

УДК 629.735.083.004.58:004.801.3(045)

О.С. Якушенко, канд. техн. наук

## ВИБІР ОПТИМАЛЬНОГО ТИПУ НЕЙРОНІВ МЕРЕЖІ ДІАГНОСТУВАННЯ ТУРБОРЕАКТИВНИХ ДВОКОНТУРНИХ ДВИГУНІВ

НАУ, кафедра авіаційних двигунів, e-mail: yuysss@mail.ru

*Розглянуто проблему вибору типу нейронів, використовуваних нейронною мережею. Запропоновано структуру мережі, оптимальну з погляду стабільності роботи, швидкості навчання й якості розпізнавання класу технічного стану газотурбінного двигуна за параметрами його функціонування. Наведено результати досліджень.*

### Вступ

Одним із пріоритетних напрямів розвитку авіаційної техніки і, насамперед, авіаційних газотурбінних двигунів (ГТД) протягом останніх десятиліть є підвищення рівня контролепридатності, яка, у першу чергу, характеризується різким збільшенням обсягів інформації, яка реєструється. Це, з одного боку, дозволяє виконувати діагностування з поглибленим розпізнаванням дефекту до вузла, а іноді і глибше. З іншого боку, наявність великих обсягів інформації значно ускладнює алгоритми обробки інформації, вимагає високої кваліфікації експерта, збільшує час, необхідний для її аналізу і підвищує ймовірність помилки. Це пов'язано з загальноприйнятим під час діагностування ГТД підходом, суть якого полягає в ручному або напівавтоматизованому аналізі зміни значень діагностичних параметрів та їхніх відхилень у часі.

Для зменшення навантаження експерта, підвищення якості й оперативності визначення технічного стану ГТД необхідно виконувати попередній автоматизований аналіз інформації. Результатом такого аналізу є класифікація технічного стану ГТД – віднесення двигуна до одного з класів (найпростіший випадок – до дефектних або бездефектних двигунів). Після такої класифікації експерт повинен проаналізувати тільки вибрані дані.

### Аналіз досліджень і публікацій

Як об'єкт дослідження обрані статичні нейронні мережі, що враховують тільки поточні значення параметрів робочого процесу ГТД. Для такої класифікації найчастіше використовують мережі LVQ – (Learning Vector Quantization) і мережі з прямим поширенням сигналу [1]. Крім низької якості розпізнавання класу технічного стану ГТД, мережі LVQ мають ще один недолік – такий тип мережі практично не дозволяє змінювати тип нейронів, використовуваних мережею [2]. Це визначає необхідність використання нейронних мереж більш складної структури – багатошарових мереж із прямим поширенням сигналу.

Питання одержання навчальних, перевірних і контрольних вибірок для навчання таких мереж розглянуто в працях [2; 3], питання вибору алгоритму навчання мережі й параметрів, що характеризують якість розпізнавання, – у праці [4].

На сьогодні існує велика кількість робіт, присвячених використанню нейронних мереж під час діагностування турбореактивних двигунів, та визначенню їхньої структури [5–7]. Аналіз цих робіт дозволяє розробити загальну методологію створення та навчання нейронної мережі. Але цей аналіз одночасно призводить до висновку, що конфігурація мережі для вирішення конкретної задачі повинна відбуватися з урахуванням особливостей цієї задачі.

### Постановка завдання

Перспективний напрям автоматизованого визначення класу технічного стану (ТС) ГТД – використання нейронних мереж. Однією з особливостей такої мережі є надзвичайна гнучкість і поліморфність її структури. Це пов'язано з можливістю:

- використання різних методів навчання мережі;
- формування мереж різної структури (одношарові й багатошарові мережі);
- змінювання кількості нейронів у кожному шарі мережі;
- використання в мережі різних типів нейронів.

При цьому тип нейронів у різних шарах багатошарової мережі може відрізнятися.

