

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

РУПІЧ СЕРГІЙ СЕРГІЙОВИЧ

УДК 629.735.083.2:620.179.1:004.032.26

ДИСЕРТАЦІЯ

**БАГАТОКЛАСОВЕ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАНУ СКЛАДНОГО
ПРОСТОРОВОГО ОБ'ЄКТА НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМ КЛАСИФІКАТОРОМ**

05.11. 13 – Прилади і методи контролю та визначення складу речовин
Технічні науки

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук
Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

С. С. Рупіч

Науковий керівник

Бурау Надія Іванівна, доктор технічних наук, професор

Київ – 2018

АНОТАЦІЯ

Рупіч С. С. Багатокласове розпізнавання стану складного просторового об'єкта нейромережовим класифікатором. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук (доктора філософії) за спеціальністю 05.11.13 «Прилади і методи контролю та визначення складу речовин». – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, 2018.

В дисертації вперше отримані такі нові наукові результати:

1. Для вдосконалення системи моніторингу технічного стану зварного резервуару обґрунтовано та розроблено підсистему прийняття рішення на основі нейромережового класифікатора для багатокласового розпізнавання стану при появі багатоосередкового пошкодження.

2. Обґрунтовано та розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних і тестових множин діагностичних ознак для таких завдань багатокласового розпізнавання: локалізація одиничного та багатоосередкового пошкодження; моніторинг розвитку одиничного та багатоосередкового пошкодження; моніторинг деградації конструкції об'єкта при розвитку та поширенні пошкоджень.

3. Встановлено залежності вірогідності багатокласового розпізнавання від параметра впливу нейронної мережі для різних значень розмірності навчальних множин, розмірності векторів діагностичних ознак та порядків значень діагностичних ознак для різних класів технічних станів.

Практична цінність дисертаційної роботи полягає в тому, що: розроблено методичне, алгоритмічне та програмне забезпечення практичної реалізації підсистеми прийняття рішення на основі нейромережового класифікатора та визначено характеристики класифікатора для забезпечення безпомилкового багатокласового розпізнавання технічного стану зварних резервуарів у процесі структурного

моніторингу. Зокрема, розроблено функціональну схему системи моніторингу, узагальнену модель підсистеми розпізнавання та нейромережевого класифікатора; встановлено діапазони значень параметра впливу імовірнісної нейронної мережі для забезпечення безпомилкового розпізнавання; розроблено рекомендації щодо розмірності навчальної множини діагностичних векторів, розмірності діагностичних векторів, порядку значень діагностичних ознак для забезпечення високої вірогідності багатокласового розпізнавання. Розроблено алгоритми та комп'ютерні програми для формування навчальних і тестових векторів діагностичних ознак для побудови нейромережевого класифікатора, на які отримано свідоцтва авторського права.

У дисертаційній роботі описано, що складні просторові об'єкти авіаційної техніки, нафтової галузі, об'єкти спеціального призначення зазвичай експлуатуються у важкодоступних місцях в зонах з підвищеними зовнішніми впливами та динамічними навантаженнями. Описано, що за таких умов експлуатації через недосконалість елементів конструкції під дією комплексного навантаження виникають багатоосередкові пошкодження. Показано, що для забезпечення безпечного функціонування складних просторових об'єктів, які характеризуються багатокласовістю можливих технічних станів, необхідно виконувати неперервний моніторинг структурної цілісності та забезпечити багатокласову діагностику.

Описано, що сучасні системи моніторингу розробляються на основі концепцію Structural Health Monitoring. Розглянуто основні принципи і підходи побудови та організації інтелектуальних багатоканальних моніторингових систем нового типу. Описано особливості функціонування сенсорів, які побудовані на різних фізичних принципах, і підходи до побудови мережі чутливих елементів. Розглянуті основні методи обробки інформації в системах моніторингу. Описано тенденції розвитку і шляхи вдосконалення новітніх діагностичних систем, а також показано класи вирішуваних задач систем інтелектуальних моніторингу на основі Structural Health Monitoring.

У дисертаційній роботі описано методи розпізнавання та статистичні методи прийняття рішень, які використовуються для діагностики технічного стану

об'єктів. Показано, що традиційні методи розпізнавання функціонально обмежені для вирішення багатокласової діагностики. Описано технології інтелектуального аналізу даних. Розглянуто основні принципи нейромережевого підходу та особливості застосування нейронних мереж у системах моніторингу та діагностики. Приведено загальну модель нейронної мережі, описано типи активаційних функцій та види архітектури побудови нейронних мереж. Описано основні моделі навчання штучних нейронних мереж. Показано, що у відомій літературі не вирішуються завдання багатокласової діагностики, оцінювання та прогнозування технічного стану складних просторових об'єктів при багатоосередковому пошкодженні; не розкрито питання методичного та алгоритмічного забезпечення для розробки засобів багатокласової діагностики на основі інформаційних технологій.

У роботі описано, що до зварних резервуарів з еколого-небезпечними речовинами висуваються максимально жорсткі умови щодо збереження цілісності. Описано основні загальні технічні вимоги до автоматизованих систем раннього попередження появи дефектів, можливого руйнування та витoku палива, що реалізують концепцію Structural Health Monitoring. Приведено загальну структуру системи функціональної діагностики для моніторингу технічного стану резервуару. Для вдосконалення системи функціональної діагностики технічного стану зварного резервуару в дисертації обґрунтовано та розроблено підсистему прийняття рішення. Основою цієї підсистеми є нейромережевий класифікатор.

Для розробки класифікатора обґрунтовано використання імовірнісної нейронної мережі, яка забезпечує найкращі результати багатокласового розпізнавання. Розроблено загальну структуру нейромережевого класифікатора. Показано функціональні особливості побудови імовірнісної нейронної мережі.

У дисертаційній роботі визначено завдання багатокласового розпізнавання стану складних просторових об'єктів. Розроблено моделі процесів формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для таких діагностичних завдань: локалізація одиничного пошкодження, локалізація багатоосередкового пошкодження, моніторинг розвитку пошкодження та моніторинг деградації конструк-

ції. Побудовано узагальнену інформаційну модель системи багатокласового розпізнавання, що об'єднує розглянуті діагностичні завдання.

У роботі виконано програмну реалізацію нейромережевого класифікатора в програмному середовищі Matlab. Розробленим класифікатором проведено багатокласове розпізнавання за визначеними діагностичними завданнями. В результаті було встановлено вірогідність розпізнавання від показника впливу, які показують ефективність нейромережевого класифікатора для локалізації одиничного пошкодження та локалізації двох пошкоджень. Дослідження показали, що для двох поставлених завдань є можливість розробити класифікатори на основі ІНМ з одним встановленим значенням параметра *spread*, за якого буде досягатися безпомилкове багатокласове розпізнавання. За результатами проведеного дослідження ефективності класифікатора для моніторингу розвитку пошкоджень встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту досягається для емпірично встановленого діапазону значень параметра впливу *spread*.

Досліджено вплив параметрів нейронної мережі та характеристик діагностичних векторів на вірогідність багатокласового розпізнавання стану об'єкта для моніторингу деградації конструкції. Виконано дослідження впливу кількості навчальних векторів на якість розпізнавання. Показано, що зменшення кількості навчальної множини призводить до погіршення розпізнавання.

Проведено дослідження впливу різного порядку діагностичних ознак. Дослідження показали, що безпомилкове розпізнавання розробленим класифікатором досягається за умови, якщо значення діагностичних ознак знаходяться в межах одного порядку.

Виконано дослідження впливу кількості діагностичних ознак у векторах на ефективність розпізнавання. За отриманими результатами встановлено, що збільшення кількості ознак з 5 до 7 призводить до значного ускладнення побудови ІНМ та зростання навчальної множини в 4 рази. Також знижується якість розпізнавання.

На основі значень напружень в стінці геометричної моделі резервуару з багатоосередковим пошкодженням в місцях розташування сенсорів було проведено

дослідження можливості безпомилкового розпізнавання для резервуарів розробленим класифікатором. Проведено розпізнавання стану резервуару для локалізації пошкодження у випадку окремого виникнення трьох тріщин, одночасного виникнення декількох тріщин та моніторингу розвитку однієї тріщини. Показано, що класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання відповідно до встановлених параметрів нейронної мережі. Встановлено, що застосування класифікатора на основі імовірнісної нейронної мережі є ефективним для розпізнавання тріщин у зварних швах резервуару.

Проведено розпізнавання технічного стану фізичної моделі резервуару за статистичним аналізом результатів вібраційних вимірювань. За вимірюваннями вібраційного сигналу було визначено показники Хьорста та нормовані по частоті дискретизації дві домінуючих частоти складових коливань. Ці показники встановлюють функціональну залежність зміни поточного стану резервуару від його наповнення рідиною від 0 % до 100 %. Відповідно до результатів дослідження, підтверджено можливість використовувати розроблений нейромережевий класифікатор для розпізнавання реальних об'єктів. Проте висувуються вимоги щодо правильного формування навчальної множини.

Ключові слова: складний просторовий об'єкт, резервуар зі зварними з'єднаннями, багатоосередкове пошкодження, моніторинг технічного стану, багатокласове розпізнавання, нейромережевий класифікатор стану, імовірнісна нейронна мережа, вектор діагностичних ознак, ефективність класифікації.

SUMMARY

Rupich S. Multi-class recognition of objects technical condition by a classifier based on Neural Network. – Qualifying scientific work, the manuscript.

Thesis for a candidate degree (PhD) in specialty 05.11.13 "Instruments and methods for controlling and determining the composition of substances ". – National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, 2018.

In the dissertation the following new scientific results were first received:

1. The decision-making subsystem based on a neural network classifiers for a multi-class recognition of the state of multi-site damage has been substantiated and developed to improve the system of monitoring the technical condition of the welded tank.

2. The informational models of the processes of formation training and test sets of diagnostic features for the multi-class recognition tasks include: localization of single and multi-site damage; monitoring of the development of single and multi-site damage; monitoring the degradation of the design of the object in the development and spread of damage have been substantiated and developed.

3. The probability of dependencies dealing with a multi-class recognition on the spread parameter of the neural network for the various classes of technical states in all three the various values of the size of the training sets, the dimension of the vectors of the diagnostic features and the ranges of the values of the diagnostic features have been established.

The significance of practical thesis results are the methodical, algorithmic and software implementation of the decision-making subsystem based on a neural network classifier have been developed and the characteristics of the classifier have been determined to ensure error-free multi-class recognition of the technical state of the welded tanks in the structural monitoring. In particular, the functional scheme of the monitoring system, the generalized model of the subsystem of recognition and the neural

network classifier have been substantiated; ranges of values of the spread parameter of the Probabilistic Neural Network are established for ensuring error-free recognition; recommendations on the dimension of training sets of diagnostic vectors, the dimension of diagnostic vectors, ranges of the values of the diagnostic features for ensuring high probability of multi-class recognition were worked out. The algorithms and computer programs which the certificates of copyright have been obtained for the formation of training and test vectors of diagnostic features for the construction of a neural network classifier have been developed.

The thesis describes that complex spatial objects of aeronautical engineering, oil-and-gas industry, special purpose objects are usually operated in difficult accessible places in zones with increased external influences and dynamic loads. It is described that multi-site damage can be aroused under such conditions of operation due to imperfection of the elements of the construction that are used under the action of complex loading. It is shown that in order to ensure the safe operation of complex spatial objects that are characterized by multi-class of possible technical states, it is necessary to carry out continuous monitoring of structural integrity and provide multi-class diagnostics.

It is described that developing of modern monitoring systems based on basis the concept of Structural Health Monitoring. The basic principles and approaches of construction and organization a new type of intelligent multi-class monitoring systems have been considered. It is described the specific of functioning features of sensors, which are based on various physical principles. It is described approaches to building a network of sensitive elements. The basic methods of information processing in monitoring systems have been considered. The development tendencies and ways of improvement of newest diagnostic systems are described. It is shown diagnostic problems which are solved by intellectual monitoring systems that based on Structural Health Monitoring concept.

The recognition and statistical methods of decision-making, which are used for diagnostics of technical condition of objects, are described. It is shown that traditional methods of recognition are functionally limited to solving multi-class diagnostics. The technology of data mining is described. The basic principles of neural network ap-

proach and application features of neural networks in monitoring and diagnostic systems are considered. The general model of the neural network is given, the types of activation functions and the architectures of neural network construction are described. The basic models of training of artificial neural networks are also described. It is considered well-known scientific literature. It shows that the tasks of multi-class diagnostics, estimation and future prediction of the technical condition of complex spatial objects with multi-site damage are not solved enough; the issue of methodological and algorithmic support for the development of multi-class diagnostic tools based on information technologies is not disclosed according to the literature.

The thesis describes that the most rigid conditions for the preservation of integrity put forward to the welded tanks with ecologically dangerous substances. The basic general technical requirements for automated systems of early prediction of defects appearance, possible destruction and fuel leaks that based on implementing the concept of Structural Health Monitoring are described. It is presented the general structure of the functional diagnostics system for monitoring the technical condition of the tank. In the dissertation the subsystem of decision-making is substantiated and developed to improve the functional diagnostics system of the technical condition of the welded tank. The neural network classifier is the basis of this subsystem.

It is substantiated that using Probabilistic Neural Network, which provides the best results of a multi-class recognition, for the development of the classifier. The general structure of the neural network classifier is developed. The functional building features of Probabilistic Neural Network are shown.

In the dissertation work the tasks of a multi-class recognition of a state of multi-site damage spatial objects are determined. Models of processes for forming sets of input vectors of diagnostic features for such diagnostic tasks as localization of single damage, localization of multi-site damage, monitoring of damage development and monitoring of structural degradation are developed. A generalized information model of the system of multi-class recognition, which combines the diagnostic tasks, is developed.

The program implementation of the neural network classifier is carried out by the Matlab software environment. Multi-class recognition based on the diagnostic tasks is conducted by the developed classifier. As a result, the probability of recognition from the network influence parameter, which shows the effectiveness of the neural network classifier for localization of single damage and localization of two defects, was established. Research has shown that it is possible to develop classifiers based on Probabilistic Neural Network with one set value of the spread parameter, which will achieve error-free multi-class recognition for the diagnostic tasks of localization. According to the results of the research of the efficiency of the classifier for the monitoring of a development of damage, it has been established that a error-free multi-class recognition of the object's status is achieved. Range of values of the spread parameter established by an empirically way.

The influence of the parameters of a neural network and characteristics of diagnostic vectors on the probability of multi-class recognition of the object's state for monitoring of structural degradation is investigated. The research of the influence of number of training vectors on the recognition quality has been performed. It is shown that a decrease in the number of the training set impairs the recognition quality.

The research of influence of different range of diagnostic features is carried out. It is shown that error-free recognition by the developed classifier is achieved provided that the values of the diagnostic features are within the same range.

The research of the influence of number of diagnostic features in vectors on the recognition efficiency was performed. It was found that changes in a number of features from 5 to 7 lead to a significant complication for the construction of a neural network and an increase of the training set by 4 times. Also, the quality of recognition is reduced.

The research of the possibility of the error-free recognition was conducted by the developed classifier based on the stress-strain state of the geometric model of the tank structural elements with multi-site damage, where sensors are located. The state recognition of the tank in cases for localization of damage of separate occurrence of three cracks, the simultaneous occurrence of several cracks and monitoring of the develop-

ment of one crack were carried out. It is shown that the classifier provides an error-free recognition depending on established parameters of the neural network. It is identified that using a classifier based on Probabilistic Neural Network is effective for the recognition of cracks in welds of tanks.

The physical model of the tank was made. Based on its statistical analysis of the results of the vibration measurements were researched the recognition of the technical state of its structure. The Hurst coefficients were determined from measured vibration signals. The two dominant frequencies of the oscillations were calculated and reduced to dimensionless magnitude using the sampling frequency. Both the Hurst coefficients and frequencies determine the functional dependence of changes in the current state of the tank on its filling with liquid from 0 % to 100 %. It is shown possibility of using the designed neural network classifier for recognizing real objects has been confirmed. However, there are requirements for the correct formation of the training set.

Keywords: complex dimensional object, tank with welded joints, multi-focal damage, Structural Health Monitoring, multi-class recognition, neural network classifier, Probabilistic Neural Network, vector of diagnostic signs, classification efficiency.

List of main publications of the applicant:

1. Рупіч С. С. Синтез нейронної мережі для багатокласової діагностики елементів конструкції в експлуатації / Н. І. Бурау, А. Г. Протасов, П. С. Мироненко, С. С. Рупіч // Методи та прилади контролю якості. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2015. – № 2 (35). – С. 83–93.

Здобувачем побудовано загальну схему класифікатора стану для системи діагностики та створено його комп'ютерну модель.

2. Рупіч С. С. Завдання та моделі багатокласової діагностики складних просторових об'єктів / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник Інженерної Академії України, 2017. – № 3. – С. 13-19.

Здобувачем розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних і тестових множин вхідних векторів для таких діагностичних завдань: локалізація пошкоджень, моніторинг розвитку пошкоджень, моніторинг деградації конструкції.

3. Рупіч С. С. Локалізація пошкодження складного просторового об'єкту класифікатором на основі імовірнісної нейронної мережі / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник НТУУ «КПІ». Серія : Приладобудування. – 2017. – Вип. 54(2). – С. 12-19. (Входить до WorldCat, РИНЦ, Index Copernicus, BASE, OpenAIRE та інших)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта, проаналізовано ефективність розробленого класифікатора та обґрунтовано параметри імовірнісної нейронної мережі для достовірної локалізації пошкоджень.

4. Rupich S. Multi-class recognition of objects technical condition by classifier based on Probabilistic Neural Network / N. Bouraou, S. Rupich, D. Pivtorak // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2017. – № 5/4 (89). – P. 24-31. (Входить до Scopus, Index Copernicus, BASE та інших)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта при деградації конструкції, встановлено залежності ефективності розпізнавання від параметру впливу мережі і розмірності навчальної множини діагностичних векторів.

5. Rupich S. Problems of intellectualizing in the SHM systems: estimation, prediction, multi-class recognition / N. Bouraou, S. Rupich, S. Tsybulnik// Вісник Тернопільського національного технічного Університету. — Тернопіль : ТНТУ ім. Івана Пулюя, 2017. – Vol. 88. – № 4. – С. 135-144. (Входить до Inspec)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта при деградації конструкції за векторами діагностичних ознак різних порядків, проаналізовано ефективність розпізнавання.

6. Rupich S. Monitoring of the Crack Propagation in Welded Joint of the Tank Using Multi-Class Recognition / N. Bouraou, S. Rupich, O. Lukianchenko, O. Kostina // Vibrations in Physical Systems. – 2018. – Vol. 29. – P. 8. (Входить до Scopus, BazTech)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану зварного резервуару при розвитку тріщини за зміною напружень в місцях встановлення сенсорів.

7. Пат. 129647 Україна, МПК G01M 7/00. Інформаційно-діагностичний комплекс для моніторингу технічного стану складних просторових об'єктів / Бурау Н. І., Рупіч С. С., Цибульник С. О., Півторак Д. О.; заявник і патентовласник КПП ім. Ігоря Сікорського. – № U201804012; заявл. 13.04.2018; опубл. 12.11.2018, Бюл. № 21. – 5 іл.

Здобувачем обґрунтовано принципи роботи системи.

8. Рупіч С. С. Огляд схем побудови керуючого модуля для системи діагностики / С. С. Рупіч // Погляд у майбутнє приладобудування: VIII науково-практична конференція студентів та аспірантів, 22-23 квітня 2015 р. : збірник тез доповідей. – К. : «Політехніка», – 2015. – С. 22.

9. Рупіч С. С. Огляд схем побудови керуючого модуля для системи діагностики / С. С. Рупіч // Погляд у майбутнє приладобудування : VIII наук.-практ. конф. студентів та аспірантів : зб. тез доп., 22-23 квіт. [2015 р.] – К. : Політехніка, 2015. – С. 22.

10. Рупіч С. С. Нейронна мережа для багатокласової діагностики об'єктів // Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Актуальні проблеми автоматики та приладобудування : мат. III Всеукр. наук.-техн. конф. – Х., 2016. – С. 98–99.

Здобувачем побудовано комп'ютерну модель нейромережевого класифікатора, проведено імітаційне моделювання.

11. Рупіч С. С. Порівняльний аналіз ефективності багатокласового нейромережевого розпізнавання технічного стану об'єктів за діагностичними ознаками різних порядків / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування : мат. III Всеукр. наук.-техн. конф. : зб. тез доп., 8-9 черв. [2017 р.]. – Тернопіль : ФОП Паляниця В. А. – 2017. – С. 42-44.

Здобувачем проведено імітаційне моделювання та проаналізовано ефективність багатокласового розпізнавання за діагностичними ознаками різних порядків.

12. Рупіч С. С. Проблеми інтелектуалізації в системах SHM: оцінювання, прогнозування, багатокласове розпізнавання / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч, С. О. Цибульник // Пошкодження матеріалів під час експлуатації, методи його діагносту-

вання і прогнозування. Праці конф., 19-22 вер. [2017 р.]. – Тернопіль, 2017. – С. 234-237.

Здобувачем обґрунтовано принцип багатокласового розпізнавання складних просторових об'єктів нейромережесвим класифікатором.

13. Рупіч С. С. Моделювання процесу багатокласового розпізнавання для локалізації пошкодження складного просторового об'єкту / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // 4-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (ВКДТС-2017)» : зб. тез доп., 31 жовт. – 2 лист. [2017 р.]. – Вінниця : ПП «ТД «Едельвейс і К», 2017. – С. 171-172.

Здобувачем проведено імітаційне моделювання нейромережевого класифікатора та багатокласове розпізнавання для локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження.

14. Рупіч С. С. Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації пошкодження захисної ємності з дефектами / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Приладобудування : стан і перспективи : XVII Міжнар. наук.-техн. конф. : зб. тез доп., 15 – 16 трав. [2018 р.]. – К. : Політехніка, 2018. – С. 28..

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання технічного стану зварного резервуару для локалізації одиничного пошкодження, визначено інтервал значень параметру впливу мережі для безпомилкового розпізнавання.

15. Свідоцтво № 81609 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81981; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

16. Свідоцтво № 81610 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудо-

ви нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81985; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

17. Свідоцтво № 81613 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81991; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

18. Свідоцтво № 81679 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н.І., Півторак Д. О. – № 81979; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

19 Свідоцтво № 81680 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81980; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

20. Свідоцтво № 81681 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження конструкції» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81983; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

21. Свідоцтво № 81682 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження конструкції» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81984; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

22. Свідоцтво № 81683 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81986; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

ЗМІСТ

Анотація.....	2
Summary	7
Перелік умовних позначень і скорочень.....	22
Вступ	23
РОЗДІЛ 1. Сучасний стан та тенденції розвитку систем моніторингу складних просторових об'єктів	33
1.1 Проблема забезпечення надійної експлуатації складних просторових об'єктів	33
1.1.1 Загальна характеристика складних просторових об'єктів та умов їх експлуатації	33
1.1.2 Багатоосередкові пошкодження елементів конструкцій об'єктів в експлуатації та проблема їх виявлення.....	34
1.1.3 Моніторинг технічного стану складних просторових об'єктів в експлуатації	36
1.2 Системи моніторингу на основі концепції Structural Health Monitoring	38
1.2.1 Загальна характеристика систем Structural Health Monitoring.....	39
1.2.2 Огляд чутливих елементів первинної інформації в системах Structural Health Monitoring.....	42
1.2.3 Обробка інформації в системах Structural Health Monitoring.....	45
1.2.4 Шляхи вдосконалення систем Structural Health Monitoring.....	46
1.3 Обґрунтування застосування нейронних мереж для багатокласової діагностики складних просторових об'єктів	48
1.3.1 Загальна характеристика традиційних методів розпізнавання технічного стану об'єктів	49
1.3.2 Системи розпізнавання на основі нейронних мереж.....	50
1.3.3 Основні принципи нейромережевого підходу	51
1.3.4 Математична модель нейронної мережі	56

1.3.5	Типи активаційних функцій	58
1.3.6	Архітектура нейронних мереж.....	60
1.3.7	Навчання нейронних мереж	62
1.4	Огляд виконаних раніше робіт за напрямком дослідження.....	64
1.5	Мета та завдання даних наукових досліджень	66

РОЗДІЛ 2. Структурно-функціональний синтез нейромережевого класифікатора технічного стану для багатокласової діагностики складних просторових об'єктів.....		68
2.1	Загальна структура системи моніторингу на основі концепції Structural Health Monitoring	68
2.1.1	Проблема збереження цілісності резервуару в умовах експлуатації.....	69
2.1.2	Вимоги до системи функціональної діагностики резервуарів.....	73
2.1.3	Загальна підхід реалізації системи функціональної діагностики для моніторингу технічного стану резервуару.....	75
2.1.4	Вдосконалення системи функціональної діагностики для забезпечення розпізнавання стану складних просторових об'єктів	76
2.2	Розробка нейромережевого класифікатора стану складного просторового об'єкта	79
2.2.1	Обґрунтування вибору імовірнісної нейронної мережі для вирішення задач класифікації.....	79
2.2.2	Загальна структура нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання.....	82
2.2.3	Принципи побудови та функціонування імовірнісної нейронної мережі.....	83
2.3	Розробка інформаційних моделей процесів формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання	86
2.3.1	Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для локалізації одиничного пошкодження складного про-	

сторового об'єкта.....	88
2.3.2 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для локалізації багатоосередкового пошкодження складного просторового об'єкта на прикладі двох пошкоджень.....	89
2.3.3 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для моніторингу розвитку пошкодження складного просторового об'єкта	91
2.3.4 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні складного просторового об'єкта.....	93
2.4 Узагальнена інформаційна модель системи багатокласового розпізнавання	95
Висновки до розділу 2.....	96

РОЗДІЛ 3. Моделювання процесу багатокласового розпізнавання класифікатором на основі імовірнісної нейронної мережі.....	98
3.1 Програмна реалізація нейромережевого класифікатора	98
3.2 Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації одичного пошкодження	102
3.2.1 Визначення технічних станів об'єкту	102
3.2.2 Формування навчальних і тестових векторів	103
3.2.3 Встановлення матриці зв'язності для імовірнісної нейронної мережі	105
3.2.4 Моделювання та результати досліджень	106
3.3 Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації багатоосередкового пошкодження.....	109
3.3.1 Визначення технічних станів об'єкту	109
3.3.2 Формування навчальних даних та тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора	110
3.3.3 Моделювання та результати досліджень	112
3.4 Багатокласове розпізнавання технічного стану для моніторингу ро-	

	20
звітку пошкодження.....	114
3.4.1 Визначення технічних станів об'єкту	114
3.4.2 Формування навчальних і тестових векторів	114
3.4.3 Моделювання та результати досліджень	116
3.5 Багатокласове розпізнавання для моніторингу деградації конст- рукції.....	117
3.5.1 Визначення технічних станів об'єкту	117
3.5.2 Формування навчальних даних та тестових векторів.....	118
3.5.3 Дослідження впливу параметру імовірнісної нейронної мережі spread на ефективність класифікатора.....	122
3.5.4 Дослідження впливу кількості навчальних векторів на якість розпі- знавання	125
3.5.5 Аналіз ефективності багатокласового розпізнавання за діагностич- ними ознаками різних порядків	128
3.5.6 Дослідження впливу кількості діагностичних ознак у векторів на ефективність багатокласового розпізнавання	136
Висновки до розділу 3.....	141
 РОЗДІЛ 4. Багатокласове розпізнавання стану зварних резервуарів.....	144
4.1 Дослідження ефективності розробленого класифікатора для багато- класового розпізнавання технічного стану на основі комп'ютерної моделі резервуара	144
4.1.1 Побудова комп'ютерної моделі резервуару зі зварними з'єднаннями..	144
4.1.2 Моделювання напружено-деформованого стану об'єкта з багатоо- середковим пошкодженням.....	146
4.1.3 Розпізнавання технічного стану зварного резервуару з дефектами.....	148
4.1.3.1 Багатокласове розпізнавання для локалізації одиничного пошко- дження.....	148
4.1.3.2 Багатокласове розпізнавання для локалізації багатоосередкового пошкодження	151

	21
4.1.3.3 Багатокласове розпізнавання розвитку пошкодження	155
4.2 Дослідження ефективності розробленого класифікатора для багато- класового розпізнавання технічного стану на основі фізичної моде- лі резервуару	158
4.2.1 Короткий опис фізичної моделі резервуару	158
4.2.2 Методика визначення показника Херста	159
4.2.3 Багатокласове розпізнавання стану в залежності від наповненості резервуару	160
4.2.3.1 Навчання на початкових значеннях нормованих частот.....	163
4.2.3.2 Навчання на усереднених значеннях нормованих частот.....	164
4.2.3.3 Навчання на нормованих частотах з проміжку значень.....	164
Висновки до розділу 4.....	166
Висновки.....	168
Список використаних джерел.....	172
Додаток А	191
Додаток Б.....	195

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ

ТС	– технічний стан;
ОК	– об’єкт контролю;
ЧЕ	– чутливий елемент;
НМ	– нейронна мережа;
ШНМ	– штучна нейронна мережа;
БПП	– блок первинних перетворювачів;
АЦП	– аналогово-цифровий перетворювач;
НМК	– нейромережевий класифікатор;
ІНМ	– імовірнісна нейронна мережа;
ППП	– пакет прикладних програм;
MSD	– multiple site damage;
SHM	– Structural Health Monitoring;
CVM	– Comparative Vacuum Monitoring;
MEMS	– microelectromechanical systems;
FBG	– fiber Bragg grating;
VLSI	– very-large-scale-integrated;
RBF	– radial-basis function network;
FF	– Feedforward;

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження

Сучасне проектування елементів конструкцій складних просторових об'єктів ґрунтується на принципі безпечного пошкодження, коли наявність в них мікро дефекту розглядається як можливе, але таке, що не призводить до втрати працездатності та руйнування об'єкту. Але наявність різного типу з'єднань, особливо зварних та заклепкових, їх елементів конструкції несе загрозу появи та розвитку багатоосередкового пошкодження та можливого руйнування, що характеризується раптовим та швидкісним розповсюдженням за рахунок об'єднання між собою та поглинання невеликих за розміром тріщин. Такий характер розвитку пошкоджень, складні умови експлуатації, обмеженість інформації про фактичний технічний стан фактично призводять до багатокласовості об'єктів як у часовому, так і в просторовому вимірах.

Для безаварійної та ефективної експлуатації таких об'єктів необхідно забезпечити багатокласову діагностику для своєчасного виявлення мікро дефектів, оцінювання їх розмірів, моніторингу їх розвитку та взаємодії на значних за розмірами поверхнях складних просторових об'єктів. Над цією проблемою працюють провідні авіабудівні компанії світу, розробники та експлуатанти об'єктів енергетики, нафтогазової галузі, об'єктів спеціального призначення. Необхідність впровадження неперервного моніторингу складних просторових об'єктів авіаційної техніки для підвищення надійності, ефективності та конкурентоспроможності на світовому авіаційному ринку, в нафтогазовій галузі для моніторингу цілісності трубопроводів та ємностей та резервуарів з еколого-небезпечними речовинами і паливом, для інженерних споруд спеціального призначення таких, як гідротехнічні споруди, захисні споруди, підземні сховища тощо є актуальним та основним експлуатаційним фактором безпечного їх функціонування.

Процес моніторингу та діагностики містить процедури отримання, перетворення та аналізу діагностичної інформації з метою визначення (розпізнавання) поточного технічного стану об'єкта. Найбільш відомі методи, методики та тех-

нології, які широко використовуються для діагностування як окремих елементів конструкції, так і складних просторових об'єктів, мають обмеженість у визначенні багатоосередкових пошкоджень, оскільки такі пошкодження мають випадковий характер. Крім того, складність розпізнавання технічного стану полягає в наступному: процеси, що відбуваються в структурі об'єктів, мають нелінійний та нестационарний характер; такі об'єкти характеризуються багатокласовістю можливих функціональних станів.

Тому в останні 20 років дослідники зазначають про необхідність і можливість створення діагностичних систем нового типу – комплексні інтелектуальні системи моніторингу, що реалізують концепцію *Structural Health Monitoring (SHM)*, тобто моніторинг життєвого циклу конструкцій об'єктів на основі комплексного аналізу інформації про поточний технічний стан, експлуатаційні навантаження, вплив зовнішнього середовища та визначення можливої прогностичної оцінки.

Принципи розробки систем моніторингу на основі *SHM* полягають в завчасному виявленні наявності, типу та локалізації дефекту, його можливого усунення, визначенні прогностичного стану. На сьогоднішній день немає розробленої уніфікованої єдиної структури побудови систем *SHM*, а встановлені лише їх атрибути для ефективного функціонування. Розвиток таких систем обумовлює розвиток, вдосконалення та використання інтелектуальних методів і технологій контролю та діагностики, але впровадження інтелектуалізованих систем моніторингу нового типу для складних просторових об'єктів є достатньо складним і затратним завданням.

Сучасний підхід організації інтелектуальних моніторингових систем передбачає розподіл функцій на декілька підсистем або окремих систем, метою яких є контроль технічного стану, статистична класифікація та керування взаємодії з іншими підсистемами та системами. Підсистеми являють собою відповідний рівень в загальній побудові системи контролю, діагностики, класифікації та керування, мають свій клас вирішуваних завдань, своє алгоритмічне та програмне забезпечення. Крім того, моніторинг технологічно складних об'єктів прово-

диться з використанням масиву чутливих елементів, що функціонують на різних фізичних принципах. Цим забезпечується багатоканальність систем моніторингу і повнота інформації про об'єкт контролю.

Однією із важливих складових систем на основі концепції *SHM* є підсистема розпізнавання та прийняття рішення щодо поточного технічного стану об'єкту. Для правильного розпізнавання технічного стану необхідний класифікатор, який був би гнучким, забезпечував нелінійне розподілення на класи, був чутливим до малих змін діагностичних ознак, міг розрізняти стани за зміною однієї або декількох діагностичних ознак. Наявність великої кількості інформації, зазвичай її нелінійний характер, а також вимоги забезпечення високого рівня вірогідності локалізації дефектів та розпізнавання поточного технічного стану накладають математичні обмеження аналітичного синтезу на застосування традиційних методів розпізнавання.

Такі обмеження частково або повністю знімаються у сучасних технологіях штучного інтелекту, наприклад, нейронних мережах. Нейронні мережі володіють властивістю вирішувати недоступні для традиційної математики операції обробки, порівняння, класифікації образів; здатністю до самонавчання та самоорганізації. Вони забезпечують діагностику, розпізнавання та класифікацію для складних просторових об'єктів з важко роздільними, нелінійними багатокласовими технічними станами.

Тому застосування нейронно-мережевої технології класифікації надає можливість певною мірою зняти математичні проблеми аналізу властивостей системи. При цьому, якість розпізнавання більшою мірою буде залежати від властивостей нейромереж, а не від аналітично розрахованих правил прийняття рішення, що, зазвичай, реалізуються за допомогою комп'ютерних програм.

Актуальність роботи полягає в науковому обґрунтуванні та вдосконаленні систем функціональної діагностики шляхом розробки нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання ТС складних просторових об'єктів зі зварними з'єднаннями елементів конструкцій при появі багатоосередкового пошкодження.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційну роботу виконано на кафедрі приладів і систем орієнтації і навігації Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» відповідно до держбюджетних науково-дослідних робіт: «Методологія багатокласової діагностики складних просторових об'єктів» (ДР №0117U004259); «Розробка автоматизованої системи раннього попередження можливості витоку палива на українській антарктичній станції Академік Вернадський» (ДР №0113U004970); «Розробка підсистем візуалізації та прийняття рішення про стан об'єкта в автоматизованій системі запобігання витокам палива на українській антарктичній станції «Академік Вернадський» (ДР №0117U001689).

Мета та завдання дослідження.

Метою роботи є розробка нейромережевого класифікатора для забезпечення багатокласового розпізнавання технічного стану складного просторового об'єкта зі зварними з'єднаннями елементів конструкцій при появі багатоосередкового пошкодження.

Для досягнення поставленої мети в дисертації вирішуються наступні завдання:

1. Проаналізувати сучасний стан та тенденції розвитку систем моніторингу складних просторових об'єктів, та обґрунтувати практичне застосування нейронних мереж для багатокласової діагностики.
2. Обґрунтувати загальну структуру вдосконаленої системи функціональної діагностики зварних резервуарів на основі розробки підсистеми прийняття рішення для багатокласового розпізнавання стану резервуару.
3. Розробити загальну структуру нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання та обґрунтувати вибір імовірнісної нейронної мережі для його реалізації

4. Розробити та обґрунтувати інформаційні моделі процесів формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження, моніторингу розвитку пошкоджень і моніторингу деградації конструкції.

5. Розробити алгоритмічне та програмне забезпечення для програмної реалізації нейромережевого класифікатора і процесів багатокласового розпізнавання.

6. Провести моделювання та встановити вплив параметрів нейронної мережі та характеристик діагностичних векторів на вірогідність багатокласового розпізнавання стану об'єкта для діагностичних завдань: локалізації пошкодження, моніторинг розвитку пошкоджень, моніторинг деградації конструкції.

7. Провести розпізнавання та дослідити ефективність багатокласового розпізнавання стану зварних резервуарів.

8. Впровадити результати дослідження.

Об'єктом дослідження є процес моніторингу та функціональної діагностики складних просторових об'єктів з багато осередковим пошкодженням.

Предметом дослідження є методи та засоби реалізації багатокласового розпізнавання на основі нейронних мереж в системах моніторингу та функціональної діагностики просторових об'єктів з багатоосередковим пошкодженням.

Методи дослідження. Методи неруйнівного контролю та технічної діагностики, методи обробки сигналів, методи геометричного та імітаційного моделювання, методи розпізнавання, методи теорії імовірності та математичної статистики; за допомогою методів імітаційного моделювання нейронних мереж розроблено програмну реалізацію нейромережевого класифікатора, проведено моделювання процесів багатокласового розпізнавання технічного стану об'єкта.

Наукова новизна отриманих результатів.

В дисертації вперше отримані такі нові наукові результати:

1. Для вдосконалення системи моніторингу технічного стану зварного резервуару обґрунтовано та розроблено підсистему прийняття рішення на основі нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання стану при появі багатоосередкового пошкодження.
2. Обґрунтовано та розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних і тестових множин діагностичних ознак для таких завдань багатокласового розпізнавання: локалізація одиничного та багатоосередкового пошкодження; моніторинг розвитку одиничного та багатоосередкового пошкодження; моніторинг деградації конструкції об'єкта при розвитку та поширенні пошкоджень.
3. Встановлено залежності вірогідності багатокласового розпізнавання від параметра впливу нейронної мережі для різних значень розмірності навчальних множин, розмірності векторів діагностичних ознак та порядків значень діагностичних ознак для різних класів технічних станів.

Практична цінність одержаних результатів.

Практична цінність дисертаційної роботи полягає в тому, що в ній розроблено методичне, алгоритмічне та програмне забезпечення практичної реалізації підсистеми прийняття рішення на основі нейромережевого класифікатора та визначено характеристики класифікатора для забезпечення безпомилкового багатокласового розпізнавання технічного стану зварних резервуарів у процесі структурного моніторингу. Зокрема, розроблено функціональну схему системи моніторингу, узагальнену модель підсистеми розпізнавання та нейромережевого класифікатора; встановлено діапазони значень параметра впливу імовірнісної нейронної мережі для забезпечення безпомилкового розпізнавання; розроблено рекомендації щодо розмірності навчальної множини діагностичних векторів, розмірності діагностичних векторів, порядку значень діагностичних ознак для забезпечення високої вірогідності багатокласового розпізнавання. Розроблено ал-

горитми та комп'ютерні програми для формування навчальних і тестових векторів діагностичних ознак для побудови нейромережевого класифікатора, на які отримано свідоцтва авторського права.

Впровадження результатів.

Інформаційні моделі, алгоритмічне та програмне забезпечення процесів формування множин навчальних та тестових образів для багато класового розпізнавання об'єкта при появі та розвитку багатоосередкового пошкодження впроваджено в Публічному акціонерному товаристві «Науково-технічний комплекс «Електронприлад», результати досліджень будуть використані для забезпечення розробки систем діагностування технічного стану авіаційних двигунів Товариством з обмеженою відповідальністю «Конструкторське бюро контрольних приладів». Розроблені узагальнена структурна схема системи моніторингу для багато-класової діагностики об'єктів та структурна схема класифікатора на основі імовірнісної нейронної мережі, методичне забезпечення процесу багатокласового розпізнавання стану об'єктів для діагностичних завдань локалізації та розвитку пошкоджень, деградації конструкції використовуються в навчальному процесі кафедри приладів і систем орієнтації і навігації Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

Результати дисертаційної роботи можуть бути використані для моніторингу та діагностики елементів конструкцій зварних резервуарів з екологічно-небезпечними речовинами, елементів конструкцій авіаційної техніки, в енергетичній галузі, машинобудуванні.

Особистий внесок здобувача.

Автором самостійно отримано основні положення, які винесені на захист (обґрунтовано та розроблено підсистему прийняття рішення на основі нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання стану при появі багатоосередкового пошкодження.; обґрунтовано та розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних і тестових множин діагностичних ознак для

локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження, моніторингу розвитку одиничного та багатоосередкового пошкодження, моніторингу деградації конструкції об'єкта при розвитку та поширенні пошкоджень; встановлено залежності вірогідності багатокласового розпізнавання від параметра впливу нейронної мережі для різних значень розмірності навчальних множин, розмірності векторів діагностичних ознак та порядків значень діагностичних ознак для різних класів технічних станів). Самостійно розроблено імітаційні моделі класифікатора, методики досліджень ефективності розпізнавання, алгоритмічне та програмне забезпечення.

У роботах, виконаних у співавторстві, особисто автором виконано: [114] – обґрунтовано розробку підсистеми прийняття рішення, розроблено загальну схему класифікатора, створено його комп'ютерну модель; [126] – розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних і тестових множин вхідних векторів для таких діагностичних завдань: локалізація пошкоджень, моніторинг розвитку пошкоджень, моніторинг деградації конструкції; [128] – проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта, проаналізовано ефективність розробленого класифікатора та обґрунтовано параметри імовірнісної нейронної мережі для достовірної локалізації пошкоджень; [115] – проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта при деградації конструкції, встановлено залежності ефективності розпізнавання від параметру впливу мережі і розмірності навчальної множини діагностичних векторів; [139] – проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта при деградації конструкції за векторами діагностичних ознак різних порядків, проаналізовано ефективність розпізнавання; [143] – проведено багатокласове розпізнавання стану зварного резервуару при розвитку тріщини за зміною напружень в місцях встановлення сенсорів; [125] – побудовано комп'ютерну модель нейромережевого класифікатора, проведено імітаційне моделювання; [137] – проведено імітаційне моделювання та проаналізовано ефективність багатокласового розпізнавання за діагностичними ознаками різних порядків; [138] – обґрунтовано принцип багатокласового розпізнавання складних просторових об'єктів нейромережевим класифікатором; [127] – проведено іміта-

ційне моделювання нейромережевого класифікатора та багатокласове розпізнавання для локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження; [146] – проведено багатокласове розпізнавання технічного стану зварного резервуару для локалізації одиничного пошкодження, визначено інтервал значень параметру впливу мережі для безпомилкового розпізнавання; [113] – обґрунтовано принципи роботи системи; [129] - [136] – розроблено алгоритми та комп’ютерні програми формування множин навчальних та тестових векторів для різних діагностичних завдань багато класового розпізнавання.

Апробація результатів дисертації.

Основні положення та результати роботи доповідались та обговорювались на таких конференціях:

- VIII науково-практична конференція студентів та аспірантів «Погляд у майбутнє приладобудування», м. Київ, 2015 р.;
- 5 науково-практична конференція студентів і молодих учених «Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання», м. Івано-Франківськ, 2015 р.;
- III Всеукраїнська науково-технічна конференція «Актуальні проблеми автоматики та приладобудування», м. Харків, 2016 р.;
- III Всеукраїнська науково-технічна конференція «Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування», м. Тернопіль, 2017 р.;
- V Міжнародна науково-технічна конференція «Пошкодження матеріалів під час експлуатації, методи його діагностування і прогнозування», м. Тернопіль, 2017 р.;
- 4-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (ВКДТС-2017)», м. Вінниця, 2017 р.;
- XVII Міжнародна науково-технічної конференція «Приладобудування: стан і перспективи», м. Київ, 2018 р.

Проміжні результати досліджень доповідались та обговорювались на наукових семінарах кафедри приладів і систем орієнтації і навігації Національного технічного університету України «КПІ ім. Ігоря Сікорського».

Публікації.

За темою дисертаційних досліджень опубліковано 22 наукові праці, у тому числі 6 статей у наукових фахових виданнях (з них 1 стаття у виданні іноземної держави, 5 статей у виданнях України, з яких 3 включені до міжнародних науково-метричних баз); отримано 1 патент України на корисну модель, 7 матеріалів та тез доповідей на науково-технічних конференціях; 8 свідоцтв авторського права на комп'ютерні програми.

Структура та обсяг дисертації

Дисертація містить вступ, чотири розділи, загальні висновки по роботі, список використаних джерел із 150 найменувань, 2 додатки. Дисертаційна робота викладена на 201 сторінці, основний зміст роботи становить 190 сторінок друкованого тексту, в тому числі 41 рисунка і 5 таблиць.

РОЗДІЛ 1

СУЧАСНИЙ СТАН ТА ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ СИСТЕМ МОНІТОРИНГУ СКЛАДНИХ ПРОСТОРОВИХ ОБ'ЄКТІВ

1.1 Проблема забезпечення надійної експлуатації складних просторових об'єктів

1.1.1 Загальна характеристика складних просторових об'єктів та умов їх експлуатації

За останні 20 років в Україні побудовано велику кількість нових та великомасштабних інженерних споруд, які відносяться до групи складних просторових об'єктів. Складні просторові об'єкти [1] – це динамічні або статичні інженерні споруди, що характеризуються великими розмірами конструкцій або елементів, протіканням в них, зазвичай, нестаціонарних процесів з розподіленими параметрами та нелінійними характеристиками, умовами та режимами функціонування. До них належать об'єкти авіа-космічної галузі, нафтогазової галузі (трубопроводи та ємності з еколого-небезпечними речовинами), інженерні споруди спеціального призначення (гідротехнічні споруди, захисні споруди, мости, підземні сховища) тощо. Ці масштабні інфраструктурні проекти створюють виклики та унікальні можливості для інженерів та дослідників.

Найбільш важливими характеристиками таких відповідальних об'єктів є здатність зберігати цілісність та незмінність конструкції при впливі фізичних та хімічних факторів під час функціонування в складних умовах експлуатації [2-3], оскільки їх пошкодження або руйнування може призвести до значних та небезпечних наслідків (аварій, катастроф, втрат людських життів). Складність умов експлуатації характеризується надмірними впливами зовнішнього середовища

(кліматичні впливи, вібраційні навантаження тощо), параметри яких можуть перевищувати розраховані та допустимі значення для конструкції об'єкту.

Зазвичай, об'єкти авіаційної та космічної техніки при експлуатації перебувають в корозійно-активних середовищах під впливом значних силових навантажень, збільшення та зниження критичних температур, корпускулярних, електромагнітних, рентгенівських випромінювань. Для інженерних споруд спеціального призначення характерним є вплив екзогенно-геологічних та сейсмічних процесів. Елементи конструкції об'єктів нафтогазової галузі постійно взаємодіють з різними агресивними середовищами, піддаються впливу статичних та динамічних навантажень з боку оточуючого середовища. Тому при розробці складних просторових об'єктів, надзвичайно велика увага приділяється матеріалам та їх характеристикам, від яких залежить надійність та якість конструкцій, та які характеризуються показниками витривалості до втоми, стійкістю до виникнення тріщин від статичного та циклічного навантажень, можливістю контролю технічного стану (ТС) елементів конструкцій, технологічністю та придатністю об'єкта до контролю та відновлення [2-3].

Але основним експлуатаційним фактором безпечного функціонування таких об'єктів є неперервний моніторинг структурної цілісності та напружено-деформованого стану елементів конструкцій, визначення їх поточного функціонального технічного стану, виявлення пошкоджень на якомога ранній стадії їх розвитку.

1.1.2 Багатоосередкові пошкодження елементів конструкцій об'єктів в експлуатації та проблема їх виявлення

У конструкціях об'єктів, які експлуатуються у важкодоступних місцях за умов впливу на них комплексного навантаження, є висока імовірність появи та розвитку багатоосередкового пошкодження (*multiple site damage – MSD*), тобто виникнення в різних елементах конструкції об'єкту контролю (ОК) таких пошкоджень, як: тріщини, розшарування, порушення суцільності матеріалу [4-5].

До найбільш уразливих точок, в яких висока імовірність поява тріщин, відносяться:

- місця зварних та заклепкових з'єднань між основними частинами конструкції;
- нерухомі з'єднання, які вимагають змащування для запобігання фреттинг-корозії;
- ділянки конструкції, які чутливі до втоми матеріалу;
- області конструкції, які піддаються корозії;
- елементи та ділянки конструкції, пошкодження яких можуть бути викликані випадковими причинами при складанні, виготовленні, під час технічного обслуговування та ремонту;
- елементи конструкції, яким встановлено безпечний ресурс (термін служби) до заміни;
- елементи конструкції, які виявлені за результатами випробувань зразків конструктивних елементів.

