

На правах рукописи



Борисов Данил Владимирович

**ПОСТПРОЦЕССИНГ ЧИСЛЕННЫХ ПРОГНОЗОВ КОНЦЕНТРАЦИЙ  
ВЗВЕШЕННЫХ ЧАСТИЦ (PM<sub>10</sub>) И ПРИЗЕМНОГО ОЗОНА (O<sub>3</sub>) С  
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

1.6.18 – Науки об атмосфере и климате

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата географических наук

Москва – 2025

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении «Гидрометеорологический научно-исследовательский центр Российской Федерации», в группе прогнозирования метеорологических условий загрязнения воздуха отдела численных краткосрочных прогнозов Регионального специализированного метеорологического центра Москва.

**Научный руководитель:** **Кузнецова Ирина Николаевна,**  
доктор географических наук, Федеральное государственное бюджетное учреждение "Гидрометеорологический научно-исследовательский центр Российской Федерации".

**Официальные оппоненты:** **Виноградова Анна Александровна,**  
доктор географических наук, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки "Институт физики атмосферы им. А.М. Обухова Российской академии наук"

**Васильев Денис Юрьевич,**  
доктор географических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Уфимский университет науки и технологий»

**Ведущая организация:** Федеральное государственное бюджетное учреждение науки "Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева Сибирского отделения Российской академии наук".

Защита диссертации состоится «10» июня 2025 г. в 15 часов на заседании Диссертационного совета 26.1.002.01 при Федеральном государственном бюджетном учреждении «Гидрометеорологический научно-исследовательский центр Российской Федерации» (ФГБУ «Гидрометцентр России») по адресу: 123376, Россия, г. Москва, Большой Предтеченский переулок, д. 11.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке ФГБУ «Гидрометцентр России» и на сайте <https://meteoinfo.ru/disserboard>.

Автореферат разослан «\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 г.

Учёный секретарь Диссертационного совета, кандидат физико-математических наук



М.В. Шатунова

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### Актуальность работы

В настоящее время активно развиваются два направления контроля загрязнения атмосферы – системы мониторинга качества воздуха, включающие наземные и спутниковые измерения концентраций загрязнителей, и системы численного моделирования и прогнозирования концентраций загрязняющих веществ (ЗВ) с применением химических транспортных моделей (ХТМ). Преимуществом использования ХТМ является получение данных о загрязнении в узлах регулярной сетки, покрывающей обширные территории, в отличие от неравномерно распределенных данных измерений [World Meteorological Organization, 2020]. Очевидным недостатком ХТМ являются отклонения прогнозов концентраций ЗВ, выявляемые при сравнении с данными измерений. Причиной отклонений прогнозов могут выступать как качество исходных данных о выбросах загрязнителей, прогноза метеопараметров, так и допущения моделирования физических и химических процессов в ХТМ [Srivastava and Nadèg, 2021; Шалыгина и др., 2020; Mailler et al., 2023].

Существует множество подходов к повышению качества прогнозов ХТМ: ансамблирование; коррекция исходных данных; задание начальных полей концентраций с использованием данных измерений; коррекция физических и химических параметризаций ХТМ. Также применяется статистическая коррекция готовых прогнозов, например, по среднему отклонению от измерений концентраций.

Ввиду стремительного увеличения объема оцифрованных данных и вычислительных мощностей, в последнее десятилетие широкое применение получили методы машинного обучения, в том числе в области прогнозирования качества воздуха [Masood and Ahmad, 2021]. Преимуществами моделей машинного обучения (сокр. ММО) являются их универсальность, относительная простота использования, способность обучаться, т.е. накапливать информацию. Современные модели машинного обучения способны воспроизводить сложные нелинейные связи между концентрацией ЗВ и влияющими на нее факторами [Хайкин, 2006].

Многие исследователи используют ММО для прогноза концентраций в локациях измерительных станций, либо в среднем по территории [Masood and Ahmad, 2021]. При таком подходе обучающие выборки моделей формируются из измерений концентраций и метеопараметров. Другой подход заключается в обучении ММО на численных прогнозах детерминированных моделей (ХТМ и моделей атмосферы) с использованием измерений концентраций в ячейках модельной сетки в качестве целевой переменной [Kleinert et al., 2022]. Такие ММО обучаются предсказывать максимально близкие к измерениям концентрации, тем самым улучшая качество прогноза ХТМ, и потенциально применимы для улучшения численных прогнозов концентраций ЗВ по всей территории расчетного домена ХТМ, в том числе в ячейках модельной сетки, на территории которых отсутствуют измерения концентраций.

При разработке методики постпроцессинга численных прогнозов ЗВ в качестве маркеров воздушного загрязнения были выбраны концентрации приземного озона ( $O_3$ ) и твердых взвешенных частиц диаметром менее 10 мкм (англ. Particulate Matter, сокр.  $PM_{10}$ ). По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ) концентрации  $O_3$  и  $PM_{10}$  являются приоритетными показателями при оценке качества воздуха [World Health Organization, 2021]. Повышенное содержание в приземном воздухе  $O_3$  и  $PM_{10}$  вызывает острые и хронические заболевания и приводит к увеличению смертности [WHO Regional Office for Europe, 2003]. Приближение концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  к опасным уровням происходит в основном в периоды неблагоприятных для рассеивания загрязнений метеорологических условий (НМУ). Заблаговременное предупреждение о повышенном содержании  $O_3$  и  $PM_{10}$  имеет экологическую ценность и подчеркивает актуальность улучшения прогнозов концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$ .

**Целью** исследования является разработка на основе методов машинного обучения инструмента постпроцессинга прогнозов химической транспортной модели приземных концентраций озона ( $O_3$ ) и твердых взвешенных частиц ( $PM_{10}$ ).

Для достижения цели исследования поставлены и решены следующие **задачи**:

1. Анализ данных измерений приземных концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территории московского региона за последние 5 лет. Изучение сезонно-суточной изменчивости концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$ , влияющих на нее факторов, а также условий повышения концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  до опасных значений.

2. Аналитический обзор современных систем прогнозирования качества воздуха, методов повышения качества прогнозов, зарубежных и отечественных практик применения методов машинного обучения.

3. Изучение и освоение методов машинного обучения (МО).

4. Установление отклонений модельных прогнозов с горизонтальным шагом 2 км от измеренных на станциях в московском регионе концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$ .

5. Формирование исследовательской базы данных для разработки моделей машинного обучения.

6. Разработка моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов приземных концентраций озона (ММО- $O_3$ ) и взвешенных частиц (ММО- $PM_{10}$ ) на территории московского региона.

7. Верификация разработанных моделей постпроцессинга (ММО- $O_3$  и ММО- $PM_{10}$ ) на независимых выборках с использованием данных измерений концентраций в московском регионе.

8. Формулирование методики построения ММО для постпроцессинга численных прогнозов концентраций для применения в задачах прогнозирования качества воздуха.

#### **Методы исследования**

Для решения сформулированных задач использованы методы обработки больших данных, оптимизации, машинного обучения, статистические методы,

объектно-ориентированное программирование, нейронные сети, методы оценки качества модельных прогнозов, методы синоптического и траекторного анализа.

### **Использованные данные**

В работе использованы архивы прогнозов химической транспортной модели CHIMERE и модели атмосферы COSMO-Ru2 на регулярной сетке с горизонтальным шагом  $2 \text{ км} \times 2 \text{ км}$  для территории московского региона, архивы автоматических измерений приземных концентраций  $\text{O}_3$  и  $\text{PM}_{10}$  в московском регионе в период февраль 2019 – сентябрь 2024 г. Также использованы данные измерений метеопараметров на территории г. Москвы, архивные прогнозы глобальных моделей атмосферы GFS, ICON; архивные прогнозы XTM SILAM, данные гибридной одночастичной лагранжевой интегрированной траекторной модели NOAA.

### **Научная новизна**

1. Разработана методика построения моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций загрязняющих веществ.

2. Разработаны и протестированы модели машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций приземного озона и взвешенных частиц  $\text{PM}_{10}$  на территории московского региона.

3. Разработанные модели машинного обучения применимы для постпроцессинга численных прогнозов  $\text{O}_3$  и  $\text{PM}_{10}$  на территориях, где не проводятся измерения концентраций.

### **Теоретическая и практическая значимость**

Реализованные по разработанной методике модели машинного обучения позволяют улучшать качество рассчитанных химической транспортной моделью прогнозов приземных концентраций  $\text{O}_3$  и  $\text{PM}_{10}$ , в том числе на территориях, где отсутствуют измерения концентраций.

Разработанные модели машинного обучения могут применяться для оперативного постпроцессинга численных часовых прогнозов приземных концентраций  $\text{O}_3$  и  $\text{PM}_{10}$  на модельной сетке с горизонтальным шагом  $2 \text{ км} \times 2 \text{ км}$  для территории московского региона.

Созданный универсальный программный комплекс охватывает полный цикл разработки моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов приземных концентраций загрязняющих веществ на регулярных сетках варьируемого разрешения, не имеет географической привязки и применим для регионов, обеспеченных прогнозами XTM и непрерывными измерениями концентраций.

Работа выполнялась в рамках НИТР плана Росгидромета 4.7.2 (2020–2024 гг.) и 4.9 (2025 г.).

### **Положения, выносимые на защиту**

1. Методика разработки моделей машинного обучения для постпроцессинга прогнозов концентраций загрязняющих веществ, рассчитанных химической транспортной моделью.

2. Разработанная модель машинного обучения для постпроцессинга прогнозов концентраций приземного озона на территории московского региона улучшает качество прогнозов химической транспортной модели, обеспечивая

снижение среднеквадратического отклонения прогнозов от измерений в отдельные месяцы на 12–43% и увеличение коэффициента корреляции между прогнозами и измерениями до 0.7–0.9.

3. Разработанная модель машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций взвешенных частиц с диаметром менее 10 мкм ( $PM_{10}$ ) улучшает качество прогнозов химической транспортной модели, обеспечивая снижение среднеквадратического отклонения прогнозов от измерений в отдельные месяцы на 25–62% и увеличение коэффициента корреляции между прогнозами и измерениями до 0.4–0.6, а также успешно корректирует численные прогнозы  $PM_{10}$  при неблагоприятных для рассеивания загрязнений метеорологических условиях.

#### **Достоверность научных результатов**

Достоверность полученных результатов и обоснованность выводов исследования подтверждается:

а) результатами  $k$ -блоковой валидации ( $k = 5$ ) разработанных моделей машинного обучения по обучающим выборкам, которые охватывают 5-летний период часовых прогнозов и измерений концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$ , включают различные сезонные условия формирования загрязнений на территории московского региона, периоды повышенных концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  при НМУ;

б) тестированием разработанных моделей машинного обучения на независимых выборках, которые охватывают 7 месяцев часовых прогнозов и измерений  $O_3$  и  $PM_{10}$ , также включают различные метеоусловия формирования атмосферных загрязнений, в том числе периоды повышенных концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  при НМУ. Эффективность применения ММО-постпроцессинга прогнозов концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территориях, где отсутствуют измерения концентраций, доказана с использованием метода исключения станции мониторинга из обучающей выборки ММО.

#### **Апробация результатов**

Результаты диссертационной работы были представлены на следующих научных конференциях, симпозиумах и семинарах: международная молодежная школа и конференция по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде CITES'2023,13 – 23 июня 2023 г., Москва, Россия; Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием «Россия в Десятилетии ООН наук об океане. Ресурсы и знания». Москва, 6–8 ноября 2024 г.; V Всероссийская конференция с международным участием, посвященная памяти академика А.М. Обухова «Турбулентность, динамика атмосферы и климата», Москва, 19–21 ноября 2024 г.; семинар Центра наук о земле МФТИ, г. Долгопрудный, Московская область, 19 сентября 2024 г.; заседание ученого совета Физического направления Института Океанологии им. П. П. Ширшова РАН, г. Москва, 8 ноября 2024 г.; научные семинары по краткосрочным и среднесрочным прогнозам погоды в 2023 и 2024 гг., Гидрометцентр России.

#### **Публикации**

По теме диссертации опубликовано 28 работ, в том числе 10 статей в журналах, рекомендованных Высшей аттестационной комиссией (ВАК);

10 публикаций в материалах международных конференций. Получено 4 свидетельства Роспатента о государственной регистрации программы для ЭВМ.

