

В. В. Собчук, І. В. Замрій, Ю. І. Олімпієва, С. О. Лаптев

Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна

ФУНКЦІОНАЛЬНА СТІЙКІСТЬ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ НЕЛІНІЙНОЇ ДИНАМІКИ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖ

Анотація. В роботі досліджуються процеси глобальної трансформації інфраструктури інформаційних технологій на фоні масового впровадження кіберфізичних систем та проривних здобутків в галузях штучного інтелекту і робототехніки у виробництво та технологічні процеси. Вивчаються характеристики поведінки складних технічних систем, що реалізують властивість функціональної стійкості таких систем. Характеризуються процеси обробки металів різанням з врахуванням особливостей впливу деформаційного зміцнення, пластичних деформацій, автоколивань та хаотичної динаміки, які виникають в обробляючих центрах. Описано способи застосування нейромереж в моделюваннях процесів механічної обробки металів різанням. Дано універсальну методику побудови нейромережних моделей процесу механічної обробки на базі штучної нейронної мережі зустрічного поширення. Грунтуючись на проведеному аналізі досліджено інтелектуальну систему аналізу та прогнозування динамічної стійкості технологічного процесу різання з використанням паралельних обчислень, яка гарантує виконання необхідних умов забезпечення функціональної стійкості виробничого процесу.

Ключові слова: технологічний процес; дисипативні системи; функціональна стійкість; нейронна мережа; мережа Кохонена.

Вступ

Стрімкий розвиток технічного прогресу, зумовленого домінуючою роллю інформаційних технологій, що охоплюють та пронизують практично всі аспекти економічної та соціальної діяльності людей, створює нові виклики для дослідників та практиків, порушуючи питання незворотності трансформацій цілих систем виробництва, менеджменту та управління. Головним здобутком трансформацій глобальної інформаційної інфраструктури та масштабної автоматизації виробництва є фактичне злиття автоматизованого виробництва, обміну даних і виробничих технологій в єдину саморегульовану систему з якнайменшим або взагалі відсутнім втручанням людини у виробничий процес. Нині відбувається масове впровадження кіберфізичних систем у виробництво та прориви в галузях штучного інтелекту, робототехніки, Інтернету речей, автономного транспорту, нанотехнологій, автономних машин, дронів, віртуальних помічників, програм-перекладачів, програм-радників, квантових комп'ютерів тощо. В сукупності все це в значній мірі породжує численні наслідки в функціонуванні держави, бізнесу, науки та людей, призводить до постійної модифікації наявних концепцій та теорій, надає нового змісту великій сукупності загальноживаних термінів та понять у багатьох галузях людської діяльності.

Зокрема, у результаті розширення спектру об'єктів функціональної дії складних технічних систем, включення до їх складу інформації та варіації поєднань цих об'єктів між собою, очевидною є вимога розширення техніко-об'єктного складу самих систем, до яких за загальноприйнятою практикою належать: машини, апарати, прилади, обладнання, оснащення, їх елементи у вигляді вузлів, блоків, агрегатів тощо та включення до них, насамперед, технічних об'єктів зі сфери інформаційних технологій, а саме електронних цифрових програмованих пристроїв, різноманітних гаджетів, інтелектуальних технічних та кіберфізичних систем та ін-

формаційних мереж, які за своєю природою переважно є складними або суперскладними системами. Складні технічні системи (СТС) утворюють багато-рівневі конструкції та будуються для виконання спеціальних задач. За аналогією до природних систем, розвиток таких системи призводить до ускладнення їхнього функціонування та появи нових властивостей, таких як, власне, функціональна стійкість.

Аналіз літературних даних і постановка проблеми. В роботах [1-3] досліджуються властивості систем, які забезпечують можливість їхнього функціонування при змінах параметрів внутрішнього та зовнішнього середовища притаманних тривалих проміжків часу постійно перебуває у фокусі уваги науковців. Насамперед це стосується високоорганізованих технічних і більшості біологічних систем. 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. 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.

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 встанов-

лений 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.

Роботи [4, 5] досліджують стійкість систем від несанкціонованих доступів з точки зору стійкості системи та її здатності 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, налаштовувати параметри системи для пристосування (адаптації) до нових умов експлуатації. Робота [6] описує методику створення єдиного інформаційного простору на сучасному виробничому підприємстві з функціонально стійким виробничим процесом. Сучасні промислові підприємства у великій мірі автоматизовані та здатні автономно виконувати багато технологічних процесів протягом наперед заданих часових інтервалів випускаючи продукцію з високими стандартами споживчої та експлуатаційної якості. Залежно від типу, призначення, способу організації технічної системи, нині гостро стоїть проблема мінімізації впливу людського фактору у виробничих процесах, розвитку 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.

Водночас в останні роки ми переживаємо справжній бум розвитку технологій штучного інтелекту та їх широке впровадження в різноманітні сфери людської діяльності, в тому числі й їх інтеграцію у виробничі процеси сучасних підприємств. Так в роботах [9, 10] нейронні мережі з самоорганізацією (self-organizing neural networks), відомі як карти Кохонена (Kohonen maps) застосовуються для діагностування стану технічних систем. Нейронна мережа з самоорганізацією 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 [9] 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 [10] нейронна мережа Кохонена використовується

для діагностування хімічного процесу плавки металів.

Таким чином для забезпечення функціональної стійкості технологічних процесів виробничих підприємств можна широко застосовувати різні класи нейронних мереж [13] 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.

