

## МОДЕЛИРОВАНИЕ АЭРОДИНАМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ПРОФИЛЯ КРЫЛА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ\*

Р.А. Степанов, *Институт механики сплошных сред УрО РАН*

### Для цитирования:

Степанов Р.А. Моделирование аэродинамических характеристик профиля крыла с использованием искусственных нейронных сетей // Вестник Пермского федерального исследовательского центра. – 2025. – № 4. – С. 74–79. <https://doi.org/10.7242/2658-705X/2025.4.6>

В работе рассматривается применение искусственных нейронных сетей для решения прямой и обратной задач аэродинамического моделирования на примере двумерного профиля крыла NASA2415. На основе численного решения стационарных уравнений Навье–Стокса формируется обучающая выборка, включающая аэродинамические коэффициенты подъемной силы и сопротивления для различных значений геометрических параметров и угла атаки. Построена нейронная сеть с двумя скрытыми слоями по 10 нейронов и сигмоидальной активацией, проведено её обучение на выборках с регулярным и случайным распределением параметров. Продемонстрирована возможность решения обратной задачи — восстановления геометрических параметров профиля крыла и угла атаки по заданным аэродинамическим коэффициентам с уровнем ошибки не более 5%. Полученные результаты подтверждают эффективность нейронных сетей для моделирования и инверсного проектирования аэродинамических профилей.

**Ключевые слова:** нейронные сети, аэродинамические коэффициенты, обратная задача, NASA, профиль крыла.

### Введение

Оптимизация аэродинамических характеристик профиля крыла является одной из ключевых задач современного авиастроения. Традиционные подходы основываются на многократном численном решении уравнений Навье–Стокса для

различных вариантов геометрии и условий обтекания, что делает задачу чрезвычайно вычислительно затратной, особенно при необходимости многокритериальной оптимизации параметров. В этой связи особое значение приобретают методы машинного обучения, позволяющие строить

\* Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124012300246-9 Крупномасштабные течения и теплообмен в проводящей и непроводящей жидкости в условиях мелкомасштабной турбулентности).

высокоточные суррогатные модели аэродинамических характеристик.

Применение нейронных сетей к задачам аэродинамического анализа началось ещё в конце 1990-х – начале 2000-х годов, когда были показаны первые успешные примеры аппроксимации коэффициентов подъёмной силы и сопротивления по параметрам геометрии профиля [1]. Последующие исследования демонстрируют, что искусственные нейронные сети могут существенно ускорить прямое вычисление аэродинамических коэффициентов и служить эффективной альтернативой численным методам в задачах оптимизации формы [2].

Особый интерес представляют обратные аэродинамические задачи, в которых требуется по заданным аэродинамическим характеристикам восстановить геометрию профиля или параметры его обтекания. Благодаря способности нейронных сетей моделировать сложные нелинейные зависимости, они оказываются эффективным инструментом для инверсного проектирования. В работах [3, 4] продемонстрированы подходы, основанные на глубоких нейронных сетях и многоуровневых моделях, которые позволяют определять форму профиля по целевым значениям безразмерных аэродинамических коэффициентов  $C_L$  (подъёмной силы) и  $C_D$  (лобового сопротивления) с высокой точностью и значительно меньшими вычислительными затратами.

Развитие машинного обучения также привело к появлению новых гибридных методов, сочетающих высокоточные CFD-вычисления, редуцированные порядковые модели и нейросетевые аппроксиматоры. Такие подходы применяются в задачах оптимизации формы крыла и в автоматизации проектных процедур [5].

Ключевым компонентом любого алгоритма аэродинамического проектирования является параметризация геометрии.

Существенный вклад в эту область внесли классические работы по анализу методов параметризации формы, включая обзор подходов для оптимизации аэродинамических контуров [6]. Значительный интерес для инженерной практики представляет универсальный метод параметрического описания профилей, предложенный в исследовании [7], который обеспечивает компактность представления и хорошую управляемость формы. В задачах, связанных с машинным обучением, широко используются различные схемы параметризации профиля крыла, в том числе методы, направленные на реконструкцию формы по заданному распределению давления [8].

