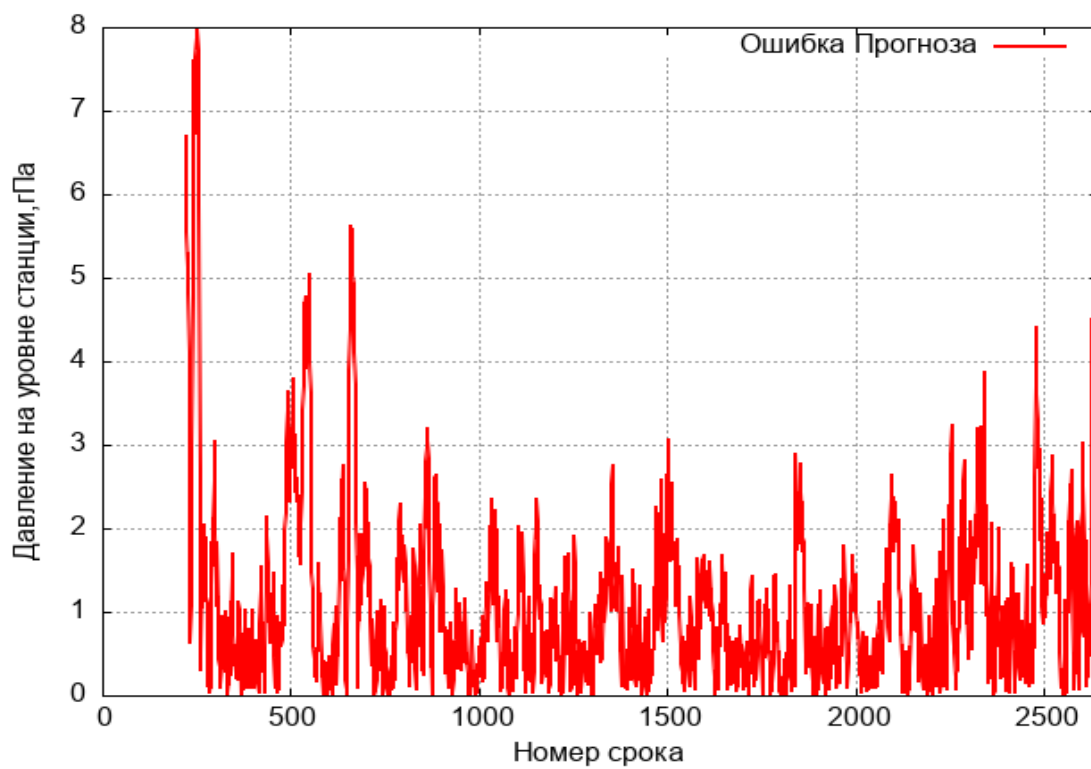


Рисунок 4.18 – График ошибок прогноза по давлению на 4 часа

В целом, анализируя прогнозы давления на 1, 2 и 4 часа, можно сказать что только прогноз на 1 час имеет достаточную достоверность и хорошую оправдываемость. Остальные прогнозы (на 2 и на 4 часа) не могут использовать из-за малой достоверности и низкой оправдываемости.

4.5 Анализ результатов прогноза скорости ветра

Согласно данным таблицы 4.1, что бы считать прогноз пригодным к использованию требуется чтобы количество ошибок по скорости ветра находящихся в пределе $\pm 2,5$ м/с составляло не менее 90%. Рассмотрим данные модели по скорости ветра на 1, 2 и 4 часа.

Результаты моделирования на 1 час показаны на рисунке 4.19.

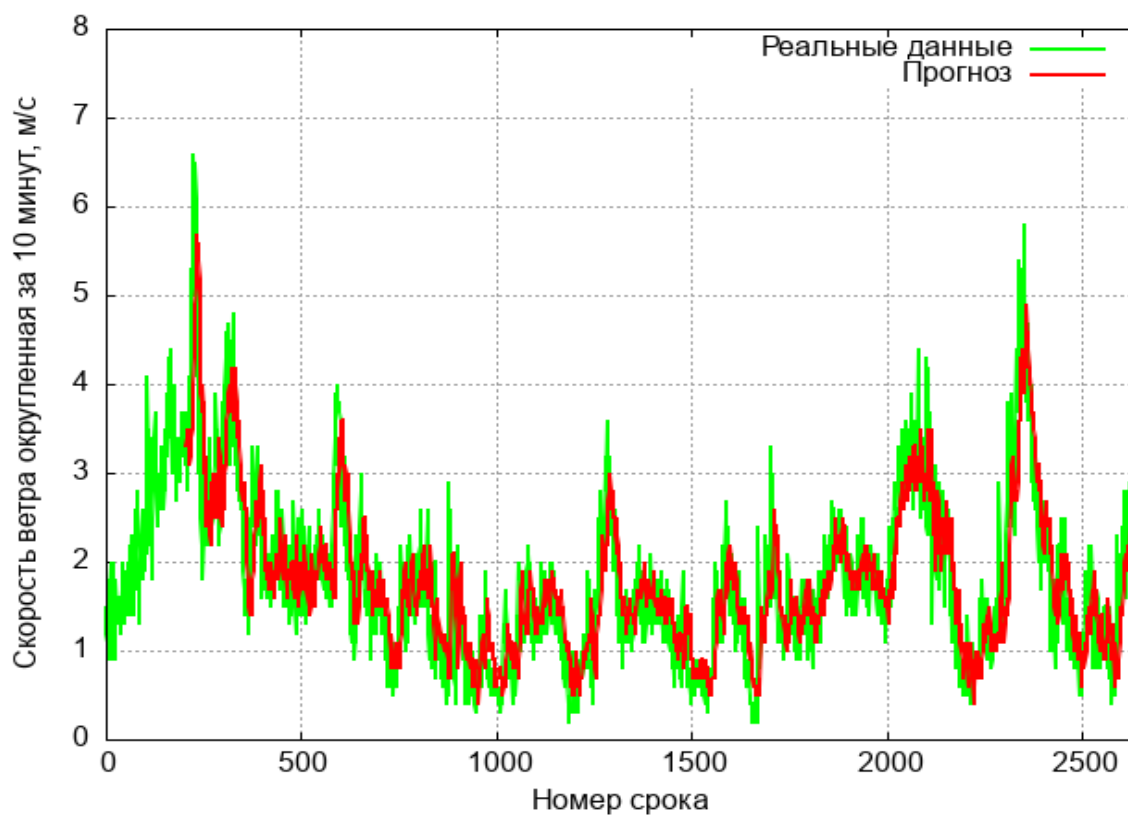


Рисунок 4.19 – График реальных данных и прогноза на 1 час по скорости ветра

Анализируя график (рис. 4.19) необходимо отметить, что модель дает усредненные данные, не «замечая» максимальных и минимальных значений. Так же хорошо заметно, что ошибка при моделировании высоких скоростей значительно выше, чем при низких значениях скорости ветра.

Тем не менее, прогноз по скорости ветра на 1 час имеет высокую оправдываемость – 99,7%. Средняя ошибка составила 0,4 м/с (рис. 4.20). Основные ошибки данного прогноза находятся в местах резкого повышения скорости ветра и всегда в таких местах прогнозируют значения меньше фактических.