Одним із найважливіших питань при побудові нейронної мережі є питання вибору типів її нейронів.

Однак рекомендації такого вибору відсутні або носять загальний характер. З погляду на це об'єктом цієї роботи є створення методу оптимізації структури нейронів мережі.

### Вибір типів нейронів різних шарів багатошарової мережі з прямим поширенням сигналу

Вибір типу функції активації нейронів був проведений для тришарової мережі з прямим поширенням сигналу. Кількість нейронів у шарах становила відповідно 7–20–16.

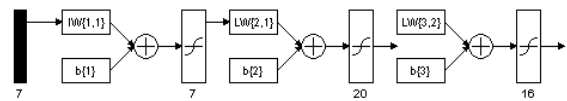
Були розглянуті такі типи функцій активації: лінійна (PURELIN), сігмоїдна – гіперболічний тангенс (TANSIG) – і логістична (LOGSIG) у різних комбінаціях. При цьому як базовий використовувався алгоритм навчання Полака – Рібейри (CGP).

Порівняння ефективності різних комбінацій нейронів проводилося за ступенем адекватності мережі навчальному наборові даних.

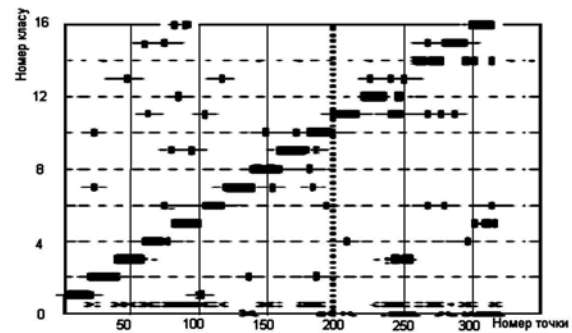
Навчання мережі проводилося при використанні подання точності навчання за критерієм суми квадратів відхилень цілей навчання від відгуку мережі: SSE – подання помилки (Sum Squared Error).

Схеми мереж і результати їхнього навчання наведені в таблиці і на рис. 1–7.

Навчальний набір даних містив інформацію про 16 класів. Кожен клас був поданий 20-ма точками. Перші 20 точок відображають бездефектний ГТД (1-й клас), з 21-ї по 120-ю точку – первинні класи [деградація одного з вузлів – зовнішній контур вентилятора (2-й клас), компресор високого тиску (3-й клас), камера згоряння (4-й клас), турбіни високого (5-й клас) і низького тиску (6-й клас)], з 121-ї по 320-ю точку – вторинні класи (комбінації первинних): комбінація класів 2 + 3 (7-й клас), 2+4 (8-й клас), 2+5 (9-й клас), 2+ 6 (10-й клас), 3 + 4 (11-й клас), 3 + 5 (12-й клас), 3 + 6 (13-й клас), 4 + 5 (14-й клас), 4 + 6 (15-й клас), 5 + 6 (16-й клас).



а



б

Рис. 1. Схеми мережі tansig–tansig–tansig (а) та результати її навчання (б)

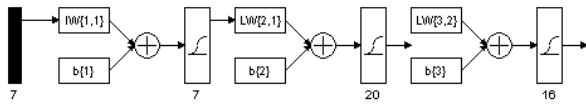
### Характеристика точності навчання мереж з різними комбінаціями функцій активації нейронів

В а р і а н т	Комбінація функцій активації (вхідний-проміжний вихідний шар)	Кількість циклів навчання	Помилка розпізнавання класу ТС, %	
			Загальні	Грубі
1	Tansig–tansig–tansig	1000	14,0	12,8
2	Logsig–logsig–logsig	1000	10,5	8,4
3	Tansig–tansig–purelin	1000	37,0	33,0
4	Tansig–purelin–purelin	1000	40,4	38,0
5	Purelin–purelin–purelin	1000	31,4	31,4
6	Purelin–purelin–purelin	1000 за алгоритмом CGP, 12 за LM	30,2	30,2
7	Purelin–tansig–purelin	2495	11,2	7,4
8	Purelin–tansig–logsig	5000	46,4	38,0
9	Tansig–tansig–tansig	25000	7,8	6,8
10	Logsig–logsig–logsig	25000	10,5	8,4