Исходя из анализа современных исследований, можно сделать вывод, что применение нейронных сетей к задачам прямого и обратного аэродинамического проектирования является перспективным направлением, однако проблема восстановления параметров профиля NASA по заданным аэродинамическим характеристикам остается актуальной. Эта задача особенно важна в контексте разработки быстродействующих инструментов оптимизации крыла, основанных на численном моделировании обтекания и последующей нейросетевой инверсии.

Целью исследования является анализ возможностей искусственных нейронных сетей для решения прямой и обратной задач аэродинамики на модельном примере обтекания профиля крыла NASA2415. В работе предполагается рассмотреть новые варианты организации входных и выходных параметров нейронной сети при аппроксимации зависимости между геометрией профиля, углом атаки и аэродинамическими коэффициентами.

### **Создание обучающего набора данных**

Для обучения нейронной сети, предназначенной для решения прямой и обратной задач аэродинамического моделирования,

формируются данные на основе численного решения задачи обтекания профиля крыла. Процесс генерации обучающей выборки состоит из нескольких ключевых шагов: параметризация профиля и выбор диапазона значений параметров; численное решение прямой задачи; вычисление аэродинамических характеристик.

В качестве модельного профиля использована стандартная параметриза-

ция NASA 4-значного семейства [9] через три параметра: максимальный относительный изгиб  $m$ , положение этого изгиба  $p$  и относительную толщину  $t$ . Часто используемой конфигурацией является NASA2415, для которой  $m=0.02$ ,  $p=0.4$ ,  $t=0.15$ . В данной работе этот профиль рассматривается как основной, в котором изменяются только  $m$  и  $t$  (см. рис. 1).

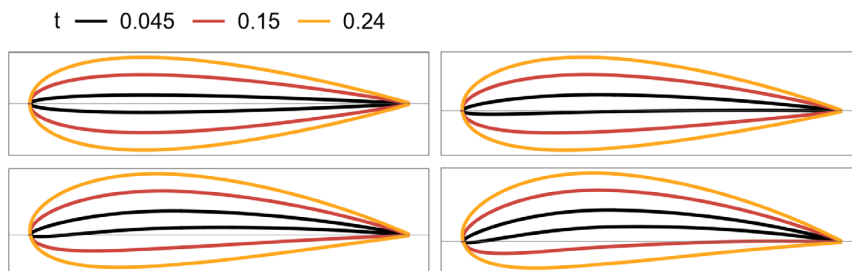


Рис. 1. Профили крыла NASA при различных  $m$  и  $t$ : (а)  $m=0$ , (б)  $m=0.02$ , (в)  $m=0.04$  и (г)  $m=0.06$

В соответствии с каждым профилем и заданным углом атаки из диапазона  $-12^\circ \leq \alpha \leq 12^\circ$  численно моделируется установившееся обтекание двумерного профиля крыла вязким несжимаемым потоком в прямоугольной области. Расчётная область представляет собой прямоугольный канал с «вырезом» под профиль крыла. На входной и боковых границах задается потенциальное поле скорости, полученное из предварительного расчета безвихревого обтекания. Граница выхода потока

является свободной. Уравнения Навье-Стокса решаются при числе Рейнольдса  $10^3$  методом конечных элементов в пакете Wolfram Mathematica. Сетка со средним размером конечного элемента 0.02 и четырехкратным сгущением на поверхности крыла позволяет найти устойчивое решение с точностью  $10^{-4}$  без привлечения моделей турбулентности. Характерное распределение поля скорости и давления для профиля NASA2415 при  $\alpha=6^\circ$  показано на рис. 2.

