

## **РАСЧЁТ АВИАЦИОННЫХ РЫЧАЖНО-ПОПЛАВКОВЫХ КЛАПАНОВ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

© 2022

- Д. О. Пушкарев** аспирант кафедры эксплуатации авиационной техники; Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва; [pushkarevdobez@mail.ru](mailto:pushkarevdobez@mail.ru)
- Д. Ю. Киселев** кандидат технических наук, доцент кафедры эксплуатации авиационной техники; Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва; [eat@inbox.ru](mailto:eat@inbox.ru)
- Ю. В. Киселев** кандидат технических наук, доцент кафедры эксплуатации авиационной техники; Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва; [zamivt@ssau.ru](mailto:zamivt@ssau.ru)

Показана возможность применения нейронных сетей в авиации, в частности в изделиях, предназначенных для использования в авиационной технике. Анализируется возможность применения нейронных сетей на протяжении всего жизненного цикла изделий авиационной техники. Описаны преимущества, которые можно получить с помощью нейронных сетей. Проанализированы основные этапы по созданию нейросетевой модели и представлено описание каждого этапа. Показаны сложности, связанные с практическим применением моделей на основе искусственного интеллекта. Приведён расчёт на функционирование рычажно-поплавкового клапана и сделана нейросетевая модель для его расчёта с использованием реальных данных эксплуатации и испытаний.

*Нейронная сеть; рычажно-поплавковый клапан; теория механизмов и машин; машинное обучение; уравнение моментов*

---

*Цитирование:* Пушкарев Д.О., Киселев Д.Ю., Киселев Ю.В. Расчёт авиационных рычажно-поплавковых клапанов с помощью нейронных сетей // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. 2022. Т. 21, № 4. С. 44-51. DOI: 10.18287/2541-7533-2022-21-4-44-51

### **Введение**

За последние 100 лет авиационная промышленность развивалась очень интенсивно: совершенствовались двигатели, конструкции самолётов, агрегаты, используемые для работы летательного аппарата, технологии изготовления, средства проектирования, знания о порядке расчётов и испытаний образцов авиационной техники. Знания позволили перейти от первого прототипа к современным летательным аппаратам. Одним из направлений по применению накопленных знаний являются методы машинного обучения, один из которых – это нейронные сети. Нейронные сети являются новой технологией и повсеместного применения в авиации пока не получили. Потенциал применения нейронных сетей огромен: построение экспертных систем диагностики, прогнозирование ресурса изделий авиационной техники, планирование программ по техническому обслуживанию и ремонту изделий, проведение расчётов [1 – 3; 11].

Постоянное совершенствование авиационной техники (АТ) несёт в себе применение более эффективных проектных и конструкторских решений. При этом происходит и усложнение АТ, что отражается на людях: необходимо учитывать огромное количество параметров и требований, что в конечном итоге ведёт к перенапряжению персонала и к ошибкам, которые могут отразиться на качестве и, в конечном итоге, на безопасности изделий авиационной техники. Выполнение расчётов при проектировании

изделия связано с огромным количеством временных затрат и сил, так как необходимо выполнять большое количество предварительных и повторных расчётов, связанных с корректировкой технического задания, доработкой изделия или его модернизацией под новые требования. Использование нейронных сетей позволит повысить эффективность проектирования изделий авиационной техники, повысить точность расчётов и безопасность.

### **Применение нейронных сетей для выполнения расчёта на функционирование рычажно-поплавковых клапанов**

Использование нейронных сетей, начиная с технического задания и до выхода изделия в серию, позволяет вести точные расчёты характеристик изделий на основе статистических данных ранее изготовленных изделий. За всю историю авиации скопилось огромное количество информации, которое можно использовать совместно с нейронными сетями и выполнять расчёты на основе реальных данных, получая тем самым результаты, предельно близкие к реальным эксплуатационным [4 – 6].

Основная сложность, связанная с применением нейронных сетей, – отсутствие четких критериев по работе с ними. В целях иллюстрации применения нейронных сетей в настоящей работе представлен расчёт с их помощью на примере функционирования рычажно-поплавковых клапанов. Для этого выполнялись следующие шаги [7 – 9]:

1. Предварительный анализ данных на этапе постановки задачи: выполняется постановка задачи, которую необходимо решить; определяется какие исходные данные необходимы.