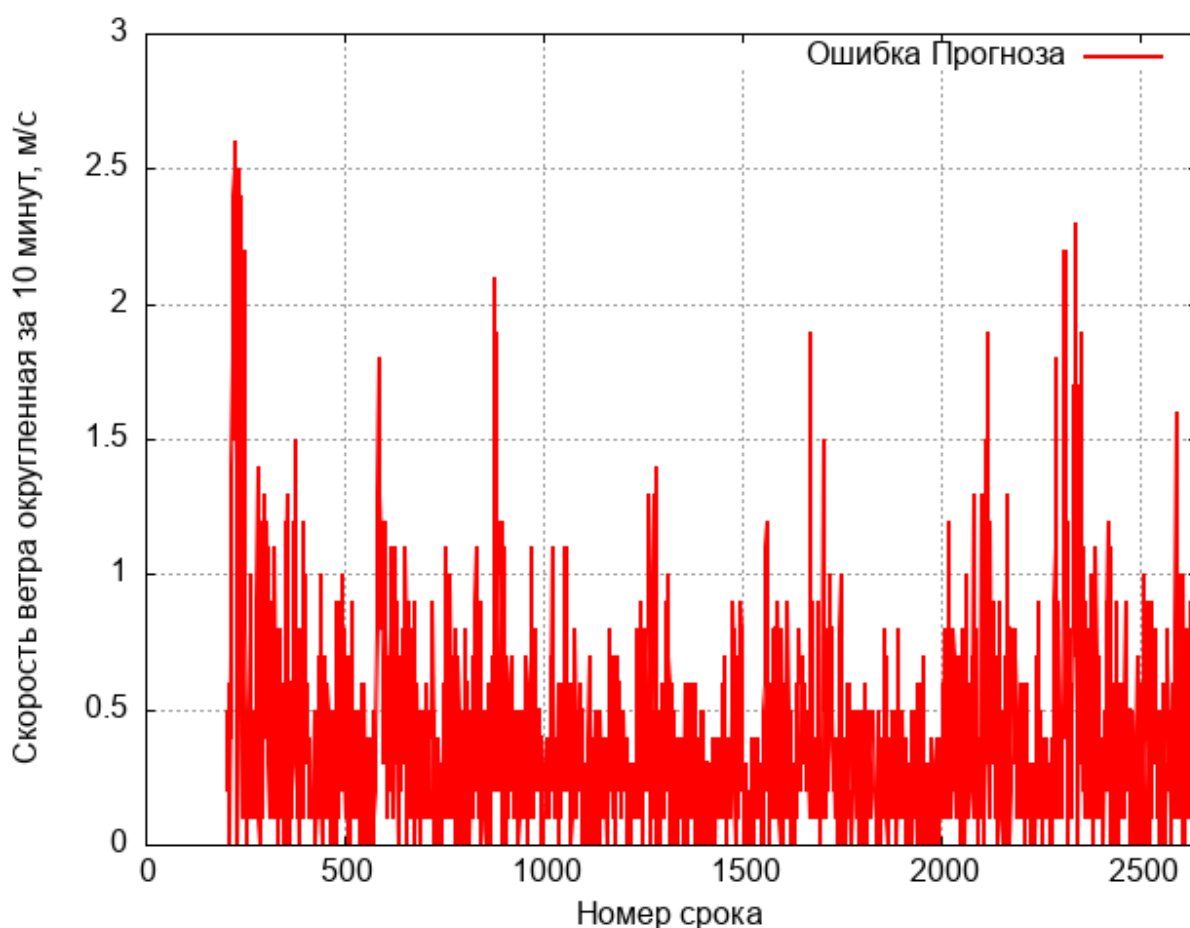


Рисунок 4.20 – График ошибок прогноза по скорости ветра на 1 час

Анализируя результаты моделирования скорости ветра на 2 часа (рис. 4.21) отметим, что модель не только дает усредненные данные (как и при прогнозе на 1 час), так и начинает запаздывать за реальными значениями.

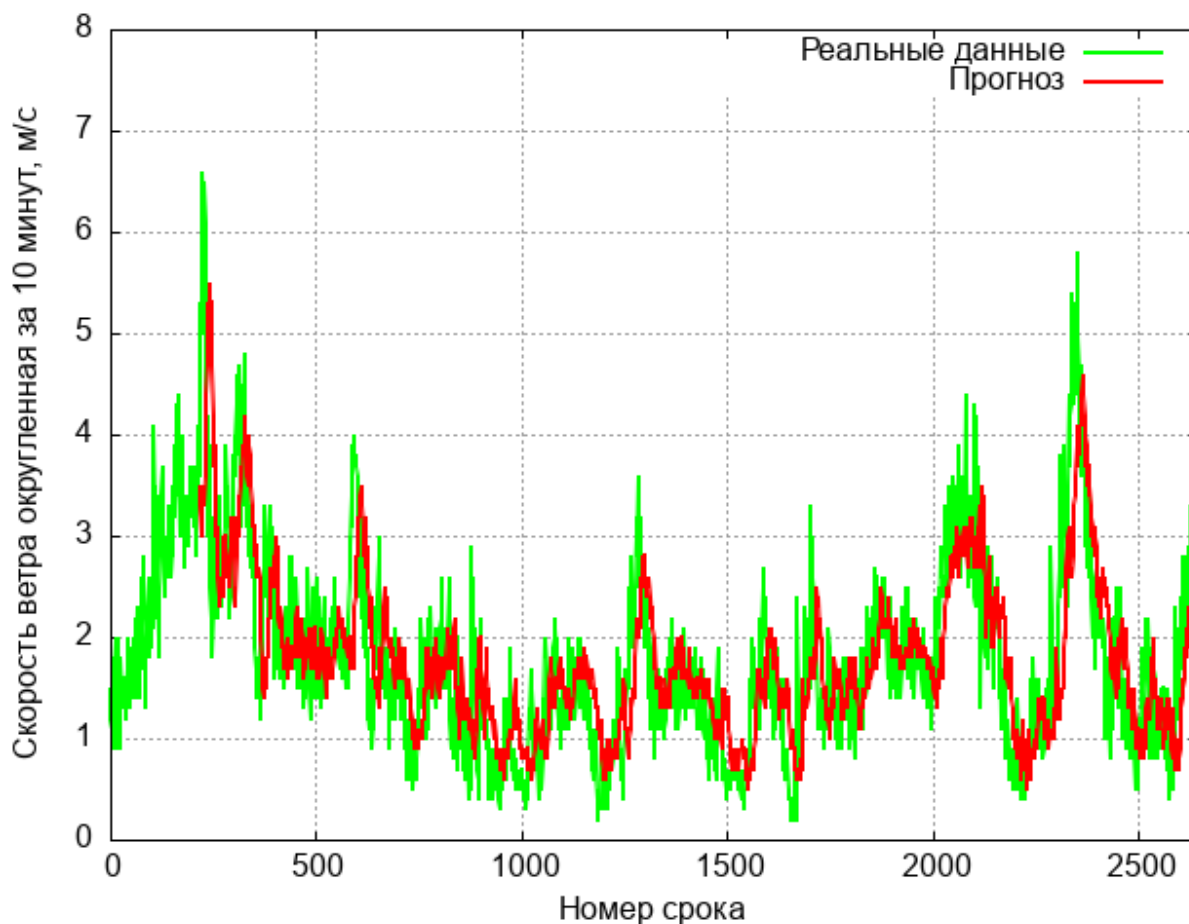


Рисунок 4.21 – График реальных данных и прогноза на 2 часа по скорости ветра

Для прогноза скорости ветра на 2 часа оправдываемость снизилась на 0,2% и составила 99,5%. Средняя ошибка слегка возрасла до 0,48 м/с (рис. 4.22). По сравнению с прогнозом на 1 час в прогнозе на 2 часа видно, что ошибки в среднем стали больше по значению, но все равно большинство из таких ошибок остаются в доверительном интервале.

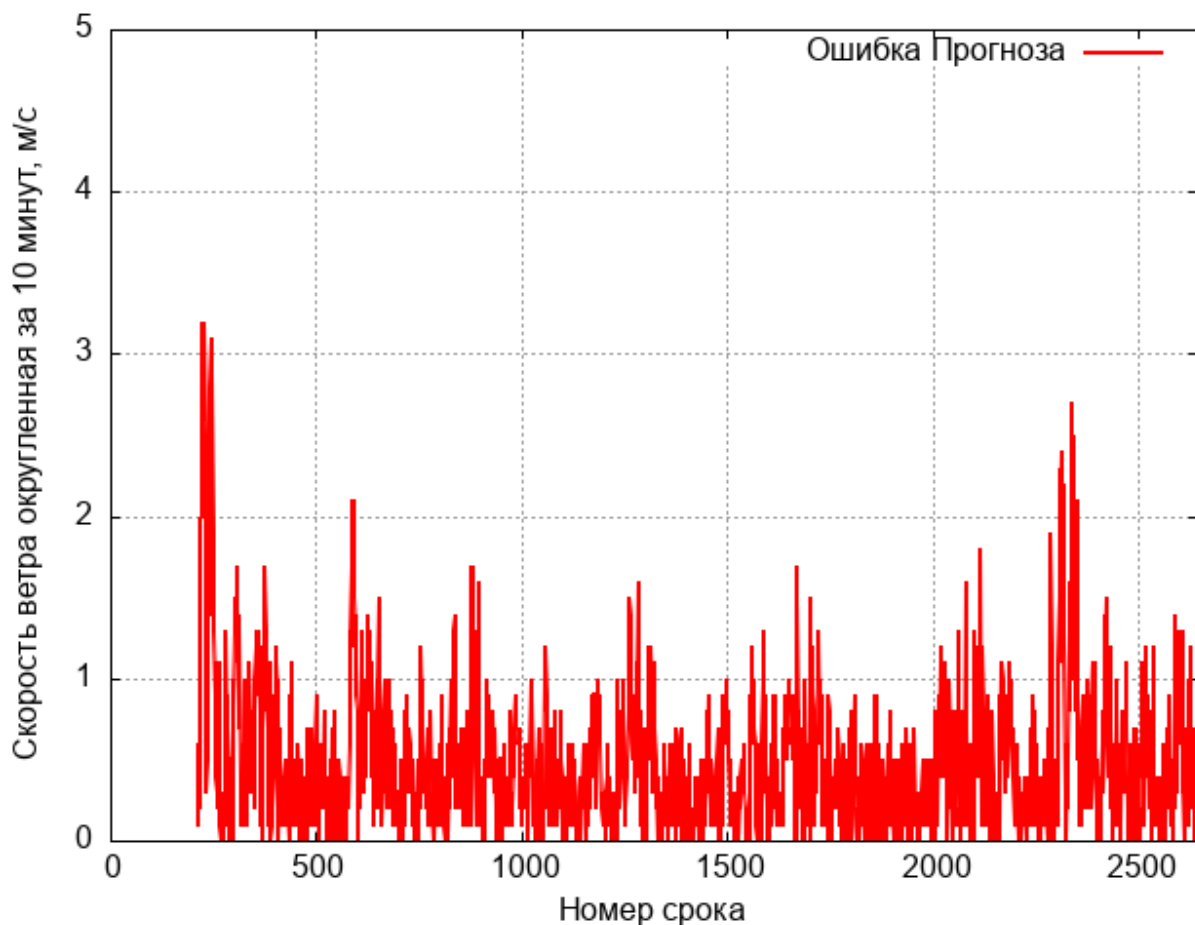


Рисунок 4.22 – График ошибок прогноза по скорости ветра на 2 часа

Данные моделирования скорости ветра на 4 часа также имеют тенденцию к запаздыванию относительно реальных данных (рис. 4.23) и по сравнению с прогнозом на 2 часа, запаздывание значительно увеличилось. Наиболее ярко это выражено в максимальных и минимальных значениях (четко видны сдвиги пиков).

