

Собчук А. В. Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ

Олімпієва Ю. І. Державний університет телекомунікацій, Київ

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ СТІЙКОСТІ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСІВ

**Анотація:** Значна кількість різноманітних публікацій в області функціональної стійкості складних технічних систем та в області штучного інтелекту, а саме нейронних мереж, визначає необхідність проведення аналізу результатів і їхнє осмислення з точки зору оцінки доцільності поєднання цих областей. В роботі вивчаються характеристики поведінки складних технічних систем, що реалізують властивість функціональної стійкості зазначених систем. В статті наведено означення функціонально стійкого виробничого процесу промислового підприємства та критерій забезпечення його функціональної стійкості. Забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів є важливою проблемою на сьогоднішній день. В теперішній час для забезпечення високого рівня функціональної стійкості вже запропоновано багато різноманітних методів, але їх весь час потрібно постійно змінювати та вдосконалювати. Нейронні мережі є інструментом, який дозволяє створювати глибоку ієрархію прийняття рішень з врахуванням місця, виду та рівня дефекту, який виник в системі управління і, як наслідок, може ефективно використовуватись для розв'язання даної задачі. Тому в статті розглянуто особливості основних положень теорії штучного інтелекту, а саме нейронних мереж, для забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів промислових підприємств. Грунтуючись на проведеному аналізі, в статті досліджено можливості застосування нейронних мереж для діагностики стану систем та практичного застосування інструментарію нейронних мереж для виявлення та локалізації дефектів в роботі систем, що є запорукою забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів підприємства. Удосконалено методику забезпечення властивості функціональної стійкості інформаційної системи підприємства. Перспективними шляхами подальших досліджень у зазначеному напрямку може бути широке коло питань щодо розробки нових та удосконалення існуючих методик забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів підприємств, в тому числі засобами штучного інтелекту.

**Ключові слова:** нейронна мережа, виробничий процес, функціональна стійкість, мережа прямого поширення, мережа радіальних базисних функцій, мережа Хопфілда, нейронні мережі з самоорганізацією, функція активації.

Sobchuk A. V. Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv

Olimpiyeva Ju. I. State University of Telecommunications, Kyiv

## THE APPLICATION OF NEURAL NETWORK FOR PROVIDE FUNCTIONAL STABILITY OF MANUFACTURING PROCESSES

**Abstract:** A large number of different publications in the field of functional stability of complex technical systems and in the field of artificial intelligence, namely neural networks, determines the need for analysis of results and their understanding in terms of assessing the feasibility of combining these areas. The characteristics of the behavior of complex technical systems that implement the property of functional stability of these systems are studied in the work. The article presents the definition of functionally stable production process of industrial enterprises and the criterion for ensuring its functional stability. Ensuring the functional stability of production processes is an important issue today. At present, many different methods have been proposed to ensure a high level of functional stability, but they need to be constantly changed and improved. Neural networks are a tool that allows you to create a deep hierarchy of decisions based on the location, type and level of the defect that occurred in the control system and, as a consequence, can be effectively used to solve this problem. Therefore, the article considers the features of the main provisions of the theory of artificial intelligence, namely neural networks, to ensure the functional stability of production processes of industrial enterprises. Based on the analysis, the article explores the possibilities of using neural networks to diagnose the state of systems and the practical application of neural network tools to detect and localize defects in systems, which is the key to ensuring the functional stability of production processes. The method of ensuring

*the properties of functional stability of the enterprise information system has been improved. Promising ways of further research in this area may be a wide range of issues related to the development of new and improvement of existing methods of ensuring the functional stability of production processes of enterprises, including means of artificial intelligence.*

**Keywords:** *neural network, manufacturing process, functional stability, multilayer feed forward network, radial basis network, Hopfield network, self-organizing neural network, activation function.*

**Собчук А. В.,** *Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко, Киев*

**Олимпиаева Ю. И.** *Государственный университет телекоммуникаций, Киев*

## **ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ОБЕСПЕЧЕНИЯ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ СТАБИЛЬНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ**

**Аннотация:** *Большое количество различных публикаций в области функциональной устойчивости сложных технических систем та в сфере искусственного интеллекта, а именно нейронных сетей, определяет необходимость проведения анализа результатов и их осмысление с точки зрения оценки целесообразности объединения этих областей. В работе изучаются свойства поведения сложных технических систем, реализующих свойство функциональной устойчивости указанных систем. В статье дано определение функционально устойчивого производственного процесса промышленного предприятия и условий обеспечения его функциональной устойчивости. Обеспечение функциональной устойчивости производственных процессов является важной проблемой на сегодняшний день. В наше время для обеспечения высокого уровня функциональной устойчивости уже предложено многочисленное количество методов, однако их нужно всё время обновлять и совершенствовать. Нейронные сети являются инструментом, который позволяет создавать глубокую иерархию принятия решений с учётом места, вида и уровня дефекта, который возник в системе управления и, как следствие, может эффективно использоваться для решения данной задачи. Поэтому в статье рассмотрены особенности основных положений теории искусственного интеллекта, а именно нейронных сетей, для обеспечения функциональной устойчивости производственных процессов промышленных предприятий. Основываясь на проведенном анализе, в работе исследована применимость нейронных сетей для диагностики состояния систем и практического применения инструментария нейронных сетей для выявления и локализации дефектов в работе систем, что является залогом обеспечения функциональной устойчивости производственных процессов. Усовершенствована методика обеспечения свойства функциональной устойчивости информационной системы предприятия. Перспективными направлениями дальнейших исследований в этой области может быть широкий круг вопросов по разработке новых и усовершенствование имеющихся методик обеспечения функциональной устойчивости производственных процессов предприятий, в том числе средствами искусственного интеллекта.*

**Ключевые слова:** *нейронная сеть, производственный процесс, функциональная устойчивость, сеть прямого распространения, сеть радиальных базисных функций, сеть Хопфилда, нейронные сети с самоорганизацией, функция активизации.*

### **1. Вступ**

Більшість систем, які досліджує сучасна наука, є складними. Вони утворюють багаторівневі конструкції. Функціонування таких систем не описується звичайною сумою взаємодій її складових елементів. Складні технічні системи (СТС) будуються для виконання певних спеціальних задач. За аналогією до природних систем, розвиток штучних системи призводить до ускладнення їхнього функціонування та появи нових властивостей, таких як, власне, функціональна стійкість.

### **2. Аналіз останніх досліджень і публікацій.**

Поняття функціональної стійкості та його визначення були наведені в роботах по розв'язанню конкретних прикладних задач професором Машковим О.А. в 1990 році. В подальші роки дане поняття уточнювалось при розв'язанні частинних завдань та вже більш чітко визначення властивості функціональної стійкості складної керованої системи було

наведено в [13,14]. Функціональна стійкість системи полягає в її властивості зберігати виконання своїх основних функцій в межах, установлених нормативними вимогами, в умовах протидії, а також впливу потоків відмов, несправностей та збоїв протягом конкретного часу. Існують також інші підходи до визначення цього поняття, які можна знайти в працях Машкова, наприклад цих [15-17].

В роботах [18-19] ця тема розглядається, з точки зору демонстрації зв'язу та водночас суттєвої відмінності поняття “функціональна стійкість” з поняттями “надійність”, “живучість” та “відмовостійкість”. Показано, що методи забезпечення функціональної стійкості спрямовані на забезпечення виконання найбільш важливих функцій, коли порушення та відмови вже відбулися (а традиційні методи підвищення надійності, живучості й відмовостійкості технічних систем більшу увагу приділяли зменшенню кількості цих порушень). В [19] автор прийшов до висновку, що дані підходи щодо підвищення властивостей надійності систем вдало доповнюються один одним, не вступаючи в суперечність.