Мета і задачі дослідження. Метою дослідження є вдосконалення і розробка методів організації виробничих процесів обробки металів на машинобудівних підприємствах та підприємствах гірничо-металургійного комплексу з використанням нейромереж. Для досягнення мети вирішено такі завдання:

- проаналізувати способи застосування нейромереж в технології обробки металів на машинобудівних підприємствах, визначити їх переваги і недоліки;
- запропонувати і обґрунтувати універсальну побудову нейромережних моделей процесу механічної обробки на базі штучної нейронної мережі зустрічного поширення;
- дослідити інтелектуальну систему аналізу та прогнозування динамічної стійкості технологічного процесу різання з використанням паралельних обчислень.

1. Характеристика процесів обробки металів різанням

Процеси обробки металів різанням за точністю, якістю обробки деталей, а також продуктивності та економічності є більш конкурентоспроможними в порівнянні з іншими методами формоутворення.

В основі процесу різання є пластичне деформування та руйнування зрізаного шару. У свою чергу, процес пластичного деформування зрізаного шару викликає деформацію пружних елементів загальної системи верстата і за певних обставин втрату її стійкості. Динамічна нестійкість процесу розрізання викликає також зниження шорсткості обробленої поверхні, зношування інструментів, що обумовлює необхідність зниження режимів обробки деталей, а відтак й продуктивності [13].

Різання таких матеріалів як нержавіюча і вогнетривка сталь, їх сплавів, що мають схильність до деформаційного зміцнення, що характеризується інтенсивними вібраціями, характерним ошуркуванням і підвищеним зношуванням інструментів.

У вуглецевих сталях основною домішкою є вуглець, який, розташовуючись на границях зерен, може сприяти їх окрихчуванню. Із зростанням температур дифузійна рухливість вуглецю зростає, що полегшує проковзування зерен, збільшує і змінює форму ошурків. Слід зазначити, дислокації не зазнають термічної активації, тому міра деформації зрізаного шару і сили різання знижуються.

Схильність матеріалів, які обробляються різанням до деформаційного зміцнення залежить від їх

електронної та дислокаційної структур, енергії дефекту упаковки матеріалу в зерно, наявності домішок, швидкості деформування, температури, типу кристалічної решітки тощо, а також від швидкості перебігу процесів знеміцнення.

В [13] детально вивчені особливості механізмів руйнування металів з підвищенням швидкості деформування в умовах розтягування з різною кристалічною решіткою, дано аналіз зламів, що дозволяє зв'язати цей ефект з крихким руйнуванням елементів ошурків, як менш енергетичним механізмом руйнування зі зростанням швидкості різання, а відтак, із збільшенням швидкості деформування і зростанням межі плинності матеріалу, зменшенням при цьому й зони локалізації деформації. Водночас важливим є ефект зростання температури при збільшенні швидкості різання.

Поряд з цими невід'ємними факторами, що характерні обробці металів різанням, слід зазначити, що цьому процесу властиві й режими автоколивань. Власне експериментальні дослідження свідчать [13] про наявність автоколивного режиму структурних перебудов при деформації матеріалів в умовах різання. Тому внутрішнім джерелом, що викликає зсув фази сили різання r , а отже, виникнення автоколивань, є періодична локалізація пластичної деформації в системі різання. Рух локалізованих хвиль деформації поширюється від вільної поверхні до ріжучого леза. Хвиля деформації в прирізцевому шарі також рухається до леза, викликаючи періодичну втрату контакту інструмента з заготовкою. В першому наближенні *енергія локалізованих хвиль деформації* може бути визначена таким способом

$$\Delta U_{\dot{a}} = E_0 \cdot \rho = \alpha \cdot G \cdot b^2 \cdot \rho,$$

де $\Delta U_{\dot{a}}$ – енергія пружної деформації, E_0 – питома енергія деформації, що відповідає одиниці довжини дислокації, ρ – щільність дислокації, G – модуль зсуву, α – коефіцієнт.

Амплітуду хвилі деформації h оцінюють так:

$$\varepsilon = 2 \ln(h/d_k),$$

де ε – ступінь деформації, d_k – розмір комірки (фрагменту $\sim 1/\sqrt{\rho}$).

В [13] також вивчені умови детермінованого хаосу в динамічних процесах механічної обробки. Показано, що для розвитку хаотичних рухів достатньо трьох ступенів свободи пружної системи металообробного верстата. На цій основі запропонована динамічна модель і вивчені різні сценарії хаотизації пружної системи металообробного верстата, зокрема солітонний сценарій хаотизації пружної системи верстата (рис. 1), як один з найбільш вірогідних сценаріїв. Побудова атракторів [14], оцінка d_F фрактальної розмірності і λ показників Ляпунова по напрямку сили P_z та P_y показали, що атрактором по напрямку сили P_y відповідають менші величини d_F , та має нульове значення λ .

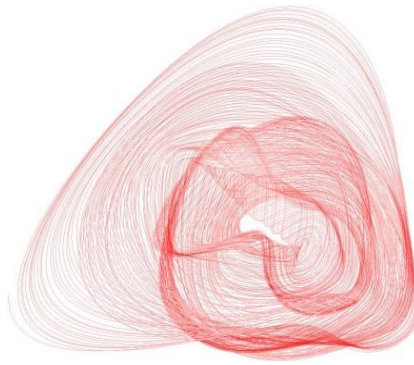


Рис. 1. Вигляд реконструйованого атрактора породженого хаотизацією пружної системи металообробного верстата (Fig. 1. The appearance of the reconstructed attractor generated application of chaos elastic system of machine tools)

Теоретичні дослідження проілюстрували, що перехід від ламінарного руху частинок матеріалу, який обробляють в прирізцевих шарах до вихровому, тобто динамічному хаосу, може бути обумовлений утворенням тут солітонів. Їх формування при різанні відбувається при низьких значеннях коефіцієнта тертя на передній поверхні інструменту і високому питомому нормальному тиску.