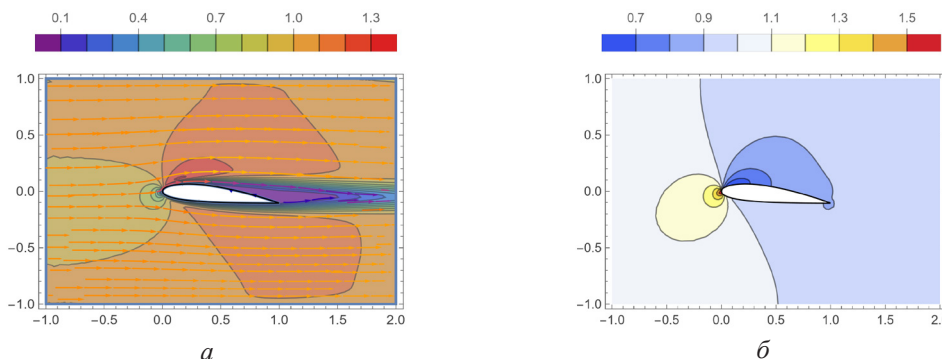


Рис. 2. Распределение поля скорости (а) и давления (б) для профиля NASA2415

По вычисленным полям скорости и давления на поверхности профиля вычисляются аэродинамические силы, которые

в безразмерной постановке приводят к коэффициентам подъёмной силы  $C_L$  и сопротивления  $C_D$  (см. рис 3). В результате рас-

четов прямой задачи сформировано три набора данных: один с равномерным покрытием интервалов значений параметров  $\{m, t, \alpha\}$  (180 вариантов) и два со случайным распределением (180 вариан-

тов в каждом). Эти данные далее используются в качестве обучающей выборки для задачи оптимизации, валидационной выборки для отслеживания переобучения или тестовой выборки для оценки ошибки.

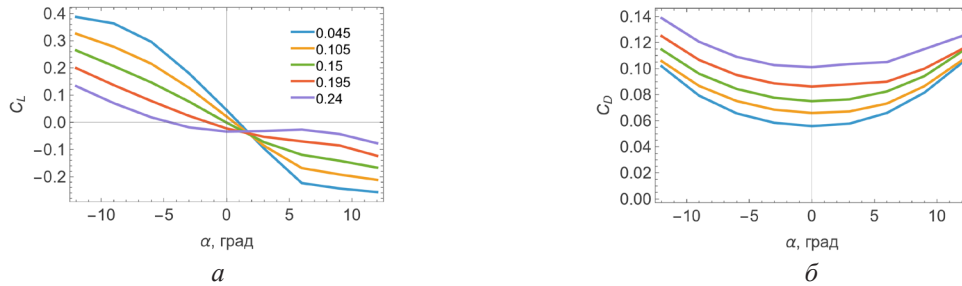


Рис. 3. Зависимости аэродинамических коэффициентов от  $t$  и  $\alpha$  при  $m=0.04$

**Результаты решения прямой и обратной задачи с помощью нейросети**

Для решения прямой и обратной задач аэродинамического моделирования была использована искусственная полносвязная нейронная сеть с двумя скрытыми слоями с 10 нейронами в каждом. При большем значении нейронов проявлялся эффект переобучения. В качестве активационной функции между скрытыми слоями была выбрана сигмоида. Основная цель сети заключалась в аппроксимации зависимостей между параметрами крыла, угла атаки и аэродинамическими коэффициентами, т.е. для прямой задачи на вход нейронной подаются три значения, а на выходе получают два значения (и наоборот, для обратной задачи). Общее число параметров сети с учетом

свободных весов 70. В целом это классическая задача регрессии, которая в данном конкретном случае имеет свои особенности.

В рамках решения прямой задачи был проведён анализ точности определения аэродинамических коэффициентов в сравнении с линейной интерполяцией. Нейронная сеть, обученная на регулярной выборке, даёт ошибку в два раза меньшую, чем линейная интерполяция. В то время как для сети, обученной на выборке того же размера, но со случайным выбором параметров, ошибка оказалась в 5 раз меньше. Это говорит о том, что преимущество нейросети проявляется в большей степени в ситуации неструктурированных входных данных, которая всегда имеет место при решении обратной задачи.