Спочатку методи забезпечення функціональної стійкості застосовувалися для вдосконалення технічних характеристик складних технічних систем, що працюють в екстремальних умовах, насамперед для авіаційно-космічних систем. Однак розвиток елементної бази обчислювальних систем, складності сучасних і, особливо, перспективних автономних динамічних систем, наявність в них значної конструктивної надмірності дозволяє розширити область застосування методів забезпечення функціональної стійкості. У сучасних умовах на розподілені інформаційно-керуючі системи негативно впливають як внутрішні (відмови, збої, помилки корпоративних абонентів), так і зовнішні (активний або пасивний вплив зовнішнього середовища) фактори. Тому забезпечення функціональної стійкості розподілених інформаційно-керуючих систем є актуальною задачею [20-22].

Задачу забезпечення функціональної стійкості можна розглядати як одну з актуальних наукових задач сучасної теорії автоматичного керування.

У зв'язку з тим, що область нейронауки дуже динамічно розвивається через нові технологічні та теоретичні засоби дослідження, що виявляється в сотнях тисяч публікацій щороку. За останні роки було представлено ряд методів та алгоритмів для вирішення різних інформаційно-технологічних проблем, серед яких одним з найбільш ефективних є штучні нейронні мережі (ШНМ).

Незважаючи на нагальну потребу у вирішенні описаних проблем, слід відзначити достатньо слабку їх вивченість, відсутність чітких методик побудови та оптимізації як статичних, так і динамічних складних ШНМ. Тому, робота, яка присвячена вирішенню науково-прикладного завдання забезпечення функціональної стійкості автоматизованого виробничого процесу на основі використання нейронних мереж, є актуальною.

**3. Мета дослідження.** Метою роботи є дослідження властивості функціональної стійкості автоматизованих виробничих процесів на основі використання нейронних мереж. Для цього було поставлено завдання дослідити застосовність нейронних мереж для діагностики стану систем та практичного застосування інструментарію нейронних мереж для виявлення та локалізації дефектів в роботі систем, що є запорукою забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів.

#### **4. Результати дослідження.**

##### **Особливості забезпечення функціональної стійкості складних технічних систем**

Особливий інтерес для дослідження представляють властивості систем, які забезпечують можливість їхнього функціонування при зміні параметрів внутрішнього та зовнішнього середовища впродовж тривалих проміжків часу. Насамперед це стосується високоорганізованих технічних і більшості біологічних систем. *Властивість функціональної стійкості — здатність системи адаптуватися до нових, й не завжди врахованих ситуацій та протистояти будь-яким внутрішнім чи зовнішнім впливам, при цьому реалізуючи свою*

цільову функцію. Це забезпечується за рахунок відповідної зміни структури і поведінки системи, навіть при зниженні якості функціонування системи. Залежно від міри складності організації інформаційних систем підприємства та рівня аналізу, властивість функціональної стійкості може проявлятися (й відповідно кількісно оцінюватися) у вигляді стійкості до помилок, надійності, живучості, відмовостійкості, адаптивності, завадостійкості тощо.

Принципово важливим моментом є єдність активності і стійкості системи. Дана єдність реалізовується в адаптивній природі її поведінки. Тобто *адаптивність системи* — це скорельована з середовищем активність. Отже, поняття надійності і стійкості виражають і характеризують якісну визначеність систем складного динамізму. *Стійкість (надійність)* складної системи на протязі певного часу є необхідною умовою її цілісного функціонування. Але така якість характерна не лише для складних систем. Прості системи і тіла також мають стійкість (міцність), необхідну для їх цілісного існування.

Розглянемо ряд понять, які характеризують надійність розподілених інформаційних систем. *Відмова* — це подія, при якій деякий елемент інформаційної системи (модуль для інформаційної системи підприємства) втрачає здатність виконувати функції по обробці, зберіганню та передачі інформації. *Відновлення* — це подія коли елемент, який відмовив повністю відновлює здатність виконувати задані функції щодо обробки та передачі інформації.

Ймовірність безвідмовної роботи  $r(t)$  характеризується продуктивністю модуля інформаційної системи  $\omega(\tau)$  на визначеному проміжку часу  $(0, t)$ :

$$r(t) = P\{\forall \tau \in [0, t) \rightarrow \omega(\tau) = 1\},$$

де

$$\omega(\tau) = \begin{cases} 1, & \text{якщо при } \tau \geq 0 \text{ елемент перебуває в працездатному стані;} \\ 0, & \text{якщо при } \tau \geq 0 \text{ елемент перебуває в непрацездатному стані.} \end{cases}$$

Ймовірність відновлення модуля, який відмовив, називається функція

$$u(t) = 1 - P\{\forall \tau \in [0, t) \rightarrow \omega(\tau) = 0\},$$

де  $P\{\forall \tau \in [0, t) \rightarrow \omega(\tau) = 0\}$  — ймовірність того, що (при виконанні відновних робіт) продуктивність  $\omega(\tau)$  залишається рівною нулю і характеризує можливість елемента ІСП досягти заданої продуктивності після відмови.

Для характеристики продуктивності  $\omega(\tau)$  у момент часу  $t \geq 0$  (включаючи  $t(\infty)$ ) служить функція готовності:

$$s(i, t) = p_1(i, t) = P\{i: \omega(t) = 1\},$$

де  $P\{i: \omega(t) = 1\}$  — ймовірність того, що, в умовах потоку відмов і відновлень, модуль, що почав функціонувати в стані  $i \in E_0'$ , матиме при  $t > 0$  продуктивність, рівну потенційно можливій;  $E_0' = \{0, 1\}$  — множина станів модуля інформаційної системи;  $i = 0$  — відмова;  $i = 1$  — працездатний стан;  $P_j(i, t)$  — ймовірність знаходження елемента в момент  $t \geq 0$  в стані  $j \in E_0$  за умови, що початковим був її стан  $i \in E_0$ .

Основними шляхами підвищення надійності є використання різних видів надмірності — функціональної, алгоритмічної, технічної (апаратною і програмною), топологічної, часової — організація її у вигляді дублюючих або мажоритарних структур. Одним з напрямів теорії надійності в сфері підвищення якості функціонування технічних систем є забезпечення відмовостійкості, тобто цілеспрямованого резервування окремих частин системи. На основі марківської моделі, основний показник відмовостійкості  $Q$  можна визначити [50]:

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^m L_{Si}(z)|_{z=0}}{T_{\text{ПВ}}},$$

де  $L_{Si}(z)$  —  $z$ -перетворення Лапласа, ймовірності перебування системи в усіх станах відмов, за виключенням стану повної відмови  $S_{\text{ПВ}}$ ;  $T_{\text{ПВ}}$  — середнє напрацювання системи до повної відмови

$$T_{\text{ПВ}} = \sum_{i=0}^m L_{Si}(z)|_{z=0};$$

$m$  — число станів відмов системи.

Показник  $Q$  характеризує відношення часу роботи системи в станах відмов до усього напрацювання системи до повної відмови. Чим вище  $Q$  тим ефективніше система парює відмови.

Таким чином відзначимо, що властивості надійності і відмовостійкості, є необхідними, проте недостатні для забезпечення якісного функціонування інформаційної системи підприємства. Методологія створення функціонально стійких інформаційних систем дозволяє дещо інакше підійти до подібних проблем і запропонувати методи їх розв'язання. Живучість — це властивість системи зберігати обмежену працездатність в умовах дії зовнішніх впливів, що призводять до відмови її складових частин. Властивість живучості характеризує здатність системи протистояти розвитку критичних відмов за будь-яких умов експлуатації, у тому числі непередбачених документацією. Прикладом функціональної оцінки живучості може слугувати живучість судна, енергетичної системи, мережі передачі інформації, обчислювальної системи тощо.