### **Личный вклад автора**

Представленные в диссертационной работе методика, модели машинного обучения, программный комплекс полностью спроектированы, реализованы и протестированы лично автором. Все результаты исследования получены, проанализированы и описаны автором лично или в соавторстве с научным руководителем, доктором географических наук, Кузнецовой Ириной Николаевной.

### **Благодарности**

Автор выражает благодарность своему научному руководителю д.г.н. Кузнецовой Ирине Николаевне за всестороннюю поддержку на пути исследования и огромный вклад, внесенный в диссертационную работу. Автор выражает благодарность сотрудникам Гидрометцентра России к.г.н. Александру Андреевичу Кирсанову, к.ф.-м.н. Филиппу Леонидовичу Быкову, к.г.н. Ирине Юрьевне Шалыгиной, к.ф.-м.н. Юлии Васильевне Ткачевой, к.г.н. Мурату Ислемгалеевичу Нахаеву, к.ф.-м.н. Марине Владимировне Шатуновой, д.ф.-м.н. Гдалию Симоновичу Ривину и другим сотрудникам за консультационную и техническую поддержку, а также за конструктивные замечания по ходу исследования. Автор выражает благодарность сотрудникам Центра наук о земле МФТИ и Института Океанологии им. П. П. Ширшова РАН, в частности к.т.н. Криницкому Михаилу Алексеевичу, за ценные обсуждения и замечания, положительно повлиявшие на результаты исследования. Автор благодарит своих родителей Татьяну Ивановну и Владимира Ивановича за всестороннюю поддержку.

### **Структура и объем диссертации**

Диссертация состоит из введения, 5 глав, заключения, списка используемых источников и литературы из 129 наименований. Общий объем диссертации составляет 152 страницы. Диссертация содержит 63 рисунка и 5 таблиц.

## **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Глава 1** посвящена аналитическому обзору современных методов прогнозирования качества воздуха и методов повышения качества прогнозов.

**В разделе 1.1** кратко приведена история развития методов прогнозирования качества воздуха, описаны современные системы прогнозирования качества воздуха на основе химических транспортных моделей. ХТМ рассчитывают прогнозы концентраций загрязнителей в узлах регулярной сетки на основе метеопрогноза и данных о выбросах ЗВ, при этом моделируют химические преобразования соединений в атмосфере [World Meteorological Organization, 2020]. Прогнозы ХТМ городского масштаба верифицируются по данным измерений концентраций на автоматических станциях контроля загрязнений атмосферы (АСКЗА). Приводится классификация ХТМ, современные тренды развития ХТМ, детально описаны несколько национальных и интернациональных систем прогнозирования качества воздуха на основе ХТМ с приведением оценок качества прогнозов

концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  [Campbell et al, 2022; Benavente et al., 2023; Wang et al., 2022; Zhang et al., 2021].

**В разделе 1.2** обсуждаются современные методы повышения качества прогнозов ХТМ, они включают 3 основные направления: усовершенствование внутренних блоков ХТМ [Mailler et al., 2023], методы препроцессинга – коррекция входных данных ХТМ, например, данных об антропогенных выбросах [Шалыгина и др., 2020], статистический постпроцессинг рассчитанных ХТМ прогнозов с использованием ретроспективных рядов измерений концентраций [Kang et al., 2010a].

**В разделе 1.3** обсуждается опыт применения моделей машинного обучения для прогнозирования качества воздуха. В основном для обучения ММО используются данные стационарных измерений метеопараметров и концентраций. Такой подход обеспечивает довольно точные прогнозы концентраций в локациях измерительных станций [Masood and Ahmad, 2021].

ММО также интегрируются в системы прогнозирования концентраций на основе ХТМ с целью повышения качества прогнозов; подобный опыт обсуждается **в разделе 1.4**. При таком подходе для обучения ММО используются архивные прогнозы детерминированных моделей – ХТМ и моделей атмосферы, а в качестве целевой переменной прогноза ММО задается измерение концентрации в ячейке модельной сетки. Преимуществом такого подхода является возможность создания ММО, применимой для уточнения прогнозов ХТМ по всей территории расчетного домена, в том числе в ячейках модельной сетки без измерений концентраций [Konovalov et al., 2010; Xu et al., 2021; Kleinert et al., 2022; Zhang et al., 2024].

При сравнении практик применения методов машинного обучения зачастую наиболее точный прогноз концентраций обеспечивают искусственные нейронные сети [Masood and Ahmad, 2021; Perez and Reyes, 2006].

**В главе 2** описаны использованные в исследовании методы и данные.

В качестве базового метода машинного обучения для разработки моделей постпроцессинга численных прогнозов концентраций, рассчитанных ХТМ, были выбраны искусственные нейронные сети (ИНС). **В разделе 2.1** описаны структура, основные составляющие, метод обучения, различные архитектуры и методы улучшения оптимизации ИНС. Базовой составляющей ИНС являются искусственные нейроны, формирующие слои ИНС; все нейроны соседних слоев связаны между собой, связи между нейронами характеризуются весами  $w$ . На вход ИНС подается вектор предикторов, в каждом нейроне первого слоя по весам  $w$  вычисляется линейная комбинация предикторов и применяется нелинейная функция активации, выходы нейронов передаются на нейроны следующего слоя, в которых проводятся те же вычисления. На последнем слое с 1 нейроном (в случае регрессионной задачи) вычисляется прогноз ИНС, затем применяется функция потерь для расчета отклонения прогноза ИНС от истинного значения целевой переменной. На т.н. обратном проходе вычисляются градиенты функции потерь по всем весам  $w$ , связывающим нейроны ИНС, далее по вычисленным градиентам веса обновляются в сторону минимизации функции потерь. Таким образом, обучение ИНС сводится в оптимизации весов  $w$ , т.е. связей между

нейронами, с целью минимизации ошибки прогноза [Вейдман, 2021]. Структура ИНС позволяет воспроизводить сложные нелинейные связи между предикторами и целевой переменной, что является основным преимуществом ИНС [Хайкин, 2006].

Для разработки ИНС необходимо сформировать обучающую выборку – набор векторов *предикторы-цель*, при этом для повышения точности прогноза и универсальности ИНС важно максимизировать объем и обеспечить вариативность обучающей выборки. Под каждую конкретную задачу необходима настройка архитектуры (кол-во слоев и нейронов в слоях) и гиперпараметров ИНС. Показателями точности прогноза обученной ИНС служат результаты ее тестирования на независимых выборках.

В разделе 2.2 обсуждаются использованные в работе данные измерений концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территории московского региона. Использованы измерения  $O_3$  на 25 АСКЗА и измерения  $PM_{10}$  на 32 АСКЗА. Классификация АСКЗА включает: примагистральные (транспортные) станции, городские станции, расположенные в жилых районах, фоновые станции, расположенные на удалении от крупных источников выбросов, то есть за пределами города или в парковых зонах. Всего собрано 1 058 974 часовых измерений  $PM_{10}$  и 983 974 измерений  $O_3$  за почти 6-летний период 1 января 2019 г. – 30 сентября 2024 г. По данным измерений 5-летнего ряда (2019–2023 гг.) были изучены сезонная и суточная изменчивость концентраций приземного озона и  $PM_{10}$ , а также эпизоды повышенного загрязнения  $PM_{10}$  в московском регионе.

Основным источником приземного озона является приток стратосферного озона, наиболее интенсивный в зонах фронтов и струйных течений [Белан, 2010]. Среднегодовой максимум концентраций  $O_3$  (около  $50 \text{ мкг/м}^3$ ) в Москве наблюдается весной – в апреле-мае. В этот период миграция высотной фронтальной зоны над умеренными широтами, частое перемещение высотных струйных течений способствуют интенсивному перемешиванию в атмосфере и выносу стратосферного озона в нижние слои, в том числе благодаря активизации конвективного перемешивания. В летние месяцы к природному источнику добавляется фактор фотохимической генерации озона в приземном слое при высокой ультрафиолетовой облученности днем в присутствии прекурсоров озона – оксидов азота  $NO_x$  и летучих органических соединений (ЛОС). При этом важно соотношение прекурсоров:  $NO$ , содержащийся в транспортных выбросах, разрушает озон, а  $NO_2$  – генерирует. Средний суточный ход концентраций  $O_3$  в теплый период характеризуется дневным максимумом (после полудня, около 15 ч) при интенсивном конвективном перемешивании и фотохимической генерации. В холодный период приземного озона почти в 2–3 раза меньше, чем летом, суточная изменчивость концентраций выражена слабо. Средние характеристики приземного озона по наблюдениям в период 2019–2023 гг. в целом совпадают с опубликованными ранее результатами мониторинга озона в московском регионе [Еланский и др., 2007; Еланский и др., 2022].

Уровень загрязнения  $PM_{10}$  сильно зависит от погодных условий, в первую очередь от скорости переноса в нижних слоях атмосферы и термической устойчивости. При интенсивном термическом перемешивании частицы

выносятся в верхние слои, при сильном ветре – рассеиваются. При повышенной относительной влажности воздуха вода конденсируется на поверхности частиц с образованием т.н. гидрометеоров, которые коагулируются и утяжеляются, ускоряя влажное осаждение частиц. Осадки могут резко понизить концентрации  $PM_{10}$ , вымывая частицы из приземного слоя [Demuzere et al., 2009; Varnpadimos et al., 2012]. Среднегодовой максимум  $PM_{10}$  (около  $35 \text{ мкг/м}^3$ ) в Москве наблюдается в апреле, он связан с процессами ветровой эрозии почвы после схода снежного покрова и до всхода густой растительности. Антропогенные источники  $PM_{10}$  включают выбросы предприятий и транспорта, пыление с городских поверхностей, особенно интенсивное при дорожных и строительных работах. Летом при высокой задернованности подстилающей поверхности концентрации  $PM_{10}$  меньше ( $25\text{--}30 \text{ мкг/м}^3$ ); в холодный сезон при снежном покрове наблюдаются минимальные концентрации  $PM_{10}$  ( $15\text{--}20 \text{ мкг/м}^3$ ). Суточный ход  $PM_{10}$  в теплый сезон характеризуется снижением концентраций днем за счет выноса частиц наверх при интенсивном конвективном перемешивании и максимумом концентраций вечером-ночью (после 21 ч) в условиях усиления термической устойчивости с участием оседания частиц из АПС.

Идентифицировано несколько эпизодов повышенного загрязнения  $PM_{10}$  (аэрозольные эпизоды) с превышением на большинстве АСКЗА в московском регионе гигиенического норматива ВОЗ предельно допустимой среднесуточной концентрации  $PM_{10\text{-CC}} 45 \text{ мкг/м}^3$  [World Health Organization, 2021]. Выявлено 2 основных фактора формирования аэрозольных эпизодов – это перенос частиц из удаленных районов [Gubanova et al., 2024, Виноградова и др., 2024] и локальные НМУ. Подробно описаны эпизоды переноса частиц в московский регион из засушливых районов Прикаспия (октябрь 2020 г., март 2021 г.), из районов восточной Европы в период пахотных работ (март 2022 г.), из районов лесных пожаров (пирогенные аэрозоли, август 2022 г.). Такие эпизоды характеризуются резким синхронным повышением концентраций  $PM_{10}$  практически на всех АСКЗА в московском регионе – до  $200\text{--}250 \text{ мкг/м}^3$  (часовые измерения) и выше в отдельных эпизодах. Повышенное загрязнение  $PM_{10}$  от локальных источников (апрель 2019, 2023 гг.) формируется при теплой, сухой, безветренной погоде, когда днем происходит загрязнение АПС частицами за счет ветрового подъема при интенсивном конвективном перемешивании, а вечером-ночью частицы остаются в приземном слое в условиях температурной инверсии (НМУ).

В работе использованы численные прогнозы метеопараметров и рассчитанные химической транспортной моделью прогностические концентрации ЗВ для территории московского региона. В разделе 2.3 приводятся характеристики мезомасштабной системы численного краткосрочного прогноза погоды COSMO-Ru [Ривин и др., 2019]. В разделе 2.4 приводятся характеристики химической транспортной модели CHIMERE, разработанной во Франции [Menut et al., 2024]. ХТМ CHIMERE использует прогнозы метеопараметров системы COSMO-Ru конфигурации COSMO-Ru2ETR. Процедура расчета CHIMERE включает интерполяцию прогнозов метеопараметров на модельную сетку для территории московского региона с

горизонтальным шагом 2 км. Созданный для исследований архив содержит часовые прогностические поля концентраций ХТМ CHIMERE и интерполированные поля метеопараметров системы COSMO-Ru для территории московского региона на 1-2 суток; архив охватывает почти 6-летний период 7 февраля 2019 г. – 30 сентября 2024 г. Также в работе использованы данные землепользования базы GlobCover ([https://due.esrin.esa.int/page\\_globcover.php](https://due.esrin.esa.int/page_globcover.php)) – доли городской застройки в ячейках модельной сетки CHIMERE (2×2 км) для территории московского региона.

