

# ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ДВУМЕРНОЙ ЗАДАЧИ ОБТЕКАНИЯ ПРЕПЯТСТВИЯ ПРОИЗВОЛЬНОЙ ФОРМЫ В КАНАЛЕ

*З. Х. Бекузаров \*, Д. Г. Минасян*

Южный математический институт — филиал Владикавказского научного центра  
РАН, Владикавказ, Россия

Рассмотрен способ применения искусственной нейронной сети для прогнозирования поля скорости при обтекании тела произвольной формы ламинарным потоком в канале. Проведено обучение нейронной сети. Показано, что данная методика может давать качественно удовлетворительные результаты и, вероятно, может быть использована как предварительный расчет, передаваемый в CFD-пакет для дальнейшего уточнения и сокращения времени расчета.

We consider a method of using an artificial neural network to predict the velocity field when a laminar flow flows around a body of arbitrary shape in a channel. The neural network has been trained. It is shown that this technique can give qualitatively satisfactory results and, probably, can be used as a preliminary calculation transmitted to the CFD package for further refinement and reduction of calculation time.

PACS: 84.35.+i

## ВВЕДЕНИЕ

Во многих отраслях сегодня для оптимизации процесса проектирования требуется найти способ быстрой предварительной проверки гидро- и аэродинамических свойств разрабатываемых деталей, что позволит на ранних этапах выявлять наиболее перспективные. В рамках данной работы решается двумерная задача обтекания тела произвольной формы ламинарным потоком. Общепринятым способом решения является использование методов вычислительной гидродинамики, или CFD. Численное решение задачи подобным способом требует больших вычислительных ресурсов. Рассмотрен способ, позволяющий сократить время расчета за счет использования искусственной нейронной сети (ИНС), обученной на большом количестве расчетов, выполненных гидродинамическим пакетом. Нами был выбран пакет OpenFOAM ввиду того, что это ПО

---

\* E-mail: [zayr871@gmail.com](mailto:zayr871@gmail.com)

с открытым исходным кодом, отличной документацией и возможностями для автоматизации [1].

## АРХИТЕКТУРА ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В данной работе была использована сверточная нейронная сеть  $\text{pix2pix}$  с открытым исходным кодом из семейства архитектур U-Net [2]. Ее структура показана на рис. 1.

$\text{pix2pix}$  является генеративно-сопоставительной сетью (GAN, англ. Generative Adversarial Network), которая применяется для преобразования изображений из одного домена в другой. Она была предложена в статье «Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks» (2016) [3] и получила широкое применение в задачах сопоставления изображений.  $\text{pix2pix}$  состоит из двух основных компонентов: генератора и дискриминатора.

1. Генератор принимает на вход изображение из одного домена и пытается преобразовать его в соответствующее изображение в другом домене. Он состоит из энкодера, преобразовательной сети и декодера.

1.1. Энкодер преобразует входное изображение в векторное представление с более низкой размерностью, получая признаки изображения.

1.2. Преобразовательная сеть получает векторное представление из энкодера и преобразует его в другое векторное представление, соответствующее целевому домену.

1.3. Декодер преобразует векторное представление из преобразовательной сети обратно в изображение, принадлежащее целевому домену.

2. Дискриминатор принимает на вход пару изображений, состоящую из исходного изображения и соответствующего преобразованного изображения, и определяет, насколько правдоподобно преобразованное изображение.

