

## ВИБІР НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КЛАСИФІКАТОРА ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАННЯ АНАЛІЗУ СИГНАЛІВ РЕБ ТА ШТУЧНИХ ЗАВАД

*В даний час актуальною задачею є забезпечення якісного керування безпілотними літальними апаратами та передачі достовірної інформації в складній заводській обстановці. Особливу актуальність дана задача набуває при застосуванні навмисних завод у вигляді сигналів протидії.*

*Для виявлення і локалізації потужних джерел паразитного сигналу застосовуються різні методи, включаючи: методи аналізу в часовій області: аналіз спектру сигналу, аналіз кореляційної функції, аналіз фазового зсуву; методи аналізу в частотній області: аналіз амплітудної характеристики сигналу, аналіз фазової характеристики сигналу, аналіз спектральної щільності потужності; методи аналізу в просторовій області: аналіз спрямованості антени, аналіз рівня сигналу в різних точках простору.*

*Аналіз сигналів, які зазнають впливу РЕБ та штучних завод, є складною задачею. Традиційні методи аналізу сигналів часто не є ефективними для розв'язку такої задачі, оскільки вони не можуть враховувати складні характеристики РЕБ та штучних завод.*

*Нейромережеві класифікатори є перспективним інструментом для аналізу сигналів з РЕБ та штучними заводами. Нейромережі можуть навчатися на великих наборах даних і виявляти складні закономірності, які неможливо виявити за допомогою традиційних методів.*

*Дана стаття описує процес вибору нейромережевого класифікатора для аналізу сигналів РЕБ та штучних завод. Розглядаються різні фактори, які слід враховувати при виборі архітектури нейромережі, алгоритму навчання та параметрів мережі.*

*У роботі представлено аналітичний огляд нейромережевих класифікаторів, їх різновидності та особливості, а також обрано оптимальний для вирішення поставленої задачі.*

*Ключові слова: нейромережі, нейромережеві класифікатори, аналіз сигналів РЕБ, штучні заводи, радіоелектронна боротьба.*

**Вступ.** В сучасному світі, радіоелектронна боротьба (РЕБ) та штучні заводи (ШЗ) відіграють все більш значущу роль, створюючи серйозні виклики для систем радіочастотного зв'язку та локації. Аналіз сигналів РЕБ та ШЗ є важливим завданням, яке дозволяє виявляти та класифікувати різні типи загроз, а також розробляти ефективні методи протидії.

Одним із перспективних методів вирішення даної задачі є використання нейромережевих класифікаторів. Нейромережі володіють високою гнучкістю та здатністю навчатися на великих обсягах даних, що робить їх цінним інструментом для аналізу складних сигналів.

**Актуальність теми.** Актуальність даної теми обумовлена наступними факторами:

- зростанням використання РЕБ та ШЗ в сучасних військових конфліктах;
- необхідністю розробки ефективних методів протидії РЕБ та ШЗ для забезпечення стійкості систем радіочастотного зв'язку та локації;
- високим потенціалом нейромережевих класифікаторів для вирішення складних задач аналізу сигналів.

**Мета та завдання дослідження.** Метою даного дослідження є розробка рекомендацій щодо вибору нейромережевого класифікатора для вирішення завдання аналізу сигналів РЕБ та ШЗ.

Завдання дослідження:

- проаналізувати різні типи нейромережевих класифікаторів та їхні характеристики;
- оцінити переваги та недоліки різних нейромережевих класифікаторів для аналізу сигналів РЕБ та ШЗ;
- розробити рекомендації щодо вибору оптимального нейромережевого класифікатора для вирішення конкретного завдання.

Нейромережа - це математична модель, яка імітує структуру та функціонування біологічних нейронних мереж з метою вирішення різноманітних задач, таких як класифікація, регресія, прогнозування та генерація [4, 5].

В основі нейронних мереж лежать штучні нейрони, які з'єднані між собою подібно до того, як нейрони з'єднані в мозку. Нейрони отримують сигнали, обробляють їх і передають далі іншим нейронам. Сила сигналу регулюється вагою з'єднання. Нейрони організовані в шари, які виконують різні обчислення.

Навчаючись на даних, штучні нейронні мережі (ШНМ) налаштовують ваги з'єднань, щоб покращити свою роботу. Інформація проходить через шари мережі, трансформуючись на виході [1-5]. Графічне зображення штучної нейронної мережі представлено на рисунку 1.