2. Застосування теорії нейронних мереж в моделюваннях процесів механічної обробки

Штучні нейронні мережі є новітньою перспективною обчислювальною технологією, що дає нові підходи до дослідження задач цифрового виробництва. На початках нейронні мережі відкрили нові можливості в області розпізнавання образів, потім вони дозволили розширити апарат статистичної обробки даних та засобів підтримки прийняття рішень і вирішення задач в різних областях техніки, які ґрунтуються на методах штучного інтелекту.

Здатність до моделювання нелінійних процесів, роботи з зашумленими даними і адаптивність дають можливості застосовувати нейронні мережі для вирішення широкого класу задач. Застосування нейронних мереж охоплюють найрізноманітніші галузі інтересів: розпізнавання образів, обробка зашумлених даних, доповнення образів, асоціативний пошук, класифікація, оптимізація, прогноз, діагностика, обробка сигналів, абстрагування, управління процесами, сегментація даних, стиснення інформації, складні відображення, моделювання складних процесів, машинний зір, розпізнавання мови тощо.

Розглянемо управління процесами механічної обробки в цифрових машинобудівних виробництвах на основі нейронних мереж. Це можливо лише на основі вивчення явищ, що супроводжують процес пластичної деформації металів і автоколивань при різанні металів. При цьому необхідно зазначити, що перспективним напрямком комплексного вивчення процесів ошуркоутворення, динаміки різання і механізму утворення поверхневого шару заготовки є системний енергетичний підхід [13], згідно з яким процес механічної обробки слід розглядати як систему дисипативних процесів [14], що описується енергетичним рівнянням:

$$A_p = A_{\dot{a}\delta} + A_{\delta \delta(\zeta)} + A_{\delta \delta(i)} + A_{i \delta \delta}, \quad (1)$$

де A_p – робота різання, $A_{\dot{a}\delta}$ – робота деформації в області зсуву, $A_{\delta \delta(\zeta)}$ та $A_{mp(n)}$ – робота сили тертя передньої та задньої грані інструмента відповідно, $A_{i \delta \delta}$ – робота, яка витрачається на руйнування наросту. Кожна з компонент системи має свої властивості і характер поведінки. Якщо всі можливі прояви системи зводяться до суми проявів її компонент, то така система є простою. Для опису простих систем традиційно застосовуються методи аналізу, суть яких в послідовній декомпозиції системи на компоненти і побудові моделей все більш простих елементів. Таким в своїй основі є метод математичного моделювання, в якому моделі описуються в формі рівнянь, а прогнозування поведінки системи ґрунтується на їх розв’язках.

Прикладом такого підходу до формалізації процесу різання слугують широко поширені в даний час математичні моделі механічної обробки (рис. 2), засновані на емпіричних ступеневих залежностях вихідних характеристик процесу різання від параметрів режиму і геометрії інструменту:

$$A(v, s, t, \phi, \phi_1, \dots) = C_A v^\alpha s^\beta t^\gamma \phi^k \phi_1^\eta \dots k_1 k_2 \dots k_n.$$



Рис. 2. Схема процесу різання у вигляді системи дисипативних процесів
(Fig. 2. Scheme of the cutting process in the form of a system of dissipative processes)

Універсальну методіку побудови нейромережних моделей процесу механічної обробки на базі штучної нейронної мережі зустрічного поширення можна описати таким способом:

Крок 1. Формування навчальної вибірки, що характеризує широкий спектр умов протікання технологічного процесу і складається з векторів $\Psi(\tau_i)$ доступної для фізичного вимірювання діагностичної інформації про процес i , відповідних їм, векторів вихідних параметрів процесу $P(\tau_i)$.

Крок 2. Узагальнення і класифікація вхідних образів $\Psi(\tau_i)$ діагностичної інформації з метою визначення множини $\Theta(\Psi)$ можливих фазових станів технологічного процесу шляхом самонавчання шару Кохонена.

Крок 3. Зіставлення кожного окремо взятого фазового стану Θ_k процесу з найбільш ймовірними значеннями його вихідних параметрів P'_k шляхом навчання шару Гроссберга [7].

Оцінка миттєвих значень залежних параметрів різання ґрунтується на структурно-енергетичному представленні процесу механічної обробки в вигляді системи дисипативних процесів, що описуються енергетичним рівнянням (1). Задача моделювання кожного з параметрів (1) зводиться до створення навчальної вибірки сигналів, що характеризує фазові переходи процесу різання (явні або розмиті) у зв'язку зі зміною контрольованої величини, і відповідного навчання нейронної мережі.

При застосуванні нейромережних моделей, насамперед постає питання вибору конкретної архітектури мережі (числа шарів і кількості нейронів в кожному з них). Після чого відбувається процес навчання мережі, який по суті є підгонкою моделі, яка реалізується мережею, до наявних навчальних даних, які характеризують різні варіанти умов протікання технологічного процесу, що моделюється. Помилка для конкретної конфігурації мережі визначається шляхом прогону через мережу всіх наявних спостережень вхідних параметрів U процесу і порівняння вихідних значень W_i моделі з реальними значеннями вихідних параметрів W технологічного процесу. Всі такі різниці сумуються так звану функцією помилок, значення якої і є помилка мережі. Навчання проводиться до тих пір, поки помилка мережі не досягне прийнятно малої величини (рис. 3).