Основним параметром оцінки живучості обчислювальних систем є функція

$$N(i, t) = \frac{\bar{Q}(i, t)}{N_{\omega}},$$

де  $\bar{Q}(i, t)$  — математичне сподівання продуктивності обчислювальної системи у момент часу  $t \geq 0$ ;  $N_{\omega}$  — сумарна продуктивність усієї системи.

Отже, розглянуті властивості характеризують поведінку складної системи в умовах дії чинників зовнішнього середовища, що здатні порушити заданий режим функціонування системи: надійність системи характеризує її здатність до нормального функціонування в заданих режимах і умовах; стійкість — продовження того ж функціонування при дії збурень; живучість — здатність системи протидіяти зовнішнім діям; адаптивність — збереження деякої частини системи при зміні множини параметрів, що дозволяє оптимальним, в певному сенсі, способом досягти тієї мети, яка була наперед обумовлена.

Проте, окремо жодна з цих властивостей не відображає поняття функціональної стійкості системи, і всі в комплексі вони також не можуть її характеризувати. Тому, що вони не відображають одночасно активний характер властивості функціональної стійкості при дії невідомих збурень. Термін «функціональна стійкість» вимагає точного семантичного і математичного визначення, без якого дана властивість, багатьма авторами, постійно зводиться до однієї з перелічених вище властивостей.

*Під функціональною стійкістю об'єкту розуміється його властивість зберігати спроможність впродовж заданого часу виконання своїх основних функцій в межах, встановлених нормативними вимогами, в умовах впливу потоку відмов, несправностей, збоїв.*

Функціональна стійкість характеризується можливостями системи: виконувати встановлений мінімальний об'єм своїх функцій при зовнішніх і внутрішніх діях, що невизначені умовами нормальної експлуатації; виконувати вибір оптимального режиму функціонування за рахунок власних внутрішніх ресурсів; перебудовувати структуру, змінювати функції окремих підсистем і їх поведінку.

Властивість функціональної стійкості притаманна не лише біологічним видам, але і складним технічним системам. Характер поведінки системи вибирається відповідно до змін зовнішніх умов і з функціональним інваріантом системи, який можна назвати внутрішньою метою її функціонування. Вибір поведінки припускає також наявність деякої множини можливих різноманітних наслідків, об'єднаних загальною властивістю відповідності одній зовнішній причині в цих умовах.

З точки зору якісного виконання функцій системою функціональна стійкість системи характеризує її здатність виконувати задані функції з деяким допустимим зниженням якості. Причому дії на систему можуть мати як природний, так і умисний характер. Основною особливістю функціонально стійких систем є їх здатність деградувати на структурному рівні до повної відмови системи, тобто виключати із структури елементи, що відмовили, перебудовувати структуру, налаштувати параметри системи для пристосування (адаптації) до нових умов експлуатації.

Таким чином, наявна різноманітність властивості функціональної стійкості, різних не лише при переході від живої природи до технічних систем, але і залежно від типу, призначення, способу організації технічної системи, ставить дві основні задачі: введення деякого загального означення, критеріїв оцінки і методів підвищення функціональної стійкості для інформаційних систем підприємства; ретельне вивчення окремих класів технічних систем і визначення найбільш ефективних засобів підвищення їх функціональної стійкості.

### **Особливості забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів промислових підприємств**

Розглянемо задачу щодо побудови функції керування, яка забезпечує виконання виробничого процесу в такий спосіб, щоб результат виконання процесу гарантував отримання в кінцевому випадку готової продукції, що задовольняє всім параметрам, які вимагаються діючими стандартами. Проаналізувавши проблематику автоматизації систем управління підприємством, представимо методику автоматизації виробничого процесу з використанням інструментарію псевдообернення.

Під *виробничим процесом* сучасного підприємства розуміють такий *комплекс заходів*, за допомогою яких здійснюється виробництво тієї чи іншої готової продукції, напівфабрикатів, заготовок чи інших виробів. Основним завданням промислових підприємств є освоєння нових продуктів, конструкцій машин та обладнання, засобів механізації й автоматизації, новітніх технологій тощо.

Для кожної продуктової галузі характерна своя специфіка, яка залежить від типу виробництва, призначення, розмірів і точності машин, рівня виробництва і технічної оснащеності. В загальному випадку автоматизація виробництва — це етап машинного виробництва, що характеризується звільненням людського фактору від безпосереднього виконання функцій керування виробничими процесами та делегуванням цих функцій інформаційно-обчислювальним комплексам — автоматичним пристроям і системам.

*Керування* — це цілеспрямована дія на об'єкт, яка забезпечує оптимальний чи заданий режим його роботи в рамках прийнятних толерансів.

Для проведення автоматизації процесів існують певні вимоги до підприємства, без яких вона стає малоефективною і складно реалізовується. По-перше: обов'язковою вимогою є перехід підприємства на процесну модель управління. Нині значна кількість підприємств, як правило, функціонують на базі системно-функціонального підходу, що є багато в чому попередником процесного підходу. Перехід на процесну модель керування — задача, складність якої залежить від масштабу і специфіки діяльності підприємства. По-друге: важливою вимогою є відповідність поточної моделі процесів підприємства технічним критеріям, що використовується при їх автоматизації.

Головна мета інформатизації полягає в забезпеченні злагодженого, комплексного, ритмічного ходу виробництва по виготовленню та випуску продукції при найповнішому і рівномірному використанні всіх виробничих ресурсів, вчасному виконанні зобов'язань щодо випуску готової продукції на основі рівномірного і комплектного ходу виробництва на кожній виробничій ланці, а також досягненні мінімальної тривалості виробничого циклу (ТВЦ), а відтак й скорочення обсягів незавершеного виробництва.

Зазначимо, що без автоматизації процесу контролю параметрів виробничих процесів на сучасних підприємствах неможливо організувати серійний випуск якісної продукції. Для розв'язання подібних задач на виробничих підприємствах, забезпечення стійкості виробничих процесів завдяки контролю в режимі реального часу ключових виробничих параметрів пропонується математична модель, яка може бути невід'ємно інтегрованою в автоматизовану систему управління підприємством. Необхідно зауважити, що будь-яка автоматизація вимагає глибокого вивчення як всіх процесів на підприємстві в цілому так і кожного атомарного процесу на кожному виробничому центрі зокрема (рис. 1.).

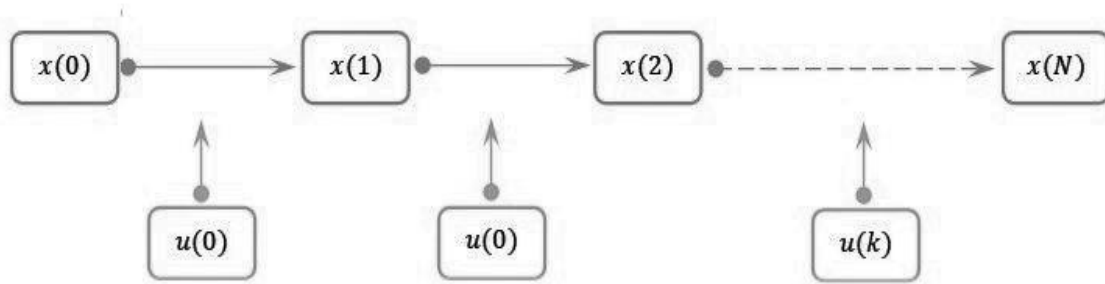


Рис. 1. Топологія лінійного технологічного виробничого процесу

Випуск продукції зазвичай складається з низки етапів, на кожному з яких висуваються певні вимоги до параметрів та характеристик сировини, напівфабрикатів та готової продукції. Позначимо такі набори параметрів на кожному  $i$ -му етапі  $x(i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ .

Технологічні виробничі процеси для гарантування досягнення параметрів  $x(i)$  на кожному етапі вимагають зовнішніх впливів на виробничий процес —  $u(i)$  (ефект від роботи, енергетичний ефект, хімічні чи інші технологічні впливи на кожному з етапів).