Приведены оценки качества прогнозов ХТМ CHIMERE концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территории московского региона за 2023 г. с использованием измерений на АСКЗА. Анализ моделируемой пространственной неоднородности озонового загрязнения показал удовлетворительный прогноз CHIMERE среднесуточных концентраций  $O_3$  на городских АСКЗА и завышения прогнозов в среднем на 10–20  $мкг/м^3$  на транспортных АСКЗА, на которых озона меньше за счет его деструкции транспортными выбросами. Установлено, что CHIMERE завышает  $O_3$  на 20–30  $мкг/м^3$  на АСКЗА за пределами города с более высокими, чем в городе, измеренными уровнями озонового загрязнения. Прогнозы среднесуточных концентраций  $PM_{10}$  завышены CHIMERE на 10–20  $мкг/м^3$  на городских территориях и немного занижены для транспортных АСКЗА.

Анализ сезонных отклонений прогнозов CHIMERE от измерений показал удовлетворительную успешность прогнозов среднесуточных концентраций  $O_3$  в холодный период и в апреле-мае – годовом максимуме  $O_3$ . Летом ХТМ CHIMERE завышает концентрации озона, особенно в июле. Моделируемый CHIMERE суточный ход  $O_3$  в теплый сезон характеризуется небольшим запаздыванием и занижением дневного максимума концентраций, завышением ночных концентраций.

Прогнозы ХТМ CHIMERE среднесуточных концентраций  $PM_{10}$  в среднем удовлетворительны по всему году, при этом в апреле при среднем многолетнем максимуме  $PM_{10}$  и в августе-сентябре при вторичном максимуме наблюдается довольно большой разброс отклонений прогнозов от измерений. Установлено, что моделируемый CHIMERE суточный ход концентраций  $PM_{10}$  резко отличается от измеренного: в теплый сезон ХТМ прогнозирует завышенный дневной максимум концентраций и недооценивает повышение  $PM_{10}$  вечером-ночью.

Установленные отклонения прогнозов ХТМ CHIMERE от измерений приземных концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  служат обоснованием для разработки и применения инструмента постпроцессинга прогнозов.

В главе 3 сформулированы основные этапы разработанной методики построения моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций загрязняющих веществ (далее Методика), а также описана реализация Методики в виде разработки моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территории московского региона.

В разделе 3.1 приведены общее описание и основные этапы разработанной Методики. Методика нацелена на повышение точности часовых

численных прогнозов приземных концентраций ЗВ путем применения моделей машинного обучения. Основная суть методики заключается в использовании часовых численных прогнозов концентраций и метеопараметров в качестве предикторов обучения ММО и часовых измерений концентраций в соответствующих прогнозам ячейках модельной сетки в качестве целевой переменной прогноза ММО. ММО обучается приближать прогнозы концентраций к измерениям. При этом создается общая для территории ММО – в обучающую выборку включаются пары прогноз-измерение для всех АСКЗА, а также данные землепользования для воспроизведения ММО пространственной неоднородности загрязнения.

Преимущество такого подхода заключается в возможности применения обученной ММО ко всем ячейкам регулярной сетки в расчетном домене ХТМ, в том числе к тем, в которых не проводятся измерения. Предполагается улучшение первичных прогнозов ХТМ на всей территории расчетного домена с применением обученной ММО, назовем это *ММО-постпроцессингом прогностических полей ХТМ*.

Данный подход также положительно сказывается на обобщающей способности модели машинного обучения. Во-первых, для формирования обучающей выборки используются прогнозы в ячейках сетки (в данном случае площадью 4 км<sup>2</sup>); во-вторых, в обучающую выборку включаются прогнозы-измерения для всех станций. Так ММО в меньшей степени будет учитывать особенности локации измерительной станции по сравнению с подходом обучения ММО на рядах измерений (см. разделы 1.3, 1.4).

Сформулированы основные этапы Методики:

1. *Создание для каждого отдельного загрязнителя синхронизированного архива численных прогнозов концентраций и метеопараметров, данных землепользования и измерений концентраций.* Набор конкретных предикторов обучения ММО формируется для каждого отдельного загрязнителя исходя из представлений об основных факторах формирования загрязнения. Все доступные за заданный временной период часовые численные прогнозы концентраций и метеопараметров в узлах регулярной сетки (предикторы) синхронизируются по часу и ближайшему узлу сетки со всеми доступными часовыми измерениями концентраций (целевая переменная) на всех АСКЗА, попадающих в расчетный домен ХТМ. Данные землепользования, постоянные по времени, синхронизируются с измерениями на АСКЗА по ближайшему узлу регулярной сетки. Синхронизированный архив разделяется на обучающую и независимую тестовую выборки. Максимизация объема и вариативности (по погодным условиям) обучающей выборки положительно сказывается на универсальности разрабатываемой ММО.

2. Для каждого загрязнителя производится *экспериментальный поиск оптимальной конфигурации модели машинного обучения.*

3. *Верификация полученной оптимальной модели машинного обучения* производится на независимой выборке не менее чем полугодичного ряда. С использованием данных измерений концентраций загрязнителя на АСКЗА проводится расчет и сравнительный анализ метрик качества первичных прогно-

зов концентраций ХТМ и ММО-скорректированных прогнозов. *Верификация включает обоснование применения ММО для постпроцессинга прогнозов ХТМ на всей территории расчетного домена*, в том числе прогнозов в ячейках сетки, в которых отсутствуют измерения концентраций.

4. *Применение разработанной ММО для постпроцессинга часовых прогнозов концентраций загрязнителя на всей территории расчетного домена ХТМ.* Технология ММО-постпроцессинга прогностических полей ХТМ включает следующие этапы:

а) выгрузка концентраций и метеопараметров из всех узлов сетки оперативных часовых прогностических полей ХТМ и модели атмосферы; переформатирование данных в ряды предикторов, заложенных в разработанную ММО (например, см. табл. 1 для  $O_3$  и  $PM_{10}$ );

б) расчет ММО на основе оперативно подготовленных предикторов почасовых концентраций загрязнителя на весь заданный период прогноза в каждом узле сетки;

в) переформатирование ММО-скорректированных прогнозов в начальный вид часовых полей концентраций на регулярной сетке.

В разделе 3.2 описана разработка моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территории московского региона (далее ММО- $O_3$  и ММО- $PM_{10}$ ). Предикторы ММО- $O_3$  и ММО- $PM_{10}$  (таблица 1) отбирались с учетом изученных факторов сезонной и суточной изменчивости концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$  на территории московского региона (раздел 2.2).

Таблица 1 – Предикторы моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций  $O_3$  и  $PM_{10}$

Источник данных	Предикторы	
	ММО- $O_3$ – 19 предикторов	ММО- $PM_{10}$ – 20 предикторов
Часовые прогнозы ХТМ CHIMERE на первые сутки	Приземные концентрации $O_3$ , NO, $NO_2$ ( $мкг/м^3$ )	Приземная концентрация $PM_{10}$ ( $мкг/м^3$ )
Часовые прогнозы COSMO-Ru на первые сутки	$T_{2m}$ , $h_{AFC}$ , $\rho$ , Pr, $V_{10m}$ , SRad, Tgrad <sub>2-200m</sub> , Tgrad <sub>2-750m</sub> , $V_{750m}$ , dd <sub>750m</sub>	$T_2$ , $h_{AFC}$ , $\rho$ , Pr, $V_{10m}$ , Tgrad <sub>2-200m</sub> , Tgrad <sub>2-400m</sub> , Tgrad <sub>2-750m</sub> , $V_{750m}$ , $V_{400m}$ , $V_{1500m}$ , dd <sub>750m</sub> , dd <sub>1500m</sub>
Данные землепользования базы Globcover	Доля городской застройки в ячейке сетки ХТМ CHIMERE (0–1)	Доля городской застройки в ячейке сетки ХТМ CHIMERE (0–1)
Временная метка	Месяц; день недели; час (sin, cos); заблаговременность прогноза (1–24 ч)	Месяц; день недели; час (sin, cos); заблаговременность прогноза (1–24 ч)

Продолжение таблицы 1

Источник данных	Предикторы	
	ММО-О <sub>3</sub> – 19 предикторов	ММО-PM <sub>10</sub> – 20 предикторов
Центральная Аэрологическая Обсерватория Росгидромета (Н. С. Иванова)	Среднесуточное общее содержание озона (ОСО) в атмосферном столбе (е. Д.)	
Целевая переменная	Измерение О <sub>3</sub> (мкг/м <sup>3</sup> ) на АСКЗА	Измерение PM <sub>10</sub> (мкг/м <sup>3</sup> ) на АСКЗА
<i>Примечание: T – температура (K); h<sub>лпс</sub> – высота пограничного слоя (м); ρ – относительная влажность (0–1); Pr – осадки (кг/м<sup>2</sup>); V – скорость ветра (м/с); SRad – коротковолновая радиация у земной поверхности (Вт/м<sup>2</sup>); Tgrad – градиент температуры (K); dd – направление ветра (sin, cos).</i>		

Направления ветра и календарные предикторы (месяц, день недели, час) закодированы в виде синуса и косинуса для сглаживания расстояний между крайними значениями. Для приведения всех предикторов к единому масштабу применялась стандартизация по среднему арифметическому и стандартному отклонению вектора.

Для обучающей выборки использован 5-летний период февраль 2019 – февраль 2024 г., включающий 606 508 часовых пар прогноз-измерение О<sub>3</sub> и 745 366 пар PM<sub>10</sub>. Для независимого тестирования моделей выбран период март-сентябрь 2024 г. (7 месяцев), включающий 90 496 пар О<sub>3</sub> и 107 924 пар PM<sub>10</sub>. Основу обучающей и тестовой выборок ММО-О<sub>3</sub> составили измерения на 20 АСКЗА, ММО-PM<sub>10</sub> – на 24 АСКЗА, большая часть АСКЗА расположены на территории г. Москвы и несколько АСКЗА за пределами города.

По сформированным обучающим выборкам проведен экспериментальный поиск оптимальных конфигураций ММО-О<sub>3</sub> и ММО-PM<sub>10</sub> методом *k*-блоковой валидации, при котором выборка разделяется на *k* блоков, экспериментальная конфигурация ММО обучается *k* раз на *k*-1 блоках, на оставшемся блоке (независимая выборка) рассчитываются метрики точности прогнозов ММО. Во избежание случайных оценок проводится осреднение метрик точности экспериментальной ММО по всей обучающей выборке (по *k* контрольным блокам). При 5-летней обучающей выборке *k* задано равным 5, чтобы контрольные блоки включали полную годовую изменчивость метеоусловий. Всего обучено 35 экспериментальных конфигураций ММО-О<sub>3</sub> и 19 конфигураций ММО-PM<sub>10</sub>, включая вариации полносвязных ИНС различной глубины (количество слоев) и ширины (количество нейронов в слое), вариации рекуррентных ИНС [Sak et al., 2014]. Применялся метод исключения нейронов [Srivastava et al., 2014] и метод добавления гауссовского шума в данные обучающей выборки [Guilhaumon et al., 2024].

Все экспериментальные ИНС показали существенно более точный прогноз концентраций и О<sub>3</sub>, и PM<sub>10</sub> по сравнению с моделью линейной регрессии, заданной в качестве базовой. На точности прогноза положительно

сказались «углубление» ИНС, исключение нейронов в слоях и добавление гауссовского шума в данные обучающей выборки.

Наилучшие результаты  $k$ -блоковой валидации по обучающей выборке  $O_3$  со средним абсолютным отклонением прогнозов от измерений (CAO)  $14 \text{ мкг/м}^3$  и коэффициентом корреляции ( $r$ )  $0.63$  показала полносвязная 4-слойная ИНС с 7 нейронами в каждом слое. Для  $PM_{10}$  наилучшие результаты (CAO =  $12 \text{ мкг/м}^3$ ,  $r = 0.44$ ) показала полносвязная 3-слойная ИНС с 50 нейронами в слое с исключениями (dropout = 0.5). Данные модели приняты как оптимальные ММО- $O_3$  и ММО- $PM_{10}$ . Окончательная верификация моделей проводилась на тестовых независимых выборках, охватывающих период март-сентябрь 2024 г. (главы 4, 5).