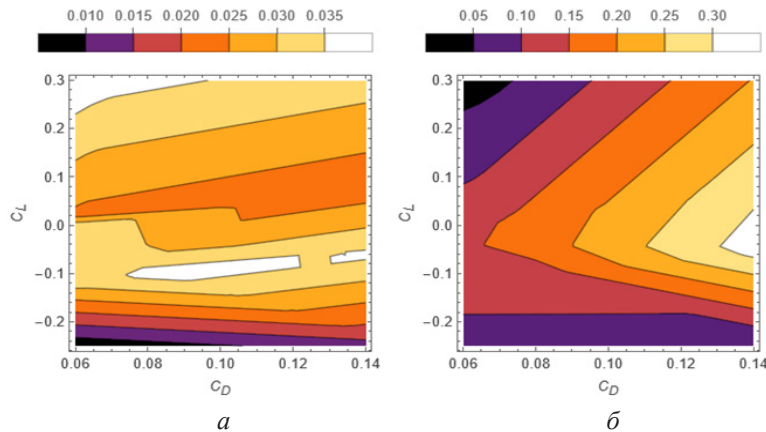


Рис. 4. Зависимость определенных нейросетью параметров профиля  $m$  (а) и  $t$  (б) от аэродинамических коэффициентов

Рассмотрим решение задачи обратного дизайна, т.е. нахождения параметров профиля, по заданным  $C_L$  и  $C_D$ . Результат показан на рис. 4, соответствует обучению до уровня ошибки 5% на тестовой выборке. Таким образом, нейронная сеть позволяет оценить параметры профиля, которые соответствуют максимальной подъемной силе и минимальному сопротивлению. Это достигается при минимальной  $t$  и  $m=0.04$ , что заметно отличается от *NACA2415* ( $m=0.02$ ).

При этом надо отметить, что угол атаки может быть любым. С использованием нейросети можно устранить данную неоднозначность. Для этого необходимо обучать новую нейросеть, на вход которой подавать значения  $\{C_L, C_D, \alpha\}$ , а минимизировать ошибку только по  $\{m, t\}$ . Результат такого обучения показан на рис 5. Оптимальные значения  $\{m, t\}$  получились практически такими же, но зависимость  $m$  от  $C_D$  при наибольшем  $C_L$  получилась обратной.

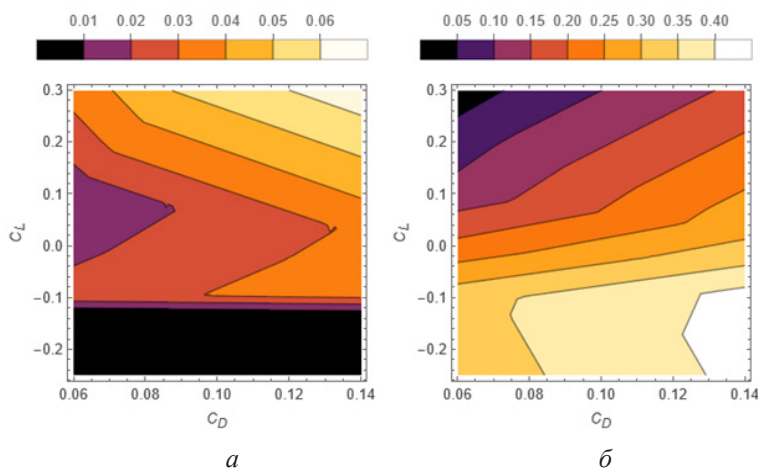


Рис. 5. Зависимость определенных нейросетью параметров профиля  $m$  (а) и  $t$  (б) от аэродинамических коэффициентов при фиксированном угле  $\alpha=6^\circ$

### Заключение

В данной работе рассмотрено применение искусственных нейронных сетей для решения прямой и обратной задач аэродинамического моделирования на примере профиля крыла *NACA2415*. Путём обучения нейронной сети на различных выборках, с регулярным и случайным распределением параметров, была достигнута высокая точность (ошибка не более 5%) аппроксимации аэродинамических коэффициентов.

Проведённый анализ показал, что аппроксимация решения прямой задачи с помощью нейронной сети имеет больше преимуществ по сравнению с линейной интерполяцией в случае нерегулярного покрытия области значений исходных параметров.

Решение обратной задачи с использованием нейронных сетей показало, что можно эффективно восстанавливать параметры профиля крыла (такие как максимальный изгиб, толщина) и угол атаки на основе заданных аэродинамических характеристик. Это открывает перспективы для автоматизации процесса оптимизации аэродинамических форм в инженерных приложениях.

