

**Кошель А.В.**

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

## МОДУЛЬНІ ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ В УМОВАХ УПРОВАДЖЕННЯ ІННОВАЦІЙНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ

*У статті досліджено модульні електронні системи в умовах впровадження інноваційного машинного навчання. Розкрито принципи й необхідність застосування машинного навчання з урахуванням сучасних розробок. Сформовано перелік функцій, систем і методів реалізації, які графічно наведені у вигляді схеми, що дозволяє наочно представити взаємозв'язок застосування машинного навчання на базі модульних електронних систем. Відокремлено три основні рівні: штучний інтелект, функціональний рівень і модульні електронні системи як окремий рівень. Штучний інтелект представлено чотирма напрямками: експертна система, нечітка логіка, метаевристичні методи й машинне навчання. Як функціональний рівень між штучним інтелектом і модульними електронними системами основні функції штучного інтелекту класифікуються як оптимізація, класифікація, регресія та дослідження структури даних. Кожен елемент кожного окремого рівня описано з боку структури, сутності й функцій. Підкреслено, що більшість задач оптимізації в модульних електронних системах вирішують популяційні методи, а вибір кожного із них залежить від сфери й напрямку застосування, тобто приналежності модульної експертної системи. Окрему увагу приділено опису машинного навчання як основної складової частини інноваційної модульної електронної системи сьогодення. Описано машинне навчання трьох основних видів: навчання з вчителем, навчання без вчителя та навчання з підкріпленням. Наголошено, що машинне навчання призначене для автоматичного виявлення принципів і закономірностей із накопиченими даними або взаємодії методом спроб і помилок. Як результат дослідження відзначено, що до задач оптимізації можна застосувати як метаевристичні методи, так і машинне навчання, зокрема оптимізація на основі машинного навчання (тобто навчання з підкріпленням) фокусується на динамічній оптимізації, пов'язаній із прийняттям рішень, що дозволяє підвищити якість реалізації сучасних модульних систем.*

**Ключові слова:** модульні електронні системи, машинне навчання, інновації, штучний інтелект, розумний контролер.

**Постановка проблеми.** В умовах сьогодення штучний інтелект (далі – ШІ) швидко розширюється та є однією з найпомітніших дослідницьких областей за останні кілька десятиліть [1]. Метою ШІ є розширення систем з інтелектом, здатним до людського навчання та міркувань. Він має надзвичайні переваги і успішно застосовується в багатьох промислових областях, включаючи класифікацію зображень, розпізнавання мови, автономні машини, комп'ютерний зір тощо. Завдяки величезним можливостям модульні електронні системи отримують вигоду від розвитку ШІ. Існують різні додатки, включаючи оптимізацію конструкції радіатора модуля живлення, інтелектуальний контролер для різнокольорового світлодіода (LED), контроль точки максимальної потужності для систем перетворення енергії вітру, виявлення аномалій для інвертора, прогноз залишкового терміну корисного використання для суперконденсаторів, тощо. Завдяки впровадженню ШІ, модульні електронні системи отримують можливість до самосвідомості та

самоадаптації, а отже це може покращити автономність модульних електронних систем.

Тим часом бурхливий розвиток науки про дані, включаючи сенсорні технології, Інтернет-речей (IoT), обчислювальні технології та аналіз великих даних [2], забезпечує широкий спектр даних для модульних електронних систем протягом різних фаз свого життєвого циклу. Збільшення обсягу даних відкриває величезні можливості та закладає міцну основу для штучного інтелекту в електроніці. ШІ може використовувати дані для покращення конкурентоспроможності продукції за допомогою глобальної оптимізації дизайну, інтелектуального контролю, оцінки стану системи тощо. Як результат, дослідження електроніки можна проводити з точки зору даних, що вигідно особливо для складних систем.

Через специфічні сфери застосування модульних електронних систем та їх характеристики, наприклад, високу швидкість налаштування в керуванні, високу чутливість контролю стану для виявлення старіння тощо, впровадження ШІ

в електроніку має свої особливості, які відрізняються від інших областей техніки [3], наприклад, класифікація зображень. Тому існує нагальна потреба в огляді ШІ в модульних електронних системах для пришвидшення досліджень синергії та міждисциплінарних застосувань.