По полученным оптимальным ММО- $O_3$  и ММО- $PM_{10}$  проведен анализ значимости отдельных предикторов, включенных в модели, методом исключения предиктора из тестовой выборки (случайное перемешивание по временному ряду март-сентябрь 2024 г.) и ранжирования по убыванию среднеквадратических отклонений прогнозов ММО на тестовых выборках с исключенными предикторами (чем менее точный прогноз, тем значимее предиктор). Больше других предикторов ММО- $O_3$  приоритизирует численный прогноз приземной температуры, час, месяц, численный прогноз относительной влажности, среднесуточное ОСО и прогноз ХТМ приземной концентрации прекурсора озона  $NO_2$ . ММО- $PM_{10}$  приоритизирует месяц и численные прогнозы приземной температуры и градиента температуры в слое 2–400 м, который отражает термическую устойчивость в АПС.

В главе 4 приведены результаты верификации разработанной модели машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов концентраций приземного озона на независимой выборке за период 1 марта – 30 сентября 2024 г. с использованием данных измерений  $O_3$  на 20 АСКЗА в московском регионе. Эффекты ММО-постпроцессинга оценивались путем сравнения отклонений от измерений в ближайшем к АСКЗА узле сетки первичных прогнозов ХТМ ( $\Delta_{п-и}$  ХТМ) и ММО-скорректированных прогнозов ( $\Delta_{п-и}$  ММО- $O_3$ ).

Часть оценок рассчитывалась по суточным максимумам средних за 8 часов концентраций ( $O_{3-8ч}$ ), для сравнений с установленным ВОЗ нормативом  $O_{3-8ч}$   $100 \text{ мкг/м}^3$  [World Health Organization, 2021].

Необходимо отметить, что в теплый сезон 2024 г. содержание приземного озона оказалось на 8% больше среднего многолетнего. Кроме того, наблюдалась аномальная сезонная изменчивость  $O_3$ : весенний максимум  $O_3$  пришелся на май, а годовой максимум, обычно наблюдаемый в апреле (раздел 2.2.1) – на июль. Предполагается, что нехарактерный режим приземного озона в теплый период 2024 г. в Москве зафиксирован на фоне повышенного общего содержания озона и более высоких значений (по сравнению со средними многолетними) полярного арктического озона, что могло быть откликом на максимальную солнечную активность [Иванова и др., 2025 №1].

В разделе 4.1 приводится сравнительный анализ сезонных и суточных отклонений первичных ХТМ и ММО-скорректированных прогнозов  $O_3$  с использованием измерений на всех вошедших в тестовую выборку АСКЗА, а также сравнительный анализ отклонений прогнозов для отдельных АСКЗА. Из

таблицы 2 видно снижение среднеквадратического отклонения прогнозов от измерений ( $СКО_{П-И}$ )  $O_{3-8ч}$  с применением ММО- $O_3$  во все месяцы тестовой выборки по сравнению с первичными прогнозами ХТМ. Максимальная эффективность ММО-постпроцессинга наблюдается в июне –  $СКО_{П-И}$  ( $O_{3-8ч}$ ) уменьшилось на 43%, наименьшая в марте –  $СКО_{П-И}$  уменьшилось на 12%.

По всей тестовой выборке март-сентябрь  $СКО_{П-И}$  ( $O_{3-8ч}$ ) снизилось с 27  $мкг/м^3$  до 19  $мкг/м^3$  – на 30%. В период годового максимума  $O_3$  в апреле-мае с применением ММО- $O_3$   $СКО_{П-И}$  ( $O_{3-8ч}$ ) снижено на 22–31%. Во все месяцы видно существенное уменьшение межквартильного размаха (75–25% распределения)  $\Delta_{П-И}$  ( $O_{3-8ч}$ ) с применением ММО- $O_3$ , т.е. сужение разброса отклонений прогнозов от измерений.

Средние отклонения ( $СО_{П-И}$  в таблице 2) демонстрируют общую тенденцию «снижения» ММО- $O_3$  прогнозов ХТМ  $O_{3-8ч}$ . Во все месяцы тестовой выборки улучшено прогнозирование суточного хода концентраций  $O_3$  с применением ММО-постпроцессинга – коэффициенты корреляции между часовыми прогнозами и измерениями увеличены с ~0.4–0.5 (ХТМ) до ~0.7–0.9 (ММО- $O_3$ ), по всей тестовой выборке с 0.5 (ХТМ) до 0.8 (ММО- $O_3$ ). Наглядно эффекты ММО-постпроцессинга прогнозируемого суточного хода концентраций  $O_3$  продемонстрированы на рисунке 1.

Таблица 2 – Метрики качества прогнозов концентраций  $O_{3-8ч}$  и часовых  $O_3$  (последние 2 строки) ХТМ CHIMERE и ММО- $O_3$  ( $мкг/м^3$ ), рассчитанные по измерениям  $O_3$  на 20 АСКЗА в московском регионе

Метрика	2024 г. (независимая выборка)							
	Март	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Март-сентябрь
Средняя измеренная $O_3$	58	64	76	70	79	60	61	67
$СО_{П-И}$ ХТМ	-11	4	-2	10	9	3	-13	0
$СО_{П-И}$ ММО- $O_3$	-13	-2	-8	-5	-13	-7	-6	-8
$СКО_{П-И}$ ХТМ	25	23	26	28	30	25	29	27
$СКО_{П-И}$ ММО- $O_3$	22	18	18	16	22	17	20	19
<b>Снижение <math>СКО_{П-И}</math></b>	<b>-12%</b>	<b>-22%</b>	<b>-31%</b>	<b>-43%</b>	<b>-27%</b>	<b>-32%</b>	<b>-31%</b>	<b>-30%</b>
$IQR \Delta_{П-И}$ ХТМ ( $Q1-Q3$ )	31 (-25–6)	29 (-9–20)	35 (-19–16)	33 (-5–28)	40 (-10–30)	31 (-11–19)	35 (-29–5)	36 (-17–19)
$IQR \Delta_{П-И}$ ММО- $O_3$ ( $Q1-Q3$ )	22 (-22–0)	20 (-11–9)	19 (-16–3)	17 (-13–4)	22 (-23–0)	20 (-16–4)	26 (-19–7)	21 (-17–4)
$r$ ХТМ (часовые $O_3$ )	0.50	0.48	0.45	0.41	0.55	0.42	0.43	0.49
$r$ ММО- $O_3$ (часовые $O_3$ )	0.71	0.73	0.80	0.79	0.87	0.85	0.80	0.81
<i>Примечание: <math>СО_{П-И}</math> – среднее отклонение прогнозов от измерений; <math>СКО_{П-И}</math> – среднеквадратическое отклонение прогнозов от измерений; <math>IQR \Delta_{П-И}</math> – межквартильный размах распределения отклонений прогнозов от измерений; <math>Q1</math> – 25% распределения <math>\Delta_{П-И}</math>, <math>Q3</math> – 75% распределения <math>\Delta_{П-И}</math> (<math>мкг/м^3</math>); <math>r</math> – коэффициент корреляции Пирсона между часовыми прогнозами и измерениями.</i>								

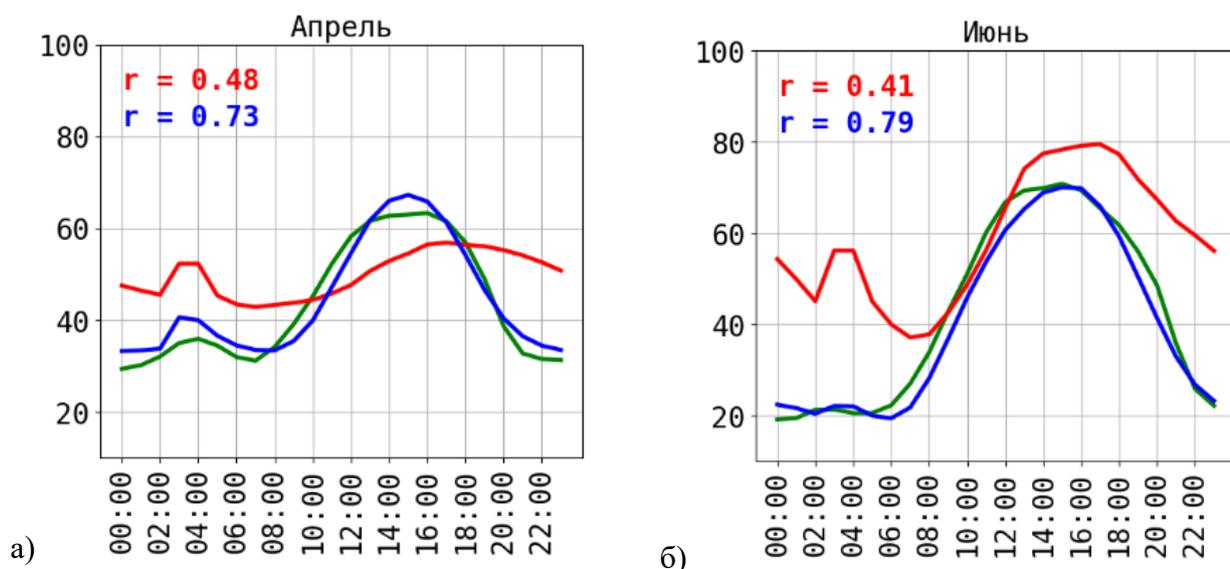


Рисунок 1 – Средние почасовые концентрации O<sub>3</sub> (мкг/м<sup>3</sup>) по данным измерений на АСКЗА (зеленые линии), по расчетам ХТМ CHIMERE (красные) и ММО-O<sub>3</sub> (синие) в апреле (а) и июне (б) 2024 г. (независимая выборка).

Необходимо отметить, что метрики эффективности ММО-постпроцессинга на отдельных АСКЗА (рисунок 2) получены с учетом исключения станции из обучающей выборки: ММО-O<sub>3</sub> последовательно переобучалась  $n = \text{количество станций}$  раз с исключением определенной АСКЗА из обучающей выборки и расчетом прогнозов концентраций для исключенной АСКЗА на тестовой выборке (март-сентябрь 2024 г.). Такой подход применялся, чтобы симитировать и оценить эффекты ММО-постпроцессинга численных прогнозов O<sub>3</sub> на территориях без измерений концентраций. На рисунке 2 видны характерные положительные эффекты применения ММО-O<sub>3</sub> практически на всех АСКЗА в виде снижения СКО<sub>П-и</sub> (O<sub>3-8ч</sub>), рассчитанного по всей тестовой выборке. Эффекты ММО-постпроцессинга отсутствуют только на 2-х АСКЗА Звенигород и Одинцово на западе московской области, где нет крупных источников транспортных выбросов и средний уровень O<sub>3-8ч</sub> более высокий по сравнению с «городским» – более 90 мкг/м<sup>3</sup>. ХТМ и ММО-O<sub>3</sub> занижают прогнозы для этих станций. Минимальные эффекты ММО-постпроцессинга, также с занижением прогнозов и ХТМ, и ММО-O<sub>3</sub>, наблюдаются на станциях Подольск и Лосиный остров с измеренным уровнем O<sub>3-8ч</sub> ~75-85 мкг/м<sup>3</sup> – СКО<sub>П-и</sub> (O<sub>3-8ч</sub>) и ХТМ, и ММО-O<sub>3</sub> на этих станциях около 30 мкг/м<sup>3</sup>. При этом на фоновой станции Рогово с уровнем озона ~85 мкг/м<sup>3</sup> эффекты ММО-постпроцессинга более выражены, СКО<sub>П-и</sub> (O<sub>3-8ч</sub>) ММО-O<sub>3</sub> составило около 20 мкг/м<sup>3</sup>.

На всех городских АСКЗА, вне зависимости от территориальной принадлежности и уровня загрязнения, ММО-O<sub>3</sub> успешно корректирует прогнозы ХТМ, снижая СКО<sub>П-и</sub> (O<sub>3-8ч</sub>) с 25–30 до 15–25 мкг/м<sup>3</sup> – на ~ 30%. Максимальное из всех АСКЗА снижение СКО<sub>П-и</sub> (O<sub>3-8ч</sub>) с применением ММО-O<sub>3</sub> получено на городской станции Останкино с наибольшим в городе уровнем O<sub>3-8ч</sub> 80 мкг/м<sup>3</sup>.

