УДК 697.922.26

© И. Д. Киборт, доцент
(Ухтинский государственный технический
университет)
E-mail: idkibort@gmail.com

DOI 10.23968/1999-5571-2019-16-6-246-251

© I. D. Kibort, Associate Professor
(Ukhta State Technical University)
E-mail: idkibort@gmail.com

О ПРИМЕНЕНИИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ ТЕЧЕНИЯ ВОЗДУШНОЙ СРЕДЫ

ABOUT APPLICATION OF NEURAL NETWORKS TO SIMULATE THE PIPE AIR FLOW

Рассматривается пример применения виртуальной нейронной сети для решения задачи поиска зависимости скорости течения потока воздуха в воздуховоде от угла поворота пластины дроссель-клапана. Описываются перспективы данного метода в решении задач комплексного моделирования элементов систем вентиляции и кондиционирования воздуха, а также параметров микроклимата.

Ключевые слова: нейронная сеть, моделирование, машинное обучение, дроссель-клапан.

The paper deals with an example of using a virtual neural network to solve the problem of finding the dependence of the air flow velocity in the duct on the rotation angle of the throttle valve plate. The prospects of this method in solving the problems of complex modeling of elements of ventilation and air conditioning systems, as well as microclimate parameters are considered.

Keywords: neural network, process simulation, machine learning, throttle valve.

Современные методы машинного вычисления сложных многомерных массивов данных позволяют существенно снизить нагрузку на аппаратную часть и сократить время моделирования [1], тем самым повысив продуктивность анализа результатов. Данные инструменты дают возможность проводить моделирование, например, состояния микроклимата, учитывая большее количество исходных данных. Также важной характеристикой является возможность учета динамически изменяемых исходных данных [2], к примеру суточное изменение уровня инсоляции, изменения количества людей в здании и т. д.

Особое место в способах обработки данных занимает так называемое машинное обучение [3], в частности виртуальные нейронные сети (НС), позволяющие моделировать процессы с большим количеством исходных данных. Фактически машинное обучение позволяет находить конечные значения при известных исходных данных и неизвестном методе вычисления. С практической точки зрения очевидный недостаток нейронных сетей — необходимость обучения на основании крупного массива соот-

ношения «исходные данные – конечный результат». Чем крупнее подобный массив, тем точнее с помощью данного метода можно получить результаты [4].

С научной точки зрения недостатком НС является «исключение» физики процесса — данный метод не содержит непосредственный анализ самого процесса, приводящий исходные данные к конечному результату. Целесообразно применять НС для вычисления рутинных процессов, совокупность решения которых уже будет представлять определенную научную ценность.

Рассмотрим особенность работы и процесса обучения НС на примере простой модели изменения сопротивления дроссельного узла.

Экспериментальный стенд (рис. 1) состоит из 1 — нагнетающего вентилятора типа ВК-200, 2 — ручного дросселя, 3 — точки измерения скорости течения воздушной среды.

Суть эксперимента заключается в определении зависимости угла поворота пластины дроссель-клапана и скорости течения воздушной среды на выходе из воздуховода. Исходные данные — угол поворота пластины, определяе-

Рис. 1. Схема экспериментального стенда изменения аэродинамического сопротивления

мое значение — средняя скорость истечения воздуха, определяемая по пяти точкам [5].

Цель эксперимента — формирование обученной НС, определяющей значение средней скорости течения воздуха на выходе из воздуховода при постоянной мощности нагнетающего вентилятора и при заданном угле поворота пластины дроссель-клапана.

Перечислим задачи, выполнение которых необходимо:

- для формирования массива экспериментальных данных, необходимых для обучения НС;
- составления первичной структуры НС;
- обучения НС и сравнение выходных данных с результатами эксперимента.

Для формирования массива данных обучения НС установлены базовые значения поворота пластины дроссель-клапана, при которых будут проводиться измерения скорости движения воздуха. При иных углах поворота эта скорость определяется расчетным методом с помощью корреляции полученной зависимости. Для каждого базового значения угла поворота выполнено 10 измерений средней скорости движения воздуха [6]. Размер массива данных обучения НС определяется эмпирическим путем в результате сопоставления количества итераций обучения со сходимостью данных расчета и соответствующих экспериментальных данных [7]. Соотношение углов поворота дроссель-клапана и средней скорости движения воздуха приведены на рис. 2, на котором изображена кривая, описывающая 90 точек соотношения угла поворота дроссель-клапана и скорости движения воздуха. Красный участок кривой — это величины, участвующие в обучении. Синий — контрольный участок, данные которого приняты в качестве эталонных для проверки точности работы НС.

