УДК 519.63:556.34:004.85

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ АЛГОРИТМЫ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПОДЗЕМНЫХ ГИДРОГЕОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Бекиева М.

Инженерно-технологический университет Туркменистана имени Огуз хана, Ашхабад, Туркменистан, successbmb@gmail.com

Аннотация: в статье рассматривается применение вычислительных алгоритмов на основе искусственного интеллекта для моделирования движения подземных вод в неоднородных пористых средах. В качестве физической основы используется обобщённая модель Дарси-Бринкмана-Форхгеймера. Исследуются три подхода: физически-информированные нейронные сети (PINN), свёрточные нейронные сети как суррогатные модели и нейронные операторы Фурье (FNO). На модельном гидрогеологическом участке проводится сравнение с эталонным решением методом конечных элементов. Полученные результаты показывают возможность существенного сокращения времени получения решения после обучения AI-моделей при сохранении приемлемой точности восстановления поля гидравлического напора. Наибольший практический интерес методы искусственного интеллекта представляют при многовариантных расчётах, сценарном анализе и решении обратных задач.

Ключевые слова: искусственный интеллект; PINN, нейронный оператор; гидрогеологическое моделирование; машинное обучение.

I. ВВЕДЕНИЕ

Моделирование движения подземных вод является важной задачей гидрогеологии и математического моделирования. Оно применяется при исследовании водоносных горизонтов, эксплуатации водозаборов, прогнозировании изменения уровней подземных вод и оценке процессов фильтрации [4, 5, 8]. В большинстве практических задач используется закон Дарси. Однако при высокой скорости фильтрации, неоднородности проницаемости, наличии трещиноватых зон и больших градиентов давления классической модели может быть недостаточно. В таких случаях применяются расширенные модели Дарси-Бринкмана и Дарси-Бринкмана-Форхгеймера [5]. Численное решение сложных неоднородных задач методом конечных элементов, конечных разностей или конечных объёмов требует значительных вычислительных ресурсов при большом числе сценариев. Особенно это существенно для параметрической идентификации, анализа неопределённости и обратных задач. Методы искусственного интеллекта позволяют строить быстрые приближённые модели решений дифференциальных уравнений. К ним относятся PINN [1, 9], суррогатные модели на основе CNN [7, 10] и нейронные операторы, в частности FNO [3]. Цель работы – исследовать возможность применения вычислительных алгоритмов на основе искусственного интеллекта для моделирования подземных гидрогеологических систем и сопоставить их точность и вычислительную эффективность с классическим численным подходом.

II. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ПОСТАНОВКА

Рассматривается движение несжимаемой жидкости в неоднородной пористой среде. Используем обобщённую модель Дарси-Бринкмана-Форхгеймера:

$$\rho\left(\frac{\partial u}{\partial t} + (u \cdot \nabla)u\right) = -\nabla p + \mu\nabla^2 u - \mu K^{-1}u - \beta\rho|u|u + f, \quad (1)$$

где u – скорость фильтрации, p – давление, ρ – плотность жидкости, μ – динамическая вязкость, K – тензор проницаемости, β – коэффициент инерционного сопротивления, f – внешние силы.

Условие неразрывности имеет вид: $\nabla \cdot u = 0$. При соответствующем выборе параметров данная модель переходит к классическому описанию фильтрации по закону Дарси [4, 5]. В рассматриваемой задаче коэффициент фильтрации распределён неоднородно. В области моделирования находятся две эксплуатационные скважины. На внешней границе задаётся гидравлический напор, а на скважинах – условия отбора воды.

Для участков с непротеканием задаётся нулевой нормальный поток. Таким образом, формируется нелинейная начально-краевая задача, для которой используются классический численный метод и нейросетевые приближения.

III. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ AI-АЛГОРИТМЫ

а. PINN

PINN представляет неизвестное решение дифференциального уравнения нейронной сетью, а её параметры определяются посредством минимизации функции потерь [1, 9]. Входными переменными могут быть координаты точки и время, а выходом – гидравлический напор и компоненты скорости. Функция потерь включает невязки физических уравнений, граничных и начальных условий, а также, при наличии, ошибки относительно наблюдений: $L = \lambda_{\square} L_{\square} + \lambda_{\beta} L_{\beta} + \lambda^{\mathrm{d}} L^{\mathrm{d}} + \lambda_0 L_0$. Такой подход позволяет объединять физическую модель и имеющиеся данные в одном вычислительном алгоритме.

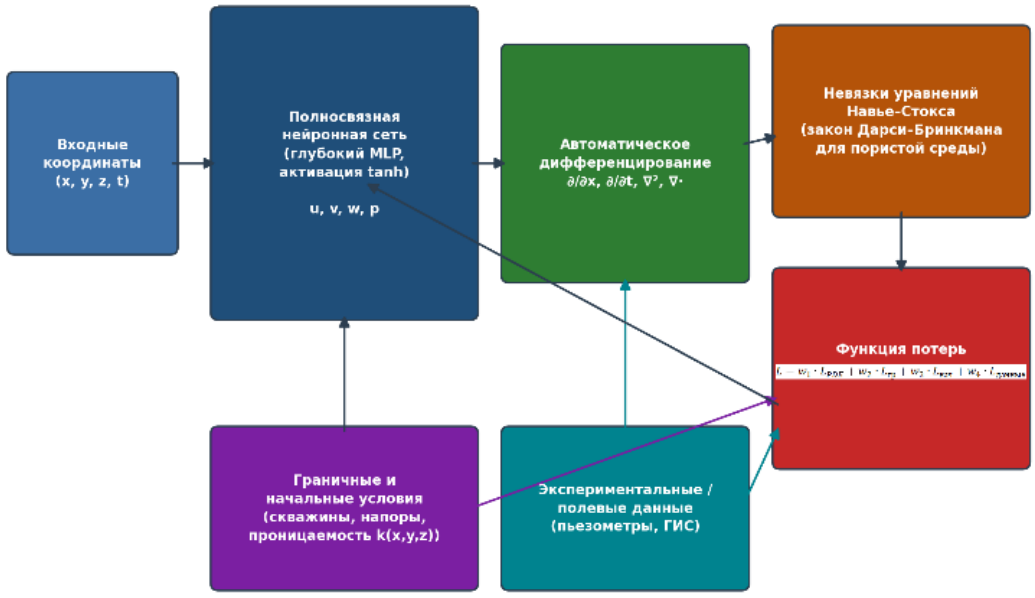


Рисунок 1. Архитектура физически-информированной нейронной сети для решения уравнений Навье-Стокса-Бринкмана в задаче подземной гидродинамики

Преимущество PINN заключается в непосредственном включении физических законов в процесс обучения. Точность метода зависит от архитектуры сети, числа точек коллокации и выбора весов функции потерь.

б. CNN-суррогат

Суррогатная модель обучается на заранее рассчитанном наборе гидрогеологических сценариев. Входом могут быть распределение коэффициента фильтрации и граничные условия, а выходом – поле гидравлического напора. Свёрточные архитектуры, например U-Net, позволяют быстро восстанавливать пространственные поля после завершения обучения. Ограничением является высокая потребность в репрезентативной обучающей выборке и снижение точности при выходе параметров за пределы обучающего диапазона [7, 10].

в. FNO

Fourier Neural Operator аппроксимирует оператор, связывающий параметры задачи с полем решения [3]. Для гидрогеологического моделирования такое отображение может быть представлено как $\{K(x), BC, \text{источники}\} \rightarrow h(x)$, где $K(x)$ – пространственное распределение проницаемости, BC – граничные условия, $h(x)$ – гидравлический напор. После обучения FNO позволяет быстро получать решения для новых сценариев в пределах области параметров обучающей выборки.