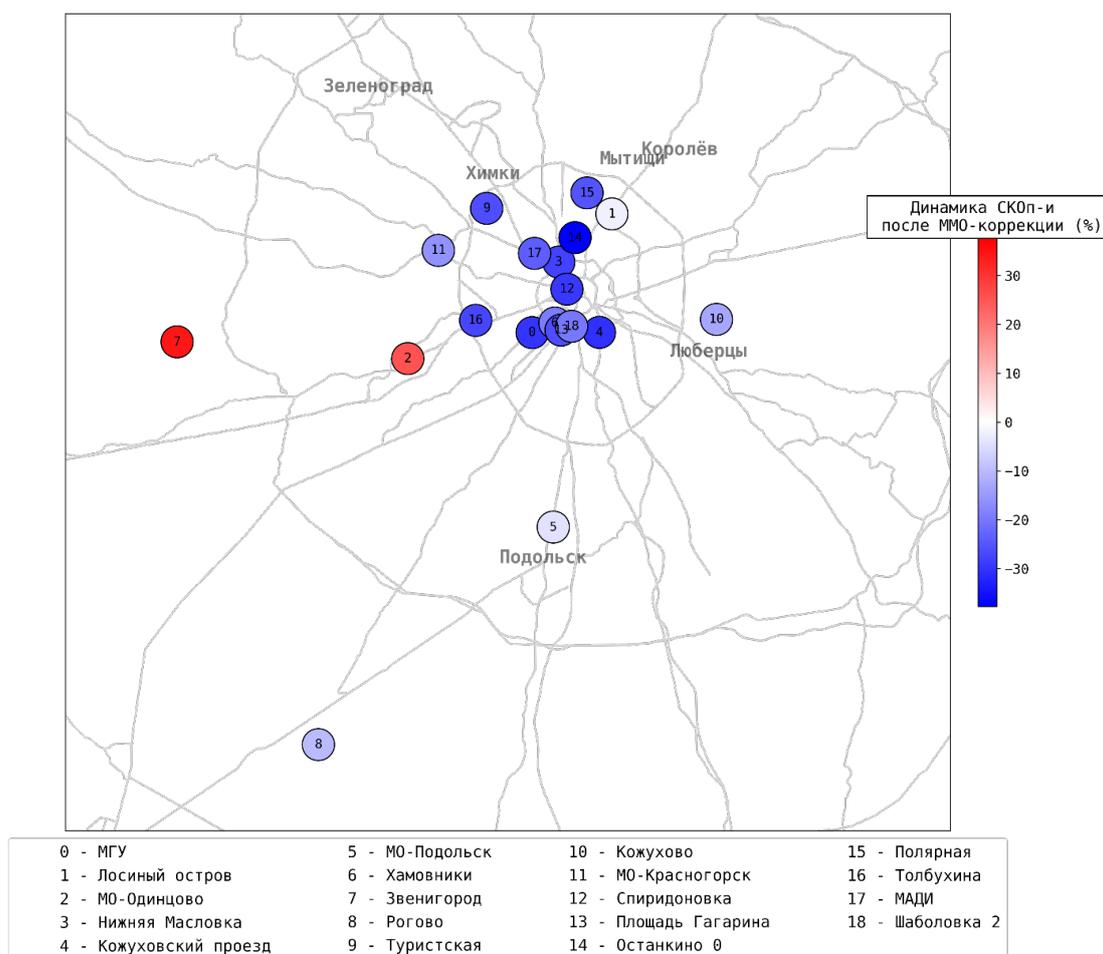


Рисунок 2 – Изменения (в %) SKOп-и ( $O_3$ -8ч) с применением ММО-постпроцессинга на отдельных АСКЗА. Март-сентябрь 2024 г.

*Примечание:* Оценки получены с учетом исключения станции из обучающей выборки ММО- $O_3$ .

В разделе 4.2 обсуждаются эффекты ММО-постпроцессинга прогнозов ХТМ концентраций  $O_3$  в эпизодах повышенного озонowego загрязнения (озоновые эпизоды) в московском регионе в период независимой выборки. Для идентификации эпизодов использовались гигиенический норматив ВОЗ  $100 \text{ мкг/м}^3$  ( $O_3$ -8ч) – обозначим его ПДК<sub>8ч</sub> – и российский норматив максимально разовой предельно допустимой концентрации (ПДК<sub>М.Р</sub>)  $O_3$   $160 \text{ мкг/м}^3$ . Анализ проводился по 3 эпизодам: 28 мая – 2 июня 2024 г.; длительный эпизод 1–17 июля; 25 августа – 3 сентября. Нужно отметить, что ПДК<sub>8ч</sub> и ПДК<sub>М.Р</sub> неоднозначно интерпретируют опасность озонowego загрязнения. Так, например, в июле на станции Останкино с превышением ПДК<sub>8ч</sub> было 14 дней и всего 5 дней с превышением ПДК<sub>М.Р</sub>. В тексте диссертации для каждого эпизода описаны синоптические процессы и погодные условия, повлиявшие на формирование повышенного озонowego загрязнения. Формирование озонowych эпизодов связано с НМУ в малоградиентных барических полях, когда ночью происходит накопление прекурсоров озона, а днем при ясной, теплой, сухой и безветренной погоде происходит активная фотохимическая генерация  $O_3$ . Также нельзя не учитывать основной природный источник – приток  $O_3$  из верхних слоев при

усилении конвективного перемешивания – и возможную адвекцию насыщенных  $O_3$  воздушных масс.

На рисунке 3 видны положительные эффекты ММО-постпроцессинга прогнозов ХТМ в озоновых эпизодах в мае и августе (рис. 3 а, в) на станции с самым высоким среди городских АСКЗА уровнем  $O_3$  Останкино: ММО- $O_3$  успешно «распознает» НМУ, увеличивая заниженные ХТМ прогнозы  $O_{3-8ч}$ , тем самым уменьшая отклонения прогнозов ХТМ от измерений в  $\sim 2$  раза в дни с наибольшими концентрациями. Похожие эффекты ММО-постпроцессинга в данных эпизодах наблюдаются на всех городских АСКЗА, отсутствие положительных эффектов ММО-постпроцессинга выявлено только на фоновой станции на удалении от Москвы (Рогово).

На рисунке 3 (б) видно, что в июльском озоновом эпизоде на фоне волн жары и сухой погоды в блокирующих антициклонах и ХТМ, и ММО- $O_3$  занижают прогнозы  $O_{3-8ч}$ , хотя для ХТМ характерно систематическое завышение концентраций  $O_3$  в июле (см. раздел 2.4.1), из чего следует, что ММО- $O_3$  на данных 2019–2024 гг. обучилась «снижать» прогнозы  $O_3$  (ХТМ) в июле.

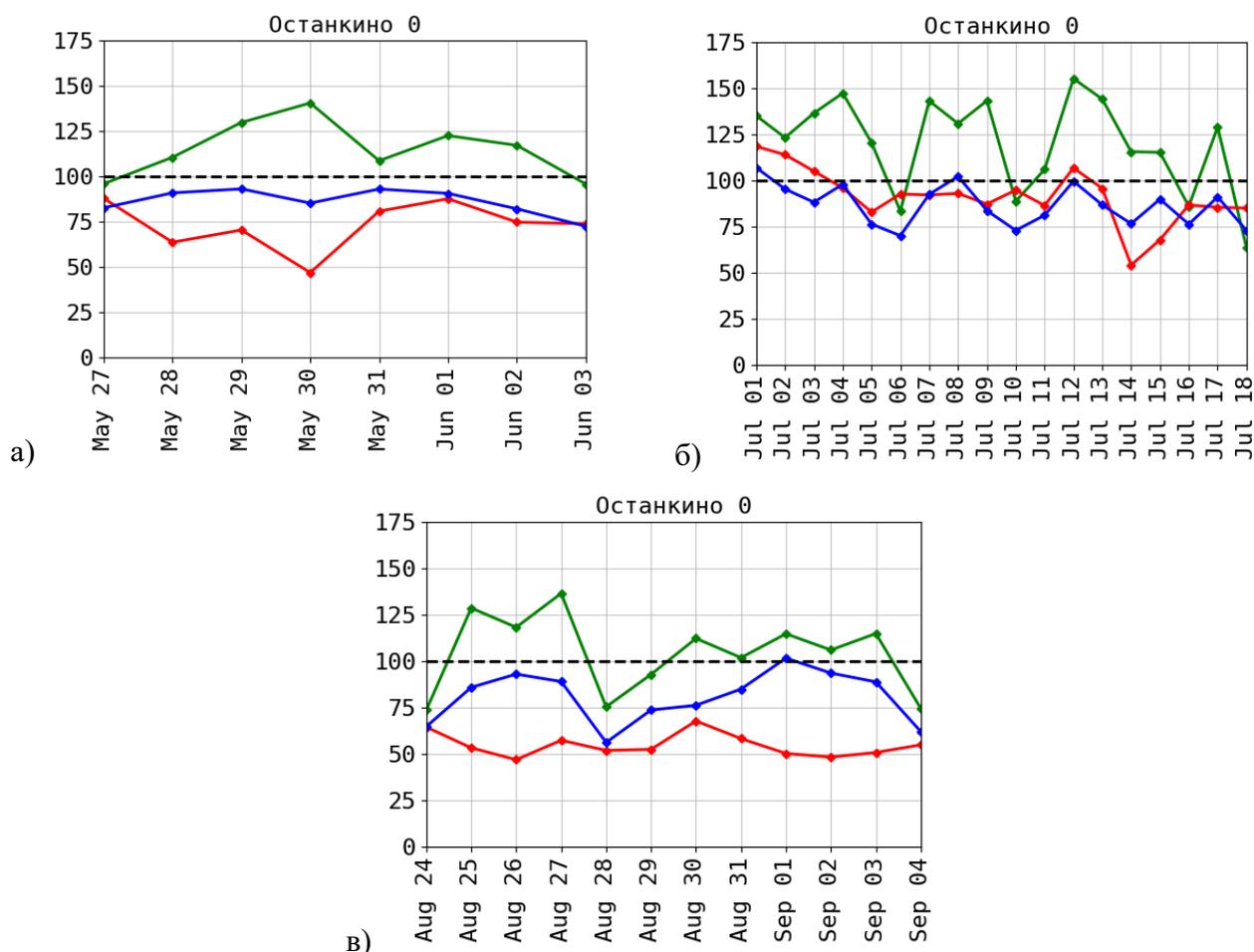


Рисунок 3 – Прогнозы ХТМ (красные линии), ММО- $O_3$  (синие) и измерения (зеленые)  $O_{3-8ч}$  ( $\mu\text{кг}/\text{м}^3$ ) в озоновых эпизодах в период тестовой независимой выборки ММО- $O_3$  март-сентябрь 2024 г.

*Примечание:* Пунктирная линия – ПДК<sub>8ч</sub> 100  $\mu\text{кг}/\text{м}^3$ .

Занижения прогнозов ХТМ и ММО-О<sub>3</sub>, предположительно, объяснимы нехарактерным для сезона аномально высоким озоновым загрязнением в июле 2024 г. – среднемесячная измеренная концентрация на 40% превысила среднюю многолетнюю величину [Иванова и др., 2025 №1]. Положительные эффекты ММО-постпроцессинга в июльском эпизоде обнаружены только на примагистральных АСКЗА с пониженным уровнем О<sub>3</sub>.