Зрозуміло, що кінцева якість продукції, як і проміжна кількість, на кожному етапі залежить від жорсткого дотримання технології та забезпечення контролю за необхідними параметрами на кожному попередньому кроці. Далі вважатимемо, що ця априорна вимога виконана.

Також позначимо:

$A(i)$  — матрицю залежності показників якості продукції на  $i + 1$ -му етапі від показників на  $i$ -му етапі, власне матриця виробничого процесу;

$C(i)$  — матрицю, яка визначає структуру впливу на виробничий процес  $u(i)$ .

Тоді математичну модель технологічного процесу, що забезпечується інформаційними системами виробничого підприємства можна записати так

$$x(i+1) = A(i)x(i) + C(i)u(i), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

$$x(i) \in \mathbb{R}^n, \quad A(i) \in \mathbb{R}^{n \times n}, \quad C(i) \in \mathbb{R}^{n \times m}, \quad u(i) \in \mathbb{R}^m.$$

Тут  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  — вектор стану розмірності  $n$ ,  $u = (u_1, \dots, u_m)^T$  — вектор керування розмірності  $m$ ,  $A(t)$  —  $n \times n$  — матриця,  $C(t)$  —  $n \times m$  — матриця,  $t = 0, 1, \dots, N - 1$ . Позначимо  $I_N = \{0, 1, \dots, N\}$ ;  $x(t, x_0, u)$  розв'язок системи (2.4),  $t \in I_N$  при керуванні  $u(t)$ ,  $t \in I_{N-1}$ .

Вважатимемо, що для виконання робіт по випуску деякої продукції існує чітко визначена сукупність певних робіт та низка критеріїв, які обов'язково виконуються в ході реалізації самого процесу. Тобто, знаючи характеристики процесу на початковому етапі та чіткі вимоги до продукції в кінці процесу, водночас відомі певні проміжні характеристики продукції в певних контрольних точках на визначених етапах виконання цього процесу. При цьому при автоматизації таких процесів на практиці доводиться ставити певні задачі керування, які власне описують конструктивні умови стосовно функції керування  $u$ , яка і забезпечує кероване цілеспрямоване виконання процесу.

Базовою задачею є задача, яка розглядає знаходження функції керування  $u$ , що забезпечує виконання процесу, таким чином, щоб результат виконання процесу гарантував отримання в кінцевому випадку в  $x(N)$  продукції, що задовольняє всім якісним характеристикам, які вимагаються діючими стандартами до неї. Якщо ж в кінці процесу продукція має відхилення від заданих стандартних параметрів, то такі відхилення гарантовано попадають в множину допустимих толерансів, які визначені діючими стандартами до такої продукції. Математично, це означає, що існує бажаний кінцевий стан  $x_N$  і додатній параметр  $\varepsilon > 0$  такі, що

$$\|x(N) - x_N\| < \varepsilon.$$

Нехай  $\bar{x} = \begin{pmatrix} \bar{x}(0) \\ \bar{x}(1) \\ \vdots \\ \bar{x}(N) \end{pmatrix}$  — еталонний процес. Еталонний процес гарантує повну

відповідність набору параметрів  $x(k)$ ,  $k = 0, 1, \dots, N$ , які мають бути дотримані при ідеальному виконанні виробничого процесу на всіх етапах та на кожній з ланок. Тобто, це певне медіанне значення, яке водночас передбачає наявність апріорної сукупності допустимих відхилень параметрів системи. Задано параметр  $\varepsilon > 0$ , що визначає сукупність допустимих відхилень (толерансів) від еталонних значень.

**Означення.** Якщо при заданих матрицях  $A$ ,  $C$  та векторі  $u$  існує розв'язок  $x = \bar{x} + e$  системи (1) такий, що  $\|e\| \leq \varepsilon$ , то такий технологічний процес називатимемо функціонально стійким.

Справджується теорема

**Теорема.** Нехай виконується умова

$$u^T Q u = 0, \quad (2)$$

де  $Q = C^T Z(A^T) C$ ,  $Z(A^T) = E - A A^+$  — проектор на ядро матриці  $A^T$ ,  $A^+$  — псевдообернена матриця. При цьому

$$\|A^+(C u - A \bar{x})\| \leq \varepsilon. \quad (3)$$

Тоді технологічний процес, описаний рівнянням (1), є функціонально стійким.

Відтак забезпечення функціональної стійкості технологічного процесу залежить від здатності забезпечувати керуваність процесом в кожному виробничому центрі та контролювати виникаючі дефекти та їх локалізації.

Таким чином, задача виявлення та локалізації дефектів набуває все більшого значення із зростанням рівня складності систем керування та вимог до них. Виявлення дефектів та несправностей в функціонуванні об'єктів важливе й з точки надійності, відмовостійкості, живучості та власне функціональної стійкості складних технічних систем.

### Обґрунтування можливості застосування нейронних мереж для забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів

Нинішній розвиток методів діагностування складних технічних систем вимагає глибоких досліджень методів, що базуються на прийомах штучного інтелекту. Слід відзначити, що розрізняють поняття штучного інтелекту (*artificial intelligence*) та теорії інтелектуальних обчислень (*theory of intelligent computing*). Перший термін використовують для апаратної, другий для програмної реалізації алгоритмів. До групи цих методів входять методи діагностування на основі нейромережових моделей, нечіткої логіки та експертних систем.

Зазначимо, що нейронні мережі є інструментом, який дозволяє створювати глибоку ієрархію прийняття рішень з врахуванням місця, виду та рівня дефекту, який виник в системі управління і, як наслідок, може використовуватись в діагностуванні.

Нейрон (нервова клітина) є основним елементом нервової системи, що обробляє інформацію. Маккаллох і Пітс запропонували в якості моделі штучного нейрона використовувати бінарний пороговий елемент. Математично, штучний нейрон зазвичай представляють як деяку нелінійну функцію від єдиного аргументу — лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Цю функцію називають *функцією активації* або *функцією спрацьовування*, *передавальною функцією*. Отриманий результат посилається на єдиний вихід. Такі штучні нейрони об'єднують в мережі — з'єднують виходи одних нейронів з входами інших (рис. 2). Цей математичний нейрон обчислює зважену суму декількох вхідних сигналів, порівнює отриманий сигнал з пороговим значенням і подає результуючий сигнал на вхід блоку, що реалізує активаційну функцію нейрона.

Математично нейрон є ваговим суматором, єдиний вихід якого визначається через його входи і матрицю ваг таким способом

$$y = f(u), \quad u = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 x_0.$$



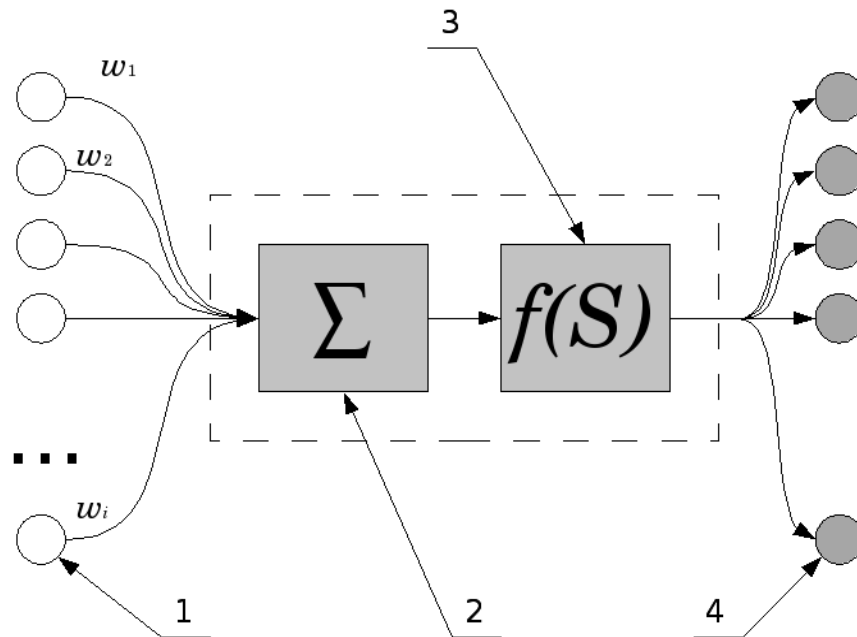


Рис. 2. Модель нейрона:

1. Нейрони, вихідні сигнали яких надходять на вхід даного нейрону 2. Суматор вхідних сигналів 3. Обчислювач передавальної функції 4. Нейрони, на входи яких подається сигнал даного нейрону 5.  $w_i$  — ваги вхідних сигналів

Тут  $w_i$  та  $x_i$  — відповідно сигнали на входах нейрона і ваги входів, функція  $u$  називається *індукованим локальним полем*, а  $f(u)$  — *передавальною функцією*. Можливі значення сигналів на входах нейрона вважають заданими в інтервалі  $[0,1]$ . Вони можуть бути або дискретними (0 або 1), або аналоговими. Додатковий вхід  $x_0$  і відповідна йому вага використовується для *ініціалізації* нейрона. Під ініціалізацією мається на увазі зсув активаційної функції нейрона по горизонтальній осі, тобто формування порогу чутливості нейрона. Крім того, іноді до виходу нейрона спеціально додають якусь випадкову величину, яка називається *зсувом*. Зсув можна розглядати як сигнал на додатковому, завжди навантаженому, синапсі.

Передавальна функція  $f(u)$  визначає залежність сигналу на виході нейрона від зваженої суми сигналів на його входах. У більшості випадків вона є монотонно зростаючою і має область значень  $[-1,1]$  або  $[0,1]$ , проте існують винятки. Штучний нейрон повністю характеризується своєю передавальною функцією. Зазначимо, що для деяких алгоритмів навчання мережі необхідно, щоб вона була безперервно диференційовною на всій числовій осі.

Нейронна мережа визначається як взаємозв'язаний набір нейронів. Розмаїття моделей нейронних мереж визначається існуванням різноманітних активаційних функцій та топологією їх з'єднання і взаємодії. Мережа отримує знання в процесі навчання. Під *навчанням нейронної мережі* розуміють цілеспрямований процес зміни значень ваг ітеративним способом до тих пір, доки мережа не набуде необхідних властивостей. В основі процесу навчання лежить набір тренувальних даних, які, власне, є набором векторів вхідних сигналів та відповідних ним векторів вихідних сигналів. В процесі навчання на вхід нейронної мережі послідовно подаються дані з тренувального набору. Після цього обчислюється міра відхилення між бажаним та фактичним виходами мережі. Далі за допомогою визначеного алгоритму відбувається зміна ваг нейронної мережі в напрямку зменшення помилки. Серед алгоритмів навчання нейронних мереж можна виділити групи ньютонівських алгоритмів, в тому числі метод Левенберга–Марквардта, та методів найшвидшого спуску і спряжених градієнтів. Виявляється [3], при малій кількості міжнейронних зв'язків найефективнішими

виявляються ньютонівські методи, а вже при  $10^3$  зв'язках зазвичай найкращі результати демонструє метод спряжених градієнтів. Зазначені групи методів є локальними. Для досягнення глобального мінімуму розроблені еволюційні алгоритми навчання нейронних мереж, яскравим представником яких є генетичні алгоритми. Відтак процедура навчання може розпочинатися з генетичного алгоритму, а при досягненні певного порогу генетичний алгоритм змінюється локальним алгоритмом.

Завдяки навчанню мережа набуває здатності правильно реагувати не лише на тренувальні дані, а так само добре обробляти інші дані з допустимої множини. В цьому сенсі говорять, що нейронна мережа має *здатність до узагальнення*. Помилка навчання обумовлена недостатньою кількістю апроксимацій, які виконуються мережею скінченних розмірів, та неповною інформацією, наданою в процесі навчання.

Найпоширенішими інструментами розв'язання задач розпізнавання образів, класифікації та прогнозування є такі типи нейронних мереж: *мережа прямого поширення* (multilayer feed forward network), *мережа радіальних базисних функцій* (radial basis network), *мережа Хопфілда* (Hopfield network) та *нейронні мережі з самоорганізацією* (self-organizing neural network).

Мережа прямого поширення сигналу чи оберненого поширення помилки може використовувати нейрон з будь-якою диференційованою передавальною функцією. Мережа складається зі шарів, при чому кожний нейрон попереднього шару зазвичай з'єднаний з усіма нейронами наступного шару. При розпізнаванні образів ця мережа буде розділяючі поверхні у вигляді нелінійних поверхонь в багатовимірному просторі. Переважно при цьому використовуються нейрони з сигмаїдальною передавальною функцією вигляду

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha x)}$$

Тут  $\alpha$  параметр функції, що визначає її *крутизну*. Коли  $\alpha \rightarrow \infty$ , функція вироджується в порогову. При  $\alpha = 0$  сигмоїда вироджується в постійну функцію із значенням 0,5. Область значень даної функції інтервал (0,1). Похідна цієї функції

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = \alpha f(x)(1 - f(x))$$

може бути виражена через її значення, що полегшує використання цієї функції при навчанні мережі алгоритмами зворотного поширення. Нейрони з такою передавальною характеристикою посилюють сильні сигнали істотно менше ніж слабкі, оскільки області сильних сигналів відповідають пологим ділянкам характеристики.

Мережа радіальних базисних функцій використовує нейрон з так званою потенціальною передавальною функцією, в ролі якої найчастіше застосовується гаусова функція  $f(x) = \exp(-(x - c)^2)$ . Такі мережі особливо ефективні, коли доступна велика кількість навчальних векторів.

Мережа Хопфілда відноситься до класу рекурентних нейронних мереж. Виходи останнього шару мережі є входами першого шару. Така структура за скінченне число тактів часу забезпечує збіжність до одного з заданих класів, тобто це мережа без вчителя (unsupervised learning). Іноді її ще називають асоціативною пам'яттю.

Мережі з самоорганізацією використовують спеціальний змагальний механізм. Це також мережа без вчителя. Технологія навчання має назву "переможець отримує все" ("Winner takes all"). Лише нейрон або група сусідніх нейронів, що перемогли в змаганні отримують можливість адаптувати свої ваги. Такі мережі здійснюють кластеризацію даних, оскільки після навчання при подачі на вхід мережі вхідного вектора буде активовано нейрон, що відповідає за групу найбільш схожих навчальних векторів.

Таким чином, обґрунтовано можливість застосування нейронних мереж в забезпеченні функціональної стійкості виробничого процесу. Показано, що нейронні мережі є

інструментом, який дозволяє створювати глибоку ієрархію прийняття рішень з врахуванням місця, виду та рівня дефекту, який виник в системі управління. Разом із тим, під час забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів, найбільшу увагу слід приділити підвищенню показників діагностування поточних параметрів виробничих процесів.

### **Особливості застосування нейронних мереж в процесі діагностування виробничих процесів та складних технічних систем**

В роботах [4-6] показано, що звичайна мультишарова нейронна мережа прямого поширення сигналу з довільною функцією активації може апроксимувати будь-яку функцію з заданою точністю за умови наявності достатнього числа нейронів в скритому шарі. В роботі [7] наведено можливості апроксимації функцій радіальним базисним мережам. У відповідності до того, що задача діагностування передбачає відображення простору ознак в просторі станів чи класів дефектів, в технічній діагностиці найбільше поширення отримали мультишарові нейронні мережі прямого поширення, радіальні базисні мережі та нейронні мережі з самоорганізацією.