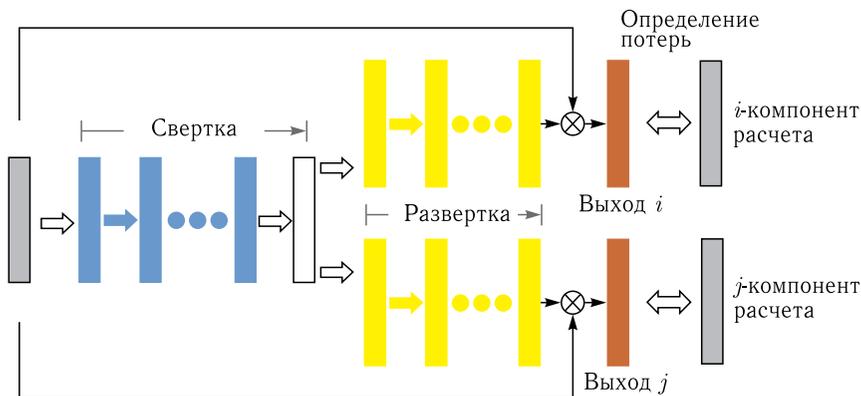


Рис. 1. Структура нейронной сети

Дискриминатор обучается классифицировать пары изображений на два класса: а) реальные пары, которые состоят из исходного и преобразованного изображений; б) сгенерированные пары, состоящие из исходного и сгенерированного изображений. Обучение дискриминатора основано на минимизации функции ошибки, которая позволяет ему различать реальные и сгенерированные пары.

В процессе обучения сети  $pix2pix$  генератор стремится минимизировать ошибку дискриминатора, создавая более правдоподобные преобразованные изображения, в то время как дискриминатор стремится максимизировать свою способность отличать реальные пары от сгенерированных [4, 5].

Архитектура  $pix2pix$  позволяет решать задачи преобразования изображений, используя парные наборы данных для обучения. Она представляет эффективный подход для создания точного отображения между двумя доменами изображений, сохраняя при этом структуру и содержание. В общем случае изображения представляют собой вектор  $n$ -мерных точек, где  $n$  — количество каналов. Особенностью конкретной ИНС является наличие отдельной ветви декодирования для каждого входного измерения. Например, для трехмерного входного вектора будут использоваться три ветви декодирования. В нашем случае на вход нейронной сети для обучения будут подаваться следующие данные: однобитное поле, задающее форму препятствия в канале, и два компонента вектора скорости, рассчитанные пакетом OpenFOAM для данной формы препятствия.

## ПОДГОТОВКА ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ ИНС

Для обучения нейронной сети необходимо создать достаточно большой набор обучающих данных. Датасет для обучения должен состоять из наборов, содержащих следующую информацию:

- 1) форма объекта, обтекаемого жидкостью;
- 2) готовое решение, содержащее поля давления и скорости вокруг этого объекта.

Нами были установлены следующие граничные условия:

- жидкость в эксперименте несжимаема, поток ламинарный;
- вязкость  $\nu$  равна  $10^{-6}$  м<sup>2</sup>/с;
- скорость жидкости по оси  $X$  равна 1 м/с;
- на выходе задано условие нулевого градиента полей, на стенках — условие прилипания;
- поле давления на начальном этапе равно нулю;
- справа находится граница, на которой задано условие нулевого градиента скорости и давления.

С использованием пакета OpenFOAM было получено решение для 18 000 кейсов с препятствиями различной формы. На рис. 2 приведен пример решения кейса. Здесь цветом отмечено поле давления, а стрелка-

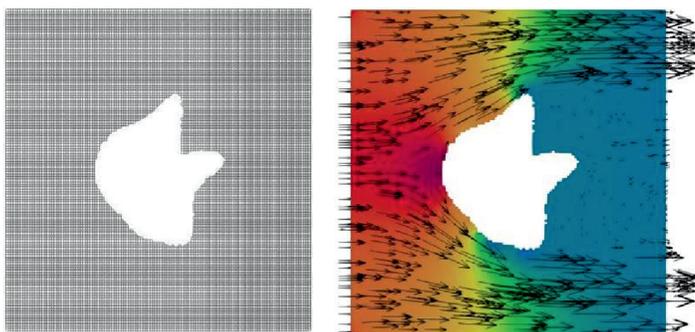


Рис. 2 (цветной в электронной версии). Пример расчетной сетки и решения кейса в пакете OpenFOAM

ми — направление векторов скорости. Длиной стрелки отмечена скорость движения жидкости в той или иной области.

Эмпирическим путем было выявлено, что достаточно точные результаты нейронная сеть показывает при использовании следующих параметров:

- скорость обучения —  $10^{-4}$ ;
- размер пакета — 8 семплов;
- количество эпох — 80 000;
- регуляризация —  $\text{keep\_prob} = 0,7$ .