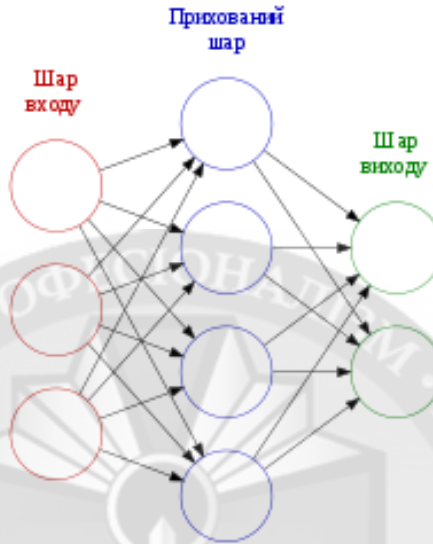


Рисунок 1 . Графічне зображення ШНМ

З рисунку 1. Видно, що кожна кругла вершина подає штучний нейрон, а стрілка подає з'єднання виходу одного штучного нейрону з входом іншого.

ШНМ здатні виконувати складні завдання, такі як розпізнавання образів, прогнозування, переклад мов та ін. Їх використовують у багатьох сферах, включаючи комп'ютерний зір, медицину та фінанси. ШНМ - це галузь досліджень, яка постійно та динамічно розвивається, що робить їх все більш потужними.

Нейромережеві класифікатори є потужним інструментом машинного навчання, що використовується для розв'язання завдань класифікації. Вони базуються на штучних нейронних мережах, які можуть виявляти складні залежності в даних. Теоретичні основи цих класифікаторів можна розділити на кілька основних компонентів [6]:

#### 1. Архітектура нейронної мережі

*Пряме поширення (Feedforward Neural Networks)* - це базова форма нейронної мережі, що складається з вхідного шару, одного або більше прихованих шарів та вихідного шару. Кожен шар складається з нейронів, що з'єднані між собою ваговими коефіцієнтами. Графічне зображення нейромережі зображене на рисунку 2 (зеленим кольором позначені вхідні нейрони, блакитним – приховані нейрони та жовтим – вихідний нейрон) [7].

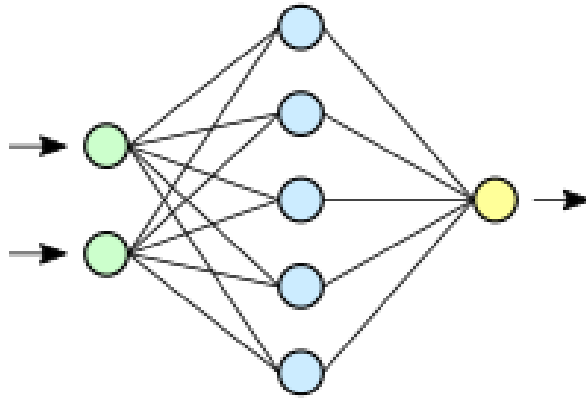


Рисунок 2. Схема простої нейронної мережі.

*Рекурентні нейронні мережі (RNN, Recurrent Neural Networks)* - це нейронні мережі, де зв'язки між елементами можуть формувати орієнтовані цикли, що дозволяє зберігати інформацію про попередні стани мережі. Вони часто використовуються для обробки послідовностей даних [8].

*Конволюційні нейронні мережі (CNN, Convolutional Neural Networks)* – це клас глибоких штучних нейронних мереж прямого поширення. CNN використовуються в основному для обробки зображень. Вони включають конволюційні шари, що здатні автоматично виявляти важливі особливості вхідних даних за допомогою фільтрів [9,10].

## 2. Процес навчання

*Функція втрат.* Функція втрат (або функція помилки) оцінює, наскільки добре модель виконує своє завдання. У випадку класифікації найчастіше використовуються функції крос-ентропії або сумарної квадратичної похибки.

*Оптимізація.* Оптимізація в нейронних мережах зазвичай здійснюється за допомогою методу зворотного поширення похибки (backpropagation) та методів градієнтного спуску (Gradient Descent). Градієнтний спуск може бути реалізований в різних варіантах, таких як стохастичний градієнтний спуск (SGD), градієнтний спуск з імпульсом (Momentum), Adam та інші [11].