У найбільш загальному випадку, пошкодження, або дефект, може бути визначений як зміна, що виникає в елементах ОК та впливає на їх функціональність [6]. Ці пошкодження призводять до змін експлуатаційних характеристик, геометричних характеристик ОК, граничних умов, жорсткості тощо, кінцевою стадією яких є руйнування об'єкту. Багатоосередкове пошкодження є процесом з раптовими та швидкісними розповсюдженнями тріщин, що виникають на поверхні або всередині конструкції [7]. З плином часу тріщини об'єднуються між собою, при цьому відбувається поглинання великими за розмірами тріщин більш малих. Виникнення дефекту впливає на залишкову міцність та призводить до її зниження нижче допустимого рівня. Наслідки впливу відображаються у зміні параметрів, що характеризують поточний ТС об'єкта, таким чином ТС об'єкта змінюється.

Зазвичай прогнозування структурної цілісності та планування технічного обслуговування засноване на даних про довгі тріщини. Для довгих тріщин існують стандарти для вимірювання темпів їх зростання, та існує певна впевненість щодо їх лабораторного та інженерного застосування, в поєднанні з використан-

ням передових методів неруйнівного контролю. Проте, у випадку малих тріщин, немає стандартів, які визначають процес вимірювання. Як показано в роботі [8], встановлено, що поведінка зростання може бути різною, що швидкість розповсюдження чутлива до властивостей приповерхневого шару матеріалу, і що час, проведений у режимі малих дефектів, може мати вплив на періоди оцінки життєвого циклу та інтервали перевірок.

Суть багатоосередкового пошкодження полягає в тому, що залишкова міцність конструкції з наявністю великої кількості концентраторів напруження (точки виникнення дефектів) не визначається довжиною одиничної, ізольованої тріщини, а залежить від сукупності дефектів в місцях з'єднань, поява тріщин в яких викликає перерозподіл напруження вздовж розтину та вимагає врахування впливу однієї тріщини на іншу [7]. Оскільки багатоосередкове пошкодження має випадковий характер, то природа пошкодження, їх виявлення та прогнозування граничних станів елементів конструкції також виконується лише з використанням імовірнісного підходу.

Таким чином, наявність зварних чи заклепкових з'єднань елементів конструкції складних просторових об'єктів, порушення технологічних норм виготовлення та складання, різноманітність статичних та динамічних впливів на об'єкти під час експлуатації, тощо обумовлюють появу та розвиток багатоосередкового пошкодження, що може призвести до руйнування об'єктів. Тому важливим є їх виявлення на ранній стадії розвитку для забезпечення надійної та безаварійної експлуатації таких об'єктів.

1.1.3 Моніторинг технічного стану складних просторових об'єктів в експлуатації

Раптовий та швидкісний характер розвитку пошкоджень, складні умови експлуатації, обмеженість інформації про фактичний технічний стан фактично призводять до багатокласовості об'єктів як у часовому, так і в просторовому вимірах. Для безаварійної та ефективної експлуатації таких об'єктів необхідно за-

безпечити багатокласову діагностику для своєчасного виявлення мікродефектів, оцінювання їх розмірів, моніторингу їхнього розвитку та взаємодії на значних за розмірами поверхнях складних просторових об'єктів. Тому розробка систем багатокласової технічної діагностики є важливим та актуальним завданням.

Нелінійність та нестационарність процесів, що відбуваються в ОК під час появи та розвитку тріщин, а також багатоосередковість пошкоджень та багатокласовість ТС унеможливорює повністю або частково використання відомих та широко застосовуваних технологій моніторингу, зокрема, параметричних методів, класичних моделей авторегресії, геомоніторингу тощо [9].

Для вирішення задачі багатокласової діагностики в процесі моніторингу ТС складних просторових об'єктів доцільним є використання багатоканальних систем моніторингу та діагностики. У літературі [6] розглядається два принципово різних підходи до побудови багатоканальних систем моніторингу. Перший полягає в моніторингу ТС конструкції в цілому порівняно малим числом сенсорів. Інший – в установці великої кількості чутливих елементів і застосуванні складного статистичного аналізу даних для виявлення і локалізації місць пошкодження або деградації конструкції. Перший підхід можна застосувати, коли апріорі відомі місця виникнення дефектів, або відомі параметри, що характеризують цілісність конструкції чи порушення її основних експлуатаційних характеристик. На практиці такі умови не задовольняються, і тоді необхідно вдаватися до другого підходу, який вимагає збору набагато більш повної інформації про об'єкт.

Зазвичай, діагностичні системи забезпечують вимірювання, реєстрацію, перетворення, передачу та аналіз діагностичної інформації при реалізації одного фізичного принципу та методу контролю. Складність та багатокласовість об'єктів контролю обумовлюють застосування комплексного підходу, коли в одній системі моніторингу об'єднується декілька фізичних принципів та методів контролю. Такі системи є більш складними з точки зору не тільки номенклатури сенсорів та перетворюючих пристроїв, а й значного збільшення та ускладнення діагностичної інформації для визначення ТС об'єкта. Ефективність таких комплексних систем безпосередньо залежить від продуктивності алгоритмічного та

програмного забезпечення для аналізу діагностичної інформації та постановки діагнозу, а їх подальший розвиток передбачає всебічне впровадження сучасних інформаційних технологій та інтелектуалізації практично на всіх етапах діагностичного процесу.

1.2 Системи моніторингу на основі концепції *Structural Health Monitoring*

Розроблені за останнє десятиріччя методи, методики та технології діагностування як окремих елементів конструкцій, так і складних об'єктів в цілому, дозволяють створити комплексні системи моніторингу ТС об'єктів, які за принципами побудови та функціонування можна віднести до систем, що реалізують концепцію *Structural Health Monitoring (SHM)* [1, 10-22]. Концепція *SHM* зараз активно розвивається закордоном і передбачає неперервний та автономний контроль дефектів та пошкоджень, статичних та динамічних навантажень, взаємодії елементів конструкцій з навколишнім середовищем. Це відбувається за допомогою мережі постійно прикріплених чи вбудованих чутливих елементів (сенсорів), що забезпечують цілісність конструкції об'єкту. Для динамічних об'єктів структурний моніторинг (визначення стану елементів конструкцій в експлуатації) доповнюється системним моніторингом (визначення ТС функціональних систем в експлуатації). Таким чином, системи *SHM* забезпечують моніторинг життєвого циклу контрольованого об'єкту для його надійної та безпечної експлуатації.

Системи *SHM* розробляються як розгалужені інформаційні мережі, які подібні до нервової системи людини [10]. Для реєстрації експлуатаційного навантаження та виникнення дефектів в елементах конструкції як чутливі елементи доцільно використовувати сенсори, побудовані на різних фізичних принципах. Впровадження концепції *SHM* при розробці нових об'єктів авіаційної техніки, машинобудування, енергетики, нафтогазової галузі, інженерних споруд спеціального призначення дозволить створювати «інтелектуальні конструкції». З цією метою, наприклад, в авіабудуванні в 2007 році було створене Міжнародне аерокосмічне об'єднання *SHM-AISC (Aerospace Industry Steering Committee)* для коор-

динації робіт по розробці та впровадженню автоматизованих бортових систем контролю цілісності конструкції літаків та багаторазових космічних апаратів [13]. Розробка систем *SHM* є важливою та актуальною проблемою в усіх найбільш технічно розвинутих країнах світу.

1.2.1 Загальна характеристика систем Structural Health Monitoring

Системи *SHM* призначені для безперервного моніторингу елементів конструкцій або об'єктів з використанням інтегрованих (вбудованих) або з'ємних (прикладних, переносних) первинних перетворювачів. Розробка та впровадження таких систем моніторингу повинні забезпечувати надійність та ефективність функціонування ОК та надавати достовірну прогностичну оцінку про стан структури [10, 14]. Діагностична інформація надходить від сенсорів, закріплених в місцях з найвищими значеннями навантажень чи найбільш імовірної появи пошкодження. Відбір діагностичної інформації, за якою можна прийняти рішення про структурну цілісність ОК, відбувається шляхом періодичних перевірок. Аналіз діагностичної інформації дозволяє виявити пошкодження, спричинені втомою, впливом корозії, надмірними навантаженнями, тощо під час експлуатації об'єкту.

Як обговорюється в працях [10, 14], атрибутами ефективної структури системи *SHM* є:

- можливість імовірнісного виявлення пошкодження в режимі реального часу (за запитом або безперервним моніторингом стану);
- бездротова передача даних первинних перетворювачів на центральну станцію та їх миттєва інтерпретація;
- прогноз зростання дефекту за імовірнісною процедурою;
- встановлення імовірної прогностичної оцінки стану пошкодження на найближчий термін;
- коригування прогнозу росту фактичного пошкодження через встановлені проміжки часу.

Важливими функціональними можливостями сучасних систем моніторингу на основі концепції *SHM*, відповідно до звіту Лос-Аламоської національної лабораторії [14], є вирішення таких завдань:

- виявлення наявності дефектів в конструкції, які характеризуються мінімальними розмірами;
- локалізація розташування дефекту;
- визначення типу дефекту;
- оцінка ступеню небезпеки пошкодження;
- прогнозна оцінка часу безаварійної роботи.

Багато систем *SHM* здатні оперувати великою кількістю даних вимірювання різних фізичних величин, які використовуються як діагностична інформація. Для проведення її оперативного аналізу застосовують нові методи швидкої передачі та поширення даних, як наведено в роботі [16]. Однак, занадто велика кількість діагностичної інформації обумовлює складність її узгодження та інтерпретації. мацію, то вони, зазвичай, не використовуються для системи моніторингу.

Для розуміння мети систем моніторингу нового покоління Webb та Middleton [17] в 2013 році запропонували систему з чотирьох категорій, яку згодом розширили та надали їй більш повне обґрунтування в [18]. Під категоріями *SHM* автори розуміють інструментарій доступних методів інтерпретації, які не залежать від технології, що використовується для отримання даних. Таким чином, було визначено п'ять запропонованих категорій *SHM*:

1. Визначення пошкодження (або аномалії).
2. Дослідження розташування сенсорів та їх впровадження в структурі об'єктів.
3. Модель перевірки.
4. Порогова перевірка.
5. Виявлення пошкоджень.

Цілі більш високого рівня (наприклад, категорія 4 – перевірка порогів та категорія 5 – виявлення пошкоджень) мають велику цінність для сучасних систем моніторингу та діагностики, однак успішне досягнення таких цілей є досить

складним завданням. Розвиток систем *SHM* обумовлює збільшення категорій, що, в свою чергу, спонукає розвиток і впровадження нових технологій контролю і діагностики.

На сьогоднішній день новітні системи діагностування на основі принципів *SHM* знаходять застосування у багатьох галузях промисловості, де є проблема забезпечення безаварійної експлуатації складних просторових об'єктів, зокрема аерокосмічних [19-21], медичних [22], будівель [23-25], мостів [26, 27], споруд у відкритому морі [28], вітрових турбін [29], підземних споруд [30], кораблів [31] та багато інших. Розробка систем моніторингу життєвого циклу відноситься до багатодисциплінарної області, яка охоплює такі елементи, як структурна динаміка; матеріали і конструкції; втома та тріщина; неруйнівний контроль і оцінювання; чутливі елементи і виконавчі механізми, мікроелектроніка та обробка сигналів [32]. Для ефективної розробки таких систем необхідно застосовувати комплексний підхід для забезпечення цілісної діагностики функціонування об'єкту з метою визначення його поточного та прогнозування майбутнього стану.

Більшість систем *SHM* сьогодні засновані на традиційній філософії стійкості до пошкоджень, філософія обслуговування *Eurofighter* – одна з таких прикладів [31], яка висуває вимогу періодичного обслуговування, щоб виявити пошкодження до того, як воно стане критичним. Проте, весь процес технічного обслуговування вимагає багато часу, кваліфікованого персоналу, а також, час від часу, необхідно демонтувати компоненти, що призводить до втрати продуктивності та ефективності об'єктів експлуатації. Тому в основі концепції *SHM* лежить розробка та впровадження таких методів та систем, за яких моніторинг, інспектування та виявлення пошкоджень стають невід'ємною частиною структури контролюваних об'єктів [33-35].

1.2.2 Огляд чутливих елементів первинної інформації в системах **Structural Health Monitoring**

Як уже зазначалось раніше, структурний моніторинг є процесом отримання, перетворення та аналізу інформації від множини сенсорів, які побудовані на різних фізичних принципах, постійно прикріплені чи вбудовані в конструкцію та забезпечують її цілісність. Наприклад, один із сучасних підходів реалізації автоматизованих систем моніторингу на основі концепції *SHM* втілений в концепції літака Boeing 787 [12], де вперше за допомогою сенсорів на різних фізичних принципах, які об'єднані в різні типи сенсорних мереж, було організовано безперервний моніторинг найбільш навантажених елементів конструкції. За останні десятиліття дослідники досягли значних успіхів у розробці ЧЕ для *SHM*: струмових та ультразвукових сенсорів, сенсорів акустичної емісії, електрометричні, оптичні, магнітні, теплові, мікрохвильові та інші. З їх допомогою виконується спостереження за напруженим станом, корозією, деградацією матеріалу та розвитком вже існуючих дефектів.

Особливості функціонування ОК накладають на ЧЕ такі вимоги [11]:

- сенсори повинні витримувати вплив зовнішнього середовища;
- бути здатними контролювати визначені площі конструкцій, локалізуючи проблемну ділянку;
- надавати діагностичні дані, маючи мінімальний розмір, вагу та споживану потужність.

Серед великої кількості сенсорів найбільш поширеними є такі [6, 36-44]:

1) Волоконно-оптичні сенсори на основі дифракційної решітки Брегга. Вбудовані в структуру волоконно-оптичні кабелі мають лазерне маркування з оптичними інтерференційними картинами. Будь-яка локальна деформація (відхилення / зсуви елементів конструкцій) викликає невеликі зміни довжини хвилі передачі світла сенсора.

2) Сенсори пасивної акустичної емісії. Перетворювачі приймають акустичні сигнали, що генеруються тріщинами, розшаруванням або руйнуванням волок на поверхні.

3) Активні акустично-ультразвукові сенсори. Низькочастотні акустичні імпульси передаються через матеріал і приймаються перетворювачами. Пошкодження фіксується за зміною відбитої акустичної енергії.

4) «Розумні» або чутливі покриття. Покриття або фарби з інтегрованими пьезо- і фероелектричними елементами або вуглецевими нанотрубками можуть функціонувати для визначення прояву деформації. Виявлення змін в покритті потребує спектроскопії.

5) Мікрохвильові сенсори. Невеликі мікрохвильові перетворювачі, які вбудовані в структуру, посиляють і приймають сигнали, які вказують на наявність та потрапляння вологи. Цей метод підходить для моніторингу багатошарових композитних матеріалів.

6) Сенсори ультразвукової візуалізації. Невеликий ультразвуковий хвильовий перетворювач генерує сигнал, який проходить через матеріал. Зміни відображення хвиль вказують на недоліки або пошкодження структури матеріалів.

7) Порівняльний вакуумний моніторинг (*Comparative Vacuum Monitoring, CVM*). Це одна з розроблених в кінці XIX – на початку XX століття технологій. Відбувається моніторинг вакууму, який порівнюється з атмосферним тиском в тонких трубках простого колектора. Останній приклеюється до поверхні структури і може виявляти поширення тріщини в цій структурі.

8) Тензометричні первинні перетворювачі. Одні з найбільш використовуваних ЧЕ. Сенсори основані на тензометричному ефекті. Вони реагують на деформацію твердого тіла, що викликана прикладеним до нього механічним напруженням, змінюють свою питому ємність та перетворюють переміщення в електричний сигнал, за значеннями якого визначають наявність дефекту. Основні переваги: висока точність в області малих переміщень, простота конструкції, відсутність електричних кабельних каналів, легке переналаштування на різні типи сенсорів. Недоліки: великі вимірювальні бази, низька температурна стабільність.

9) Сенсори оптичних технологій (рефлектометрія, дальнометрія та ін.). Застосовуються для стеження за відхиленнями і зсувами елементів конструкцій, зміною базових відстаней, в тому числі, в динамічному режимі, в режимі тестових випробувань.

10) Вібромеханічні сенсори. Широко застосовується для вимірювання вібрацій окремих елементів. Найбільшим недоліком є наявність суттєвих шумів у вимірювальному сигналі.

11) Сенсори, виконані на основі технології мікро-електро-механічних систем (МЕМС). Можуть бути вбудованими в структуру об'єкта, але мають ряд недоліків, що ускладнюють їх використання для моніторингу.

12) Акселерометри. Являють собою сенсори лінійного прискорення та використовуються для вимірювання кутів нахилу тіл, сил інерції, ударних навантажень і вібрації. Зазвичай, засновані на інерційному принципі.

13) Інклінометри. Використовуються для вимірювання кутів нахилу елементів конструкцій. Відомий ряд принципів побудови сенсорів кутових відхилень, в тому числі, заснованих на *FBG*-технології (*fiberBragggrating*–решітки Брегга), вимірюванні ємностей, гіроскопічних вимірюваннях тощо.

14) Сенсори для детектування корозії. Система виявляє та аналізує електрохімічний відгук сенсорів катодного захисту, крім того, діагностується наявність в конструкції хлоридів і карбідів, а також час докритичного корозійного пошкодження. Для останнього завдання застосовуються пасивні радіоактиватори.

15) Електро-магнітні ЧЕ. Сенсори вимірювання натягів, напружень і зон втоми в матеріалах, засновані на зміні електромагнітних характеристик у процесі втоми, якщо відома передбачувана зона виникнення втомних дефектів.

Вибір типу сенсорів, їх кількість, розташування на об'єкті є важливим завданням при розробці системи моніторингу. В роботі [45] запропоновані такі підходи до побудови мережі чутливих елементів для новітніх систем моніторингу:

— сенсори, що постійно встановлені в конструкції, не повинні втрачати зв'язок з діагностичною системою, коли конструкція виходить з ладу, їх необ-

хідно періодично контролювати з використанням окремого блоку для отримання інформації про стан ОК;

- використовувати сенсори з можливістю реєстрації даних під час експлуатації об'єкту та періодичного завантаження інформації до записуючого блоку в інших режимах;

- забезпечення можливості здійснювати передачу даних на віддалений сайт в режимі реального часу для здійснення моніторингу у режимі реального часу під час експлуатації.

Оскільки системи *SHM* використовують інформації з різних типів ЧЕ, то для них створюються спеціалізовані методи обробки інформації, багатоканальні перетворювачі та класифікатори для визначення ТС об'єкту.

1.2.3 Обробка інформації в системах Structural Health Monitoring

Основним завданням технічної діагностики є визначення технічного стану функціонуючого ОК на основі аналізу діагностичних даних [46]. Процедура діагностування виконується в два етапи. На першому отримують первинну інформацію про об'єкт у вигляді сигналів відгуків на тестовий вплив, чи сигналів, виміряних у процесі експлуатації об'єкта. На другому етапі ця інформація обробляється для виділення діагностичних ознак і прийняття рішення про приналежність даного об'єкта до певного фізичного (технічного) класу ТС.

Методи обробки інформації в системах моніторингу *SHM* обираються в залежності від інформативності тих фізичних величин чи їх характеристик, що використовуються в якості діагностичної інформації.

Для складних просторових об'єктів, експлуатація яких супроводжується комплексним впливом статичних, динамічних, температурних навантажень, виміряні в процесі експлуатації сигнали найчастіше можна віднести до випадкових нестационарних процесів. Сигнали-відгуки на тестовий вплив є простішими для визначення параметрів, які можуть описувати технічний стан об'єкта. В системах

моніторингу доцільно використовувати методи обробки інформації, рекомендовані та детально охарактеризовані в [11,47,48]:

- фільтрація сигналів у часовому, частотному та просторовому поданнях;
- часовий аналіз даних: детерміністичний, статистичний;
- спектральний аналіз, який ґрунтується на різновидах перетворення Фур'є;
- білінійні частотночасові перетворення Вінгера, Маргинау-Хіла, Чої-Вільямса, Борне-Жордана;
- методи на основі використання статистичних та спектральних характеристик вищих порядків;
- кепстральний аналіз, який є різновидом нелінійної обробки сигналів у частотній області;
- кореляційний аналіз;
- усереднення даних;
- масштабно-часові перетворення (наприклад, вейвлет-аналіз);
- методи апроксимації даних та оцінювання параметрів;
- методи фрактального аналізу.

Визначення стану об'єкта проводиться, як правило, в умовах обмеженої інформації, що може призвести до помилок при постановці діагнозу. Для попередження фатальних помилок необхідно мати чіткі алгоритми і правила прийняття рішення, які враховують як неминучість помилкових рішень, так і тяжкість їх наслідків.

1.2.4 Шляхи вдосконалення систем Structural Health Monitoring

Подальший розвиток систем моніторингу нерозривно пов'язаний з вирішенням таких завдань [47-54]:

- підвищення надійності та вірогідності визначення ТС об'єктів під час їх експлуатації;

- застосування комплексного підходу при розробці систем *SHM* для об'єктів широкого кола застосування, заснованих на різних матеріалах, геометрії компонентів і сценаріях пошкодження;
- підвищення надійності і вірогідності виявлення дефектів на якомога ранній стадії їх розвитку протягом встановленого терміну експлуатації об'єктів;
- моніторинг умов оточуючого середовища, підвищення надійності визначення зовнішніх впливів на об'єкти для їх захисту та попередження перевищення навантажень допустимих значень;
- застосування інтелектуальних технологій на різних етапах процесу моніторингу: інтелектуальні сенсори; перетворення та передача діагностичної інформації; інтелектуальний аналіз великих масивів діагностичної інформації з метою визначення інформативних параметрів для оцінки поточного стану; системи прийняття рішення на основі технологій штучного інтелекту; системи прогнозування майбутніх станів об'єкта;
- автоматизація усіх етапів моніторингу.

Вчені виділяють декілька поколінь систем моніторингу життєвого циклу [1]. Перше покоління націлене на скорочення витрат на технічне обслуговування та збільшення доступності використання складних просторових об'єктів, тобто технологія надасть можливість економити витрати і час для виконання контрольних інспекцій. Друге і третє покоління *SHM* повинні включати нову філософію дизайну, а саме: "розумні" структури та матеріали, та надати можливість знизити загальну вагу конструкції. Але головним підґрунтям для використання систем *SHM* є забезпечення надійної експлуатації об'єктів для запобігання їх руйнування.

Як зазначалося, *SHM* – це новітня концепція для систем діагностики, яка бере початок від розумних та інтелектуальних методів і інструментів та напряду пов'язана з їх використанням, оскільки оперує багатоканальною мережею ЧЕ. Зважаючи на це, дослідники використовують технологію інтелектуального аналізу даних (*datamining*), яка надає можливість обробляти масивні бази даних, отримувати з них корисну інформацію та вирішувати задачу визначення багаток-

ласовості стану об'єкту [55]. Для технічної діагностики виділяють наступні існуючі методи інтелектуального аналізу даних [56]: нейронні мережі, дерева рішень, генетичні алгоритми, нечітка логіка, алгоритми обмеженого перебору, еволюційне програмування, системи роз'яснень на основі аналогічних випадків, індукція правил, аналіз з вибірковою дією, логічна регресія, алгоритми визначення асоціацій та послідовностей, візуалізація даних, комбіновані методи. Більшість аналітичних методів у технології *datamining* – це відомі математичні алгоритми та методи. Основна частина методів обробки інформації була розроблена в рамках теорії штучного інтелекту.

1.3 Обґрунтування застосування нейронних мереж для багатокласової діагностики складних просторових об'єктів

Вагомим значенням в забезпеченні якісної діагностики ОК під час експлуатації в сучасних інтелектуалізованих системах моніторингу є вбудовані підсистеми прийняття рішення. Такі підсистеми призначення для формування інформаційного, інструментального та методичного забезпечення в режимі реального часу, що призводить до підвищення достовірності та ефективності аналізу ТС та забезпечує необхідною інформацією для прийняття рішення щодо цільових задач діагностики [57, 58].

Досягнення мети підвищення оперативності, обґрунтованості та ефективності формування комплексної аналітичної інформації, зазвичай, відбувається за рахунок використання передових інформаційних технологій. Наразі виділяють наступні етапи прийняття рішення [58]:

- створення єдиного простору ознак і показників, які характеризують стан ОК на основі централізованого інформаційного сховища даних, що забезпечує накопичення, зберігання та доступ до експертних даних та історії;
- інтеграція існуючих локальних баз даних в рамках централізованого інформаційного сховища даних;

- збір, накопичення та застосування знань досвідчених експертів в розподілених базах знань для формування висновків і рекомендацій;
- постійний моніторинг (комплексний аналіз) поточної ситуації;
- прогнозування розвитку ситуації;
- підвищення оперативності та якості управлінських рішень на основі використання аналітичних і прогнозних інструментальних засобів;
- автоматизація процесів підготовки аналітичної звітності;
- візуалізація даних з використанням засобів когнітивної графіки (в тому числі із застосуванням геоінформаційних систем та інших);
- інструментальна та інформаційна підтримка експертно-аналітичної діяльності особи, що приймає рішення, та експертів.

1.3.1 Загальна характеристика традиційних методів розпізнавання технічного стану об'єктів

Для постановки діагнозів з урахуванням перерахованих вище етапів прийняття рішення найчастіше застосовуються методи розпізнавання. Для побудови діагностуючого правила використовують методи статистичної класифікації (розпізнавання образів) [59] або нейронні мережі [60], які входять до технології інтелектуального аналізу даних [56]. Вони були розроблені в області технічної кібернетики, теорії інформації, теорії зв'язку та радіолокації та знайшли застосування в технічній діагностиці.

Методи розпізнавання та статистичні методи прийняття рішень відносяться до так званих параметричних методів постановки діагнозів. Щоб скористатися ними, необхідно знати щільності імовірності діагностичних параметрів, якщо вони є безперервними випадковими величинами, або імовірність наявності ознак для різних станів об'єкта, що діагностується.

Існує цілий ряд методів прийняття рішень про віднесення об'єкта до одного або декількох класів за заданими ознаками та з урахуванням образів, що змінюються. Ці методи істотно залежать від типів ознак і співвідношення власної і

міжкласової мінливості. Статистичні методи розпізнавання застосовуються при розпізнаванні тих образів, ознаками яких є числові значення, причому ці значення у образів, що належать одному класу, різні. Апріорні дані мають суттєве значення для вибору ознак. Інформація про відхилення значень ознак об'єктів одного класу повинна збиратися з використанням статистичного аналізу. Отримані комплексні дані можуть сприяти формуванню вирішальних функцій, що забезпечують класифікацію. Детально ця група методів розглянута в роботах [9, 59, 61-65]. До основних представників статистичних методів розпізнавання відносяться: метод Байєса, метод послідовного аналізу та методи статистичних рішень.

Традиційні методи розпізнавання ТС об'єктів мають практичне використання в області діагностування та класифікації, проте вони функціонально обмежені при вирішенні задач з багатокласовістю, нелінійністю і великою розмірністю діагностичних ознак, а також необхідністю перенавчатися та / або самонавчатися, що є характерним для функціонування складних просторових об'єктів. По суті, при використанні традиційних методів прийняття рішення багатокласовість зводиться до бінарної двокласової діагностики з лінійно розділеними діагнозами (класами), тому вони не забезпечують діагностику, розпізнавання та класифікацію для складних просторових об'єктів з важко роздільними, нелінійними багатокласовими технічними станами.

1.3.2 Системи розпізнавання на основі нейронних мереж

За останні десятиліття було запропоновано та розроблено різні підходи для інтелектуалізації систем діагностування, які засновані на розпізнаванні образів, експертних системах, штучних нейронних мережах і нечіткої логіки [56].

У випадку, якщо відома апріорна інформація про дефекти або існує можливість побудувати базу знань про дефекти і причини, що їх викликають, можливе застосування нечітких і експертних систем діагностування. У роботі [66] нечітка логіка використовується разом з аналітичною надмірністю (*Fuzzy-model-based parity equations*) для визначення місця дефекту. В роботі [67] наводиться

приклад організації діагностування на основі нечітких експертних систем (*fuzzy based expert system*). Перспективним також є застосування нечіткої логіки для спільного використання якісної і кількісної інформації в блоці прийняття рішення в задачах діагностування.

Нейронні мережі (НМ) є інструментом, який надає можливість створити більш глибоку ієрархію прийняття рішень з урахуванням місця, виду і рівня виникнення дефекту, внаслідок чого вони знайшли застосування і в діагностуванні [33-34, 68-72]. Метод НМ використовується для вирішення задач класифікації, кластеризації, прогнозування та розпізнавання образів [73].

1.3.3 Основні принципи нейромережевого підходу

Наявність значної кількості інформації, зазвичай, її нелінійний характер, а також вимоги забезпечення високого рівня вірогідності локалізації дефектів і розпізнавання поточного технічного стану обумовлюють побудову класифікатора на основі штучних нейронних мереж. Враховуючи здатність НМ виконувати недоступні для традиційної (інтегрально-диференціальної) математики операції обробки, порівняння, класифікації образів, можливість самонавчання та самоорганізації, такий підхід надає можливість створити нову потужну інтелектуальну систему багатокласової діагностики, яка буде відповідати принципам та вимогам концепції *SHM*.

Поняття про штучну нейронну мережу (ШНМ) виникло при дослідженні процесів, що відбуваються у головному мозку та при спробі змодельовати ці процеси. Першою такою спробою були НМ Мак-Калока та Піттса у 1943 році [74]. Надалі, після розробки алгоритмів навчання, отримані моделі почали використовуватися в практичних цілях: в задачах прогнозування, для розпізнавання образів, у задачах керування і т. д. [73, 75-76]

Дослідники наводять такі визначення ШНМ:

- математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, що побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму [77];

- це суттєво паралельно розподілений процесор, який має здатність до збереження та відтворення дослідного знання [78];

- динамічна система, що складається із сукупності пов'язаних між собою за типом вузлів спрямованого графа елементарних процесорів, які називаються формальними нейронами, і здатна генерувати вихідну інформацію у відповідь на вхідний вплив [79].

Штучні НМ є системою з'єднаних і взаємодіючих між собою елементів (штучних нейронів). Такі елементи зазвичай достатньо прості. Кожен нейрон подібної мережі оперує тільки тими сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим нейронам. Проте, з'єднані в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості елементи разом здатні виконувати досить складні завдання.

Нейронні мережі не програмуються в звичному сенсі цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одна з головних переваг НМ перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. У процесі навчання НМ здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення.

З точки зору машинного навчання, НМ являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації та класифікації і т. п. З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багатопараметричне завдання нелінійної оптимізації. З точки зору кібернетики, НМ використовується в задачах адаптивного керування та як алгоритми для робототехніки. З точки зору розвитку обчислювальної техніки та програмування, НМ – спосіб вирішення проблеми ефективного паралелізму. А з точки зору штучного інтелекту, ШНМ є основою філософської течії коннективізму та основним напрямком в структурному підході вивчення можливості побудови (моделювання) природного інтелекту за допомогою комп'ютерних алгоритмів [80].

Нейронна мережа володіє двома вагомими аспектами:

- знання набуваються мережею під час процесу навчання;
- для збереження знань використовуються сили міжнейронних з'єднань, що називаються синаптичними вагами.

Перша електронна модель штучної нейронної мережі називається перцептрон, ідею та теорію якого викладено в роботах нейрофізіолога Ф. Розенблата [81] та М. Мінського [82].

Аналіз зарубіжних досліджень, які присвячені ШНМ і нейрокомп'ютерам, надають можливість виділити наступні перспективні напрями сучасного розвитку нейромережових та нейрокомп'ютерних технологій [60, 83–85]:

- створення нейропакетів для вирішення задач технічного аналізу;
- розробка нейромережових експертних систем, до яких належать НМ-класифікатори;
- використанням нейромережових алгоритмів в системах керування базами даних;
- обробка сигналів і зображень на основі НМ технологій;
- розробка НМ алгоритмів для керування динамічними системами;
- створення оптичних нейрокомп'ютерів;
- побудова систем віртуальної реальності з використанням НМ підходу.

До основних функцій ШНМ належать [86]:

- *функція апроксимації*, яка актуальна при вирішенні задач моделювання, ідентифікації та обробки сигналів;
- *функція класифікації та розпізнання образів*, для вирішені задач діагностики стану об'єкту;
- *функція прогнозування*, яка використовується для оцінки майбутнього поведіння системи по наявній послідовності її попереднього стану;
- *функція ідентифікації та оцінювання*, яка актуальна при вирішені задач керування динамічними процесами;
- *функція асоціативного керування*, яка використовується для відновлення інформації за неповними або зашумленими даними.

Проте, застосування НМ в системах моніторингу та діагностики обумовлене такими їх характерними особливостями [87]:

1. *Нелінійність (nonlinearity)*. Штучні нейрони можуть бути лінійними або нелінійними, це залежить від функції активації. НМ, які побудовані на з'єднаннях нелінійних нейронів, є нелінійними. Крім того, ця нелінійність є однією з найважливіших властивостей, оскільки вона розподілена по всій мережі та в повній мірі або частково знімає обмеження класичних методів математики.

2. *Відображення вхідної інформації в вихідну (input-output mapping)*. Однією з парадигм НМ є навчання, яке відбувається параметрично («з учителем») чи не-параметрично («без учителя»). Під цим розуміється зміна синаптичних коефіцієнтів на основі навчальних множин-прикладів (training sample) або «навчанням з нуля», за якого відсутні будь-які попередньо встановлені вхідні дані. Таким чином НМ навчається на прикладах і утворюється неявно таблиця відповідностей «вхід-вихід» для вирішення конкретно поставленої задачі.

3. *Адаптивність (adaptivity)*. Нейронні мережі здатні адаптувати (підлаштовувати) свої синаптичні ваги до змін навколишнього середовища, тобто НМ, що навчені вирішувати один тип задач, можуть бути перенавчені для роботи з іншими типами завдань. Для того, щоб використовувати всі переваги адаптивності, основні параметри системи повинні бути достатньо стабільними, щоб можна було не враховувати зовнішні завади, та достатньо гнучкими, щоб забезпечити реакцію на суттєву зміну середовища. Ця задача зазвичай називається дилемою стабільності-пластичності (*stability-plasticity dilemma*).

4. *Очевидність відповіді (evidential response)*. У контексті задачі класифікації образів можна розробити НМ, яка збирає інформацію не тільки для визначення конкретного класу, але й для збільшення достовірності рішення, що приймається. Надалі ця інформація може використовуватися для видалення сумнівних рішень.

5. *Контекстна інформація (contextual information)*. Знання в структурі НМ представлені за допомогою стану активації. Кожен нейрон мережі потенційно

може бути підданим впливу всіх інших нейронів. Як наслідок, існування НМ пов'язано з контекстною інформацією.

6. *Відмовостійкість (fault tolerance)*. При несприятливих умовах незначне пошкодження структури ніколи не викликає катастрофічних наслідків функціонування НМ, тобто продуктивність мережі потенційно падає повільно. Якщо елемент мережі (нейрон або його зв'язок) пошкоджено, то, звісно, отримання інформації ускладнюється. Проте, приймаючи до уваги той факт, що збереження та передача інформації у НМ розподілені між усіма нейронами, можна стверджувати, що тільки суттєве пошкодження структури призведе до виходу її із ладу. Щоб гарантувати відмовостійкість роботи НМ, в алгоритм навчання потрібно закладати відповідні поправки.

7. *Маштабування (VLSI Implementability)*. Паралельна структура НМ потенційно пришвидшує рішення деяких задач і забезпечує маштабування НМ в рамках технології *very-large-scale-integrated (VLSI)*. Однією з переваг технології *VLSI* є можливість представити досить складну поведінку архітектури за допомогою ієрархічної структури.

8. *Однорідність (або спільність) аналізу та проектування (Uniformity of analysis and design)*. Штучні НМ є універсальним механізмом обробки інформації. Одна модель НМ для вирішення поставленої задачі може використовуватися в різних предметних областях, оскільки стандартною основою будь-якої мережі – нейрони.

Однак, при розробці алгоритмів діагностики та проектуванні інтелектуалізованих систем діагностики на основі ШНМ, або їх підсистем, до сих пір не вирішені деякі проблеми, основними із яких є наступні [84]:

- відсутність формальних методів вибору типу ШНМ, адекватного класу задач, що вирішується;
- недостатня обґрунтованість вибору методів оптимізації в процедурі навчання ШНМ, що приводить до значних похибок прогнозування та часу навчання;

– висока комбінаторна складність проблем, пов'язаних з автоматичним формуванням топології ШНМ, що в багатьох випадках не надає можливості створювати інтелектуальні інформаційні технології на базі ШНМ з мінімальною складністю.

Таким чином, застосування НМ в сучасних інтелектуалізованих системах моніторингу та діагностики для багатокласового розпізнавання набуває перспективного напрямку для визначення ТС складних просторових об'єктів, оскільки мають високий допустимий поріг шуму в даних, низький коефіцієнт помилок, та знаходяться в процесі постійного безперервного удосконалення та оптимізації різних алгоритмів навчання та спрощення структур. Крім того, однією з головних переваг НМ полягає в тому, що вони теоретично мають можливість апроксимувати будь-яку неперервну нелінійну функцію, що забезпечує дослідникам можливість не приймати заздалегідь будь-які гіпотези щодо складної математичної моделі процесу функціонування ОК [55].

1.3.4 Математична модель нейронної мережі

Штучний нейрон – це одиничний елемент обробки інформації ШНМ, або елементарна функціональна одиниця, з множини яких формуються ШНМ. Детально математичний апарат НМ описаний в роботах [83, 85, 87-88].

Загальна модель ШН представлена на блок-схемі рис. 1.1 [76, 87]. В цій моделі можна виділити три основні складові: синаптичні зв'язки, суматор, функція активації.

Синаптичні зв'язки характеризуються своїми ваговими коефіцієнтами w_{ik} . Зокрема, сигнал x_i на вході синапсу i , що зв'язаний з нейроном k , помножується на вагу w_{ki} . Варто звернути увагу на порядок індексів вагового коефіцієнта: перший індекс відповідає нейрону, що розглядається, а другий – до вхідного синапсу, з яким пов'язана дана вага. Ваговий коефіцієнт може приймати як додатні, так і від'ємні значення.

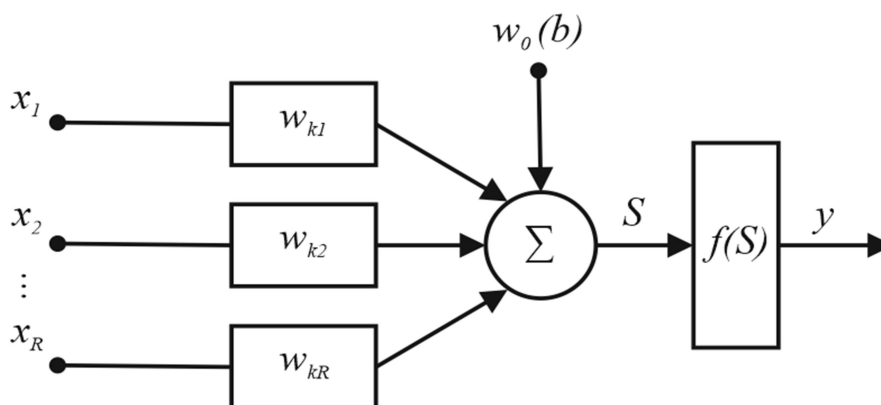


Рис. 1.1. Структурно-логічна схема та послідовність передання сигналів у штучного нейрона

Суматор виконує операцію лінійної комбінації вхідних сигналів з урахуванням вагових коефіцієнтів відповідних синаптичних зв'язків. Активаційна функція $f(S)$ обмежує амплітуду вихідного сигналу нейрона. Зазвичай нормалізований діапазон амплітуд вихідного нейрона лежить в інтервалі $[0; 1]$ чи $[-1; 1]$.

В наведеній моделі нейрона на рис. 1.1 показано пороговий зсув w_0 . В деяких джерелах він позначається b . Ця величина відображає збільшення або зменшення вхідного сигналу, що подається на функцію активації.

У математичному вигляді функціонування нейрона можна описати наступним чином. Сигнали x_i ($i=1 \dots R$), кожен з яких може бути як виходом іншого нейрона, так і сигналом з сенсора, поступають на вхід кожного нейрона та підсумовуються:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + w_0, \quad (1.1)$$

де w_0 – пороговий зсув, w_i – вагові коефіцієнти (синаптичні ваги).

Отриманий сигнал S перетворюється у вихідний сигнал нейрона відповідно до обраної активаційної функції $y = f(S)$.

1.3.5 Типи активаційних функцій

Функції активації $f(S)$ визначають вихідний сигнал нейрона. В різних джерелах виділяють по три основних типи активаційних функцій, але найбільш повним, на мій погляд, є класифікація на чотири види, які наведено на рис. 1.2.

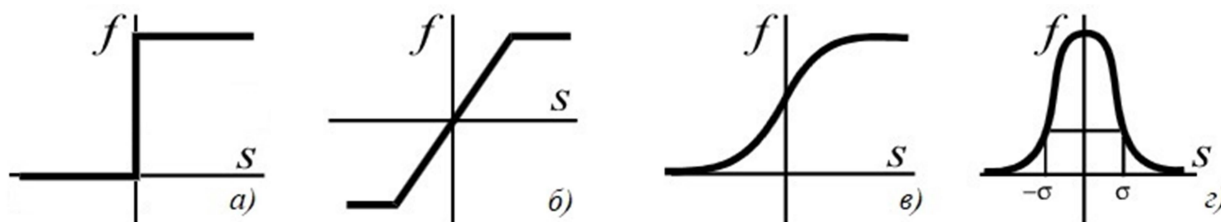


Рис. 1.2. Види функцій активації: а) одиничного стрибку; б) кусково-лінійна; в) сигмоїдальна (сигмовидна); г) радіально-симетрична

Розглянемо наведені в [76, 83, 85, 87] основні типи активаційних функцій:

1. Функція одиничного (єдиного) стрибку або порогова функція зображена на рис. 1.2, а. Вона описується як:

$$f(S) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S \geq 0 \\ 0, & \text{якщо } S < 0 \end{cases} \quad (1.2)$$

В технічній літературі ця форма одиничного стрибку зазвичай називається функцією Хевісайда. В даній моделі вихідний сигнал нейрону приймає значення 1, якщо лінійна комбінація S не від'ємна, та 0 – в інших випадках. Цей вираз описує властивість «все або нічого» першої запропонованої моделі Мак-Калок–Піттса[74].

2. Кусково-лінійна функція зображена на рис. 1.2, б. Вона описується наступним виразом:

$$f(S) = \begin{cases} a, & \text{якщо } S > a \\ S, & \text{якщо } -a \leq S \leq a \\ -a, & \text{якщо } S < -a \end{cases} \quad (1.3)$$

де a – це деяке порогове значення, зазвичай приймають 1.

Ця функція активації розглядається в технічній літературі як апроксимація. Вихідний сигнал нейрону приймає значення:

- a , якщо лінійна комбінація S більша за порогове значення a ;
- $-a$, якщо лінійна комбінація S менша за порогове значення $-a$;
- S в діапазоні значень $[-a; a]$.

Два особливих випадки кусково-лінійної функції активації:

- якщо лінійна область значень комбінацій не досягає порога насичення, то нейрон перетворюється на лінійний суматор;
- якщо коефіцієнт підсилення лінійної області прийняти некінчено великим, така функція перетворюється в порогову. Тому можна вважати, що функція одиничного стрибку – це частковий випадок кусково-лінійної функції.

3. Сигмоїдальна функція активації (рис. 1.2, в) є найбільш розповсюдженою функцією, яка використовується для побудови ШНМ. Це швидко зростаюча функція, яка балансує між лінійною і нелінійною поведінкою. Ця функція має верхній та нижній пороги насичення як у кусково-лінійної функції, та S -подібний графічний вид. Вона описується виразом:

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha S}}, \quad (1.4)$$

де α – параметр нахилу сигмовидної функції. Змінюючи цей параметр можна побудувати функції різної крутизни.

Якщо прийняти α безкінечно великим значенням, то сигмоїдальна функція перетворюється в порогову.

В якості сигнума, тобто кусково-лінійної функції, часто використовують форму гіперболічного тангенсу:

$$f(S) = \tanh\left(\frac{S}{\alpha}\right) = \frac{e^S - e^{-S}}{e^S + e^{-S}}. \quad (1.5)$$

Область допустимих значень при гіперболічному тангенсі найчастіше приймається від -1 до 1.

Сигмоїдальна функція активації є диференційованою по всій осі абсцис, що має суттєве значення для деяких алгоритмів навчання. Крім того, вона воло-

діє властивістю підсилювати слабкі сигнали та запобігає перенасиченню великих сигналів.

4. Радіально-симетрична функція активації, що наведена на рис. 1.2, г, – це функція Гаусівського розподілу.

$$f(S) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot e^{-\frac{(S-\langle S \rangle)^2}{2\sigma^2}}, \quad (1.6)$$

де σ^2 – стандартне відхилення (радіуси базисних функцій).

Таку функцію активації мають нейрони прихованого шару в нейромережах радіально-базисних функцій (*radial-basis function network* – *RBF*). За допомогою величини σ^2 регулюється крутість розподілу.

При великих значеннях радіусів графік функції занадто гострий, при невеликих значеннях σ^2 – більш пологий. Ця властивість суттєво позначається на інтерполяції лінійної комбінації нейрону.

1.3.6 Архітектура нейронних мереж

З точки зору принципів побудови НМ класифікуються в залежності від наявності або відсутності зворотних зв'язків:

- мережі прямого поширення сигналів без зворотних зв'язків (*feedforward* - *FF*);

- рекурентні мережі або мережі зі зворотними зв'язками (*feedback*).

Типові приклади мереж прямого поширення сигналів і мереж зі зворотними зв'язками наведено на рис. 1.3 [83].

У мережах прямого поширення інформація передається лише в одному напрямку від вхідного шару до прихованих шарів, а від них до вихідного. Розрізняють три таких типи НМ: одношаровий персептрон, багатошаровий персептрон, мережі радіально-базисних функцій. Мережі прямого поширення сигналів є статичними, тобто на заданий вхід вони формують одну сукупність виходів, що не залежать від попереднього стану мережі [83, 85, 87].

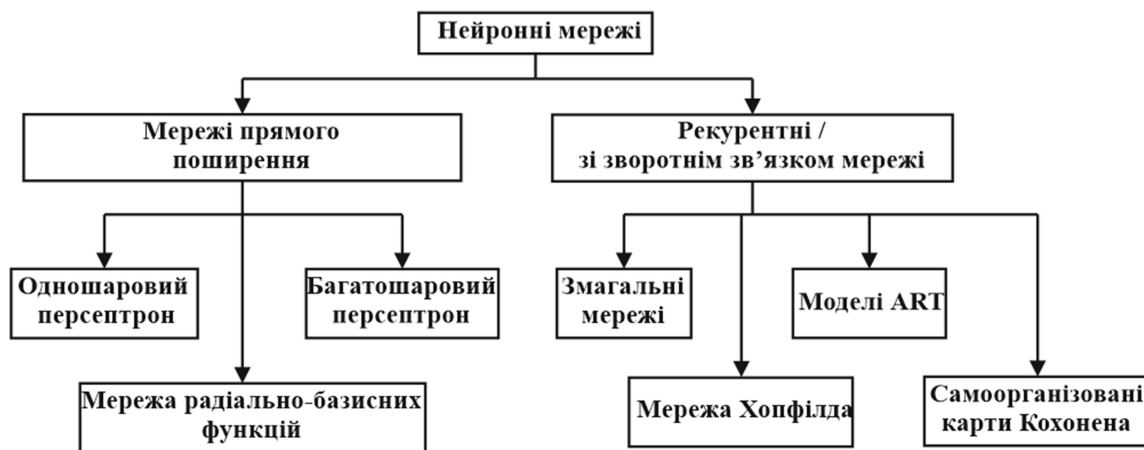


Рис. 1.3. Види архітектури НМ

Найбільш поширеною архітектурою *FF*-мереж є багатошаровий перцептрон, у якого нейрони розташовані шарами і мають односпрямовані зв'язки між шарами. У загальному випадку багатошаровий перцептрон складається з вхідного, вихідного і одного або декількох прихованих шарів, в яких розташовуються нейрони з порогової або сигмовидною функцією активації. Приховані шари можуть бути відсутні у структурі. Такий перцептрон називається одношаровим.

Іншим прикладом *FF*-мереж є мережі радіально-базисних функцій – *RBF*-мережі. Перевагою цієї моделі є швидка збіжність алгоритмів навчання, що досягається за рахунок спеціальної архітектури цих мереж і використання функції активації або виходу типу Гаусівського розподілу в нейронах прихованого шару.

У мережах із зворотними рекурентними зв'язками є зв'язки від виходів нейронів наступних шарів до входів нейронів попередніх шарів або того ж шару. Інформація передається в обох напрямках: в прямому від входів до виходів і в зворотному від виходів до входів. До рекурентних мереж відносяться змагальні мережі, самоорганізовані карти (*SOM*) Кохонена, мережі Хопфілда і мережі адаптивної резонансної теорії – *ART*-мережі.

Змагальні мережі характеризуються тим, що в них може бути одночасно активний тільки один вихід. При навчанні таких мереж вихідні нейрони змагаються за право активізуватися. Змагальні мережі часто застосовуються для вирішення завдань автоматичної класифікації вхідних образів. Окремим випадком змагальної мережі є мережа Кохонена, що складається з двох шарів: вхідного

шару і шару нейронів Кохонена. Мережі Кохонена широко використовуються для вирішення завдань автоматичної класифікації образів.

Мережі адаптивної резонансної теорії вирішують дилему стабільності-пластичності. Суть даної НМ полягає в поєднанні здібностей ідентифікації нових образів (класів, які раніше не зустрічалися) та стабільного розпізнаванню образів (класів, які вже зустрічалися). На практиці *ART*-мережі ефективно використовуються для вирішення завдань автоматичної класифікації[83].