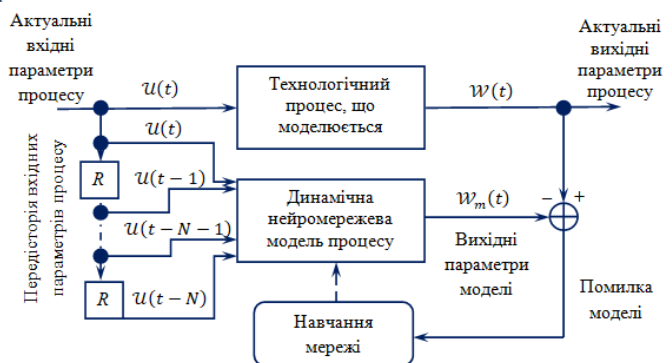


Рис. 3. Схема навчання динамічної нейромережевої моделі технологічного процесу
(Fig. 3. Scheme of dynamic learning neural network model of the process)

Мережа, отримана в результаті навчання, виражає закономірності, що присутні в даних. При такому підході вона є функціональним еквівалентом залежностей між змінними, подібної до тих, які будуються в традиційному моделюванні. Однак, на відміну від традиційних моделей, у випадку мережі ці залежності не можуть бути записані в явному вигляді. Часто нейронні мережі реалізують моделі дуже високої якості; однак, вони представляють собою типовий приклад нетеоретичного підходу до дослідження. При такому підході основні зусилля зосереджуються виключно на практичний результат – в даному випадку – на адекватності моделі, – а не на суті механізмів, що лежать в основі явища.

На практиці не завжди є можливим здійснити повне моделювання всього технологічного процесу. У цьому випадку корисно побудувати модель будь-

якої його складової частини, найбільш важливою з точки зору вихідних параметрів процесу або найменш зручною для прямих вимірювань і, як правило, внаслідок цього мало вивчену. Такі часткові моделі можуть бути корисні для діагностики технологічного процесу в цілому. Природно, що вхідними даними для даних моделей буде не вектор $U(t)$ управління, а вектор $\Psi(t)$ будь-яких проміжних параметрів протікання технологічного процесу, отриманих в результаті фізичних вимірювань. Наприклад, використання динамічної нейромережевої моделі коливальної системи «інструмент-деталь» металорізального верстата дозволяє здійснити ефективний спосіб діагностики вібрацій, які самозбуджуються в процесі різання. Інформацію про відносні вібрації інструменту і оброблюваної деталі можна отримати тільки в результаті непрямих вимірювань.

Основне завдання аналізу подібних даних полягає у визначенні якісних і кількісних характеристик реєстрованих сигналів, дозволяють судити про справжній стан динамічних процесів, що відбуваються в зоні різання. Відтак ми маємо зручний інструментарій діагностики функціональної стійкості робочого центру технологічного процесу, який дозволяє виявити несправності роботи агрегату, що дозволить локалізувати несправність і зрештою вчинити дії для продовження функціонування до моменту завершення відповідної технологічної операції.

Визначення параметрів технологічної системи, що забезпечують стійкий режим функціонування за призначенням (механічної обробки), є актуальним завданням. У реальному виробництві визначення оптимальних значень режимів обробки і налагодження верстата проводиться з використанням довідників і досвіду технолога. Однак довідковий матеріал часто дає тільки приблизні розрахунки параметрів налагодження верстата і не враховує динамічні характеристики верстатів, які можуть значною мірою відрізнятися один від одного. Вирішенням цієї проблеми може бути розробка індивідуального динамічного паспорта верстата (робочого центру), що дозволяє в автоматизованому режимі визначити оптимальні режими роботи і його налагодження.

Реальна технологічна система описується великою кількістю параметрів, які в тій чи іншій мірі впливають на вихідні параметри системи різання, такі як вібрації, температури, сили, деформації, які, в свою чергу, визначають продуктивність роботи і якість обробленої поверхні. Облік всіх параметрів в моделі технологічного процесу не представляється можливим. Як правило, в будь-якій складній ієрархічній дисипативній системі, з позиції синергетичного підходу, існують параметри порядку, що визначають поведінку всієї системи в цілому.

Для виявлення закономірностей між вхідними параметрами процесу різання на основі експериментальних даних (режим різання, опрацьований матеріал, спосіб закріплення заготовки, геометрія інструменту, геометричні параметри заготовки) та вихідними (амплітуда, частота, фрактальна розмірність атратора) в [13] застосовувалася рекурентна нейронна мережа, адаптована під регресійний ана-

ліз. Після навчання створювалася регресійна нейромережева модель процесу різання, що дозволяє моделювати будь-які поєднання вхідних параметрів процесу різання і аналізувати значення вихідних, тим самим визначати запас і область стійкості системи в широкому діапазоні її налагодження. Вхідний шар нейронної мережі складається з 21 основних нейронів, на які надходить інформація про вектор S_t і додаткових нейронів, на які надходять значення вектора попереднього динамічного стану S_{t-1} з вихідних нейронів по каналу зворотного зв'язку. Тим самим нейромережева модель враховує поточні умови обробки, а також попередній динамічний стан, що значно підвищує точність при моделюванні. Вихідний шар складається з 4 основних нейронів, які характеризують вектор поточного динамічного стану процесу різання S_d , що містить відомості про амплітуду автоколиваний, фрактальної розмірності атратора, ентропії сигналу, старшого показника Ляпунова та 10 000 додаткових нейронів, кожен з яких відповідає за певну частоту в спектрі. Навчання нейронної мережі реалізується методом зворотного поширення помилок.

З огляду на велику кількість даних в оцифрованому сигналі акустичної емісії (рис.4), актуальною стає проблема продуктивності навчання і роботи нейронної мережі. Сучасним підходом до підвищення її продуктивності є технологія паралельного обчислення. Розпаралелювання можна здійснювати, як на ядрах центрального процесора, так і з використанням ядер графічного процесора. У задачах спектрального аналізу з подальшим навчанням нейронної мережі доцільно розбити частотний спектр сигналу на певні зони, наприклад зону високих частот (HF), зону середніх частот (MF), зону низьких частот (LF). Даний підхід дозволяє здійснювати окреме навчання нейронної мережі для високих частот (HFNN), середніх частот (MFNN) і низьких частот (LFNN) на трьох окремих ядрах центрального процесора паралельно.