Будущие исследования могут быть направлены на дальнейшую оптимизацию архитектуры нейронной сети, использование более сложных моделей и интеграцию с гибридными методами, включая численные расчёты и машинное обучение, для более точного решения задач аэродинамического проектирования.

Библиографический список

1. Rai M.M., Madavan N.K. Aerodynamic design using neural networks // AIAA Journal. – 2000. – Vol. 38, No. 1. – P. 173–182. DOI: 10.2514/2.938
2. Sun G., Sun Y., Wang S. Artificial neural network based inverse design: Airfoils and wings // Aerospace Science and Technology. – 2015. – Vol. 42. – P. 415–428. DOI: 10.1016/j.ast.2015.01.030
3. Sekar V., Zhang M., Shu C., Khoo B.C. Inverse design of airfoil using a deep convolutional neural network // AIAA Journal. – 2019. – Vol. 57, No. 3. – P. 993–1003. DOI: 10.2514/1.J057894
4. Du X., Ren J., Leifsson L. Aerodynamic inverse design using multifidelity models and manifold mapping // Aerospace Science and Technology. – 2019. – Vol. 85. – P. 371–385. DOI: 10.1016/j.ast.2018.12.008
5. Li J., Du X., Martins J.R.R.A. Machine learning in aerodynamic shape optimization // Progress in Aerospace Sciences. – 2022. – Vol. 134. – P. 100849. DOI: 10.1016/j.paerosci.2022.100849
6. Samareh J.A. Survey of shape parameterization techniques for high-fidelity multidisciplinary shape optimization // AIAA Journal. – 2001. – Vol. 39, No. 5. – P. 877–884. DOI: 10.2514/2.1391
7. Kulfan B.M. Universal parametric geometry representation method // Journal of Aircraft. – 2008. – Vol. 45, No. 1. – P. 142–158. DOI: 10.2514/1.29958
8. Kharal A., Saleem A. Neural networks based airfoil generation for a given  $C_p$  using Bezier–PARSEC parameterization // Aerospace Science and Technology. – 2012. – Vol. 23. – P. 330–344. DOI: 10.1016/j.ast.2011.08.010
9. Jacobs E.N., Ward K.E., Pinkerton R.M. The characteristics of 78 related airfoil sections from tests in the variable-density wind tunnel // NACA Report. – 1933. – No. 460 <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19930091108/downloads/19930091108.pdf>

MODELING AERODYNAMIC CHARACTERISTICS OF A WING AIRFOIL USING  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Stepanov R.A.

*Institute of Continuous Media Mechanics UB RAS*

For citation:

Stepanov R.A. Modeling aerodynamic characteristics of a wing airfoil using artificial neural networks // Perm Federal Research Center Journal. – 2025. – № 4. – P. 74–79. <https://doi.org/10.7242/2658-705X/2025.4.6>

The paper considers the application of artificial neural networks to solve the direct and inverse aerodynamic modeling problems using the example of a two-dimensional NACA2415 wing profile. Based on the numerical solution of the steady-state Navier–Stokes equations, a training dataset is formed, which includes aerodynamic lift and drag coefficients for various values of the geometric parameters and angle of attack. A neural network with two hidden layers of 10 neurons and a sigmoid activation function is built and trained on datasets with regular and random distribution of parameters. The feasibility of solving the inverse problem of recovering the geometric parameters of an airfoil and angle of attack from given aerodynamic coefficients with an error of no more than 5% is demonstrated. The results confirm the effectiveness of neural networks for modeling and inverse design of aerodynamic profiles.

*Keywords: artificial neural networks, aerodynamic coefficients, inverse problem, NACA, airfoil.*

Сведения об авторе

Степанов Родион Александрович, доктор физико-математических наук, профессор РАН, ведущий научный сотрудник, Институт механики сплошных сред УрО РАН – филиал Пермского федерального исследовательского центра УрО РАН («ИМСС УрО РАН»), 614013, г. Пермь, ул. Академика Королева, д. 1; e-mail: rodion@icmm.ru

*Материал поступил в редакцию 17.11.2025*