Ще одним прикладом мереж із зворотними зв'язками є мережі Хопфілда, які широко застосовуються для розпізнавання спотворених зображень і рішення задач оптимізації (наприклад, відомої задачі комівояжера)[85, 87].

При використанні ШНМ, її алгоритм роботи (структуру мережі) підлаштовують безпосередньо до задачі, що вирішується.

1.3.7 Навчання нейронних мереж

При роботі з мережею розрізняють два принципово різних режими – навчання та роботу.

Найбільш важлива властивість НМ – це їх здатність до навчання на основі початкових даних і під час навчання покращувати свою продуктивність. Останнє відбувається з плином часу відповідно до певних правил. Навчання НМ відбувається за рахунок інтерактивного процесу корегування синаптичних ваг і порогових значень.

Навчання НМ – це процес, при якому вільні параметри нейронної мережі налаштовуються шляхом моделювання середовища, в яку ця мережа вбудована. Тип навчання визначається способом підлаштування цих параметрів [87].

Відомі три парадигми навчання ШНС: "навчання з вчителем", самонавчання або "навчання без вчителя" і змішаний тип. У першому випадку на вхід ШНМ подається декілька прикладів з правильними відповідями (виходами мережі) на кожен вхідний образ, для чого попередньо формується навчальна послідовність образів, яка називається «вчителем». Тобто, до ШНМ надаються знання про ОК у

вигляді пар «вхід-вихід». Ваги налаштовуються так, щоб мережа формувала відповіді, найбільш наближені до відомих правильних відповідей. Після навчання «вчителя» можна відключити та надати можливість НМ працювати у системі автоматично.

У режимі самонавчання навчальна послідовність відсутня. У цьому випадку досліджується внутрішня структура даних або кореляції між образами, що надає можливість розподілити образи за класами або кластерам. При змішаному навчанні частина ваг визначається в режимі «навчання з учителем», а інша – у режимі «навчання без вчителя».

Є п'ять основних моделей навчання ШНМ. До них належать: корекція похибки, з використанням пам'яті, правило Хебба, конкурентне навчання або метод змагання, правило Больцмана. Вченими запропоновано велику кількість різновидів цих моделей навчання, які розрізняються особливостями модифікації синаптичних ваг [75-76, 83-88].

Крім того, існує велика кількість алгоритмів навчання, орієнтованих на розв'язування різних завдань. Найбільш відомий сучасний алгоритм – алгоритм зворотного поширення помилки [88]. Його основна ідея полягає в тому, що зміна ваг синапсів відбувається з урахуванням локального градієнта функції помилки. Різниця між реальними і правильними відповідями НМ, які визначаються на вихідному шарі, поширюється в зворотному напрямку, назустріч потоку сигналів. У результаті кожен нейрон здатний визначити вплив кожного своєї ваги в сумарну похибку мережі.

Навчання на основі пам'яті передбачає явне використання навчальних даних. Весь попередній досвід накопичується в великому сховищі правильно класифікованих прикладів у вигляді «вхід-вихід»:

$$\{(x_i, d_i)\}_{i=1}^N, \quad (1.7)$$

де x_i – вхідний вектор, d_i – відповідний йому вихідний сигнал, N – розмірність навчальної послідовності.

Якщо необхідно класифікувати деякий невідомий вхід, то із бази даних вибирається вихід, який найближче відповідає відомому вхідному сигналу.

Більш докладно про моделі та парадигми навчання показано у роботах [78-79, 81-89].

Нажаль, процедура налаштування синаптичних ваг є далеко не єдиною і не останньою проблемою, що зустрічається при навчанні мережі. Куди як більш складним питанням залишається формування набору навчальних шаблонів, який адекватно описує технічні стани складного просторового об'єкту.

Зроблений огляд НМ показує, що для вирішення завдання діагностики використовуються різні класи та структури мереж. Проте, можна виділити труднощі використання ШНМ.

1. При збільшенні розмірності входів і кількості шарів, складність мережі та, відповідно, час навчання зростає експоненційно, при цьому отриманий результат може бути неоптимальним (так зване «прокляття розмірності»).

2. Математичний апарат методів вирішення НМ задач важкий для розуміння. Для деяких областей це пояснення має більш важливе значення, ніж результат. Внутрішнє представлення результатів навчання часто настільки складне, що його неможливо проаналізувати, за винятком деяких найпростіших випадків.

1.4 Огляд виконаних раніше робіт за напрямком дослідження

Для оцінки актуальності та важливості досліджень проведемо аналіз раніше виконаних робіт вітчизняними та закордонними вченими, пов'язаних з розробкою сучасних автоматичних систем моніторингу. Над цією проблемою працюють провідні авіабудівні компанії світу, розробники та експлуатанти об'єктів енергетики, нафтогазової галузі, об'єктів спеціального призначення, тощо.

Для вирішення завдань багатокласової діагностики, оцінювання та прогнозування технічного стану складних просторових об'єктів при багатоосередковому пошкодженні вчені пропонують розробки систем діагностики та моніторингу на основі застосування штучного інтелекту. В роботі [90] різні методи штучного інтелекту такі, як нейронні мережі, системи нечіткої логіки, генетичні алгоритми, метод опорних векторів, використовуються в задачах класифікації сигналів

акустичної емісії. Застосування нейронних мереж для діагностики пошкоджень за сигналами акустичної емісії є вдалим, і це один із найбільш прогресуючих методів у сучасних системах моніторингу. Генетичні алгоритми ще потребують уваги вчених, оскільки вони недостатньо вивчені та бракує знань про них. Метод нечіткої логіки є ефективним та доцільним при діагностуванні пошкодження.

В [91] автори пропонують задачу багатовимірної класифікації вирішувати з використанням сімейства моделей багатовимірних класифікаторів на основі Байєсівської мережі. Комплексні підходи та методи класифікації на основі штучних нейронних мереж, генетичних і імперіалістичних алгоритмів пропонуються для діагностики бетонних конструкцій [92], головна увага зосереджена на аналізі інтервалів придатності методів оцінки довговічності конструкцій в залежності від основних механізмів деградації та їх впливів на довговічність.

В [93, 94] автори пропонують підходи до розробки системи, яка оперує інструментами Інтернету та хмарних обчислень, а також прогнозують розвиток сучасних діагностичних та керуючих комплексів на основі використання семантичної мережі та сервіс-орієнтованої архітектури (SOA). Результати, представлені в [95], стосуються особливостей побудови системи ідентифікації аварій на АЕС (визначення типу аварії, найбільш рання стадія її виникнення, розвиток аварії), автори пропонують для багатокласової діагностики підхід на основі нейронних мереж. Структуру перспективної контрольно-випробувальної апаратури бортової інформаційно-телеметричної системи, що побудована з використанням синтезованої кінцево-автоматної моделі та програмної реалізації динамічної нейронної мережі запропоновано в [96].

Використання нейронних мереж для двокласової діагностики роторних елементів авіаційних газотурбінних двигунів на основі аналізу вібраційних та акустичних сигналів на стаціонарних та нестаціонарних режимах обґрунтовано в [9]. У роботі [97] авторами застосовується нейронна мережа Fuzzy-ART для вирішення задачі безеталонної діагностики та класифікації стану виробів із композиційних матеріалів. Застосування нейронних мереж для обробки отриманих ек-

спериментальних даних дає змогу автоматизувати процес діагностики та процес прийняття рішень.

Аналіз публікацій за темою дисертації показав, що і вітчизняні, і закордонні дослідники використовують різні методи штучного інтелекту та пропонують системи розпізнавання на основі використання різних типів НМ. Але, в загальному випадку, розглянуті роботи присвячені вирішенню задачі двокласової діагностики, коли встановлюється факт відсутності чи наявності пошкодження, або визначається тип пошкодження з двох можливих. Часто в дослідженнях НМ налаштовується на конкретний тип пошкодження чи його розмір, або застосовується для класифікації при зміні одного діагностичного параметра. Результати раніше виконаних досліджень демонструють ефективність застосування НМ в комплексних інтелектуальних системах моніторингу, але не містять методичного та алгоритмічного забезпечення, рекомендацій щодо характеристик НМ та розроблених на їх основі класифікаторів для забезпечення високої вірогідності багатокласового розпізнавання ТС при появі та розвитку багатоосередкового пошкодження. Таким чином, в наявних публікаціях завдання багатокласового розпізнавання технічного стану складних просторових об'єктів при багатоосередковому пошкодженні залишаються не вирішеними та недостатньо дослідженими.

1.5 Мета та завдання даних наукових досліджень

Метою роботи є розробка нейромережевого класифікатора для забезпечення багатокласового розпізнавання технічного стану складного просторового об'єкта зі зварними з'єднаннями елементів конструкцій при появі багатоосередкового пошкодження.

Для досягнення поставленої мети в дисертації вирішуються наступні завдання:

1. Проаналізувати сучасний стан та тенденції розвитку систем моніторингу складних просторових об'єктів, та обґрунтувати практичне застосування нейронних мереж для багатокласової діагностики.

2. Обґрунтувати загальну структуру вдосконаленої системи функціональної діагностики зварних резервуарів на основі розробки підсистеми прийняття рішення для багатокласового розпізнавання стану резервуару.

3. Розробити загальну структуру нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання та обґрунтувати вибір імовірнісної нейронної мережі для його реалізації

4. Розробити та обґрунтувати інформаційні моделі процесів формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження, моніторингу розвитку пошкоджень і моніторингу деградації конструкції.

5. Розробити алгоритмічне та програмне забезпечення для програмної реалізації нейромережевого класифікатора і процесів багатокласового розпізнавання.

6. Провести моделювання та встановити вплив параметрів нейронної мережі та характеристик діагностичних векторів на вірогідність багатокласового розпізнавання стану об'єкта для діагностичних завдань: локалізації пошкодження, моніторинг розвитку пошкоджень, моніторинг деградації конструкції.

7. Провести розпізнавання та дослідити ефективність багатокласового розпізнавання стану зварних резервуарів.

8. Впровадити результати дослідження.

Представлені в роботі дослідження та положення, які виносяться на захист, відповідають формулі паспорту спеціальності 05.11.13 – прилади і методи контролю та визначення складу речовин у наступних пунктах:

- підвищення точності, вірогідності, чутливості, швидкодії, надійності приладів контролю та визначення складу речовин;
- прилади для систем функціональної діагностики об'єктів;
- прилади контролю надійності промислового обладнання і передаварійних ситуацій.

РОЗДІЛ 2

СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНИЙ СИНТЕЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КЛАСИФІКАТОРА ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ДЛЯ БАГАТОКЛАСОВОЇ ДІАГНОСТИКИ СКЛАДНИХ ПРОСТОРОВИХ ОБ'ЄКТІВ

2.1 Загальна структура системи моніторингу на основі концепції Structural Health Monitoring

У найбільш широкому розумінні, процес моніторингу представляє собою безперервний процес реєстрації, обробки, оцінки діагностичної інформації з контрольованого об'єкту та підготовки рішень, спрямованих на встановлення керуючих дій, щодо подальшого використання об'єкту [98].

Моніторинг змін стану об'єкта використовує повний набір даних спостереження за ОК та його взаємодії з навколишнім середовищем, повний набір технологій реєстрації, різні методи аналізу і контролю, та встановлення керуючих рішень.

Узагальнена структурна схема системи діагностики зображена на рис. 2.1.



Рис. 2.1. Структура процесу моніторингу

Структура системи значною мірою визначається об'єктом моніторингу, його характеристиками та характером переходу з бездефектного стану до дефектних станів. Тому важливим є аналіз об'єкта моніторингу для визначення тих методів та засобів отримання діагностичної інформації, які є прийнятними для об'єкта та умов і режимів його експлуатації.

2.1.1 Проблема збереження цілісності резервуару в умовах експлуатації

Як об'єкт моніторингу розглядається зварний паливний резервуар (рис. 2.2) з еколого-небезпечними речовинами, який експлуатується в критичних умовах – у важкодоступних місцях за впливу навантажень, які часто перевищують розраховані значення, та який характеризується максимально жорсткими умовами щодо збереження цілісності.



Рис. 2.2. Зварний паливний резервуар у процесі експлуатації на антарктичній станції Академік Вернадський

Як показано в [99], в зварних швах резервуару виникають підвищенні напруження і деформації під дією вертикального навантаження від покрівлі, встановленого обладнання та інших конструктивних елементів. Це може призвести до появи та розвитку тріщин в зварних швах різних поясів.

В роботі [100] показано, що поява та розвиток тріщин в зварних швах резервуарів призводить до змін їх статичних і динамічних характеристик, що негативно впливає на структурну стійкість об'єкта і може призвести до руйнування.

Характер причин виникнення пошкоджень поділяють на 2 групи – внутрішні та зовнішні [101, 102]. До внутрішніх відносяться якість матеріалів та їх фізико-хімічні характеристики, умови виготовлення. До зовнішніх причин варто

віднести умови експлуатації та природні фактори, такі як впливи кліматичних змін та навколишнього середовища.

Зазвичай, дефекти, що виникають через внутрішні причини, складно контролювати, адже під час виготовлення стан конструкції, елементів, деталей та вузлів не контролюється на появу відхилень від нормованого, за винятком явного виявлення геометричних невідповідностей.

В роботі [2] описано умови експлуатації об'єктів для зберігання екологічно-небезпечних речовин, у тому числі резервуарів зі зварними з'єднаннями, та наведено класифікацію основних зовнішніх збурень від тривалості неперервної дії впливу навантажень. Відповідно до класифікації за тривалістю дії, навантаження виникають від постійного впливу, змінних тривалих, короткочасних та епізодичних впливів. До таких видів навантажень належать вага та тиск конструкцій, стаціонарного обладнання, ґрунтів; залишкові попередні зусилля; тиск речовин у резервуарах; деформація основи; зміни погодних умов, вітрові навантаження; надлишкові тиски та навантаження з граничними чи експлуатаційними розрахунковими значеннями для ОК; сейсмічні та вибухові впливи та інші.

У роботі [103] австралійськими вченими наведено приклади пошкоджень резервуарів зі зварними з'єднаннями від дії зовнішнього навантаження (рис. 2.3). На різних ділянках ОК виникають дефекти, спричинені прискореним корозійним руйнуванням. У цьому випадку причиною пошкодження є вода, яка, через нещільність з'єднань, просочувалася в ізоляцію та зберігалася в елементах конструкції трохи нижче зварних швів. Корозійне руйнування по периметру шва спричинило втрату товщини стінки більше, ніж на 50 % від номінальної. Після руйнування першого кільцевого елемента, вода почала просочуватися далі, на інші ділянки об'єкту. Таким чином вологість розповсюджувалась по різних елементах конструкції, що стало причиною втрати цілісності резервуару.

Еволюція пошкоджень може бути прихованою протягом довгого часу, навіть декілька років, оскільки такі резервуари встановлюються у важкодоступних місцях, наприклад, на висотних спорудах, або в місцях з агресивними середовищами. Поверхнева діагностика або візуальне експертне обстеження фахівцями,

що виконують перевірку ТС об'єкта, не завжди забезпечує достовірну інформацію про стан, тому може бути прийнято помилкове рішення щодо функціональності ОК, оскільки дефект утворюється та розвивається під теплоізоляційними та лакофарбовими покриттями, або на внутрішніх частинах резервуарів.

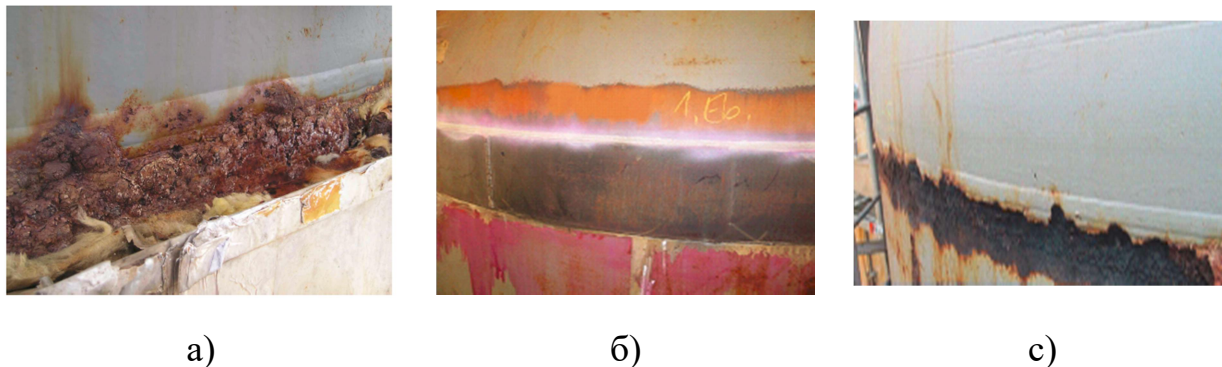


Рис. 2.3. Дефекти резервуарів зі зварними з'єднаннями від дії зовнішніх збурень:

а) корозійне руйнування на місці встановлення та закріплення об'єкту; б) ізоляція зварного шва з; в) корозійне руйнування зварного шва під ізоляцією

Для моніторингу зміни стану реальних об'єктів, таких як мости або будівлі, вже застосовуються розгалужені системи сенсорів. Наприклад, в роботі [104] наведено схему розташування 72 акселерометрів на консольній балці житлового комплексу *One Rincon Hill*, що у Сан-Франциско. Система ЧЕ підключена до системи моніторингу, яка фіксує сильні землетруси. Час опитування сенсорів та зняття інформації складає всього 3,3 секунди для оцінки пошкодження після природнього катаклізму. Тобто, зазначена система надає можливість визначати стан конструкції від впливу сейсмічних навантажень.

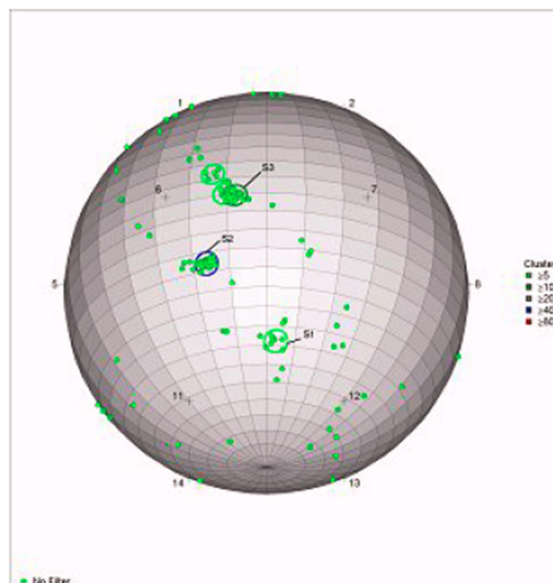
Продуктивність такого підходу побудови мережі сенсорів, що розташовані по конструкції ОК, може бути визначена кількісною оцінкою здатності до виявлення тріщин або дефектів в контрольованих місцях. Значна кількість перетворюючих пристроїв призводить до появи багатоканальності в системі моніторингу виявлення пошкодження.

Двокласову діагностику локалізації дефектів на поверхні сфери зберігання природнього газу було застосовано в роботі [103]. Як видно з рис. 2.4, пошкодження виникають в різних областях об'єкту, тобто є багатоосередковим. Тому

важливим завданням є визначення прогнозової оцінки ТС об'єкту та ступінь відповідності нормативним вимогам з експлуатаційної придатності на ранніх стадіях виникнення дефекту.



а)



б)

Рис. 2.4. Сфера зберігання природного газу: а) загальний вид; б) знайдені ідентифікатори дефектів (багатоосередкове пошкодження)

В [105] запропоновано метод розділення поверхні структури на вузли з сенсорами. Мережа сенсорів для системи моніторингу формується за допомогою карти вузлів. Крім того, в такій мережі є так званий актуатор, тобто, пристрій, що посилає хвильові пакети (сигнали) на поверхню об'єкту, які відбиваються від неї та фіксуються приймачами. Зміна параметру відбитого сигналу показує наявність тріщини.

Щоб уникнути перекриття сигналів, ЧЕ не повинні розташовуватися поруч із будь-якими краями, отворами або конструкційними з'єднаннями, та повинні бути якомога чітко розділеними, наскільки це можливо. Кожен сенсор налаштовується на свою область фіксації дефекту.

Враховуючи вищезазначені результати досліджень, питання безпечного збереження та поводження з паливом в ємностях є надзвичайно важливим, адже витік еколого-небезпечних речовин становить загрозу збереженню навколишнього середовища та призводить до його забруднення. У роботах [106-108] розг-

лядається безпечна експлуатація резервуарів з паливом в умовах Антарктики для забезпечення життєдіяльності. Дослідники особливу увагу приділяють діагностуванню та моніторингу. При діагностуванні виконується періодичний контроль товщини стінок і днища резервуарів та стану зварних швів. При постійному моніторингу в автоматичному режимі контролюється зміна напружено-деформованого стану ОК. Поєднання різних методів діагностування та моніторингу надає можливість визначати поточний ТС об'єкту та прогнозувати його зміни з плином часу. Тому пріоритетним напрямком забезпечення безпечної експлуатації для паливних резервуарів зі зварними з'єднаннями є розробка автоматизованої системи раннього попередження появи дефектів, можливого руйнування та витoku палива, що реалізують концепцію *SHM*.

2.1.2 Вимоги до систем функціональної діагностики резервуарів

Відповідно до роботи [109] висуваються такі основні загальні технічні вимоги до систем функціональної діагностики:

1. При розробці системи, відповідно до нормативних вимог, мають бути передбачені способи встановлення сенсорів системи моніторингу, що не порушують умов безпечного та правильного функціонування устаткування в існуючому технологічному процесі.

2. Конструкція складових частин системи моніторингу повинна забезпечувати механічну міцність і дотримання норм на електричні параметри, встановлених в технічних умовах на систему моніторингу з урахуванням її експлуатації в заданих кліматичних районах і заданих вибухонебезпечних зонах.

3. Термін служби системи моніторингу має бути не менше 10 років. Має бути забезпечена можливість безперервної цілодобової роботи системи моніторингу протягом міжремонтного періоду. Допускається короткочасне вимкнення системи моніторингу для її обслуговування та ремонту, тривалість якого не повинна перевищувати інтервалу прогнозу небезпечного стану, відповідного заданому ризику пропуску відмови.

4. Підтвердження (перевірка) вірогідності помилки розпізнавання та ризику пропуску раптової відмови здійснюють спеціалізовані лабораторії при випробуваннях системи в умовах, близьких до експлуатаційних або в ході дослідної експлуатації у виробничих умовах.

5. Система моніторингу повинна автоматично визначати та прогнозувати несправність контролюваного об'єкту та видавати рекомендації персоналу щодо його дій.

6. Система моніторингу повинна автоматично архівувати результати вимірів і відображати графіки зміни параметрів технічного стану в часі (тренди).

7. Система моніторингу повинна зберігати тренди та сигнали при появі встановлених подій (неприпустимого стану контролюваного об'єкту).

8. Система моніторингу повинна мати наступні форми представлення результуючої інформації:

- графічний інтерфейс;
- звукове попередження;
- протоколи звітів із можливістю друку на принтері.

9. Система моніторингу повинна відображати одночасно мінімум два тренди будь-яких вибраних із числа контролюваних параметрів з наступними рекомендованими інтервалами часу для різних періодів моніторингу (звернення оператора):

- для періоду 12 години інтервал складає 1,5 хвилини;
- для періоду 4 доби години інтервал складає 12 хвилин;
- для періоду 40 діб інтервал складає 2 години;
- для періоду 1 рік інтервал складає 1 добу;
- для періоду 9 років інтервал складає 7 діб.

2.1.3 Загальний підхід реалізації системи функціональної діагностики для моніторингу технічного стану резервуару

Враховуючи вимоги, що наведені в п. 2.1.2, для резервуару, як об'єкту моніторингу, в [110] запропоновано автоматизований діагностичний комплекс моніторингу і прогнозування технічного стану складних просторових об'єктів. Це є багатоканальна система, яка розроблена на основі концепції *SHM*, загальний підхід до реалізації якої полягає в наступному [111, 112]:

- прийняття, перетворення, попередня обробка та реєстрація інформації від множини ЧЕ, які встановлені на об'єкті;
- обробка інформації та визначення характеристик і параметрів експлуатаційних навантажень на елементи конструкції ОК;
- обробка інформації відповідно до визначених методів, виділення параметрів (діагностичних ознак) зміни технічного стану;
- слідкування за перевищенням параметрами своїх граничних значень, розпізнавання функціонального технічного стану та формування сигналів появи пошкодження, несправного функціонування чи аварійного стану ОК;
- візуалізація діагностичних повідомлень, автоматичне формування за запитом усієї наявної інформації для кожного діагностичного повідомлення;
- зберігання та передача інформації у зовнішні інформаційні мережі.

Проте, для виявлення дефектів потрібна методологія правильного розпізнавання та класифікації ознак пошкоджень. Недоліками цього діагностичного комплексу є те, що при моніторингу ТС об'єкту діагностична система не визначає локалізацію та поведінку пошкодження, а лише реагує та сигналізує про наявність дефекту, що призводить до необхідності виконувати діагностування ТС всього об'єкту.

Багатоосередковість пошкодження складних просторових об'єктів та багатоканальність такої системи діагностики накладають вимоги щодо оперування великорозмірними потоками даних, що, в свою чергу, призводить до втрати швидкодії. Від швидкості обробки інформації та її передачі між підсистемами

залежить вчасність надання технічного обслуговування та прогнозої оцінки ТС. Проблема швидкодії системи діагностики може бути успішно вирішена за допомогою використання паралельної організації потоків обробки діагностичної інформації, що реалізується шляхом застосування обчислювальних систем з масовим паралелізмом.

2.1.4 Вдосконалення системи функціональної діагностики для забезпечення розпізнавання стану складних просторових об'єктів

При функціонуванні резервуарів зі зварними з'єднаннями в складних умовах експлуатації поява та розвиток багатоосередкованого пошкодження призводить до зміни діагностичних параметрів. У сучасних моніторингових системах на основі принципів *SHM* використовується мережа ЧЕ, що реєструють різні фізичні процеси, які відбуваються у матеріалах конструкції від впливів. В залежності від використаного методу неруйнівного контролю, його можливостей та ефективності визначається тип та доцільність використання конкретного сенсора.

Якщо система моніторингу повинна виконувати діагностичні функції, то вона повинна включати в себе підсистему прийняття діагностичних рішень. Це може бути:

- експерт;
- оператор, який використовує експертні підсистеми;
- підсистема штучного інтелекту, що виконує функції експерта.

Для вдосконалення системи пропонується підсистема прийняття рішення, на основі НМ, для забезпечення багатокласового розпізнавання технічного стану складного просторового об'єкту при появі пошкоджень у просторовому та часовому вимірах (локалізація одного чи багатоосередкового пошкодження, моніторинг розвитку дефекту та деградації конструкції) [113].

На рис. 2.5 зображено узагальнену функціональну схему системи моніторингу ТС складних просторових об'єктів, таких як резервуари зі зварними з'єднаннями. Складовими цієї системи діагностування є: БПП – блок первинних

перетворювачів, що містить блоки акселерометрів, тензорезисторів та інклінометрів; АЦП – аналогово-цифровий перетворювач; 1 – блок попередньої обробки; 2 – зовнішні дані; 3 – блок збереження даних; 4, 5, 6 – блоки обробки вібраційних, тензометричних та інклінометричних даних відповідно; 7 – блок формування діагностичних ознак; 8 – блок збереження даних візуалізації; 9 – блок прогнозу; 10 – блок графічного відображення даних; НМК – нейромережевий класифікатор; 11 – блок входних тестових множин; 12 – блок входних навчальних множин; 13 – блок прийняття рішення; 14 – пристрій аварійної сигналізації.

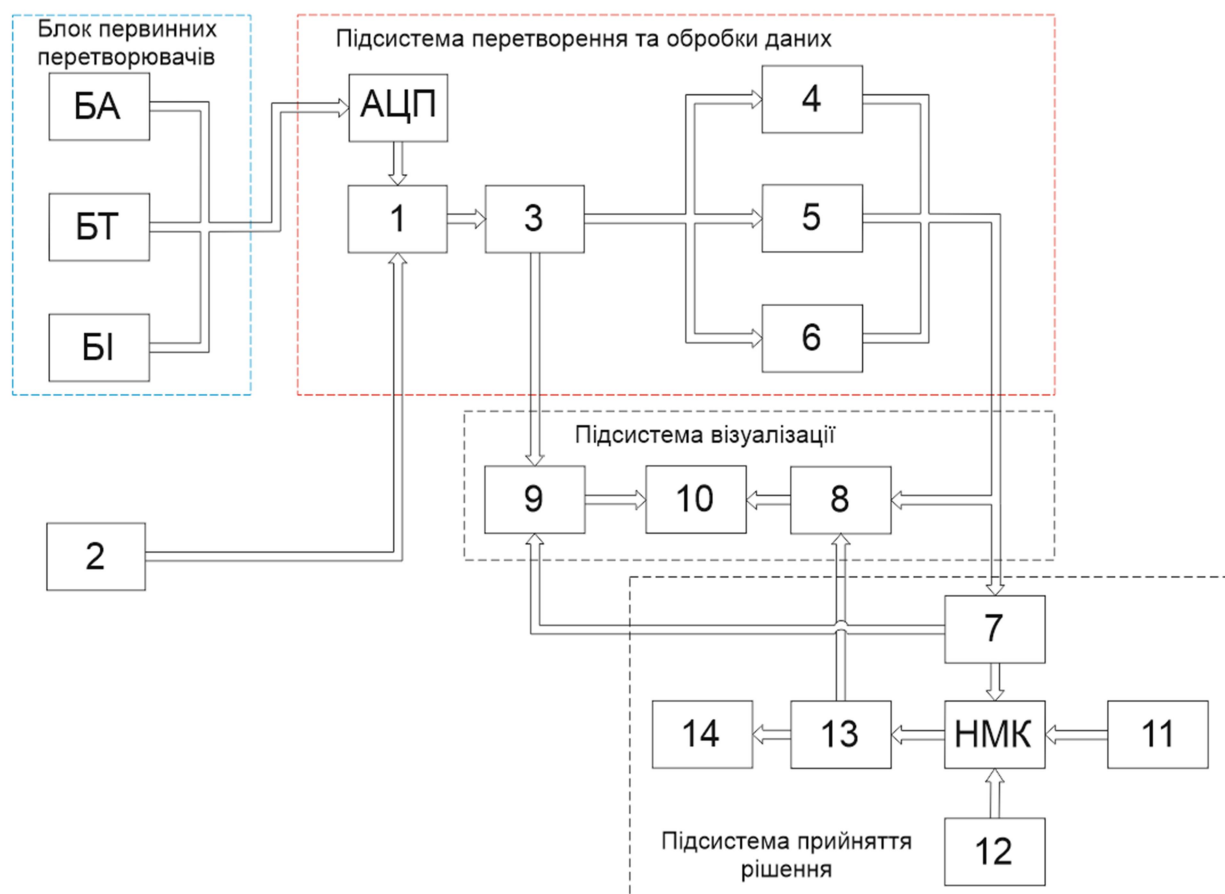


Рис. 2.5. Узагальнена схема системи функціональної діагностики технічного стану резервуарів

З урахуванням специфіки конструкції резервуарів з еколого-небезпечними речовинами та їх експлуатаційними умовами, в системі моніторингу реалізуються такі вимірювальні канали [111]:

- вібродіагностичні – для контролю модальних характеристик резервуару, контролю вібраційних характеристик фундаменту, визначення параметрів і характеристик динамічних збурень (блок акселерометрів – БА);
- тензометричні – для визначення та контролю характеристик напружено-деформованого стану зовнішньої стінки резервуару (блок тензорезисторів – БТ);
- інклінометричні – для визначення та контролю просторового положення резервуару під дією динамічних збурень (блок інклінометрів – БІ);
- автоматичного визначення метеорологічних параметрів для врахування їх при визначенні експлуатаційних навантажень на резервуар (блок зовнішніх даних).

Для визначення поточного ТС об'єкту та його майбутнього імовірнісного стану виконується зняття та реєстрація даних з мережі первинних перетворювачів (БПП). Дані з мережі сенсорів, після перетворення у цифровий сигнал за допомогою АЦП, надходять до блоку попередньої обробки, який також враховує вимірювані в 2 впливи зовнішнього середовища на об'єкт. Оброблені дані записуючим пристроєм зберігаються у файл.

Далі діагностична інформація розподіляється у відповідності до фізичних процесів між блоками обробки вібраційних, тензометричних та інклінометричних даних 4-6. Вихідна інформація надходить до блоку збереження даних візуалізації 8 та блоку формування діагностичних ознак 7, в якому виділяються складові сигналів та розраховуються діагностичні ознаки, до яких можуть відноситись спектральні, кореляційні, фрактальні, статистичні характеристики вимірюваних сигналів, тощо. За отриманими діагностичними ознаками, вхідними навчальними множинами з блоку 12 та тестовими множинами з блоку 11 формується неймережевий класифікатор (НМК), який виконує багатокласове розпізнавання стану об'єкту у просторовому та часовому вимірах (локалізація одичного чи багатоосередкового пошкодження, моніторинг розвитку дефекту та деградації конструкції). Відповідно до встановленого неймережевим класифікатором ТС, в блоці 13 приймається рішення щодо функціональності ОК, яке графічно відображається для обслуговуючого персоналу. Сповіщення щодо ТС також може

бути виконано за допомогою пристрою 14 аварійної сигналізації у разі небезпеки. На основі отриманої моніторингової інформації та сформованих діагностичних ознак здійснюється прогнозна оцінка ТС контрольованого об'єкту в блоці 9, яка також виводиться на графічний інтерфейс користувача 10.

Ця схема системи функціональної діагностики технічного стану складних просторових об'єктів є достатньо гнучкою для модернізації або взаємозамінності складових підсистем. Тобто, реалізація визначається для кожного об'єкту індивідуально. Наприклад, кількість сенсорів та їх фізичний принцип для БПП може бути як для випадку з комплексом *One Rincon Hill* [104], де використовуються лише акселерометри, так і будь-який інший набір ЧЕ. Широкий вибір пристроїв збереження інформації та візуалізації даних на сьогоднішній день надає можливість підібрати найбільш прийнятне до вимог системи обладнання, від дешевих з низькою якістю до дорогих, високоточних і надійних. Крім того, є можливість приєднати підсистему резервування даних.

Систему функціональної діагностики необхідно забезпечити мінімальним втручання людини до прийняття рішення щодо поточної та прогнозованої оцінки об'єкту. Тому, для правильного визначення ТС необхідно розробити класифікатор на основі НМ, який був би гнучким, забезпечував нелінійне розподілення на класи, був чутливим до малих змін діагностичних ознак, міг розрізняти стани за зміною однієї, двох або більше діагностичних ознак.

2.2 Розробка нейромережевого класифікатора стану складного просторового об'єкта

2.2.1 Обґрунтування вибору імовірнісної нейронної мережі для вирішення задач класифікації

Остаточний тип НМ та її структура може бути прийняті тільки після повноцінного навчання (зі зменшенням похибки до рівня, визначеного задовільним). Етапу навчання передують формування навчальних вибірок за попередньо встанов-

леними правилами, які визначаються під вирішувану задачу окремо. Далі відбувається підбір навчальних вибірок і, наприклад, додавання шуму в них, оскільки для добре натренованої мережі стає актуальною задача забезпечення апаратної та програмної нечутливості до варіацій вхідних величин за умови, що вони перебувають у певних допустимих межах. Далі НМ реалізує монотонне відображення вихідних сигналів.

Навчена ШНМ – це інформаційна система, що працює в режимі реального часу з базою знань, що зберігає базу правил, і автоматичним виведенням рішень. Практичне використання НМ при вирішенні реальної задачі класифікації полягає у навчанні НМ на відомих прикладах (на навчальній множині) та подальшому віднесенні тестових образів до заздалегідь визначених станів [114]. Реалізація цього принципу зображена у вигляді схеми налаштування НМ на рис. 2.6.

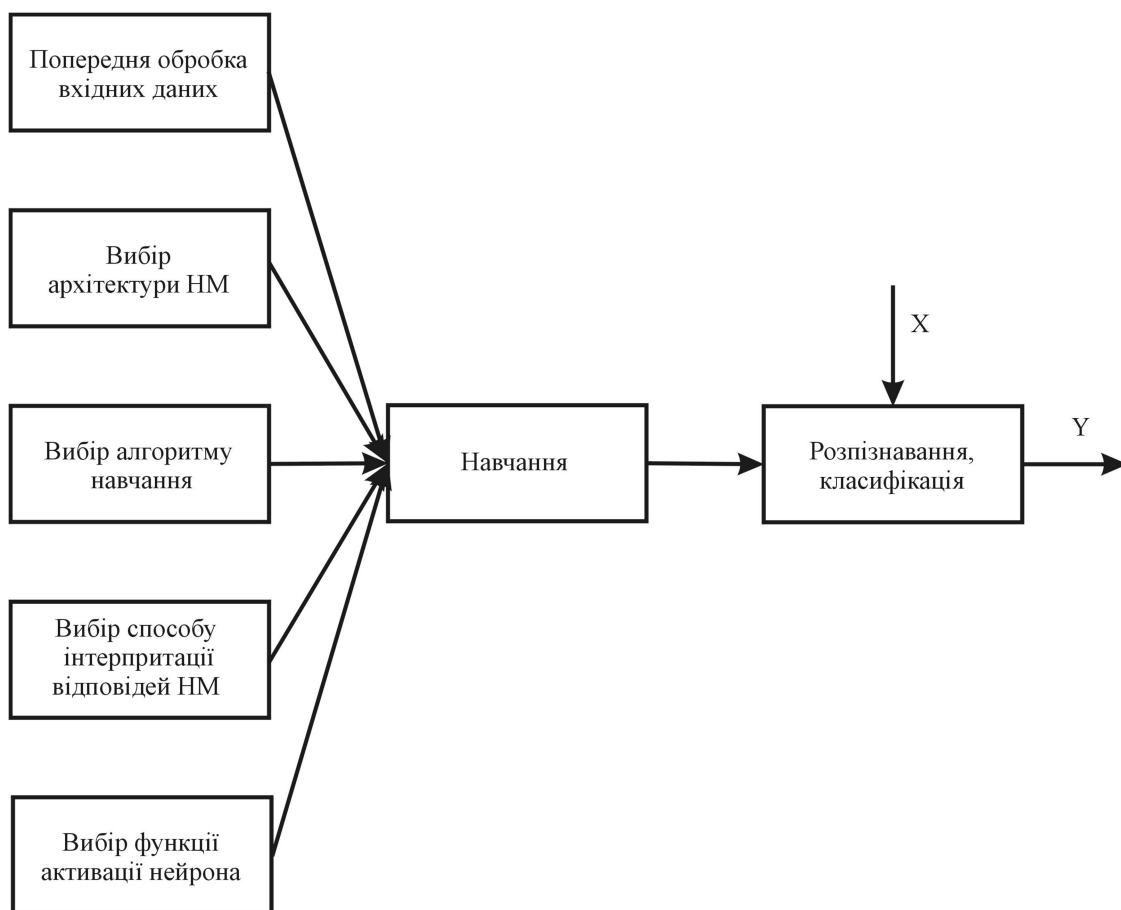


Рис. 2.6. Алгоритм процесу налаштування нейромережевого підходу розпізнавання для вирішення задач класифікації

У розділі 1 зазначалося, що складні просторові об'єкти характеризуються багатокласовістю технічного стану, складною нелінійною роздільністю класів та великою розмірністю діагностичних ознак. Результати дослідження вчених у роботах [117 – 120] показують, що для різних задач класифікації використовуються імовірнісні нейронні мережі (*Probabilistic Neural Network*) [116]. Імовірнісні нейронні мережі (ІНМ) було запропоновано Д. Ф. Шпехтом [118 – 120] у 1990 році.

В [117] мережа ІНМ застосовується для систем прийняття рішень, орієнтованих на обробку економічних даних, а в [118] автори вирішують задачу ідентифікації часових рядів, їх аналізу та прогнозування. Ідентифікація пошкодження в конструкції крила літального апарату за зміною власної частоти елементу конструкції за допомогою імовірнісних НМ показано в [119]. А в роботі [120] досліджується можливість ідентифікації, локалізації та класифікації двох типів пошкодження (тріщина та втрата заклепки).

У порівнянні з НМ, які широко використовуються для класифікації образів, таких як багат шаровий персептрон, мережі з самоорганізованими картами Кохонена та інші, ІНМ мають переваги у швидкості та легкості навчання, надійної статистичної основи в теорії оцінки Байєса. Крім того, в [118] наголошується, що, при наявності невеликої кількості векторів навчальної вибірки, застосування ІНМ надає змогу отримати корисні результати розпізнавання, навіть якщо для навчання використовуються вектори з помилковими даними.

У роботі [9] проведено розпізнавання технічного стану об'єкта діагностики за двовимірними векторами ознак. Серед таких НМ як мережі Кохонена, багат шаровий персептрон і НМ зі зворотніми зв'язками, ІНМ показала кращі результати ефективності класифікації, особливо для випадків складної лінійної роздільності між елементами станів.

Як для будь-яких НМ, існує ряд недоліків для ІНМ. По-перше, у цій мережі використовується «навчання з вчителем», що накладає вимогу правильного формування навчальних образів. По-друге, існує залежність від встановлених параметрів, які визначаються лише емпіричним шляхом. Але найвагомішим недоліком є розмірність вхідного шару, тобто, існує пряма залежність від кількості вхі-

дної вибірки, як буде показано в розділі 3. Принципом вирішення останнього вади є компроміс між ефективністю класифікації та розміром навчальної множини векторів.

Враховуючи вищезазначене, для проведення класифікації ТС резервуарів зі зварними з'єднаннями, використання ІНМ стає найефективнішим інструментом.

2.2.2 Загальна структура нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання

Класифікатор є частиною комплексної інтелектуальної автоматизованої системи функціональної діагностики. Елементами такого класифікатора (рис. 2.7) є [114, 115]:

- навчальна множина образів або діагностичних ознак (вектор P);
- множина цільових класів (вектор T);
- матриця зв'язності T_c , яка встановлює приналежність вхідних векторів до відповідних класів S_i ;
- нейронна мережа, яка виконує процес класифікації та розпізнавання ТС об'єкта;
- тестова множина образів (вектор P_{test}).

Остання під час функціонування замінюється на множину реальних даних, що поступають з масиву чутливих елементів.

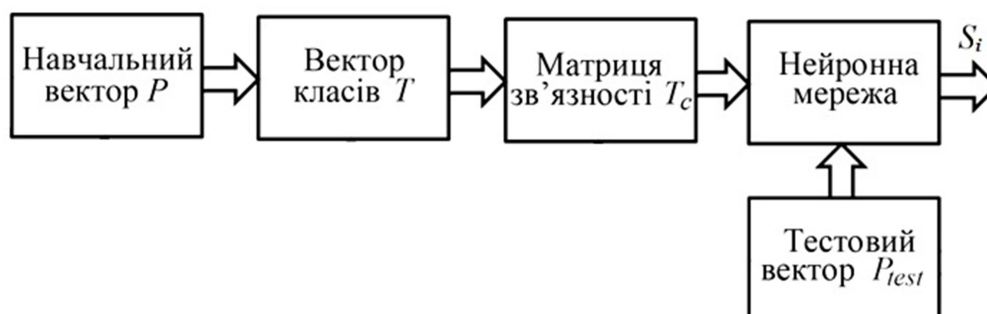


Рис. 2.7. Загальна схема класифікатора стану на основі ІНМ

Як приклад, на рис. 2.8 зображено загальну схему класифікатора стану системи багатокласової діагностики елементів конструкції складного просторового

об'єкту на основі ІНМ для розпізнавання наступних технічних станів: S_0 – бездефектний, $S_1 - S_i$ – при наявності дефекту в конструкції ОК.

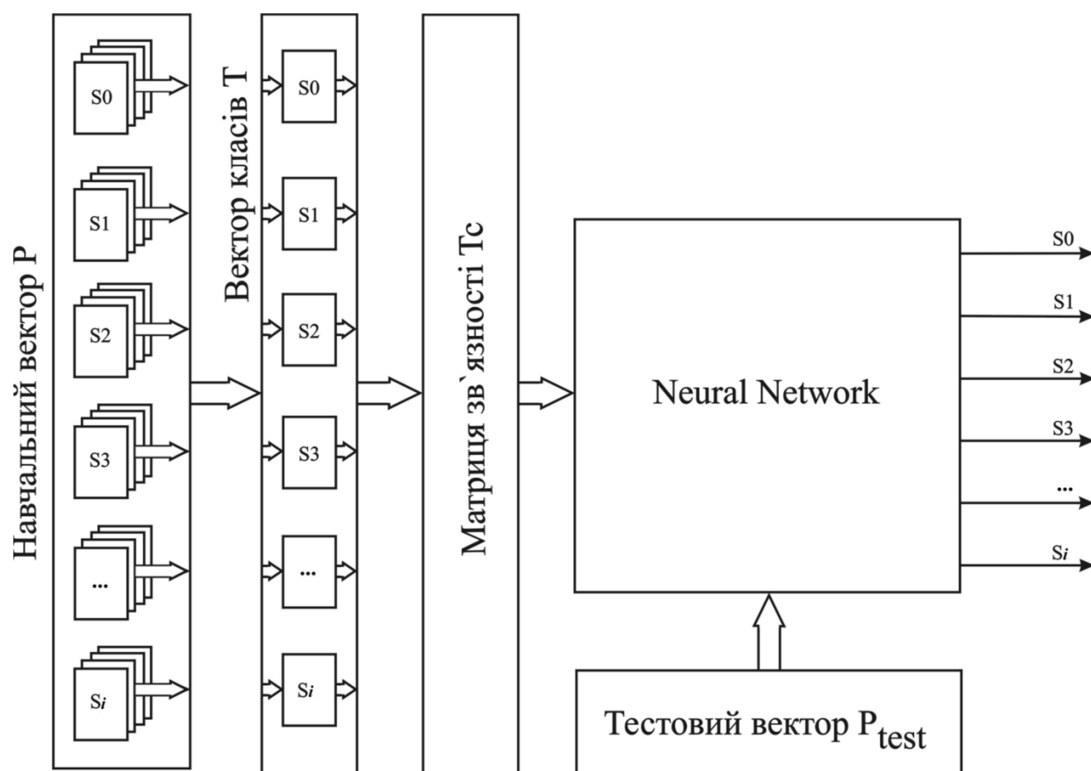


Рис. 2.8. Загальна схема класифікатора стану системи багатокласової діагностики елементів конструкції складного просторового об'єкту на основі ІНМ

Вектор P задає навчальну множину образів, вектором T встановлюється кількість ТС об'єкта, що надає можливість сформулювати ІНМ, промодельовати її, використовуючи масив входів P_{test} , та впевнитись, що мережа правильно вирішує задачу класифікації на елементах тестової множини.

2.2.3 Принципи побудови та функціонування імовірнісної нейронної мережі

Імовірнісні нейронні мережі відносяться до класу НМ радіально-базисного типу. У загальному випадку базова архітектура мереж на основі радіально-базисних функцій, або *RBF*-мереж, передбачає наявність трьох шарів, які виконують зовсім різні функції. Вхідний шар складається з сенсорних елементів, які пов'язують мережу з вхідними даними. Другий шар є єдиним прихованим ша-

ром. Він виконує функцію нелінійного перетворення. В третьому шарі відбувається прийняття рішення, тобто вирішення поставленої перед мережею задачі [87].

В основі ідеї вирішення задачі класифікації *RBF*-мережами лежить теорема Ковера про роздільність образів (*Cover's theorem on the separability of pattern*), яка полягає в наступному: нелінійне перетворення складної задачі класифікації образів у простір більш високої розмірності підвищує імовірність лінійної роздільності образів [87].

Проте архітектура ІНМ має два шари, перший з яких містить радіально-базисні функції, а другий – називається шаром конкуренції, який підраховує імовірність приналежності вхідного вектора к тому чи іншому класу та зіставляє вектор з тим класом, імовірність приналежності до якого вище. Структура радіального базисного нейрона з R входами та мережі наведені на рис. 2.9 та рис. 2.10 відповідно [121 – 124].

Функція $\|dist\|$ у радіально-базисному нейроні обчислює евклідову відстань між вектором входу P і вектором ваг IW нейрона. Зсув b слугує для корекції чутливості нейрона. Вхід функції активації визначається як модуль різниці вектору ваг IW і вектору входу P , помножений на зміщення b . Евклідова відстань розраховується за формулою:

$$\|dist\| = \|P - IW\| = \|p_i - w_j\| = \sqrt{\sum_{i,j=1}^R (p_i - w_j)^2} \quad (2.1)$$

Вихід нейрона (його функція активації) описується виразом (1.6).

Відповідно до архітектури ІНМ, кожному вхідному вектору НМ відповідає певне вихідне або цільове значення, а для множини вхідних та вихідних значень формується вектор приналежності «вхід/ціль». Навчальна множина містить Q пар векторів «вхід/ціль». Існує i класів, до яких може належати вхідний вектор. У результаті може бути утворена матриця зв'язності T_c розміром $i \times Q$, яка складається з нулів та одиниць. Рядки цієї матриці відповідають класам приналежності, а стовпці – векторам входу. Таким чином, якщо елемент $T_c(i, j)$ матриці зв'язності дорівнює 1, то це означає, що j -й вхідний вектор належить до класу i .

Кількість нейронів першого шару формується по кількості Q пар векторів «вхід/ціль» навчальної множини. Вихідний шар конкуренції містить Z нейронів, відповідно до i класів. Вагова матриця першого шару IW формується з використанням вектору входу із навчальної множини образів, а вагова матриця другого шару LW відповідає матриці зв'язності T_c .