Для підвищення продуктивності обчислень варто інтегрувати в систему управління виробним центром технологічного процесу завдяки підвищенню продуктивності роботи нейронних мереж і швидкості їх навчання, пропонується використання ядер графічних процесорів і технологію NVIDIA CUDA. Технологія CUDA – це архітектура паралельних обчислень від NVIDIA, що дозволяє істотно збільшити обчислювальну продуктивність завдяки використанню GPU (графічних процесорів).

3. Інтелектуальна система аналізу та прогнозування динамічної стійкості технологічного процесу різання з використанням паралельних обчислень NVIDIA CUDA та хмарних технологій

Розробка динамічного паспорта робочого центру технологічного процесу на основі нейронних мереж з алгоритмом паралельного навчання дозволяє визначати області динамічної стійкості процесу різання на конкретному обладнанні і призначати оптимальні режими обробки і налагодження робочого центру.

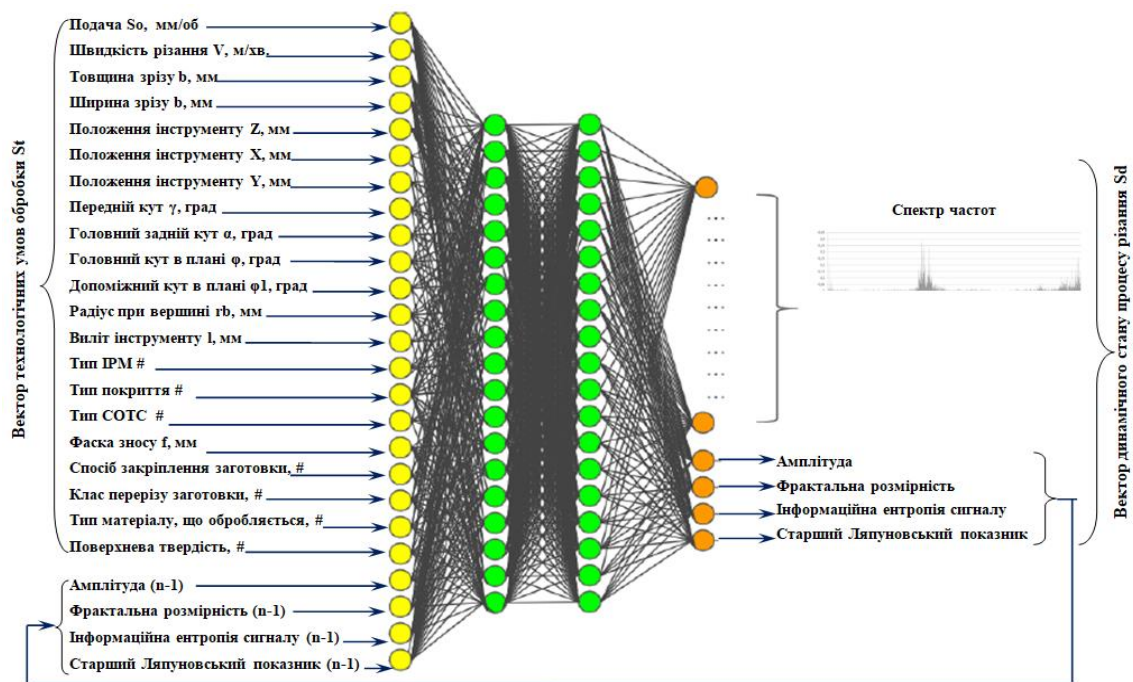


Рис. 4. Нейромережева модель технологічного процесу різання
(Fig. 4. Neural network model of the technological process of cutting)

Підходи нелінійної динаміки, дають можливість будувати атрактори системи різання і проводити оцінку їх фрактальної розмірності, так само дозволяють виявляти хаотичні автоколивання при різанні і втрату стійкості системи різання. Використання алгоритмів паралельних обчислень NVIDIA CUDA істотно прискорює процес навчання нейронної мережі, що дозволяє застосовувати їх в системах оперативної діагностики динамічної стійкості технологічних систем на виробництві.

До складу сучасних інтелектуальних систем, інтегрованих в управління технологічним процесом входить база даних (БД) динамічного стану процесу різання, нейронна мережа стійкості процесу різання, нейронна мережа класифікації перерізів деталі, що обробляється і програмне забезпечення для аналізу сигналу. БД містить відомості про вектор технологічних параметрів St і відповідний вектор динамічного стану Sd , отриманого в ході експериментальних дослідження або роботи обладнання [13]. Після накопичення певної кількості інформації в БД, відбувається навчання нейромережевої моделі стійкості процесу різання, яка пов'язує значення вектора технологічних параметрів St з відповідними значеннями вектора динамічного стану процесу різання Sd (рис.5). Вхідний шар нейронної мережі складається з 13 нейронів, на вхід яких надходить інформація про вектор технологічних параметрів St . Вихідний шар складається з 4 основних нейронів, які характеризують вектор динамічного стану процесу різання Sd , що містить відомості про амплітуду автоколивань, фрактальної розмірності атрактора, ентропії сигналу, старшого показника Ляпунова та 10 000 додаткових нейронів, кожен з яких відповідає за певну частоту в спектрі. Навчання нейронної мережі відбувається методом зворотного поши-

рення помилки. З огляду на великий обсяг даних, що надходять, застосовуються підходи паралельних обчислень з використанням графічних процесорів (GPU) і технології NVIDIA CUDA, зокрема спеціалізована бібліотека cuDNN, що дозволяє підвищити продуктивність при навчанні в 5-7 разів.