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

На основі огляду літератури в цій роботі застосування машинного навчання в електроніці поділено на три аспекти, тобто проектування, управління та технічне обслуговування.

О.І. Старобор [4] розглянув особливості використання такої підсистеми штучного інтелекту, як машинне навчання та її використання в ігрових додатках. Автором розглянуто Core ML, продемонстровано приклад його використання, який може полегшити бізнес логіку ігрового продукту. Проаналізовано плюси та мінуси фактори застосування такої системи в побудові ігрових механік.

Методи інтелектуального аналізу даних та їх застосування у сфері електронної комерції дослідили О.М. Михайлуца, А.В. Пожуєв і В.В. Тищенко [5]. Науковцями досліджено основні методи та інструменти Data Mining, які застосовуються у високопродуктивній інтелектуальній аналітичній обробці даних. Досліджено проблему автоматизованого аналізу покупок. У статті представлені результати застосування методів інтелектуального аналізу даних – Data Mining, зокрема, розробленого парсеру та системи попередньої обробки даних.

У [6] розкрито принципи підвищення функціональної ефективності інтелектуальної системи керування розподілом ресурсів інформаційно-телекомунікаційного середовища за умов апріорної невизначеності.

Із зарубіжних авторів варто відзначити таких науковців, як: J.L.B. Garcia [7], A. Soualhi, M. Makdessi, R. German, F.R. Echeverria, H. Razik, A. Sari, P. Venet and G. Clerc [8], M. Taddy [9], Y.F. Yin, J.X. Liu, J.A. Sanchez, L.G. Wu, S. Vazquez, J.I. Leon and L.G. Franquelo [10], P. Mateo, D.S. Ruiz, G.M. Perez [11], Q. Yang, Y. Liu, T. Chen, Y. Tong [12] та інші.

Проте, враховуючи описані наукові набутки за темою, питання розкриття модульних електронних систем в умовах впровадження інноваційного машинного навчання залишається відкритим з потребує детального опрацювання.

**Постановка завдання.** Дослідити модульні електронні системи в умовах впровадження інноваційного машинного навчання.

**Викладення основного матеріалу дослідження.** На рис. 1 наведено короткий опис мето-

дів, функцій та застосувань ШІ для електроніки. З наведеного рисунку видно, що ШІ широко застосовується до трьох характерних фаз життєвого циклу модульних електронних систем, включаючи проектування, управління та обслуговування.

У якості функціонального рівня між ШІ і електронними додатками, основні функції ШІ класифікуються як оптимізація, класифікація, регресія та дослідження структури даних:

**Оптимізація:** пошук оптимального рішення, що максимізує або мінімізує цільові функції із набору доступних альтернатив з урахуванням обмежень, рівності або нерівностей, яким повинно відповідати рішення. Наприклад, в проектному завданні оптимізація служить інструментом для дослідження оптимального набору параметрів, які максимізують або мінімізують цілі проектування з обмеженнями проекту.