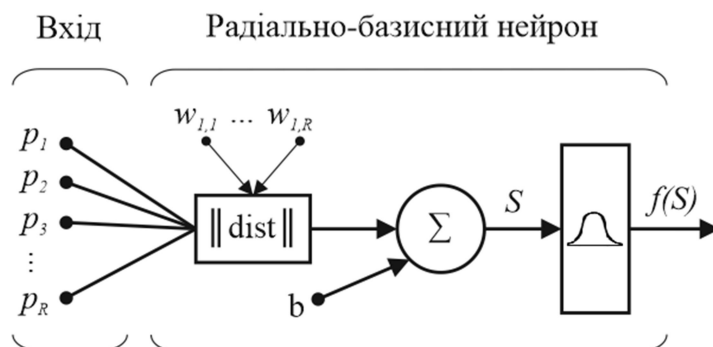


Рис. 2.9. Структура радіально базисного нейрона

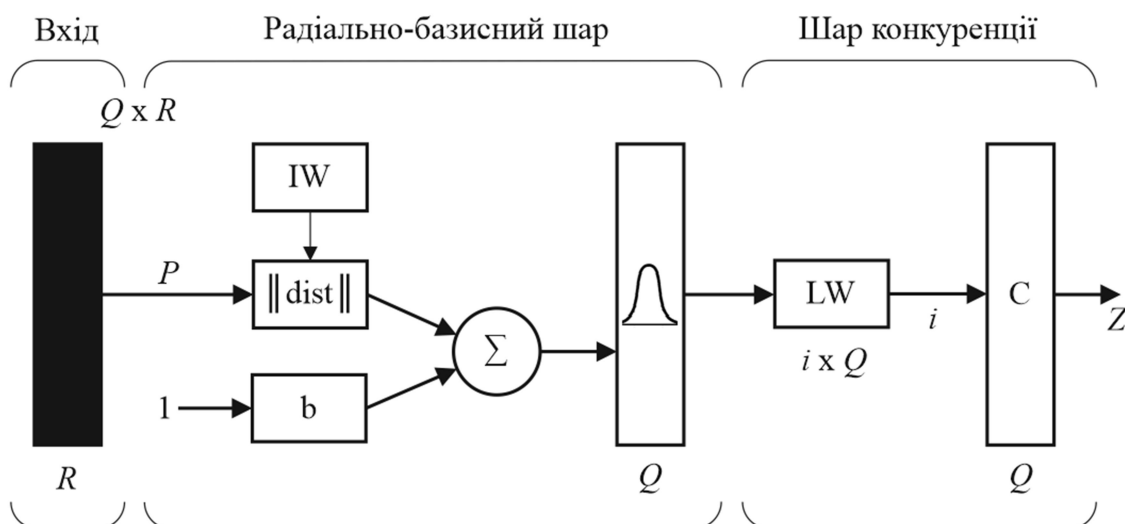


Рис. 2.10. Архітектура ІНМ

Вхід функції активації S формується за формулою:

$$S = \|P - IW\| \cdot b. \quad (2.2)$$

При навчанні ІНМ задається параметр впливу *spread* (або його ще називають параметр згладжування), який пропорційний радіусам базисних функцій σ_j^2 . Ці радіуси характеризують перекриття радіально-базисних функцій (рис. 2.11) та впливають на помилку навчання та ефективність класифікатора [118].

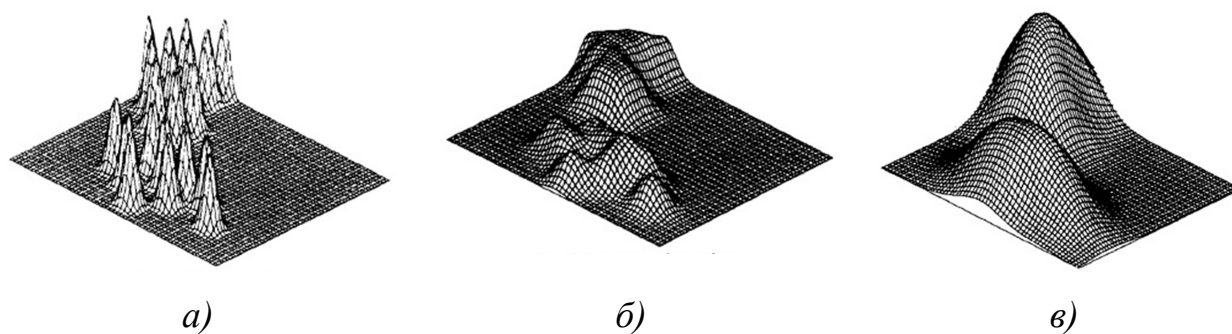


Рис. 2.11. Розподіл перекриття радіально-базисних функцій від значення параметру впливу σ^2 : а) невелике σ^2 ; б) середнє σ^2 ; в) велике σ^2

Ширина радіально-базисної функції характеризує середню відстань між центром кластера, який утворюється j -м нейронним елементом і його найближчими сусідами:

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |W_j - W_i|^2, \quad (2.3)$$

Невелике значення σ^2 , як показано на рис. 2.11 а, призводить до того, що передбачувана щільність функції має більш чіткі та роздільні класи, які відповідають місцям розташування навчальних зразків. Збільшення значення σ^2 , як показано на рис. 2.11 б – в, створює велику ступінь інтерполяції між точками. При $\sigma^2 \rightarrow \infty$ розподіл перекриття буде відповідати Гаусівському.

2.3 Розробка інформаційних моделей процесів формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання

Для вирішення завдання розпізнавання необхідно сформувати вхідні багатовимірні вектори діагностичних ознак за результатами аналізу діагностичної інформації з множини просторово рознесених сенсорів (рис. 2.12). Місця встановлення сенсорів визначаються в результаті дослідження резервуару, як об'єкта діагностики. У загальному випадку класифікатор відносить об'єкт до одного з визначених класів функціонального стану, які розділяються за наявністю, розмірністю та локалізацією пошкоджень.

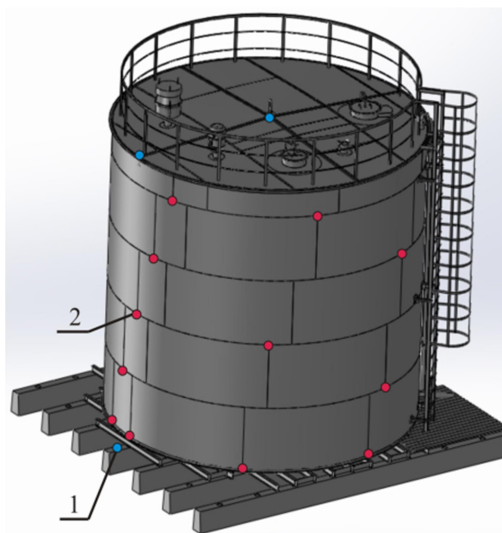


Рис. 2.12. Приклад розташування множини ЧЕ на резервуарі: 1 – акселерометри та інклінометри; 2 – тензометричні сенсори

Якщо пов'язати з координатами місця закріплення кожного ЧЕ діагностичну ознаку a_i , яка, в загальному випадку, може відноситись до спектральних, кореляційних, фрактальних, статистичних характеристик вимірюваного сигналу, то для багатокласового розпізнавання використовується n -вимірний вектор діагностичних ознак [115, 125, 126]:

$$A = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}. \quad (2.4)$$

Кожна ознака a_i ($i = 1 \dots n$) – це характеристика об'єкта в певній точці прийняття інформації. Кількість ознак n може варіюватися в залежності від кількості вимірювальних каналів [127]. Перевищення значення допустимого відхилення однією чи декількома будь-якими ознаками свідчить про перехід технічного стану об'єкта з класу S_0 до класів S_i , які характеризують дефектний стан об'єкта. Визначення класів відбувається відповідно до завдань багатокласового розпізнавання стану складних просторових об'єктів: локалізація пошкоджень; розвиток пошкодження; деградація конструкції об'єкта з розвитком пошкоджень. Для цього необхідно сформувати для кожного класу навчальні та тестові множини бага-

товимірних векторів діагностичних ознак, за якими реалізуються відповідні завдання розпізнавання [126].

Для формування тестових множин векторів використовуються значення відхилень діагностичних ознак, які як співпадають з відхиленнями ознак у навчальній множині, так і відрізняються від цих значень. Це надасть змогу порівняти ефективність класифікатора при його тестуванні на векторах, які входили в навчальну множину, та на векторах, значення ознак в яких відрізняється від таких в навчальній множині.

2.3.1 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для локалізації одиничного пошкодження складного просторового об'єкта

Загальна інформаційна модель процесу формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак для завдання локалізації одиничного пошкодження наведено на рис. 2.13 [126].

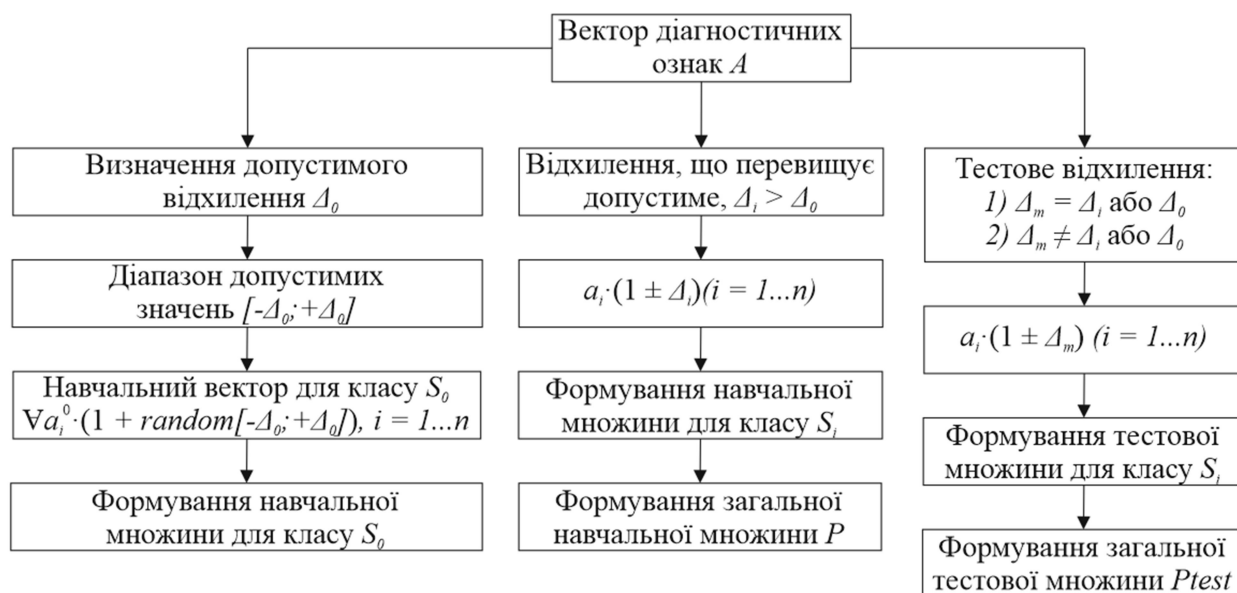


Рис. 2.13. Інформаційна модель процесу формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження

Бездефектний стан об'єкта описується наведеним вище вектором діагностичних ознак A_0 . Перевищення відхиленням будь-якої однієї ознаки у векторі A допустимого значення $\pm 5 \%$ буде свідчити про появу пошкодження. Місце появи пошкодження будемо визначати за номером діагностичної ознаки у векторі, відхилення значення якої перевищує допустиме, враховуючи, що кожна ознака у векторі пов'язана з координатами місця встановлення відповідного датчика інформації. Таким чином, для n -вимірного вектору діагностичних ознак можемо визначити такі класи технічного стану об'єкта [126, 127]:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 перевищує допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_2 перевищує допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$;
-
- до класу S_n відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_n перевищує допустиме відхилення $\Delta_n > \Delta_0$.

2.3.2 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для локалізації багатоосередкового пошкодження складного просторового об'єкта на прикладі двох пошкоджень

На рис. 2.14 наведено загальну інформаційну модель процесу формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак класів $S_0 - S_i$ для багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень.

Бездефектний стан об'єкта описується наведеним вище вектором діагностичних ознак A_0 . Розглянемо приклад одночасної появи на поверхні об'єкта двох пошкоджень. Тоді про появу такого багатоосередкового пошкодження буде свід-

чити перевищення відхилення будь-яких двох ознак у векторі A допустимого значення $\pm 5\%$ [126, 127].



Рис. 2.14. Інформаційна модель процесу формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень

Таким чином, для n -вимірному вектору діагностичних ознак можемо визначити такі класи технічного стану об'єкта:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_2 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_2 > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_3 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_3 > \Delta_0$;
-
- до класу S_n відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_{n-1} та a_n перевищує допустиме відхилення $\Delta_{n-1} > \Delta_0$ та $\Delta_n > \Delta_0$.

2.3.3 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для моніторингу розвитку пошкодження складного просторового об'єкта

Інформаційну модель процесу формування навчальної та тестової множини векторів діагностичних ознак класів $S_0 - S_l$ для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку одиничного пошкодження наведено на рис. 2.15 [126].

Бездефектний стан об'єкта описується, як і в попередніх задачах, вектором діагностичних ознак A_0 . Розглянемо випадок розвитку одиничного пошкодження. Доцільно пов'язати задачу моніторингу розвитку одиничного пошкодження з локалізацією пошкодження. Тобто, задача моніторингу може бути застосована до кожного чи будь-якого місця закріплення датчика інформації, з яким пов'язана діагностична ознака a_i . У випадку розвитку пошкодження значення відхилення Δ_i ознаки a_i у векторі буде не просто перевищувати встановлене допустиме значення Δ_0 , а буде змінюватись з часом. Для визначення класів технічного стану при розвитку пошкодження встановимо інтервали зміни значення відхилення та крок зміни значення відхилення діагностичної ознаки у визначених інтервалах. Кількість класів дефектного стану об'єкта залежить від кількості встановлених інтервалів значень відхилення діагностичної ознаки.

Таким чином, визначимо наступні класи:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкту, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_l відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_i перевищує допустиме відхилення Δ_0 та знаходиться в першому інтервалі $\Delta_{il} > \Delta_{dl} > \Delta_0$;

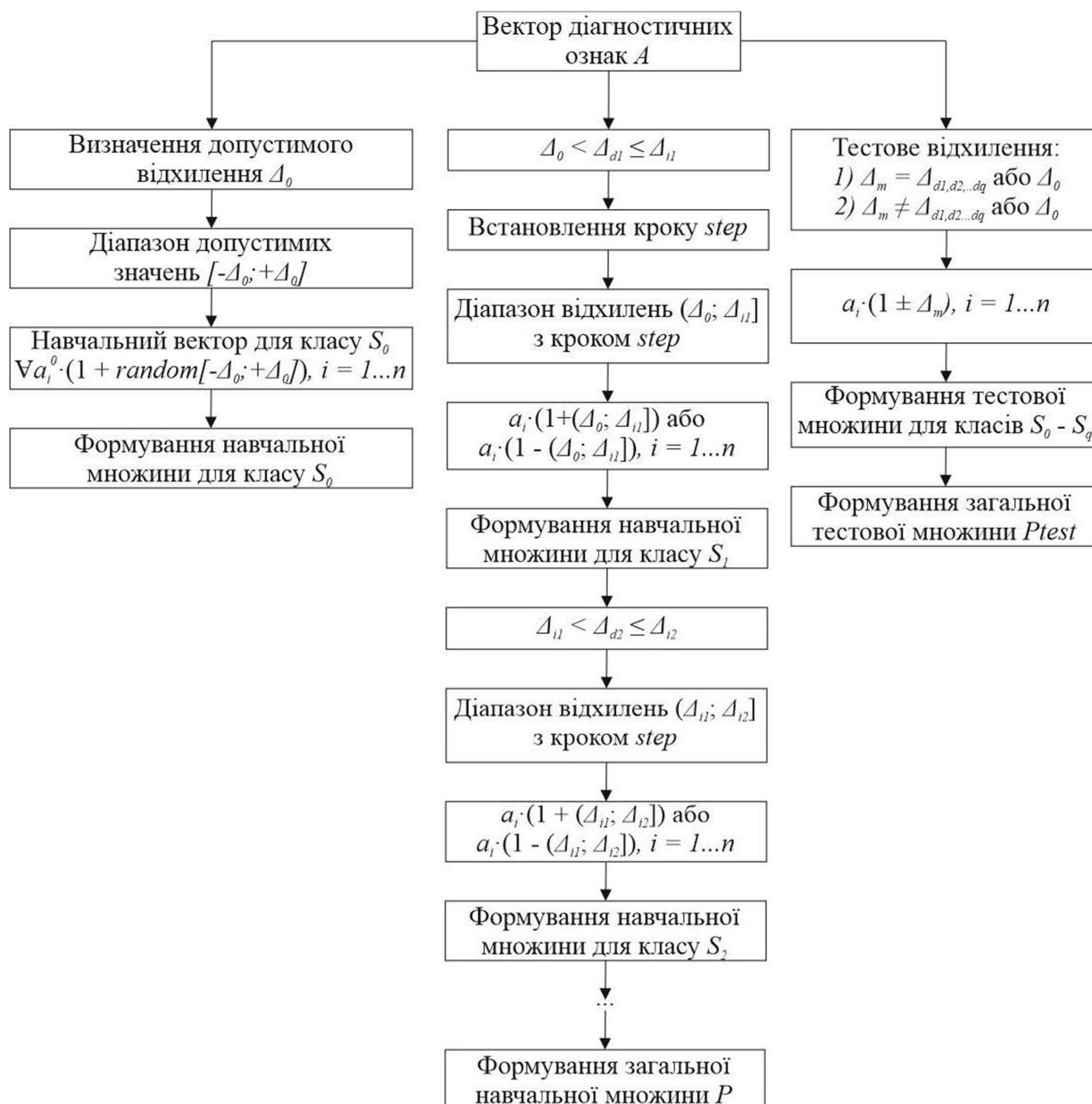


Рис. 2.15. Інформаційна модель процесу формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження

- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_i перевищує допустиме відхилення Δ_0 та знаходиться в другому інтервалі $\Delta_{i2} > \Delta_{d2} > \Delta_{i1}$;
-
- до класу S_i відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_i перевищує допустиме відхилення Δ_0 та знаходиться в R -му інтервалі $\Delta_{iR} > \Delta_{dR} > \Delta_{i(R-1)}$.

2.3.4 Модель процесу формування множин вхідних векторів діагностичних ознак для розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні складного просторового об'єкта

Інформаційну модель процесу формування навчальної та тестової множини векторів діагностичних ознак класів $S_0 - S_i$ для багатокласового розпізнавання з метою розпізнавання моніторингу деградації конструкції при багато осередковому пошкодженні наведено на рис. 2.16 [126].

Бездефектний стан об'єкта описується, як і в попередніх задачах, вектором діагностичних ознак A_0 .

Визначаємо наступні класи ТС об'єкта:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкту, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень однієї будь-якої з ознак перевищує допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно двох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно трьох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
-
- до класу S_i відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень од-
ночасно R ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 .

Таким чином, обґрунтовано завдання багатокласового розпізнавання для локалізації одного чи двох пошкоджень, моніторингу розвитку пошкодження та деградації конструкції, класи технічного стану об'єкта та розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних та тестових множин векторів діагностичних ознак.

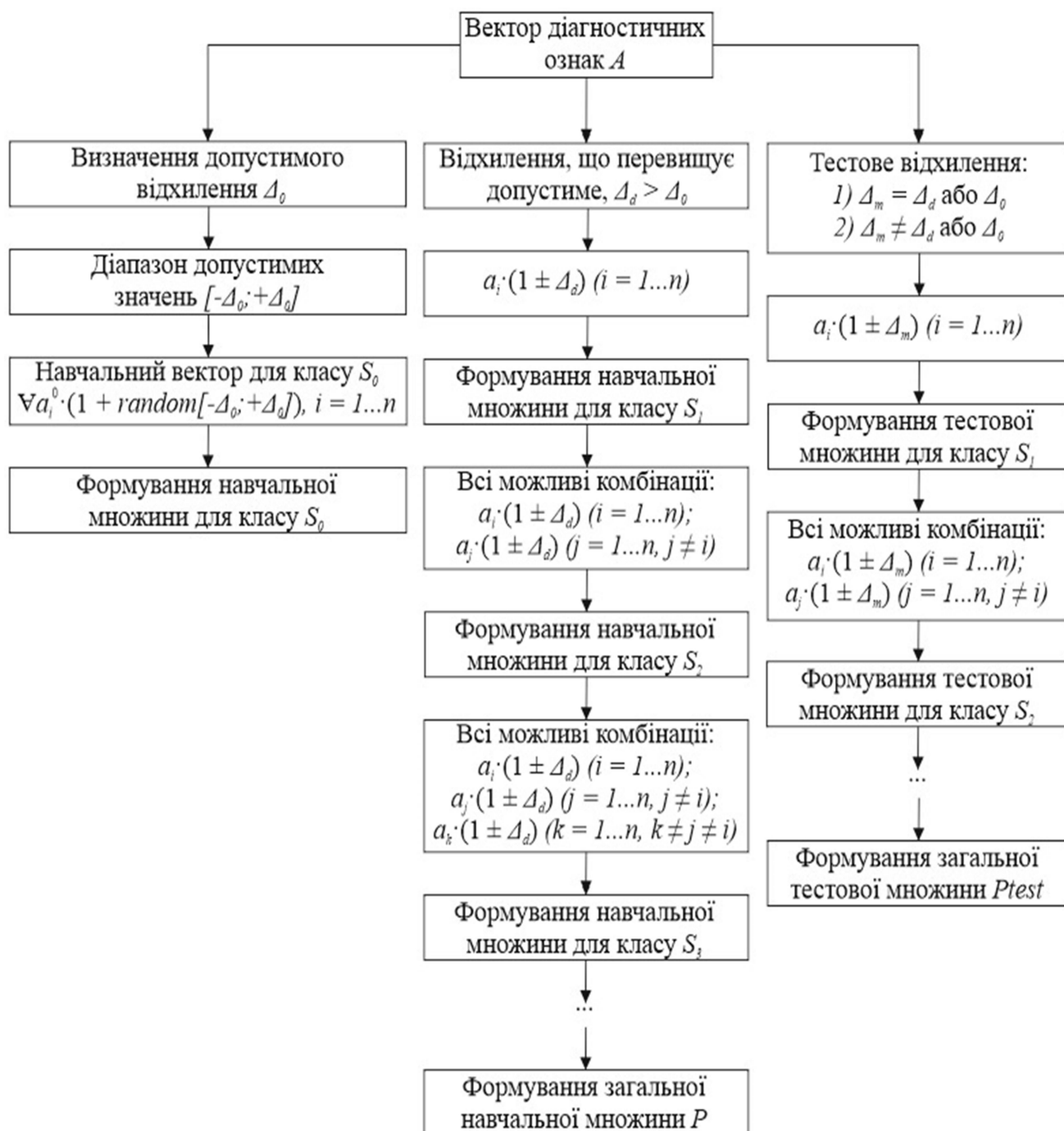


Рис. 2.16. Інформаційна модель процесу формування навчальної та тестової множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу деградації конструкції

Для випадку з більшою кількістю ознак, для діагностичних завдань локалізації та моніторингу розвитку пошкодження, алгоритм формування навчальних і тестових множин аналогічний.

2.4 Узагальнена інформаційна модель системи багатокласового розпізнавання

Об'єднання розглянутих діагностичних завдань дало змогу розробити узагальнену структуру багатокласового розпізнавання (рис. 2.17), де $A^{(n)}$ позначаються множини векторів діагностичних ознак, $S^{(i)}$ – множини класів ТС об'єкту.

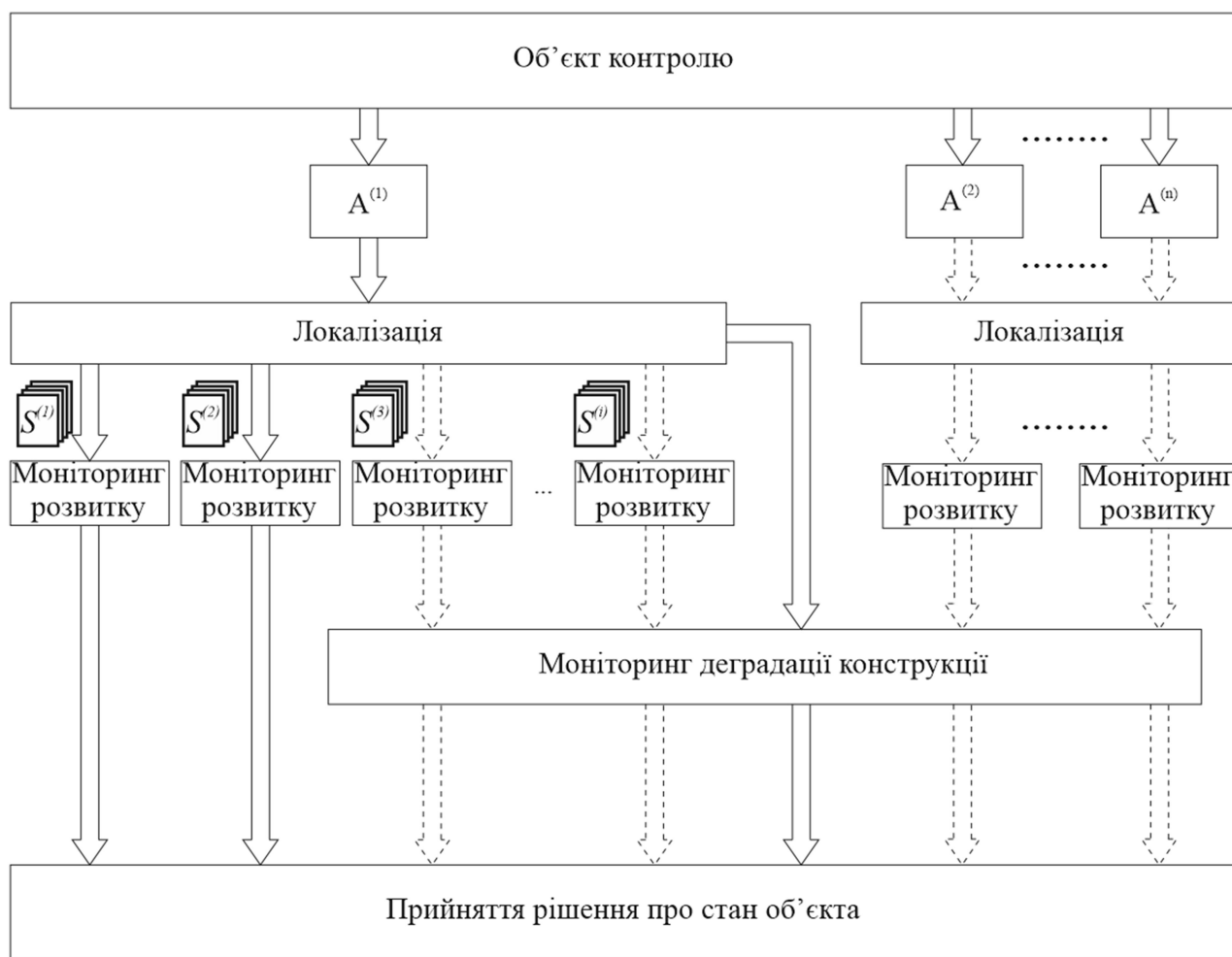


Рис. 2.17. Структура узагальненої інформаційної моделі системи багатокласового розпізнавання

Однією з особливостей загальної структури системи багатокласового розпізнавання є трирівнева технологія побудови системи. Перший рівень – локалізація пошкодження, другий рівень – моніторинг розвитку пошкодження, третій рівень – моніторинг деградації конструкції. Кожен з рівнів виконує тільки одну функцію або підзадачу.

Діагностичні завдання розділені між собою та вирішуються послідовно. Спочатку визначається наявність пошкодження та локалізується область в структурі. Якщо в ОК виявлено одне, два або більше дефектів, далі виконується спостереження за їх розвитком. У випадку, коли одночасно відбувається поява та розвиток пошкоджень в різних місцях об'єкту, тоді система функціонує у режимі моніторингу деградації конструкції.

Розроблена структура надає змогу створювати складні архітектури систем багатокласового розпізнавання практично будь-якого обсягу для будь-яких об'єктів. Виділення інформації з підсистем, що виконують окремі під задачі, забезпечується за рахунок розбиття загальної системи на фрагменти. Такий підхід надає можливість проводити декомпозицію структури, поступово деталізуючи підзадачі. Для кожної підзадачі окремо формується та налаштовується класифікатор на основі нейронних мереж.

Висновки до розділу 2

1. У якості ОК розглядається зварний паливний резервуар, що експлуатується в критичних умовах та характеризується жорсткими умовами щодо збереження цілісності. Показано, що дія зовнішнього середовища призводить до появи та розвитку пошкоджень, які впливають на цілісність резервуару та можуть призвести до його руйнування.

2. Розглянуто загально-технічні вимоги, які висуваються до систем функціональної діагностики резервуарів для забезпечення структурної цілісності. Наведено загальний підхід до реалізації багатоканальних систем для моніторингу та прогнозування ТС резервуарів, який враховує принципи концепції *SHM*. Запропоновано та обґрунтовано розробку підсистеми прийняття рішення про поточний технічний стан резервуару на основі використання інтелектуальних технологій. Вдосконалено та запатентовано систему функціональної діагностики для моніторингу ТС резервуарів, до складу якої включено підсистему розпізнавання

для багатокласового розпізнавання стану при появі багатоосередкового пошкодження.

3. Запропоновано та обґрунтовано використання імовірнісної нейронної мережі для побудови нейромережевого класифікатора. Розроблено загальну структуру класифікатора, складовими елементами якого є навчальні та тестові множини, вектор класів, матриця зв'язності та нейронна мережа.

4. Обґрунтовано діагностичні завдання багатокласового розпізнавання та розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак для визначених діагностичних завдань локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження, моніторингу розвитку пошкодження та моніторингу деградації конструкції у разі розвитку та поширення пошкоджень. На основі розроблених інформаційних моделей побудовано узагальнену інформаційну структуру системи багатокласового розпізнавання для комплексного вирішення усіх зазначених діагностичних завдань.

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ БАГАТОКЛАСОВОГО РОЗПІЗНАВАННЯ КЛАСИФІКАТОРОМ НА ОСНОВІ ІМОВІРНІСНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Для вирішення завдання розпізнавання необхідно сформувати вхідні багатовимірні вектори діагностичних ознак за результатами аналізу діагностичної інформації з множини просторово рознесених сенсорів (рис. 2.12). Місця встановлення чутливих елементів визначаються в результаті дослідження ОК на функціональну цілісність. Дослідження проводяться двома способами. У першому випадку під час контрольних випробувань на міцність. Як було зазначено в п. 1.2, відповідно до концепції *SHM* передбачається вбудована розгалужена система сенсорів. У другому випадку вже під час експлуатації об'єкта. Чутливі елементи прикріплюються безпосередньо до конструкції. Кількість діагностичних ознак може варіюватися в залежності від кількості вимірювальних каналів.

У даному розділі проведено формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак для багатокласового розпізнавання різних типів виникнення та розвитку пошкодження. За допомогою програмного середовища *Matlab* створено класифікатор на основі ІНМ та проведено імітаційне моделювання для встановлення ефективності розпізнавання.

3.1 Програмна реалізація нейромережевого класифікатора

Для програмної реалізації розробленої в розділі 2 класифікатора на основі ІНМ використано пакет прикладних програм (ППП) *Matlab*. Функція $net = newpnn(P, T, spread)$ формує в ППП *Matlab* імовірнісну мережу [121, 114].

На рис. 3.1 наведено блок-схему ІНМ у програмному середовищі *Matlab*, де $x\{I\}$ – вхідна множина векторів, $y\{I\}$ – результат класифікації.

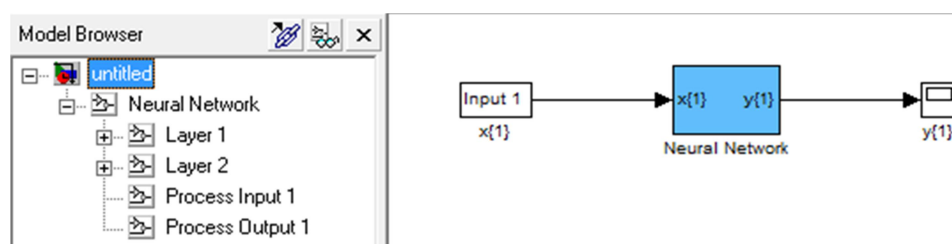


Рис. 3.1. Структурна схема блоку класифікатора в програмному середовищі Matlab

Розкритий блок *Neural Network* представлено на рис. 3.2, складовими якого є два шари: *layer 1* і *layer 2*, та два процеси: *process input* і *output*, які виконують функції трансформації даних, що поступають на НМ та отримуються після проходження через НМ, в зрозумілий для програмного середовища код. Структура сформованої НМ повністю відповідає імовірнісній мережі. На вхід системи подається масив $x\{I\}$, який відповідає вектору входу P . Цей вектор подається на перший радіально-базисний шар НМ. Вихід першого шару є $\mu\{I\}$ – масив розміром $R \times I$, де R – кількість нейронів першого шару. Входом конкуруючого другого шару є масив $\mu\{I\}$. На виході НМ отримуємо матрицю (або масив) $y\{I\}$, що показує результат класифікації [114].

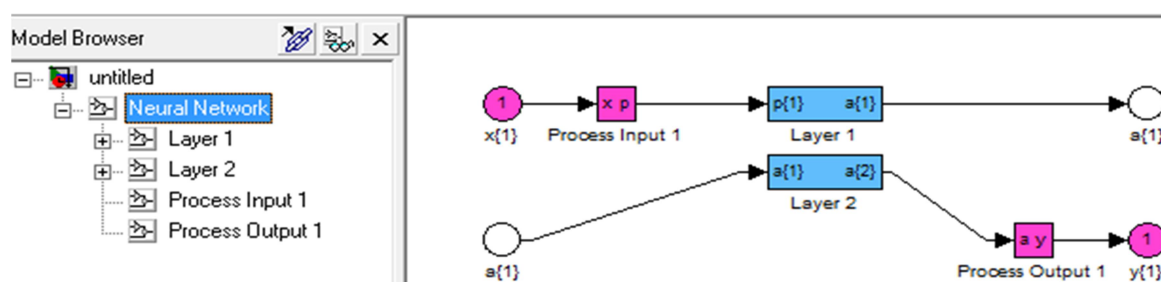


Рис. 3.2. Блок-схема сформованої нейронної мережі для класифікатора стану інформаційної системи діагностики

Структуру першого шару НМ класифікатора наведено на рис. 3.3, що ілюструє відповідність його побудови на нейронах з радіально-базисними функціями активації. Блок *TDL* виконує функцію лінії затримки масиву вхідних векторів;

weight – блок, що містить ваги шару НМ; *bias* – зсув b , який потрібен для корекції чутливості нейрона [114].

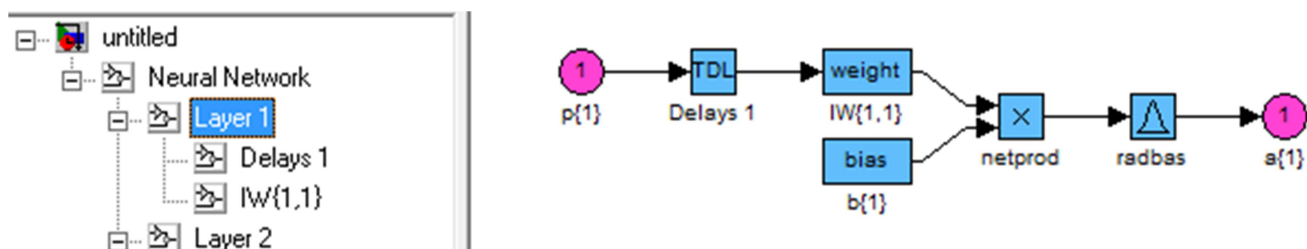


Рис. 3.3. Схема першого шару нейронної мережі класифікатора стану

Структуру другого шару НМ класифікатора наведено на рис. 3.4. На відміну від першого шару, в цьому відсутні зміщення, а нейрони мають конкуруючу функцію активації *compet*, яка формує на виході значення 1, якщо вхідний вектор відповідає певному класу, і 0 в інших випадках. Тобто, шар конкуренції обчислює імовірність приналежності вхідного вектору до того чи іншого класу, а потім обирає клас з найбільшою імовірністю [114].

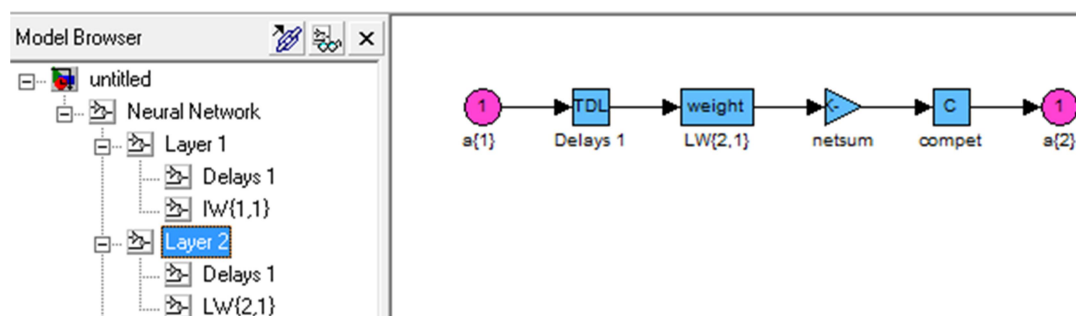


Рис. 3.4. Схема другого шару нейронної мережі класифікатора стану

При реалізації імітаційної моделі класифікатора в програмному середовищі, формуються структури $IW\{1,1\}$ та $LW\{2,1\}$, що відповідають ваговим матрицям першого та другого шарів відповідно, які наведено на рис. 3.5 та рис. 3.6. Для ілюстрації структури $IW\{1,1\}$ в програмному середовищі, сформовано мережу з 378 навчальними векторами та з 6-ма діагностичними класами. В подальших дослідженнях ці значення відрізняються в залежності від поставленої задачі [114].

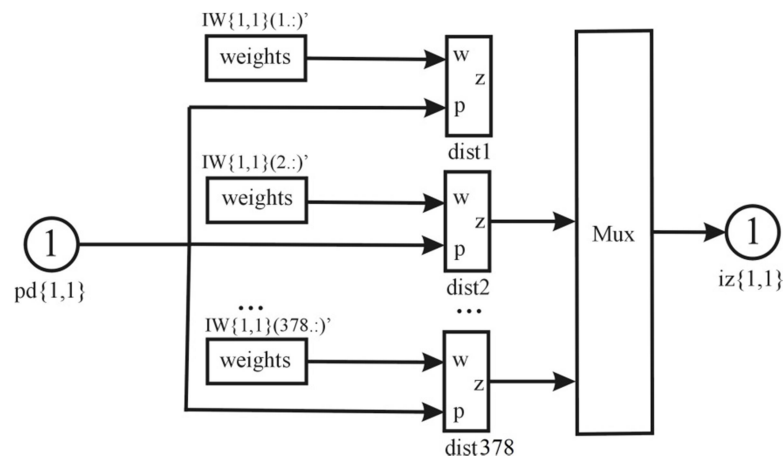


Рис. 3.5. Блок-схема формування матриці ваг $IW\{1,1\}$ першого шару нейронної мережі класифікатора стану

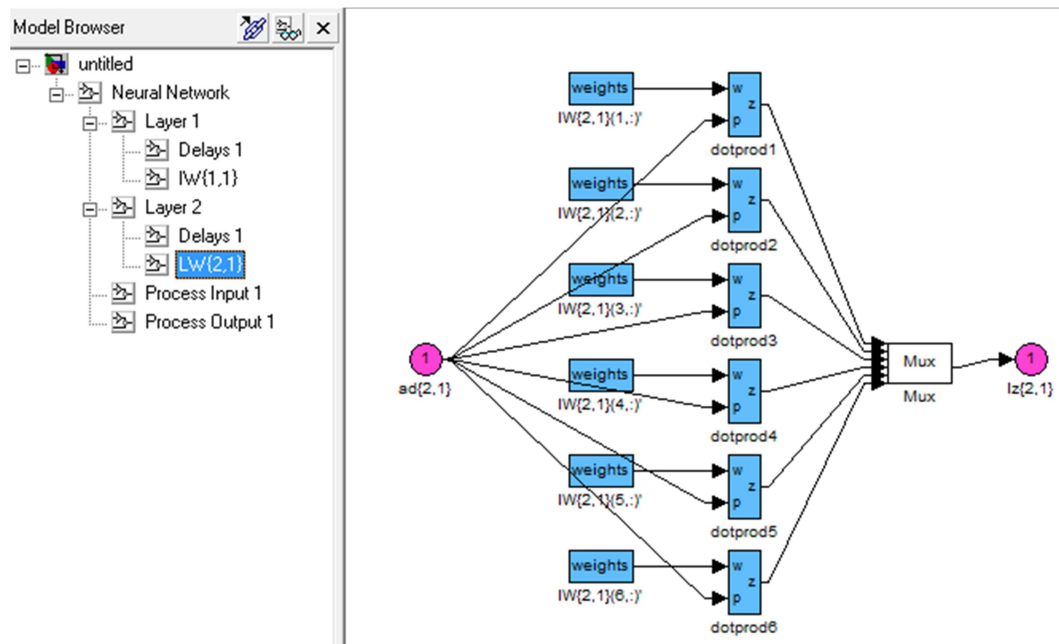


Рис. 3.6. Блок-схема формування матриці ваг $LW\{2,1\}$ другого шару нейронної мережі класифікатора стану

Недоліком ІНМ є наявність значної кількості нейронів прихованого першого шару, що дорівнює кількості векторів навчальної множини. Матриця ваг $IW\{1,1\}$ має розмірність $i \times j$:

$$IW\{1,1\} = (w_{i,j}), \quad (3.6)$$

де $i = 1 \dots R$ (кількість навчальних векторів), $j = 1 \dots n$ (n – кількість елементів матриці діагностичних ознак).

Шар конкуренції має 6 нейронів, що відповідають 6 класам об'єкту контролю (класи $S_0 - S_5$). Принцип дії – нейрон переможець «забирає усе». Тобто, той

вихід нейрона, значення відстані від якого менша до параметрів певного класу, набуває 1, а іншим нейронам присвоюються нулі [114].

3.2 Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації одиничного пошкодження

Для прикладу розглянемо діагностичний вектор, який містить п'ять ознак, які для бездефектного стану об'єкта позначимо через a_i^0 [128]:

$$A_0 = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.1)$$

Врахуємо можливе допустиме відхилення $\Delta_0 = \pm 5\%$ від параметрів a_i^0 , за якого технічний стан об'єкту будемо вважати бездефектним. Тоді для бездефектного стану об'єкта S_0 вектор діагностичних ознак набуває вигляду:

$$A_0 = \begin{pmatrix} [0,95; 1,05] \cdot a_1^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_2^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_3^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_4^0 \\ [0,95; 1,05] \cdot a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.2)$$

У загальному випадку задача полягає в безпомилковому розпізнаванні прийнятих класів технічного стану ОК за багатовимірним вектором діагностичних ознак (3.1).

Як зазначалось вище в п. 2.3.1, для багатокласового розпізнавання з метою локалізації пошкоджень необхідно визначити класи можливих станів об'єкта та сформулювати навчальні та тестові множини векторів діагностичних ознак.

3.2.1 Визначення технічних станів об'єкту

Якщо значення усіх діагностичних ознак у векторі знаходяться у встановлених межах значень $a_i \pm \Delta_0$, як, наприклад, у векторі A_0 за виразом (3.2), вважає-

мо, що стан об'єкта бездефектний. Якщо значення будь-якої ознаки у векторі (3.2) має відхилення від номінального значення $\Delta_i > \Delta_0$, це означає, що об'єкт має дефект, локалізований поблизу місця встановлення i -го сенсора [128].

Таким чином, для 5-вимірному вектору діагностичних ознак можемо визначити такі 6 класів технічного стану об'єкта:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 перевищує допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_2 перевищує допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_3 перевищує допустиме відхилення $\Delta_3 > \Delta_0$;
- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_4 перевищує допустиме відхилення $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_5 перевищує допустиме відхилення $\Delta_5 > \Delta_0$.

За вектором, що містить 5 діагностичних ознак, стан об'єкта можна віднести до 6 класів, з яких S_0 – характеризує бездефектний стан ОК, $S_1 - S_5$ – дефектні стани.

3.2.2 Формування навчальних і тестових векторів

Для множини навчальних векторів кожного з дефектних станів $S_1 - S_5$ були обрані та задані такі граничні відхилення значень діагностичних ознак $\pm \Delta_i$ для навчання: $\pm 5,5 \%$; $\pm 10 \%$; $\pm 15 \%$; $\pm 20 \%$; $\pm 25 \%$; $\pm 50 \%$.

Тоді, для визначення класу S_l НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_1} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_i) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ \vdots \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.3)$$

Аналогічно, для визначення класу S_2 НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_2} = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_i) \cdot a_2^0 \\ \vdots \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.4)$$

Далі подібним чином формуємо навчальні вектори для решти класів $S_3 - S_5$. Загальну множину навчальних векторів для 6 класів $S_0 - S_5$ запишемо у вигляді матриці:

$$P = [P_{S_0}; P_{S_1}; P_{S_2}; P_{S_3}; P_{S_4}; P_{S_5}]. \quad (3.5)$$

Сформована навчальна множина за допомогою програмного забезпечення [129] складається з 66 векторів, розподіл кількості векторів за класами показано на рис. 3.7.

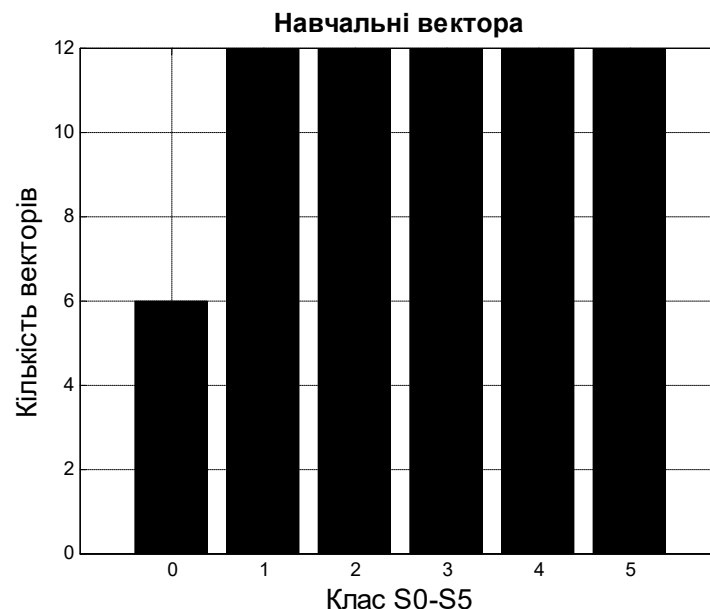


Рис. 3.7. Кількість навчальних векторів для нейромережевого класифікатора по класам станів $S_0 - S_5$

Для тестових множин було згенеровано вектори діагностичних ознак з такими відхиленнями значень ознак $\pm \Delta_m$: $\pm 2,5\%$; $\pm 6\%$; $\pm 9\%$; $\pm 10\%$; $\pm 12\%$; $\pm 15\%$; $\pm 17\%$. Деякі з них ($\Delta_m = \pm 10\%$; $\pm 15\%$) співпадають з прийнятими раніше відхиленнями Δ_i , для навчальних множин векторів, за якими відбувається навчання НМ [128]. За подібним принципом до формування навчальних векторів, за допомогою програмного забезпечення сформовано 34 тестових векторів [130].

3.2.3 Встановлення матриці зв'язності для імовірнісної нейронної мережі

Процес навчання ІНМ вимагає набір прикладів її бажаної класифікації – входів P і бажаних (цільових) виходів T .

Для визначеної вище навчальної множини, кожному вектору входу класів $S_0 - S_5$ повинно відповідати цільове значення класу. Відповідно до навчальних векторів, має бути цільових виходів $R = 66$. Кожній парі векторів вхід/ціль відповідає значення 1 в матриці зв'язності T_c . Повна матриця зв'язності набуває вигляду:

$$T_c = \begin{matrix} & 1 & R_0 & R_1 & R_2 & R_3 & R_4 & R_5 \\ \begin{matrix} T_c = \end{matrix} & \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix} \end{pmatrix}, \quad (3.6)$$

яка визначає приналежність перших R_0 векторів до класу S_0 , від R_0+1 до R_1 векторів до класу S_1 , від R_1+1 до R_2 – до класу S_2 і т. д.

Тобто, перші 6 вхідних векторів з сформованої навчальної множини відносяться до класу S_0 , наступні 12 векторів (від 7 по 18) – до класу S_1 , від 19 по 30 (12 векторів) – до класу S_2 , з 31 по 42 (12 векторів) – до класу S_3 , з 43 по 54 (12 векторів) – до класу S_4 , та останні 12 навчальних векторів з 55 по 66 відносяться до класу S_5 .

Масиви P і T_c задають навчальні дані, що надає можливість сформулювати мережу, промодельовати її, використовуючи масив входів P , та впевнитись, що мережа правильно вирішує задачу класифікації на елементах тестової множини.

3.2.4 Моделювання та результати досліджень

Для розробленого нейромережевого класифікатора та сформованих множин навчальних і тестових векторів, які характеризують багатокласовість ТС об'єкта, проведемо класифікацію та проаналізуємо її ефективність. Таке дослідження є важливим для обґрунтування характеристик класифікатора, за яких забезпечується безпомилкове розпізнання стану.