Облік впливу форми заготовки на вектор динамічного стану процесу різання, здійснюється з використанням її 3D моделі. На основі булевої операції віднімання, з 3D моделі робочого простору робочого центру, обмеженого призматичним твердим тілом, віднімається 3D модель заготовки. Потім через інтервал dz будуються поперечні перерізи утвореної фігури. Отримані перерізи покриваються сіткою з комірками розміру dx . Комірки, в яких відсутнє тверде тіло, внаслідок булевої операції віднімання, приймають значення «1», а комірки, в яких присутнє тверде тіло, значення «0». З отриманих значень комірок формується матриця, яка відображає геометричні особливості деталі в конкретному перетині і місці робочого простору робочого центру. Отримана матриця надходить на вхід штучної нейронної мережі, яка на основі алгоритму самонавчання Кохонена формує класи перерізів. Отримані класи перерізів записуються в БД і застосовуються в процесі навчання нейромережевої моделі стійкості (функціональної стійкості) процесу різання.

Після навчання нейронна мережа здатна моделювати динамічний стан процесу різання, формуючи на вихідному шарі нейронів вектор динамічного стану процесу різання Sdm на основі даних про вектор технологічних параметрів Stm . Змінюючи значення вектора Stm , можливе моделювання різних динамічних станів, для подальшого вибору технологічних параметрів, які забезпечують найбільш динамічно стійкі режими різання, тим самим підви-

щується ефективність механічної обробки, а відтак забезпечується функціональна стійкість технологічного процесу, який виконується з використанням даного робочого центру як елемента.

Розроблена інтелектуальна система діагностики і управління динамічною стійкістю процесу різання, може бути реалізована на основі моделювання обробки на виробничому центрі для різання металів з твёрдосплавним металообробним інструментом (рис. 5). При цьому варто щоб на вхід нейроме-

режевої моделі надходив вектор технологічних параметрів Stm ($V = 1$ м/с, $t = 4$ мм, $S_0 = 0.1$ мм/об.), А на виході штучної нейронної мережі формується відповідний вектор динамічного стану процесу різання Sdm . В якості змінної складової вектора Stm , можна вибрати величину Z – положення супорта верстата по осі Z мм, яка може змінюватися з кроком 0.01 мм в межах, наприклад, від 0 до 350 мм. Такий прийом дозволяє формувати вектор Sdm протягом всієї обробки заготовки.

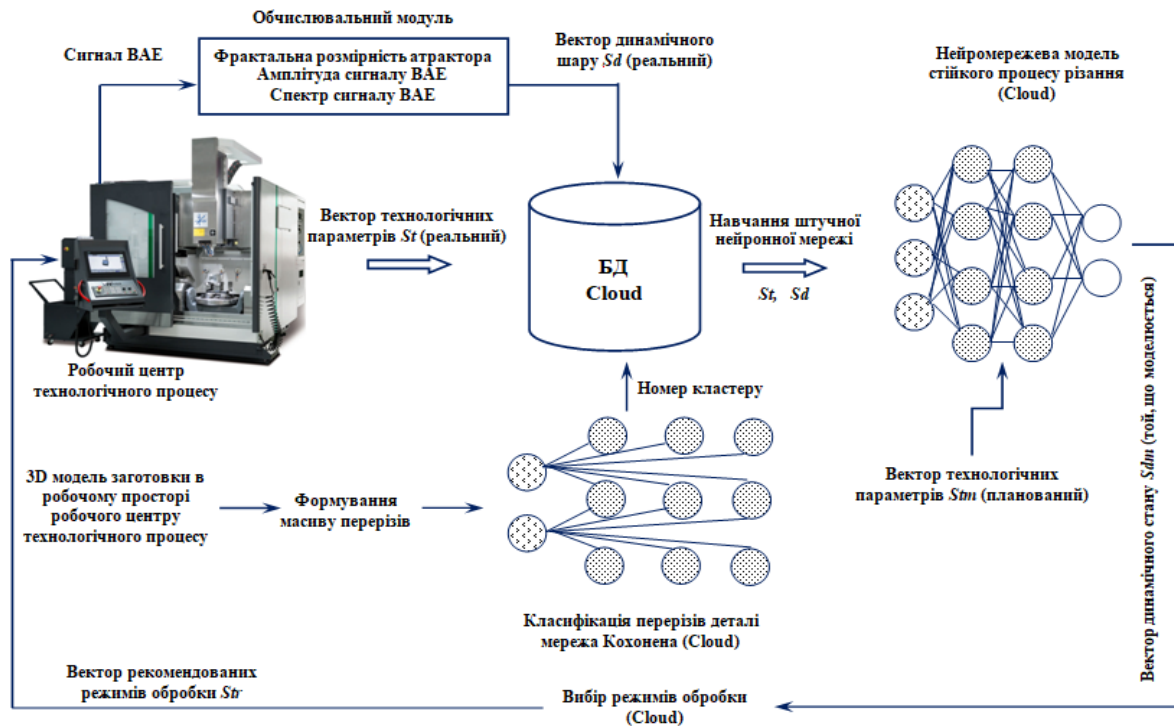


Рис. 5. Принципова схема інтелектуальної системи діагностування і управління динамічною стійкістю технологічного процесу різання
(Fig. 5. Schematic diagram of an intelligent system for diagnosing and managing the dynamic stability of the cutting process)

Підсумовуючи слід зазначити, що запропонована інтелектуальна система діагностування та управління динамічною стійкістю технологічного процесу різання є необхідною умовою забезпечення функціональної стійкості виробничого процесу.