Для прогноза скорости на 4 часа оправдываемость так же достаточно высока (99,1%), хоть и уменьшилась на 0,4%. Средняя ошибка составляет 0,58 м/с (рис. 4.24). Несмотря на хорошую оправдываемость на графике видно, что значения прогноза запаздывают от фактических. Для малых скоростей ошибка будет незначительной, но если станция будет находиться в местах где преимущественно встречаются высокие скорости ветра, то это может привести к возникновению больших ошибок.

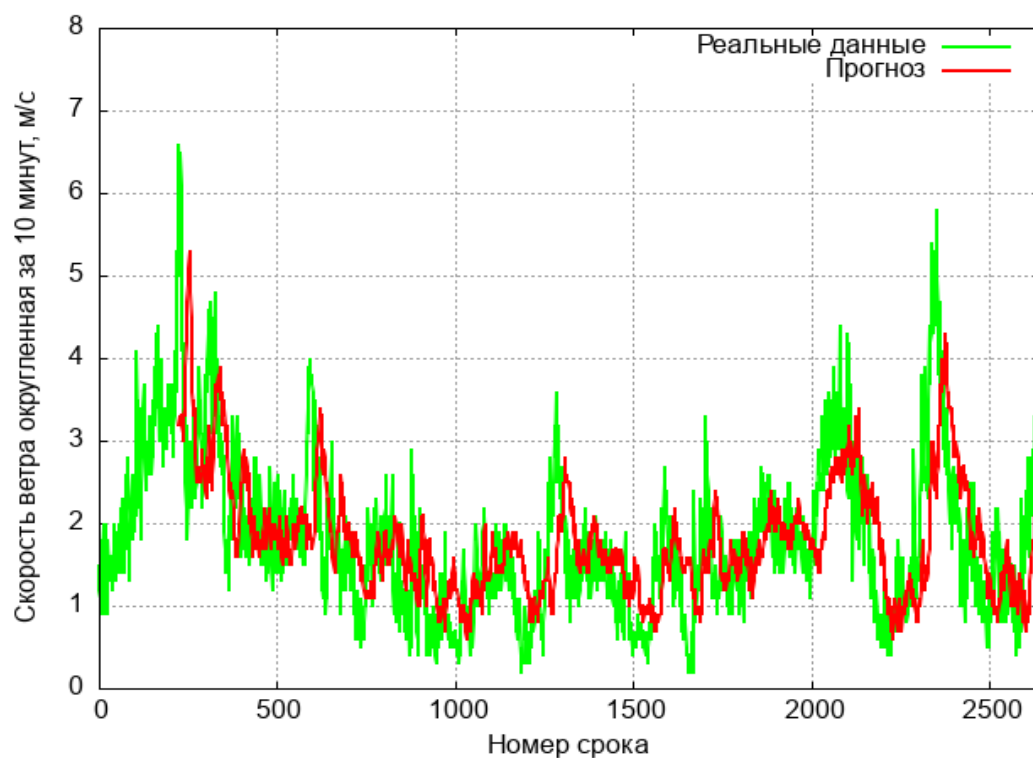


Рисунок 4.23 – График реальных данных и прогноза на 4 часа по скорости ветра

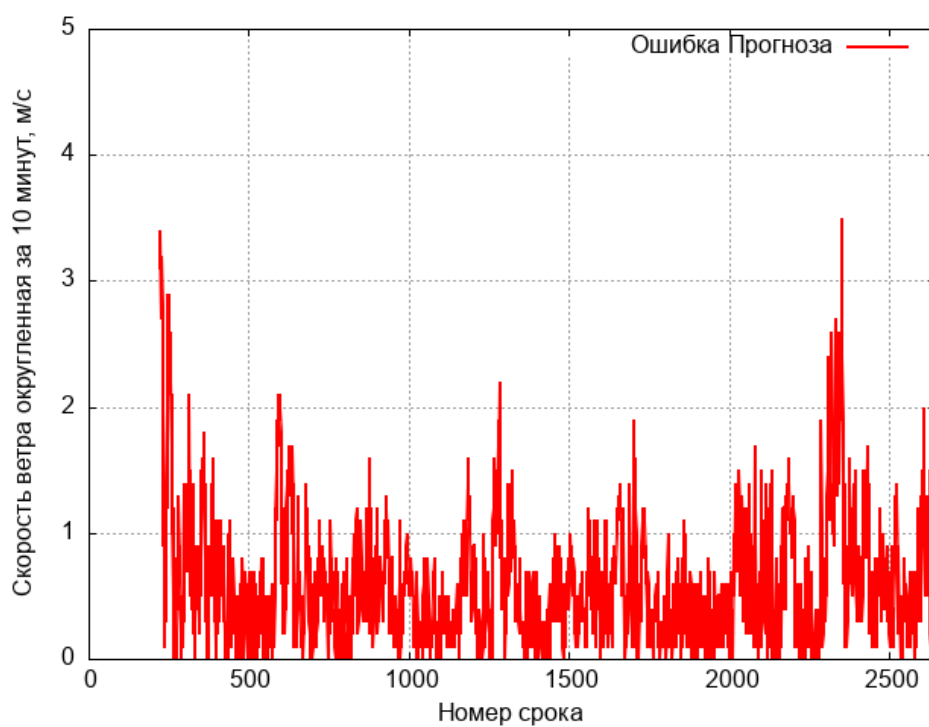


Рисунок 4.24 – График ошибок прогноза по скорости ветра на 4 часа

Анализируя прогнозы по скорости ветра на 1, 2 и 4 часа, можно сказать что все они имеют достаточную достоверность.

Нужно учесть, что такие значения были получены при небольшой скорости ветра, а также что в прогнозе за 4 часа имеется задержка, которая может оказаться критична в районах с большими скоростями ветра.

4.6 Анализ результата прогноза порывов ветра

Согласно данным таблицы 4.1, чтобы считать прогноз пригодным к использованию требуется, чтобы количество ошибок по максимальной скорости ветра находящихся в пределе $\pm 2,5$ м/с составляло не менее 90%. Рассмотрим прогнозы порывов ветра на 1 час (рис. 4.25), 2 и 4 часа, полученные предлагаемой программой.

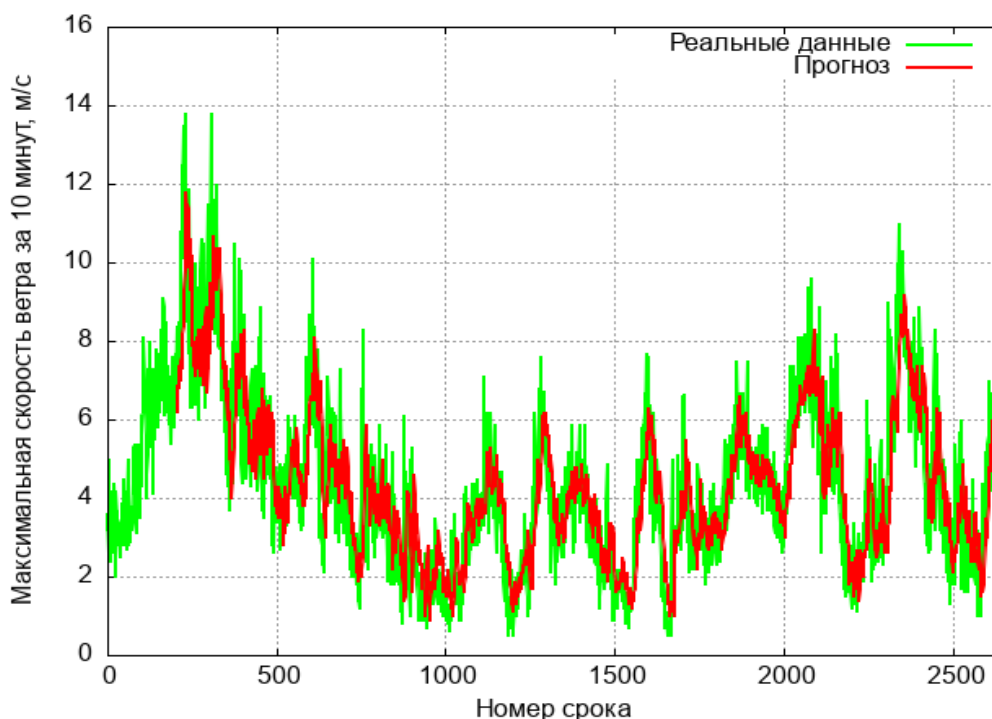


Рисунок 4.25 – График реальных данных и прогноза на 1 час по максимальной скорости ветра (порыв)

Анализируя график сравнения модельных данных порывов ветра с реальными значениями на 1 час, отметим, что наблюдается усреднение данных, как и в модельных данных по скорости ветра на 1 час.