2. Обработка статистической информации: осуществляется сбор исходных данных (сбор статистической информации с испытаний изделия или сведений о его работе в эксплуатации) с последующей обработкой (использование в выборке максимально корректных сведений, исключая искажённую информацию, например, когда известно, что был сторонний дефект, не связанный с исследуемым изделием, повлекший за собой изменение параметров объекта).

3. Выбор архитектуры нейронной сети: анализируются существующие архитектуры и выбираются наиболее оптимальные, подходящие под конкретную задачу. Чётких критериев по выбору архитектуры не существует, оптимальная структура выбирается опытным путём под каждую конкретную задачу.

4. Выбор структуры нейронной сети: выбирается структура нейронной сети, число входов и выходов, число скрытых слоёв и количество нейронов в этих слоях.

5. Выбор алгоритма обучения: выбирается алгоритм обучения нейронной сети. На этом шаге кроме результатов, которые могут быть получены от того или иного алгоритма, необходимо ориентироваться на возможности программного обеспечения (ПО), используемого для создания нейронной сети, каждый алгоритм обучения уникален и требует разной мощности от ПО при расчётах.

6. Обучение сети: выбираются параметры обучения. Нейронная сеть может обучаться бесконечно, поэтому требуется задать ограничение на обучение. Ограничить нейронную сеть можно, задав требуемую ошибку обучения или ограничив число эпох обучения.

7. Тестирование сети: выполняется «прогон» на тестовой выборке в целях установления правильности решения задачи нейронной сетью.

Каждый из перечисленных этапов несёт в себе определённые нюансы и чётких критериев для построения НС не существует, все этапы по её созданию выполняются опытным путём. Если результаты после тестирования при проверке на тестовой выборке данных получились неудовлетворительными, то нейронную сеть необходимо корректировать, начиная с самого первого шага.

### Постановка задачи

Расчёт на функционирование рычажно-поплавкового клапана включает в себя определение уровня начала закрытия и уровня закрытия. Расчёт на функционирование рычажно-поплавковых клапанов основывается на использовании уравнения моментов. Рассмотрим расчёт уровня закрытия на примере рычажно-поплавкового клапана, изображённого на рис. 1. Сначала проанализируем какие элементы будут влиять на уровень закрытия. В данном примере необходимо составить уравнение равновесия моментов между клапаном, рычагом и поплавком. Моменты определяются как произведение силы на плечо (расстояние от оси вращения до центра тяжести элемента) [7 – 9].

Для составления уравнения моментов составим схему действующих сил (рис. 2) и покажем на схеме направления действия сил.