Забезпечення ж практичного дотримання параметрів моделі в рамках реального виробничого процесу гарантуватиме його функціональну стійкість в межах часового інтервалу поки параметри технологічного центру задовольнятимуть розрахункові параметри моделі. Система стане функціонально нестійкою при виході параметрів за межі множини розрахункових параметрів, що приведе до втрати динамічної стійкості робочого центру й вимагатиме зупинку технологічного процесу або ж його корекції, заміни інструменту, режимів роботи тощо.

Висновки

Процеси трансформації глобальної інформаційної інфраструктури та масштабної автоматизації виробництва призводять до фактичного злиття автоматизованого виробництва, обміну даних і вироб-

ничих технологій в єдину саморегульовану систему з якнайменшим або взагалі відсутнім втручанням людини у виробничий процес. Нині відбувається масове впровадження кіберфізичних систем у виробництво з одночасним застосуванням отриманих результатів в галузях штучного інтелекту, робототехніки, Інтернету речей тощо.

Реалізуючи досягнення мети роботи в частині розробки методів організації виробничих процесів обробки металів на машинобудівних підприємствах та підприємствах гірничо-металургійного комплексу з використанням нейромереж було вивчено процеси глобальної трансформації інфраструктури ІТ на фоні масового впровадження кіберфізичних систем та проривних відкриттів в галузях штучного інтелекту і робототехніки у виробництво та технологічні процеси.

В статті описано характеристики поведінки складних технічних систем, що реалізують властивість функціональної стійкості таких систем. Дано характеристику особливостей процесу обробки металів різанням з врахуванням особливостей впливу

деформаційного зміцнення, пластичних деформацій, автоколивань та хаотичної динаміки, які виникають в обробляючих центрах. Описано способи застосування нейромереж в моделюваннях процесів механічної обробки металів різанням.

Дано універсальну методику побудови нейромережових моделей процесу механічної обробки на базі штучної нейронної мережі зустрічного поширення. Ґрунтуючись на проведеному аналізі досліджено інтелектуальну систему аналізу та прогнозування динамічної стійкості технологічного процесу різання

з використанням паралельних обчислень, яка гарантує виконання необхідних умов забезпечення функціональної стійкості виробничого процесу.

В подальшому планується продовжити дослідження функціонально стійких технологічних процесів з використанням методів штучного інтелекту. Основна увага буде сконцентрована на моделюванні таких процесів з врахуванням особливостей середовища функціонування, матеріалів які використовуються та впливу фізичних процесів, які супроводжують відповідні технологічні процеси.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Собчук В.В., Мусієнко А.П., Ільїн О.Ю. Аналіз використання ієрархічної структури для забезпечення функціональної стійкості автоматизованої системи управління підприємством // Науковий журнал «Телекомунікаційні та інформаційні технології». — К.: ДУТ, 2018. № 4 (61). С. 53 – 61.
2. 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.
3. Барабаш О.В., Лукова-Чуйко Н.П., Мусієнко А.П., Собчук В.В. Забезпечення функціональної стійкості інформаційних мереж на основі розробки методу протидії DDoS-атакам // Сучасні інформаційні системи. — Харків: Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», 2018. — Том 2. — № 1. — С. 56–63.
4. Собчук В.В., Лаптев О.А., Саланда І.П., Сачук Ю.В. Математична модель структури інформаційної мережі на основі нестационарної ієрархічної та стаціонарної гіпермережі // Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка. — К.: ВІКНУ, 2019. — Вип. 64. — С. 124 – 132.
5. Кучук Н.Г., Лукова-Чуйко Н.В., Собчук В.В. Оптимізація пропускних здатностей каналів зв'язку гіперконвективної системи // Системи управління, навігації та зв'язку. — Полтава: ПНТУ, 2019. — Вип 3 (55). — С 120–125.
6. Собчук В.В. Методика створення єдиного інформаційного простору на виробничому підприємстві з функціонально стійким виробничим процесом // Системи управління, навігації та зв'язку. — Полтава: ПНТУ, 2019. — Вип. 6 (58). — С. 84–91.
7. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
8. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
9. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. – Vol.2. – 1982. – P. 183–192.
10. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feed-forward networks are universal approximators, *Neural Networks*. – Vol.2. – 1989. – P 359–366.
11. 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.
12. 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.
13. Кабалдин Ю.Г., Шатагин Д.А., Колчин П.В., Кузьмишина А.М., Аносов М.С. Искусственный интеллект и киберфизические механообрабатывающие системы в цифровом производстве. – Нижний Новгород: НГТУ им. Р.А.Алексеева. 2018. – 271 с.
14. Пічкур В.В., Капустян О.В., Собчук В.В. Теорія динамічних систем. – Луцьк: Вежа-друк, 2020. – 348 с.