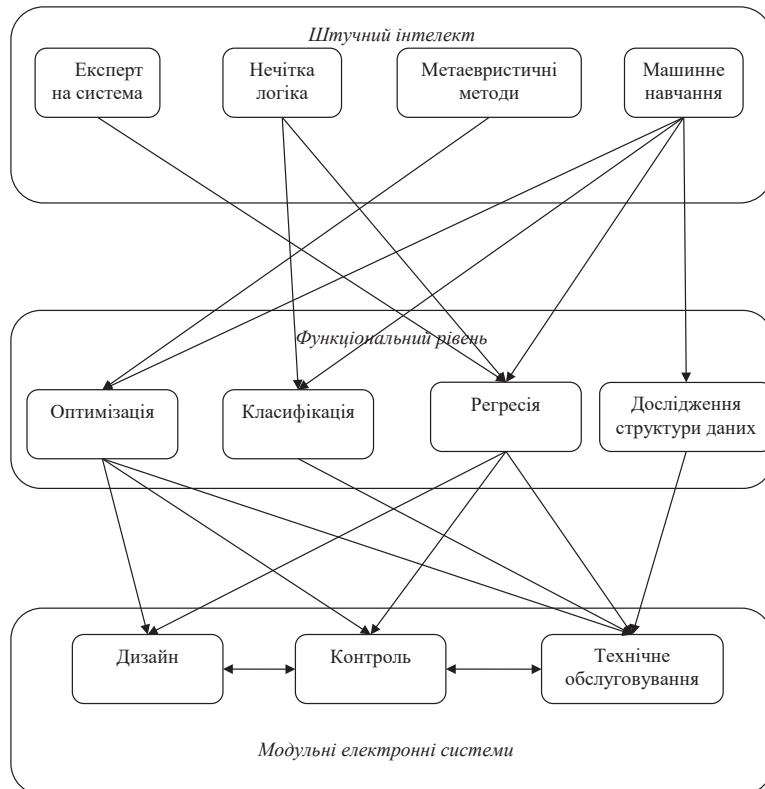
**Класифікація:** присвоєння вхідної інформації або даних міткою, що вказує на один з  $k$  дискретних класів. Зокрема, виявлення аномалій і діагностика несправностей при технічному обслуговуванні є типовим завданням класифікації для визначення міток несправностей з інформацією про моніторинг стану.

**Регресія:** ідентифікація взаємозв'язка між вхідними змінними та цільовими змінними, метою регресії є передбачення значення однієї або декількох безперервних цільових змінних з урахуванням вхідних змінних. Наприклад, інтелектуальний контролер може бути вдосконалений за допомогою моделі регресії між вхідними електричними сигналами та вихідними змінними управління.

**Дослідження структури даних:** кластеризація даних, яка виявляє групи схожих даних у наборі даних, оцінка щільності, що визначає розподіл даних у вхідному просторі, та стиснення даних, що проектує дані великих розмірів до даних низького розміру для функції скорочення. Наприклад, при технічному обслуговуванні кластеризація станів деградації входить до категорії дослідження структури даних.

Методи ШІ можна класифікувати як експертну систему, нечітку логіку, метаевристичні методи та машинне навчання. Відсотки їх застосування складають 0,9%, 21,3%, 32,0% та 45,8% відповідно. Це свідчить про те, що найбільша частина ШІ в модульних електронних системах припадає на машинне навчання.

Експертна система – це найдавніший метод ШІ, який ефективно застосовується в промислових додатках [13]. Експертна система, по суті,



**Рис. 1. Методи, функції та застосування машинного навчання на базі модульних електронних систем**

є базою даних, яка інтегрує експертні знання в булеву логічний каталог, на основі якого моделюються правила у міркуваннях мозку людини. Це інтелектуальна система, що моделює процес виведення, яка відповідає на запитання «чому та як» на основі бази даних. База даних складається або з досвіду експертів на місцях, або з даних моделювання, фактів і тверджень. Її можна постійно оновлювати.

Варто зазначити, що застосування експертної системи становить лише 0,9%. Це тому, що експертна система, як правило, базується на системних принципах та правилах, що в значній мірі пов'язано із системою інтересів та відсутністю універсальності. Це стосується чітко визначених доменів лише з чіткими експертними правилами. Крім того, завдяки швидкому розвитку обчислювальних платформ, функції експертної системи можуть бути замінені іншими вдосконаленими методами ШІ (наприклад, нечіткою логікою та машинним навчанням) із чудовими можливостями у виведенні та наближенні.

Подібно до експертної системи, нечітка логіка також є методом, заснованим на правилах. Нечітка логіка є ідеальним інструментом для усунення невизначеності системи. Замість того, щоб безпосередньо використовувати точне чітке значення,

нечіткість спочатку виконується з нечіткими наборами, що складаються з декількох функцій приналежності в діапазоні від 0 до 1. Потім нечіткі входні сигнали агрегуються з нечіткими правилами на етапі виведення. Потім розмивання виконується для результату висновку, враховуючи ступінь виконання та виводячи чітке значення. Як результат, чітке значення маніпулюється в нечіткому просторі, який завершує нелінійне зображення між входом та виходом на основі визначених принципів.

