

**Решение прямых и обратных краевых задач для кусочно-однородной среды на физически информированных сетях радиальных базисных функций.**

**Научный руководитель – Горбаченко Владимир Иванович**

*Стенькин Дмитрий Александрович*

*Аспирант*

Пензенский государственный университет, Политехнический институт, Факультет вычислительной техники, Пенза, Россия

*E-mail: stynukin@mail.ru*

Методы конечных разностей, конечных элементов и конечных объемов требуют построения сетки и решения систем сеточных уравнений высокой размерности. Построение сетки является трудоёмкой задачей. Сеточные уравнения имеют высокую размерность и плохую обусловленность.

Физически информированные нейронные сети позволяют преодолеть эти проблемы [2]. Такие сети аппроксимируют решение краевой задачи, минимизируя невязку уравнения в точках коллокации внутри и на границе области решения. Физически информированные нейронные сети позволяют найти решение в произвольных точках области без построения сетки. Позволяют решать прямые и обратные краевые задачи. Это актуально для киберфизических систем [3] и цифровых двойников [4–5]. Точные значения параметров уравнений, граничных и начальных условий могут быть не заданы, поэтому многие численные методы оказываются не столь эффективными [6–7].

Сети радиальных базисных функций содержат только два слоя [6]. Это упрощает процесс обучения. Полносвязные сети сложнее обучить из-за большого числа слоёв. Для сетей радиальных базисных функций были разработаны градиентные алгоритмы обучения второго порядка [1]. Была продемонстрирована эффективность настройки параметров радиальных базисных функций в процессе обучения [1].

**Источники и литература**

- 1) Gorbachenko, V.I., Stenkin, D.A. Solving of Inverse Coefficient Problems on Networks of Radial Basis Functions Studies in Computational Intelligence, 2022, 1008 SCI, pp. 230–237.
- 2) Raissi M., Perdikaris P., Karniadakisa 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, vol. 378. P. 686–707.
- 3) Taha W.M., Taha A. E., Thunberg J. Cyber-Physical Systems: A Model-Based Approach. Cham: Springer, 2021.
- 4) Tao F., Zhang M., Nee A.Y.C. Digital Twin Driven Smart Manufacturing. New York: Academic Press, 2019.
- 5) Uhlemann T.H.-J., Steinhilper C.L.R., Steinhilper R. The Digital Twin: Realizing the Cyber-Physical Production System for Industry 4.0 // Procedia CIRP. 2017, vol. 61. P.335–340.
- 6) Tarkhov D.A., Malykhina G.F. Neural network modelling methods for creating digital twins of real objects // Journal of Physics: Conference Series, vol. 1236, International Conference "Emerging Trends in Applied and Computational Physics 2019" (ETACP-2019) 21-22 March 2019, Saint-Petersburg, Russian Federation. 012056. P. 1–6.

- 7) Tarkhov D., Vasilyev A. Semi-Empirical Neural Network Modeling and Digital Twins Development. Cambridge MA: Academic Press, 2019.