

НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ
«Состояние и задачи мониторинга природных условий
Обь-Енисейского устьевоего региона на фоне изменяющегося климата
и интенсивной хозяйственной деятельности»

Методики долгосрочного прогноза
максимальных уровней воды весеннего
половодья низовьев крупных рек
Обско-Тазовской устьевой области

Волкова Надежда Александровна

к.ф.-м.н., доц. каф. ВТИ РГГМУ,
с.н.с. ОГУРиВР ААНИИ

Ромашова Ксения Владимировна

н.с. отдела гидрологии устьев рек
и водных ресурсов ААНИИ

Санкт-Петербург, 22 октября 2024

Цель исследования:

- Обобщение существующих методик прогнозирования и выявление перспективных направлений для дальнейших исследований, которые позволят улучшить точность и надежность долгосрочных прогнозов, а также способствовать устойчивому развитию арктического региона.

Актуальность исследования:

- В условиях изменяющегося климата и растущего интереса к арктическим ресурсам, разработка точных и надежных моделей для долгосрочного прогноза по рекам арктического бассейна становится неотъемлемой частью современной науки и практики управления водными ресурсами.

Выбор модели

1.

- Линейная регрессия.

2.

- Регрессия с использованием деревьев решений.

3.

- Случайный лес (Random Forest).

4.

- Градиентный бустинг (Gradient Boosting).

5.

- Нейронные сети.

6.

- Метод опорных векторов (Support Vector Regression, SVR).

Реализация методов

Язык программирования: Python.

Библиотеки:

- `numpy`: для работы с массивами данных.
- `pandas`: для работы с табличными данными.
- `matplotlib.pyplot`: для визуализации данных.
- `xgboost`: для реализации метода градиентного бустинга.
- `sklearn`: для реализации различных методов машинного обучения, включая линейную регрессию, деревья решений, случайный лес и метод опорных векторов.
- `keras`: для реализации нейронных сетей.

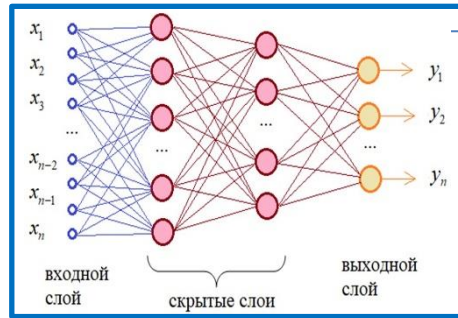
Река Пур



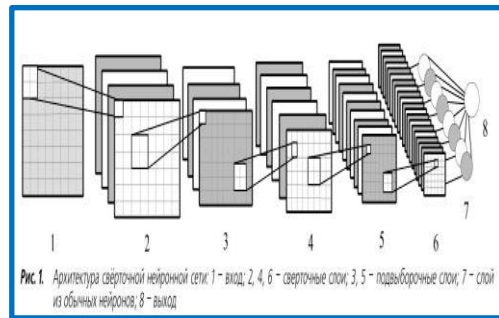
Таблица 1. Ошибки прогноза максимального уровня воды р. Пур - Самбург

Метод	Средняя абсолютная ошибка прогноза, полученная на тренировочных данных, м	Средняя абсолютная ошибка прогноза, полученная на данных для валидации, м
Простая модель (по медиане)	0,38	0,22
Метод на основе линейной регрессии	0	0,39
Метод на основе деревьев решений	0	0,54
Метод на основе случайного леса	0,16	0,31
Метод на основе градиентного бустинга	0,00027	0,41
Метод на основе опорных векторов	0,11	0,34

Нейронные сети



Полносвязная нейронная сеть



Свёрточные одномерные нейронные сети

Выбор архитектуры нейронной сети является сложной задачей, требующей тщательного анализа и эмпирического подхода. В ходе исследований было проведено множество экспериментов с различными архитектурами нейронных сетей для решения задачи долгосрочного прогнозирования максимального уровня рек.

Архитектура полносвязной нейронной сети

1. Полносвязный слой (Dense) с 128 нейронами. Используется функция активации ReLU (Rectified Linear Unit) для введения нелинейности в модель, что позволяет ей учиться сложным закономерностям в данных.
2. Слой нормализации пакетов (Batch Normalization) нормализует входные данные для каждого мини-пакета, что помогает стабилизировать и ускорить процесс обучения. Этот слой также способствует снижению чувствительности модели к инициализации весов и позволяет использовать более высокие скорости обучения.
3. Слой Dropout случайным образом отключает 50% нейронов на каждом шаге обучения. Это помогает предотвратить переобучение модели, заставляя её учиться более обобщённым признакам.
4. Второй полносвязный слой (Dense) с 64 нейронами. Используется функция активации ReLU также для введения нелинейности.
5. Второй слой нормализации пакетов (Batch Normalization) для стабилизации и ускорения обучения.
6. Второй слой Dropout для предотвращения переобучения.
7. Выходной слой (Dense) с одним нейроном, который предсказывает максимальный уровень реки. Используется линейная функция активации, так как задача представляет собой регрессию.