Ефективність багатокласового розпізнавання (або вірогідність розпізнавання) будемо оцінювати показником K , який визначається у відсотках як відношення кількості векторів N_1 , які правильно класифікуються, до загальної кількості вхідних векторів N_0 . Показник K являє собою виражену у відсотках імовірність правильної класифікації [70]:

$$K = \frac{N_1}{N_0} \cdot 100\% . \quad (3.7)$$

Дослідимо вплив факторів, пов'язаних з характеристиками НМ та процесом навчання, на показник ефективності K .

Як було зазначено в розділі 2.2, параметр імовірнісної нейронної мережі *spread* накладає функціональні умови на точність класифікації. У програмній реалізації НМ цей параметр пов'язаний з радіусом базисних функцій σ^2 , що задає ширину функцій активації нейронів та визначає їхній вплив на оцінку сумарної щільності імовірності. Тому параметр *spread* впливає на результат класифікації. Він може приймати будь-яке значення в діапазоні $[0; 1]$, під час навчання мережі це значення приймається без додаткового обґрунтування. Оптимальне значення параметра *spread* визначається емпіричним шляхом під час тестування мережі та безпосередньо в процесі класифікації тестових векторів, як таке, що забезпечує безпомилкове ($K = 100\%$) розпізнавання чи з мінімально можливими похибками.

При попередньому тестуванні НМ було прийнято початковим $spread = 0,05$. Результати залежності показника K від параметру впливу $spread$ для локалізації одиничного пошкодження наведено на рис. 3.8 [128].

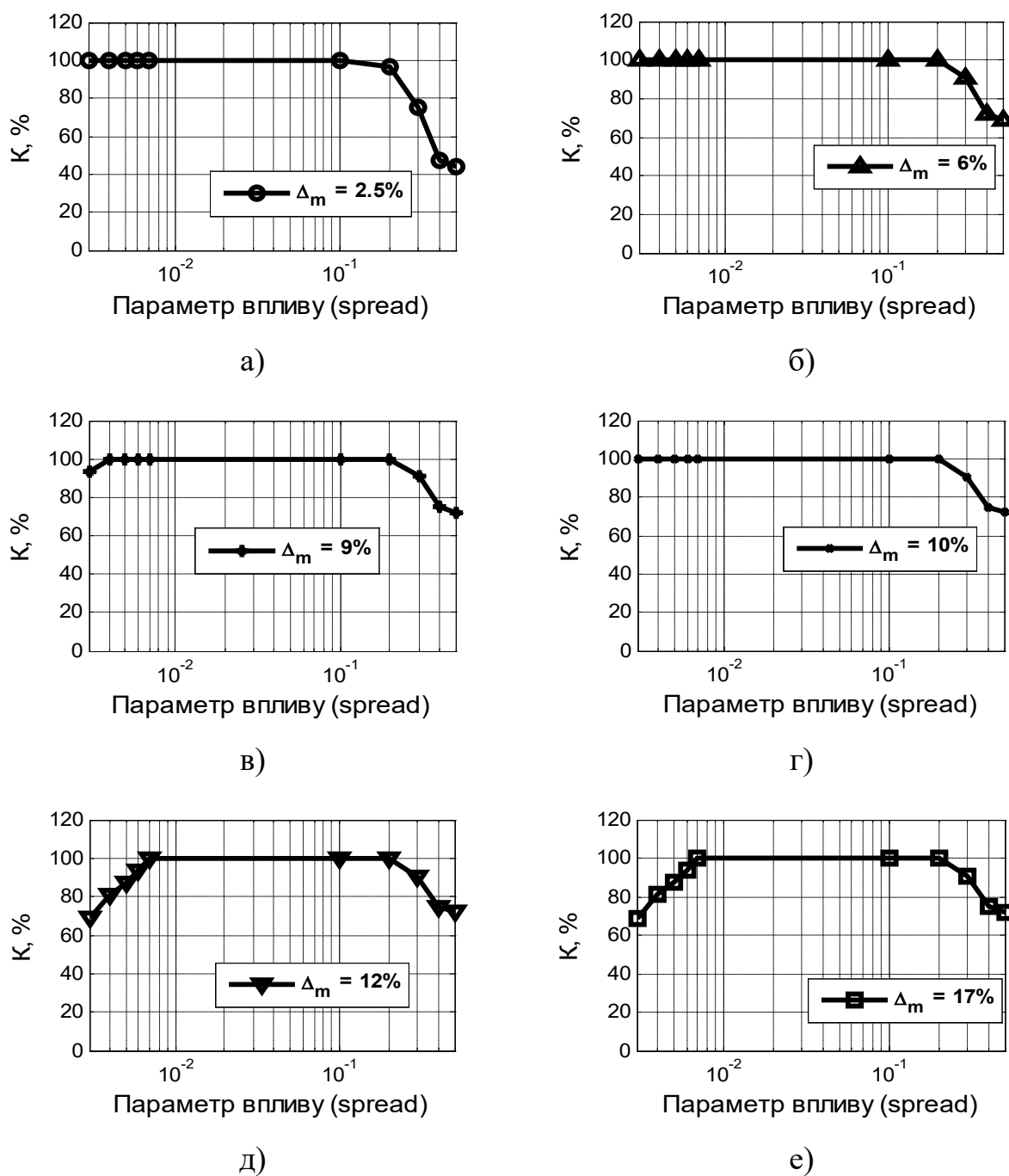


Рис. 3.8. Графіки залежності вірогідності розпізнавання класифікатора від параметру впливу $spread$ для локалізації одиничного пошкодження: а) $\Delta_m = \pm 2,5 \%$; б) $\Delta_m = \pm 6 \%$; в) $\Delta_m = \pm 9 \%$; г) $\Delta_m = \pm 10 \%$; д) $\Delta_m = \pm 12 \%$; е) $\Delta_m = \pm 17 \%$

Як видно з наведених графіків:

- при відхиленні $\Delta_m = \pm 2,5 \%$ нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100 \%$) в діапазоні значень $spread < 0,1$; при значенні параметру впливу $0,2$ коефіцієнт K становить $96,88 \%$, а подальше збільшення $spread$ призводить до зменшення ефективності;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора досягається 100% в діапазоні значень параметру впливу $spread < 0,2$; при значенні параметру впливу $0,3$ коефіцієнт K становить $90,63 \%$;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 9 \%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнання при значеннях $spread$ в діапазоні від $0,2$ до $0,004$; зменшення значення параметра впливу негативно впливає на якість достовірної класифікації: при $spread = 0,005$ відбувається зниження коефіцієнта ефективності K до $93,75 \%$;
- відхилення $\Delta_m = \pm 10 \%$ співпадає з одним із навчальних Δ_i ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях $spread < 0,2$;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 12 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100% при значеннях параметру впливу в діапазоні від $0,007$ до $0,2$;
- відхилення елементів тестової множини $\Delta_m = \pm 15 \%$ також співпадає з одним із навчальних Δ_i ; результати аналогічні до $\Delta_m = \pm 10 \%$ (на графіку не наводиться);
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 17 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100% при значеннях параметру впливу в діапазоні від $0,007$ до $0,2$.

Відповідно до отриманих результатів проведеного дослідження для локалізації одиничного пошкодження, розроблений класифікатор забезпечує безпомилкове багатокласове розпізнавання технічного стану об'єкта у разі появи одиничного пошкодження, якщо значення параметра впливу $spread$ в діапазоні $[0,007; 0,1]$ для всієї множини попередньо визначених вхідних векторів [128].

3.3 Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації багатоосередкового пошкодження

3.3.1 Визначення технічних станів об'єкту

Бездефектний стан об'єкта описується наведеним вище вектором діагностичних ознак A_0 (3.1). Розглянемо приклад одночасної появи в елементах конструкції об'єкта двох пошкоджень. Тоді про появу такого багатоосередкового пошкодження буде свідчити перевищення відхилення будь-яких двох ознак у векторі A допустимого значення $\pm 5\%$.

Відповідно до інформаційної моделі, розробленої у п. 2.3.2, для 5-вимірного вектору діагностичних ознак можемо визначити такі 11 класів технічного стану об'єкта [128]:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_2 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_2 > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_3 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_3 > \Delta_0$;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_4 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_1 та a_5 перевищують допустиме відхилення $\Delta_1 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_2 та a_3 перевищують допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$ та $\Delta_3 > \Delta_0$;
- до класу S_6 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_2 та a_4 перевищують допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$ та $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_7 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_2 та a_5 перевищують допустиме відхилення $\Delta_2 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$;

- до класу S_8 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_3 та a_4 перевищують допустиме відхилення $\Delta_3 > \Delta_0$ та $\Delta_4 > \Delta_0$;
- до класу S_9 відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_3 та a_5 перевищують допустиме відхилення $\Delta_3 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$;
- до класу S_{10} відносяться вхідні вектори, в яких одночасно відхилення значень ознак a_4 та a_5 перевищує допустиме відхилення $\Delta_4 > \Delta_0$ та $\Delta_5 > \Delta_0$.

Таким чином, для локалізації одночасної появи двох пошкоджень за вектором діагностичних ознак (3.1), необхідно виконати багатокласове розпізнавання класів $S_0 - S_{10}$, де S_0 описує бездефектний стан ОК, а $S_1 - S_{10}$ – дефектні стани.

3.3.2 Формування навчальних даних та тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора

Під навчальними даними будемо розуміти навчальні вектори та матрицю зв'язності. Для множини навчальних векторів кожного класу обираємо такі граничні відхилення значень діагностичних ознак $\pm \Delta_i$, як і для локалізації одиничного пошкодження (п. 3.1.2).

Для визначення класу S_1 НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_1} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_i) \cdot a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_i) \cdot a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.8)$$

Для визначення класу S_2 НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_1} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_i) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ (1 \pm \Delta_i) \cdot a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.9)$$

У відповідності до інформаційної моделі формуємо решту навчальних векторів для класів $S_3 - S_{10}$. Загальну множину навчальних образів для 11 класів $S_0 - S_{10}$ представимо у вигляді матриці:

$$P = [P_{S_0}; P_{S_1}; P_{S_2}; P_{S_3}; P_{S_4}; P_{S_5}; P_{S_6}; P_{S_7}; P_{S_8}; P_{S_9}; P_{S_{10}}]. \quad (3.10)$$

Сформована навчальна множина за допомогою програмного забезпечення [131] складається з 126 векторів, розподіл кількості векторів за класами показано на рис. 3.9.

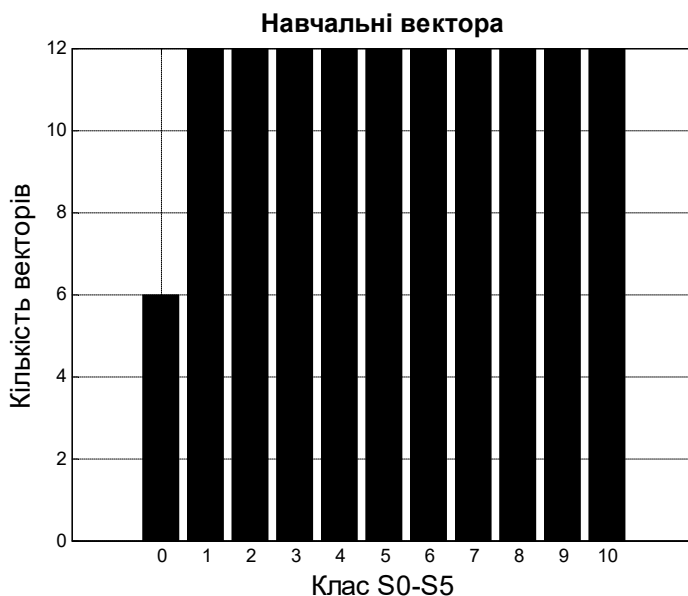


Рис. 3.9. Кількість навчальних векторів для нейромережевого класифікатора по класам станів $S_0 - S_{10}$

Відповідно до множини навчальних векторів, встановлюється матриця зв'язності T_c приналежності кожної пари «вхід/ціль» за принципом, що описаний в п. 3.2.3, з урахуванням визначенних ТС.

Для формування тестових множин векторів використовуємо такі значення відхилень діагностичних ознак, як і для локалізації одиничного пошкодження (п. 3.1.2). Таким чином, сформована тестова множина за допомогою програмного забезпечення [132] вхідних векторів діагностичних ознак, загальна кількість яких складає 142 векторів.

За отриманими навчальними даними сформуємо мережу та проведемо моделювання процесу багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень для різних значень відхилень Δ_m та параметру впливу ІНМ *spread*.

3.3.3 Моделювання та результати досліджень

Для локалізації двох пошкоджень графіки залежності ефективності класифікатора K від параметру впливу $spread$ наведено на рис. 3.10 [128].

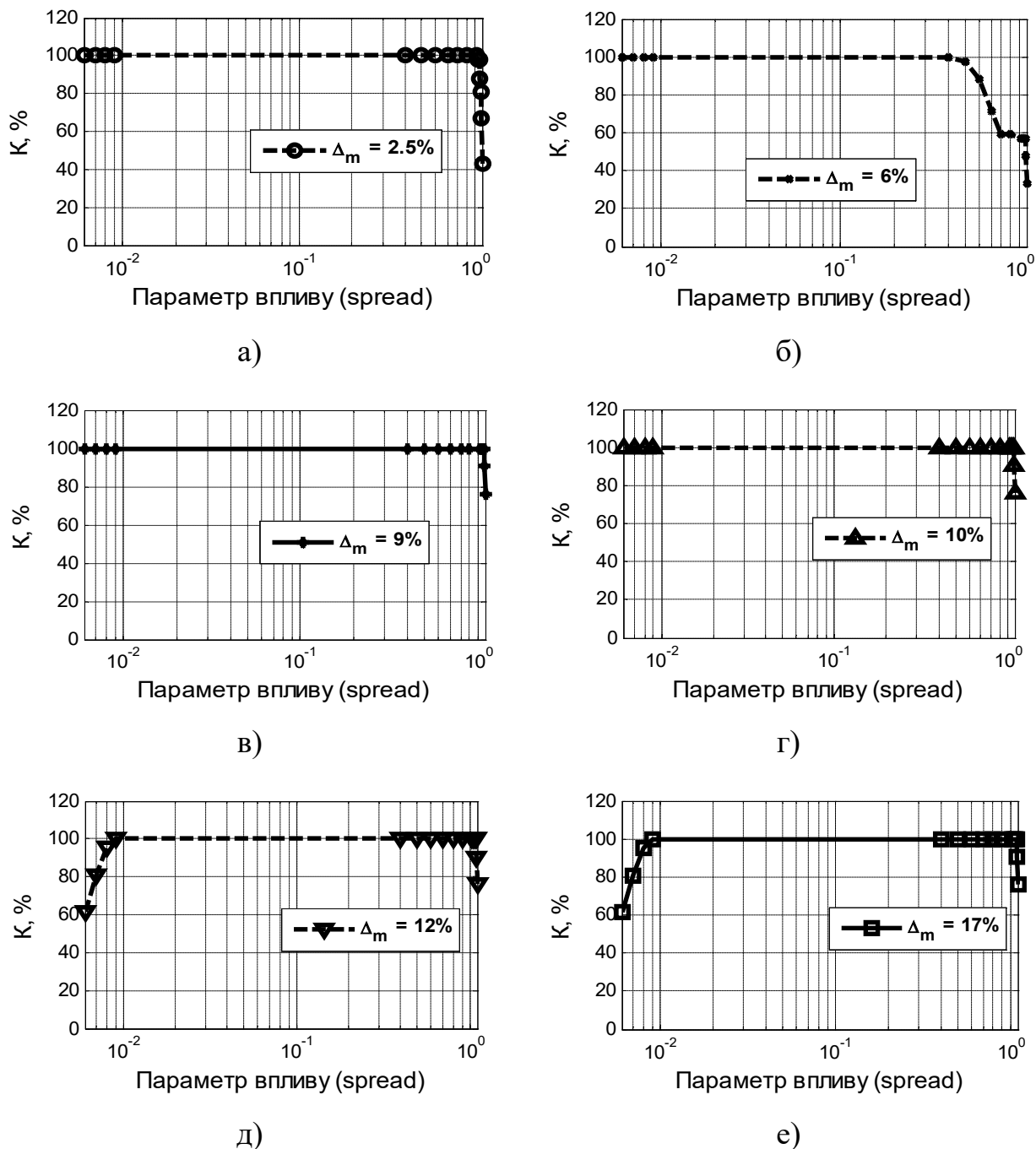


Рис. 3.10. Графіки залежності вірогідності розпізнавання класифікатора від параметру впливу $spread$ для локалізації двох пошкоджень: а) $\Delta_m = \pm 2,5\%$; б) $\Delta_m = \pm 6\%$; в) $\Delta_m = \pm 9\%$; г) $\Delta_m = \pm 10\%$; д) $\Delta_m = \pm 12\%$; е) $\Delta_m = \pm 17\%$

Як видно з наведених графіків:

- при відхиленні $\Delta_m = \pm 2,5 \%$ нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100 \%$) в діапазоні значень $spread < 1,03$;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора досягається 100 % в діапазоні значень параметру впливу $spread < 0,4$; при значенні параметру впливу 0,5 коефіцієнт K становить 97,62 %;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 9 \%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнання при значеннях $spread < 1,08$;
- відхилення $\Delta_m = \pm 10 \%$ співпадає з одним із навчальних Δ_i ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях $spread < 1,08$;
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 12 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100 % при значеннях параметру впливу в діапазоні від 0,009 до 1,08;
- відхилення елементів тестової множини $\Delta_m = \pm 15 \%$ також співпадає з одним із навчальних Δ_i ; результати аналогічні як при $\Delta_m = \pm 10 \%$ (на графіку не наводиться);
- при відхиленні $\Delta_m = \pm 17 \%$ діапазон параметру впливу аналогічний як при $\Delta_m = \pm 12 \%$.

За результатами проведеного дослідження встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту по всій множині вхідних векторів з різними значеннями відхилення елементів ознак забезпечується розробленим класифікатором з параметром впливу $spread$ в діапазоні $[0,009; 0,4]$.

Порівнюючи діапазони отриманих параметрів впливу для локалізації одичного пошкодження $[0,007; 0,1]$ та локалізації двох пошкоджень $[0,009; 0,4]$, видно, що значення перетинаються. Тому, для двох поставлених завдань є можливість розробити класифікатори на основі ІНМ з одним встановленим значенням параметра $spread$, за якого буде досягатися безпомилкове багатокласове розпізнавання [128].

3.4 Багатокласове розпізнавання технічного стану для моніторингу розвитку пошкодження

3.4.1 Визначення технічних станів об'єкту

Розглянемо випадок наявності одного пошкодження, яке збільшується з плином часу. Нехай пошкодження з'явилося у місці розташування сенсору з № 1, тоді для 5-вимірного вектору діагностична ознака a_1 буде змінюватися. Решта діагностичних ознак ($a_2 - a_5$) матимуть відхилення, що не перевищує допустимі.

Визначено наступні 6 інтервалів та класів для моніторингу розвитку пошкодження:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкта, до якого належать всі вхідні множини вхідних векторів, для яких відхилення значень усіх діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення $\pm \Delta_0$ (яке дорівнює 5 %);
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 знаходиться в першому інтервалі $10 \% \geq |\Delta_{d1}| > \Delta_0$;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 знаходиться в другому інтервалі $15 \% \geq |\Delta_{d2}| > 10 \%$;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 знаходиться в третьому інтервалі $20 \% \geq |\Delta_{d3}| > 15 \%$;
- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 в четвертому інтервалі $25 \% \geq |\Delta_{d4}| > 20 \%$;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значення ознаки a_1 в п'ятому інтервалі $50 \% \geq |\Delta_{d5}| > 25 \%$.

3.4.2 Формування навчальних даних і тестових векторів

Для множини навчальних векторів в межах кожного діапазону відхилень було обрано крок величиною $9 \cdot 10^{-3}$.

Тоді, для визначення класу S_l НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_1} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_{d1}) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.11)$$

Аналогічно, для визначення класу S_2 НМ навчається на такій сукупності векторів:

$$P_{S_2} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_{d2}) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.12)$$

Далі аналогічно формуємо навчальні вектори для класів $S_3 - S_5$ з відповідними кожному діапазону відхиленнями $\Delta_{d3} - \Delta_{d5}$. Загальна множина навчальних векторів для 6 класів $S_0 - S_5$ представимо аналогічно (3.5). Сформована навчальна множина за допомогою програмного забезпечення [133] складається з 58 векторів, розподіл яких за класами показано на рис. 3.11.

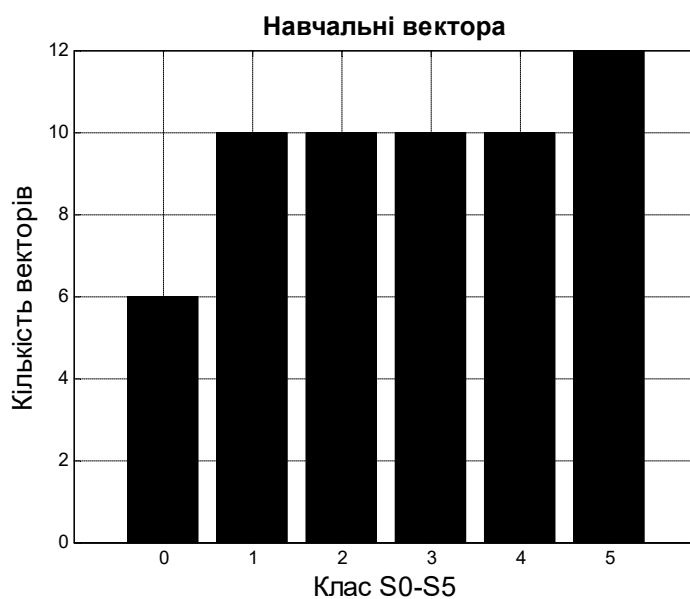


Рис. 3.11. Кількість навчальних векторів для нейромережевого класифікатора по класам станів $S_0 - S_5$

За результатами проведеного дослідження ефективності класифікатора для моніторингу розвитку пошкоджень встановлено, що розроблений класифікатор забезпечує безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту по всій множині вхідних векторів з різними значеннями відхилення елементів ознак, якщо значення параметру впливу *spread* буде в діапазоні $[0,005; 0,5]$.

3.5 Багатокласове розпізнавання для моніторингу деградації конструкції

3.5.1 Визначення технічних станів об'єкту

Збільшення кількості одночасної появи дефектів призводить до деградації конструкції. При цьому будуть змінюватись відхилення діагностичних ознак у векторі таким чином, що перевищення допустимого значення Δ_0 може мати місце одночасно для однієї, двох, трьох і т. д. ознак.

Розглянемо випадок використання діагностичного вектора, який містить 5 діагностичних ознак, за яким розрізняється 6 класів технічного стану об'єкту контролю при деградації конструкції [128]:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкту контролю, до якого належать всі вхідні множини, для яких відхилення значень діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень однієї будь-якої з ознак перевищує допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно двох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно трьох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно чотирьох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно всіх ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 .

Таким чином, клас S_0 характеризує бездефектний стан ОК, а класи $S_1 - S_5$ – характеризують стан об’єкта за появи та розвитку пошкоджень. Серед визначених класів ТС розгляд останніх двох (S_4 та S_5) забезпечує певне теоретичне узагальнення результатів дослідження. На практиці ці класи можуть характеризувати вже достатньо серйозні експлуатаційні порушення та майже або повну втрату працездатності контролюваного об’єкту.

3.5.2 Формування навчальних даних та тестових векторів

Спочатку сформуємо навчальну множину вхідних векторів діагностичних ознак [114, 121, 128]. Навчальними векторами класу S_0 є такі:

- сам вектор діагностичних ознак A_0 (3.1) без врахування можливих відхилень значень діагностичних ознак ($\Delta_0 = 0 \%$);
- два вектори з максимально допустимими відхиленнями $(+\Delta_0 \cdot A_0)$ та $(-\Delta_0 \cdot A_0)$;
- різні комбінації відхилень елементів A_0 у допустимому проміжку $[0,95; 1,05]$.

Для множини навчальних векторів кожного дефектного стану, що відповідають класам від S_1 до S_5 , були обрані та задані такі граничні відхилення значень діагностичних ознак Δ_M для навчання: $\pm 5,5 \%$; $\pm 10 \%$; $\pm 15 \%$; $\pm 20 \%$; $\pm 25 \%$; $\pm 50 \%$. З урахування знаків та значень можливих відхилень кожна множина навчальних векторів для класів $S_1 - S_5$ буде складатися з усіх можливих комбінацій відхилень і діагностичних ознак за класами.

Тоді, для визначення ТС, що характеризується класом S_l , будемо навчати НМ на такій сукупності векторів:

$$P_{1M}^{S_l} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_M) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ \vdots \\ a_5^0 \end{pmatrix}; P_{2M}^{S_l} = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_2^0 \\ \vdots \\ a_5^0 \end{pmatrix}; \dots P_{5M}^{S_l} = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ a_2^0 \\ \vdots \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.13)$$

З виразу (3.13) сформуємо єдиний навчальний вектор входу для класу S_l :

$$P_{S_1} = [P_{1M}^{S_1}; P_{2M}^{S_1}; \dots; P_{5M}^{S_1}], \quad (3.14)$$

який у матричному вигляді можна записати як:

$$P_{S_1} = \Delta_M^{S_1} \cdot A_0, \quad (3.15)$$

де $\Delta_M^{S_1}$ – матриця розміром $m_l \times n$ (n – кількість елементів вектору-стовпця A_0 ; m_l – кількість можливих комбінацій відхилень і діагностичних ознак, що відповідають класу S_l):

$$\Delta_M^{S_1} = \begin{pmatrix} 1 \pm \Delta_M & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 \pm \Delta_M & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \pm \Delta_M \end{pmatrix}. \quad (3.16)$$

Для класу S_l в матриці $\Delta_M^{S_l}$ діагональні елементи відповідають відхиленням $1 \pm \Delta_M$. Всі інші елементи цієї матриці дорівнюють 1, що свідчить про незмінність відповідних елементів вектору A_0 . З урахуванням можливих допустимих відхилень значень діагностичних ознак для бездефектного стану $[0,95; 1,05]$ a_n^0 одиничні елементи матриці $\Delta_M^{S_l}$ будуть приймати будь-яке значення у діапазоні $[0,95; 1,05]$.

Для визначення ТС, що характеризується класом S_2 , будемо навчати НМ на такій сукупності векторів:

$$P_{1M}^{S_2} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_M) \cdot a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}; \quad P_{2M}^{S_2} = \begin{pmatrix} (1 \pm \Delta_M) \cdot a_1^0 \\ a_2^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}; \dots$$

$$\dots P_{5M}^{S_2} = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_2^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \end{pmatrix}; \dots P_{nM}^{S_2} = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_4^0 \\ (1 \pm \Delta_M) \cdot a_5^0 \end{pmatrix}. \quad (3.17)$$

З множини векторів (3.17) видно, що навчання відбувається на всіх можливих комбінаціях з відхиленнями $\pm \Delta_M$. Як і в попередньому випадку, з (3.17) формується єдиний вектор входу для класу S_2 :

$$P_{S_2} = [P_{1M}^{S_2}; P_{2M}^{S_2}; \dots; P_{nM}^{S_2}], \quad (3.18)$$

який у матричному вигляді запишемо як:

$$P_{S_2} = \Delta_M^{S_2} \cdot A_0, \quad (3.19)$$

де $\Delta_M^{S_2}$ – матриця розміром $m_2 \times n$ (n – кількість елементів вектору-стовпця A_0 ; m_2 – кількість можливих комбінацій відхилень і діагностичних ознак, що відповідають стану S_2):

$$\Delta_M^{S_2} = \begin{pmatrix} 1 \pm \Delta_M & 1 \pm \Delta_M & \dots & 1 & \dots & 1 & 1 \\ 1 \pm \Delta_M & 1 & \dots & 1 \pm \Delta_M & \dots & 1 & 1 \\ 1 & 1 \pm \Delta_M & \dots & 1 \pm \Delta_M & \dots & 1 \pm \Delta_M & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & \dots & 1 & 1 \pm \Delta_M \\ 1 & 1 & \dots & 1 & \dots & 1 \pm \Delta_M & 1 \pm \Delta_M \end{pmatrix}. \quad (3.20)$$

Одиничні елементи матриці $\Delta_M^{S_2}$ для стану S_2 можуть приймати значення у діапазоні $[0,95; 1,05]$, як і для матриці $\Delta_M^{S_1}$.

Аналогічно до описаної методики сформуємо навчальні вектори для класів $S_3 - S_4$ з урахуванням наведених вище умов визначення класів.

Для класу S_5 є лише один можливий варіант визначення матриці $\Delta_M^{S_5}$:

$$\Delta_M^{S_5} = \begin{pmatrix} 1 \pm \Delta_M \\ 1 \pm \Delta_M \\ 1 \pm \Delta_M \\ 1 \pm \Delta_M \\ 1 \pm \Delta_M \end{pmatrix}. \quad (3.21)$$

Таким чином, в загальному випадку кожному діагностичному класу $S_l - S_5$, для яких одночасно один або декілька будь-яких ознак у навчальних векторах перевищують допустиме відхилення Δ_0 , відповідає матриця комбінацій: $\Delta_M^{S_k}$, де $k = 1, \dots, 5$.

Навчальні вектори для класів $S_1 - S_5$ в матричному виді мають узагальнений вигляд:

$$P_{S_k} = \Delta_M^{S_k} \cdot A_0, \quad k = \overline{1, 5}. \quad (3.22)$$

Загальну множину навчальних образів для шести діагностичних класів $S_0 - S_5$ запишемо у вигляді матриці (3.5). Рядки матриці P відповідають кількості діагностичних ознак, а кількість стовпчиків – дорівнює кількості R вхідних навчальних векторів. За результатами заданих умов, було сформовано $R = 378$ навчальних векторів відповідно до зазначених класів за допомогою програмного забезпечення [135]. Клас S_0 навчається на $R_0 = 6$ векторах, класи S_1 та S_4 – на $R_1 = R_4 = 60$, класи S_2 та S_3 – на $R_2 = R_3 = 120$, клас S_5 на $R_5 = 12$ векторах. Розподіл кількості векторів за класами показано на рис. 3.13.

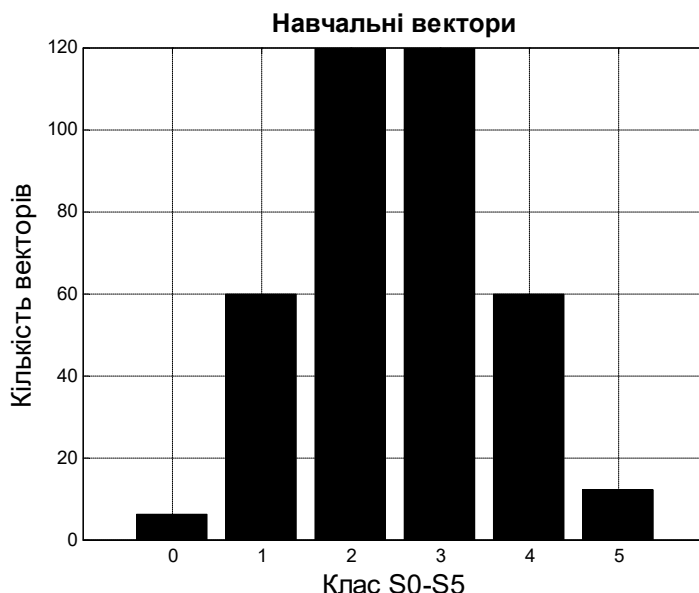


Рис. 3.13. Кількість навчальних векторів для нейромережевого класифікатора по класам станів $S_0 - S_5$

Відповідно до п. 3.2.3, встановлюється матриця зв'язності T_c приналежності кожної пари «вхід/ціль», яка набуває вигляду (3.6), з урахуванням розподілу по класам сформованих $R = 378$ навчальних векторів.

Після етапу навчання необхідно перевірити працездатність розробленого класифікатора, для чого було сформовано такі три множини тестових векторів:

– для першої множини тестових векторів значення відхилення діагностичних ознак не перевищує допустиме ($\Delta_0 = \pm 5 \%$) і становить $\pm 2,5 \%$. Це означає, що тестування відбувається тільки для бездефектного стану об'єкта (клас S_0);

– для другої множини тестових векторів відхилення елементів усіх вхідних векторів для класу S_0 знаходяться в межах діапазону Δ_0 , а діагностичні ознаки векторів для класів $S_1 - S_5$ мають відхилення на $\pm 9 \%$ від значень A_0 . Так, для S_1 будь-який один елемент тестового вектору має відхилення $\pm 9 \%$, а інші не відрізняються від вектору діагностичних ознак A_0 більше, ніж на $\pm 5 \%$. Для класів $S_2 - S_5$ кількість елементів, відмінних від A_0 на $\pm 9 \%$, складає два, три і т. д. у відповідності до класу;

– третя множина тестових векторів для класів $S_0 - S_5$ формується за алгоритмом формування другої множини тестових векторів зі збільшеним значенням відхилення елементів до $\pm 12 \%$.

Для кожної з множин було сформовано по 84 тестових векторів за допомогою програмного забезпечення [136], що характеризують класи $S_0 - S_5$ технічного стану об'єкта. Загальна кількість тестових векторів складає 252. Навчений на загальній множині навчальних образів розроблений класифікатор виконав правильно розпізнавання усіх тестових векторів з описаних вище трьох множин [128].

3.5.3 Дослідження впливу параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* на ефективність класифікатора

Початковим значенням *spread* встановимо 0,05. Дослідимо залежність показника ефективності K від значення параметра впливу. У даному дослідженні будемо змінювати величину параметра *spread* в інтервалі значень від 0,01 до 0,1 з кроком 0,01, а в інтервалі значень від 0,1 до 1 – з кроком 0,1. Як мінімальне значення приймаємо *spread* = 0,005. Для дослідження було сформовано нову множину тестових векторів з такими відхиленнями значень діагностичних ознак δ : $\pm 2,5 \%$; $\pm 6 \%$; $\pm 9 \%$; $\pm 10 \%$; $\pm 12 \%$; $\pm 15 \%$. Деякі з них ($\delta = \pm 10 \%$; $\pm 15 \%$)

співпадають з прийнятими раніше відхиленнями Δ_M для множини навчальних векторів, що зроблено з метою перевірки відтворюваності результатів класифікації за навчальними векторами. За такими тестовими векторами проводиться розпізнавання та визначається значення показника K [128, 137].

На рис. 3.14 наведено графіки залежності показника ефективності розпізнавання K від значення параметра НМ *spread*, які отримано за виразом (3.7) при різних відхиленнях δ тестових векторів.

Як видно з наведених результатів:

- при відхиленні $\delta = \pm 2,5 \%$ нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100 \%$) в діапазоні значень *spread* від 0,005 до 0,07. При значенні параметру впливу 0,08 коефіцієнт K становить 89,29 %, а подальше збільшення *spread* призводить до зменшення показника ефективності;

- при відхиленні $\delta = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора складає 100 % в діапазоні значень параметру впливу *spread* від 0,005 до 0,1;

- при відхиленні $\delta = \pm 9 \%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при значеннях *spread* в діапазоні від 0,01 до 0,1. Зменшення значення параметру впливу негативно впливають на якість класифікації і при *spread* = 0,005 спостерігається зниження коефіцієнта K до 92,86 %;

- відхилення $\delta = \pm 10 \%$ співпадає з одним із навчальних значень відхилення Δ_M ; безпомилкова класифікація забезпечується при значеннях *spread* в діапазоні від 0,005 до 0,1;

- при відхиленні $\delta = \pm 12 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100 % при значеннях параметру впливу в діапазоні від 0,02 до 0,1, а починаючи зі значення *spread* = 0,01 ефективність класифікатора значно погіршується;

- відхилення елементів тестової множини $\delta = \pm 15 \%$ також співпадає з одним із навчальних значень Δ_M ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях *spread* в діапазоні від 0,005 до 0,1.

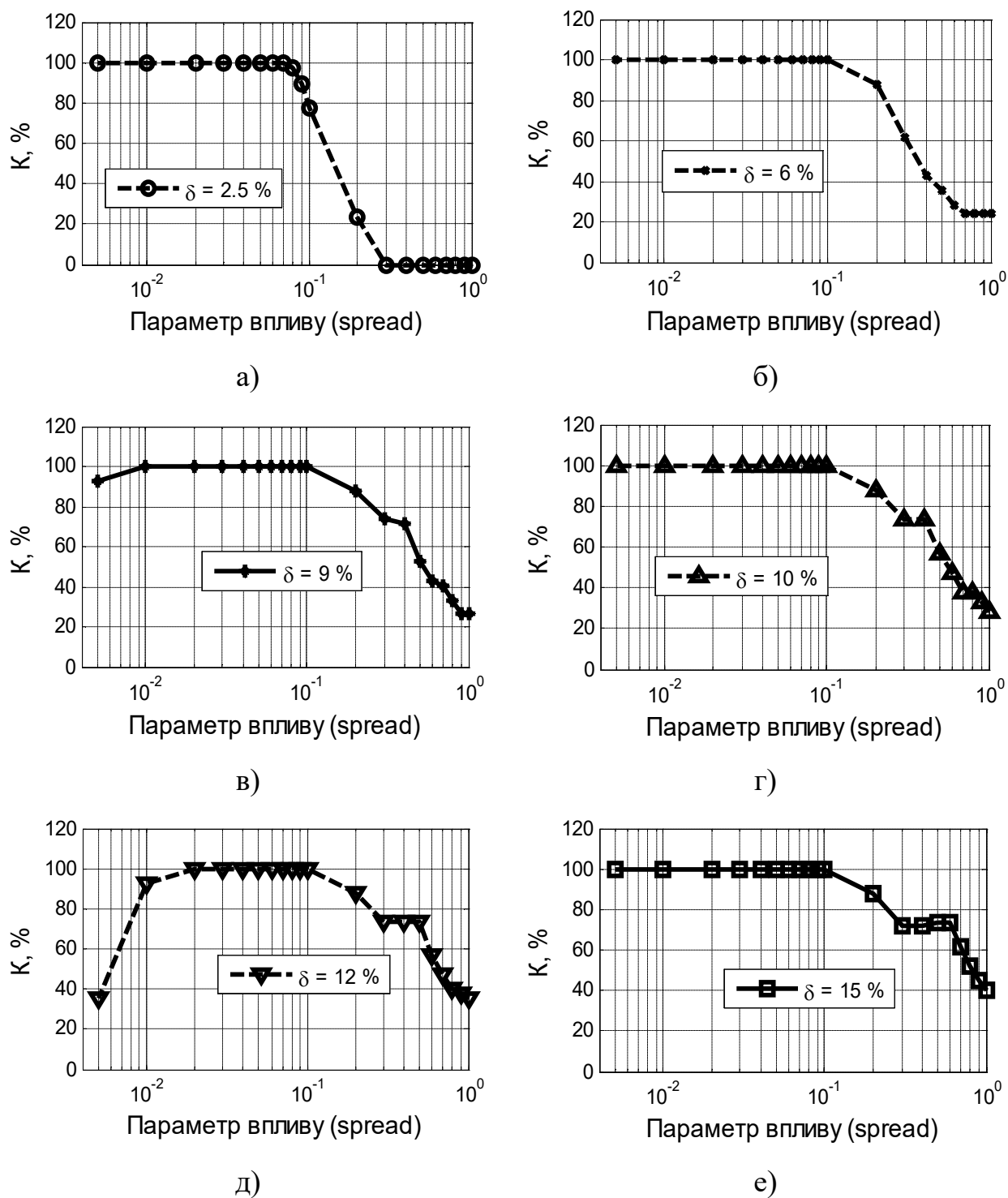


Рис. 3.14. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* для таких значень відхилень: а) $\delta = 2,5\%$; б) $\delta = 6\%$; в) $\delta = 9\%$; г) $\delta = 10\%$; д) $\delta = 12\%$; е) $\delta = 15\%$

По всій множині вхідних векторів безпомилкове розпізнавання забезпечується при значеннях параметра *spread* в діапазоні від 0,02 до 0,07

3.5.4 Дослідження впливу кількості навчальних векторів на якість розпізнавання

Розмір радіально-базисного шару ІНМ залежить від кількості образів навчальної множини. З одного боку, чим більше розмір НМ, тим довше час навчання мережі, що негативно впливає на швидкість функціонування класифікатора в режимі реального часу. З іншого боку – зменшення кількості навчальних векторів може призвести до зниження ефективності розпізнавання. Тому при розробці нейромережевих класифікаторів важливо проаналізувати вплив розмірності множини навчальних векторів діагностичних ознак на точність класифікації з метою визначення можливості безпомилкового багатокласового розпізнавання при деякій мінімальній кількості навчальних векторів [128].

Використаємо значення параметру впливу $spread = 0,05$, для якого при попередньому тестуванні забезпечувалось безпомилкове розпізнавання класів. Як було описано вище у п. 3.5.2, спочатку для навчання було сформовано $R = 378$ навчальних векторів, що характеризують класи $S_0 - S_5$ ТС об'єкта з такими відхиленнями значень діагностичних ознак $\Delta_M : \pm 5,5 \% ; \pm 10 \% ; \pm 15 \% ; \pm 20 \% ; \pm 25 \% ; \pm 50 \%$.

Будемо зменшувати кількість навчальних векторів для класів $S_1 - S_5$ відносно наведеного вище значення R шляхом вилучення значень заданих відхилень Δ_M за такою процедурою:

- вилучаємо $\Delta_M = \pm 50 \%$; НМ навчається на множині навчальних векторів з такими відхиленнями значень ознак $\Delta : \pm 5,5 \% ; \pm 10 \% ; \pm 15 \% ; \pm 20 \% ; \pm 25 \%$; загальна кількість навчальних векторів R зменшилась і становить 316;

- вилучаємо $\Delta_M = \pm 50 \%$ та $\Delta_M = \pm 25 \%$; НМ навчається на множині векторів з відхиленнями значень ознак $\Delta : \pm 5,5 \% ; \pm 10 \% ; \pm 15 \% ; \pm 20 \%$; загальна кількість навчальних векторів становить $R = 254$;

– вилучаємо $\Delta_M = \pm 50\%$, $\Delta_M = \pm 25\%$ та $\Delta_M = \pm 20\%$; НМ навчається на множині векторів з такими відхиленнями значень ознак Δ : $\pm 5,5\%$, $\pm 10\%$, $\pm 15\%$; загальна кількість навчальних векторів становить $R = 192$;

– вилучаємо $\Delta_M = \pm 50\%$, $\Delta_M = \pm 25\%$, $\Delta_M = \pm 20\%$ та $\Delta_M = \pm 15\%$; НМ навчається на множині векторів з відхиленнями значень ознак Δ : $\pm 5,5\%$, $\pm 10\%$; загальна кількість навчальних векторів становить $R = 130$;

– для навчання НМ використовуємо навчальні вектори лише з одним значенням відхилення $\Delta = \pm 5,5\%$, решту значень заданих відхилень Δ_M вилучаємо; загальна кількість навчальних векторів R становить всього 68 векторів.

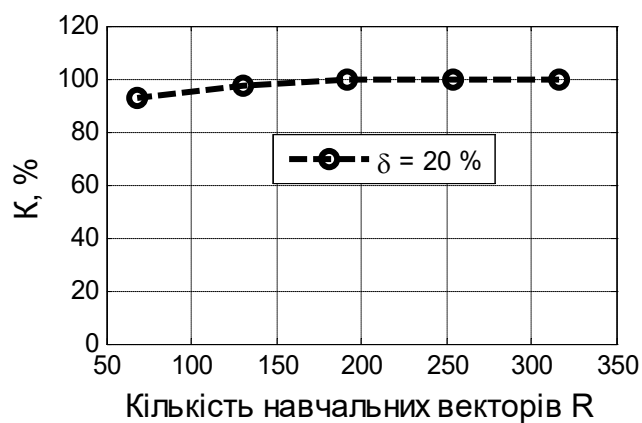
Проведемо тестування навченого таким чином нейромережевого класифікатора на множині тестових векторів зі зміненим та розширеним діапазоном значень відхилень діагностичних ознак δ : $\pm 2,5\%$; $\pm 10\%$; $\pm 15\%$; $\pm 17\%$; $\pm 20\%$; $\pm 25\%$; $\pm 30\%$; $\pm 35\%$. Такі зміни надають можливість дослідити ефективність класифікатора для більш широкого діапазону можливих відхилень значень діагностичних ознак для кожного класу технічного стану об'єкта.

Результати дослідження залежності показника ефективності K від розмірності множини навчальних векторів, проведеного за результатами тестування класифікатора, показали [128]:

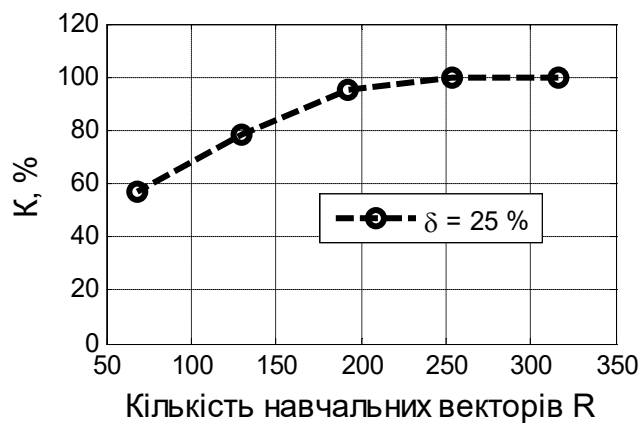
– для тестових векторів з відхиленнями значень діагностичних ознак $\delta \leq 17\%$ ефективність розпізнавання технічного стану за класами $S_0 - S_5$ забезпечується на рівні 100 % для усіх розглянутих значень R . Показник K не знижується навіть при близьких значеннях діагностичних ознак для бездефектного і дефектних станів (різниця між значеннями діагностичних ознак класу S_0 і класів $S_1 - S_5$ не перевищувала 0,5 %);

– для тестових векторів з відхиленнями значень діагностичних ознак $\delta > 17\%$ має місце зниження ефективності розпізнавання зі зменшенням кількості векторів R у навчальній множині.

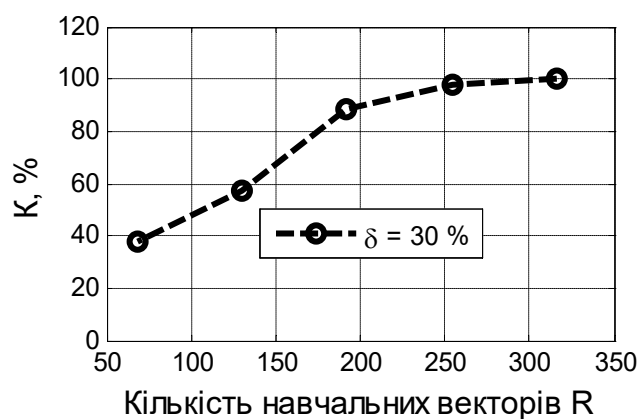
Останній випадок проілюстровано на рис. 3.15 для таких значень відхилення діагностичних ознак δ : $\pm 20\%$; $\pm 25\%$; $\pm 30\%$; $\pm 35\%$.



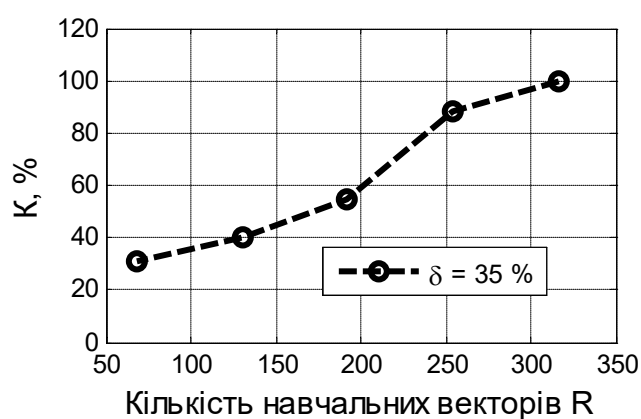
а)



б)



в)



г)

Рис. 3.15. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від кількості навчальних векторів для таких значень відхилень: а – $\delta = 20\%$; б – $\delta = 25\%$; в – $\delta = 30\%$; г – $\delta = 35\%$

Як видно з наведених результатів, безпомилкове розпізнавання ($K = 100\%$) для всього розглянутого діапазону відхилень δ забезпечується лише при навчанні НМ на множині, яка складає $R = 316$ навчальних векторів. Зменшення кількості навчальних векторів R призводить до зниження показника ефективності ($K < 100\%$) при таких значеннях відхилень діагностичних ознак δ :

- для кількості навчальних векторів $R = 254$ при відхиленнях $\delta \geq 30\%$;
- для кількості навчальних векторів $R = 192$ при відхиленнях $\delta \geq 25\%$;
- для кількості навчальних векторів $R = 130$ при відхиленнях $\delta \geq 20\%$;
- для кількості навчальних векторів $R = 68$ при відхиленнях $\delta > 17\%$.

3.5.5 Аналіз ефективності багатокласового розпізнавання за діагностичними ознаками різних порядків

Розглянемо задачу моніторингу деградації конструкції. Як і в попередніх випадках вектор діагностичних ознак A_0 містить 5 елементів. Відповідно, у загальному випадку ТС описується 6-ма класами: один бездефектний стан (S_0) та інші стани ($S_1 - S_5$), які характеризують появу та розвиток багатоосередкового пошкодження. Діагностичні ознаки у векторі A_0 для різних класів характеризуються відхиленнями своїх значень a_i , що перевищують допустиме значення $\Delta_0 = \pm 5 \%$, за якого ТС об'єкту вважається бездефектним [137].