Рассмотрим принцип работы распределенной НС и особенности ее структуры. По принципу

работы НС в определенной степени соотносятся с биологическими нейронными связями, однако есть ряд принципиальных отличий. В НС нейрон является носителем некоего промежуточного значения, определяемого путем математических операций (сложения или умножения) с совокупностью значений веса синапсов [8], прикрепленных к данному нейрону.

На рис. 3 изображена локальная связь нейронов в НС, спроектированной для моделирования работы разработанного экспериментального стенда.

Нейроны № 1 (N_1) и № 2 (N_2) передают свое значение нейрону № 3 (N_3) посредством синапсов А (S_1) и Б (S_2). Вес синапса является коэффициентом, на который умножается соответствующее значение нейронов. Значение нейрона № 3 определяется по соотношению

$$N_3 = N_1 S_1 + N_2 S_2.$$

В свою очередь значение N_3 может формироваться из любого количества связей. В общем виде чем больше нейронов и их связей, тем более точно работает НС.

Независимо от архитектуры НС, обязательно наличие исходного слоя нейронов (i_1), определяющего входные значения и слоя результатов (i_3). В зависимости от способа построения логики работы НС слой результатов может быть представлен как одним нейроном, анализ численного значения которого является определенным результатом, там и целым рядом нейронов с заключенными в них числовыми значениями. Вычислительные слои (i_2) непосредственно определяют точность работы НС [8].

Рис. 2. Соотношение углов поворота дросселя и средней скорости течения воздуха

Рис. 3. Схема архитектуры НС для моделирования процесса дросселирования

Принцип работы НС сводится к вычислению значений нейронов последовательно в каждом слое в зависимости от значений весов синапсов, что в конечном счете приведет к получению значений нейронов в слое результатов. Процесс вычисления регулируется при помощи изменения значений весов синапсов, что, по сути, и является процессом обучения [9]. Базовый принцип обучения НС состоит в следующем:

- формируется исходный слой нейронов в соответствии с исходными данными массива обучения;
- выполняется работа НС и полученные значения слоя результатов сопоставляются с результатами из массива для обучения;
- если сходимость значений является неудовлетворительной [10], то осуществляется корректировка весов синапсов и повторяется этап № 2. Если сходимость удовлетворительная, то процесс повторяется с этапа № 1 для следующего соотношения «исходные данные – результат».

Данный процесс выполняется до тех пор, пока для всех элементов массива обучения не будет стабильно достигаться удовлетворительная сходимость. При большем количестве вычислительных слоев, а также большем количестве итераций обучения достигается большая сходимость. Задача исследователя — определение наиболее рационального соотношения сложности сети, длительности обучения и точности конечного результата ее работы [11].

Особенность работы рассматриваемой НС — функциональность исходного слоя нейронов. В соответствии с результатами эксперимента входящим в НС значением является угол поворота пластины дроссель-клапана в формате XX. Каждый регистр значения угла вводится в отдельный блок НС. К примеру, если угол поворота пластины дроссель-клапана имеет значение $\alpha = 45^\circ$, соответственно блок № 1 НС обрабатывает регистр десятых значений (4), блок № 2 НС — регистр единичных значений (5) [12].

Значение регистра определяет значение соответствующего нейрона в исходном слое. Если значение регистра равно 4, то нейрон $W1.4 = 1$, в то время как нейроны $W1.1 \dots W1.3, W1.5 \dots W1.10 = 0$.

Таким же образом осуществляется получение результатов — номер нейрона, имеющего наибольшее значение в блоке результатов, и есть значение соответствующего регистра.

Рассмотрим принцип процесса введения данных и получения результатов работы НС на примере рис. 4. Задан угол поворота дросселя $\alpha = 25^\circ$.

Исходные нейроны:

- блок № 1 $W1.2 = 1$;
- блок № 2 $W1.5 = 1$.

Результат работы НС:

- блок № 1 $W3.1 > W3.2 \dots W3.5$;
- блок № 2 $W3.4 > W3.1 \dots W3.3, W3.5$.

Результатом работы НС является средняя скорость течения воздуха $v = 1,4$ м/с.