В системі діагностування нейронні мережі можна використовувати в якості моделі динамічної системи для генерації нев'язок, тобто відображення простору нев'язок в простір класів дефектів. В залежності від місця та способу використання нейронної мережі отримуємо різні структури систем діагностування (рис. 3).

Структура зображена на рис. 3 а) в якості простору ознак використовує змінні параметри об'єкту (наприклад, вхідні сигнали). Також цій структурі відповідає використання при діагностуванні тих чи інших варіантів керованого об'єкта. Нейронна мережа тут використовується в якості пристрою прийняття рішень. В структурі представлений на рис. 3 б) нейронна мережа використовується в якості моделі динамічної системи, а в якості алгоритму прийняття рішень використовується будь-який алгоритм класифікації (наприклад, алгоритм виявлення розлагодження). Необхідно зазначити, що в останньому випадку система діагностування буде лише виявляти дефекти, але не буде локалізувати. Структура представлена на рис 3 в) використовує стандартний підхід з використанням моделі для генерації нев'язок, в той час як нейронний класифікатор розв'язує задачу виявлення та локалізації дефектів. Зауважимо, що в структурах 3 б) та 3 в) відбувається суміщення аналітичних методів з нейромережовим підходом до розв'язання пов'язаних між собою задач генерації ознак та прийняття рішень, яке іноді називають *гібридизацією*.

У випадку використання нейронної мережі в якості алгоритму класифікації незалежно від структури (якщо нейронна мережа має два виходи) зазвичай розв'язується задача виявлення. В іншому випадку, тобто коли входів більше двох, розв'язується задача виявлення та локалізації дефектів і, можливо, визначення величини дефекту.

Для застосування методів діагностування до класу нелінійних систем в загальному випадку необхідно лінеаризувати модель. Однак лінеаризована модель не в повній мірі відображає властивості систем з яскраво вираженими нелінійностями. Однією з переваг нейронної мережі є здатність апроксимувати будь-яку нелінійну функцію, використовуючи відповідну архітектуру мережі. Відтак на основі нейронної мережі може бути побудована модель динамічної системи та мережовий спостерігач. Нев'язки між виходами об'єкту та входами мережі в цьому випадку будуть простором діагностичних ознак. Зокрема в роботі [8] для створення моделі функціонування нелінійного хімічного процесу використовується радіальні базисні мережі зі сплайном типу тонкої пластинки (сплайн-поверхні), потенціальна функція якого має вигляд  $f(x) = (x - c)^2 \ln(x - c)$ . Сплайн-поверхня дозволяє гладко відновити функцію кількох змінних на довільній скінченній сітці точок.

Найбільше поширення в задачі виявлення та локалізації дефектів нейронні мережі отримали як алгоритм прийняття рішень (рис. 4). Тут розв'язується типова задача розпізнавання образів (pattern recognition). Головна задача віднести вектор діагностичних ознак до відповідного класу, тобто знайти взаємозв'язок між діагностичним простором і можливими станами області дефектів. При цьому діагностування частіше всього застосовують нейронні мережі прямого поширення сигналу та нейронні мережі з самоорганізацією.

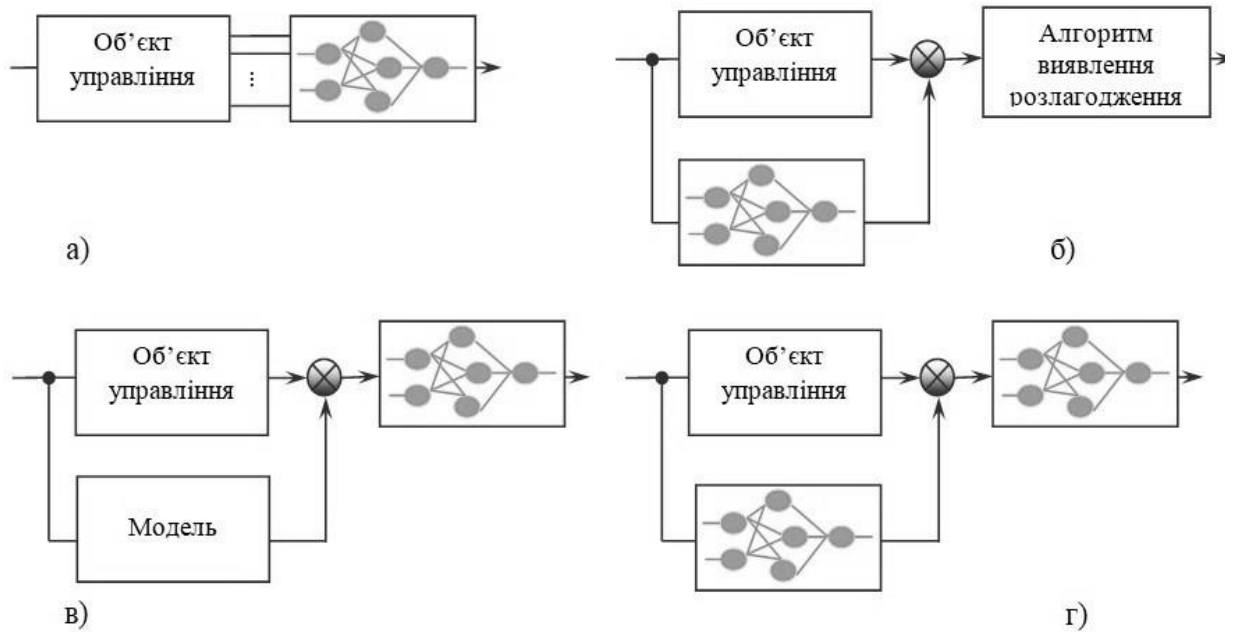


Рис. 3. Структури діагностування на основі нейронних мереж

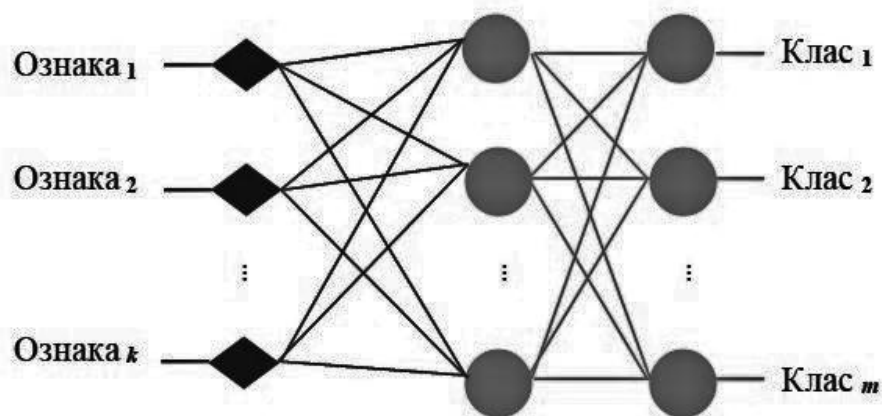


Рис. 4. Нейронні мережі для класифікації

В роботі [2] нейронна мережа з одним скритим шаром використовується для побудови системи тестового діагностування пневматичним клапаном. Входами мережі є різні параметри перехідної функції системи (перерегулювання, затримка відклику, статична помилка, час досягнення максимального значення тощо). Відзначимо, що мережа має три виходи. Нестандартність полягає в тому, що виходи індукують не наявність певного класу дефекту, як в переважній більшості досліджень (лише один з виходів є індикатором класу нормального функціонування), а величину певного дефекту (в даному випадку витік в діафрагмі та блокування клапану). Таким способом розв'язується задача виявлення, локалізації і визначення величини дефекту одиниці обладнання певного робочого центру промислового підприємства. В роботі [9] для діагностування енергетичного об'єкта використовується багатошарові нейронні мережі та радіальні мережі. Нейронна мережа має 15 входів, які характеризують собою фізичні параметри об'єкта, такі, наприклад, як температура та тиск. Результати представлені в роботі свідчать про те, що багатошарові нейронні мережі дозволяють досягти більшого узагальнення на відміну від радіальних мереж. Хоча радіальні мережі не дають такого результату як мережі прямого поширення, їх перевагою є швидкість навчання.

