

**Моделирование турбулентности для двумерных аэродинамических профилей на основе данных: Метод, заменяющий традиционные PDE на DNN**

**Научный руководитель – Локшин Борис Яковлевич**

**Чжан Цзяцзя**

*Студент (магистр)*

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Факультет космических исследований, Москва, Россия

*E-mail: zhangjiajia153@qq.com*

Модели турбулентности играют ключевую роль в вычислительной гидродинамике (CFD). Традиционная модель Спаларта–Алмареса (SA), основанная на построении дифференциальных уравнений по эмпирическим формулам для расчёта поля турбулентной вязкости, может давать ограничения по точности при сложных условиях потока из-за упрощённых предположений. В последние годы методы, основанные на данных, предлагают новый подход к моделированию турбулентности, где глубокие нейронные сети (DNN) посредством end-to-end обучения особенностям потока демонстрируют потенциал замены традиционных моделей на основе PDE [1]. В данном исследовании, рассматривая проблему двумерного потока вокруг крыла, предлагается рамочная методология моделирования турбулентности на базе DNN, направленная на замену процесса решения PDE в модели SA методом, основанным на данных, с целью достижения эффективного и высокоточного предсказания поля потока.

Исследование начинается с построения базы данных двумерных полей потока вокруг профиля крыла с использованием высокоточных CFD-симуляций, охватывающих различные углы атаки, числа Рейнольдса и геометрические параметры. На основе этих данных разработана физически информированная глубокая нейронная сеть (PINN), входными данными которой являются локальное поле скоростей, градиент давления и геометрические характеристики, а на выходе она непосредственно предсказывает поле турбулентной вязкости  $\nu_t$ , при этом в модель встроено уравнение сохранения импульса для усиления физической согласованности [2]. Затем обученная DNN интегрируется в CFD-решатель, заменяя модуль вычисления PDE традиционной модели SA, что формирует замкнутый итерационный процесс решения.

Экспериментальные результаты показывают, что по сравнению с традиционной моделью SA, модель на базе DNN снижает ошибку предсказания поля скоростей в условиях отделения потока и при больших углах атаки, а также уменьшает затраты времени на одну итерацию расчёта. Сравнение с высококачественными LES-данными подтверждает преимущество DNN-модели в захвате сложных особенностей потока (таких как отделение вихревого следа). Кроме того, исследование рассматривает ограничения обобщаемости модели и предлагает стратегию улучшения структуры сети на основе многошкалового объединения признаков, что обеспечивает теоретическую поддержку инженерному применению методов моделирования турбулентности, основанных на данных [3]. Данное исследование не только способствует переходу моделей турбулентности от эмпирически-ориентированного подхода к подходу, основанному на данных, но и предоставляет новый инструмент для быстрого симулирования полей потока в аэродинамическом дизайне летательных аппаратов.

**Источники и литература**

- 1) Ling J., Kurzawski A., Templeton J. Reynolds Averaged Turbulence Modelling Using Deep Neural Networks with Embedded Invariance // Journal of Fluid Mechanics. 2016. Vol. 807. P. 155–166. <https://doi.org/10.1017/jfm.2016.615>
- 2) Sahibzada S., Malik F.S., Nasir S., Lodhi S.K. AI-Augmented Turbulence and Aerodynamic Modelling: Accelerating High-Fidelity CFD Simulations with Physics-Informed Neural Networks // International Journal of Innovative Research in Engineering & Management (ijircst). 2025. Vol. 13, Issue 1. P. 91–97. <https://doi.org/10.55524/ijircst.2025.13.1.14>
- 3) Mandler H., Weigand B. Generalization Limits of Data-Driven Turbulence Models // Flow Turbulence Combust. 2024. <https://doi.org/10.1007/s10494-024-00595-7>