Архитектура свёрточной нейронной сети

1. Одномерный свёрточный слой (Conv1D) с 128 фильтрами и размером ядра 4. Функция активации - ReLU. Входной формат данных (181, 1), что соответствует временному ряду длиной 181 с одним каналом.
2. Слой максимального пулинга (MaxPooling1D), который уменьшает размерность данных, сохраняя важные признаки. Размер пулинга равен 4, что означает, что каждые 4 элемента временного ряда заменяются их максимальным значением.
3. Слой нормализации пакетов (Batch Normalization) нормализует входные данные для каждого мини-пакета, что помогает стабилизировать и ускорить процесс обучения. Этот слой также способствует снижению чувствительности модели к инициализации весов и позволяет использовать более высокие скорости обучения.
4. Слой Dropout случайным образом отключает 50% нейронов на каждом шаге обучения. Это помогает предотвратить переобучение модели, заставляя её учиться более обобщённым признакам.
5. Слой Flatten, который преобразует многомерные данные в одномерный вектор. Это необходимо для передачи данных в полносвязные слои, которые ожидают одномерный вход.
6. Полносвязный слой (Dense) с 64 нейронами. Функция активации - ReLU.
7. Второй полносвязный слой (Dense) с 32 нейронами. Функция активации - ReLU.
8. Выходной слой (Dense) с одним нейроном, который предсказывает максимальный уровень реки. Используется, как и в полносвязной нейронной сети линейная функция активации.

Выбор оптимизатора

SGD (Stochastic Gradient Descent)

- Обновляет веса модели на основе градиента функции потерь, вычисленного для одного случайного примера или мини-пакета примеров.

RMSprop

- Адаптивный оптимизатор, который регулирует скорость обучения для каждого параметра на основе среднего квадратичного градиента. Это помогает стабилизировать обновления весов и ускорить сходимость.

Adam (Adaptive Moment Estimation)

- Адаптивный оптимизатор, который сочетает в себе идеи RMSprop и момента (инерции). Поддерживает экспоненциально взвешенные средние как для градиентов, так и для их квадратов.

Adamax

- Вариант оптимизатора Adam, который использует бесконечную норму (max-норму) вместо квадратичной нормы для градиентов. Это может быть полезно в случаях, когда градиенты имеют большие значения