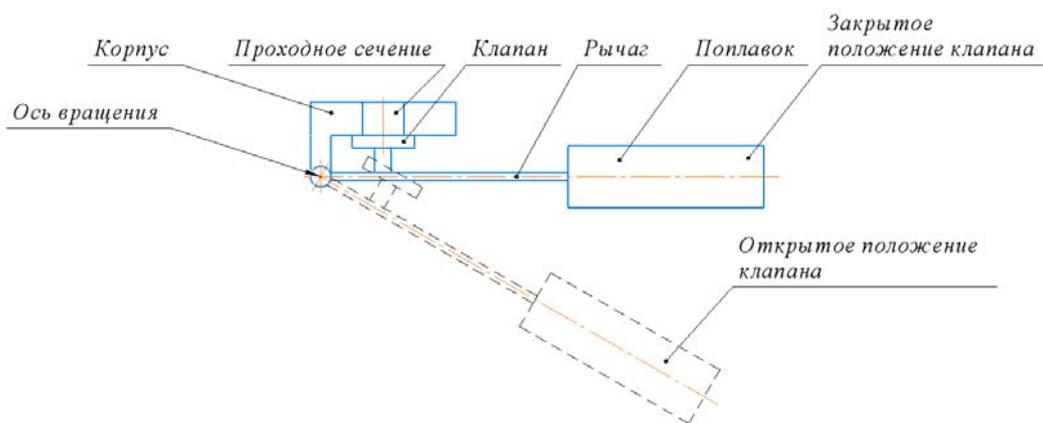


Рис. 1. Принципиальная схема рычажно-поплавкового клапана

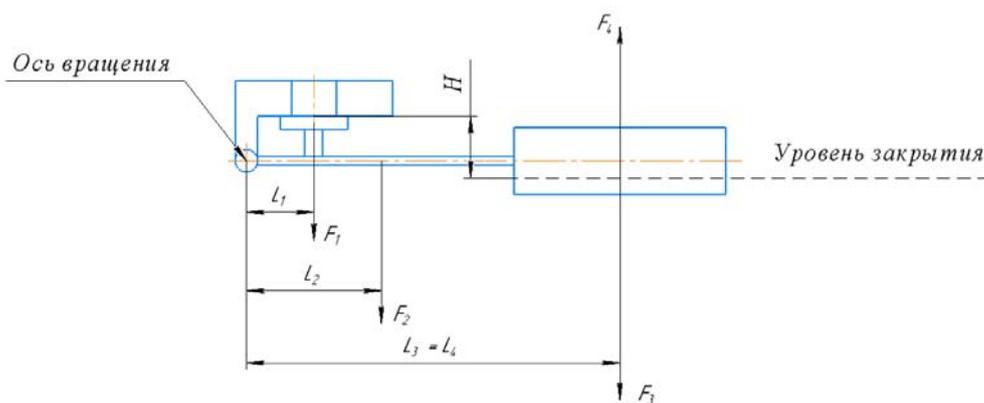


Рис. 2. Схема расчёта уровня закрытия

В данном случае действует четыре момента и решить задачу по определению уровня закрытия можно, выполнив расчёт уравнения моментов. Для случая рычажно-поплавкового клапана с количеством элементов больше четырёх это выполнить гораздо сложнее.

Составим уравнение моментов для рычажно-поплавкового клапана с  $n$  элементами, участвующими в расчёте на функционирование.

Необходимо учитывать, что на момент закрытия клапана оказывают влияние силы  $F$ , действующие от веса элемента и плеча  $L$  приложения силы (расстояние от центра тяжести до оси вращения элемента):

$$M = FL ,$$

где  $F = mg$ ,  $m$  – масса элемента;  $g$  – ускорение свободного падения.

В свою очередь массу  $m$  можно расписать как произведение объёма  $V$  на плотность материала  $\gamma$ :

$$m = V\gamma .$$

Объём также можно более подробно расписать (например, для выполнения расчёта на функционирование при изменении геометрии изделия).

Архимедову силу  $F_A$  от действия, погруженного в топливо поплавок, выразим как

$$F_A = V g \gamma_T ,$$

где  $\gamma_T$  – плотность топлива.

В итоге уравнение моментов примет вид

$$V_1\gamma_1L_1g + V_2\gamma_2L_2g + \dots + V_n\gamma_nL_ng = V_Ag\gamma_T ,$$

где 1, 2, ...,  $n$  – номер элемента, участвующего в расчёте на функционирование.

Полученное выражение можно упростить, разделив уравнение на ускорение свободного падения  $g$ . Получим

$$V_1\gamma_1L_1 + V_2\gamma_2L_2 + \dots + V_n\gamma_nL_n = V_A\gamma_T$$

Таким образом, для сложных рычажно-поплавковых клапанов с большим количеством элементов получается громоздкое уравнение, которое необходимо решать для выполнения расчёта на функционирование. На этапах проектирования, производства, испытаний, доработки и модернизации изделия часто необходимо выполнять расчёт на функционирование для корректировки параметров и анализа возможностей применения изделия в различных условиях и на различных воздушных судах. Выполнение этих расчётов ведёт к большим временным и финансовым затратам.

Применение нейронных сетей позволит избежать проблему обработки большого объёма данных, снизить затраты и время, затрачиваемое на расчёты, а также упростить дальнейшие работы с изделием [10]. Для построения нейронной сети необходимо обработать статистические данные, влияющие на проведение расчёта на функционирование.