## 3. Активаційні функції

Активаційні функції визначають вихід нейрона в залежності від його вхідних сигналів. Деякі з найбільш поширених активаційних функцій включають [10]:

$$\text{Сигмоїдна функція: } \sigma'(x) = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x)) \quad (1)$$

$$\text{Зрізаний лінійний вузол (ReLU Rectified Linear Unit) : } f(x) = x^+ = \max(0, x) \quad (2)$$

$$\text{Гіперболічний тангенс (tanh) : } \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

## 4. Регуляризація

Регуляризація застосовується для запобігання перенавчанню (overfitting) моделі. Основні методи включають:

$L_1$  та  $L_2$  регуляризація : додають до функції втрат штрафи до ваги.

Виключення (dropout) випадковим чином «вимикає» деякі нейрони під час навчання, що допомагає зменшити взаємозалежність нейронів [11, 12].

## 5. Оцінка ефективності

Для оцінки ефективності класифікаторів використовуються різні метрики, такі як повнота (recall), точність (precision), F-міра (F1-score) та інші. Важливим аспектом є також оцінка на основі крос-валідації, яка дозволяє уникнути переоцінки моделі [13].

## 6. Гіперпараметри

Гіперпараметри, такі як розмір міні-батчів, швидкість навчання, кількість шарів і нейронів в шарах, значно впливають на ефективність нейронної мережі. Їх налаштування зазвичай виконується методом проб і помилок або за допомогою методів автоматичного пошуку, таких як пошук по сітці (grid search) чи випадковий пошук (random search).

Ці основи складають базу для розуміння роботи нейромережевих класифікаторів і їх застосування у різних завданнях машинного навчання [14, 15].

Переваги та недоліки різних типів нейромережевих класифікаторів

#### 1. Згорткові нейронні мережі (CNN):

*Переваги:*

- Локальність ознак. CNN ефективно розпізнають локальні шаблони в зображеннях завдяки використанню згорткових шарів, які здатні виділяти ознаки у різних частинах зображення.
- Інваріантність до трансформацій. Через використання пулінгових шарів, CNN можуть бути стійкими до зсувів, масштабування та інших трансформацій зображення.
- Параметрична ефективність. Використання відносно невеликої кількості параметрів за допомогою згорткових та пулінгових шарів дозволяє зменшити ризик перенавчання та поліпшити швидкість навчання.

*Недоліки:*

- Потреба в об'ємних даних. CNN можуть потребувати значний обсяг даних для навчання, особливо для розпізнавання складних класів об'єктів.
- Обмеженість застосування: Вони не завжди ефективні для обробки даних інших типів, таких як текст або часові ряди.

#### 2. Рекурентні нейронні мережі (RNN):

*Переваги:*

- Моделювання послідовностей. RNN ефективно працюють з даними, які мають послідовний характер, такими як тексти або часові ряди.
- Контекстуальне розуміння. Здатність до врахування контексту та залежностей між елементами послідовності, що дозволяє їм здійснювати кращу передбачення на основі попереднього контексту.

*Недоліки:*

- Проблеми з довгостроковим залежностями. RNN можуть мати проблеми з довгостроковим запам'ятовуванням, так як градієнт може зникати при тренуванні на довгих послідовностях.
- Обчислювальні затрати та ефективність. Вони можуть бути дорогими в обчислювальному відношенні та менш ефективними в порівнянні з іншими архітектурами для деяких завдань.

#### 3. Мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM) та відкидаючі ворота (GRU) (види RNN):

*Переваги:*

- Розв'язання проблем з градієнтом. Вони вирішують проблеми з довгостроковим запам'ятовуванням шляхом використання спеціальних структур пам'яті.
- Ефективне навчання на довгих послідовностях. Вони можуть бути ефективнішими при тренуванні на довгих послідовностях порівняно зі звичайними RNN.

*Недоліки:*

- Обчислювальна складність. LSTM та GRU вимагають більше обчислювальних ресурсів та часу для тренування порівняно зі звичайними RNN.