Непосредственно рассматриваемая НС, определяющая скорость воздуха, прошла 10 тыс. ите-

Рис. 4. Соотношение значений нейронов в исходном слое и слое результатов

раций обучения, прежде чем результаты ее работы имели удовлетворительную сходимость с экспериментальными данными.

В соответствии с рис. 5 для диапазона обучения была достигнута удовлетворительная сходимость [13]. Рассмотрим результаты работы обученной НС с точки зрения сравнения с контрольными участками.

В соответствии с рис. 6 очевидна удовлетворительная сходимость результатов работы НС

Рис. 5. Сравнение результатов работы НС и экспериментальных данных при количестве итераций обучения: а — не менее 10; б — не менее 1000; в — не менее 10 000

Рис. 6. Сравнение результатов работы НС и контрольных экспериментальных участков

и контрольных экспериментальных данных. В данном случае можно говорить о возможности рассматриваемой НС в области прогнозирования параметров работы экспериментального стенда, что в перспективе может быть применено для моделирования более сложных процессов.

Рис. 6 наглядно характеризует зависимость сходимости результатов от количества итераций обучения. Удовлетворительная сходимость требует продолжительного обучения [14]. В рассматриваемом случае при единственном исходном параметре длительность обучения составила 30 минут работы вычислительного устройства. В данном исследовании подробно не рассматриваются программные и аппаратные средства обучения, однако очевидно наличие недостатка данного метода расчета — существенная продолжительность и сложность процесса обучения [15]. Тем не менее, обученная НС позволяет проводить сложные расчеты практически мгновенно, так как функционально процесс ее работы представляет собой элементарное сложение и умножение.

Заключение. Перспективность исследования НС в области их применения для расчета сложных процессов аэродинамики и тепло-воздухообмена не вызывает сомнения. Накопление объемной аналитической и экспериментальной базы данных позволит решить проблему обучения подобной НС, а скорость получения результатов ее работы — существенно ускорить процесс моделирования, расширить количество

и добавить возможность исследования динамического изменения исходных параметров. Перспективная обученная НС моделирования микроклимата не будет иметь строгой привязки к аппаратным платформам, что позволит расширить сферу применения данного инструмента.

Библиографический список

1. Гримитлин А. М., Дацюк Т. А., Денисихина Д. М. Математическое моделирование вентиляционных процессов: монография. СПб.: АВОК Северо-Запад, 2013. 192 с.
2. Дацюк Т. А., Сауц А. В., Юрманов Б. Н., Таурит В. Р. Моделирование процессов вентиляции // Современные проблемы науки и образования. 2012. № 5. URL: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=6744> (дата обращения: 10.06.2019).
3. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. Современный подход. 2-е изд. М.: Вильямс, 2007. 1408 с.
4. Степанов П. П. Искусственные нейронные сети // Молодой ученый. 2017. № 4. С. 185–187.
5. Саргсян С. В. Исследование способов организации воздухообмена и систем воздухораспределения на физических моделях в лабораторных условиях // Научное обозрение. 2015. № 16. С. 68–71.
6. Богословский В. Н., Пирумов А. И., Посохин В. Н. и др. Внутренние санитарно-технические устройства: в 3 ч. Вентиляция и кондиционирование воздуха. Книга 1 / под ред. Н. Н. Павлова и Ю. И. Шиллера. 4-е изд., перераб. и доп. М.: Стройиздат, 1992. Ч. 3. 319 с.
7. Игнатъев Н. А. Выбор минимальной конфигурации нейронных сетей // Вычисл. технологии. 2001. Т. 6, № 1. С. 23–28.
8. Коэльо Л. П., В. Ричарт Построение систем машинного обучения на языке Python / пер. с англ. А. А. Слинкина. 2-е изд. М.: ДМК Пресс, 2016. 302 с.
9. Черкасов Д. Ю. Машинное обучение // Наука, техника и образование. 2018. № 5. С. 85–87.
10. Гребенникова И. В. Методы математической обработки экспериментальных данных. 2-е изд., стер. М.: Флинта, Изд-во Урал. ун-та, 2017. 124 с.
11. Игнатъев Н. А., Мадрахимов Ш. Ф. О некоторых способах повышения прозрачности нейронных сетей // Вычисл. технологии. 2003. Т. 8, № 6. С. 31–37.
12. Игнатъев Н. А. Извлечение явных знаний из разнотипных данных с помощью нейронных сетей // Вычисл. технологии. 2003. Т. 8, № 2. С. 69–73.
13. Логанова О. С., Романов П. Ю., Ильина Е. А. [и др.]. Обработка экспериментальных данных на ЭВМ. М.: ИНФРА-М, 2018. 326 с.