IV. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Для сравнительного анализа выбран модельный участок размером 1000 × 600 м с двумя эксплуатационными скважинами. Коэффициент фильтрации изменяется в диапазоне 5-40 м/сут. На внешней границе задаются постоянные значения гидравлического напора. Эталонное решение получено методом конечных элементов на неструктурированной сетке примерно из 42000 узлов. На его основе сформированы три AI-модели: PINN, CNN-суррогат и FNO. Для PINN использована сеть с восемью скрытыми слоями по 128 нейронов с функцией активации tanh. Обучение проводилось с использованием Adam и L-BFGS, общее число итераций 20000.

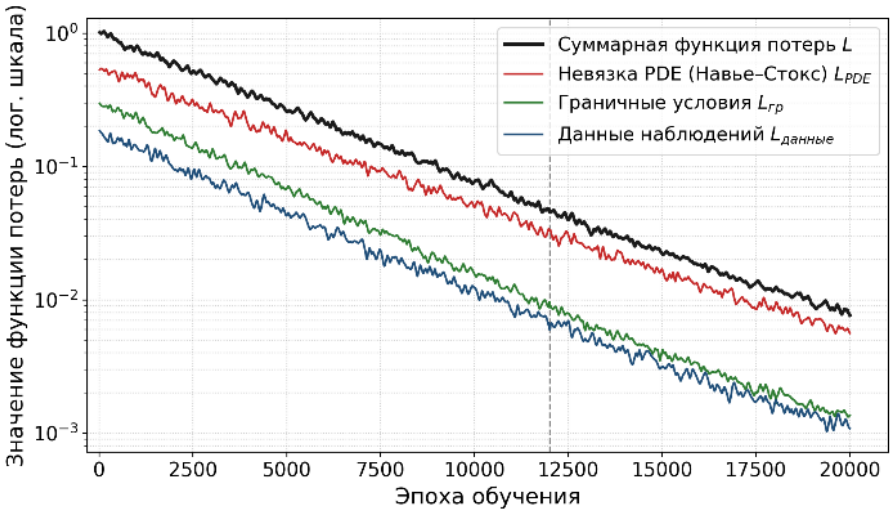


Рисунок 2. Динамика изменения функции потерь при обучении PINN-модели

Точность оценивалась по среднеквадратичной ошибке:

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right)\sum\left(h_i - \hat{h}_i\right)^2}. \quad (2)$$

Сравнение эталонного поля и результата PINN показано на рисунке 3.

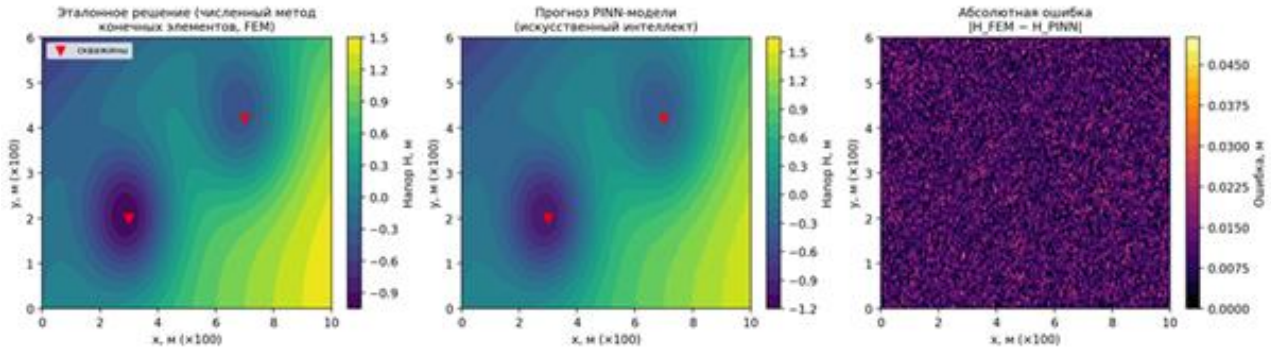


Рисунок 3. Сравнение эталонного поля гидравлического напора, результата PINN и распределения абсолютной погрешности

Наибольшие локальные ошибки наблюдаются вблизи эксплуатационных скважин и в областях с большими градиентами гидравлического напора.