Прогноз порывов ветра на 1 час имеет оправдываемость 94,8%, что на 5% ниже, чем аналогичный прогноз мгновенных значений скорости ветра. Средняя ошибка моделирования составляет 0,95 м/с. Основные ошибки данного прогноза находятся в местах резкого повышения скорости ветра, иногда прогноз не успевает среагировать на большой и резкий порыв ветра (рис. 4.26).

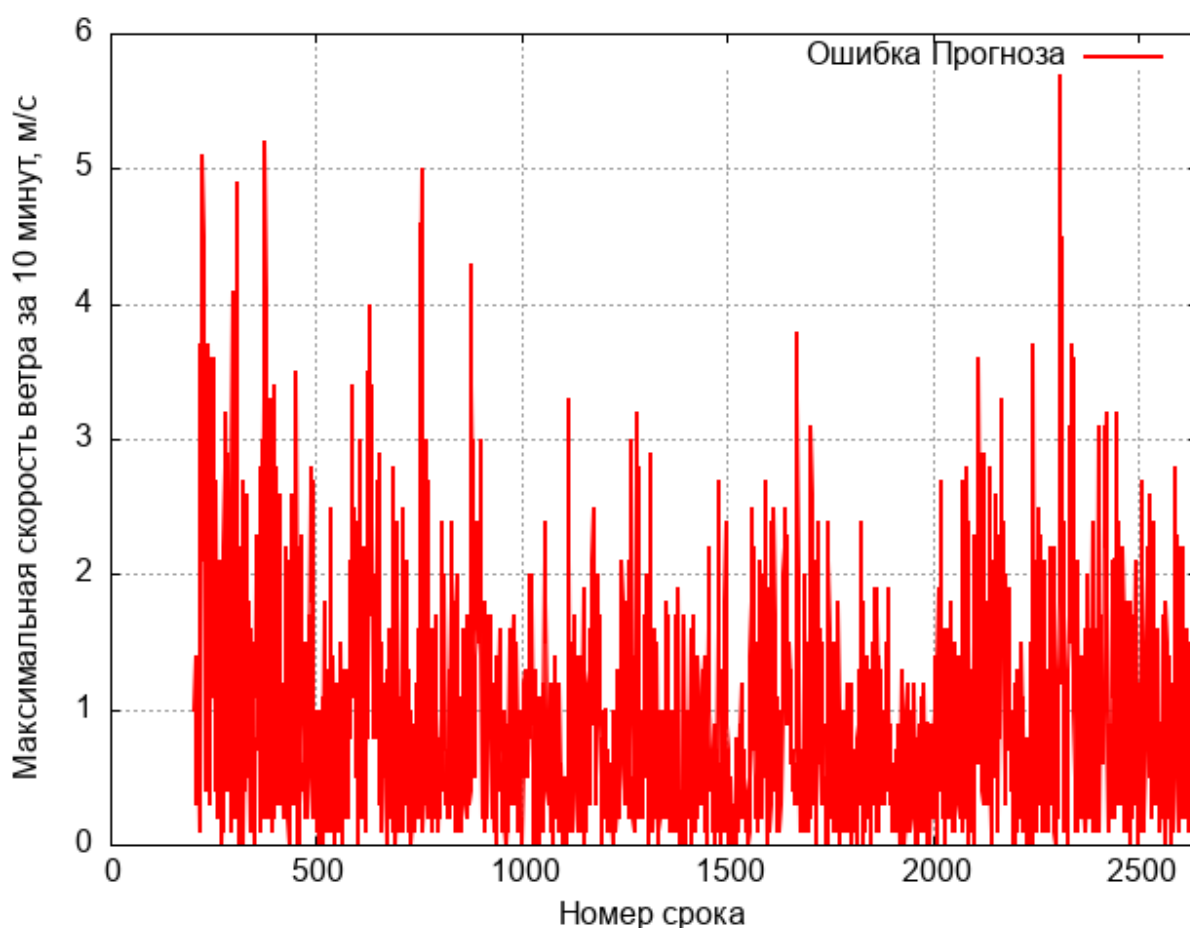


Рисунок 4.26 – График ошибок прогноза по максимальной скорости ветра на 1 час

Модельные данные прогноза на 2 часа также имеют тенденцию к усреднению значений и небольшому запаздыванию данных моделирования (рис. 4.27).

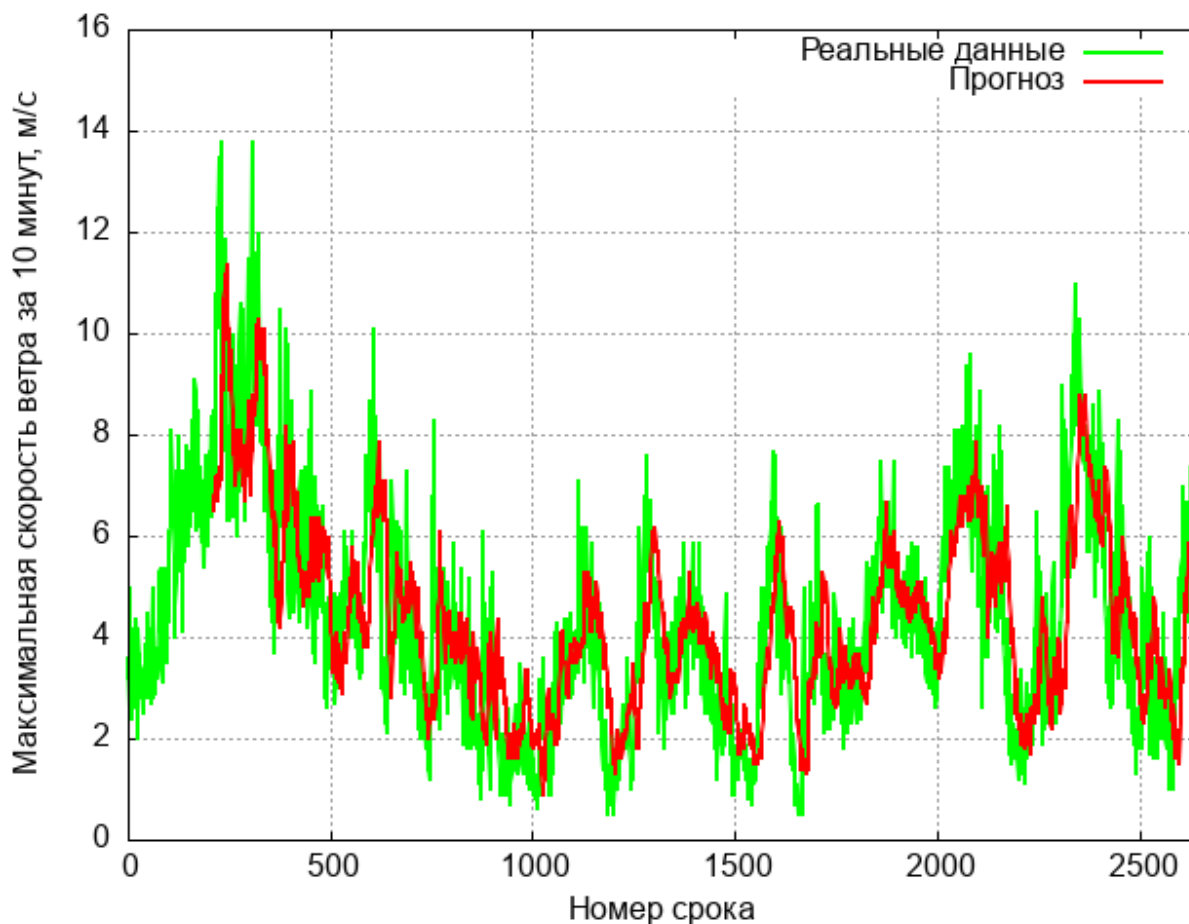


Рисунок 4.27 – График реальных данных и прогноза на 2 часа по максимальной скорости ветра

Для прогноза максимальной скорости ветра на 2 часа оправдываемость составила 92%. Средняя ошибка составила 1,13 м/с (рис. 4.28). Оправдываемость стала хуже, видно, что значение прогноза стало отставать от реальных значений, хотя общее следование графика прогнозных значений за графиком реальных данных прослеживается достаточно четко.