У більшості додатків метод нечіткої логіки в основному складається із чотирьох частин: нечіткість, вивід правил, база знань і дефузофікація. По-перше, розмиття виконується на вході лінгвістичних змінних із функціями приналежності, включаючи трикутну, трапецієподібну, гауссову, однотонну та інші спеціальні форми. По-друге, модуль виводу інтегрує сигнали разом відповідно до нечітких правил у базі знань, отриманій з досвіду експертів. По-третє, розмивання проводиться на сигналі для виходу. Як для попереднього, так і для наступного, ступінь виконання визначається функціями членства. Тип схеми нечіткого висновку класифікується як Мемдені тип і тип Такагі-Сугено-Канга (далі – тип ТСК). Метод Мемдені був серед перших систем управління, створених за допомогою теорії нечітких множин. Модель Такагі-Сугено-Канга – це нечітка система адаптивного типу.

Для схеми нечіткого виводу типу Мемдені функція приналежності попереднього і наступного є функціями на основі фігури, наприклад, трикутника. Для схеми нечітких виводів типу ТСК функція належності попередньої частини ідентична типу Мемдені, тоді як функція наступної є одиночною при декількох постійних значеннях. Зазвичай для схеми типу Мемдені потрібно більше нечітких наборів порівняно зі схемою типу ТСК для того самого завдання. Порівняно з нечіткими членами типу Мемдені, функція належності в схемі типу ТСК може бути функціональним типом як лінійна, так і постійна, що є більш потужним і точним у нелінійному наближенні.

Після того, як сформульовано завдання оптимізації конкретних додатків, оптимальне рішення можна отримати або методом детермінованого

програмування (наприклад, лінійне або квадратне програмування), або методом не детермінованого програмування, тобто мета евристичним методом. Детерміновані методи програмування потребують обчислення градієнтних матриць, що є складною для більшості завдань оптимізації в електроніці через складність. Метаевристичні методи слугують загальним наскрізним інструментом, який потребує менше досвіду експертів і є ефективним та масштабованим для різних завдань оптимізації.

Метаевристичні методи, як правило, розробляються для біологічної еволюції, наприклад, генетичного алгоритму шляхом природного відбору, алгоритм оптимізації колонії мурашок (далі – АСО) шляхом імітації мурах у пошуку ефективного шляху для продуктів. Розробка оптимального рішення мотивована процесом спроб і помилок. Метаевристичні методи можна класифікувати як методи, що базуються на траєкторії (метод пошуку табу, метод імітованого відпалу та ін.) та популяційні (генетичний алгоритм, оптимізація рою частинок, оптимізація колонії мурах, диференціальна еволюція, імунний алгоритм тощо). Для методів, заснованих на траєкторії, кожна стадія розвідки включає лише одне рішення-кандидат, і воно перетворюється в інше рішення відповідно до певного правила. Ефективність цього методу в основному базується на якості та ефективності правила. Як результат, швидкість збіжності методів, заснованих на траєкторії, як правило, є повільною, і остаточне рішення схильне до локального, а не глобального рішення для не опуклих задач оптимізації. Для методів, що базуються на популяції, випадковим чином генеруються декілька рішень-кандидатів. Під час кожного ітеративного дослідження ці рішення-кандидати диверсифікуються (наприклад, кросингвер у генетичному алгоритмі) або включаються та замінюються новими рішеннями-кандидатами для поліпшення якості популяції в сучасному поколінні. Як результат, придатність населення ітеративно покращується для наближення до оптимального рішення. У порівнянні з методами, заснованими на траєкторії, вони перевершують швидкість збіжності, можливостями глобального пошуку та особливо корисні для масштабних завдань оптимізації. Тим не менше, обчислювальний тягар методів, заснованих на популяції, є більш інтенсивним. Цю проблему потрібно розглянути для випадків онлайн-заявок, де ефективність та швидкість є найбільш важливими.