В данной работе в качестве входных данных нейронной сети используются: значение объёма  $V$  (м<sup>3</sup>), плотность материала деталей  $\gamma$  (кг/м<sup>3</sup>), длина плеча приложения силы  $L$  (м), плотность топлива  $\gamma_T$  (кг/м<sup>3</sup>). Выходные данные – уровень закрытия, выраженный в миллиметрах.

В качестве архитектуры нейронной сети использовался многослойный перцептрон с 4-мя входными параметрами, 18-ю нейронами в первом скрытом слое и 10-ю нейронами во втором скрытом слое. На выходе получаем значение уровня закрытия рычажно-поплавкового клапана. Схема нейронной сети представлена на рис. 3.

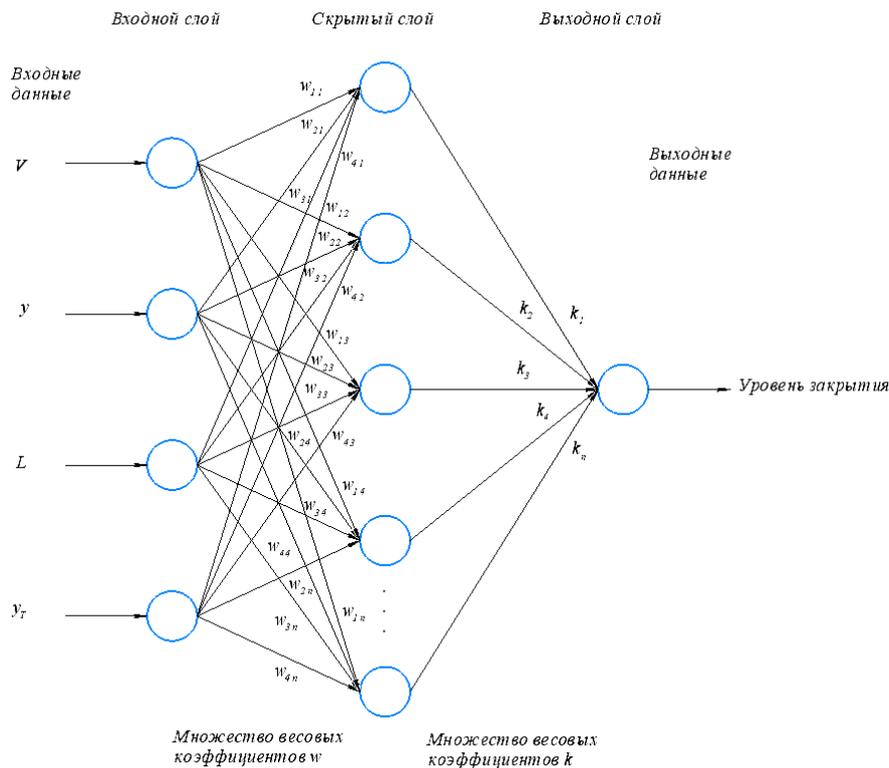


Рис. 3. Модель используемой нейронной сети

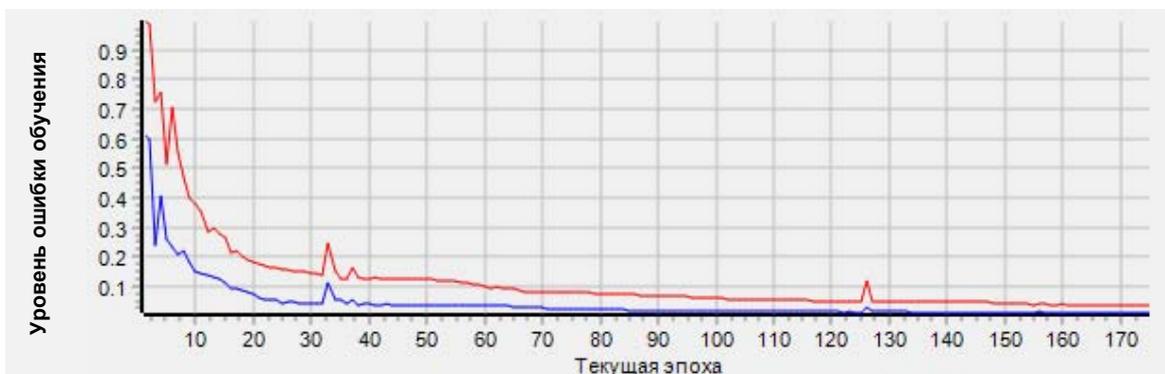


Рис. 4. Обучение нейронной сети

В целях уменьшения времени обучение было ограничено 200 эпохами, максимальной ошибкой меньше 0,01 и средней ошибкой меньше, чем 0,01. Для обучения было достаточно 170 эпох, т. е. сеть обучилась до необходимой нам точности на 170-й эпохе. График обучения нейронной сети представлен на рис. 4. В зависимости от задачи можно ускорить обучение сети, задав более высокий допуск на ошибку обучения.

### Сравнение результатов

Результат работы нейронной сети сравнивался с экспериментальными данными табл. 1. Разница между теоретическими и экспериментальными значениями не превышает 0,3%.

Таблица 1. Определение расхождения между экспериментальными данными и данными, полученными с использованием нейронной сети

| Уровень закрытия (эталон), мм | Уровень закрытия, мм | Разница между теоретическими и экспериментальными значениями, % |
|-------------------------------|----------------------|-----------------------------------------------------------------|
| 11,67                         | 11,70295003          | 0,282348                                                        |
| 12,32                         | 12,31666849          | 0,027041                                                        |
| 12,18                         | 12,18376216          | 0,030888                                                        |
| 12,04                         | 12,03937663          | 0,005177                                                        |
| 11,97                         | 11,97226505          | 0,018923                                                        |
| 11,89                         | 11,88750196          | 0,02101                                                         |