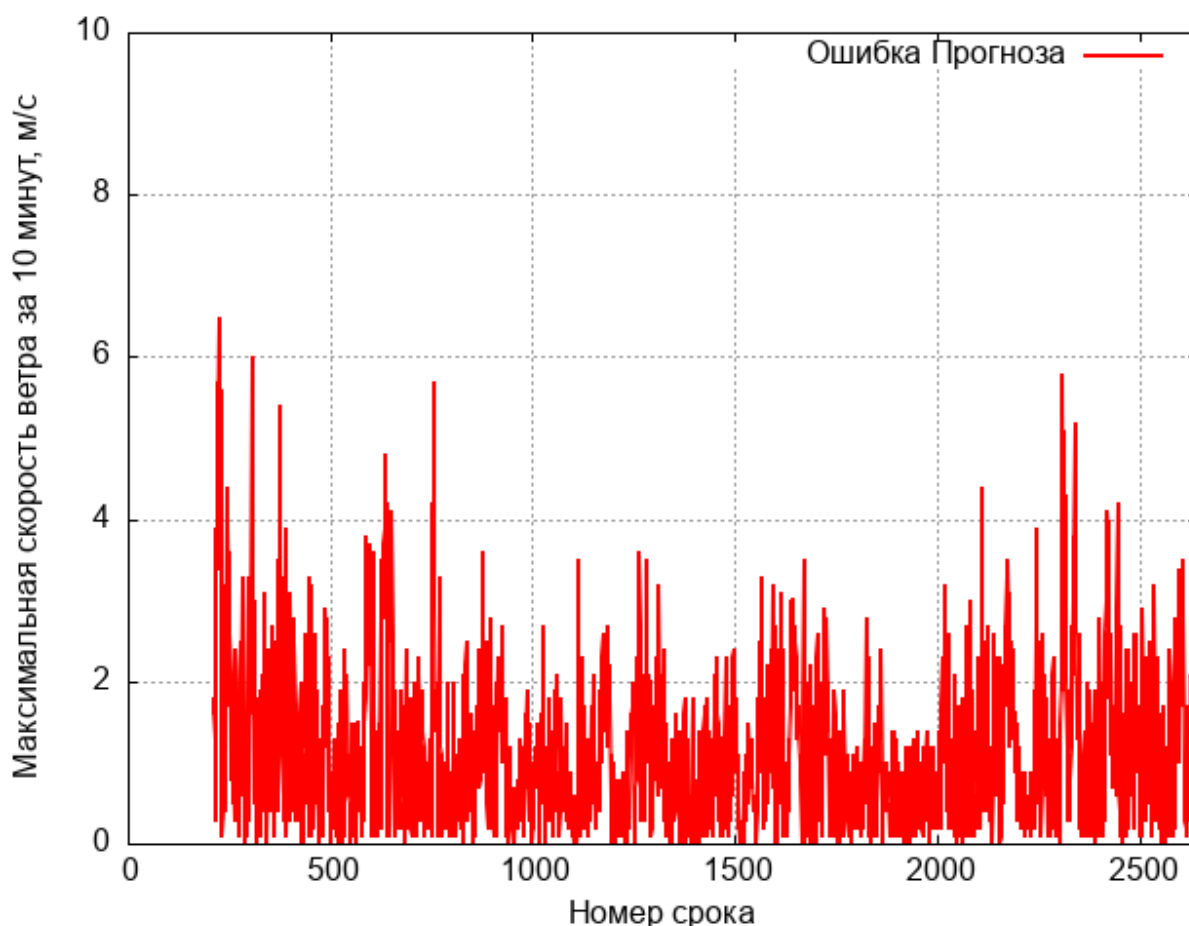


Рисунок 4.28 – График ошибок прогноза по максимальной скорости ветра на 2 часа

В модельных данных порывов ветра на 4 часа (рис. 4.29) запаздывание прогнозных данных за реальными увеличивается, и разница при определении максимумов и минимумов увеличивается.

Для прогноза порывов ветра на 4 часа оправдываемость составила 76,3%, что значительно ниже результатов моделирования на 2 часа. Разница составила 16%. Как и ожидалось, средняя ошибка несколько увеличилась (1,4 м/с) (рис. 4.30). Проблема отставания прогноза и слабое реагирования на пики по скорости являются главными причинами слабой оправдываемости прогноза.

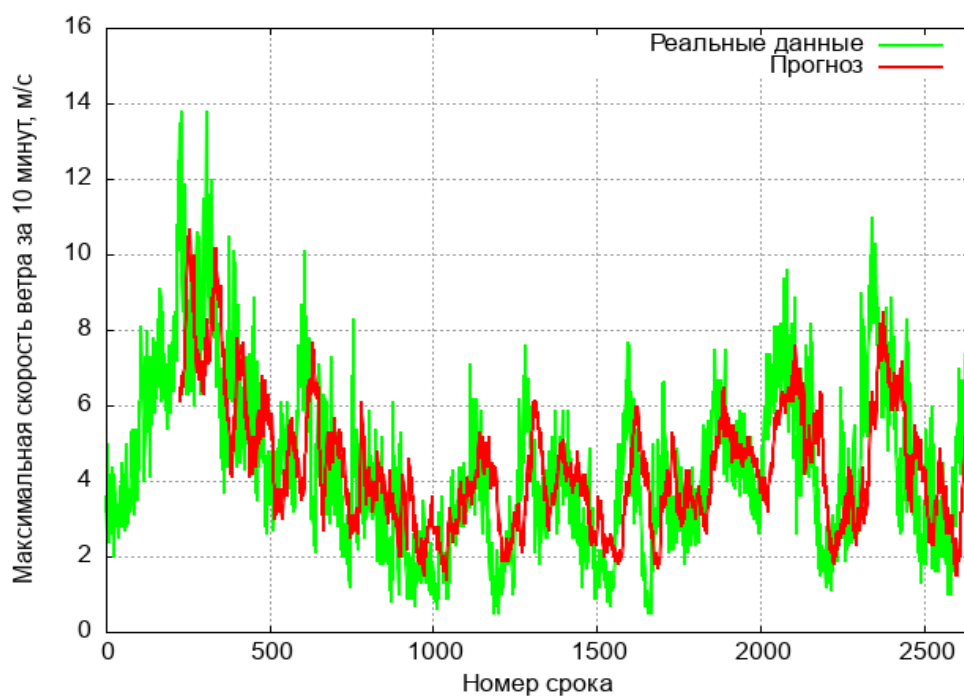


Рисунок 4.29 – График реальных данных и прогноза на 4 часа по максимальной скорости ветра

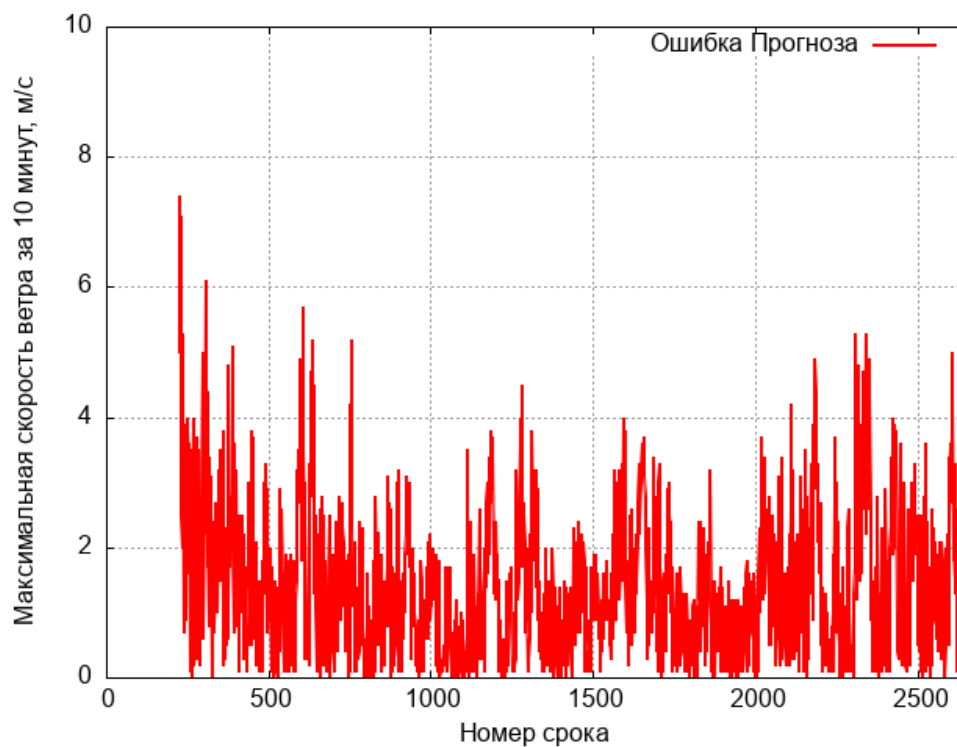


Рисунок 4.30 – График ошибок прогноза по максимальной скорости ветра на 4 часа

Анализируя все три прогноза (на 1, 2 и 4 часа) можно сказать, что только прогноз на 1 час имеет достаточную достоверность. Модель реагирует на резкие пики, но прогнозируемые значения всегда меньше фактических (тенденция к усреднению). Поэтому можно предположить, что модель может плохо прогнозировать значения порывов ветра для районов с высокими скоростями ветра и его сильными и резкими порывами.