REFERENCES

1. Sobchuk V. V., Musienko A. P., Ilyin O. Y. (2018), "Analysis of the use of a hierarchical structure to ensure the functional stability of the automated enterprise management system", *Telecommunication and information technologies*, K.: DUT, No. 4 (61), pp. 53-61.
2. Sobchuk V. V., Koval M. O., Musienko A. P., Matsko O. Y. (2019), "Method of diagnosing hidden failures in the information system based on the use of a two-level system of functional", *Telecommunication and information technologies*, K.: DUT, No. 1 (62), pp. 22-31.
3. Barabash O. V., Lukova-Chuyko N. P., Musienko A. P., Sobchuk V. V. (2018), "Ensuring the functional stability of information networks based on the development of a method of counteracting DDoS attacks", *Advanced Information Systems*, Vol. 2, No. 1, pp. 56-63.
4. Sobchuk V. V., Laptev O. A., Salanda I. P., Sachuk Y. V. (2019), "Mathematical model of information network structure on the basis of non-stationary hierarchical and stationary hypernetwork", *Collection of scientific works of the Military Institute of Kyiv Taras Shevchenko National University*, K.: WINDOW, Issue 64, pp. 124-132.
5. Kuchuk N. G., Lukova-Chuiko N. V., Sobchuk V. V. (2019), "Optimization of bandwidth of communication channels of hyperconvective system", *Control, navigation and communication systems*, Poltava: PNTU, No. 3 (55), pp. 120-125.
6. Sobchuk V. V. (2019), "Methods of creating a single information space at a production enterprise with a functionally stable production process", *Control, navigation and communication systems*, Poltava: PNTU, No. 6 (58), pp. 84-91.
7. Osovsky S. (2002), *Neural networks for information processing*, M.: Finance and statistics, 344 p.
8. Wasserman F. (1992), *Neurocomputer technology: Theory and practice*, M.: Mir, 184 p.
9. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. – Vol.2. – 1982. – P. 183-192.
10. Hornik K., Stinchcombe M., White H. (1989), "Multilayer feed-forward networks are universal approximators", *Neural Networks*, Vol. 2, pp. 359-366.
11. Chan C.W., Hong Jin, Chueng K.C., Zhang H.Y. (2001), "Fault detection of system with redundant sensors using constrained Kohonen networks", *Automatica*, Vol. 37, pp. 1671-1676.

12. Jamsa-Jounela S.-L. (2003), "A process monitoring system based on the Kohonen self-organizing maps", *Control Engineering Practice*, Vol. 11, pp. 83-92.
13. Kabaldin Yu. G., Shatagin D. A., Kolchin P. V., Kuzmishina A. M., Anosov M. S. (2018), *Artificial intelligence and cyber-physical machining systems in digital manufacturing*, Nizhny Novgorod: NSTU im. R.A. Alekseeva, 271 p.
14. Pichkur V. V., Kapustyan O. V., Sobchuk V. V. (2020), *The theory of dynamical systems*, Lutsk: Vezha-druk, 348 p.

Received (Надійшла) 11.02.2021

Accepted for publication (Прийнята до друку) 21.04.2021

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

Собчук Валентин Володимирович – доктор технічних наук, доцент, професор кафедри вищої математики, Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна;

Valentyn Sobchuk – Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor of the Department of High Mathematics, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine;

e-mail: v.v.sobchuk@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-4002-8206>.

Замрій Ірина Вікторівна – кандидат фізико-математичних наук, доцент, завідувач кафедри вищої математики, Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна;

Iryna Zamrii – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of High Mathematics, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine;

e-mail: irinafraktal@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5681-1871>.

Олімпієва Юлія Ігорівна – старший викладач кафедри вищої математики, Державний університет телекомунікацій;

Yuliya Olimpiyeva – Senior lecturer of High Mathematics Department, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine;

e-mail: evanaolimp@ukr.net; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-8686-4966>.

Лаптев Сергій Олександрович – кафедра вищої математики, Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна;

Serhii Laptiev – Department of High Mathematics, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine;

e-mail: alaptiev64@ukr.net; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7291-1829>.

**Функциональная устойчивость технологических процессов
на основании нелинейной динамики с использованием нейросети**

В. В. Собчук, И. В. Замрий, Ю. И. Олимпиева, С. А. Лаптев

Аннотация. В работе исследуются процессы глобальной трансформации инфраструктуры информационных технологий на фоне массового внедрения киберфизических систем и прорывных достижений в области искусственного интеллекта и робототехники в производство и технологические процессы. Изучаются свойства поведения сложных технических систем, реализующих свойство функциональной устойчивости таких систем. Характеризуются процессы обработки металлов резанием с учетом особенностей влияния деформационного упрочнения, пластических деформаций, автоколебаний и хаотической динамики, которые возникают в обрабатываемых центрах. Описаны способы применения нейросетей в моделировании процессов механической обработки металлов резанием. Дано универсальную методику построения нейросетевых моделей процесса механической обработки на базе искусственной нейронной сети встречного распространения. Основываясь на проведенном анализе исследована интеллектуальная система анализа и прогнозирования динамической устойчивости технологического процесса резания с использованием параллельных вычислений, которая гарантирует выполнение необходимых условий обеспечения функциональной устойчивости производственного процесса.

Ключевые слова: технологический процесс; диссипативные системы; функциональная устойчивость; нейронная сеть; сеть Кохонена.

Functional stability of technological processes based on nonlinear dynamics with the application of neural networks

Valentyn Sobchuk, Iryna Zamrii, Yuliya Olimpiyeva, Serhii Laptiev

Abstract. The processes of transformation of global information infrastructure and large-scale automation of production lead to the actual merger of automated production, data exchange and production technologies into a single self-regulatory system with minimal or no human intervention in the production process. Currently, there is a mass introduction of cyberphysical systems into production with the simultaneous application of the results obtained in the fields of artificial intelligence, robotics, the Internet of Things and so on. Implementing the goal of developing methods for organizing production processes of metal processing at machine-building enterprises using neural networks, the processes of global transformation of IT infrastructure were studied against the background of mass introduction of cyberphysical systems and breakthroughs in artificial intelligence and technological processes. The characteristics of the behavior of complex technical systems that implement the property of functional stability of such systems are studied. The processes of metal processing by cutting are characterized taking into account the peculiarities of the influence of deformation hardening, plastic deformations, self-oscillations and chaotic dynamics that occur in machining centers. Methods of application of neural networks in modeling of processes of mechanical processing of metals by cutting are described. A universal technique for constructing neural network models of the machining process on the basis of an artificial counter-propagation neural network is given. Based on the analysis, an intelligent system of analysis and forecasting of the dynamic stability of the technological process of cutting using parallel calculations, which guarantees the fulfillment of the necessary conditions to ensure the functional stability of the production process.

Keywords: technological process; dissipative systems; functional stability; neural network; Kohonen network.