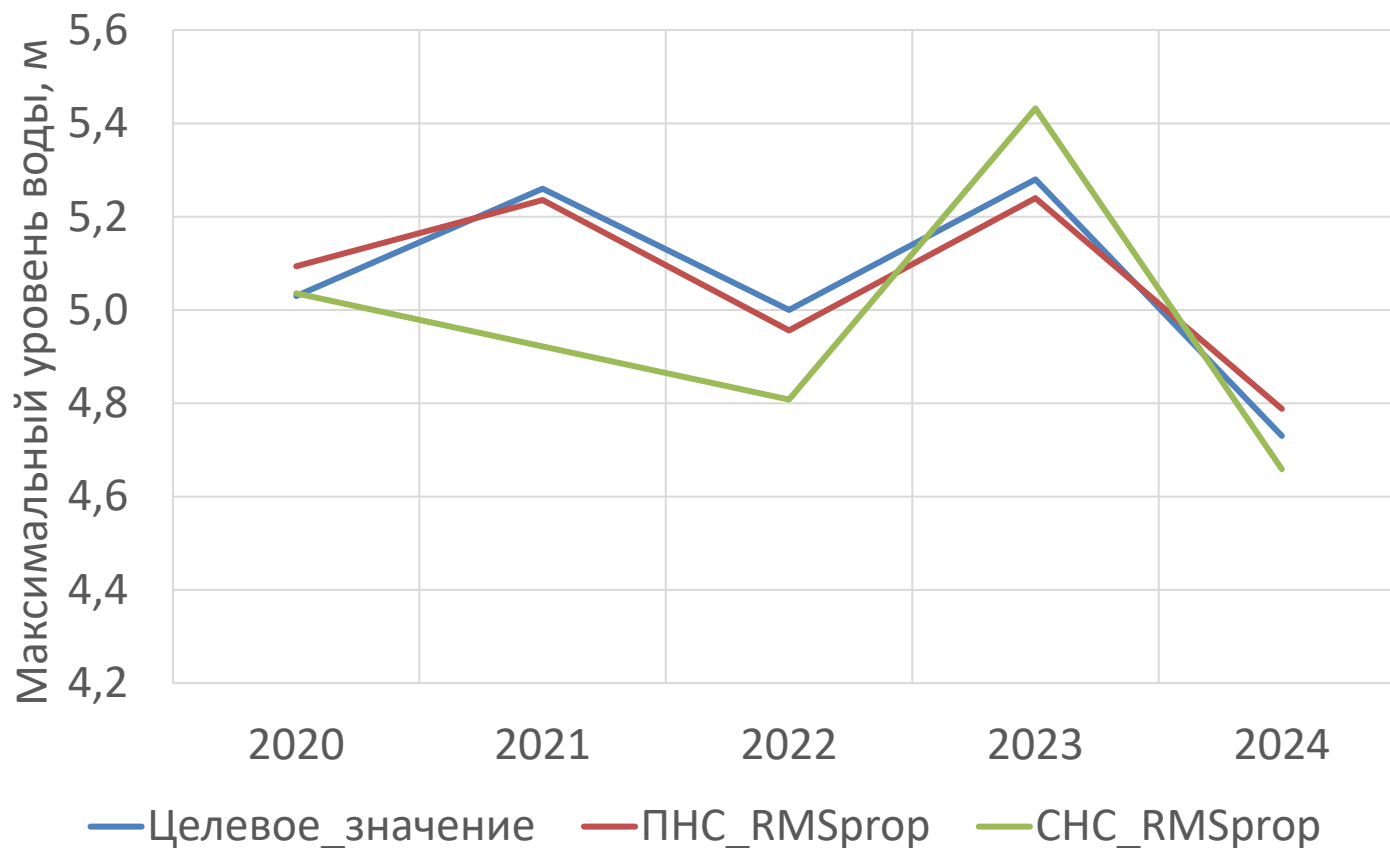
Nadam (Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation)

- Вариант оптимизатора Adam, который включает в себя идеи ускорения Нестерова. Это помогает улучшить сходимость и стабильность обучения.

Таблица 2. Выбор оптимизатора нейронной сети

Оптимизатор	Средняя абсолютная ошибка прогноза, полученная на тренировочных данных, м	Средняя абсолютная ошибка прогноза, полученная на данных для валидации, м
Полносвязная нейронная сеть		
SGD	0,51	0,08
RMSprop	0,21	0,05
Adam	0,21	0,16
Adamax	0,17	0,14
Nadam	0,21	0,18
Свёрточная одномерная нейронная сеть		
SGD	0,08	0,27
RMSprop	0,17	0,15
Adam	0,07	0,30
Adamax	0,06	0,26
Nadam	0,11	0,23

Прогнозы максимального уровня воды в реке Пур в период с 2001 по 2024 годы полносвязной нейронной сетью (ПНС) и свёрточной нейронной сетью (СНС) с оптимизатором RMSprop



Выводы

- Результаты показали, что полносвязная нейронная сеть с оптимизатором RMSprop и свёрточная одномерная нейронная сеть с оптимизатором RMSprop демонстрируют наилучшие результаты в средней абсолютной ошибки на данных для валидации и стабильности прогнозов.
- Важно отметить, что выбор оптимизатора играет ключевую роль в обучении нейронных сетей. Оптимизатор RMSprop показал наилучшие результаты для обеих архитектур нейронных сетей, что подчеркивает его эффективность в задачах прогнозирования временных рядов.
- Таким образом, данное исследование подтверждает, что использование нейронных сетей и адаптивных оптимизаторов позволяет значительно улучшить точность и надежность долгосрочных прогнозов максимального уровня воды в низовьях крупных рек Обско-Тазовской устьевой области.

Заключение

К числу возможных путей повышения достоверности гидрологических прогнозов относятся следующие:

- 1) проверка качества и однородности исходных данных;
- 2) проверка логической непротиворечивости данных;
- 3) сопоставление и статистическая обработка данных;
- 4) определение и корректировка «весов» источников информации;
- 5) использование методов, основанных на нейросетевых моделях и нечеткой логике;
- 6) введение вероятностных прогнозов гидрологических характеристик.

Благодарим за внимание!



Волкова Надежда Александровна
sanots@rambler.ru

Ромашова Ксения Владимировна