

УДК 556.537:532.517+004.85

КОМПЛЕКСНЫЕ РЕШЕНИЯ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ РУСЛОВЫХ ПРОЦЕССОВ В НИЖНЕМ БЬЕФЕ ВОЛЖСКОГО ГИДРОУЗЛА

Красиков Вадим Олегович¹, аспирант

e-mail: v.o.krasikov@yandex.ru

¹ Нижегородский государственный архитектурно-строительный университет, Нижний Новгород, Россия

Аннотация. Предложен комплексный подход к моделированию русловых деформаций на участке Нижней Волги (от Волжской ГЭС до г. Светлый Яр), сочетающий трёхмерное гидродинамическое ядро и корректор на основе графовой нейронной сети. Классические двумерные модели не учитывают вторичные течения на крутых поворотах и дают высокую погрешность, а чисто физические трёхмерные расчёты требуют значительных вычислительных ресурсов. Нейросетевой корректор обучается предсказывать пространственную поправку к полю отметок дна, используя поля скоростей, придонных касательных напряжений и историю накопленной ошибки за 15 предыдущих шагов. Ожидается снижение среднеквадратической ошибки прогноза глубин по сравнению с чистой гидродинамической моделью при существенно меньших вычислительных затратах. Описаны предварительные ограничения метода и пути их преодоления. Разрабатываемая модель является шагом к созданию цифровых двойников рек для оценки последствий антропогенных вмешательств.

Ключевые слова: русловые процессы, трёхмерное гидродинамическое моделирование, графовые нейронные сети, транспорт наносов, цифровой двойник реки, комплексная модель.

INTEGRATED SOLUTIONS FOR FORECASTING CHANNEL PROCESSES IN THE DOWNSTREAM REACH OF THE VOLGOGRAD HYDROELECTRIC DAM

Vadim O. Krasikov¹, Doctoral Student

e-mail: v.o.krasikov@yandex.ru

¹ Nizhny Novgorod state university of architecture and civil engineering, Nizhny Novgorod, Russia

Abstract. A comprehensive approach is proposed for modeling channel deformations in the Lower Volga reach (from the Volgograd hydroelectric dam to the city of Svetly Yar), combining a three-dimensional hydrodynamic core with a correction module based on a graph neural network. Classical two-dimensional models fail to account for secondary flows at sharp bends and yield significant errors, while purely physical three-dimensional simulations demand substantial computational resources. The neural-network corrector is trained to predict a spatial correction to the bed elevation field using velocity fields, bottom shear stresses, and the accumulated error history over the previous 15 time steps. A reduction in the root-mean-square error of depth predictions is expected compared

to the pure hydrodynamic model, at significantly lower computational costs. Preliminary limitations of the method and ways to overcome them are outlined. The developed model represents a step toward digital twins of rivers for assessing the impacts of anthropogenic interventions.

Keywords: channel processes, three-dimensional hydrodynamic modeling, graph neural networks, sediment transport, river digital twin, hybrid model.

Нижние бьефы крупных равнинных водохранилищ представляют собой гидродинамически сложные системы, где многолетняя зарегулированность стока сочетается с высокой морфологической динамикой русла. На участке реки Волги от Волгоградской ГЭС до г. Светлый Яр, протяжённостью около 60 км, русловые переформирования оказывают непосредственное влияние на судоходные условия и водохозяйственную инфраструктуру. Гидрологический режим здесь отличается значительной амплитудой колебаний расходов, а морфология русла отличается наличием крутых поворотов, перекатов и островных разветвлений [1, 2].

Существующие прогнозные модели, базирующиеся на одномерных и двумерных осреднённых подходах, не могут с высокой точностью воспроизводить трёхмерные эффекты, что приводит к систематическим ошибкам в расчетах деформаций русла [3]. Трёхмерные физические модели, имея высокую точность, напротив, требуют колоссальных вычислительных ресурсов, что ограничивает их практическое применение для долгосрочных и многовариантных прогнозов.

В настоящей работе предлагается компромиссное решение – комплексная вычислительная схема, в которой трёхмерное гидродинамическое ядро дополняется нейросетевым корректором на основе графовых сетей (GNN) [4, 5]. Корректор обучается на исторических данных и компенсирует систематические ошибки модели переноса наносов, обеспечивая повышение точности прогнозов при умеренных вычислительных затратах. Такой подход рассматривается как первый шаг к созданию цифрового двойника реки, пригодного для оценки последствий дноуглубительных, берегоукрепительных русловыправительных и иных мероприятий, так или иначе влияющих на русловые процессы [6, 7].