| 11,8                          | 11,79101922          | 0,076108                                                        |
| 11,75                         | 11,74364121          | 0,054117                                                        |
| 11,69                         | 11,71077208          | 0,177691                                                        |
| 11,8                          | 11,79755403          | 0,020729                                                        |

Относительная погрешность в 0,3% позволяет сделать вывод о возможном применении нейронных сетей при проектировании, производстве и испытаниях авиационных поплавковых клапанов.

Созданная нейронная сеть позволяет выполнить расчёт на функционирование рычажно-поплавковых клапанов, основываясь на данных, полученных в результате испытаний изделий, что позволяет снизить затраты при проектировании новых изделий (выполнение быстрого и точного расчёта, без вывода уравнений или систем уравнений) или модернизации существующих агрегатов.

### Заключение

Использование нейронных сетей ведёт к снижению затрат в проведении расчётов при модернизации как существующих изделий, так и при проектировании новых с использованием накопленных статистических данных.

За счёт свойства адаптивности нейронные сети являются гибкими инструментами, которые подстраиваются под любую задачу, и поэтому возможно их использование при решении новых задач, связанных с проектированием, производством и испытаниями авиационных изделий путём добавления новых данных для обучающих выборок.

### Библиографический список

1. Russell S.J., Norving P. Artificial intelligence: a modern approach. Prentice-Hall, 2021. 1136 p.
2. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. СПб: Питер, 2018. 480 с.
3. Рашид Т. Создаём собственную нейронную сеть. СПб: ООО «Альфа-книга», 2017. 272 с.
4. Бринк Х., Ричардс Д., Феверолф М. Машинное обучение. СПб: Питер, 2017. 336 с.
5. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвиль А. Глубокое обучение. СПб: ДМК Пресс, 2018. 652 с.
6. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. М.: ДМК Пресс, 2015. 400 с.
7. Карелин В.С. Проектирование рычажных и зубчато-рычажных механизмов: справочник. М.: Машиностроение, 1986. 180 с.

8. Сумский С.Н. Расчёт кинематических и динамических характеристик плоских рычажных механизмов: справочник. М.: Машиностроение, 1980. 312 с.