#### **Вибір нейромережевого класифікатора для вирішення поставленого завдання.**

Використаємо дані про РЕБ -антидрон системи, щоб обрати класифікатор. РЕБ-антидрон системи працюють на різних частотах, щоб протидіяти широкому спектру БПЛА: наприклад, 900 МГц використовується для зв'язку між ПДУ та дроном, 1,5 ГГц – для GPS-навігації, 2,4 ГГц – для Wi-Fi та Bluetooth, 5,8 ГГц – для передачі відео з камери дрона [16].

Як видно з вище зазначеної інформації, РЕБ-антидрон системи працюють на різних частотах, що ускладнює вибір нейромережевого класифікатора. Один класифікатор може не здатний ефективно аналізувати сигнали на цих частотах. Тому було розроблено такі **рекомендації по вибору класифікатора:**

##### 1. Використання мультимодального підходу:

– Потрібно розділити аналіз на декілька завдань, кожне з яких буде зосереджено на конкретній частоті. Наприклад, можна використовувати один класифікатор для аналізу сигналів на 900 МГц, інший – для аналізу сигналів на 1.5 ГГц, тощо;

– Використання мультимодальної нейромережі, яка здатна обробляти дані з різних частот одночасно.

2. Вибір класифікатора з урахуванням характеристик сигналу:

– Для аналізу сигналів з вузькою смугою пропускання, таких як сигнали GPS, можна використовувати класифікатори, засновані на згорткових нейронних мережах (CNN).

– Для аналізу сигналів з широкою смугою пропускання, таких як відеосигнали, можна використовувати класифікатори, засновані на рекурентних нейронних мережах (RNN).

3. Використання методів злиття даних:

– Потрібно об'єднати результати аналізу з різних частот, щоб отримати більш комплексну картину.

4. Додаткові фактори, які потрібно враховувати:

– Кількість та якість даних, що використовуються для навчання кожного класифікатора.

– Обчислювальні ресурси, доступні для роботи класифікаторів.

– Потреба в режимі реального часу.

Виходячи з розроблених рекомендацій випливає, що не існує універсального рішення, яке б розв'язало всі задачі. Найкращий спосіб вибрати оптимальний класифікатор – це експериментувати з різними підходами та налаштовувати їх параметри відповідно до ваших наявних даних та потреб.

**Висновки.** В статті проведено огляд різних нейромережевих класифікаторів та їх особливостей. Розглянуто переваги та недоліки конкретних класифікаторів. Розроблено рекомендації з підбору підходящого класифікатора. Вибір нейромережевого класифікатора для аналізу сигналів РЕБ та штучних завод є складним завданням, яке залежить від багатьох факторів. У цій статті були розглянуті деякі з ключових факторів, які слід врахувати при виборі класифікатора.

Важливо зазначити, що не існує універсального класифікатора, який би підходив для всіх завдань. Тому, для отримання оптимальних результатів, може знадобитися експериментувати з різними класифікаторами та налаштувати їх параметри відповідно до конкретного завдання.

#### ЛІТЕРАТУРА:

1. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: Навчальний посібник. - Запоріжжя: ЗНТУ, 2003. - 136 с.
2. Haykin S. S. Neural networks and learning machines. 3rd ed. - Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 2008.
3. Alpaydin E. Machine Learning, Revised and Updated Edition. - MIT Press, 2021. 280 p.
4. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. - MIT Press, 2017. 800 p.
5. Ketkar N. Deep Learning with Python. - Berkeley, CA Apress, 2017. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2766-4> .
6. Montantes J. Deep Learning for Signal Processing: What You Need to Know. URL: <https://james-montantes-exxact.medium.com/deep-learning-for-signal-processing-what-you-need-to-know-af97e8f76355> .
7. Understanding Feed Forward Neural Networks With Maths and Statistics. URL: <https://www.turing.com/kb/mathematical-formulation-of-feed-forward-neural-network> .
8. Nielsen M. Neural Networks and Deep Learning. URL: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>
9. What are convolutional neural networks? URL: <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks> .
10. A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects / Z. Li et al. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2021. P. 1–21. URL: <https://doi.org/10.1109/tnnls.2021.3084827> .
11. Функції активації: ступінчаста, лінійна, сигмоїда, ReLU та Tanh. URL: <https://robotdreams.cc/uk/blog/327-funkciji-aktivaciji-stupinchasta-liniyna-sigmojida-relu-ta-tanh> .
12. A Labach Survey of Dropout Methods for Deep Neural Networks / A. Labach, H. Salehinejad, S. Valaee. - 2019. - Available from: <https://arxiv.org/abs/1904.13310> .
13. Test Run - L1 and L2 Regularization for Machine Learning. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/msdn-magazine/2015/february/test-run-l1-and-l2-regularization-for-machine-learning> .
14. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. NY Springer New York, 2016. 778 p.
15. Системи протидії дронам. URL: <https://drontech.com.ua/antidron-sistemi> .