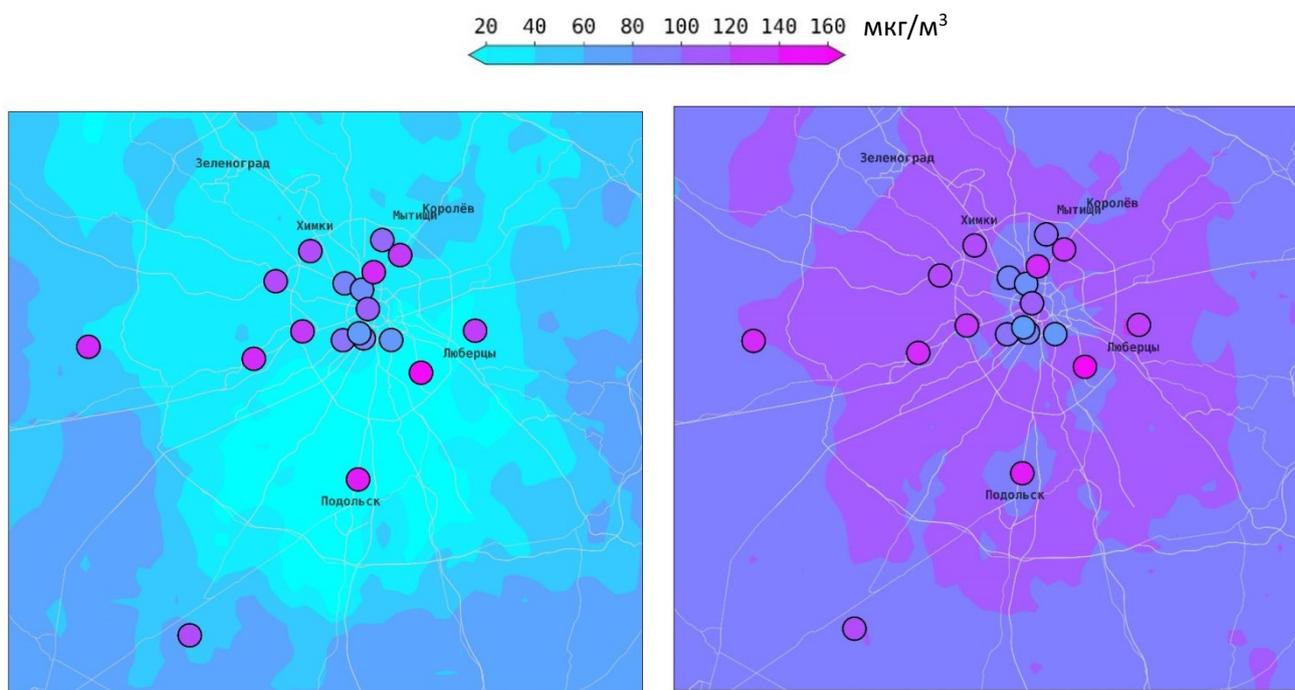
Результаты верификации ММО-О<sub>3</sub>, показавшие в основном улучшение прогнозов ХТМ с применением ММО-постпроцессинга, в том числе на территориях без измерений концентраций (при исключении АСКЗА из обучающей выборки), служат обоснованием применения ММО-О<sub>3</sub> для постпроцессинга прогностических полей концентраций О<sub>3</sub>, рассчитанных ХТМ CHIMERE для территории московского региона.

**В разделе 4.3** обсуждаются эксперименты с ММО-постпроцессингом прогностических полей ХТМ концентраций О<sub>3</sub>. Приводятся примеры расчетов приземных концентраций О<sub>3</sub> ХТМ и ММО-О<sub>3</sub> для всей территории московского региона с горизонтальным шагом 2 км на первые сутки с временным шагом 1 час в периоды НМУ – 29 мая и 1 сентября. 29 мая ММО-О<sub>3</sub> успешно корректирует ночное (04:00 МСК) поле прогнозов О<sub>3</sub> ХТМ, снижая немного завышенные ХТМ концентрации на фоновых территориях и приближая прогнозы к измерениям. ММО-О<sub>3</sub> существенно корректирует дневное (15:00 МСК) поле численных прогнозов О<sub>3</sub>, увеличивая концентрации и приближая их к измеренным на АСКЗА, при этом ММО-О<sub>3</sub> воспроизводит шлейфы озона, а также рассчитывает уровни озонового загрязнения на территориях в соответствии с плотностью городской застройки.

1 сентября в 15:00 МСК, когда температура воздуха поднималась до 30 °С, ХТМ рассчитала нехарактерное для такой погоды низкое содержание приземного озона по всей территории московского региона (рисунок 4 а). При этом ММО-О<sub>3</sub> повысила концентрации по всему полю и существенно приблизила их к измеренным, распределив уровни озонового загрязнения в соответствии с распределением городской застройки (рисунок 4 б).

**В главе 5** приводятся результаты верификации разработанной ММО для постпроцессинга численных прогнозов концентраций РМ<sub>10</sub> на территории московского региона на независимой выборке март-сентябрь 2024 г. Основная часть метрик качества прогнозов рассчитывалась по измеренным и спрогнозированным среднесуточным концентрациям РМ<sub>10</sub> (РМ<sub>10-CC</sub>) для сравнений с гигиеническим нормативом ВОЗ РМ<sub>10-CC</sub>, равным 45 мкг/м<sup>3</sup> [World Health Organization, 2021].

**В разделе 5.1** приводится сравнительный анализ сезонных и суточных отклонений первичных прогнозов ХТМ и ММО-скорректированных прогнозов РМ<sub>10</sub> в московском регионе с использованием измерений РМ<sub>10</sub> на всех вошедших в тестовую выборку 24 АСКЗА, а также сравнительный анализ отклонений прогнозов для отдельных АСКЗА.



а) ХТМ CHIMERE

б) ММО- $O_3$

Рисунок 4 – Прогнозы приземных концентраций  $O_3$  на территории московского региона (шаг сетки  $2 \times 2$  км) ХТМ CHIMERE (а) и ММО- $O_3$  (б). 1 сентября 2024 г. 15:00 МСК (НМУ)

*Примечание:* Кружками нанесены соответствующие сроку прогнозов часовые измерения  $O_3$  на АСКЗА в той же цветовой гамме, что и прогностические поля.

Из таблицы 3 видны существенные положительные эффекты ММО-постпроцессинга прогнозов ХТМ концентраций  $PM_{10}$  в виде снижения  $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) во все месяцы тестовой выборки. По всей тестовой выборке с применением ММО- $PM_{10}$   $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) снизилось с  $25 \text{ мкг/м}^3$  (ХТМ) до  $15 \text{ мкг/м}^3$  – на 40%. ММО- $PM_{10}$  преимущественно снижает завышенные ХТМ прогнозы концентраций, особенно в марте, на который приходится заложенный по европейским стандартам в ХТМ CHIMERE максимум выбросов  $PM_{10}$ . При годовом максимуме концентраций  $PM_{10}$  в Москве в апреле ММО- $PM_{10}$  уменьшает отклонения прогнозов в среднем на 25%. Максимальные эффекты ММО-постпроцессинга наблюдаются летом в июне и июле,  $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) снижены до  $8 \text{ мкг/м}^3$  – на 60-62% по сравнению с  $СКО_{П-И}$  ХТМ. В аномально теплом и сухом сентябре 2024 г., богатом на эпизоды повышенного аэрозольного загрязнения, обе модели в среднем немного занижают прогнозы  $PM_{10}$ , но эффекты ММО-постпроцессинга существенны –  $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) снижено на 24%. Также во все месяцы видно значительное сужение разброса отклонений прогнозов от измерений с применением ММО- $PM_{10}$  (IQR  $\Delta_{П-И}$  ХТМ, IQR  $\Delta_{П-И}$  ММО- $PM_{10}$  в таблице 3).

Таблица 3 – Метрики качества прогнозов концентраций  $PM_{10-CC}$  и часовых  $PM_{10}$  (последние 2 строки) ХТМ CHIMERE и ММО- $PM_{10}$  ( $\mu\text{кг}/\text{м}^3$ ), рассчитанные по измерениям  $PM_{10}$  на 24 АСКЗА в московском регионе

Метрика	2024 г. (независимая выборка)							
	Март	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Март-сентябрь
Средняя измеренная $PM_{10}$	30	32	28	23	25	27	42	29
$CO_{П-И}$ ХТМ	22	4	6	10	14	9	-5	8
$CO_{П-И}$ ММО- $PM_{10}$	-2	2	2	3	3	-1	-4	0
$СКО_{П-И}$ ХТМ	40	24	18	21	20	16	30	25
$СКО_{П-И}$ ММО- $PM_{10}$	21	18	13	8	8	9	22	15
<b>Снижение <math>СКО_{П-И}</math></b>	<b>-48%</b>	<b>-25%</b>	<b>-28%</b>	<b>-62%</b>	<b>-60%</b>	<b>-44%</b>	<b>-27%</b>	<b>-40%</b>
$IQR \Delta_{П-И}$ ХТМ (Q1-Q3)	33 (5-38)	26 (-8-18)	19 (-4-15)	18 (0-18)	17 (5-23)	16 (1-17)	28 (-18-9)	22 (-3-20)
$IQR \Delta_{П-И}$ ММО- $PM_{10}$ (Q1-Q3)	15 (-7-8)	18 (-5-13)	14 (-4-10)	10 (-2-8)	9 (-2-7)	10 (-5-5)	19 (-11-8)	13 (-4-8)
$r$ ХТМ (часовые $PM_{10}$ )	0.23	0.14	0.18	0.1	0.03	0.18	0.08	0.14
$r$ ММО- $PM_{10}$ (часовые $PM_{10}$ )	0.47	0.5	0.52	0.47	0.44	0.62	0.41	0.5

*Примечание:  $CO_{П-И}$  – среднее отклонение прогнозов от измерений;  $СКО_{П-И}$  – среднеквадратическое отклонение прогнозов от измерений;  $IQR \Delta_{П-И}$  – межквартильный размах распределения отклонений прогнозов от измерений; Q1 – 25% распределения  $\Delta_{П-И}$ , Q3 – 75% распределения  $\Delta_{П-И}$  ( $\mu\text{кг}/\text{м}^3$ );  $r$  – коэффициент корреляции Пирсона между часовыми прогнозами и измерениями.*

На рисунке 5 демонстрируются ярко выраженные положительные эффекты ММО-постпроцессинга численного прогноза суточного хода концентраций  $PM_{10}$ . Коэффициенты корреляции между часовыми прогнозами и измерениями  $PM_{10}$  увеличены в отдельные месяцы с 0.1–0.2 (ХТМ) до 0.4–0.6 (ММО- $PM_{10}$ ), по всей тестовой выборке с 0.14 до 0.5.

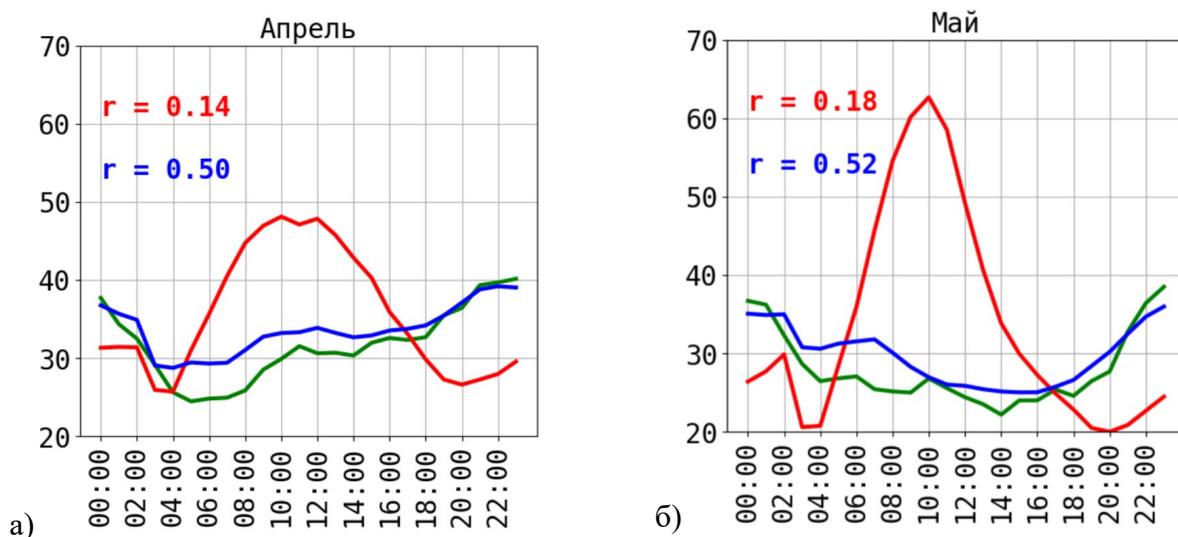


Рисунок 5 – Средние почасовые концентрации  $PM_{10}$  ( $\mu\text{кг}/\text{м}^3$ ) по данным измерений на АСКЗА (зеленые линии), по расчетам ХТМ CHIMERE (красные) и ММО- $PM_{10}$  (синие) в апреле (а) и мае (б) 2024 г. (независимая выборка)

Анализ эффектов ММО-постпроцессинга численных прогнозов  $PM_{10}$  на отдельных АСКЗА, проведенный с использованием метода исключения АСКЗА из обучающей выборки ММО- $PM_{10}$  (подробнее см. раздел 4.1), показал снижение рассчитанного по всей тестовой выборке  $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) практически на всех АСКЗА (рисунок 6). Эффекты ММО-постпроцессинга отсутствуют или минимальны на примагистральных станциях МКАД 52 запад, Зеленоград 16, для которых ХТМ и ММО- $PM_{10}$  занижают прогнозы концентраций. На АСКЗА Долгопрудная, рядом с которой в период тестовой выборки проводились строительные работы, эффектов ММО-постпроцессинга также не наблюдается. Эффектов ММО-постпроцессинга нет также на станциях с низким уровнем загрязнения  $PM_{10}$  Балашиха-Речная и Кожухово.