4.7 Анализ результатов прогноза видимости

Чтобы считать прогноз пригодным к использованию, требуется чтобы количество ошибок по видимости находящихся в пределе от 800м до 10000м $\pm 30\%$ от фактического значения и при видимости $< 800\text{м} \pm 200\text{м}$ составляло не менее 90% (табл. 4.1). Рассмотрим прогнозы видимости за 1 час (рис. 4.31), 2 и 4 часа.

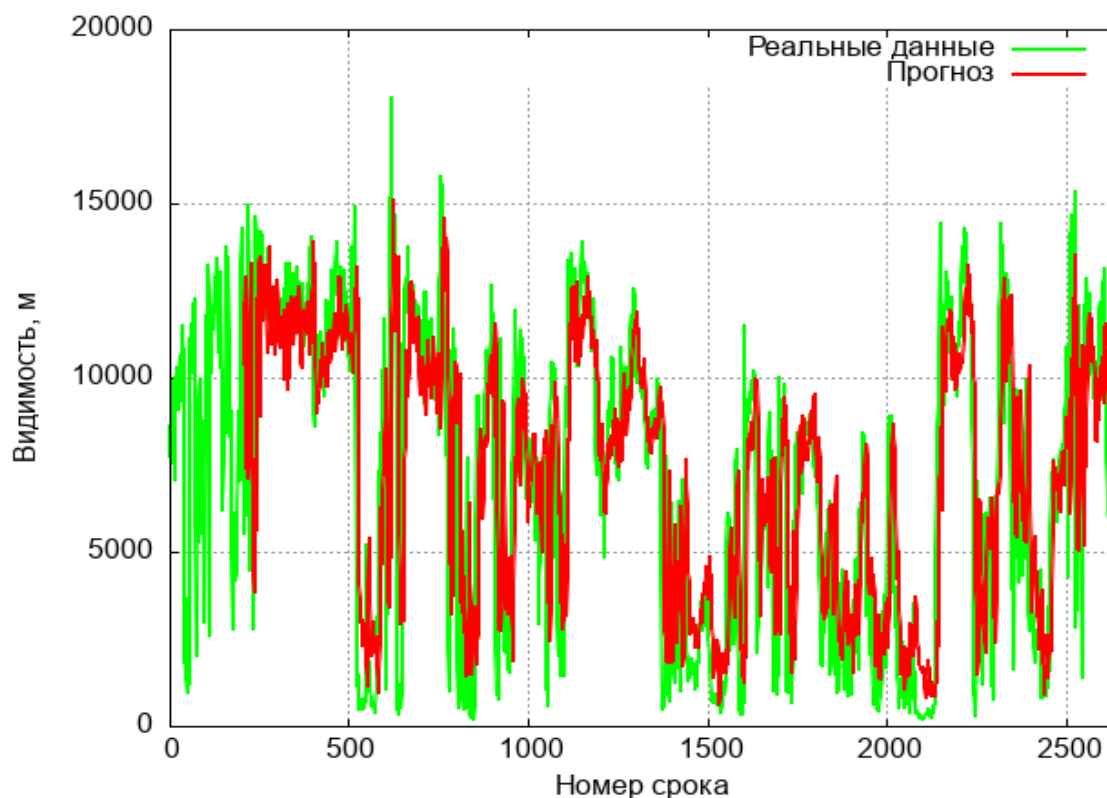


Рисунок 4.31 – График реальных данных и прогноза на 1 час по видимости

Анализируя временные ряды модельных и реальных значений видимости (рис. 4.31) надо сказать о том, что предлагаемая модель занижает максимальные и завышает минимальные значения видимости.

Прогноз по видимости на 1 час имеет достаточно низкую оправдываемость, всего 62,2%, да и значение средней ошибки очень велико (рис. 4.32). В рассматриваемый период значение видимости часто меняется, из-за этого модели тяжело описывать такие резкие переходы даже для прогноза на 1 час.

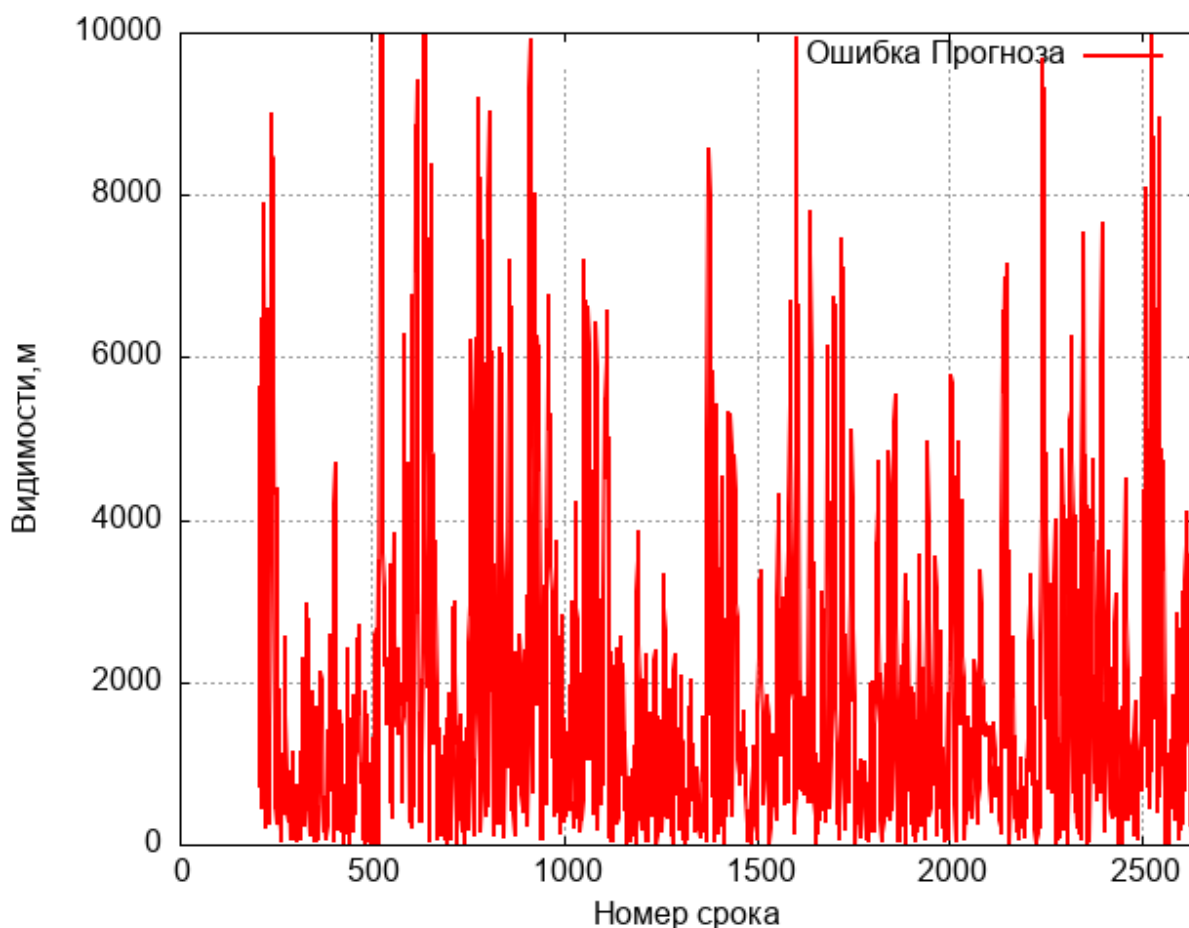


Рисунок 4.32 – График ошибок прогноза по видимости на 1 час

Результат моделирования данных по видимости на 2 часа, помимо тенденции к занижению и завышению максимумов и минимумов, показывает наличие запаздывания (рис. 4.33).