Застосування різних методів обробки інформації та виділення корисних складових вимірюваного сигналу призводить до суттєвої різниці значень, які набувають діагностичні ознаки вектора A_0 . Значення ознак можуть лежати в межах декількох порядків. Тому постає необхідність визначення якості багатокласової класифікації для такої задачі.

Розглядаються такі випадки:

- значення діагностичних ознак a_i належать до інтервалу значень від 1 до 10;
- значення a_i належать до інтервалу значень від 0 до 1;
- значення a_i належать до інтервалу значень від 0 до 10;
- значення a_i належать до інтервалу значень від 1 до 100.
- значення a_i належать до інтервалу значень від 10 до 100;

Для зазначених інтервалів значень діагностичних ознак у навчальних та тестових множинах векторів визначимо ефективність багатокласового розпізнавання в залежності від параметру впливу класифікатора (*spread*). Для кожного випадку було сформовано вектори навчальних множин відповідно до п. 3.5.2. Згенеровано вектори тестових множин з відхиленнями значень діагностичних ознак δ відповідно до п. 3.5.3. Для деяких досліджень додатково було розглянуто відхилення 17 % замість 15 %. Це пов'язано з тим, що 15 % відноситься до на-

вчальних відхилень, тому результати подібні до $\delta = 10 \%$, що також є навчальним відхиленням.

У п. 3.5.3 було проведено дослідження ефективності розпізнавання для векторів, діагностичні ознаки в яких мають значення в інтервалі $[1; 10]$. Результати дослідження показали, що безпомилкове розпізнавання станів ($K = 100\%$) забезпечується при значеннях параметра мережі *spread* в діапазоні від 0,02 до 0,07 [137].

На рис. 3.16 наведено графіки залежності параметра K від параметра впливу за результатами багатокласового розпізнавання для векторів, діагностичні ознаки в яких мають значення в інтервалі $[0; 1]$ [137-139].

Як видно з наведених результатів:

- при відхиленні $\delta = \pm 2,5 \%$ нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100 \%$) в діапазоні значень *spread* від 10^{-4} до $3 \cdot 10^{-2}$. При значенні параметру впливу $4 \cdot 10^{-2}$ коефіцієнт K становить 73,81 %, а подальше збільшення *spread* призводить до зменшення показника ефективності;

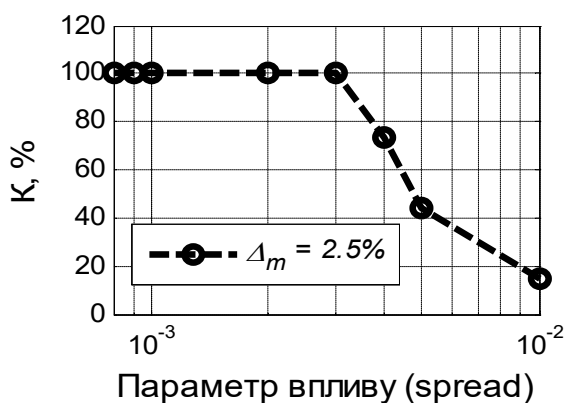
- при відхиленні $\delta = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора складає 100 % в діапазоні значень параметру впливу *spread* від $3 \cdot 10^{-4}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;

- при відхиленні $\delta = \pm 9 \%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при значеннях *spread* в діапазоні від $5 \cdot 10^{-4}$ до $4 \cdot 10^{-3}$. Зменшення значення параметра впливу негативно впливають на якість класифікації і при *spread* = 0,005 спостерігається зниження коефіцієнта K до 92,86 %;

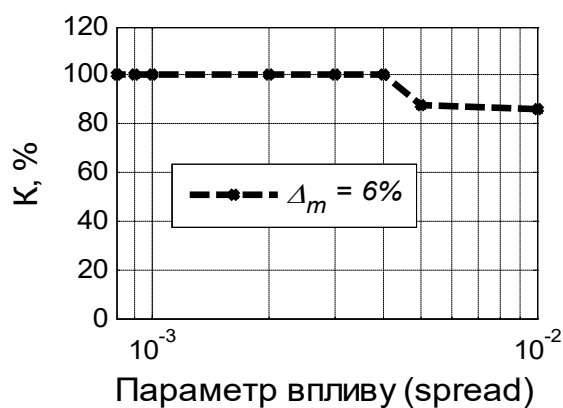
- відхилення $\delta = \pm 10 \%$ співпадає з одним із навчальних значень відхилення Δ_M ; безпомилкова класифікація забезпечується при значеннях *spread* в діапазоні від 10^{-4} (менші значення не досліджувалися) до $4 \cdot 10^{-3}$;

- при відхиленні $\delta = \pm 12 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100 % при значеннях параметру впливу в діапазоні від $9 \cdot 10^{-4}$ до $4 \cdot 10^{-2}$, а починаючи зі значення *spread* = $5 \cdot 10^{-2}$ ефективність класифікатора значно погіршується;

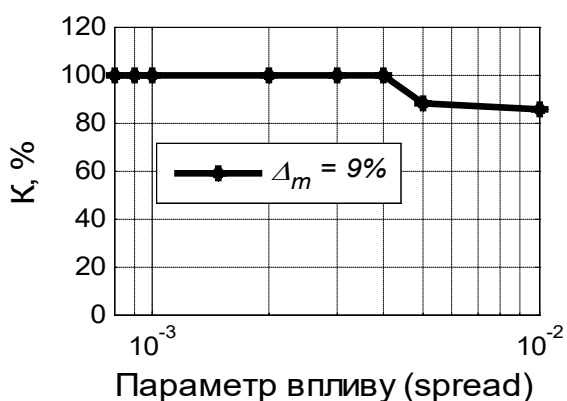
- для відхилення елементів тестової множини $\delta = \pm 17 \%$ безпомилкова класифікація досягається при значеннях *spread* в діапазоні від $9 \cdot 10^{-4}$ до $4 \cdot 10^{-2}$.



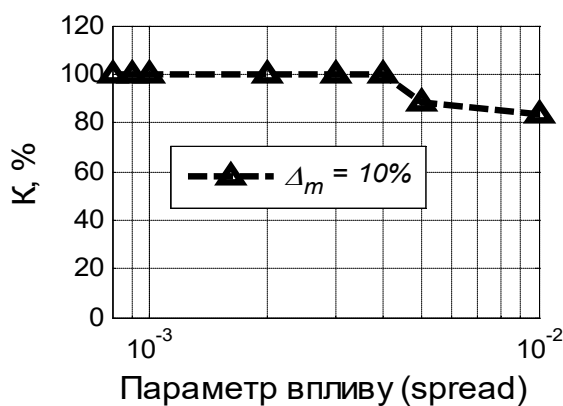
а)



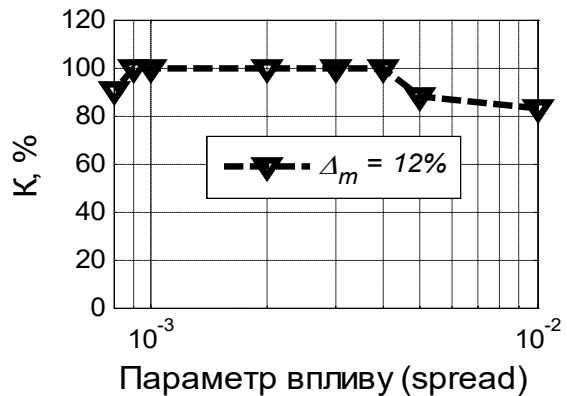
б)



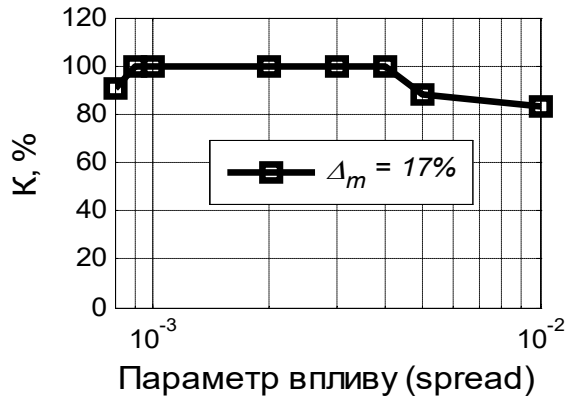
в)



г)



д)



е)

Рис. 3.16. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметра впливу $spread$ для діапазону значень діагностичних ознак a_i від 0 до 1 для таких значень відхилень: а) $\delta = 2,5 \%$; б) $\delta = 6 \%$; в) $\delta = 9 \%$; г) $\delta = 10 \%$; д) $\delta = 12 \%$; е) $\delta = 17 \%$

Таким чином, для діагностичних ознак a_i , які можуть приймати значення від 0 до 1, класифікатор виконує безпомилкове багато класове розпізнавання при значеннях параметра $spread$ в діапазоні від $9 \cdot 10^{-4}$ до $4 \cdot 10^{-2}$ [137-139].

На рис. 3.17 наведено графіки залежності параметра K від параметра впливу за результатами багатокласового розпізнавання для векторів, діагностичні ознаки в яких мають значення в інтервалі $[0; 10]$ [138, 139].

Для діагностичних ознак a_i , які можуть приймати значення від 0 до 10, класифікатор виконує безпомилкове розпізнавання частково для різних тестових відхилень. Відповідно до результатів досліджень:

- при відхиленні $\delta = \pm 2,5 \%$ безпомилкове розпізнавання досягається в діапазоні значень $spread$ до $3 \cdot 10^{-2}$. При значенні параметру впливу $4 \cdot 10^{-2}$ коефіцієнт K становить 95,24 %, а подальше збільшення $spread$ призводить до зменшення показника ефективності;

- при відхиленні $\delta = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора складає 100 % в діапазоні значень параметру впливу $spread$ від $3 \cdot 10^{-2}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;

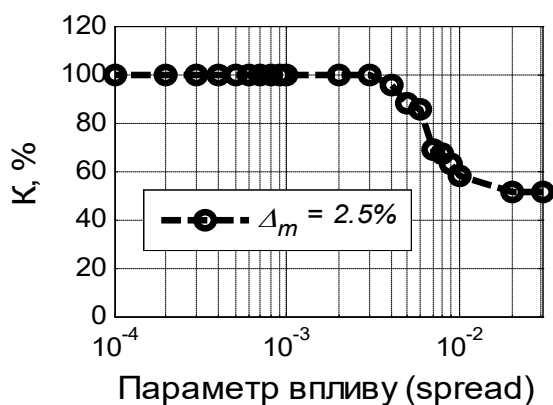
- при відхиленні $\delta = \pm 9 \%$ максимальна ефективність розпізнавання складає 95,24 % при значенні $spread = 5 \cdot 10^{-2}$; в діапазоні $spread \in [4 \cdot 10^{-2}; 7 \cdot 10^{-2}]$ коефіцієнт K становить більше 90 %;

- відхилення $\delta = \pm 10 \%$ співпадає з одним із навчальних значень відхилення Δ_M ; безпомилкова класифікація забезпечується при значеннях $spread$ в діапазоні до $4 \cdot 10^{-3}$;

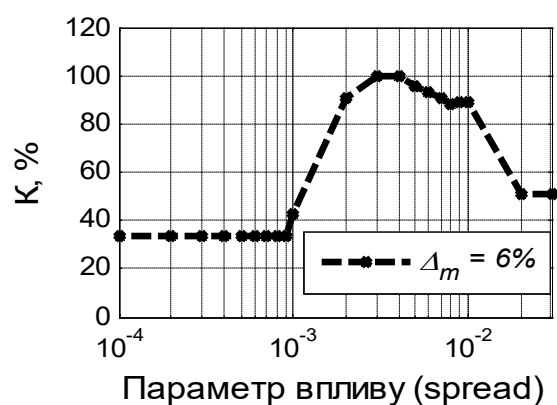
- при відхиленні $\delta = \pm 12 \%$ максимальне значення коефіцієнта K дорівнює лише 89,29 % при значеннях параметру впливу від $9 \cdot 10^{-3}$ до 10^{-2} ;

- відхилення елементів тестової множини $\delta = \pm 15 \%$ також співпадає з одним із навчальних значень Δ_M ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях $spread$ в діапазоні до $4 \cdot 10^{-2}$.

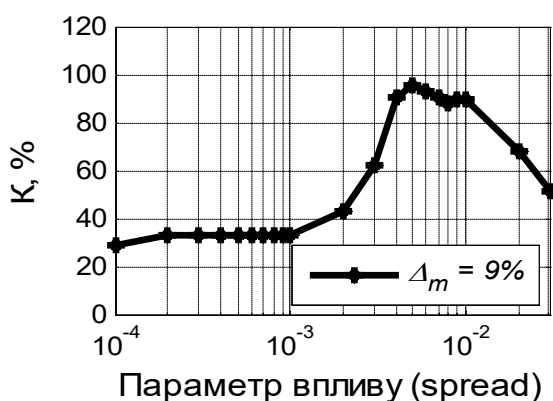
Результати для $\delta = 17 \%$ не наведені, проте при значеннях параметру впливу від $9 \cdot 10^{-3}$ до 10^{-2} ефективність також складає 89,29 %.



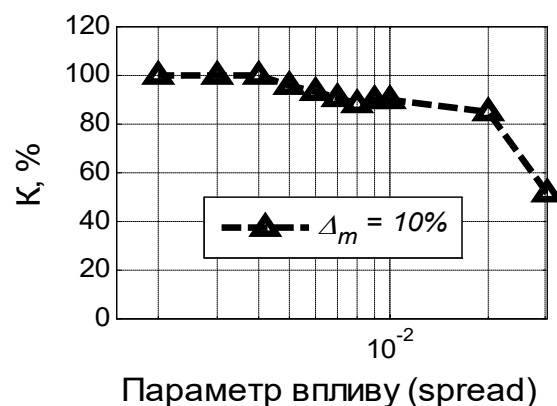
а)



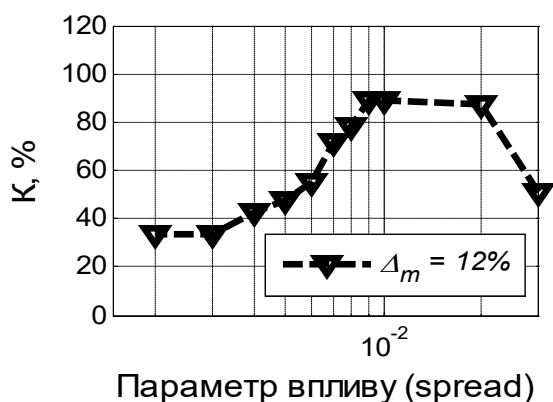
б)



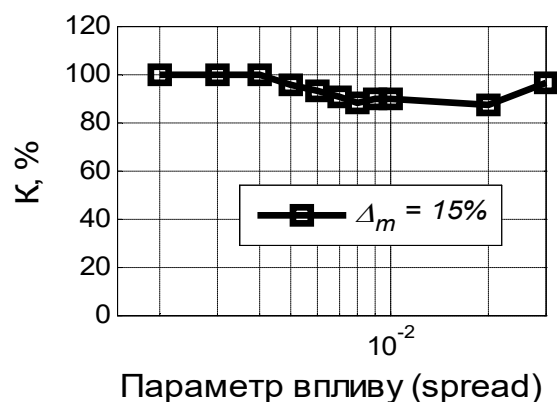
в)



г)



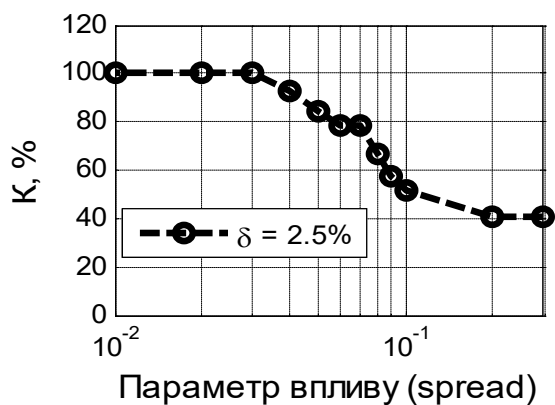
д)



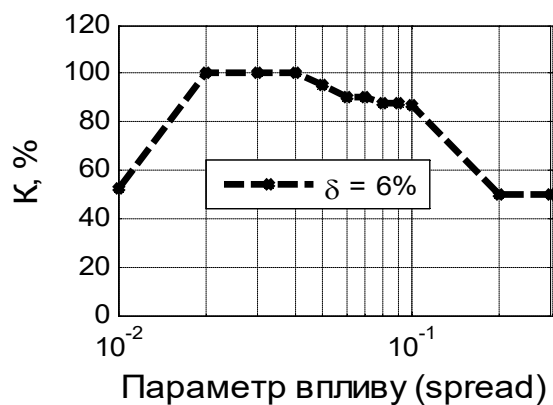
е)

Рис. 3.17. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметра впливу *spread* для діапазону значень діагностичних ознак a_i від 0 до 10 для таких значень відхилень: а) $\delta = 2,5\%$; б) $\delta = 6\%$; в) $\delta = 9\%$; г) $\delta = 10\%$; д) $\delta = 12\%$; е) $\delta = 15\%$

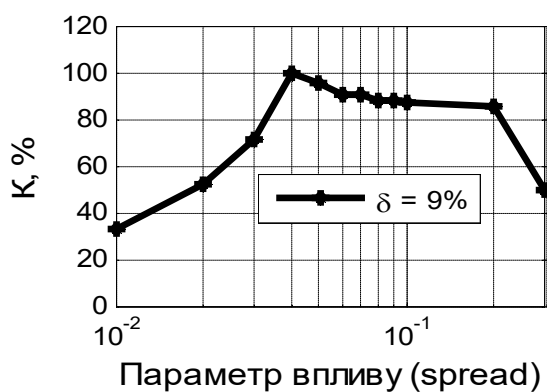
На рис. 3.18 наведено графіки залежності параметра K від параметра впливу за результатами багатокласового розпізнавання для векторів, діагностичні ознаки в яких мають значення в інтервалі $[1; 100]$.



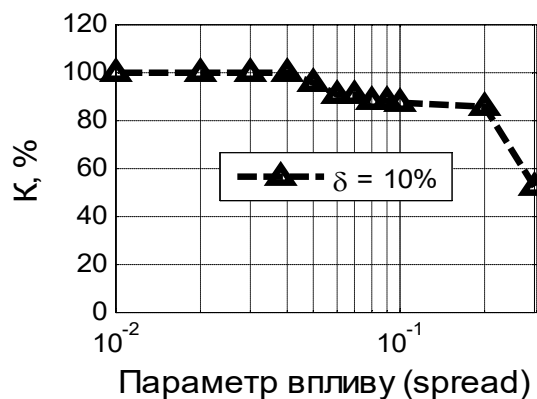
а)



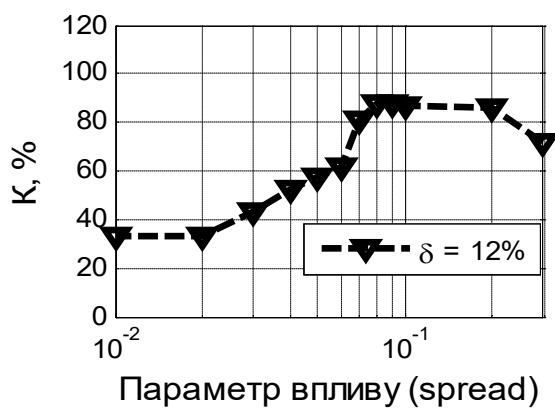
б)



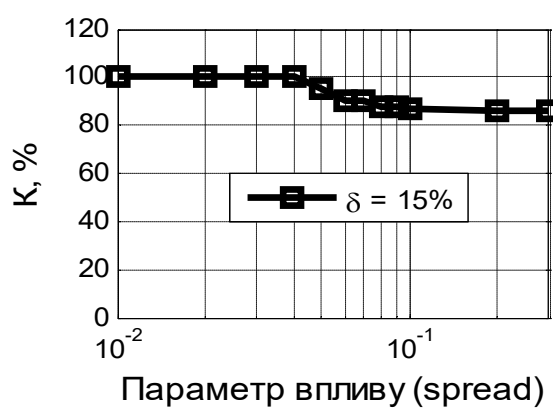
в)



г)



д)



е)

Рис. 3.18. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметра впливу $spread$ для діапазону значень діагностичних ознак a_i від 1 до 100 для таких значень відхилень: а) $\delta = 2,5\%$; б) $\delta = 6\%$; в) $\delta = 9\%$; г) $\delta = 10\%$; д) $\delta = 12\%$; е) $\delta = 15\%$

Відповідно до результатів досліджень:

- при відхиленні $\delta = \pm 2,5 \%$ безпомилкова класифікація досягається в діапазоні значень *spread* від 10^{-2} до $3 \cdot 10^{-2}$, а подальша зміна *spread* призводить до зменшення показника ефективності;
- при відхиленні $\delta = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора складає 100 % в діапазоні значень параметру впливу *spread* від $2 \cdot 10^{-2}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;
- при відхиленні $\delta = \pm 9 \%$ безпомилкове розпізнання досягається лише при значенні *spread* – $4 \cdot 10^{-2}$;
- при відхиленні $\delta = \pm 10 \%$ безпомилкова класифікація забезпечується при значеннях *spread* в діапазоні до $4 \cdot 10^{-2}$;
- при відхиленні $\delta = \pm 12 \%$ максимальне значення коефіцієнта K дорівнює лише 88,1 % при значеннях параметру впливу від $8 \cdot 10^{-2}$ до $9 \cdot 10^{-2}$;
- відхилення елементів тестової множини $\delta = \pm 15 \%$ співпадає з одним із навчальних значень Δ_M ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях *spread* в діапазоні до $4 \cdot 10^{-2}$. Таким чином, для діагностичних ознак a_i , які можуть приймати значення від 1 до 100, класифікатор також виконує безпомилкове розпізнавання частково для різних тестових відхилень, однак недосяжним є визначення єдиного допустимого діапазону значень параметру впливу.

На рис. 3.19 наведено графіки залежності параметра K від параметра впливу за результатами багатокласового розпізнавання для векторів, діагностичні ознаки в яких мають значення в інтервалі $[10; 100]$.

Як видно з наведених результатів:

- при відхиленні $\delta = \pm 2,5 \%$ нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100 \%$) в діапазоні значень *spread* до 0,4; подальше збільшення *spread* призводить до зменшення показника ефективності;
- при відхиленні $\delta = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора складає 100 % в діапазоні значень параметру впливу *spread* від $3 \cdot 10^{-2}$ до 0,6;
- при відхиленні $\delta = \pm 9 \%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при значеннях *spread* в діапазоні від $5 \cdot 10^{-2}$ до 0,6;

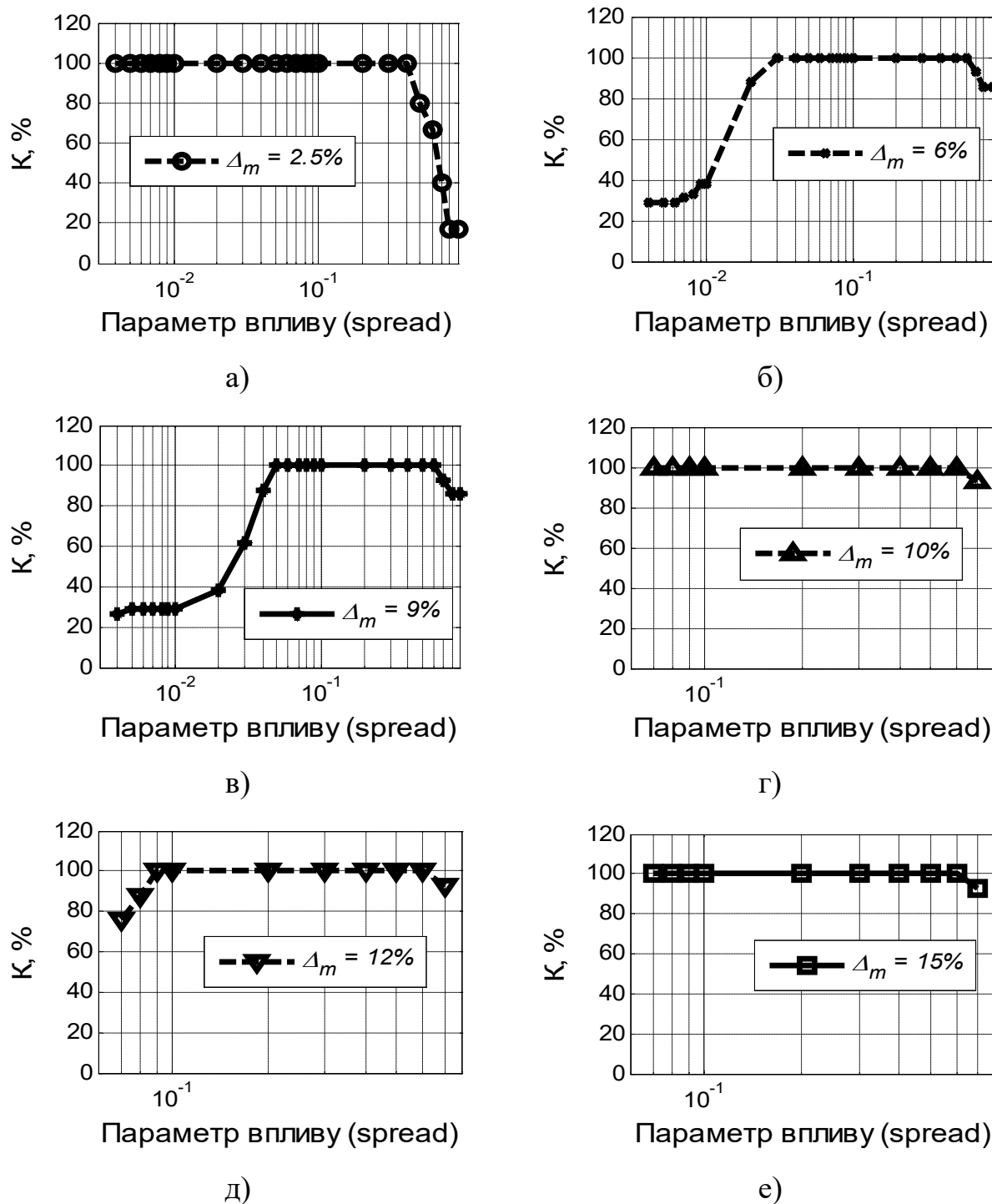


Рис. 3.19. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметра впливу $spread$ для діапазону значень діагностичних ознак a_i від 10 до 100 для таких значень відхилень: а) $\delta = 2,5\%$; б) $\delta = 6\%$; в) $\delta = 9\%$; г) $\delta = 10\%$; д) $\delta = 12\%$; е) $\delta = 15\%$

– відхилення $\delta = \pm 10\%$ співпадає з одним із навчальних значень відхилення Δ_m ; безпомилкова класифікація забезпечується при значеннях $spread$ в діапазоні до 0,6;

– при відхиленні $\delta = \pm 12 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100% при значеннях параметру впливу в діапазоні від $9 \cdot 10^{-2}$ до $0,6$;

– відхилення елементів тестової множини $\delta = \pm 15 \%$ також співпадає з одним із навчальних значень Δ_M ; безпомилкова класифікація досягається при значеннях *spread* в діапазоні до $0,6$.

Для діагностичних ознак a_i , які можуть приймати значення від 10 до 100 , класифікатор виконує безпомилкове багато класове розпізнавання при значеннях параметра *spread* в діапазоні від $9 \cdot 10^{-2}$ до $0,4$.

Отримані результати свідчать про те, що для векторів діагностичних ознак різних порядків необхідно мати окремо налаштований класифікатор для забезпечення безпомилкового багатокласового розпізнавання ТС контрольованих об'єктів. Крім того, на значення ознак накладається умова приналежності до одного порядку. Задовільнити ці умови можна шляхом перетворення чи нормалізація діагностичних ознак. У будь-якому випадку для систем моніторингу та багатокласової діагностики складних просторових об'єктів в експлуатації важливим буде формування вимог до методів обробки діагностичної інформації та визначення діагностичних ознак.

3.5.6 Дослідження впливу кількості діагностичних ознак у векторів на ефективність багатокласового розпізнавання

У попередніх дослідженнях розглянуто діагностичні вектори, які містять 5 діагностичних ознак. Однак, кількість діагностичних ознак може варіюватися в залежності від кількості вимірювальних каналів. Оскільки кожна ознака пов'язана з чутливим елементом, то n -вимірний вектор діагностичних ознак для нейромережевого класифікатора може формуватися за різною кількістю первинних перетворювачів.

Зменшення кількості діагностичних ознак a_i у векторі призведе до зменшення кількості класів технічного стану об'єкта в таких задачах багатокласового розпізнавання, як локалізація пошкодження та моніторинг деградації конструкції

об'єкта. Це, в свою чергу, обумовлює зменшення загальної кількості векторів навчальних і тестових множин та спрощення структури класифікатора, пришвидшення його навчання.

Але зменшення кількості діагностичних ознак зменшує розмір контрольованої області на поверхні об'єкта. У випадку використання чутливих елементів, побудованих на різних фізичних принципах, які встановлено в одній локальній області, це може призвести до зниження інформативності діагностичних векторів. Тому розглянемо задачу впливу збільшення розмірності діагностичних векторів на нейромережевий класифікатор та ефективність його функціонування.

Нехай діагностичний вектор містить сім ознак:

$$A_0 = \begin{pmatrix} a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \\ a_6^0 \\ a_7^0 \end{pmatrix}. \quad (3.23)$$

Допустиме відхилення, за якого ТС об'єкту вважається бездефектним, залишається встановленим раніше $\Delta_0 = \pm 5 \%$. Тоді для бездефектного стану об'єкта S_0 вектор діагностичних ознак набуває вигляду:

$$A_0 = [0,95; 1,05] \cdot \begin{pmatrix} a_1^0 \\ a_2^0 \\ a_3^0 \\ a_4^0 \\ a_5^0 \\ a_6^0 \\ a_7^0 \end{pmatrix}. \quad (3.24)$$

Для моніторингу деградації конструкції за вектором (3.23) можемо визначити такі 8 класів технічного стану об'єкта:

- клас S_0 відповідає бездефектному стану об'єкту контролю, до якого належать всі вхідні множини, для яких відхилення значень діагностичних ознак не перевищують зазначене вище допустиме відхилення Δ_0 , відповідно до (3.24);
- до класу S_1 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень однієї будь-якої з ознак перевищує допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_2 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно двох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_3 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно трьох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_4 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно чотирьох будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_5 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно п'яти будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_6 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно шести будь-яких ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 ;
- до класу S_7 відносяться вхідні вектори, в яких відхилення значень одночасно всіх ознак перевищують допустиме відхилення Δ_0 .

Розподіл кількості векторів за класами показано на рис. 3.20.

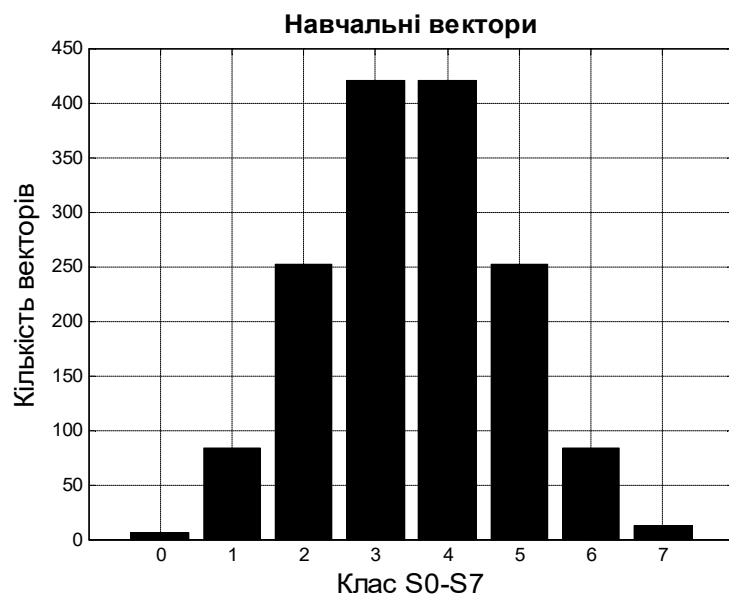


Рис. 3.20. Кількість навчальних векторів для нейромережевого класифікатора по класам станів $S_0 - S_7$

Навчальні вектори для всіх визначених класів формуються аналогічно до методики в п. 3.5.2, з тими самими встановленими відхиленнями Δ_M , але з урахуванням можливих комбінацій 7-вимірного вектору A_0 . За результатами заданих умов, кількість навчальних векторів за зазначеними класами становить $R = 1530$, що в 4 рази більше, ніж для вектору A_0 з п'ятьма елементами. Клас S_0 навчається на $R_0 = 6$ векторах, класи S_1 та S_6 – на $R_1 = R_6 = 84$, класи S_2 та S_5 – на $R_2 = R_5 = 252$, класи S_3 та S_4 – на $R_3 = R_4 = 420$, клас S_7 на $R_7 = 12$ векторах.

Для розпізнавання і дослідження ефективності було сформовано нову множину тестових векторів з такими відхиленнями значень діагностичних ознак δ : $\pm 2,5 \%$; $\pm 6 \%$; $\pm 9 \%$; $\pm 10 \%$; $\pm 12 \%$; $\pm 22 \%$. Значення $\delta = \pm 10 \%$ співпадає з прийнятими раніше відхиленням Δ_M для множини навчальних векторів, що зроблено з метою перевірки відтворюваності результатів класифікації за навчальними векторами. За такими тестовими векторами проводиться розпізнавання та визначається значення показника K .

На рис. 3.21 наведено графіки залежності показника ефективності розпізнавання K від значення параметра НМ *spread*.

Як видно з отриманих результатів:

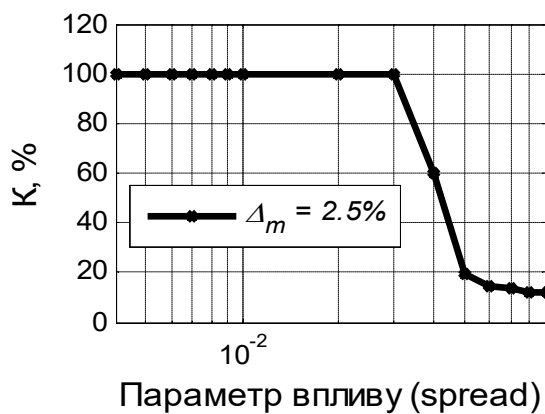
- при відхиленні $\delta = \pm 2,5 \%$ нейромережевий класифікатор забезпечує безпомилкову класифікацію ($K = 100 \%$) в діапазоні значень *spread* від $4 \cdot 10^{-3}$ (менші значення не розглядалися) до $3 \cdot 10^{-2}$;

- при відхиленні $\delta = \pm 6 \%$ ефективність класифікатора складає 100% в діапазоні значень параметру впливу *spread* від $4 \cdot 10^{-3}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;

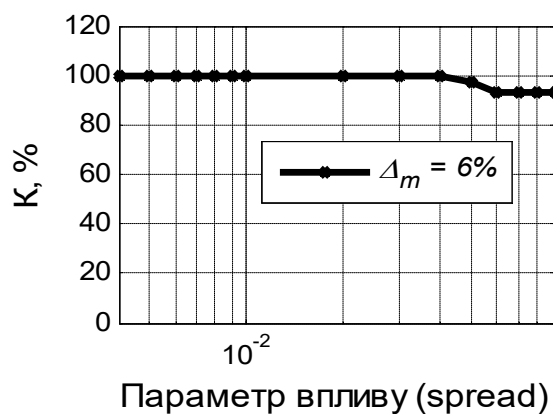
- при відхиленні $\delta = \pm 9 \%$ класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при значеннях *spread* в діапазоні від $6 \cdot 10^{-3}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;

- відхилення $\delta = \pm 10 \%$ співпадає з одним із навчальних значень відхилення Δ_M ; безпомилкова класифікація забезпечується при значеннях *spread* в діапазоні від $4 \cdot 10^{-3}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;

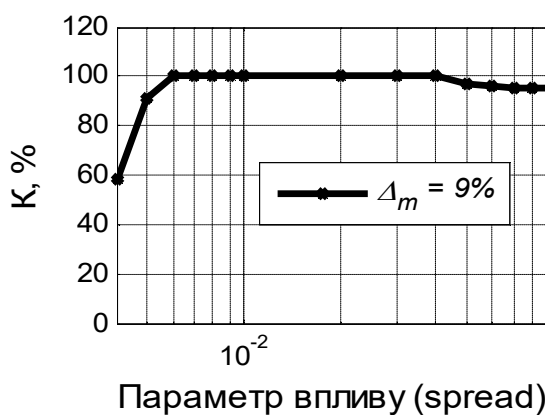
- при відхиленні $\delta = \pm 12 \%$ коефіцієнт K дорівнює 100% при значеннях параметру впливу в діапазоні від $2 \cdot 10^{-2}$ до $4 \cdot 10^{-2}$;



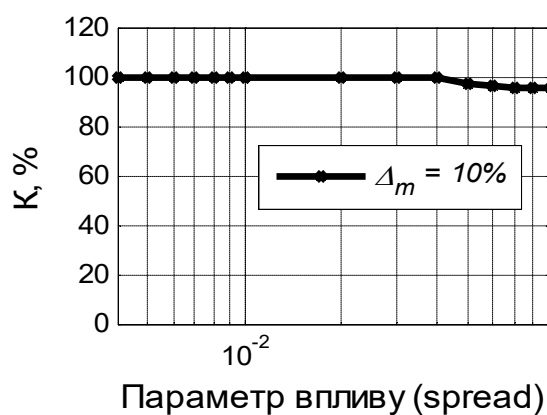
а)



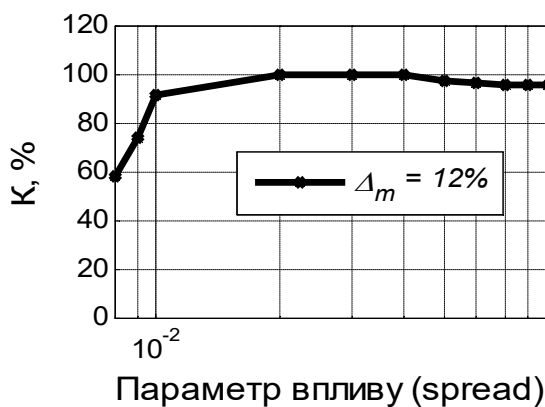
б)



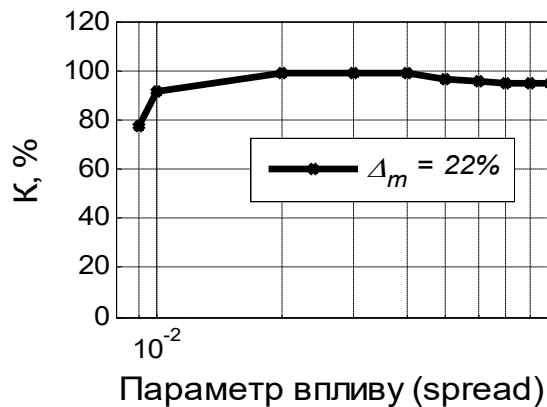
в)



г)



д)



е)

Рис. 3.21. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* для таких значень відхилень: а) $\delta = 2,5 \%$; б) $\delta = 6 \%$; в) $\delta = 9 \%$; г) $\delta = 10 \%$; д) $\delta = 12 \%$; е) $\delta = 22 \%$

– при відхиленні $\delta = \pm 22 \%$ безпомилкова класифікація не досягається. Через близькість та щільність елементів, нелінійну нероздільність класів НМ класифікатор хибно визначає по одному тестовому вектору для кожного з класів S_j

та S_4 , де можливі найбільша кількість комбінацій відхилень. Максимальне значення ефективності досягається в 99,28 % при значеннях *spread* в діапазоні від $2 \cdot 10^{-2}$ до $4 \cdot 10^{-2}$.

З наведених результатів встановлено, що збільшення кількості діагностичних ознак негативно впливає на якість класифікації. По-перше, зростає кількість навчальних векторів у 4 рази, що, в свою чергу, призводить до значного ускладнення структури першого шару ІНМ. По-друге, комбінаційна складність можливих варіантів вхідних векторів формує множину векторів з важко роздільними класами ТС об'єкта. При наявності навчальної множини з 1530 складових, НМ класифікатор має можливість виконувати безпомилкове розпізнавання з відхиленнями діагностичних ознак, що не перевищують 12 %. Крім того, звужується діапазон значень параметру впливу.

Порівняльний аналіз отриманих результатів з результатами багатокласового розпізнавання за векторами, що містять п'ять діагностичних ознак, показав перевагу і доцільність використання 5-вимірних векторів за вищим показником ефективності K та більш простою структурою класифікації.

Висновки до розділу 3

1. Створено програмні моделі класифікатора стану для багатокласового розпізнавання стану складного просторового об'єкта при вирішенні діагностичних завдань локалізації пошкоджень, моніторингу розвитку пошкоджень, моніторингу деградації конструкції. Розроблено алгоритмічне та програмне забезпечення формування навчальних та тестових множин вхідних векторів діагностичних ознак.

2. Сформовано навчальні і тестові множини вхідних векторів для вирішення зазначених діагностичних задач відповідно до розроблених у розділі 2 інформаційних моделей. Встановлено такі значення відхилень діагностичних ознак: допустиме відхилення не більше ± 5 %; навчальні відхилення : $\pm 5,5$ %; ± 10 %;

$\pm 15 \%$; $\pm 20 \%$; $\pm 25 \%$; $\pm 50 \%$; тестові відхилення : $\pm 2,5 \%$; $\pm 6 \%$; $\pm 9 \%$; $\pm 10 \%$; $\pm 12 \%$; $\pm 15 \%$; $\pm 17 \%$.

3. Проведено багатокласове розпізнавання технічного стану об'єкта для зазначених діагностичних завдань. Ефективність розробленого класифікатора оцінювалась за значеннями вірогідності розпізнавання. Встановлено залежності вірогідності багатокласового розпізнавання від параметра впливу нейронної мережі для різних значень розмірності навчальних множин, розмірності векторів діагностичних ознак та порядків значень діагностичних ознак для різних класів технічних станів.

4. Для локалізації одиничного пошкодження встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання технічного стану об'єкта забезпечується розробленим класифікатором при значеннях параметра впливу *spread* в діапазоні $[0,007; 0,1]$ для всієї множини попередньо визначених вхідних векторів.

5. Для локалізації двох пошкоджень встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання технічного стану об'єкта забезпечується розробленим класифікатором при значеннях параметра впливу *spread* в діапазоні $[0,009; 0,4]$ для всієї множини попередньо визначених вхідних векторів. Показано, що існує один і той же інтервал значень параметра впливу, в якому забезпечується безпомилкове розпізнавання при локалізації одного та двох пошкоджень.

6. Для моніторингу розвитку пошкоджень встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання технічного стану об'єкта забезпечується розробленим класифікатором при значеннях параметра впливу *spread* в діапазоні $[0,005; 0,5]$ по всій множині вхідних векторів з різними значеннями відхилення елементів ознак.

7. Для моніторингу деградації конструкції, як найбільш небезпечного прояву багатоосередкового пошкодження, встановлено, що:

- безпомилкове багатокласове розпізнавання технічного стану об'єкта досягається розробленим класифікатором при значеннях параметра впливу *spread* в діапазоні $[0,02; 0,07]$ по всій множині вхідних векторів з різними значеннями відхилення елементів ознак;

- ефективність розробленого класифікатора змінюється в залежності від кількості навчальних векторів. Безпомилкова класифікація не досягається при зменшені кількості навчальних векторів, якщо відхилення діагностичних ознак перевищує 17 %;

- ефективність класифікатора зменшується, якщо діагностичні ознаки у векторі мають значення різних порядків, безпомилкове розпізнавання забезпечується для діагностичних ознак одного порядку;

- збільшення кількості діагностичних ознак у векторах (наприклад, з 5 до 7) суттєво впливає на структуру ІНМ та процес формування навчальних і тестових множин вхідних векторів. При цьому, знижується ефективність безпомилкового розпізнавання ТС та звужується діапазон значень параметру впливу.

8. В загальному випадку, для кожного діагностичного завдання існує інтервал значень параметру впливу ІНМ, в якому забезпечується безпомилкове багатокласове розпізнавання.

РОЗДІЛ 4

БАГАТОКЛАСОВЕ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАНУ ЗВАРНИХ РЕЗЕРВУАРІВ

4.1 Дослідження ефективності розробленого класифікатора для багатокласового розпізнавання технічного стану на основі комп'ютерної моделі резервуара

4.1.1 Побудова комп'ютерної моделі резервуару зі зварними з'єднаннями

Провести повну класифікацію можливих видів моделювання доволі складно через багатозначність терміну «модель». Комп'ютерне, математичне, фізичне й статистичне моделювання є основними й широко відомими [140, 141].

Для моделювання об'єкту моніторингу визначення терміну «комп'ютерна модель» приймемо наступне [142]: електронна модель виробу, яка описує його зовнішню форму й розміри, дає змогу повністю або частково оцінити його взаємодію з елементами оточення, слугує для прийняття рішень при розробці виробу й/або процесів його виготовлення й використання.

При розробці системи багатокласового розпізнавання ТС резервуарів зі зварними з'єднаннями необхідно ретельно дослідити зміну напружено-деформованого стану елементів конструкції резервуару під впливом експлуатаційних навантажень та можливого порушення його цілісності. Такі дослідження необхідні для визначення чутливості параметрів напружено-деформованого стану до появи та розвитку тріщин у зварних швах конструкції [143].

Як приклад, ОК зі зварними з'єднаннями представлено на рис. 2.2. Це вертикальний сталевий резервуар, що експлуатується на антарктичній станції Академік Вернадський.

Захисна ємність являє собою металеву циліндричну оболонку висотою 6,58 м і діаметром 6,96 м. Стінка оболонки є зварною з листів прокату товщиною 5 мм. Ємність виготовлена з матеріалу Ст3пс2 (ГОСТ 14637), фізичні характеристики якого такі: густина прокату – 7850 кг / м^3 ; коефіцієнт лінійного розширення – $0,12 \cdot 10^{-4}$; модуль пружності – $2,06 \cdot 10^5 \text{ Н / мм}^2$, модуль зсуву – $0,79 \cdot 10^5 \text{ Н / мм}^2$; коефіцієнт поперечної деформації – 0,3 [143].

На основі методу скінченних елементів із застосуванням програмного комплексу *NASTRAN* [144] побудована комп'ютерна модель резервуару у вигляді циліндричної оболонки з реальними геометричними та механічними характеристиками [145]. Скінчено-елементна модель будується в циліндричній системі координат (рис. 4.1). Стінка оболонки моделюється у вигляді поясів, які складаються з поверхонь (тіл), розміри яких відповідають листам прокату. Кожна поверхня представляється сукупністю чотирьохкутних плоских скінченних елементів зі шістьма степенями вільності. Вводиться припущення до зварних швів: механічні характеристики приймаються такими як у сталі Ст3пс2. Не вводяться додаткові елементи, які би моделювали шви. Згідно рекомендацій програмного комплексу *NASTRAN* [140] наявність швів забезпечується моделюванням стінок у вигляді поверхонь (тіл). По колу оболонка розбита на 72 частини, по висоті – на 22.

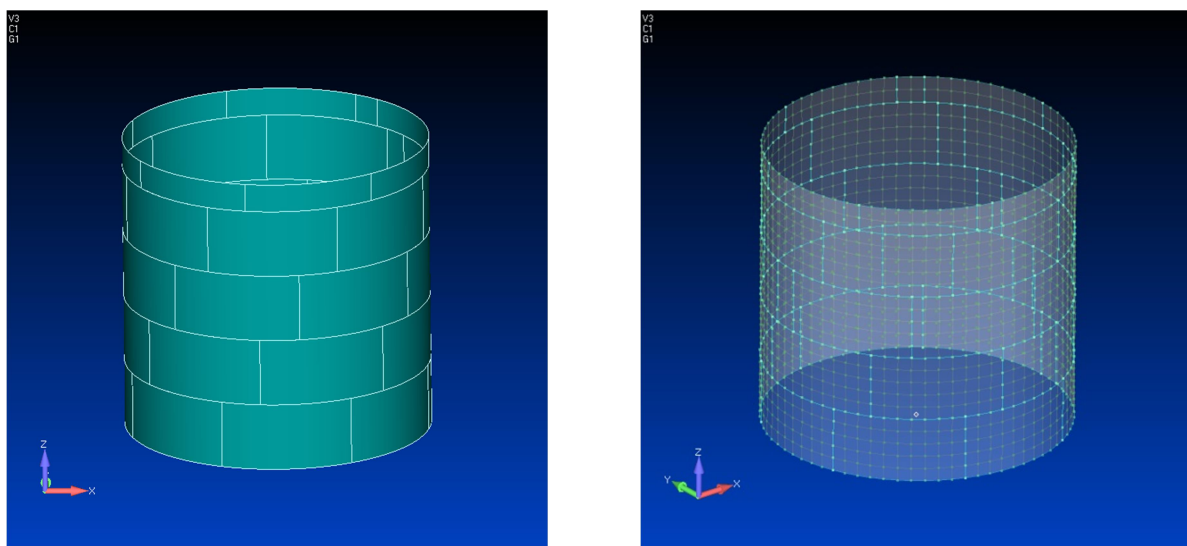


Рис. 4.1. Скінчено-елементна модель захисної ємності

У методі скінченних елементів основною одиницею представлення конструкції є скінченний елемент – геометрично спрощене уявлення малої частини фізичної конструкції. Модель конструкції складається з дискретних скінченних елементів, що утворюють сітку. Вибір типу елемента залежить від факторів, таких, як геометрична форма, очікувана поведінка конструкції й інших. Властивості кожного елемента обчислюються за стандартними формулами опору матеріалів. Елементи об'єднуються в модель в певних точках простору, які називаються вузлами, і працюють спільно. Вузол моделі, залежно від типу, орієнтації і числа елементів, може протидіяти поступальним і обертальним переміщенням щодо певних напрямків. Створена в такий спосіб модель надає можливість дослідити поведінку реальної конструкції, визначити реакцію на зовнішні впливи. Деформація тіла визначається за допомогою відповідних переміщень його вузлів, а напружений стан – за еквівалентними напруженнями.