Для большинства городских АСКЗА с применением ММО- $PM_{10}$   $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) снижено до 10–15 мкг/м<sup>3</sup> – в 1.5–2 раза по сравнению с  $СКО_{П-И}$  (ХТМ).

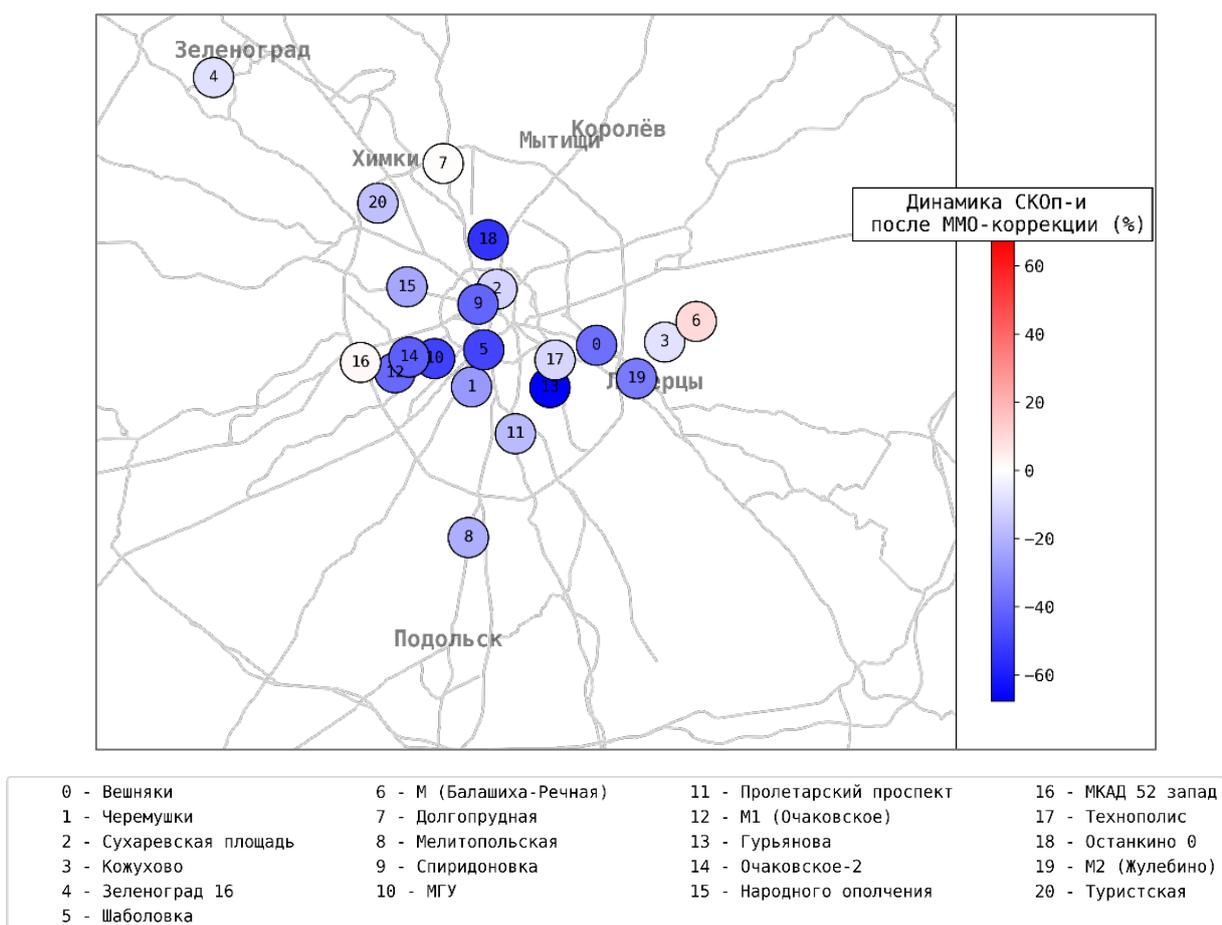


Рисунок 6 – Изменения (в %)  $СКО_{П-И}$  ( $PM_{10-CC}$ ) с применением ММО-постпроцессинга на отдельных АСКЗА. Март-сентябрь 2024 г.

*Примечание:* Оценки получены с учетом исключения станции из обучающей выборки ММО- $PM_{10}$ .

В разделе 5.2 обсуждаются эффекты ММО-постпроцессинга прогнозов ХТМ в аэрозольных эпизодах в период тестовой выборки март-сентябрь 2024 г. Были рассмотрены 5 аэрозольных эпизодов различного происхождения –

перенос частиц из удаленных районов и локальные НМУ. В тексте диссертации приведен подробный анализ происхождения эпизодов с использованием данных траекторной модели, архивных прогнозов ХТМ SILAM, прогнозов глобальных моделей атмосферы GFS, ICON и данных измерений метеопараметров в Москве. Положительные эффекты ММО-постпроцессинга отсутствуют только в эпизоде 17–18 марта, который сформировался в условиях дальнего переноса частиц из районов Прикаспия, когда в Москве еще лежал снег, исключаяющий фактор значительного загрязнения от локальных источников. Отсутствие эффектов ММО-постпроцессинга в эпизодах, обусловленных только дальним переносом, ожидаемо, поскольку в ММО-PM<sub>10</sub> нет предикторов, которые отражают перенос частиц из удаленных районов. В так называемых «смешанных» эпизодах, когда дальний перенос частиц совпал с периодами НМУ (28 марта, 2 и 26 апреля), ММО-PM<sub>10</sub> показала положительные эффекты постпроцессинга прогнозов ХТМ.

В пример приводится эпизод 28 марта (уже почти сошел снег) при возврате загрязненной городскими выбросами воздушной массы при НМУ (слабый ветер, приземная инверсия) и аэрозольный эпизод 2 апреля при потеплении до 21–24°C при относительной влажности 30–40%, когда было зафиксировано поступление частиц из Северной Африки. На рисунке 7 (а) видно, что ММО-PM<sub>10</sub> корректирует прогнозы ХТМ 28 марта и 2 апреля, приближая PM<sub>10-CC</sub> к измеренным повышенным значениям и прогнозируя превышения норматива ВОЗ. 2 апреля ММО-PM<sub>10</sub> недооценивает измеренные концентрации, поскольку не учитывает фактор дальнего переноса частиц.

В аэрозольных эпизодах при НМУ в конце мая и начале сентября, когда не было дальнего переноса, ММО-PM<sub>10</sub> показала существенные эффекты коррекции завышенных ХТМ прогнозов и рассчитала близкое к измерениям повышенное загрязнение PM<sub>10</sub> с превышениями норматива ВОЗ (рис. 7 б, в).

Из проведенного анализа можно сделать общий вывод, что ММО-PM<sub>10</sub> «распознает» периоды НМУ в московском регионе и применима для постпроцессинга прогнозов ХТМ концентраций PM<sub>10</sub> в периоды повышенного аэрозольного загрязнения при НМУ.

В разделе 5.3 обсуждаются эксперименты с применением успешно верифицированной ММО-PM<sub>10</sub> для постпроцессинга прогностических полей ХТМ CHIMERE концентраций PM<sub>10</sub> с горизонтальным шагом 2 км на территории московского региона. Приведены рассчитанные ХТМ и ММО-PM<sub>10</sub> на первые сутки часовые поля концентраций 29 мая, в день повышенного аэрозольного загрязнения при НМУ.

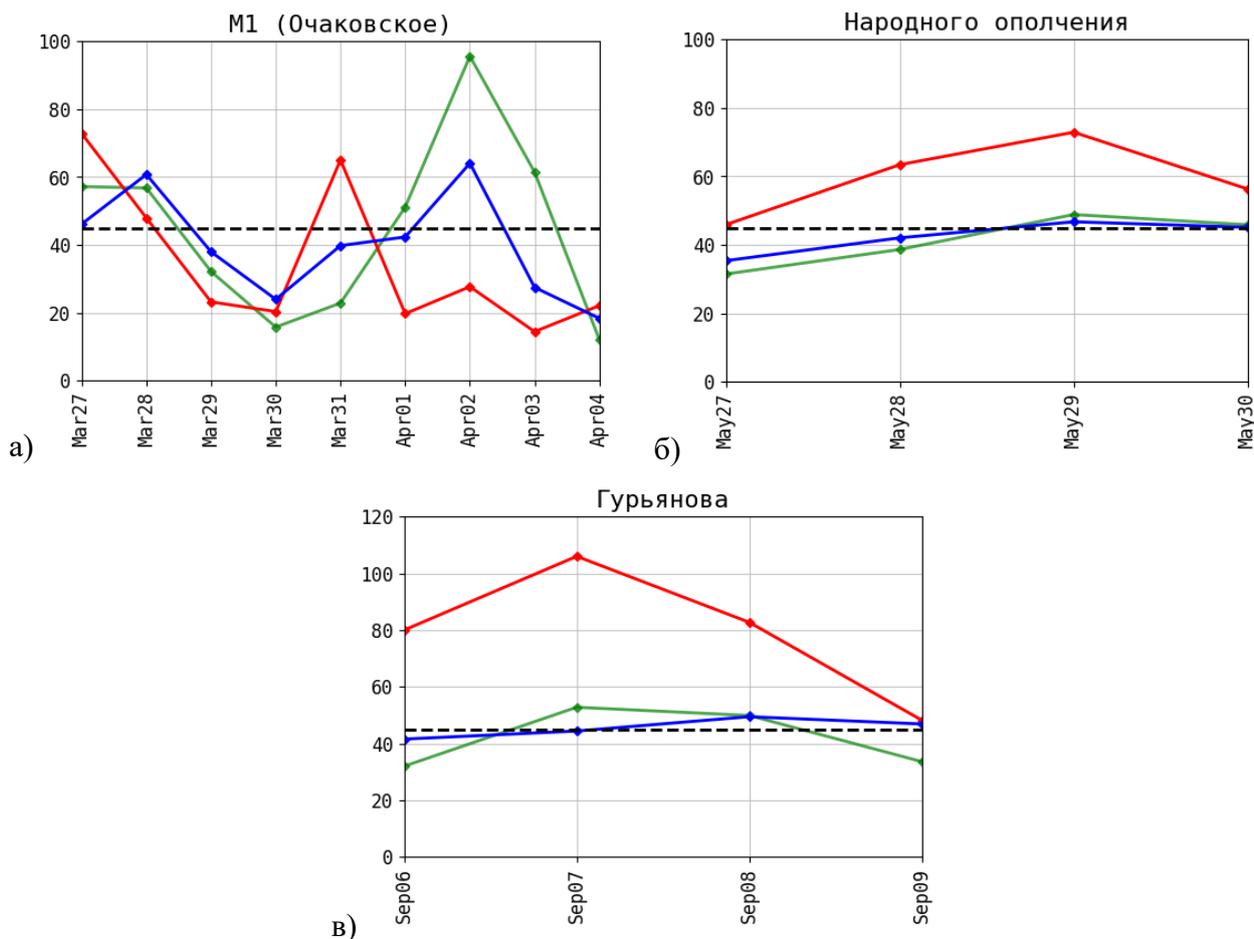
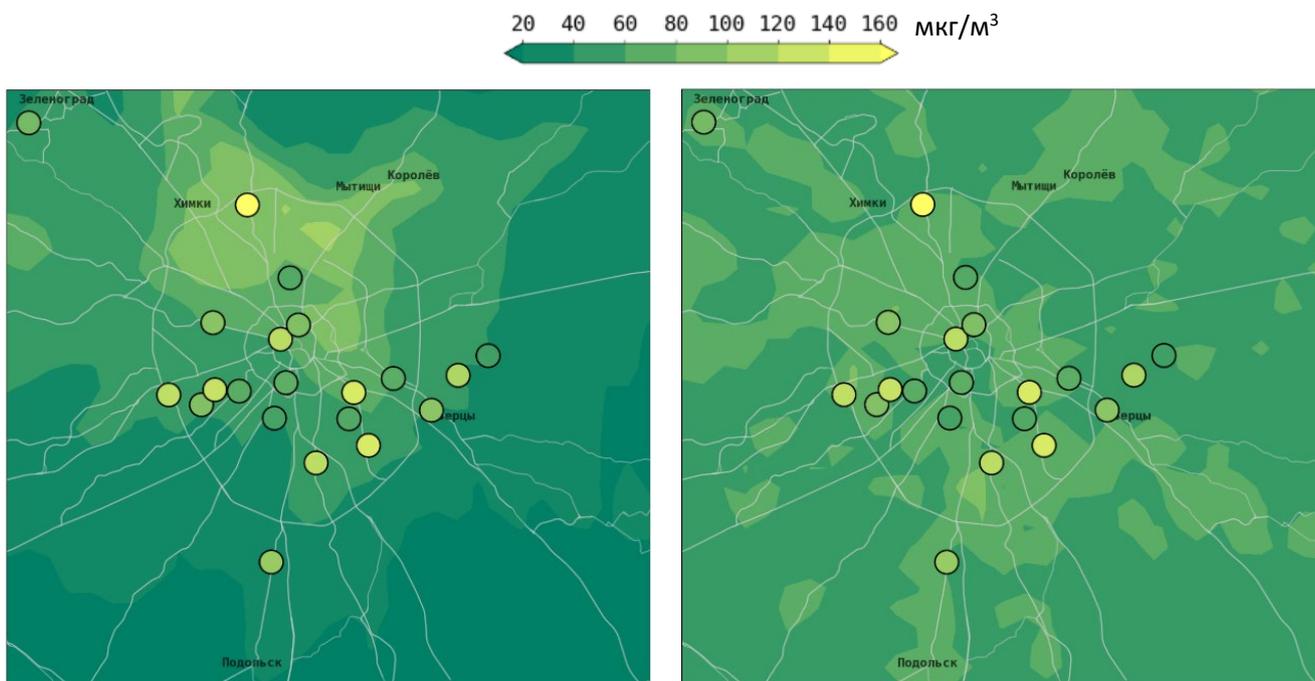