9. Фролов К.В., Попов С.А., Мусатов А.К., Лукичев Д.М., Скворцова Н.А., Никоноров В.А., Савелова А.А., Петров Г.Н., Ремезова Н.Е., Акопян В.М. Теория механизмов и машин: учеб. для втузов. М.: Высшая школа, 1987. 496 с.

10. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

11. ГОСТ Р 58849-2020. Авиационная техника гражданского назначения. Порядок создания. Основные положения. М.: Стандартинформ, 2020. 61 с.

## CALCULATION OF AIRCRAFT LEVER-FLOAT VALVES USING NEURAL NETWORKS

© 2022

**D. O. Pushkarev** Postgraduate Student of the Department of Aircraft Maintenance;  
Samara National Research University, Samara, Russian Federation;  
[pushkarevdobez@mail.ru](mailto:pushkarevdobez@mail.ru)

**D. Yu. Kiselev** Candidate of Science (Engineering), Associate Professor  
of the Department of Aircraft Maintenance;  
Samara National Research University, Samara, Russian Federation;  
[eat@inbox.ru](mailto:eat@inbox.ru)

**Yu. V. Kiselev** Candidate of Science (Engineering), Associate Professor  
of the Department of Aircraft Maintenance;  
Samara National Research University, Samara, Russian Federation;  
[zamivt@ssau.ru](mailto:zamivt@ssau.ru)

The possibility of using neural networks in aviation is shown, in particular in products intended for use in aviation technology. The possibility of using neural networks throughout the entire life cycle of aviation equipment products is analyzed. The advantages that can be obtained using neural networks are described. The main stages of creating a neural network model are analyzed and a description of each stage is presented. The difficulties associated with the practical application of models based on artificial intelligence are shown. The calculation of the operation of a lever-float valve is presented and a neural network model is made for its calculation using real operation and test data.

*Neural network; lever-float valve; theory of mechanisms and machines; machine learning; equation of moments*

---

*Citation:* Pushkarev D.O., Kiselev D.Yu., Kiselev Yu.V. Calculation of aircraft lever-float valves using neural networks. *Vestnik of Samara University. Aerospace and Mechanical Engineering*. 2022. V. 21, no. 4. P. 44-51.  
DOI: 10.18287/2541-7533-2022-21-4-44-51

### References

1. Russell S.J., Norving P. Artificial intelligence: a modern approach. Prentice-Hall, 2021. 1136 p.
2. Nikolenko S., Kadurin A., Arkhangel'skaya E. *Glubokoe obuchenie* [Deep learning]. SPb: Piter Publ., 2018. 480 p.
3. Rashid T. Make your own neural network. Kindle Edition, 2016. 222 p.
4. Brink K., Richards J., Fetherolf M. Real-world machine learning. Manning Publ., 2016. 264 p.
5. Goodfellow I., Bendgio Y., Courville A. Deep learning. MIT Press, 2016. 800 p.
6. Flach P. Machine learning: The art and science of algorithms that make sense of data. Cambridge University Press, 2012. 410 p.

7. Karelin V.S. *Proektirovanie rychazhnykh i zubchato-rychazhnykh mekhanizmov: spravochnik* [Design of linkage and geared linkage mechanisms. Reference guide]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1986. 180 p.

8. Sumskiy S.N. *Raschet kinematicheskikh i dinamicheskikh kharakteristik ploskikh rychazhnykh mekhanizmov: spravochnik* [Calculation of kinematic and dynamic characteristics of plain lever mechanisms. Reference guide]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1980. 312 p.

9. Frolov K.V., Popov S.A., Musatov A.K., Lukichev D.M., Skvortsova N.A., Nikonorov V.A., Savelova A.A., Petrov G.N., Remezova N.E., Akopyan V.M. *Teoriya mekhanizmov i mashin: ucheb. dlya vtuzov* [Theory of mechanisms and machines. Textbook for universities]. Moscow: Vysshaya Shkola Publ., 1987. 496 p.

10. Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall, 1999. 842 p.

11. GOST R 58849-2020. Civil aircraft. Development procedures. General provisions. Moscow: Standartinform Publ., 2020. 61 p. (In Russ.)