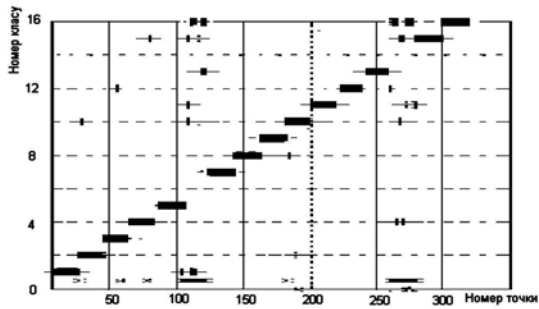
Усього навчальний набір містив 320 точок. На рис. 1–7 мітками розташованими на нульовому рівні, позначено грубі помилки розпізнавання, тобто помилки, коли дефектний двигун визнається справним, на рівні 0,5 – всі інші помилки розпізнавання, коли вид дефекту визначено частково або невірно [4].

При випробуванні шостого варіанта для підвищення якості розпізнавання для мережі п'ятого варіанта (purelin–purelin–purelin) була виконана спроба в ході навчання змінити метод навчання і на завершальній стадії використовувати алгоритм Левенберга – Марквардта (LM). Використання цього методу не призвело до істотного поліпшення якості роботи нейронної мережі.

Як можна бачити з наведених даних найбільш доцільно використовувати при вирішенні задачі розпізнавання класу ТС ГТД як функцію активації логістичну функцію або гіперболічний тангенс, що забезпечують мережі найменший рівень помилок розпізнавання.

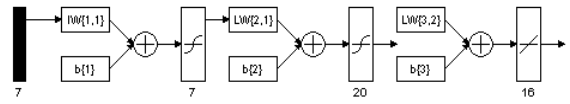


a

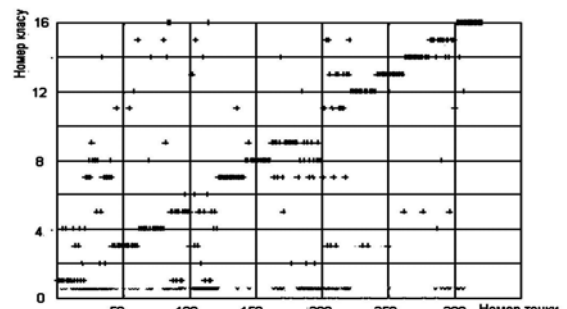


б

Рис. 2. Схеми мережі logsig-logsig-logsig (a) та результати її навчання (б)

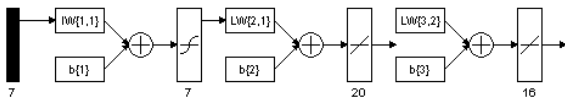


a

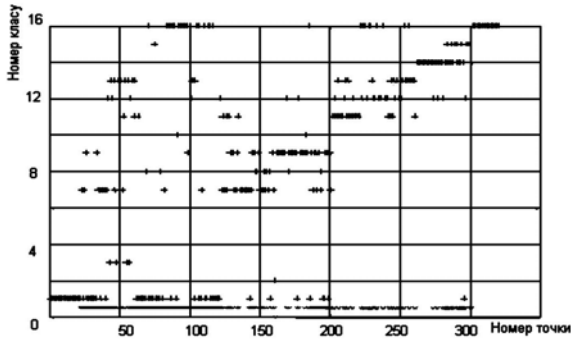


б

Рис. 3. Схеми мережі tansig-tansig-purelin (a) та результати її навчання (б)