В роботах [3, 10, 11] для діагностування застосовуються нейронні мережі з самоорганізацією (self-organizing neural networks), відомі як карти Кохонена (Kohonen maps).

Нейронна мережа з самоорганізацією в [3] використовується для діагностування несправностей обладнання. При цьому використовується здатність мережі до стискання даних, тобто до представлення множини точок вектором ваг одного нейрона. Фундаментальним тут є припущення про те, що кожний клас дефектів породжує специфічну зміну характеристик обладнання. Нейрон, який перемагає в конкуренції характеризує або нормальний режим роботи, або певну несправність. Нейронні мережі з самоорганізацією активують єдиний нейрон, що дозволяє локалізувати пошкоджений елемент незалежно від стану решти. В роботі [10] для виявлення дефектів датчиків використовується нейронна мережа з самоорганізацією з обмеженнями на значення ваг (constrained Kohonen network). Це дозволяє правильно класифікувати дефекти, навіть якщо вхід системи залежить від стану системи чи при дрейфі нуля датчиків. В роботі [11] нейронна мережа Кохонена використовується для діагностування хімічного процесу плавки металів.

Таким чином, для забезпечення функціональної стійкості технологічних процесів виробничих підприємств [1] можна широко застосовувати різні класи нейронних мереж для забезпечення діагностики стану обладнання на кожному виробничому центрі. Навчаючи нейронні мережі враховуючи умову функціональної стійкості технологічного процесу буде забезпечена ефективна робота як виробничого обладнання, так і поточний контроль дотримання якості продукції згідно визначеної системи толерансів.

**5. Обговорення результатів проведеного дослідження.** У даній статті проведено обґрунтування можливості застосування нейронних мереж для забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів, розглянуті особливості застосування нейронних мереж в процесі діагностування виробничих процесів та складних технічних систем. На даний час в теорії та практиці синтезу та експлуатації існуючих інформаційних систем підприємств загострилося протиріччя між необхідністю розробки нейронних мереж та інтеграцію їх в підприємство в умовах дії зовнішніх та внутрішніх дестабілізуючих факторів і можливостями існуючих методів та методик забезпечення властивості функціональної стійкості інформаційних систем підприємства. Для розв'язання вказаного протиріччя в роботі сформульовано актуальну науково-прикладну проблему щодо розробки методологічних основ побудови та використання нейронної мережі, яка повинна ефективно функціонувати в умовах впливу зовнішніх та внутрішніх дестабілізуючих факторів.

**6. Висновки.** Даний метод відрізняється від існуючих тим, що пропонує та обґрунтовує доцільність використання штучних нейронних мереж для забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів та враховує запропоновані автором необхідні та достатні умови того, що у виробничому процесі будуть реалізовані еталонні вимоги. Вперше проведена оцінка такого застосування, та розглянуті особливості такого застосування нейронних мереж. Перспективними шляхами подальших досліджень у зазначеному напрямку може бути широке коло питань щодо розробки нових та удосконалення існуючих методик забезпечення функціональної стійкості виробничих процесів підприємств, які мають автономно функціонувати в умовах впливу зовнішніх та внутрішніх дестабілізуючих факторів.

#### Список використаної літератури

1. Собчук В.В. Методика створення єдиного інформаційного простору на виробничому підприємстві з функціонально стійким технологічним процесом // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – вип. 6(58) – 2019. – С. 84 – 91.
2. Karpenko M., Sepehri N., Scuese D. Diagnosis of Process valve Actuator Faults Using a Multilayer Neural Network // Control Engineering Practice. – Vol. 11. – 2003. – N 11. – P. 1289–1299.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 184 с.

5. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. – Vol.2. – 1982. – P. 183–192.
6. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feed-forward networks are universal approximators, Neural Networks. – Vol.2. – 1989. – P 359–366.
7. Leonard J.A., Kramer M.A., Ungar L.H. Using radial basis functions to approximate a function and its error bounds // IEEE Transaction on Neural Networks. – Vol. 3. – N 4. – 1992.
8. Yu D.L., Gomm J.B., Williams D. Sensor fault diagnosis in a chemical process via RBF neural networks // Control Engineering Practice. – Vol. 7. – 1999. – N 1. – P. 49–55.
9. Guglielmi G., Parisini T., Rossi G. Fault diagnosis and neural networks: a power plant application // Control Engineering Practice. – Vol. 3. – 1995. – N 5. – P. 601–620.
10. Chan C.W., Hong Jin, Chueng K.C., Zhang H.Y. Fault detection of system with redundant sensors using constrained Kohonen networks // Automatica. – Vol. 37. – 2001. – P. 1671 – 1676.
11. Jamsa-Jounela S.-L. A process monitoring system based on the Kohonen self-organizing maps // Control Engineering Practice. – Vol. 11. – 2003. – N 11. – P. 83–92.
12. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2018. – С.860-871.
13. Артюшин Л.М., Машков О.А., Дурняк Б.В., Плащенко О.А. Теоретичні основи технічної кібернетики. – Львів: Українська академія друкарства, 2004. – 120 с.
14. Машков О.А., Запара А.В. Понятие функциональной устойчивости бортового информационноуправляющего комплекса // Оборудование летательных аппаратов. – К.: КИВВС, 1993. – Ч. III. – С. 25–29.
15. Машков О.А., Косіков В.В., П'янов О.О. Методика оцінки показників надійності функціонально стійких БІУК // Зб. наук. праць КІВПС. – К.: КІ ВПС, 2000. – № 9. – С. 69–80.
16. Машков О.А., Лиходеев А.С., Косиков В.В. Концептуальные основы построения функционально устойчивых бортовых информационно-управляющих комплексов авиационно-космических систем // Зб. наук. праць КІ ВПС. – К.: КІ ВПС, 2000. – № 9. – С. 3–8.
17. Машков О.А. Живучесть и стойкость системы к внешним возмущающим факторам // Бортовая система контроля и обслуживания самолета Ан-218: эскизный проект. – К.: КПО “Электронприбор”, 1992. – С. 169–171.
18. Машков О.А. Концепции построения функционально устойчивых информационно-управляющих комплексов // Тез. докл. 6-й Всесоюзной конференции. – К.: АН УССР, 1991. – Ч. II. – С. 50–51.
19. Машков О.А., Кузнецов С.Д. Принципы функциональной устойчивости в бортовых информационно-управляющих комплексах // Изв. Всесоюзного НИИ стандартизации общественных технологий. – 1991. – № 3. – С. 76–79.
20. Барабаш О.В., Машков О.А. Оценка эффективности применения оперативного самодиагностирования в бортовых вычислительных системах // Материалы II международной научно-технической конференции. – К.: Мин. образования Украины, 1993. – С. 44.
21. Барабаш О.В., Козелков С.В., Машков О.А. Понятійний апарат функціональної стійкості розподілених інформаційно-керуючих систем // Збірник наукових праць НЦ ВПС ЗС України. – Вип. № 7. – 2005. – С. 87–95.
22. Машков О.А., Барабаш О.В. Синтез структуры автоматизированной системы по критерию максимума функциональной устойчивости // Аерокосмічні системи моніторингу та керування. – К.: НАУ, 2003. – Т. 2. – С. 193–196
23. Барабаш О.В., Мусієнко А.П. Основні поняття функціональної стійкості бездротової сенсорної мережі// Актуальні проблеми інформаційних технологій: Науково-технічної конференції молодих учених. – К.: КНУ, 2017.- С.39-40.
24. Собчук В.В., Барабаш О.В., Мусієнко А.П., Лаптев О.А. Аналіз основних підходів та

етапів щодо забезпечення властивості функціональної стійкості інформаційних систем підприємства. *Sciences of Europe, Praha: Sciences of Europe*, 2019. Vol 1, No 42. P. 41 – 44.