Был разработан тестовый датасет из 82 изображений, не похожих на обучающие данные. Результаты работы над одним из них показаны на рис. 3.

Среднее отклонение предсказаний от CFD по всем кейсам составило 8,073 %, при этом наихудший результат из 82 тестов — 27,344 %.

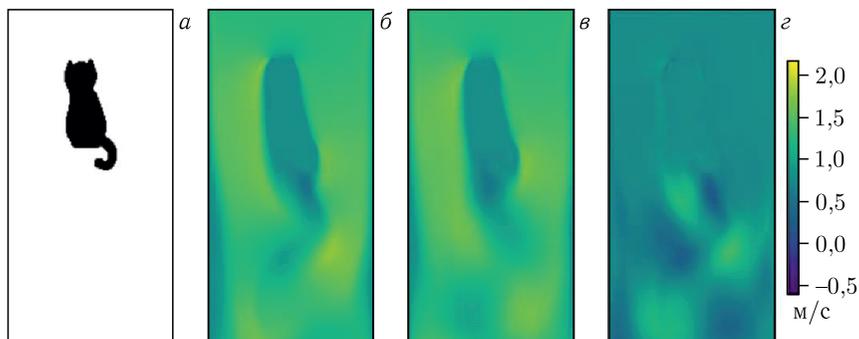


Рис. 3. Обтекание препятствия сложной формы в канале, векторы  $X$ : а) исходное изображение; б) решение с помощью CFD-пакета OpenFOAM; в) сгенерированное нейросетью решение; г) разность между решениями пакета и нейросети

Также было замечено, что зона с наибольшими отклонениями находится в ближней к выходу части расчетной области. В этой зоне, как правило, образуются вихри, которые нейронная сеть не может предсказать на данном этапе.

Применение нейронных сетей к задаче обтекания препятствия в канале дает огромный прирост производительности при вычислениях. Как мы установили ранее, точность такого решения достаточно высока, однако не подходит для многих задач. Полученное с помощью нейронных сетей решение можно использовать как предварительный расчет, результаты которого можно передать в пакет для уточнения, что позволит значительно сократить время расчета.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены возможности применения нейронных сетей в замещении вычислительной гидродинамики и их потенциал для улучшения моделирования гидродинамических процессов. Нейронные сети представляют собой инструмент, способный обрабатывать и анализировать большие объемы данных, что делает их применимыми в моделировании потоковых процессов. Одним из основных преимуществ нейронных сетей является их способность обучаться на основе имеющихся данных и выявлять сложные зависимости между входными и выходными переменными. Это позволяет нейронным сетям эффективно предсказывать гидродинамические параметры и ускорять вычисления в CFD [7], что было показано в рамках данной работы.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Официальная документация OpenFOAM.  
<https://www.openfoam.com/documentation/guides/latest/doc/guide-applications-solvers-incompressible-icoFoam.html> (дата обращения 16.09.2023).
2. *Hennigh O.* Steady State Flow with Neural Nets.  
<https://github.com/loliverhennigh/Steady-State-Flow-With-Neural-Nets> (accessed 16.09.2023).
3. *Isola P., Zhu J.-Y., Zhou T., Efros A.* Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. arXiv:1611.07004 [cs.CV]. 2016.
4. *Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y.* Generative Adversarial Networks. arXiv:1406.2661 [stat.ML]. 2014.
5. *Li W., Gauci M., Gross R.* A Coevolutionary Approach to Learn Animal Behavior through Controlled Interaction // Proc. of the 15th Annual Conf. on Genetic and Evolutionary Computation. 2013. P. 223–230.
6. The Repository with the Used Source Code. [https://github.com/t-zavr/neuro\\_SSF](https://github.com/t-zavr/neuro_SSF) (accessed 16.09.2023).
7. *Deng Z., He Ch., Liu Y., Chun Kim K.* Super-Resolution Reconstruction of Turbulent Velocity Fields Using a Generative Adversarial Network-Based Artificial Intelligence Framework // Phys. Fluids. 2019. V. 31. P. 125111.