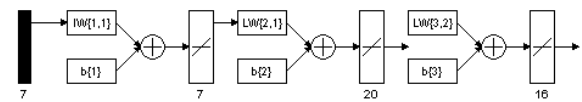


a

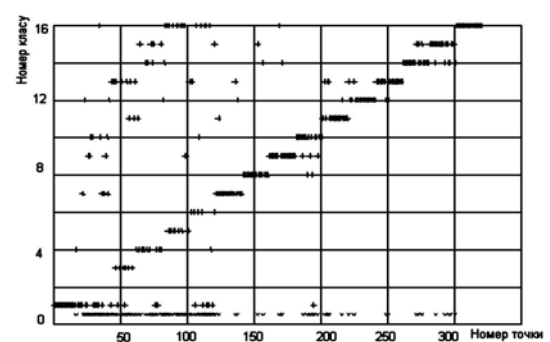


б

Рис. 4. Схеми мережі tansig-purelin-purelin (a) та результати її навчання (б)

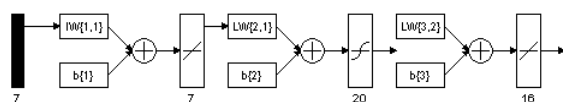


a

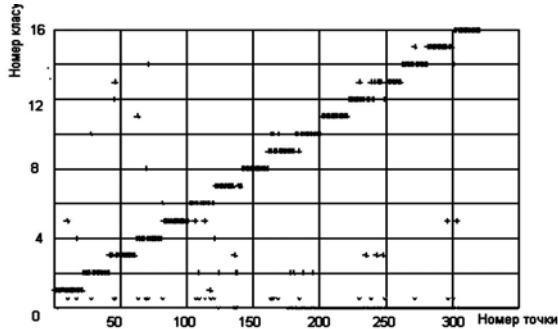


б

Рис. 5. Схеми мережі purelin-purelin-purelin (a) та результати її навчання (б)

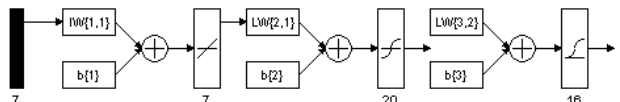


a

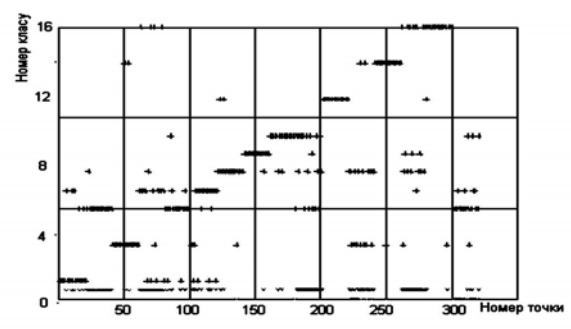


б

Рис. 6. Схеми мережі purelin-tansig-purelin (a) та результати її навчання (б)



a



б

Рис. 7. Схеми мережі purelin-tansig-logsig (a) та результати її навчання (б)

Для цих типів нейронів було проведено навчання, збільшене до 25 000 циклів. Як видно з 9-го і 10-го варіантів таблиці та рис. 8 у разі збільшення часу навчання якість розпізнавання мережі з функцією активації типу гіперболічний тангенс поліпшувалася, у той час як для мережі, що має логістичну функцію активації, залишалася незмінною.