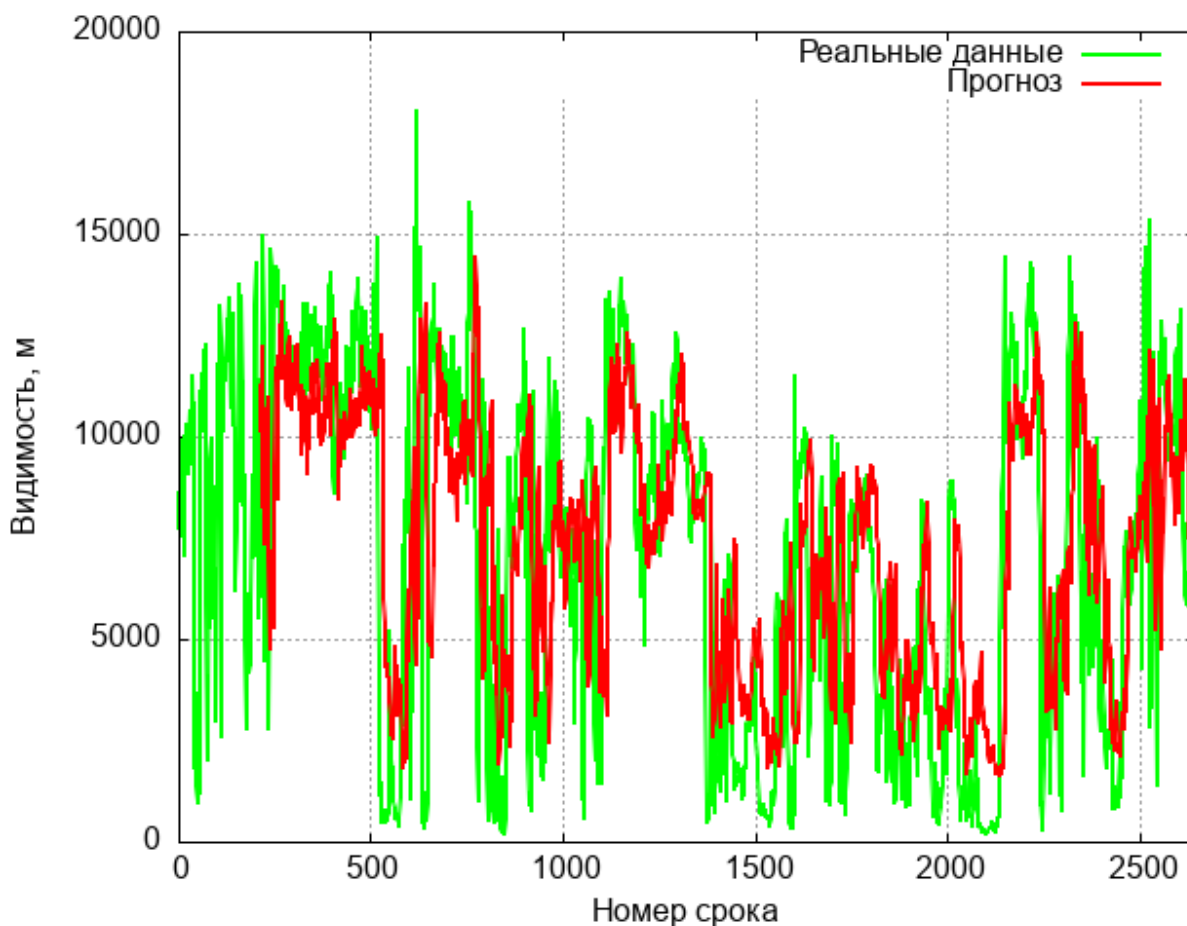


Рисунок 4.33 – График реальных данных и прогноза на 2 часа по видимости

Прогноз по видимости на 2 часа имеет еще более низкую оправдываемость – 58,2%. По сравнению с прогнозом на 1 час, резкие изменения видимости стали значительно хуже прогнозироваться, что привело к увеличению числа ошибок и их величины (рис. 4.34). При анализе величины ошибок моделирования необходимо учитывать запаздывание модели, что в некоторых случаях будет являться главной причиной их возникновения.

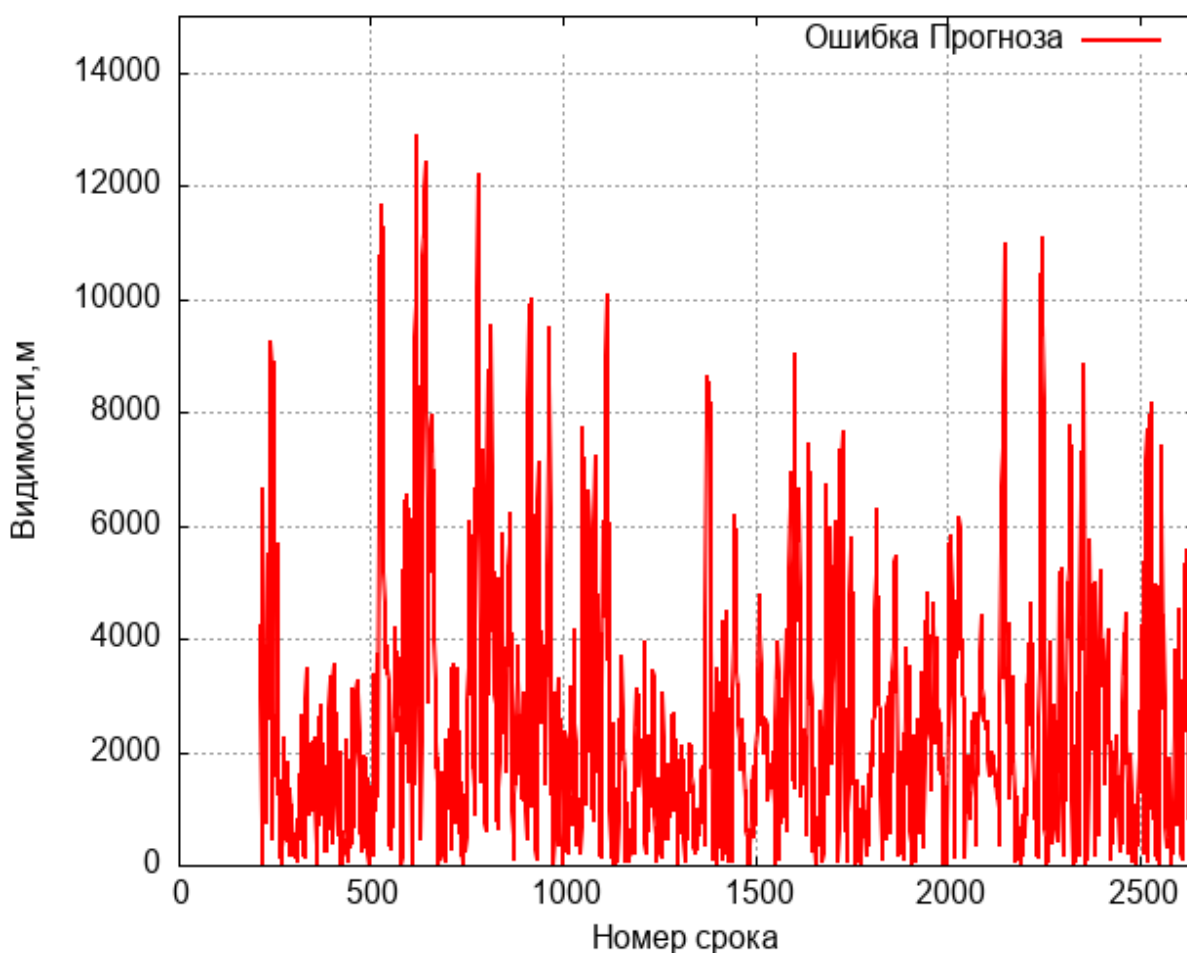


Рисунок 4.34 – График ошибок прогноза по видимости на 2 часа

Сравнение модельных данных по видимости на 4 часа и реальных значений (рис. 4.35) наглядно демонстрирует большие расхождения и значительное запаздывание прогнозных данных относительно реальных.

Прогноз по видимости на 4 часа имеет оправдываемость 54,3%. Резкие переходы стали хуже прогнозироваться, стала виднеться задержка прогноза по сравнению с фактическими значениями (рис. 4.36).