Участок, на котором планируется проводить исследования расположен ниже створа Волгоградской ГЭС и характеризуется рядом гидрологических и морфологических особенностей, существенно влияющих на точность традиционных прогнозных моделей. Расходы воды варьируются от 4800 м³/с до 26000 м³/с, весенние попуски из Волгоградского водохранилища увеличивают расход в 4-5 раз по сравнению с меженными значениями. Русло характеризуется крутыми изгибами, перекатами, островами и разветвлениями [1, 2].

Гидродинамическое ядро модели базируется на методах вычислительной гидродинамики (CFD). Геометрия русла представляется в виде трёхмерной неструктурированной сетки со сгущением в областях перекатов, поворотов русел и искусственных сооружений. Для расчёта течений используется трёхмерная модель RANS (Reynolds-Averaged Navier-Stokes).

Модель транспорта наносов учитывает два режима перемещения - влекомые и взвешенные наносы. Скорость изменения отметки дна определяется из уравнения Экснера, связывающего поток наносов и вертикальную деформацию русла [4]. Однако, как отмечается в литературе, существующие модели транспорта наносов в основном учитывают перемещение частиц под действием тангенциального придонного напряжения, но недостаточно полно описывают диффузию донного материала и другие факторы.

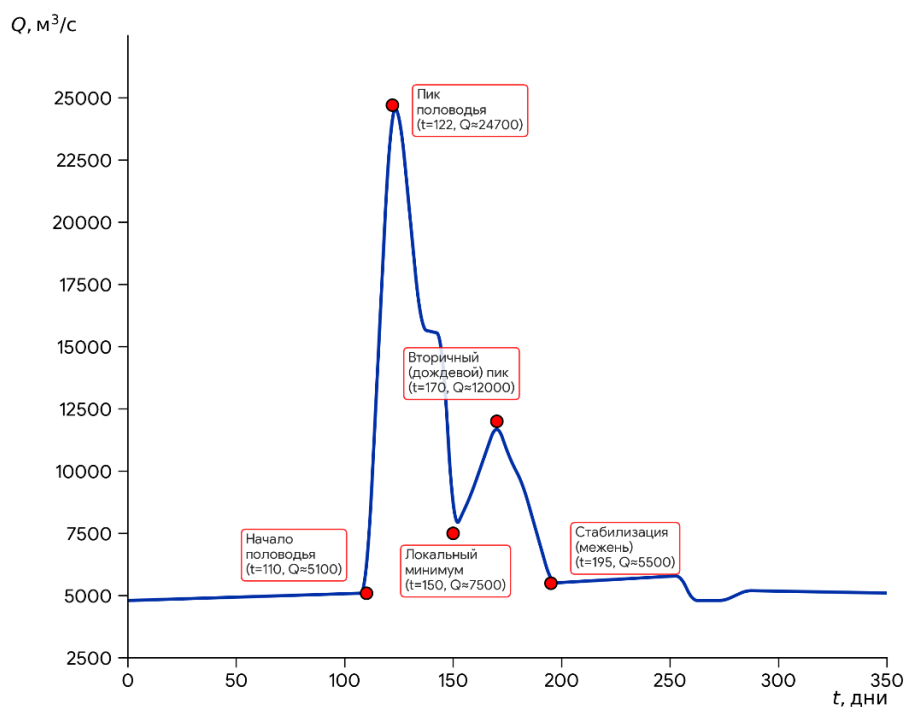


Рисунок 1 – График пускa воды для Волжской ГЭС в 2022 году [1]



Рисунок 2 – Спутниковый снимок рассматриваемого участка реки (Sentinel)

Вычислительные затраты на прогноз переформирования русла с учётом протяжённости участка и требований к точности долгосрочных прогнозов являются значительными: по оценкам, расчёт одного года эволюции русла может занимать до двух суток.

Необходимость разработки AI-корректора обусловлена двумя основными факторами. Во-первых, уравнения перемещения наносов (Ван Рейна, Майера-Питера и др.) калибровались преимущественно на лабораторных лотках и горных реках, а в условиях

глубоководной и многорукавной Волги с разнообразным гранулометрическим составом наносов склонны давать систематическую ошибку [3]. Во-вторых, высокая вычислительная стоимость гидродинамического моделирования ограничивает возможность проведения расчётов для множества сценариев.

Задача AI-корректора сводится к предсказанию пространственной поправки к полю отметок дна, рассчитанному гидродинамическим ядром. В качестве входных признаков могут быть использованы поля скоростей, поля придонных касательных напряжений, их градиенты и история накопленной ошибки за 15 предыдущих временных шагов.