4.1.2 Моделювання напружено-деформованого стану об'єкта з багатоосередковим пошкодженням

Одними з найпоширеніших дефектів зварних конструкцій є тріщини зварних швів. Саме тому моделювання дефектів оболонки стінки резервуару проходило для випадку наявності тріщин у зварних швах. Тріщини в зварних швах змодельовано за допомогою сукупності трикутних та чотириохкутних плоских скінченних елементів [145]. Ширина розкриття тріщини дорівнює діаметру зварного шва 5 мм. Довжина тріщин змінюється від 5 % до 50 % від максимальної довжини вертикального шва 1,5 м.

Навантаження від ваги покрівель об'єкта дослідження відноситься до постійних навантажень. Воно моделюється у вигляді зосереджених сил, які прикладаються до вузлів верхньої кромки оболонки. Характеристичне значення навантаження на один вузол зовнішньої оболонки складає 0,68 кН. При визначенні граничного розрахункового навантаження враховується коефіцієнт надійності за навантаженням $\gamma_f = 1,1$ та коефіцієнт відповідальності конструкції $\gamma_n = 1,2$.

Граничне розрахункове значення навантаження від ваги покрівлі та огорожі на один вузол ємності дорівнює 0,9 кН.

Для дослідження напружено-деформованого стану ОК побудовано модель з дефектами (рис. 4.2): одна вертикальна (L_1) і дві горизонтальні тріщини (L_2 , L_3) однакової довжини, які виникають послідовно одна за одною і розташовані в першому і другому поясах оболонки. Місця можливого розміщення 6-ти сенсорів для прийняття рішення про стан резервуару наведено на рис. 4.3 [143].

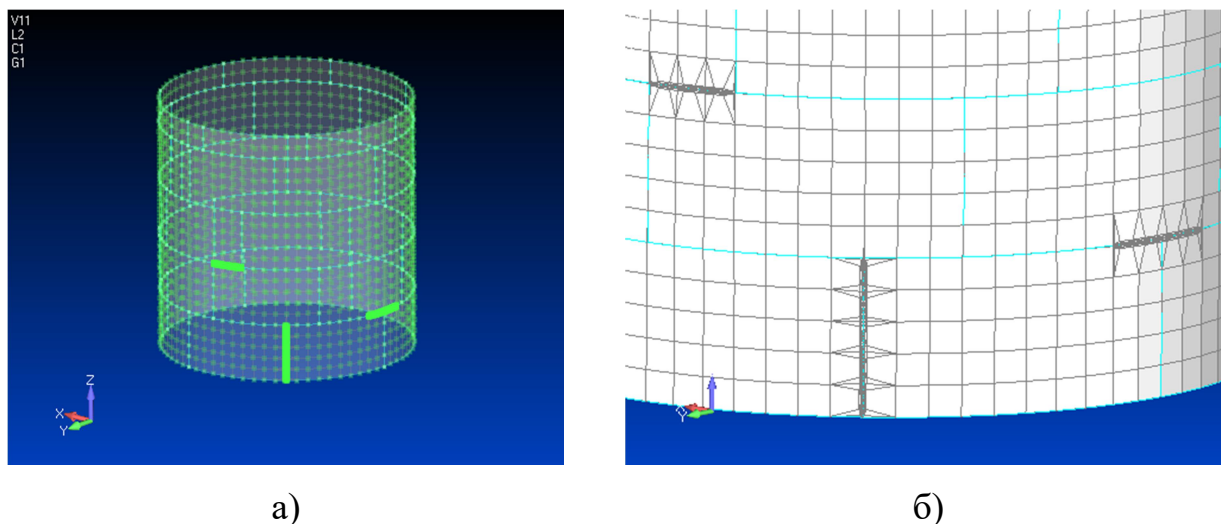


Рис. 4.2. Моделювання зварного резервуару: а) дискретна модель з дефектами; б) дефекти у вигляді крізних тріщин в зварних швах

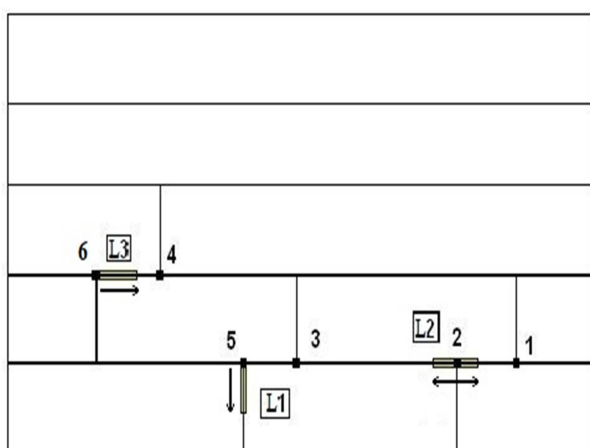


Рис. 4.3. Схема розташування та можливого розвитку тріщин L_1 , L_2 , L_3 та можливі місця встановлення сенсорів

Рух розвитку вертикальної тріщини L_1 напрямлений вниз, до основи резервуару. Горизонтальна тріщина L_2 поширюється в обох напрямках, а L_3 – має го-

ризонтальний ріст вправо по зварному шву. Відносний розмір тріщин $\Delta l_i / l_i$ змінюється від 0 до 0,5, де Δl_i – довжина тріщини, l_i – довжина зварного шва, в якому поширюється тріщина.

Всі ЧЕ розташовані на зварних стиках поясів резервуару, оскільки саме в цих місцях прогнозовано очікуються найбільші напруження конструкції при дії навантаження. Сенсори №1 та №4 розташовані у напрямку руху розвитку горизонтальних тріщин L_2 та L_3 відповідно. Сенсори № 2, № 5, № 6 встановлені безпосередньо в центрах концентрації та утворення тріщин L_2 , L_1 та L_3 відповідно. Сенсор № 3 закріплено між L_1 та L_2 , проте при подальшому зростанню L_2 попадає в зону деформації.

4.1.3 Розпізнавання технічного стану зварного резервуару з дефектами

Як зазначається в [145] навантаження від ваги покрівлі та інших елементів моделюється у вигляді зосереджених сил, які прикладаються до вузлів верхньої кромки моделі. Характеристичне значення навантаження на один вузол складає 680,14 Н, а граничне розрахункове значення навантаження має значення 897,78 Н.

4.1.3.1 Багатокласове розпізнавання для локалізації одиничного пошкодження. Проведено визначення максимальних значень напружень в місцях установки сенсорів при появі тріщин. Результати досліджень наведено в табл. 4.1 для випадку окремого виникнення тріщин $L_1 - L_3$ з відносним розміром $\Delta l / l = 5 \%$.

У якості діагностичних ознак розглядається величина напруження в місцях установки ЧЕ. З наведених даних видно, що напруження в місцях встановлення сенсорів № 3, № 4 змінюються неоднозначно при появі тріщин. Тому для подальших досліджень не враховуються їх показники.

Для визначення стану об'єкта використовуємо багатовимірний вектор діагностичних ознак, який для нашого прикладу містить 4 ознаки:

$$A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{05}; a_{06})^T \quad (4.1)$$

Таблиця 4.1. Значення напружень в стінці резервуару в місцях розташування сенсорів

Напруження в стінці резервуару з дефектами, МПа				
№ п/п сенсорів	$\Delta l / l = 0 \%$	$\Delta l / l = 5 \%$		
		L_1	L_2	L_3
1	0,62116	0,62116	0,62121	0,62116
2	1,30410	1,30410	0,90778	1,30410
3	0,59157	0,59155	0,59162	0,59151
4	0,71968	0,71981	0,71975	0,70582
5	0,76733	0,83244	0,76725	0,76712
6	0,66661	0,66674	0,66683	1,25081

Визначимо такі 4 класи технічного стану об'єкта:

- клас S_0 – бездефектний стан (при допустиме відхиленні $\Delta_0 = \pm 2,5 \%$);
- клас S_1 – локалізація виникнення пошкодження L_1 ;
- клас S_2 – локалізація виникнення пошкодження L_2 ;
- клас S_3 – локалізація виникнення пошкодження L_3 .

Моніторинг виникнення пошкоджень виконується шляхом багатокласового розпізнавання технічного стану ОК за багатовимірним вектором діагностичних ознак A_0 .

Використаємо алгоритм інформаційної моделі процесу формування множин навчальних і тестових векторів для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу локалізації одиничного пошкодження, що наведено на рис. 2.13. Відповідно до цієї моделі були сформовані навчальні вектори діагностичних ознак для класів $S_0 - S_3$.

Сформовано 12 векторів діагностичних ознак для бездефектного класу S_0 , до яких відносяться:

- вектор $A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{05}; a_{06})^T$, складові якого є значеннями напруження в місцях розташування сенсорів для $\Delta l / l = 0$ (табл. 4.1);

– задано допустиме відхилення $\Delta_0 = \pm 2,5 \%$ та отримані з A_0 11 векторів, у яких всі діагностичні ознаки приймають значення від $0,975 \cdot A_0$ до $1,025 \cdot A_0$ з кроком 0,005.

Для формування векторів діагностичних ознак, які характеризують класи $S_1 - S_3$ дефектних станів об'єкта, встановимо такі діапазони значень:

- для класу S_1 – значення п'ятого первинного перетворювача змінюється від 0,81 до 0,85 з кроком 0,005;
- для класу S_2 – значення другого первинного перетворювача змінюється від 0,9 до 1,2 з кроком 0,05;
- для класу S_3 – значення шостого первинного перетворювача змінюється від 1,1 до 1,4 з кроком 0,05.

Загальна кількість тренувальних векторів становить 35 векторів для всіх умов $S_0 - S_3$. Відповідно до множини навчальних векторів, встановлюється матриця зв'язності T_c приналежності кожної пари «вхід/ціль», відповідно до описаного в п. 3.2.3 принципом.

Після навчання нейромережевого класифікатора, було визначено його ефективність за вхідними тестовими векторами значень напружень з табл. 4.1 при появі дефектів [146]. Результат класифікації наведено на графіку залежності показника ефективності розпізнавання K від величини *spread* ІНМ (рис. 4.4).

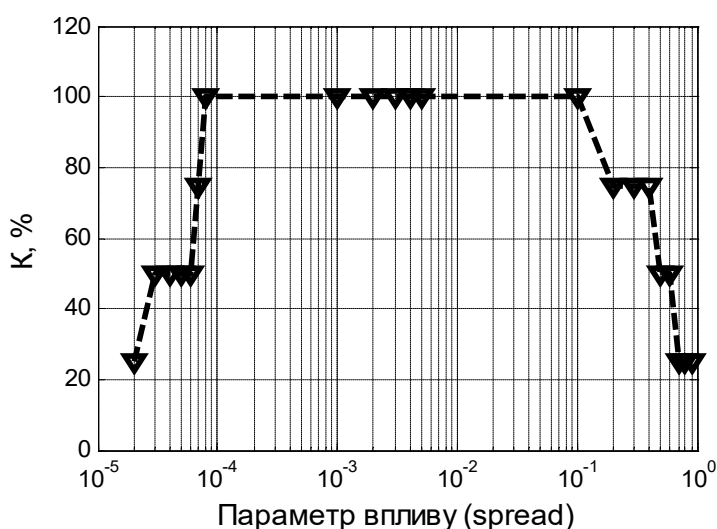


Рис. 4.4. Графік залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* при появі пошкоджень

Відповідно до отриманого результату, безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором досягається при параметрі впливу $spread$ в діапазоні $[8 \cdot 10^{-5}; 1 \cdot 10^{-2}]$ для вирішення задачі локалізації одиничних пошкоджень L_1, L_2, L_3 .

4.1.3.2 Багатокласове розпізнавання для локалізації багатоосередкового пошкодження. Розглянемо випадок, коли відбувається поява та розвиток декількох тріщин одночасно. Аналогічно до попередньої задачі, місця установки сенсорів залишаються без змін. Проведено визначення максимальних значень напружень. Для випадку появи та розвитку однієї тріщини L_1 результати досліджень наведено в табл. 4.2. Для випадку одночасної появи та розвитку двох тріщин L_1+L_2 результати досліджень наведено в табл. 4.3, та в табл. 4.4 - для випадку одночасної появи та розвитку трьох тріщин $L_1+L_2+L_3$.

Для надійної експлуатації система функціональної діагностики повинна реагувати на найменші зміни стану резервуару, тому для цього дослідження використовуємо дані появи дефекту з відносним розміром $\Delta l / l = 5 \%$.

Таблиця 4.2. Значення напружень в стінці резервуару в місцях розташування сенсорів при появі та розвитку тріщини L_1

№ п/п сенсорів	Напруження в стінці резервуару з дефектами, МПа				
	$\Delta l_1 / l_1 = 0$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,05$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,1$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,2$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,5$
1	0,62140	0,62116	0,62141	0,62145	0,62182
2	1,30410	1,30410	1,09380	1,09400	1,09460
3	0,59157	0,59155	0,60189	0,60268	0,59856
4	0,71968	0,71981	0,69143	0,69121	0,69117
5	0,76733	0,83244	0,97446	1,19560	1,46780
6	0,66661	0,66674	0,82045	0,82080	1,45710

Таблиця 4.3. Значення напружень в стінці резервуару в місцях розташування сенсорів при появі та розвитку тріщин L_1+L_2

№ п/п сенсорів	Напруження в стінці резервуару з дефектами, МПа				
	$\Delta l_1 / l_1 = 0$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,05$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,1$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,2$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,5$
1	0,62140	0,62142	0,62170	0,62459	0,67330
2	1,30410	0,81758	0,61915	2,55720	0,97679
3	0,59157	0,60238	0,60224	0,60412	0,61870
4	0,71968	0,72340	0,69156	0,69167	0,69571
5	0,76733	0,83219	0,97372	1,19590	1,51340
6	0,66661	0,66688	0,82040	0,82069	1,46660

Таблиця 4.4. Значення напружень в стінці резервуару в місцях розташування сенсорів при появі та розвитку тріщин $L_1+L_2+L_3$

№ п/п сенсорів	Напруження в стінці резервуару з дефектами, МПа				
	$\Delta l_1 / l_1 = 0$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,05$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,1$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,2$	$\Delta l_1 / l_1 = 0,5$
1	0,62140	0,62146	0,62176	0,62488	0,67814
2	1,30410	0,81750	0,61922	2,55830	0,98487
3	0,59157	0,60234	0,60241	0,60493	0,63228
4	0,71968	0,72420	0,69189	0,69305	2,22080
5	0,76733	0,83215	0,97360	1,20310	1,60160
6	0,66661	1,25094	1,26486	1,35314	1,82342

На зміну напруження в стінці при появі тріщини L_1 реагує чутливий елемент № 5 (табл. 4.2). На одночасну появу тріщин L_1+L_2 (табл. 4.3) спостерігається зміна в показниках сенсорів № 2 та № 5, а на виникнення дефектів $L_1+L_2+L_3$ (табл. 4.4) зафіксовані зміни з сенсорів № 2, № 5 та № 6. Чутливий елемент № 1 майже не реагує на появу тріщин, а сенсори № 3 та № 4 мають неоднозначні зміни показників.

Як було досліджено в розділі 3, використання у векторі діагностичних ознак більше 5-ти складових призводить до значного ускладнення системи. Тому

не будемо враховувати в якості діагностичних ознак показники з сенсору № 1, оскільки величини їх напружень змінюються в малому околі значень в порівнянні з іншими. Тому у якості діагностичних ознак розглядається величини напружень в місцях установки ЧЕ № 2 – № 6. Для визначення стану об'єкта використовуємо багатовимірний вектор діагностичних ознак, який для цього випадку містить 5 ознак:

$$A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{03}; a_{04}; a_{05})^T, \quad (4.2)$$

де $a_{01} - a_{05}$ – це показники сенсорів № 2 – № 6 відповідно.

Для завдання локалізації багатоосередкового пошкодження визначимо наступні 4 класи технічного стану ОК:

- клас S_0 – бездефектний стан (при допустиме відхиленні $\Delta_0 = \pm 2,5 \%$);
- клас S_1 – локалізація виникнення пошкодження L_1 ;
- клас S_2 – локалізація виникнення пошкодження $L_1 + L_2$;
- клас S_3 – локалізація виникнення пошкодження $L_1 + L_2 + L_3$.

Використаємо алгоритм інформаційної моделі процесу формування множин навчальних і тестових векторів для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу локалізації багатоосередкового пошкодження, що наведено на рис. 2.14. Відповідно до цієї моделі були сформовані навчальні вектори діагностичних ознак для класів $S_0 - S_3$.

Сформовано 12 векторів діагностичних ознак для бездефектного класу S_0 , до яких відносяться:

- вектор $A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{03}; a_{04}; a_{05})^T$, складові якого є значеннями напруження в місцях розташування сенсорів для $\Delta l / l = 0$;
- задано допустиме відхилення $\Delta_0 = \pm 2,5 \%$ та отримані з A_0 11 векторів, у яких всі діагностичні ознаки приймають значення від $0,975 \cdot A_0$ до $1,025 \cdot A_0$ з кроком 0,005.

Для формування векторів діагностичних ознак, які характеризують класи $S_1 - S_3$ дефектних станів об'єкта використаємо наведені дані в табл. 4.2 – табл. 4.4 для діагностичних ознак. Встановимо такі діапазон значень:

- для класу S_1 – значення п'ятого первинного перетворювача змінюється від 0,8 до 0,85 з кроком 0,005;
- для класу S_2 – значення п'ятого первинного перетворювача аналогічне до визначеного для класу S_1 ; значення другого первинного перетворювача змінюється від 0,8 до 0,9 з кроком 0,01;
- для класу S_3 – значення п'ятого та другого сенсорів аналогічне до визначеного для класу S_2 ; значення шостого ЧЕ змінюється від 1,1 до 1,3 з кроком 0,02.

Загальна кількість навчальних векторів становить 45 векторів для всіх умов $S_0 - S_3$. За описаним принципом в п. 3.2.3, встановлюється матриця зв'язності T_c приналежності кожної пари «вхід/ціль», відповідно до множини навчальних векторів.

Після навчання нейромережевого класифікатора, було визначено його ефективність за вхідними тестовими векторами значень напружень з табл. 4.2 – табл. 4.4 при появі дефектів. Результат класифікації наведено на графіку залежності показника ефективності розпізнавання K від величини $spread$ ІНМ (рис. 4.5).

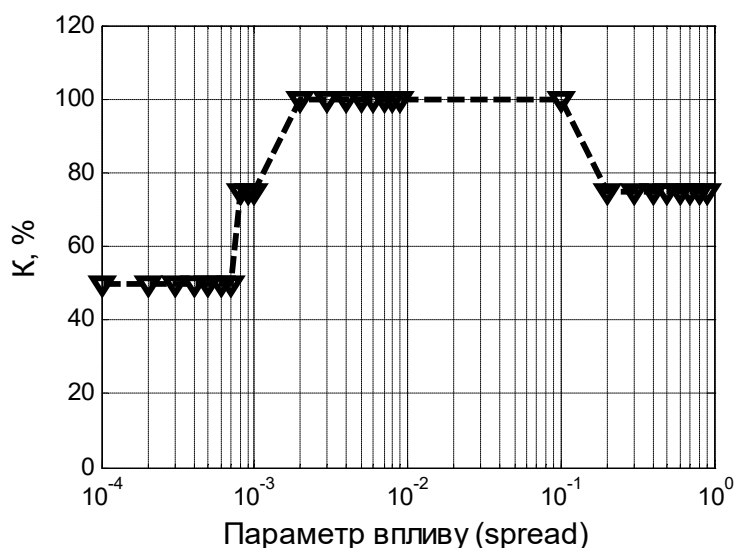


Рис. 4.5. Графік залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі $spread$ при появі багатоосередкового пошкодження

Отриманий результат показує, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту для вирішення задачі локалізації багатоосередкового пошкодження (при появі дефектів L_1 , L_1+L_2 , $L_1+L_2+L_3$) розробленим класифікатором досягається при значеннях параметру впливу *spread* в діапазоні $[0,002; 0,1]$.

4.1.3.3 Багатокласове розпізнавання розвитку пошкодження.

В табл. 4.2 – табл. 4.4 наведено результати визначення значень напружень при зміні довжин $L_1 - L_3$ від 5 % до 50 %. З наведених даних видно, що з розвитком тріщин і збільшенням їх кількості напруження в місцях встановлення сенсорів № 1 – № 4 та № 6 змінюються неоднозначно.

Величини напруження в місці встановлення сенсора № 5 практично однакові для одних і тих самих значень $\Delta l_1 / l_1$ у випадках наявності однієї, двох чи трьох тріщин. За показаннями цього ЧЕ розрізнити стани резервуара при різній кількості тріщин складно. Але зміну напруження в місці встановлення сенсора № 5 можна використати для моніторингу розвитку однієї тріщини [143].

У якості діагностичних ознак розглядається величина напруження в місцях установки ЧЕ. Щоб зменшити розмірність класифікатора, показання сенсора № 6 виключаються для цього з дослідження. Тоді, для визначення стану об'єкта використовуємо багатовимірний вектор діагностичних ознак, який для нашого прикладу містить 5 ознак (4.2).

Будемо розглядати завдання моніторингу розвитку пошкодження, наприклад тріщини L_1 . Для наведених в табл. 4.2 даних визначимо такі 5 класів технічного стану об'єкта [143]:

- клас S_0 характеризує бездефектний стан ($\Delta l_1 / l_1 = 0$);
- клас S_1 характеризує стан розвитку тріщини з розміром $\Delta l_1 / l_1 < 0,1$;
- клас S_2 характеризує стан розвитку тріщини з розміром $0,1 \leq \Delta l_1 / l_1 < 0,2$;
- клас S_3 характеризує стан розвитку тріщини з розміром $0,2 \leq \Delta l_1 / l_1 < 0,5$;
- клас S_4 характеризує стан розвитку тріщини з розміром $\Delta l_1 / l_1 \geq 0,5$.

Таким чином, моніторинг розвитку пошкодження будемо виконувати шляхом багатокласового розпізнавання технічного стану об'єкта за багатовимірним вектором діагностичних ознак.

Використаємо алгоритм інформаційної моделі процесу формування множин навчальних і тестових векторів для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження, що наведено на рис. 2.15. Відповідно до цієї моделі були сформовані навчальні вектори діагностичних ознак для класів $S_0 - S_4$ [143].

Сформовано 12 векторів діагностичних ознак для бездефектного класу S_0 , до яких відносяться:

- вектор $A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{03}; a_{04}; a_{05})^T$, складові якого є значеннями напруження в місцях розташування сенсорів для $\Delta l_1 / l_1 = 0$ (табл. 4.2);
- задано допустиме відхилення $\Delta_0 = \pm 2,5 \%$ та отримані з A_0 10 векторів, у яких складова a_5^0 , що відповідає величині напруження в місці розташування сенсора № 5, приймає значення від $0,975 \cdot a_5^0$ до $1,025 \cdot a_5^0$ з кроком 0,005;
- вектор A_0 , в якому a_5^0 має граничне значення для бездефектного стану $a_5^0 = 0,79$.

Поява та розвиток тріщини L_1 викликає значну зміну напруження тільки в місці розміщення сенсора № 5. Тому для формування векторів діагностичних ознак, які характеризують класи $S_1 - S_4$ дефектних станів резервуару, використаємо наведені в табл. 4.2 дані для ознак $a_1 - a_4$, а для ознаки a_5 встановимо такі діапазони значень:

- для класу S_1 значення ознаки a_5 змінюється від 0,8 до 0,89 з кроком 0,01;
- для класу S_2 значення ознаки a_5 змінюється від 0,9 до 1,05 з кроком 0,01;
- для класу S_3 значення ознаки a_5 змінюється від 1,06 до 1,41 з кроком 0,05;
- для класу S_4 значення ознаки a_5 змінюється від 1,42 до 1,48 з кроком 0,01.

Загальна кількість тренувальних векторів становить 53 вектора для всіх умов $S_0 - S_4$.

Після навчання нейромережевого класифікатора, було визначено його ефективність за вхідними тестовими векторами значень напружень з табл. 4.2 при розвитку пошкодження L_I . Значення параметра впливу *spread* змінюється в діапазоні значень від 0,005 до 0,01 із збільшенням 0,001 у діапазоні значень від 0,01 до 0,1 – з приростом 0,01 і в діапазоні значень від 0,1 до 0,5 – з приростом 0,1. Результат класифікації наведено на графіку залежності показника ефективності розпізнавання K від величини *spread* ІНМ (рис. 4.6) [143].

Відповідно до отриманого результату, безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором досягається при параметрі впливу *spread* в діапазоні $[0,007; 0,09]$ для вирішення задачі розвитку пошкодження L_I .

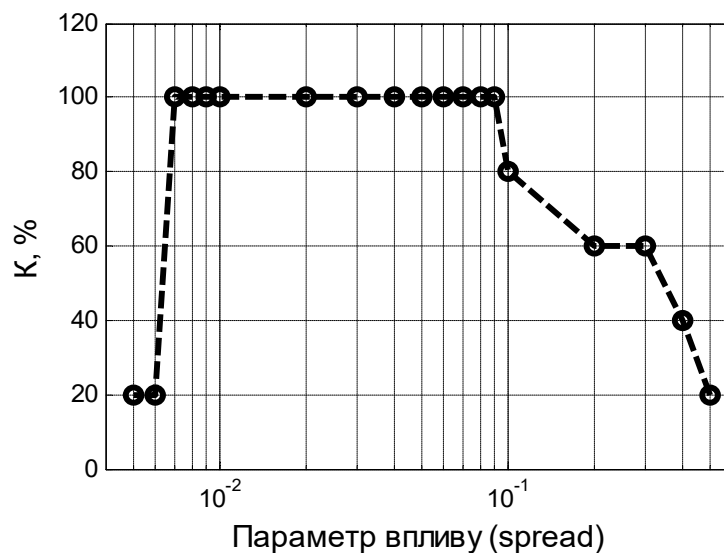


Рис. 4.6. Графік залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* при розвитку пошкодження L_I

Отримані результати вказують на можливість та ефективність застосування класифікатора на основі ІНМ для розпізнавання тріщин у зварних швах резервуару. Ці результати можуть бути використані для подальшого дослідження з урахуванням випадкових величин відносних розмірів тріщин під час їх розповсюдження.

4.2 Дослідження ефективності розробленого класифікатора для багатокласового розпізнавання технічного стану на основі фізичної моделі резервуару

4.2.1 Короткий опис фізичної моделі резервуару

В якості фізичної моделі резервуара, при проведенні експериментальних досліджень зміни стану об'єкту, у попередніх роботах [145, 147] був використаний вертикальний сталевий резервуар циліндричної форми, об'ємом $0,04 \text{ м}^3$ (рис. 4.7), що складається з корпусу та кришки. Резервуари подібного типу використовуються для зберігання екологічно-небезпечних речовин, таких як: нафта/нафтопродукти, хімікати, токсичні речовини, гази, тощо [2].



Рис. 4.7. Фізична модель резервуару

В [145] обґрунтовано та проведено оцінювання функціонального стану резервуару з використанням діагностичного метода вільних коливань. Визначення діагностичних ознак, що вказують на ТС об'єкту, з сукупності параметрів і характеристик діагностичної інформації зазвичай відбувається шляхом використання методів обробки сигналів та статистичних методів аналізу. До найбільш відомих та широко використовуваних методів відносять: методи спектрального аналізу; метод кореляційного аналізу; метод кореляційно-спектрального аналізу; білінійні

часово-частотні методи; метод кепстрального аналізу; метод вейвлет-аналізу; метод Проні; метод Штейгліца-МакБрайда.

За отриманими результатами в процесі імітаційного моделювання вихідних сигналів в роботах [145, 147] було визначено, що для виділення діагностичних ознак з вібраційних сигналів доцільно використовувати метод Штейгліца-МакБрайда та методику знаходження коефіцієнта Херста.

4.2.2 Методика визначення показника Херста

Г. Е. Херст (H. E. Hurst) експериментально виявив, що для багатьох часових рядів справедливо вираз [148, 149]:

$$\frac{R}{\sigma} = \left(\frac{H}{2} \right)^H, \quad (4.3)$$

де H – показник Херста, R – розрахований певним чином «розмах» відповідного часового ряду, σ – стандартне відхилення.

Таким чином, H визначає коефіцієнт нормованого розмаху R/σ часового ряду.

Показник Херста пов'язаний з традиційною «клітинною» фрактальною розмірністю D простим співвідношенням [148]:

$$D = 2 - H. \quad (4.4)$$

Відповідно до Е. Федера [150], співвідношення (4.4) справедливе, коли структура кривої, яка описує фрактальну функцію, досліджується з високою роздільною здатністю, тобто в локальному ліміті. Ще однією важливою умовою є самоафінність функції [148]. Для інформаційних потоків, які передаються, це властивість інтерпретується як самоподібність, що виникає в результаті процесів їх формування. При цьому, часові ряди, що побудовані на основі потужних інформаційних потоків, цілком задовольняють цю умові. Тому, при розрахунку показника Херста, фактично визначається і такий показник, як фрактальна розмірність [150].

Показник Херста представляє собою міру персистентності, тобто схильність процесу до трендів. Відповідно до значення $H > 1/2$, попередньо спрямована в певному напрямку динаміка процесу, найімовірніше, спричинить продовження руху в тому ж напрямку. Якщо $H < 1/2$, то прогнозується, що процес змінить спрямованість. $H = 1/2$ означає невизначеність – броунівський рух.

Значення показника Херста для вивчення фрактальних характеристик потоку, що передається за певний період, для часових рядів $F(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, та складається з N -кількості відповідей сенсорів, визначається співвідношенням:

$$\frac{R}{\sigma} = \left(\frac{H}{2} \right)^H, N \gg 1. \quad (4.5)$$

Стандартне відхилення σ для цього випадку визначається:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (F(n) - (F)_N)^2}, \quad (4.6)$$

де $(F)_N$ відповідно:

$$(F)_N = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N F(n), \quad (4.7)$$

а R – це так званий розмах:

$$R(N) = \max_{1 \leq n \leq N} X(n, N) - \min_{1 \leq n \leq N} X(n, N), \quad (4.8)$$

де

$$X(n, N) = \sum_{i=1}^n (F(i) - (F)_N). \quad (4.9)$$

Аналіз самоподібності інформаційного потоку кожного сенсора може розглядатися як технологія для здійснення прогнозування стану ОК.

4.2.3 Багатокласове розпізнавання стану в залежності від наповненості резервуару

Зміна поточного стану резервуару (рис. 4.7) відбувається шляхом його наповнення рідиною від 0 % до 100 %. На корпус встановлюється блок акселероме-

трів в попередньо визначених місцях, які повинні задовольняти вимоги ГОСТ Р ІСО 5348-99. Методом імпульсних впливів уздовж осі чутливості акселерометра та перпендикулярно їй збуджуються вільні коливання резервуара.

Оброблено більше ніж 50 вибірок даних при різному статичному навантаженні від дії рідини на стінки резервуара. Відповідно для кожної точки вимірювання при відповідних рівнях наповненості було визначено середнє значення показника Херста та нормовані по частоті дискретизації дві домінуючі частоти складових коливань. Результати обробки вібраційних сигналів наведено в табл. 4.5 [145].

Таблиця 4.5. Результати обробки вібраційних сигналів

Стан наповненості резервуару	0	25 %	50 %	70 %	100 %
Показник Херста	0,4835	0,4602	0,4467	0,4442	0,3956
Нормована частота 1	0,2225	0,238	0,222	0,2325	0,2245
Нормована частота 2	0,17	0,177	0,1635	0,1835	0,1685

При збільшенні наповненості резервуару показник Херста зменшується. Наприклад при пустому резервуарі середнє значення коефіцієнта Херста складає 0,4835, а при повністю наповненому - 0,3956. Відносна зміна дорівнює 18,5 %.

Задача розпізнавання стану резервуару за характером подібна до завдання моніторингу розвитку пошкодження. У якості діагностичних ознак розглядаються показник Херста та нормовані частоти коливань. Нормована частота 1 набуває значень в діапазоні $[0,222; 0,238]$, а нормована частота 2 – $[0,1635; 0,1835]$. Для поставленої задачі розпізнавання використаємо показник Херста в якості основної діагностичної ознаки.

Тоді, для визначення стану об'єкта використовуємо багатовимірний вектор діагностичних ознак, який для цього дослідження містить 3 ознаки:

$$A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{03})^T, \quad (4.3)$$

де a_1 – це значення показника Херста, a_2 , a_3 – нормовані частоти 1 та 2 відповідно.

Для наведених в табл. 4.5 даних визначимо такі 5 класів технічного стану об'єкта:

- клас S_1 характеризує початковий стан (наповненість резервуару складає 100 %);
- клас S_2 характеризує стан, при якому наповненість резервуару складає 75 %;
- клас S_3 характеризує стан, при якому наповненість резервуару складає 50 %;
- клас S_4 характеризує стан, при якому наповненість резервуару складає 25 %;
- клас S_5 характеризує стан, при якому резервуар пустий.

Таким чином, моніторинг зміни стану резервуару будемо виконувати шляхом багатокласового розпізнавання технічного стану об'єкта за багатовимірним вектором діагностичних ознак.

Використаємо алгоритм інформаційної моделі процесу формування множин навчальних і тестових векторів для багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження, що наведено на рис. 2.14. Відповідно до цієї моделі були сформовані навчальні вектори діагностичних ознак для класів $S_1 - S_5$.

Сформовано 27 векторів діагностичних ознак для початкового класу S_1 , до яких відносяться:

- вектор $A_0 = (a_{01}; a_{02}; a_{03})^T$, складові якого є значеннями показників Херста та нормованих частот для заповненого резервуару (табл. 4.5);
- задано допустиме відхилення $\Delta_0 = \pm 2,5 \%$; отримані з A_0 26 векторів, у яких складова a_1^0 , що відповідає величині показника Херста, приймає значення від $0,975 \cdot a_1^0$ до $1,025 \cdot a_1^0$ з кроком 0,002.

Для ознаки a_1 , яка характеризує класи $S_1 - S_5$ технічних станів резервуару, встановимо такі діапазони значень:

- для класу S_2 значення ознаки a_1 змінюється від 0,4056 до 0,4454 з кроком 0,00199;
- для класу S_3 значення ознаки a_1 змінюється від 0,4455 до 0,4569 з кроком 0,0006;
- для класу S_4 значення ознаки a_1 змінюється від 0,457 до 0,472 з кроком 0,0015;
- для класу S_5 значення ознаки a_1 змінюється від 0,4721 до 0,4921 з кроком 0,005.

Оскільки частоти коливань мають нелінійні зміни значень в певних діапазонах, тому можливі декілька випадків формування векторів діагностичних ознак.

4.2.3.1 Навчання на початкових значеннях нормованих частот. Використаємо для ознак $a_2 - a_3$ дані, що наведені в табл. 4.5 для 100 % наповненості резервуару: $a_2 = 0,2245$, $a_3 = 0,1685$. Загальна кількість тренувальних векторів становить 84. Результат класифікації наведено на рис. 4.8.

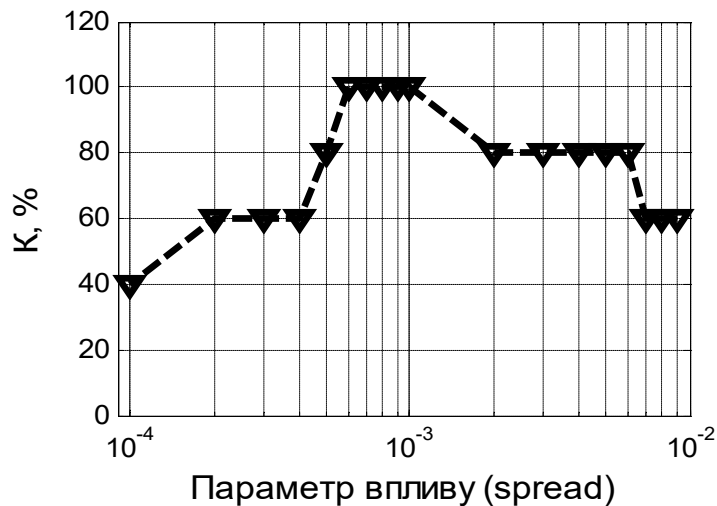


Рис. 4.8. Графік залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* при зміні стану наповненості резервуару

Відповідно до отриманого результату, безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором досягається при *spread* в діапазоні від $6 \cdot 10^{-4}$ до 10^{-3} .

4.2.3.2 Навчання на усереднених значеннях нормованих частот. Використаємо для ознак $a_2 - a_3$ середні значення для нормованих частот складових сигналу: $a_2 = 0,23$, $a_3 = 0,1735$. Загальна кількість тренувальних векторів, як і для першого випадку, становить 84. Результати класифікації наведено на рис. 4.9.

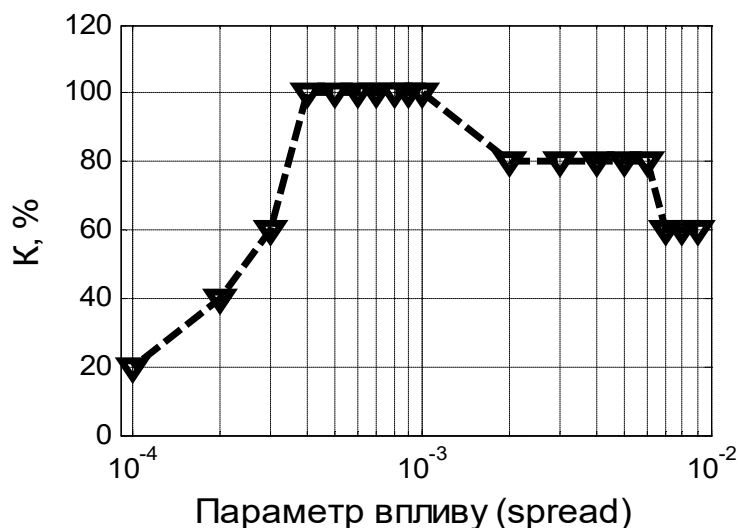


Рис. 4.9. Графік залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* при зміні стану наповненості резервуару

За отриманим результатом, розробленим класифікатором досягається безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту при *spread* в діапазоні від $4 \cdot 10^{-4}$ до 10^{-3} .

4.2.3.3 Навчання на нормованих частотах з проміжку значень. Використаємо для ознак $a_2 - a_3$ діапазони значень для нормованих частот складових сигналу: $a_2 \in [0,2215; 0,2385]$, $a_3 \in [0,163; 0,184]$. Крок для проміжків визначається в залежності від необхідної кількості навчальних векторів.

Загальна кількість тренувальних векторів становить 69 для всіх умов $S_1 - S_5$. Для цього випадку сформовано на 15 навчальних векторів менше для початкового класу S_1 . Результати класифікації наведено на рис. 4.10.

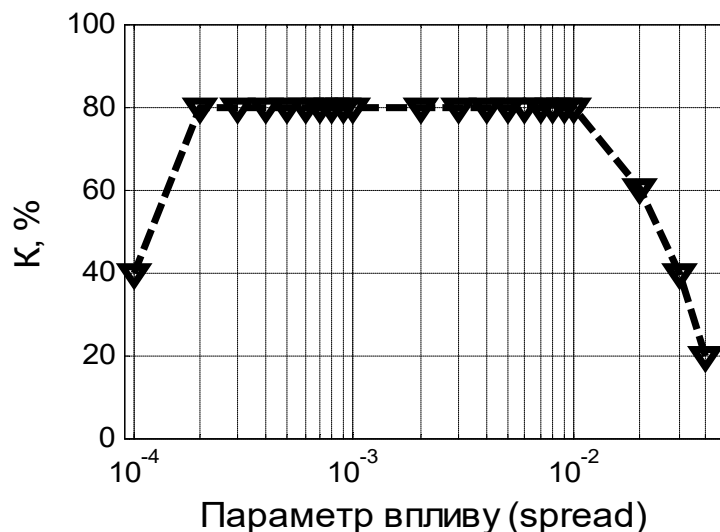


Рис. 4.10. Графіки залежності вірогідності розпізнавання від параметру імовірнісної нейронної мережі *spread* при зміні стану наповненості резервуару

Відповідно до отриманого результату, безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором не досягається з використанням для навчання нормованих частот складових коливання, що змінюються в діапазоні значень. В цьому випадку класифікатор хибно відносить вхідні вектори до класу S_3 , що відповідають дефектному стану для класу S_4 .

Порівнюючи різні підходи для формування навчальних векторів для багатокласового розпізнавання, найкращі результати досягаються для випадку, коли в якості навчальних значень нормованих частот для діагностичних ознак використовуються початкові значення, при 100 % наповненості резервуару. При навчанні на усереднених значеннях нормованих частот, вірогідність правильної класифікації зменшується, проте безпомилковість забезпечується. Вірогідність бездефектного багатокласового розпізнавання при навчанні на нормованих частотах з проміжку значень не перевищує 80 %.

Дослідження показали, що для розробки та використання класифікатору ТС складного просторового об'єкту важливим є вибір методу навчання ІНМ та значень діагностичних ознак.

Висновки до розділу 4

1. Проведено аналіз ефективності розробленого класифікатора за результатами дослідження комп'ютерної та фізичної моделей резервуару. При розробці комп'ютерної моделі за об'єкт діагностики обрано вертикальний сталевий резервуар, що експлуатується на антарктичній станції Академік Вернадський.

2. Проведено моделювання напружено-деформованого стану комп'ютерної моделі зварного резервуару з трьома тріщинами (L_1 , L_2 , L_3) в зварних швах, які знаходяться у різних поясах оболонки. В результаті визначено вплив появи та розвитку одиничного та багатоосередкового пошкодження (тріщин) на напруження в можливих місцях встановлення сенсорів. Сформовано багатовимірні вектори діагностичних ознак для завдань локалізації та моніторингу пошкоджень.

3. Проведено багатокласове розпізнавання стану ОК для локалізації одиничного пошкодження за даними сенсорів напружень, в результаті якого встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором досягається при параметрі впливу *spread* в діапазоні $[8 \cdot 10^{-5}; 10^{-2}]$ для вирішення задачі локалізації одиничних пошкоджень L_1 , L_2 , L_3 .

4. Проведено багатокласове розпізнавання стану ОК для локалізації багатоосередкового пошкодження для випадків одночасної появи однієї, двох та трьох тріщин за даними сенсорів напружень. Встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором досягається при параметрі впливу *spread* в діапазоні $[0,002; 0,1]$.

5. Проведено багатокласове розпізнавання стану ОК для моніторингу розвитку пошкодження для тріщини L_1 за даними сенсорів напружень. Встановлено, що безпомилкове багатокласове розпізнавання стану об'єкту розробленим класифікатором досягається при параметрі впливу *spread* в діапазоні $[0,007; 0,09]$.

6. В якості фізичної моделі резервуара був використаний вертикальний сталевий резервуар циліндричної форми, а в якості діагностичних ознак – показник Херста та значення нормованих частот вільних коливань фізичної моделі для різного рівня наповненості, за яким визначається функціональний стан резервуа-

ра. За отриманими даними проведено багатокласове розпізнавання ТС резервуару розробленим класифікатором стану для трьох випадків навчання. Визначено, що в залежності від вибору методу навчання ІНМ та значень діагностичних ознак, НМК може вирішувати поставлену задачу, або втрачати частково чи повністю ефективність класифікації та не забезпечувати достовірного визначення стану складного просторового об'єкту. Встановлено діапазони значень параметру впливу *spread* для безпомилкової класифікації.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішена актуальна науково-прикладна задача наукового обґрунтування та розробки нейромережевого класифікатора для забезпечення багатокласового розпізнавання технічного стану складного просторового об'єкта зі зварними з'єднаннями елементів конструкцій при появі багатоосередкового пошкодження.

1. Аналіз сучасного стану та тенденцій розвитку систем функціональної діагностики складних просторових об'єктів авіаційної техніки, нафто-газотransпортної галузі, енергетики, будівель та інженерних споруд різного призначення показав, що основним експлуатаційним фактором їх безпечного функціонування є розробка та впровадження систем функціональної діагностики нового класу – комплексних інтелектуалізованих систем моніторингу на основі концепції Structural Health Monitoring. Показано, що одним з напрямків вдосконалення таких систем є використання штучних нейронних мереж для забезпечення багатокласової діагностики складних просторових об'єктів при появі багатоосередкового пошкодження.

2. Розроблено та обґрунтовано загальну структуру та принцип функціонування вдосконаленої системи функціональної діагностики зварних резервуарів, яка містить розроблену підсистему прийняття рішення на основі нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання стану резервуару.

3. Для побудови класифікатора обґрунтовано використання імовірнісної нейронної мережі, як такої, що забезпечує нелінійне розділення на класи простору діагностичних ознак та має можливість у процесі тестування змінювати параметр впливу мережі для забезпечення максимально можливого значення вірогідності розпізнавання. Розроблено та обґрунтовано загальну структуру нейромережевого класифікатора для багатокласового розпізнавання стану зварного резервуару при вирішенні таких діагностичних завдань: локалізація одиничного та багато осередкового пошкодження; моніторинг розвитку пошкодження; моніторинг деградації конструкції. До складу нейромережевого класифікатора входять:

імовірнісна нейронна мережа; навчальна множина багатовимірних векторів діагностичних ознак; множина класів технічного стану об'єкту; матриця, що пов'язує вектори навчальної множини з відповідними класами технічного стану; тестова множина багатовимірних векторів діагностичних ознак.

4. Для кожного діагностичного завдання багатокласового розпізнавання обґрунтовано класи технічних станів об'єкта та розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних та тестових множин багатовимірних векторів діагностичних ознак, які характеризують бездефектний та дефектні класи технічного стану об'єкта. Розроблено трирівневу структуру процесу багато класового розпізнавання технічного стану об'єкта, в якій діагностичні завдання розділені та вирішуються послідовно від визначення наявності та локалізації одиничного пошкодження до моніторингу деградації конструкції.

5. Розроблено алгоритмічне та програмне забезпечення для програмної реалізації нейромережевого класифікатора та процесів багатокласового розпізнавання для локалізації пошкоджень, моніторингу розвитку пошкодження та моніторингу деградації конструкції.

6. Проведено моделювання процесів багатокласового розпізнавання розробленим класифікатором стану об'єкта для діагностичних завдань локалізації пошкоджень, моніторингу розвитку пошкодження та моніторингу деградації конструкції. Встановлено залежності вірогідності багатокласового розпізнавання від параметра впливу нейронної мережі для різних значень розмірності навчальних множин, розмірності векторів діагностичних ознак та порядків значень діагностичних ознак для різних класів технічних станів. Аналіз встановлених залежностей показав, що:

- для кожного діагностичного завдання існує діапазон значень параметра впливу нейронної мережі, в якому класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання стану;
- зменшення розмірності навчальної множини діагностичних векторів призводить до зменшення вірогідності розпізнавання, якщо відхилення значень діагностичних ознак для дефектних класів перевищує 17%;

- класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання стану, якщо ознаки у багатовимірних діагностичних векторах є величинами одного порядку; вірогідність розпізнавання зменшується для діагностичних векторів, у яких ознаки є величинами різних порядків;
- при збільшенні кількості ознак у діагностичних векторах з 5 до 7 класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання стану, якщо відхилення значень діагностичних ознак для дефектних класів не перевищує 12%; при цьому звужується діапазон значень параметру впливу мережі, в якому забезпечується безпомилкове розпізнавання, значно ускладнюється структура першого шару мережі через значне збільшення розмірності навчальної множини діагностичних векторів.

7. Проведено багатокласове розпізнавання стану резервуару за результатами досліджень комп'ютерної моделі об'єкта. В результаті дослідження напружено-деформованого стану моделі резервуару при появі та розвитку від однієї до трьох тріщин в зварних швах визначено значення максимальних напружень в місцях можливого встановлення сенсорів, отримані значення використано як діагностичні ознаки. Встановлено, що розроблений класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при локалізації одиничного пошкодження та багатоосередкового пошкодження (одночасна поява двох та трьох тріщин), визначено діапазон значень параметру впливу мережі, в якому забезпечується безпомилкове розпізнавання. Встановлено, що розроблений класифікатор забезпечує безпомилкове розпізнавання при моніторингу розвитку одиничного пошкодження, визначено діапазон значень параметру впливу мережі, в якому забезпечується безпомилкове розпізнавання.

8. Проведено багатокласове розпізнавання стану резервуарів за результатами досліджень фізичної моделі об'єкта. Зміна поточного стану фізичної моделі резервуару відбувалась шляхом зміни рівня її наповненості рідиною, як діагностичні ознаки використано значення показника Хьорста та нормовані по частоті дискретизації значення частот двох домінуючих складових імпульсного відклику об'єкта. Встановлено діапазон значень параметру впливу мережі та визначено

характеристики множини навчальних векторів і методу навчання для забезпечення безпомилкового розпізнавання.