Рисунок 7 – Прогнозы ХТМ (красные линии), ММО-PM<sub>10</sub> (синие) и измерения (зеленые) PM<sub>10-CC</sub> (мкг/м<sup>3</sup>) в аэрозольных эпизодах в период тестовой независимой выборки ММО-PM<sub>10</sub> март-сентябрь 2024 г.

*Примечание:* Пунктирная линия – норматив ВОЗ PM<sub>10-CC</sub> 45 мкг/м<sup>3</sup>.

На ночь (суточный максимум PM<sub>10</sub>) 29 мая ХТМ спрогнозировала повышение концентраций PM<sub>10</sub> в северной части Москвы, в южной части города СИМЕРЕ в основном занизила прогнозы концентраций (рис. 8 а). ММО-PM<sub>10</sub> скорректировала поле прогнозов ХТМ, повысила концентрации практически по всей территории, при этом распределила загрязнение в соответствии с плотностью городской застройки, рассчитав меньшее загрязнение в парковых зонах и на фоновых территориях (рис. 8 б). В целом ММО-PM<sub>10</sub> удовлетворительно рассчитала концентрации для фоновых и городских станций (в пределах инструментальной погрешности измерений) и занизила прогнозы только для примыкающих станций. В прогнозе на день 29 мая ММО-PM<sub>10</sub> существенно скорректировала поле PM<sub>10</sub> – уменьшила значительно завышенные ХТМ практически по всей территории города и на части фоновых территорий концентрации, приблизив их к измеренным. При этом ММО-PM<sub>10</sub> учла распределение городской застройки и рассчитала немного повышенное загрязнение на территории города.



а) ХТМ CHIMERE

б) ММО-PM<sub>10</sub>

Рисунок 8 – Прогнозы приземных концентраций PM<sub>10</sub> на территории московского региона (шаг сетки 2×2 км) ХТМ CHIMERE (а), ММО-PM<sub>10</sub> (б). 29 мая 2024 г. 02:00 МСК (НМУ)

*Примечание:* Кружками нанесены соответствующие сроку прогнозов часовые измерения PM<sub>10</sub> на АСКЗА в той же цветовой гамме, что и прогностические поля.

В **Заключении** приведены наиболее важные результаты диссертационной работы:

1. Разработана и применена методика построения моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов приземных концентраций загрязняющих веществ. ММО обучаются для каждого отдельного загрязнителя, в качестве предикторов обучающей выборки используются часовые численные прогнозы концентраций, метеопараметров и данные землепользования, в качестве целевой переменной задаются часовые измерения концентраций загрязнителя в соответствующих прогнозам ячейках модельной сетки.

2. Разработанная методика реализована в виде построения моделей машинного обучения для постпроцессинга численных прогнозов приземных концентраций озона (ММО-O<sub>3</sub>) и твердых взвешенных частиц диаметром менее 10 мкм (ММО-PM<sub>10</sub>) на территории московского региона. Обучающие выборки обеих ММО охватывают 5-летний период прогнозов-измерений февраль 2019 г. – февраль 2024 г.

3. Верификация разработанных ММО-O<sub>3</sub> и ММО-PM<sub>10</sub> на тестовой независимой выборке, охватывающей период март-сентябрь 2024 г., показала успешность ММО-постпроцессинга численных прогнозов концентраций. Применение ММО-O<sub>3</sub> обеспечивает снижение отклонений прогнозов ХТМ от измерений концентраций O<sub>3-8ч</sub> в отдельные месяцы тестовой выборки на

12–43%, в среднем по всей тестовой выборке на 30%, и увеличение коэффициента корреляции между часовыми прогнозами и измерениями  $O_3$  с 0.4–0.5 (ХТМ) до 0.7–0.9. Применение ММО-PM<sub>10</sub> обеспечивает снижение отклонений прогнозов ХТМ от измерений концентраций PM<sub>10-CC</sub> в отдельные месяцы тестовой выборки на 25–62%, в среднем по всей тестовой выборке на 40%. ММО-PM<sub>10</sub> существенно корректирует прогнозируемый ХТМ суточный ход концентраций PM<sub>10</sub>, увеличивая коэффициент корреляции между часовыми прогнозами и измерениями PM<sub>10</sub> с 0.1–0.2 (ХТМ) до 0.4–0.6.

4. Разработанные ММО- $O_3$  и ММО-PM<sub>10</sub> применимы для постпроцессинга численных прогнозов концентраций в периоды повышенного озонового и/или аэрозольного загрязнения при неблагоприятных для очищения воздуха метеоусловиях. ММО- $O_3$  в озоновых эпизодах при НМУ увеличивает заниженные прогнозы ХТМ, уменьшая отклонения от измерений в 2 раза в дни с наибольшими концентрациями  $O_3$ , кроме озоновых эпизодов в июле 2024 г. с нехарактерным для сезона озоновым загрязнением. ММО-PM<sub>10</sub> успешно корректирует прогнозы ХТМ в аэрозольных эпизодах при НМУ, приближая концентрации PM<sub>10</sub> к измеренным и прогнозируя превышения гигиенического норматива.

5. Показана применимость разработанных ММО- $O_3$  и ММО-PM<sub>10</sub> для постпроцессинга численных прогнозов приземных концентраций по всему расчетному домену ХТМ, в том числе в ячейках модельной сетки, в которых отсутствуют измерения концентраций. ММО- $O_3$  успешно корректирует прогностические поля ХТМ приземных концентраций  $O_3$  для территории московского региона, воспроизводит неоднородность озонового загрязнения по территории, учитывает погодные условия, время суток, смоделированный ХТМ перенос озона. ММО-PM<sub>10</sub> успешно корректирует прогностические поля ХТМ приземных концентраций PM<sub>10</sub> с учетом погодных условий, времени суток и воспроизводит неоднородность загрязнения PM<sub>10</sub> по территории московского региона с учетом распределения городской застройки.

#### **Статьи по теме диссертации в научных журналах из перечня ВАК**

1. Кузнецова И.Н., Шалыгина И.Ю., Нахаев М.И., Ткачева Ю.В., Ривин Г.С., Кирсанов А.А., **Борисов Д.В.**, Лезина Е.А. Система прогнозирования качества воздуха на основе химических транспортных моделей // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2019. – № 4 (374). – С. 203-218.

2. Шалыгина И.Ю., Кузнецова И.Н., Нахаев М.И., **Борисов Д.В.**, Лезина Е.А. Эффективность коррекции эмиссий для расчетов химической транспортной модели CHIMERE в московском регионе // Оптика атмосферы и океана. – 2020. – Т. 33. – № 6. – С. 441-447.

3. **Борисов Д.В.**, Шалыгина И.Ю., Лезина Е.А. Исследование сезонной и суточной изменчивости концентраций приземного озона // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2020. – № 3 (377). – С. 122-135.

4. **Борисов Д.В.**, Шалыгина И.Ю. Уточнение данных о землепользовании для расчетов эмиссий в химической транспортной модели CHIMERE на примере нижегородского региона // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2021. – №3 (381). – С.150-161.

5. Кузнецова И.Н., Ривин Г.С., **Борисов Д.В.**, Шалыгина И.Ю., Кирсанов А.А., Нахаев М.И. Моделирование загрязнения приземного воздуха с характерными в период COVID-19 сокращениями эмиссий в атмосферу с использованием моделей CHIMERE и COSMO-ART // Метеорология и Гидрология. – 2022. – № 3. – С. 25-35 (I.N. Kuznetsova, G.S. Rivin, D.V. Borisov, I.Yu. Shalygina, A.A. Kirsanov, M.I. Nakhaev Modeling Surface Air Pollution with Reduced Emissions during the COVID-19 Pandemic Using CHIMERE and COSMO-ART Chemical Transport Models // Russian Meteorology and Hydrology. – 2022. – Vol. 47. – № 3. – P. 174-182).

6. Кузнецова И.Н., Нахаев М.И., Кирсанов А.А., **Борисов Д.В.**, Ткачева Ю.В., Ривин Г.С., Лезина Е.А. Тестирование и перспективы технологии прогнозирования загрязнения воздуха с применением химических транспортных моделей CHIMERE и COSMO-Ru2ART // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2022. – № 4 (386). – С. 147-170.

7. **Борисов Д.В.**, Кузнецова И.Н., Нахаев М.И. Изменения кадастровых данных о выбросах в атмосферу загрязняющих веществ в московском регионе // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2023. – № 2 (388). – С. 156-173.

8. **Борисов Д.В.**, Кузнецова И.Н. Постпроцессинг численных прогнозов концентраций приземного озона с использованием машинного обучения // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2023. – № 4 (390). – С. 86-104.

9. Кузнецова И.Н., Ткачева Ю.В., **Борисов Д.В.** Методы прогнозирования метеорологических условий, влияющих на загрязнение приземного воздуха // Метеорология и Гидрология. – 2024. – № 8. – С. 87-103 (Kuznetsova I.N., Tkacheva Yu.V., Borisov D.V. Methods for Forecasting Meteorological Conditions Affecting Surface Air Pollution // Russian Meteorology and Hydrology. – 2024. – Vol. 49. – № 8. – P. 722-734).

10. **Борисов Д.В.**, Кузнецова И.Н. Интегрирование химической транспортной модели и искусственной нейронной сети для прогноза концентрации  $PM_{10}$  // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. – 2024. – № 3 (393). – С. 42-63.

#### **Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ**

1. **Борисов Д.В.**, Шалыгина И.Ю., Кузнецова И.Н. Программа автоматического постпроцессинга модельных расчетов средних суточных и максимальных суточных концентраций  $CO$ ,  $NO_2$ ,  $PM_{10}$  // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020664018. Дата государственной регистрации 06 ноября 2020 г.

2. **Борисов Д.В.**, Шалыгина И.Ю., Кузнецова И.Н., Нахаев М.И. Программа коррекции типов землепользования базы данных Globcover с

использованием геоинформационных данных OpenStreetMap для территории нижегородской агломерации // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021664011. Дата государственной регистрации 27 августа 2021 г.

3. **Борисов Д.В.**, Нахаев М.И. Программа считывания, обработки и визуализации кадастровых данных объемов антропогенных эмиссий // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022680113. Дата государственной регистрации 27 октября 2022 г.

4. **Борисов Д.В.** Программа сравнительного анализа данных о выбросах газов-загрязнителей воздуха и взвешенных частиц зарубежного кадастре ЕМЕР и Росприроднадзора // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024680516. Дата государственной регистрации 29 августа 2024 г.