Поскольку геометрия русла представляет собой неструктурированную трёхмерную сетку, предлагается использование графовой нейронной сети (GNN). Узлами графа являются вычислительные ячейки трёхмерной сетки, а соединение узлов выполняется по триангуляции Делоне [4]. Для учёта временной динамики к узлам графа присоединён управляемый рекуррентный блок (Gated Recurrent Unit, GRU), что позволяет корректору запоминать состояние системы на предыдущих временных шагах [5, 8].

Как показано в недавних исследованиях, интеграция гидравлических процессов с пространственно-временными графовыми нейронными сетями позволяет достичь высокой точности прогнозирования русловых деформаций при значительном снижении вычислительных затрат. Аналогичные подходы с использованием топологически-информированных графовых нейросетей демонстрируют эффективность при моделировании гидродинамики речных систем в глобальном масштабе [5].

Обучение корректора предлагается проводить на исторических данных, включающих натурные гидрологические наблюдения Росгидромета (расходы, уровни воды на постах в Волгограде и Светлом Яре) за период 2011–2025 гг, ретроспективные данные о прохождении паводков и метеорологические сводки, данные о дноуглубительных работах на участке ВГЭС-Ахтубинск (объёмы вынутого грунта и изменения конфигурации дна), спутниковые данные дистанционного зондирования Земли (Landsat, Sentinel), промеры глубин.

Процесс обучения предлагается организовать следующим образом: физическая модель прогоняется на историческом периоде с суточным шагом, после чего нейросеть обучается предсказывать разницу между расчётной и реальной (интерполированной по промерам) отметкой дна.

Ожидаемые результаты - снижение среднеквадратической ошибки прогноза отметок дна и глубин по сравнению с одномерными и двумерными гидродинамическими моделями при сравнительно низкой вычислительной стоимости относительно трехмерных гидродинамических моделей.

Как отмечается в литературе, гибридные подходы, сочетающие гидродинамические модели и модели машинного обучения для коррекции ошибок, позволяют использовать преимущества обоих методов [6].

Выделяются два основных ограничения предлагаемой модели. Возможное поступление на вход корректора данных, существенно отличающихся от обучающей выборки (например, расход более 30000 м³/с). Решением предполагается снабжение корректора детектором, отслеживающим экстремальные режимы и при необходимости отключающим коррекцию. Неосведомлённость корректора о долгосрочной (десятилетия) эволюции русла. В качестве решения предлагается регулярное дообучение корректора по мере поступления новых натурных данных (промеры, спутниковые снимки).

Предложенный подход к моделированию русловых процессов на основе гибридизации трёхмерной гидродинамической модели и графовой нейронной сети с GRU-блоком позволяет существенно повысить точность прогнозов русловых деформаций при приемлемых вычислительных затратах [6]. Разрабатываемая модель приближает создание



цифровых двойников рек, на которых станет возможным оперативное и высокоточное прогнозирование последствий различных видов вмешательства в речную систему.

Список литературы:

1. Кликунова, А. Ю. Оценки интегральных изменений рельефа дна для участка Нижней Волги на основе гидродинамического моделирования / А. Ю. Кликунова, О. В. Коноваленко // Инженерный вестник Дона. – 2025. – № 9(129). – С. 216-227.
2. Klikunova, A. Yu. Calculation of hydrological connection between the Volga river and the Akhtuba river using numerical hydrodynamic modeling / A. Yu. Klikunova, A. V. Khoperskov // St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Physics and Mathematics. – 2023. – Vol. 16, No. S1.1. – P. 326-330. – DOI 10.18721/JPM.161.154.
3. Черкезов, Р. И. Нейросетевой метод решения обратных задач гидродинамического моделирования на примере определения характеристик Волги ниже Волгоградского гидроузла / Р. И. Черкезов, Н. В. Ханов, Д. В. Штеренлихт // Природообустройство. – 2012. – № 3. – С. 91-95.
4. Integrating hydraulic processes and graph neural networks for event-scale river morphodynamics // Journal of Hydrology. Elsevier, 2026. Vol. 612, Part B. P. 128–145. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2025.128145.
5. Ren H., Zhao G., Wang S., Li X., Chen Y. Global River Forecasting with a Topology-Informed AI Foundation Model (GraphRiverCast) // arXiv. 2026. No. 2602.22293.
6. A hybrid river flow forecasting model combining hydrodynamic and machine learning models // Journal of Korea Water Resources Association. 2024. Vol. 57, No. 11. P. 859–872. DOI: 10.3741/JKWRA.2024.57.11.859.
7. A distributed hybrid physics–AI framework for learning corrections of internal hydrological fluxes and enhancing high-resolution regionalized flood modeling // DOAJ. 2025.