16. What is a neural network? - GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/neural-networks-a-beginners-guide/#types-of-neural-networks> .

#### REFERENCES:

1. Dubrovin V.I., Subbotin S.O. Optimization methods and their application in neural network training problems: Study guide. - Zaporizhzhia: ZNTU, 2003. - 136 c.
2. Haykin S. S. Neural networks and learning machines. 3rd ed. - Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 2008.
3. Alpaydin E. Machine Learning, revised and expanded edition. - MIT Press, 2021. 280 p.
4. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. - MIT Press, 2017. 800 p.
5. Ketkar N. Deep learning with Python. - Berkeley, CA Press, 2017. URL: <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2766-4> .
6. Montantes J. Deep learning for signal processing: What you need to know. URL: <https://james-montantes-exxact.medium.com/deep-learning-for-signal-processing-what-you-need-to-know-af97e8f76355> .
7. Understanding feedforward neural networks with math and statistics. URL: <https://www.turing.com/kb/mathematical-formulation-of-feed-forward-neural-network> .
8. Nielsen M. Neural networks and deep learning. URL: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/> .
9. What are convolutional neural networks? URL: <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks> .
10. Overview of convolutional neural networks: Analysis, applications and prospects / Z. Li et al. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2021. P. 1-21. URL: <https://doi.org/10.1109/tnnls.2021.3084827> .
11. Activation functions: step, linear, sigmoid, ReLU, and Tanh. URL: <https://robotdreams.cc/uk/blog/327-funkciji-aktivaciji-stupinchasta-liniyna-sigmojida-relu-ta-tanh>
12. Labah A. A review of sifting methods for deep neural networks / A. Labah, H. Salehinejad, S. Valae. - 2019. - Available at: <https://arxiv.org/abs/1904.13310> .
13. Test run - L1 and L2 regularization for machine learning. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/msdn-magazine/2015/february/test-run-l1-and-l2-regularization-for-machine-learning> .
14. Bishop K. M. Pattern Recognition and Machine Learning. NY Springer New York, 2016. 778 p.
15. Systems for countering drones. URL: <https://drontech.com.ua/antidron-sistemi> .
16. What is a neural network? - GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/neural-networks-a-beginners-guide/#types-of-neural-networks> .

PhD Zhyrov G.B., PhD Kolcov R.Y., Dolinchuk K.O.

#### SELECTION OF A NEURAL NETWORK CLASSIFIER FOR SOLVING THE PROBLEM OF ANALYZING THE SIGNALS OF RB AND ARTIFICIAL INTERFERENCE

*At present, the task of ensuring high-quality control of unmanned aerial vehicles and the transmission of reliable information in a complex interference environment is relevant. This task becomes especially important when intentional interference is used in the form of countermeasures.*

*Various methods are used to detect and localize powerful sources of parasitic signals, including: time domain methods: signal spectrum analysis, correlation function analysis, phase shift analysis; frequency domain methods: signal amplitude response analysis, signal phase response analysis, power spectral density analysis; spatial domain methods: antenna directivity analysis, signal strength analysis at different points in space.*

*Analyzing signals affected by EW and artificial interference is a challenging task. Traditional signal analysis methods are often ineffective for this task because they cannot take into account the complex characteristics of EW and artificial interference.*

*Neural network classifiers are a promising tool for analyzing signals with EW and artificial interference. Neural networks can learn from large datasets and detect complex patterns that cannot be detected by traditional methods.*

*This article describes the process of selecting a neural network classifier for analyzing EW and artificial interference signals. Various factors that should be considered when choosing a neural network architecture, training algorithm, and network parameters are discussed).*

*The paper presents an analytical review of neural network classifiers, their varieties and features, and selects the optimal one for solving the task.*

*Keywords: neural networks, neural network classifiers, electronic warfare signal analysis, artificial interference, electronic warfare.*