25. Sobchuk V., Kapustian O. Approximate Homogenized Synthesis for Distributed Optimal Control Problem with Superposition Type Cost Functional. *Statistics, Optimization and Information Computing*, June 2018, Vol. 6, Issue 2. P. 233 – 239.

26. Собчук В.В., Коваль М.О., Мусієнко А.П., Мацько О.Й. Метод діагностування прихованих відмов в інформаційній системі на основі застосування дворівневої системи забезпечення функціональної стійкості. *Науковий журнал «Телекомунікаційні та інформаційні технології»*. К.: ДУТ, 2019. № 1 (62). С. 22 – 31.

27. Собчук В.В. Методика створення єдиного інформаційного простору на виробничому підприємстві з функціонально стійким виробничим процесом. *Наукове періодичне видання «Системи управління, навігації та зв'язку»*. Полтава: ПНТУ, 2019. Вип. 6 (58). С. 84 – 91.

28. Собчук В.В. Аналіз використання ієрархічного підходу в інформаційних системах підприємств для забезпечення властивості функціональної стійкості. *The International Scientific Conference “Advances of Science”: Proceedings of articles. Czech Republic, Karlovy Vary – Ukraine, Kyiv, 11 October 2019*. P. 127 – 132.

29. Собчук В.В., Барабаш О.В. Функціональна стійкість процесів управління на основі інтелектуалізації інформаційної системи підприємства. II Міжнародна науково-практична конференція “Priority Directions of Science Development”, м. Львів, 25 – 26 листопада 2019 року. Львів, 2019. С. 233 – 235.

## References

1. Sobchuk V. Method of creating a single information space in a production enterprise with a functionally sustainable technological process// *Control, navigation and communication system. Academic Journal*. – pub.6(58) – 2019. – P. 84 – 91.
2. Karpenko M., Sepeshri N., Scuese D. Diagnosis of Process valve Actuator Faults Using a Multilayer Neural Network // *Control Engineering Practice*. – Vol. 11. – 2003. – N 11. – P. 1289–1299.
3. Osokowski S. Neural networks for processing information. *Finance and Credit*, 202 - 344p.
4. Wasserman F. *Neurocomputer Engineering: Theory and Practice*. – М.: 1992. – 184 p.
5. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. – Vol.2. – 1982. – P. 183–192.
6. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feed-forward networks are universal approximators, *Neural Networks*. – Vol.2. – 1989. – P 359–366.
7. Leonard J.A., Kramer M.A., Ungar L.H. Using radial basis functions to approximate a function and its error bounds // *IEEE Transaction on Neural Networks*. – Vol. 3. – N 4. – 1992.
8. Yu D.L., Gomm J.B., Williams D. Sensor fault diagnosis in a chemical process via RBF neural networks // *Control Engineering Practice*. – Vol. 7. – 1999. – N 1. – P. 49–55.
9. Guglielmi G., Parisini T., Rossi G. Fault diagnosis and neural networks: a power plant application // *Control Engineering Practice*. – Vol. 3. – 1995. – N 5. – P. 601–620.
10. Chan C.W., Hong Jin, Chueng K.C., Zhang H.Y. Fault detection of system with redundant sensors using constrained Kohonen networks // *Automatica*. – Vol. 37. – 2001. – P. 1671 – 1676.
11. Jamsa-Jounela S.-L. A process monitoring system based on the Kohonen self-organizing maps // *Control Engineering Practice*. – Vol. 11. – 2003. – N 11. – P. 83–92.
12. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2018. – С.860-871.
13. Artyushin L.M., Mashkov O.A., Durnyak B.V., Plashenko O.A. *Theoretical foundations of technical cybernetics*. - Lviv: Ukrainian Academy of Drukarstva, 2004. – 120 p.

14. Mashkov O.A., Zapara A.V. The concept of functional stability of the on-board information control complex // *Equipment for aircraft*. – K., 1993. – P. 25–29.
15. Mashkov O.A., Kosikov V.V., P'yanov O.O. Methodology for assessing indicators of the reliability of functionally stable BIUK // *Zb. sciences. prats KIVPS*. – K., 2000. – № 9. – P. 69–80.
16. Mashkov O.A., Likhodeev A.S., Kosikov V.V. Conceptual foundations for constructing functionally stable onboard information and control complexes of aerospace systems // *Zb. sciences. prats KIVPS*. – K., 2000. – № 9. – P. 3–8.
17. Mashkov O.A. Survivability and resistance of the system to external disturbing factors // *On-board control and maintenance system of the An-218 aircraft: draft design*. - K.: KPO "Electronpribor", 1992. – P. 169–171.
18. Mashkov O.A. Concepts of constructing functionally stable information-control complexes // *Tez. report 6th All-Union Conference*. – K., 1991. – P. 50–51.
19. Mashkov O.A., Kuznetsov S.D. Principles of functional stability in onboard information and control systems // *Izv. All-Union Research Institute for Standardization of Public Technologies*. – 1991. – № 3. – P. 76–79.
20. Barabash O.V., Mashkov O.A. Evaluation of the effectiveness of the application of operational self-diagnosis in on-board computing systems // *Materials of the II International Scientific and Technical Conference*. - K.: Min. education of Ukraine, 1993. – P. 44.
21. Barabash O. V., Kozelkov S. V., Mashkov O. A. Understandable apparatus of functional efficiency of information-critical systems // *Zbirnik naukovykh prats NTs VPS ZS Ukraine*. – № 7. – 2005. – P. 87–95.
22. Mashkov O.A., Barabash O.V. Synthesis of the structure of an automated system according to the criterion of maximum functional stability // *Aerokosmichni systems and monitoring and keruvannya*. – K., 2003. – P. 193–196
23. Barabash O. V., Musinko A. P. Basic understanding of the functional performance of childless sensory framing // *Actual problems of information technologies: Scientific and technical conference of young students*. – K., 2017.- P.39-40.
24. Sobchuk V.V., Barabash O.V., Musinko A.P., Lapyv O.A. Analysis of the main approaches and stages of the safety of the power of the functional efficiency and information systems of the enterprise. *Sciences of Europe, Praha: Sciences of Europe, 2019. Vol 1, No 42. P. 41 – 44.*
25. Sobchuk V., Kapustian O. Approximate Homogenized Synthesis for Distributed Optimal Control Problem with Superposition Type Cost Functional. *Statistics, Optimization and Information Computing*, June 2018, Vol. 6, Issue 2. P. 233 – 239.
26. Sobchuk V.V., Koval M.O., Musinko A.P., Matsko O.Y. The method of diagnostics of primed images in the information system on the basis of storing the courtyard system and securing the functional stability. *Science magazine "Telecommunications and information technologies"*. K., 2019. № 1 (62). P. 22 – 31.
27. Sobchuk V.V. Methodology for the establishment of a single information space in a computerized enterprise with a functionally stable computerized process. *Science periodically seeing "Management systems, navigation and communication"*. Poltava, 2019. 6 (58). P. 84 – 91.
28. Sobchuk V.V. Analysis of the historical approach to the information systems of enterprises for securing the power of functional efficiency. *The International Scientific Conference "Advances of Science": Proceedings of articles. Czech Republic, Karlovy Vary – Ukraine, Kyiv, 11 October 2019. P. 127 – 132.*
29. Sobchuk V.V., Barabash O.V. Functional efficiency of management processes based on the intelligence and information systems of the enterprise. *II International Scientific and Practical Conference "Priority Directions of Science Development"*, м. Львів, 25 – 26 листопада 2019 року. Львів, 2019. С. 233 – 235.