

**РЕШЕНИЯ ПРЯМОЙ И ОБРАТНОЙ ЗАДАЧИ ДЛЯ
НЕСЖИМАЕМОЙ ВЯЗКОЙ ЖИДКОСТИ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФИЗИЧЕСКИ-ОБОСНОВАННОЙ
НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Стрижак С.В.
ИСП РАН, г. Москва
s.strijhak@ispras.ru

Известно, что ламинарные и турбулентные течения можно изучать с помощью решения системы уравнений Навье-Стокса. К подобным течениям можно отнести течение в океане, движение жидкости в трубах, обтекание потоком воздуха крыла самолета. Для моделирование подобных явлений используются различные методы и алгоритмы, а моделирование процессов на современных серверах и вычислительных кластерах занимает значительное время. В последнее время активно развивается направление, связанное с разработкой архитектуры физически-обоснованных нейронных сетей (PINN), которое существенно позволяет сократить компьютерное время. При этом нейронная сеть проектируется с использованием основных физических законов и имеющихся данных наблюдений. В работе [1] авторами впервые была введена концепция физически-обоснованных нейронных сетей для решения прямых и обратных задач, включающих рассмотрение различных типов уравнений (ОДУ, УРЧП). В данной работе рассматривается вопрос построения архитектуры физически-обоснованной нейронной сети для моделирования прямой задачи 2D несжимаемого стационарного течения Коважного при $Re=40, 100$ и для решения обратной задачи 2D обтекания ламинарным потоком жидкости цилиндра при $Re=100$. Для PINN используется бессеточный метод, который включает в себя задание необходимого количества расчетных точек в исследуемой области, для начальных и граничных условий, процедуру вычисления производных с использованием процедуры автодифференцирования, доступной в TensorFlow, PyTorch. Для решения задачи необходимо предварительно задать размеры расчетной области и временной диапазон. Задача определена для безразмерных величин. Для решения задачи о течении Коважного, для которого существует точное аналитическое решение, использовалась нейронная сеть с 4-мя скрытыми слоями и 50-ю нейронами на слой (4x50), с 7x50, с 10x100. Относительные погрешности в норме L_2 достигали порядка 10^{-5} . Для обратной задачи обтекания цилиндра при $Re=100$ использовались данные кода Nektar и определялись два неизвестных параметра λ_1, λ_2 . В качестве метрики для оценки результатов предсказания выбиралась величина MSE.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

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*, 2019, Volume 378, pp. 686-707.