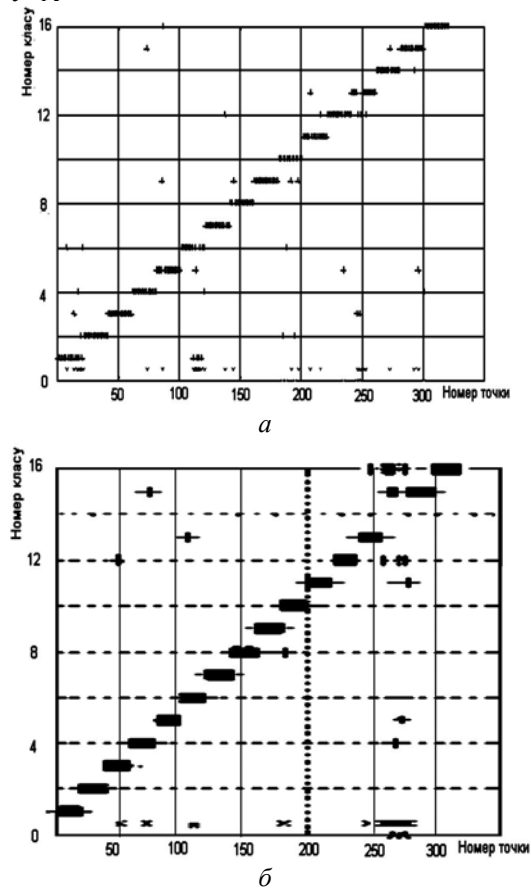


Рис. 8. Результати розпізнавання навчального набору мережею після 25 000 циклів навчання відповідно для 9-го (а) і 10-го (б) варіантів

## Висновок

Поданий алгоритм забезпечує вибір оптимального типу нейронів мережі для розпізнавання класу технічного стану двигуна. Як функцію активації в такій мережі доцільно використовувати логістичну функцію або функцію гіперболічного тангенса.

Рассмотрены проблемы выбора типа нейронов, используемых нейронной сетью. Предложена структура сети, оптимальная с точки зрения стабильности работы, скорости обучения и качества распознавания класса технического состояния газотурбинного двигателя по параметрам его функционирования. Приведены результаты исследований.

In the paper the choice problems of neurons type for neural network is considered. The neurons types has to be , optimal from the point of work stability, training speed and quality of gas turbine engine technical condition class recognition by work process parameters. Results of researches are given.

Для остаточного формування архітектури нейронної мережі необхідно провести такі дослідження та розробити такі алгоритми: визначення кількості шарів, алгоритм остаточного навчання мережі з урахуванням можливості ефекту перенавчання мережі, порівняння ефективності використання нейронних мереж з іншими методами класифікації

## Література

1. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. Matlab 6 / Под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
2. Кучер О.Г., Якушенко О.С., Сухоруков В.Ю. Розпізнавання технічного стану авіаційних ГТД з використанням нейронних мереж // Вісн. двигунобудування. – Запоріжжя: ЗНТУ; ХАІ, Мотор-Січ. – 2002. – №1. – С. 101 – 106.
3. Якушенко О.С. Нейронні мережі для діагностування газотурбінних двигунів // Вісн. НАУ. – 2004. – № 2 (20) . – С. 67–71.
4. Кучер О.Г., Якушенко О.С., Сухоруков О.Ю. Оптимізація методу навчання нейронної мережі для розпізнавання класу технічного стану ГТД // Авіаційна техніка і технологія: Зб. наук. пр. – Х.: Нац. аерокосм. ун-т "ХАІ"; Миколаїв: УМФ Наука, 2004. – 7(15). – С. 184 – 188.
5. Адаменко В.А., Дубровин В.И., Субботин С.А. Диагностика лопаток авиадвигателей по спектрам затухающих колебаний после ударного возбуждения на основе нейронных сетей прямого распространения // Нові матеріали і технології в металургії та машинобудуванні. – 2000. – № 1. – С. 91–96.
6. Дубровин В.И., Субботин С.А. Построение адаптивных систем классификации на основе нейронных сетей с латеральным торможением // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління. – 1999. – №2. – С. 110–114.
7. Журавлева Л.А., Камышин В.В. Формирование модели авиационного двигателя с использованием средств искусственного интеллекта // Матеріали МНК «Авіа-2000». – К.: НАУ, 2000. – С. 67–72.

Стаття надійшла до редакції 13.01.06.