14. Морозов В. В., Сobotковский Б. Е., Шейнман И. Л. Методы обработки результатов физического эксперимента / под ред. А. И. Мамыкина. СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2004.

15. Роберт Каллан. Нейронные сети. Краткий справочник / пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2018. 288 с.

References

1. Grimitlin A. M., Datsyuk T. A., Denisikhina D. M. *Matematicheskoe modelirovanie ventilyatsionnykh protsessov* [Mathematical modeling of ventilation processes]. St. Petersburg, AVOK Severo-Zapad Publ., 2013, 192 p.
2. Datsyuk T. A., Sauts A. V., Yurmanov B. N., Taurit V. R. *Modelirovanie protsessov ventilyatsii* [Modeling of ventilation processes]. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya – Modern problems of science and education*, 2012, no. 5. Available at: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=6744> (accessed: 10.06.2019).
3. Russel S., Norvig P. *Iskusstvennyy intellekt. Sovremennyy podkhod* [Artificial intelligence. Modern approach]. 2-nd ed. Moscow, Vil'yams Publ., 2007, 1408 p.
4. Stepanov P. P. *Iskusstvennye neyronnye seti* [Artificial neural networks]. *Molodoy uchenyy – Young scientist*, 2017, no. 4, pp. 185–187.
5. Sargsyan S. V. *Issledovanie sposobov organizatsii vozdukhoobmena i sistem vozdukhoraspredeleniya na fizicheskikh modelyakh v laboratornykh usloviyakh* [Investigation of methods of organization of air exchange and air distribution systems on physical models in laboratory conditions]. *Nauchnoe obozrenie – Scientific review*, 2015, no.16, pp. 68–71.
6. Bogoslovskiy V. N., et al. *Vnutrennie sanitarno-tehnicheskie ustroystva* [Internal sanitary-technical devices]. In 3 parts. Ventilation and air conditioning. Book 1. 4-th ed., revised. Moscow, Stroyizdat Publ., 1992, Pt 3. 319 p.
7. Ignat'ev N. A. *Vybor minimal'noy konfiguratsii neyronnykh setey* [Selection of the minimum configuration of neural networks]. *Vychisl. tekhnologii – Computing technologies*, 2001, vol. 6, no. 1, pp.23–28.
8. Koehl'o L. P., Richart V. *Postroenie sistem mashinnogo obucheniya na yazyke Python* [Building machine learning systems in Python]. Transl. from English by Slinkin A. A. 2-nd ed. Moscow, DMK Press Publ., 2016, 302 p.
9. Cherkasov D. Yu. *Mashinnoe obuchenie* [Machine learning]. *Nauka, tekhnika i obrazovanie – Science, technology and education*, 2018, no. 5, pp. 85–87.
10. Grebennikova I. V. *Metody matematicheskoy obrabotki ehksperimental'nykh dannykh*: [Methods of

mathematical processing of experimental data]. 2-nd ed., revised. Moscow, Flint Publ., 2017, 124 p.

11. Ignat'ev N. A., Madrakhimov Sh. F. *O nekotorykh sposobakh povysheniya prozrachnosti neyronnykh setey* [On some ways of increasing the transparency of neural networks. technologies]. *Vychisl. Tekhnologii – Computing technologies*, 2003, vol. 8, no. 6, pp. 31–37.

12. Ignat'ev N. A. *Izvlechenie yavnykh znaniy iz raznotipnykh dannykh s pomoshch'yu neyronnykh setey* [Extraction of explicit knowledge from different types of data using neural networks]. *Vychisl. Tekhnologii – Computing technologies*, 2003, vol. 8, no. 2, pp. 69–73.

13. Logunova O. S., et al. *Obrabotka eksperimental'nykh dannykh na EhVM* [Processing of experimental data on a computer]. Moscow, INFRA-M Publ., 2018, 326 p.

14. Morozov V. V., Sobotkovskiy B. E., Sheynman I. L. *Metody obrabotki rezul'tatov fizicheskogo eksperimenta* [Methods of processing the results of physical experiment]. Ed. by Mamykin A. I. St. Petersburg, SPbGEhTU LEhTI Publ., 2004.

15. Robert Kallan. *Neyronnye seti. Kratkiy spravochnik* [Neural networks. Short reference book]. Transl. from English. Moscow, Vil'yams Publ., 2018, 288 p.