Таблица 1. Сравнение вычислительных методов

Метод	Тип модели	RMSE, м	Время расчёта	Требования к данным
МКЭ	Численный, сеточный	0	Минуты, часы	низкие
PINN	Физически-информированная НС	0,041	секунды (после обучения)	средние
CNN-суррогат	Сверточная НС (обучение на данных)	0,067	доли секунды	высокие
FNO	Нейронный оператор	0,038	доли секунды	высокие

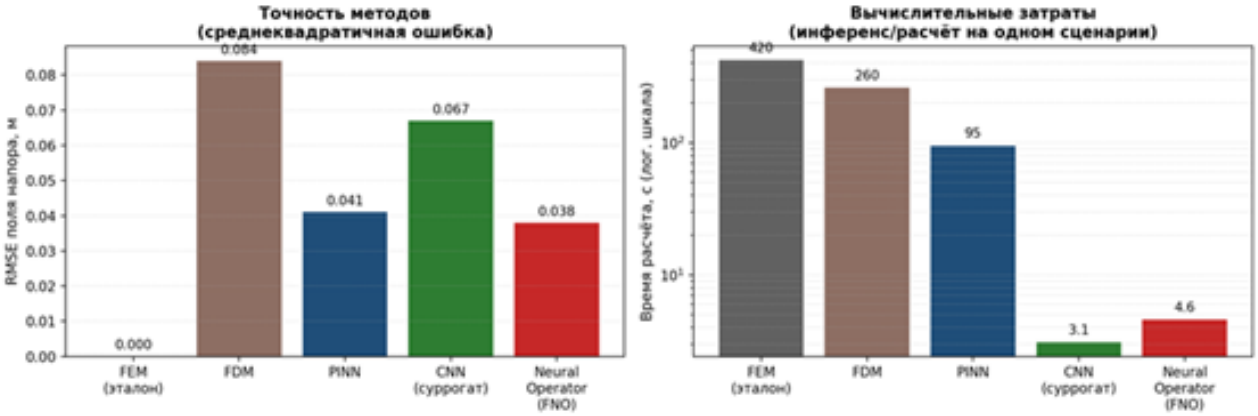


Рисунок 4. Сравнение точности и вычислительных затрат рассматриваемых методов

Полученные в модельном эксперименте значения RMSE для PINN и FNO составляют 0,041 и 0,038 м соответственно. CNN-суррогат показывает более высокую ошибку – 0,067 м, но обеспечивает очень быстрый инференс. Следует учитывать, что преимущество AI-методов проявляется главным образом после завершения обучения. Поэтому при однократном расчёте полный численный метод может оставаться конкурентоспособным, тогда как при большом числе сценариев вычислительный выигрыш нейронных моделей становится более значимым.

V. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

PINN представляет интерес для гидрогеологических задач благодаря возможности включать физические уравнения непосредственно в функцию потерь. Это особенно важно при ограниченном количестве наблюдений [1, 6, 9]. CNN-суррогаты отличаются высокой скоростью получения решения, однако требуют большого объёма качественных обучающих данных. FNO ориентирован на аппроксимацию оператора решения и поэтому особенно интересен для многосценарного моделирования [3]. Сложными участками остаются зоны около скважин и области с резкими изменениями проницаемости. Одним из перспективных решений является создание гибридных схем, в которых классический численный метод применяется в сложных локальных областях, а нейросетевая модель в остальных частях расчётной области. Таким образом, искусственный интеллект целесообразно рассматривать не как полную замену классическим численным методам, а как инструмент их дополнения. Классические модели могут использоваться для получения эталонных решений и формирования обучающих выборок, а AI-модели для ускорения многовариантных расчётов; распространение подхода на трёхмерные многослойные системы с учётом массопереноса.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены PINN, CNN-суррогат и FNO для моделирования подземных гидрогеологических систем. Проведено их сопоставление с эталонным решением методом конечных элементов на модельном участке с двумя эксплуатационными скважинами и неоднородным коэффициентом фильтрации. В рассматриваемом вычислительном эксперименте PINN и FNO обеспечили RMSE порядка 0,038-0,041 м, а время последующего получения решения оказалось существенно меньше времени полного численного расчёта. Результаты показывают перспективность AI-подходов прежде всего для многосценарного моделирования, параметрической идентификации, анализа неопределённости и построения систем поддержки принятия решений. Дальнейшие исследования целесообразно направить на гибридные численно-нейросетевые методы, повышение устойчивости вблизи скважин и переход к трёхмерным многослойным системам.

ЛИТЕРАТУРА

[1] Raissi, M., Perdikaris, P., Karniadakis, G. E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations // Journal of Computational Physics, Vol. 378, 2019, P. 686–707.

[2] Lu, L., Jin, P., Pang, G., Zhang, Z., Karniadakis, G. E. Learning nonlinear operators via DeepONet based on the universal approximation theorem of operators // Nature Machine Intelligence, Vol. 3, 2021, P. 218–229.

[3] Li, Z., Kovachki, N., Azizzadenesheli, K. et al. Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential Equations / arXiv preprint, 2020. https://arxiv.org/abs/2010.08895

[4] Полубаринова-Кочина, П. Я. Теория движения грунтовых вод // Наука, 1977, 664 с.

[5] Bear, J. Dynamics of Fluids in Porous Media // Dover Publications, 1988, 764 p.

[6] Tartakovsky, A. M., Marrero, C. O., Perdikaris, P. et al. Physics-informed deep neural networks for learning parameters and constitutive relationships in subsurface flow problems // Water Resources Research, Vol. 56, № 5, 2020.

[7] Zhu, Y., Zabaras, N., Koutsourelakis, P.-S., Perdikaris, P. Physics-constrained deep learning for high-dimensional surrogate modeling and uncertainty quantification without labeled data // Journal of Computational Physics, Vol. 394, 2019, P. 56-81.

[8] Мироненко, В. А. Динамика подземных вод: учебник // Изд-во МГГУ, 2005, 519 с.

[9] Karniadakis, G. E., Kevrekidis, I. G., Lu, L. et al. Physics-informed machine learning // Nature Reviews Physics, Vol. 3, 2021, P. 422–440.

[10] Wang, N., Chang, H., Zhang, D. Efficient uncertainty quantification for dynamic subsurface flow with surrogate by theory-guided neural network // Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol. 373, 2021.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED COMPUTATIONAL ALGORITHMS FOR MODELING GROUNDWATER HYDROGEOLOGICAL SYSTEMS

M. Bekiyeva

Oguz han Engineering and Technology University of Turkmenistan, Ashgabat, Turkmenistan,
successbmb@gmail.com

Abstract: this article examines the application of artificial intelligence-based computational algorithms to model groundwater flow in heterogeneous porous media. The generalized Darcy-Brinkman-Forchheimer model serves as the physical basis. Three approaches are investigated: physics-informed neural networks (PINNs), convolutional neural networks acting as surrogate models, and Fourier neural operators (FNOs). A comparison with a reference solution obtained via the finite element method is conducted using a model hydrogeological site. The results demonstrate the potential to significantly reduce solution times after training the AI models while maintaining acceptable accuracy in reconstructing the hydraulic head field. Artificial intelligence methods are of particular practical interest for multi-variant calculations, scenario analysis, and the solution of inverse problems.

Keywords: artificial intelligence; PINN, neural operator; hydrogeological modeling; machine learning.