9. Результати досліджень впроваджено в Публічному акціонерному товаристві «Науково-технічний комплекс «Електронприлад», Товаристві з обмеженою відповідальністю «Конструкторське бюро контрольних приладів» та в навчальний процес кафедри приладів і систем орієнтації і навігації Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. History, Current Status and Challenges to Structural Health Monitoring System Aviation Field / A. K. Abid, Z. Suhaib, S. K. Nadeem, M. Zahid // Journal of Space technology. – 2014. – Vol. 4. – № 1. – P. 67-74.
2. Цибульник С. О. Вдосконалення засобів функціональної діагностики та захисту резервуарів на основі імітаційного моделювання : дис. ... канд. техн. наук : 05.11.13 / Цибульник Сергій Олексійович. – К., 2017. – 186 с.
3. Бурау Н. И. Вибрационная диагностика противооползневых защитных сооружений / Н. И. Бурау, Э. В. Кулиш. – К. : Центр учебной литературы, 2016. – 142 с.
4. Smith B. Modified linkup models for determining the strength of stiffened panels with multiple site damage [Электронный ресурс] / B. Smith, A. Hijazi, A. Haque, R. Myose [et. al.] // 3rd NASA Joint Conference on Aging Aircraft. – 1999. – Режим доступа : <https://www.sae.org/publications/technical-papers/content/1999-01-1575/>.
5. Corrosion fatigue and multiple site damage reliability analysis / P. Shi, S. Mahadevan // International Journal of Fatigue. – 2003. – Vol. 25 (6). – P. 457-469. – DOI : 10.1016/S0142-1123(03)00020-3.
6. Мониторинг технического состояния в проблеме обеспечения техногенной безопасности. Обратная задача / В. Л. Венгринович // Неразрушающий контроль и диагностика. – 2014. – № 1. – С. 57-81.
7. Игнатович С. Р. Мониторинг выработки усталостного ресурса летательных: монография / С. Р. Игнатович, М. В. Карускевич. – К. : НАУ, 2014. – 260 с.
8. Environmentally Assisted Small Crack Growth / A. Turnbull, S. Zhou, M. Lukaszewicz // Procedia Materials Science. – 2014. – Vol. 3. – P. 204-208. – DOI : 10.1016/j.mspro.2014.06.036.
9. Бурау Н. І. Розпізнавання технічного стану об'єктів на основі штучних нейронних мереж: монографія / Н. І. Бурау, О. В. Зажицький. – К. : НАУ, 2014. – 120 с.

10. Speckmann H. Structural Health Monitoring: A Contribution to the Intelligent Aircraft Structure / H. Speckmann, H. Roesner. – Airbus, Bremen, Germany : ECNDT, 2006. – Tu.1.1.1.

11. Balageas D. Structural Health Monitoring / D. Balageas, C.-P. Fritzen, A. Güemes // Great Britain and the United States, 2006 – 496 p.

12. Beral B. Structural Health Monitoring (SHM) for Aircraft Structures: A Challenge for System Developers and Aircraft Manufactures / B. Beral, H. Speckmann // Proc. of the 4th International Workshop on Structural Health Monitoring : Edited by F.-K. Chang, Stanford University. – 2003. – P. 12-29.

13. Перспективы использования бортовых автоматизированных систем контроля выработки усталостного ресурса авиационных конструкций / С. Р. Игнатович, М. В. Карускевич, Н. И. Бурай, В. С. Краснопольский // Вісник Тернопільського Національного технічного університету : спеціальний випуск. Ч. 2. – Тернопіль : 2011. – С. 136-143.

14 Structural health monitoring–What is the prescription? / J. D. Achenbach // Mechanics Research Communications. – 2009. – Vol. 36 (2). – P. 137-142. – DOI : 10.1016/j.mechrescom.2008.08.011.

15. Hoon S. A Review of Structural Health Monitoring Literature: 1996-2001 / S. Hoon, C. Farar, Francois M. Hemez et.al. // Los Alamos National Laboratory Report. – LA-13976-MS. – 2004. – 311 p.

16. Sensor network for structural health monitoring of a highway bridge / M. Fraser, A. Elgamal, X. He, J. P. Conte // Journal of Computing in Civil Engineering. – 2010. – Vol. 24 (1). – P 11-24.

17. Construction monitoring constraints and challenges: a feasibility study [Електронний ресурс] / P. R. A. Fidler, P. J. Vardanega, P. J. G. Long, G. T. Webb, J. S. Stehle, C. R. Middleton // The 6th International Conference on Structural Health Monitoring of Intelligent Infrastructure. – Hong Kong. – 2013. – Режим доступу : https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/44004394/SHMII_6_2013_PS06-06.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAI-

?OWYYGZ2Y53UL3A&Expires=1544618697&Signature=37jrRxJs9XyLX18jVht%2BJ1zZ0io%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DConstruction_Monitoring_Constraints_and.pdf.

18. Categories of SHM Deployments: Technologies and Capabilities/ G. T. Webb, C. Middleton // P. J. Vardanega, C. R. Middleton // *Journal of Bridge Engineering*. – 2015. – Vol. 20 (11), [04014118]. – DOI: 10.1061/(ASCE)BE.1943 - 5592.0000735.

19. Structural health monitoring of an aircraft joint / T. Mickens, M. Schulz, M. Sundaresan, A. Ghoshal [et. al.] // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2003. – Vol. 17 (2). – P. 285-303. – DOI : 10.1006/mssp.2001.1425.

20. Development of life extension strategies for Australian military aircraft, using structural health monitoring of composite repairs and joints / W. Baker, I. McKenzie, R. Jones // *Composite structures*. – 2004. – Vol. 66 (1-4). – P. 133-143. – DOI : 10.1016/j.compstruct.2004.04.031.

21. Structural health monitoring using guided ultrasonic waves / W. J. Staszewski // *Advances in smart technologies in structural engineering*. – 2004. – P. 117-162.

22. Structural health monitoring to detect the presence, location and magnitude of structural damage in cadaveric porcine spines / G. N. Kawchuk, C. Decker, R. Dolan, J. Carey // *Journal of Biomechanics*. – 2009. – Vol. 42 (2). – P. 109-115. – DOI : 10.1016/j.jbiomech.2008.10.023.

23. Koizumi T. Study on Aerodynamic Stability of a High-Rise Building with Base Isolation by means of New Hybrid Aerodynamic Vibration Technique [Электронный ресурс] / T. Koizumi, M. Kanda // *BBA VI International Colloquium on: Bluff Bodies Aerodynamics and Applications*. – 2008. – Режим доступа : <http://bbaa6.mecc.polimi.it/uploads/validati/eb06.pdf>.

24. Technology innovation in developing the structural health monitoring system for Guangzhou New TV Tower / Y. Ni, Y. Xia, W. Liao, J. Ko // *The Journal of the International Association for Structural Control and Health Monitoring*. – 2009. – Vol. 16 (1). – P. 73-98. – DOI : 10.1002/stc.303.

25. Structural health monitoring of innovative Canadian civil engineering structures / A. A. Mufti // *Structural Health Monitoring*. – 2002. – Vol. 1 (1), P. 89-103. – DOI : 10.1177/147592170200100106.

26. Structural health monitoring for flexible bridge structures using correlation and sensitivity of modal data / B. Koh, S. Dyke // *Computers & structures*. – 2007. – Vol. 85 (3-4). – P. 117-130. – DOI : 10.1016/j.compstruc. 2006.09.005.

27. Status of structural health monitoring of long-span bridges in the United States / D. Pines, A. E. Aktan // *Progress in Structural Engineering and materials*. – 2002. – Vol. 4 (4). – P. 372-380. – DOI : 10.1002/pse.129.

28. Structural health monitoring of offshore structures using ambient excitation / J. Nichols // *Applied ocean research*. – 2003. – Vol. 25 (3). – P. 101-114. – DOI : 10.1016/j.apor.2003.08.003.

29. Status and problems of wind turbine structural health monitoring techniques in China / W. Liu, B. Tang, Y. Jiang // *Renewable Energy*. – 2010. – Vol. 35 (7). – P. 1414-1418. – DOI : 10.1016/j.renene.2010.01.006.

30. Structural health monitoring of underground facilities Technological issues and challenges / S. Bhalla, Y. W. Yang, J. Zhao, C. K. Soh // *Tunnelling and Underground Space Technology*. – 2005. – Vol. 20 (5). – P. 487-500. – DOI : 10.1016/j.tust.2005.03.003.

31. Integration of structural health monitoring in life-cycle performance assessment of ship structures under uncertainty / N. M. Okasha, D. M. Frangopol, A. Decò // *Marine Structures*. – Vol. 23 (3). – P. 303-321. – DOI : 10.1016/j.marstruc.2010.07.004.

32. Review paper: health monitoring of civil infrastructure / P. C. Chang, A. Flatau, S. Liu // *Structural Health Monitoring*. – 2003. – Vol. 2 (3). – P. 257-267. – DOI : 10.1177/1475921703036169.

33. Fault detection and isolation using parity relations / J. Getler // *Control Engineering Practice*. – 1997. – Vol. 5 (5). – P. 653-661. – DOI : 10.1016/S0967-0661(97)00047-6.

34. Mohammadian M. Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation : Neural Networks and Advanced Control Strategies / M. Mohammadian. – Amsterdam : IOS Press, 1999. – 404 p.

35. Вимоги до розробки інформаційно-діагностичного комплексу моніторингу резервуарів з паливом в умовах Антарктики / Н. І. Бурау, Ю. Г. Жуковський, О. В. Кузько, С. О. Цибульник, Д. В. Шевчук // Вісник НТУУ «КПІ». Серія : Приладобудування. – 2013. – Вип. 45. – С. 105–107.

36. Structures technology for future aerospace systems / A. K. Noor, S. L. Veneri, D. B. Paul, M. A. Hopkins // Computers & Structures. – 2000. – Vol. 74 (5). – P. 507-519. – DOI : 10.1016/S0045-7949(99)00067-X.

37. Accurate high- resolution fiber-optic distributed strain measurements for structural health monitoring / R. Bernini, A. Minardo, L. Zeni // Sensors and Actuators A: Physical. – 2007. – Vol. 134 (2). – P. 389-395. – DOI : 10.1016/j.sna.2006.06.008.

38. Structural health monitoring of composite wing structure during durability test / S. Takeda, Y. Aoki, T. Ishikawa, N. Takeda, H. Kikukawa // Composite Structures. – 2007. – Vol. 79 (1). – P. 133-139. – DOI : 10.1016/j.compstruct.2005.11.057.

39. Fibre Bragg gratings in structural health monitoring – Present status and applications / M. Majumder, T. K. Gangopadhyay, A. K. Chakraborty, K. Dasgupta, D. K. Bhattacharya // Sensors and Actuators A: Physical. – 2008. – Vol. 147 (1). – P. 150-164. – DOI : 10.1016/j.sna.2008.04.008.

40. Structural Health Monitoring: From Sensing Technology Stepping to Health Diagnosis / L. I. Hui, O. U. Jinping // Procedia Engineering. – 2011. – Vol. 14. – P. 753-760. – DOI : 10.1016/j.proeng.2011.07.095.

41. All-fiber embedded PM-PCF vibration sensor for Structural Health Monitoring of composite / H. V. Thakur, S. M. Nalawade, Y. Saxena, and K. T. V. Grattan // Sensors and Actuators A: Physical. – 2011. – Vol. 167 (2). – P. 204- 212. – DOI : 10.1016/j.sna.2011.02.008.

42. Analysis of the strain transfer in a new FBG sensor for Structural Health Monitoring / B. Torres, I. Payá-Zaforteza, P. A. Calderón, J. M. Adam // Engineering

Structures. – 2011. – Vol. 33 (2). – P. 539-548. – DOI : 10.1016/j.engstruct.2010.11.012.

43. Review of structural health and cure monitoring techniques for large wind turbine blades / P. Schubel, R. Crossley, E. Boateng, and J. Hutchinson // Renewable Energy. – 2013. – Vol. 51. – P. 113-123. – DOI : 10.1016/j.renene.2012.08.072.

44. Fiber Bragg grating sensor fatigue crack real-time monitoring based on spectrum cross-correlation analysis / P. Bao, M. Yuan, S. Dong, H. Song, J. Xue // Journal of Sound and Vibration. – 2013. – Vol. 332 (1). – P. 43-57. – DOI : 10.1016/j.jsv.2012.07.049.

45. In situ monitoring of the integrity of bonded repair patches on aircraft and civil infrastructures / A. Kumar, D. Roach, S. Beard, X. Qing, R. Hannum // Advanced Sensor Technologies for Nondestructive Evaluation and Structural Health Monitoring II. – 2006. – Vol. 6179. – 8 p. – DOI : 10.1117/12.657681.

46. Ширман А. Р. Практическая вибродиагностика и мониторинг состояния механического оборудования / А. Р Ширман, А. Б. Соловьев. – М. : 1996. – 276 с.

47. Adams D. Health monitoring of structural materials and components: methods with applications / D. Adams. – John Wiley & Sons Ltd., 2007. – 475 p.

48. Staszewski W. Health Monitoring of Aerospace Structures: Smart Sensor Technologies and Signal Processing / W. Staszewski, C. Boller, G. Tomlinson. – John Wiley & Sons Ltd., 2004. – 288 p.

49. Distinguishing between sensor fault, structural damage, and environmental or operational effects in structural health monitoring / J. Kullaa // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2011. – Vol. 25 (8). – P. 2976-2989. – DOI : 10.1016/j.ymssp.2011.05.017.

50. Friedmann H. Shm of floating offshore wind turbines challenges and first solutions [Электронный ресурс] / H. Friedmann, C. Ebert, P. Kraemer, B. Frankenstein // Proceedings of the 6th European Workshop on Structural Health Monitoring. – Dresden, Germany. – 2012. – Режим доступа : <http://www.ecphm2012.com/Portals/98/BB/fr1b2.pdf>.

51. Koh H. M. Applications and researches in bridge health monitoring systems and intelligent infrastructures in Korea / H. M. Koh, J. F. Choo, S. Kim, H. B. Kil // Proc. 2nd Int. Conf. on Structural Health Monitoring and Intelligent Infrastructure. – 2005. – Vol. 1. – P. 151-162.

52. Koh H. M. Achievements and challenges in bridge health monitoring systems and intelligent infrastructures in Korea / H. M. Koh, W. Park, J. F. Choo // 4th international conference on structural health monitoring of intelligent infrastructure. – 2009. – P. 1-14.

53. Park K. Model-based health monitoring of structural systems: progress, potential and challenges / K. Park, G. W. Reich // Proceedings of the 2 nd International Workshop on Structural Health Monitoring. – 1999. – P. 82-95.

54. Qing X. P. Current aerospace applications of structural health monitoring in China [Электронный ресурс] / X. P. Qing, S. Yuan, Z. Wu // 6th European Workshop on Structural Health Monitoring. – 2012. – Режим доступа : <http://www.ecphm2012.com/Portals/98/BB/we3a4.pdf>.

55. Манжула В. Г. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных [Электронный ресурс] / В. Г. Манжула, Д. С. Федяшов // Фундаментальные исследования. – 2011. – № 4. – Режим доступа : <http://www.fundamental-research.ru/pdf/2011/4/20.pdf>.

56. Чубукова И. А. Data Mining : учебное пособие / И. А. Чубукова // М. : Интернет-университет информационных технологий : БИНОМ : Лаборатория знаний. – 2006. – С. 300-368.

57. Каргин В. А. Автоматизированная система информационной поддержки принятия решений по контролю в реальном времени состояния ракетно-космической техники [Электронный ресурс] / В. А. Каргин, О. В. Майданович, М. Ю. Охтилев // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2010. – Т. 53. – № 11. – Режим доступа : [https:// cyber-eninka.ru/article/n/avtomatizirovannaya-sistema-informatsionnoy-podderzhki-prinyatiya-resheniy-po-kontrolyu-v-realnom-vremeni-sostoyaniya-raketno](https://cyber-eninka.ru/article/n/avtomatizirovannaya-sistema-informatsionnoy-podderzhki-prinyatiya-resheniy-po-kontrolyu-v-realnom-vremeni-sostoyaniya-raketno).pdf.

58. Мирошник М. А. Разработка интеллектуальной диагностической инфраструктуры в распределенных компьютерных системах [Электронный ресурс] / М. А. Мирошник // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2015. – № 3. – С. 3-9. – Режим доступа : http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?C21COM=2&I21DBN=UJRN&P21DBN=UJRN&IMAGE_FILE_DOWNLOAD=1&Image_file_name=PDF/Ikszt_2015_3_2.pdf.

59. Биргер И. А. Техническая диагностика / И. А. Биргер. – М. : Машиностроение, 1978. – 240 с.

60. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 184 с.

61. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М. : Наука, 1979. – 368 с.

62. Биргер И. А. и др. Расчет на прочность деталей машин: Справочник / И. А. Биргер, Б. Ф. Шорр, Г. Б. Иосилевич. – 4-е изд., перераб. и доп. – М. : Машиностроение, 1993. – 640 с.

63. Айзерман М. А. Метод потенциальных функций в теории обучения машин / М. А. Айзерман, Э. М. Браверманн, Л. И. Розоноэр. – М. : Наука, 1960. – 384 с.

64. Вапник В. Н. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения) / В. Н. Вапник, А. Я. Червоненкис. – М. : Наука, 1974. – 416 с.

65. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес. – М. : Мир, 1978. – 412 с.

66. Fuzzy-model-based parity equations for fault isolation / P. Balle // Control Engineering Practice. – 1999. – Vol. 7 (2). – P. 261-270. – DOI : 10.1016/S0967-0661(98)00152-X.

67. Diagnosis of acidification states in an anaerobic wastewater treatment plant using a fuzzy-based expert system / E. F. Carrasco, J. Rodriguez, A. Punal, E. Roca, J. M. Lema // Control Engineering Practice. – 2004. – Vol. 12. – № 1. – P. 59-64.

68. Neural networks in process fault diagnosis / T. Sorsa, H. N. Koivo, H. Koivisto // IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics. – 1991. – Vol. 21. – № 4. – P. 815-825.

69. Neural Networks in Fault Diagnosis of Nonlinear Dynamic Systems / R. J. Patton, J. Chen // ENGINEERING SIMULATION C/C OF ELEKTRONNOE MODELIROVANIE. – 1995. – Vol. 17. – № 6. – P. 3-12.

70. Fault Detection Via Artificial Neural Networks / W. Suewatanakul, D. M. Himmelblau // ENGINEERING SIMULATION C/C OF ELEKTRONNOE MODELIROVANIE. – 1995. – Vol. 17. – № 6. – P. 34-43.

71. Some topics in using pattern recognition for system diagnosis / B. Dubuisson, M. H. Masson, C. Frelicot // ENGINEERING SIMULATION C/C OF ELEKTRONNOE MODELIROVANIE. – 1995. – Vol. 17. – № 6. – P. 76-88.

72. Artificial Neural Networks in the Fault Diagnosis of Technological Systems: A Case Study in Chemical Engineering Process / S. Tzafestas, P. Dalianis // ENGINEERING SIMULATION C/C OF ELEKTRONNOE MODELIROVANIE. – 1995. – Vol. 17. – № 6. – P. 21-27.

73. Research of Data Mining Based on Neural Networks / X. Ni // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2008. – № 39. – P. 381-384.

74. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity / W. S. McCulloch, W. Pitts // The bulletin of mathematical biophysics. – 1943. – Vol. 5. – № 4. – P. 115-133.

75. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский; пер. с польского И. Д. Рудинский. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

76. Пупков К. А. Методы классической и современной теории автоматического управления : учебник в 3-х т. Т. 3 : Методы современной теории автоматического управления / [К. А. Пупков та ін.]; под ред. Н. Д. Егупова. – М. : МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2000. – 748 с.

77. Алексеева В. И. Искусственные нейронные сети : рекомендательный библиографический указатель [Электронный ресурс] / В. И. Алексеева, ответс.

Ред. Ж. И. Коробка. – Краматорськ : ДГМА, 2014. – 25 с. – Режим доступа : <http://www.dgma.donetsk.ua/docs/biblio/pokag4iki/neiron.pdf>.

78. Апостолук В. О. Інтелектуальні системи керування: конспект лекцій / В. О. Апостолук, О. С. Апостолук. – К. : ІВЦ «Політехніка», 2007. – 96 с.

79. Печень О. А. Интеллектуальные информационные системы. Курс лекций [Электронный ресурс] / О. А. Печень. – Новосибирск, 2005. – 133 с. – Режим доступа : <https://studfiles.net/preview/2776103/>.

80. Искусственная нейронная сеть [Электронный ресурс] // Материал из Википедии – свободной энциклопедии. – Режим доступа : https://ru.wikipedia.org/wiki/Искусственная_нейронная_сеть.

81. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга : пер. с англ. / Ф. Розенблатт. – М. : Мир, 1965. – 480 с.

82. Минский М. Перцептроны : пер. с англ / М. Минский, С. Пейперт. – М. : Мир, 1971. – 261 с.

83. Лазарев В. М. Нейросети и нейрокомпьютеры / В. М. Лазарев, А. П. Свиридов. – М. : МГТУ РЭА, 2011. – 131 с.

84. Воеводин Ю. Ю. Методы и алгоритмы структурно-параметрического синтеза нейросетевой модели для формирования интеллектуальных информационных технологий : автореф. ... канд. техн. Наук : 05.13.01 / Ю. Ю. Воеводин. – Волгоград, 2009. – 19 с.

85. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей / А. И. Галушкин. – М. : ИПРЖР, 2000. – 348 с.

86. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей для идентификации и диагностики технических объектов / А. С. Михайлов, Б. А. Староверов // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. – 2013. – №. 3. – С. 64-68.

87. Хайкин С. Нейронные сети : полный курс, 2-е издание : пер. с англ. / С. Хайкин. – М. : Издательский дом Вильямс, 2016. – 1104 с.

88. Вороновский Г. К. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Петрашев, С. А. Сергеев. – Х. : ОСНОВА, 1997. – 112с.

89. Круг П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры : учебное пособие по курсу «Микропроцессоры» / П. Г. Круг. – М. : МЭИ, 2002. – 176 с.

90. Acoustic Emission Signal Analysis and Artificial Intelligence Techniques in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis: A Review / Y. H. Ali, R. A. Rahman, R. I. Raja Hamzah // Journal Technology. – 2014. – Vol. 69 (2). – P. 121-126.

91. Multi-dimensional classification with Bayesian networks / C. Bielza, G. Li, P. Larrga // International Journal of Approximate Reasoning. – 2011. – Vol. 52 (6). – P. 705-727.

92. Non-destructive and semi-destructive diagnostics of concrete structures in assessment of their durability / J. Hoła, J. Bień, Ł. Sadowski, K. Schabowicz // Bulletin of the Polish Academy of Sciences. – Wrocław : Wrocław University of Technology, 2015. – Vol. 63 (1). – P. 87-96.

93. Continuous maintenance and the future – Foundations and technological challenges / [R. Roy, et al.] // CIRP Annals – Manufacturing Technology. – 2016. – Vol. 65 (2). – P. 1-22.

94. Past, present and future of distributed intelligent control in industrial applications / P. Vrba // 14th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing. – Bucharest: 2012. – Vol. 45 (6). – P. 22-25.

95. Система распознавания аварий на АЭС для различных стадий их развития с использованием интегральных кодов и нейронных сетей / Ю. Б. Воробьев, К. Н. Чыонг Ван // Вестник МЭИ. – 2015. – № 4. – С. 14-20.

96. Автоматизация контроля состояния сложных технических систем на основе использования конечно-автоматной модели и нейросетевых структур / А. И. Лоскутов, В. Б. Вечеркин, О. Л. Шестопалова // Информационно-измерительные системы. – 2012. – № 2 (57). – С. 74-81.

97. Класифікатор стану виробів із композиційних матеріалів на основі нейронної мережі адаптивної резонансної теорії / Єременко В. С., Переїденко А. В., Шегедін П. А. // Вісник Національного Авіаційного Університету. – 2012. – Т. 50. – № 1. – С. 92-100.

98. Ключкова М. С. Шпаргалка по метрології, стандартизації, сертифікації / М. С. Ключкова. – М. : Аллель-2000, 2007. – 64 с.

99. Vibration condition monitoring of the vertical steel tanks / N. Bouraou, O. Lukianchenko, S. Tsybulnik, D. Shevchuk // Vibration in Physical Systems. – 2016. – Vol. 27. – P. 55-60.

100. Investigation of Static and Dynamic Characteristics of Complex Thin-Walled Shell Structure with Cracks / N. I. Bouraou, O. O. Lukianchenko, O. V. Kostina, O. V. Kuzko // Strength of Materials. – 2016. – Vol. 48. – № 3. – P. 401-410.

101. Барашиков А. Я. Оцінка технічного стану будівельних конструкцій промислових будинків і споруд [Текст] / А. Я. Барашиков, О. М. Малишев. – К. : НМЦ Держнаглядохоронпраці України, 1998. – 232 с.

102. Настанова щодо обстеження будівель і споруд для визначення та оцінки їх технічного стану : ДСТУ-Н Б В.1.2-18:2016. – [Чинний від 2017-04-01]. – К. : ДП «УкрНДНЦ», 2017. – 47 с. – (Національний стандарт України).

103. Acoustic emission: a modern and common NDT method to estimate industrial facilities / G. Lackner, G. Schauritsch, P. Tscheliesnig // ECNDT Proceedings. – 2006. – P. 1-8.

104. Structural monitoring and identification of civil infrastructure in the United States / S. Nagarajaiah, K. Erazo // Structural Monitoring and Maintenance. – 2016. – Vol. 3. – № 1. – P. 51-69. – DOI : 10.12989/smm.2016.3.1.051.

105. Ewald V. Design of a structural health monitoring system for a damage tolerance fuselage component / V. Ewald, P. Ochôa, R. Groves, C. Boller // Proceedings of the 7th International Symposium on NDT in Aerospace. – Bremen, 2015. – P. 17-19.

106. Бурау Н. І. Моделювання найбільш небезпечного сценарію руйнування зварних швів резервуару для палива і розливу на станції Вернадський / Н. І.

Бурау, О. В. Кузько, Ю. Г. Жуковський, О. А. Киричук // Приладобудування : стан і перспективи : зб. тез доп. наук.-техн. конф. – К. : НТУУ «КПІ», 2013. – С. 22-23.

107. Бурау Н. И. Безопасная эксплуатация резервуаров с топливом в условиях Антарктики / Н. И. Бурау, О. В. Кузько, Ю. Г. Жуковський // Приладобудування : стан і перспективи : зб. тез доп. наук.-техн. конф. – К. : НТУУ «КПІ», 2013. – С. 34-36.

108. Бурау Н. І. Забезпечення життєдіяльності та модернізація української антарктичної станції Академік Вернадський / Н. І. Бурау // Інтернаціоналізація досліджень в Антарктиці – шлях до духовної єдності людства : VI Міжнар. Антарктична конф. – К. : НАНЦ Держінформнауки України, 2013. – С. 40-41.

109. Вимоги до розробки інформаційно-діагностичного комплексу моніторингу резервуарів з паливом в умовах Антарктики / Н. І. Бурау, Ю. Г. Жуковський, О. В. Кузько, С. О. Цибульник, Д. В. Шевчук // Вісник НТУУ «КПІ». Серія : Приладобудування. – 2013. – Вип. 45. – С. 107-115.

110. Пат. 82968 Україна, МПК G01M 7/00. Автоматизований діагностичний комплекс моніторингу і прогнозування технічного стану будівель і споруд [Текст] / Бурау Н. І., Жуковський Ю. Г., Кузько О. В., Цибульник С. О., Шевчук Д. В., Артем'єва Г. М.; заявник та патентовласник НТУУ «КПІ». – № U201301413; заявл. 06.02.2013; опубл. 27.08.2013, Бюл. № 16.

111. Структурно-функціональний синтез систем діагностики конструкцій в експлуатації / Н. І. Бурау, О. М. Павловський, Д. В. Шевчук // Вісник Тернопільського національного технічного університету. – 2013. – № 4 (72). – С. 77-86.

112. Рупіч С. С. Огляд схем побудови керуючого модуля для системи діагностики / С. С. Рупіч // Погляд у майбутнє приладобудування : VIII наук.-практ. конф. студентів та аспірантів : зб. тез доп., 22-23 квіт. [2015 р.] – К. : Політехніка, 2015. – С. 22.

113. Пат. 129647 Україна, МПК G01M 7/00. Інформаційно-діагностичний комплекс для моніторингу технічного стану складних просторових об'єктів / Бурау Н. І., Рупіч С. С., Цибульник С. О., Півторак Д. О.; заявник і патентовласник

КПІ ім. Ігоря Сікорського. – № U201804012; заявл. 13.04.2018; опубл. 12.11.2018, Бюл. № 21. – 5 іл.

114. Синтез нейронної мережі для багатокласової діагностики елементів конструкції в експлуатації [Текст] / Н. І. Бурау, А. Г. Протасов, П. С. Мироненко, С. С. Рупіч // *Методи та прилади контролю якості*. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2015. – № 2 (35). – С. 83–93.

115. Multi-class recognition of objects technical condition by classifier based on Probabilistic Neural Network / N. Bouraou, S. Rupich, D. Pivtorak, S. Tsybulnik // *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*, 2017. – № 5/4 (89). – P. 24-31.

116. Рупіч С. С. Засоби інтелектуалізації систем моніторингу на основі штучних нейронних мереж / С. С. Рупіч // *Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання : 5-та наук.-практ. конф. студентів і молодих учених : зб. тез доп.* – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ. – 2015. – С. 174–175.

117. Мещеряков В. А. Применение нейросетевых технологий для решения задачи дискриминантного анализа в MATLAB / В. А. Мещеряков // *Проектирование инженерных и научных приложений в среде MATLAB : труды V междунар. конф., 11-13 мая [2011 г.] / сост. В. В. Замаруев*. – Х. : ФЛП Шейнина Е. В., 2011. – С. 11-13.

118. Кветний Р. Н. Імовірнісні нейронні мережі в задачах ідентифікації часових рядів [Електронний ресурс] / Р. Н. Кветний, В. В. Кабачій, О. О. Чумаченко // *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*. – 2010. – № 3. – 6 с. – Режим доступу : <http://www.nbu.gov.ua/e-journals/VNTU/2010-3/2010-3.htm>.

119. Shen T. Damage location and identification of the wing structure with Probabilistic Neural Networks / T. Shen, F. Wan, B. Song, Y. Wu // *Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Shenzhen)*. – IEEE, 2011. – DOI : 10.1109/phm.2011.5939524.

120. Probabilistic neural network and fuzzy cluster analysis methods applied to impedance-based SHM for damage classification / L. V. Palomino, V. Steffen, R. M.

Finzi Neto // Shock and Vibration. – 2014. – Vol. 2014. – P. 1-12. – DOI : 10.1155/2014/401942.

121. Probabilistic neural networks and the polynomial adaline as complementary techniques for classification / D. F. Specht // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1990. – Vol. 1. – № 1. – P. 111-121.

122. Probabilistic neural networks / D. F. Specht // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3. – № 1. – P. 109-118.

123. Specht D. F. Enhancements to the probabilistic neural networks / D. F. Specht // IJCNN International Joint Conference on Neural Networks [Proceedings 1992]. – IEEE, 1992. – Vol. 1. – P. 761-768.

124. Медведев. В. С. Нейронные сети MATLAB 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин. – М. : Диалог МИФИ, 2002. – 488. с.

125. Рупіч С. С. Нейронна мережа для багатокласової діагностики об'єктів // Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Актуальні проблеми автоматики та приладобудування : мат. III Всеукр. наук.-техн. конф. – Х., 2016. – С. 98–99.

126. Завдання та моделі багатокласової діагностики складних просторових об'єктів / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник Інженерної Академії України. – 2017. – № 3. – С. 13-19.

127. Рупіч С. С. Моделювання процесу багатокласового розпізнавання для локалізації пошкодження складного просторового об'єкту / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // 4-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (ВКДТС-2017)» : зб. тез доп., 31 жовт. – 2 лист. [2017 р.]. – Вінниця : ПП «ТД «Едельвейс і К», 2017. – С. 171-172.

128. Локалізація пошкодження складного просторового об'єкту класифікатором на основі ймовірнісної нейронної мережі / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник НТУУ «КПІ». Серія : Приладобудування. – 2017. – Вип. 54(2). – С. 12-19.

129. Свідоцтво № 81681 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження конструкції» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І.,

Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81983; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

130. Свідоцтво № 81682 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження конструкції» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81984; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

131. Свідоцтво № 81609 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81981; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

132. Свідоцтво № 81680 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81980; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

133. Свідоцтво № 81613 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81991;

заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

134. Свідоцтво № 81683 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81986; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

135. Свідоцтво № 81610 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81985; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

136. Свідоцтво № 81679 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н.І., Півторак Д. О. – № 81979; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

137. Рупіч С. С. Порівняльний аналіз ефективності багатокласового нейромережевого розпізнавання технічного стану об'єктів за діагностичними ознаками різних порядків / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування : мат. III Всеукр. наук.-техн. конф. : зб. тез доп., 8-9 черв. [2017 р.]. – Тернопіль : ФОП Паляниця В. А. – 2017. – С. 42-44.

138. Рупіч С. С. Проблеми інтелектуалізації в системах SHM: оцінювання, прогнозування, багатокласове розпізнавання / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч, С. О. Ци-

бульник // Пошкодження матеріалів під час експлуатації, методи його діагностування і прогнозування. Праці конф., 19-22 вер. [2017 р.]. – Тернопіль, 2017. – С. 234-237.

139. Problems of intellectualizing in the SHM systems: estimation, prediction, multi-class recognition / N. Bouraou, S. Rupich, S. Tsybulnik // Вісник Тернопільського національного технічного Університету. – Тернопіль : ТНТУ ім. Івана Пулюя, 2017. – Vol 88. – No 4. – P. 135-144.

140. Томашевский В. М. Моделирование систем [Текст] / В. М. Томашевский. – К. : Видавнича група BVH, 2005. – 352 с. : іл.

141. Компьютерное моделирование [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.twirpx.com/file/28140/>.

142. ГОСТ 2.052-2006. Единая система конструкторской документации. Электронная модель изделия. Общие положения [Текст]. – Введ. 01.09.2006. – М. : Стандартинформ, 2007. – 12 с.

143. Monitoring of the Crack Propagation in Welded Joint of the Tank Using Multi-Class Recognition / N. Bouraou, S. Rupich, O. Lukianchenko, O. Kostina // Vibrations in Physical Systems. – 2018.– Vol. 29. – P. 8.

144. Шимкович Д. Г. Расчет конструкций в MSC/NASTRAN for Windows / Д. Г. Шимкович. – М. : ДМК Пресс, 2001. – 448 с.

145. Імітаційне та фізичне моделювання автоматизованої системи запобігання витокам палива на українській антарктичній станції «Академік Вернадський» : звіт про НДР (догов.) / М-во освіти і науки України ; Нац. техн. у-т «КПІ» ; кер. Н. І. Бурау. – Н/8-2015. – К., 2015. – 153 с.

146. Рупіч С. С. Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації пошкодження захисної ємності з дефектами / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Приладобудування : стан і перспективи : XVII Міжнар. наук.-техн. конф. : зб. тез доп., 15 – 16 трав. [2018 р.]. – К. : Політехніка, 2018. – С. 28.

147. Імітаційне моделювання та обробка вібраційних сигналів для моніторингу конструкцій в експлуатації / Н. І. Бурау, Д. В. Шевчук // Вісник Інженерної Академії України. – 2015. – № 4. – С. 14-19.

148. Алгоритмы фрактального анализа временных рядов в системах мониторинга сенсорных сетей / В. Ю. Аксёнов, В. Н. Дмитриев // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2012. – №. 1. – С. 91-96.

149. Динамические и фрактальные характеристики временных рядов выделения сейсмической энергии / В. С. Захаров // Нелинейный мир. – 2010. – Т. 8. – № 4. – С. 234-242.

150. Федер Е. Фракталы / Е. Федер; пер. с англ. Ю. А. Данилов, А. Шкурова. – М. : Мир, 1991. – 254 с.

ДОДАТОК А

Акти впровадження результатів дисертаційної роботи

**КОНСТРУКТОРСЬКЕ БЮРО
КОНТРОЛЬНИХ ПРИЛАДІВ**

вул.Маршала Рибалка, 8/10,
м.Київ, 04116, Україна
тел.: (044) 481-28-15
Email: dbcd.kiev@ukr.net



**DESIGN BUREAU
of CONTROL DEVICES**

8/10, Marshala Ryubalka str.
Kyiv, 04116, Ukraine
тел.: (38044) 481-28-15
Email: dbcd.kiev@ukr.net

ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор ТОВ «КБ КП»



Ю.В. Дудик

«5»

11

2018р.

АКТ

Впровадження результатів дисертаційної роботи

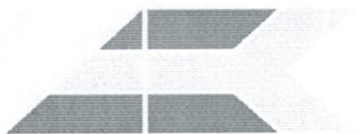
Ми, що нижче підписалися, Меншиков С.О. - провідний фахівець ТОВ «КБ КП» та Степанов Е.А. - провідний фахівець ТОВ «КБ КП» склали дійсний акт про те, що результати дисертаційної роботи Рупіча Сергія Сергійовича «Багатокласове розпізнавання стану складного просторового об'єкта нейромережовим класифікатором», яка виконувалась на кафедрі приладів і систем орієнтації та навігації КПІ ім. Ігоря Сікорського, є важливими і будуть використані для забезпечення розробки систем діагностування технічного стану авіаційного двигуна Д-18 серії 3М у складі системи БСКВ-18 а також системи керування двигуна ТВЗ-117 ВМА СБМ1 1 серії у складі системи БУК-500-3000 для виявлення відмов та розвитку відмов системи датчиків параметрів та розробці алгоритмів парирування відмов датчиків.

Провідний фахівець

Меншиков С.О.

Провідний фахівець

Степанов Е.А.



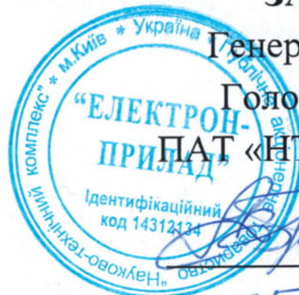
ПУБЛІЧНЕ АКЦІОНЕРНЕ ТОВАРИСТВО
НАУКОВО-ТЕХНІЧНИЙ КОМПЛЕКС

ЕЛЕКТРОНПРИЛАД

PUBLIC JOINT STOCK COMPANY « SCIENTIFIC AND TECHNICAL ENTERPRISE « ELECTRONPRYLAD »
вул. Богдана Гаврилишина, 27/29, м. Київ, 04116, Україна,
Тел: (+38044) 236-90-22, Факс: (+38044) 236-90-23
E-mail: electronprylad@linet.kiev.ua

27/29, Bohdana Havrylyshyna str., Kyiv, 04116, Ukraine
Tel: (+38044) 236-90-22, Fax: (+38044) 236-90-23
E-mail: electronprylad@linet.kiev.ua

ЗАТВЕРДЖУЮ



Генеральний директор –
Головний конструктор
ПАТ «ІТК «Електронприлад»

В.П. Дробинов

« 05 » 11 2018р.

АКТ

Впровадження результатів дисертаційної роботи

Ми, що нижче підписалися, Яцко Л.Л. - заступник головного конструктора, Безсчастний М.О. - начальник відділу 95, Горенко О.В. - керівник бригади відділу 95, склали дійсний акт про те, що результати дисертаційної роботи **Рупіча Сергія Сергійовича «Багатокласове розпізнавання стану складного просторового об'єкта нейромережевим класифікатором»**, яка виконувалась на кафедрі приладів і систем орієнтації та навігації КПІ ім. Ігоря Сікорського, є важливими і будуть використані для забезпечення розробки таких перспективних систем раннього виявлення дефектів: систем контролю та діагностики авіаційних двигунів, систем контролю цілісності обшивки планера, а саме, інформаційні моделі, алгоритмічне та програмне забезпечення процесів формування множин начальних та тестових образів для багатокласового розпізнавання об'єкта при появі та розвитку багатоосередкових пошкоджень.

Заступник головного конструктора

Яцко Л.Л.

Керівник відділу 95

Безсчастний М.О.

Керівник бригади відділу 95

Горенко О.В.



АКТ

впровадження результатів науково-дослідної роботи в навчальний процес
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Ми, що підписалися нижче, заступник декана з методичної роботи к.т.н., доцент Філіппова М.В., доцент кафедри приладів і систем орієнтації і навігації к.т.н., доцент Аврутов В.В., вчений секретар кафедри приладів і систем орієнтації і навігації к.т.н., доцент Павловський О.М. склали цей акт про те, що результати науково-дослідної роботи аспіранта кафедри Рупіча Сергія Сергійовича «Багато класове розпізнавання стану складного просторового об'єкта нейромережевим класифікатором» використовуються в навчальному процесі кафедри приладів і систем орієнтації і навігації приладобудівного факультету КПІ ім. Ігоря Сікорського.

А саме:

- узагальнена структурна схема системи моніторингу для багатокласової діагностики об'єктів та структурна схема класифікатора на основі імовірнісної нейронної мережі;
- методичне забезпечення процесу багатокласового розпізнавання стану об'єктів для діагностичних завдань локалізації та розвитку пошкоджень, деградації конструкції

використовуються в дисципліні «Випробування і діагностика приладів та систем».

Заст. декана
з методичної роботи

М.В. Філіппова

Доцент кафедри ПСОН

В.В. Аврутов

Вчений секретар
кафедри ПСОН

О.М. Павловський

« 14 » листопада 2018 р.

ДОДАТОК Б

Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації

За темою дисертаційних досліджень опубліковано 22 наукових праць, у тому числі 6 статей у наукових фахових виданнях (з них 1 стаття у виданні іноземної держави, 5 статей у виданнях України, з яких 2 включені до міжнародних науково-метричних баз); отримано 1 патент України на корисну модель, 7 матеріалів та тез доповідей на науково-технічних конференціях; 8 свідоцтв авторського права на комп'ютерні програми.

1. Рупіч С. С. Синтез нейронної мережі для багатокласової діагностики елементів конструкції в експлуатації / Н. І. Бурау, А. Г. Протасов, П. С. Мироненко, С. С. Рупіч // Методи та прилади контролю якості. – Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2015. – № 2 (35). – С. 83–93.

Здобувачем побудовано загальну схему класифікатора стану для системи діагностики та створено його комп'ютерну модель.

2. Рупіч С. С. Завдання та моделі багатокласової діагностики складних просторових об'єктів / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник Інженерної Академії України, 2017. – № 3. – С. 13-19.

Здобувачем розроблено інформаційні моделі процесів формування навчальних і тестових множин вхідних векторів для таких діагностичних завдань: локалізація пошкоджень, моніторинг розвитку пошкоджень, моніторинг деградації конструкції.

3. Рупіч С. С. Локалізація пошкодження складного просторового об'єкту класифікатором на основі імовірнісної нейронної мережі / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Вісник НТУУ «КПІ». Серія : Приладобудування. – 2017. – Вип. 54(2). – С. 12-19. (Входить до WorldCat, РИНЦ, Index Copernicus, BASE, OpenAIRE та інших)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта, проаналізовано ефективність розробленого класифікатора та обґрунтовано параметри імовірнісної нейронної мережі для достовірної локалізації пошкоджень.

4. Rupich S. Multi-class recognition of objects technical condition by classifier based on Probabilistic Neural Network / N. Bouraou, S. Rupich, D. Pivtorak // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2017. – № 5/4 (89). – P. 24-31. (Входить до Scopus, Index Copernicus, BASE та інших)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта при деградації конструкції, встановлено залежності ефективності розпізнавання від параметру впливу мережі і розмірності навчальної множини діагностичних векторів.

5. Rupich S. Problems of intellectualizing in the SHM systems: estimation, prediction, multi-class recognition / N. Bouraou, S. Rupich, S. Tsybulnik // Вісник Тернопільського національного технічного Університету. — Тернопіль : ТНТУ ім. Івана Пулюя, 2017. – Vol. 88. – № 4. – С. 135-144. (Входить до Inspec)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану об'єкта при деградації конструкції за векторами діагностичних ознак різних порядків, проаналізовано ефективність розпізнавання.

6. Rupich S. Monitoring of the Crack Propagation in Welded Joint of the Tank Using Multi-Class Recognition / N. Bouraou, S. Rupich, O. Lukianchenko, O. Kostina // Vibrations in Physical Systems. – 2018. – Vol. 29. – P. 8. (Входить до Scopus, BazTech)

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання стану зварного резервуару при розвитку тріщини за зміною напружень в місцях встановлення сенсорів.

7. Пат. 129647 Україна, МПК G01M 7/00. Інформаційно-діагностичний комплекс для моніторингу технічного стану складних просторових об'єктів / Бурау Н. І., Рупіч С. С., Цибульник С. О., Півторак Д. О.; заявник і патентовласник КПП ім. Ігоря Сікорського. – № U201804012; заявл. 13.04.2018; опубл. 12.11.2018, Бюл. № 21. – 5 іл.

Здобувачем обґрунтовано принципи роботи системи.

8. Рупіч С. С. Огляд схем побудови керуючого модуля для системи діагностики / С. С. Рупіч // Погляд у майбутнє приладобудування: VIII науково-практична конференція студентів та аспірантів, 22-23 квітня 2015 р. : збірник тез доповідей. – К. : «Політехніка», – 2015. – С. 22.

9. Рупіч С. С. Огляд схем побудови керуючого модуля для системи діагностики / С. С. Рупіч // Погляд у майбутнє приладобудування : VIII наук.-практ. конф. студентів та аспірантів : зб. тез доп., 22-23 квіт. [2015 р.] – К. : Політехніка, 2015. – С. 22.

10. Рупіч С. С. Нейронна мережа для багатокласової діагностики об'єктів // Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Актуальні проблеми автоматики та приладобудування : мат. III Всеукр. наук.-техн. конф. – Х., 2016. – С. 98–99.

Здобувачем побудовано комп'ютерну модель нейромережевого класифікатора, проведено імітаційне моделювання.

11. Рупіч С. С. Порівняльний аналіз ефективності багатокласового нейромережевого розпізнавання технічного стану об'єктів за діагностичними ознаками різних порядків / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування : мат. III Всеукр. наук.-техн. конф. : зб. тез доп., 8-9 черв. [2017 р.]. – Тернопіль : ФОП Паляниця В. А. – 2017. – С. 42-44.

Здобувачем проведено імітаційне моделювання та проаналізовано ефективність багатокласового розпізнавання за діагностичними ознаками різних порядків.

12. Рупіч С. С. Проблеми інтелектуалізації в системах SHM: оцінювання, прогнозування, багатокласове розпізнавання / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч, С. О. Цибульник // Пошкодження матеріалів під час експлуатації, методи його діагностування і прогнозування. Праці конф., 19-22 вер. [2017 р.]. – Тернопіль, 2017. – С. 234-237.

Здобувачем обґрунтовано принцип багатокласового розпізнавання складних просторових об'єктів нейромережевим класифікатором.

13. Рупіч С. С. Моделювання процесу багатокласового розпізнавання для локалізації пошкодження складного просторового об'єкту / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // 4-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (ВКДТС-2017)» : зб. тез доп., 31 жовт. – 2 лист. [2017 р.]. – Вінниця : ПП «ТД «Едельвейс і К», 2017. – С. 171-172.

Здобувачем проведено імітаційне моделювання нейромережевого класифікатора та багатокласове розпізнавання для локалізації одиничного та багатоосередкового пошкодження.

14. Рупіч С. С. Багатокласове розпізнавання технічного стану для локалізації пошкодження захисної ємності з дефектами / Н. І. Бурау, С. С. Рупіч // Приладобудування : стан і перспективи : XVII Міжнар. наук.-техн. конф. : зб. тез доп., 15 – 16 трав. [2018 р.]. – К. : Політехніка, 2018. – С. 28..

Здобувачем проведено багатокласове розпізнавання технічного стану зварного резервуару для локалізації одиничного пошкодження, визначено інтервал значень параметру впливу мережі для безпомилкового розпізнавання.

15. Свідоцтво № 81609 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81981; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

16. Свідоцтво № 81610 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак

Д. О. – № 81985; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

17. Свідоцтво № 81613 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81991; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 21.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

18. Свідоцтво № 81679 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання деградації конструкції при багатоосередковому пошкодженні» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н.І., Півторак Д. О. – № 81979; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

19 Свідоцтво № 81680 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації двох пошкоджень» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81980; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

20. Свідоцтво № 81681 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудо-

ви нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження конструкції» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81983; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

21. Свідоцтво № 81682 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини тестових векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою локалізації одиничного пошкодження конструкції» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81984; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини тестових векторів.

22. Свідоцтво № 81683 України про реєстрацію авторського права на твір. Комп'ютерна програма «Формування множини навчальних векторів для побудови нейромережевого класифікатора багатокласового розпізнавання з метою моніторингу розвитку пошкодження» [Текст] Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. (Україна); заявник та власник Рупіч С. С., Бурау Н. І., Півторак Д. О. – № 81986; заявл. 09.07.2018; зареєстровано 25.09.2018 р. в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

Здобувачем написано алгоритм формування множини навчальних векторів.

Апробація результатів дисертації.

Основні положення та результати роботи доповідались та обговорювались на таких конференціях:

- VIII науково-практична конференція студентів та аспірантів «Погляд у майбутнє приладобудування», м. Київ, 2015 р.;

- 5 науково-практична конференція студентів і молодих учених «Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання», м. Івано-Франківськ, 2015 р.;
- III Всеукраїнська науково-технічна конференція «Актуальні проблеми автоматики та приладобудування», м. Харків, 2016 р.;
- III Всеукраїнська науково-технічна конференція «Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки і приладобудування», м. Тернопіль, 2017 р.;
- V Міжнародна науково-технічна конференція «Пошкодження матеріалів під час експлуатації, методи його діагностування і прогнозування», м. Тернопіль, 2017 р.;
- 4-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (ВКДТС-2017)», м. Вінниця, 2017 р.;
- XVII Міжнародна науково-технічної конференція «Приладобудування: стан і перспективи», м. Київ, 2018 р.