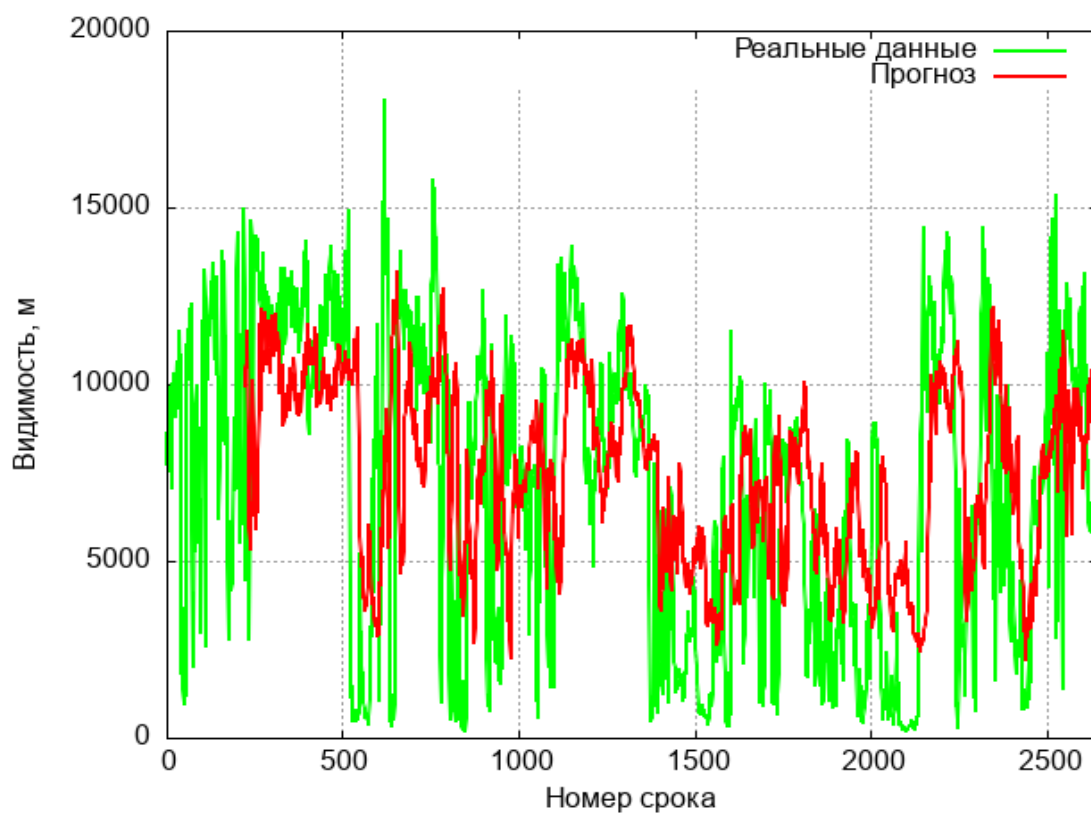


Рисунок 4.35 – График реальных данных и прогноза на 4 часа по видимости

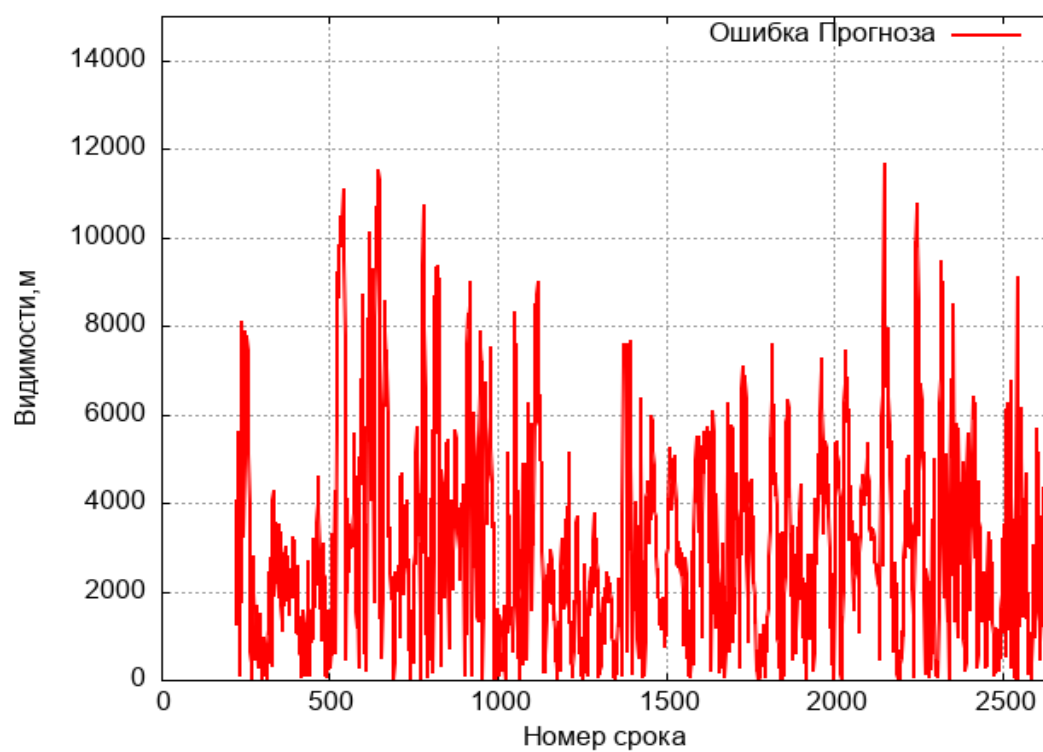


Рисунок 4.36 – График ошибок прогноза по видимости на 4 часа

Анализируя результаты прогнозов по видимости на 1, 2 и 4 часа можно сказать, что метеорологическая дальность видимости слишком часто и сильно меняется, чтобы ее можно было спрогнозировать статистической моделью. Результаты моделирования имеют низкую достоверность и большую ошибку при верификации.

Заключение

В ходе данной работы была создана программа оперативного мониторинга, выработки и оценки локальных сверхкраткосрочных прогнозов.

Разработанная программа написана на языке программирования Lua, а значит может использоваться для слабых вычислительных машин с небольшой памятью.

Программа позволяет получать информацию от АМС в разных форматах, проводить контроль наличия в исходных данных выбросов и разрывов, обрабатывать и визуализировать результаты измерений с выбором метеопараметра (как в табличном виде, так и в виде графика). Благодаря прописанным алгоритмам (статистическая модель), программа вырабатывает текущий прогноз с выбором периода прогнозирования: на 1, 2 или 4 часа.

Программа протестирована, а результаты моделирования верифицированы путем сравнения с реальными данными. Определена достоверность прогноза для каждого возможного случая: для шести метеорологических параметров и для трех периодов прогнозирования (1, 2 и 4 часа).

В ходе проверки оправдываемости прогноза, было выявлено что лучшие значения были получены для прогноза длиной на 1 час. Отмечено, что с увеличением периода прогнозирования (до 2 и 4 часов) снижается достоверность прогноза и увеличивается средняя ошибка относительно реальных данных.

Теперь подведем итог по прогнозируемым метеопараметрам.

- Для температуры воздуха предлагаемая программа дает прогноз высокой достоверности при периоде прогнозирования 1 час. Прогнозы на 2 и 4 часа использовать нельзя из-за запаздывания модельных значений, это приводит к значительному увеличению средней ошибки прогноза и, как следствие, к уменьшению оправдываемости.

- Для влажности все прогнозы (на 1, 2 и 4 часа) по критериям оправдываемости можно использовать, но при прогнозировании на 4 часа в некоторых случаях ошибка может быть слишком большой, что является нежелательным фактором.
- Для атмосферного давления только прогноз на 1 час имеет достаточную достоверность и хорошую оправдываемость. Остальные прогнозы (на 2 и на 4 часа) не могут использовать из-за малой достоверности и низкой оправдываемости.
- Для скорости ветра все прогнозы (на 1, 2 и 4 часа) имеют достаточную достоверность. Однако надо учитывать что модель дает несколько усредненные значения и в прогнозе на 4 часа имеется запаздывание, которое может оказаться критичным в районах с большими скоростями ветра.
- Для порывов ветра (максимальной скорости) только прогноз на 1 час имеет достаточную достоверность. Отмечена тенденция к усреднению значений. Можно предположить, что модель может плохо прогнозировать значения порывов ветра для районов с высокими скоростями ветра и его сильными и резкими порывами.
- Для видимости прогноз на 1, 2 и 4 часа имеет самую низкую достоверность из всех рассматриваемых параметров и большую ошибку при верификации. Данная модель не может использоваться для прогнозирования видимости.

Разработанная программа может использоваться для проведения исследования зависимости результатов прогнозирования от исходных данных и периода прогнозирования, а так же в учебных курсах для визуализации данных измерений, подготовки текущего прогнозирования на несколько сроков и для определения достоверности прогноза.

К достоинствам разработанной программы можно отнести

- простоту использования, так как программа, не требует от исследователя специальных профессиональных навыков и умений.,
- экономичность, поскольку не надо тратить на покупку СПО для АМС определенного производителя.
- возможность обрабатывать данные с АМС практически в любом формате.

Список литературы

- 1) Официальный сайт ОАО "Пеленг" – Режим доступа: <https://peleng.by>
- 2) Малинин, В. Н. Статистические методы анализа гидрометеорологической информации, Санкт-Петербург: РГГМУ, 2020. — 404 с.
- 3) Ierusalimschy, R. Lua 5.1 Reference Manual / R. Ierusalimschy, L. H. de Figueiredo, W. Celes, Lua.org, 2006. — 103 с.
- 4) Donovan, S. A Basic Guide to using IupLua официальный сайт – Режим доступа: <https://iup.sourceforge.net/en/basic/index.html>
- 5) Meteorological Service for International Air Navigation : Annex 3 to the Convention on International Civil Aviation / International Civil Aviation Organization (ICAO), Montreal: ICAO, 2018. — 234 с.
- 6) РД 52.27.724-2019. Наставление по краткосрочным прогнозам погоды общего назначения, Санкт-Петербург: Наукоемкие технологии, 2019. — 64 с.
- 7) Guide to Instruments and Methods of Observation. Volume III – Observing Systems. WMO-No. 8. – Geneva: World Meteorological Organization, 2021
- 8) РД 52.27.759-2011. Наставление по службе прогнозов. Раздел 3. Часть III. Оценка качества методических прогнозов погоды, Санкт-Петербург: Гидрометеиздат, 2011. — 60 с.
- 9) Наставление гидрометеорологическим станциям и постам. Выпуск 3. Часть I. Метеорологические наблюдения на станциях, Гидрометеиздат, 1985. — 301 с.
- 10) К. Л. Восканян, А. Д. Кузнецов, О. С. Сероухова. Автоматические метеорологические станции. Часть 1. Тактико-технические характеристики: учебное пособие, Санкт-Петербург РГГМУ, 2016. — 168 с.

11) К. Л. Восканян, А. Д. Кузнецов, О. С. Сероухова. Автоматические метеорологические станции. Часть 1. Тактико-технические характеристики: учебное пособие, Санкт-Петербург РГГМУ, 2015. — 99 с.

12) Добровольский А.В. Программа для обработки данных с АМС и их визуализация, Тезисы II Научной-Практической студенческой конференции «Мы – будущее метеорологии»– 2 с.