Завдяки величезним перевагам, більшість задач оптимізації в модульних електронних системах вирішують популяційні методи. Варто зазначити,

що вибір найкращого методу не є простим завданням, яке залежить від застосування. Генетичний алгоритм та оптимізація рою частинок є двома найпопулярнішими метаевристичними методами, що застосовуються до силової електроніки. Вони є основами й представниками еволюційних алгоритмів та алгоритмів інтелекту рою, відповідно, на основі яких розробляються різні варіанти.

На сьогодні, не існує жодних гарантій загального оптимуму для метаевристичних методів, але рішення, як правило, є задовільним та прийнятним для більшості практичних застосувань.

Машинне навчання призначене для автоматичного виявлення принципів та закономірностей із накопиченими даними або взаємодією методом спроб і помилок. Для застосувань у модульних електронних системах воно класифікується як навчання з вчителем, навчання без вчителя та навчання з підкріпленням.

1. Навчання з вчителем: завдяки навчальному набору даних, що складається з пар вхідних і вихідних даних, навчання з вчителем має на меті встановити відображення та функціональні взаємозв'язки між вхідними та вихідними даними. Ця функція особливо корисна для випадків в електроніці, коли системні моделі складно сформулювати. Як правило, завдання навчання з вчителем включають класифікацію та регресію. Для класифікації вихідні дані вхідних і вихідних пар у навчальному наборі даних стосуються кінцевої кількості дискретних категорій, які слід позначити. Наприклад, діагностика несправностей для багаторівневого інвертора є типовим завданням класифікації, де дискретна мітка несправності повинна бути ідентифікована з урахуванням вхідної інформації про несправність. Для завдання регресії вихід пари вводу-виводу складається з однієї або декількох безперервних змінних. Прикладом регресії є передбачення залишкового терміну корисного використання інвертора, де вихід, тобто залишковий термін корисного використання, є безперервною змінною. Після навчання моделі вона готова оцінити нові точки даних, які відрізняються від набору даних навчання. Можливості моделі у роботі з новими точками даних, тобто тими, що містяться в наборі даних тестування, називають узагальненням. Оскільки навчальний набір даних у більшості випадків містить лише обмежену кількість можливих пар вхідних і вихідних даних, його узагальнення на нових вхідних даних є одним із найважливіших факторів ефективності навчання з вчителем.

Як правило, навчання з вчителем можна класифікувати на методи, засновані на методі нейронної

мережі, імовірнісних графічних методах та методах на основі пам'яті (тобто метод ядра). Щодо методів нейронної мережі, знання, отримані з навчального набору даних, полегшуються та передаються як ваги з'єднання та структури мережі. Численні дослідження були присвячені вдосконаленню роботи нейромережевих методів. Ці вдосконалення стосуються двох аспектів застосування в модульних електронних системах. Перший аспект стосується забезпечення можливості невизначеності при обробці шумового сигналу нейронної мережі для підвищення надійності методу. Зазначеній властивості сприяє інтеграція нечіткої логіки у нейронну мережу як нечіткої нейронної мережі або її варіантів (наприклад, адаптивна система нечіткого виводу). Другий аспект – це вдосконалення динамічної продуктивності нейронної мережі для вирішення випадків набору даних часових рядів, наприклад, інтелектуального контролера, передбачення терміну корисного використання. Порівняно зі звичайною нейронною мережею, де ваги мережі є незалежними, перехідні характеристики полегшуються завдяки розподілу ваг між різними шарами й комітками мережі. Спільне використання ваги може бути реалізоване або в дрібному масштабі із згортковою структурою, або в повному та глибокому масштабі, використовуючи повторювану одиницю як повторюваний нейрон мережі. Як правило, можливість моделювання повторної реалізації блоку перевершує модель із згортковою структурою.

Імовірнісні графічні методи отримують знання з бази даних, використовуючи схематичне представлення пар вхід-вихід. Схематичне представлення передбачає наявність умовної залежності між змінними рішення. Основний взаємозв'язок у моделі сформульовано в байєсівських рамках і можна зробити імовірнісний висновок. Таким чином, інтерпретована модель набагато краща в порівнянні з нейромережевими методами. Окрім того, імовірнісна графічна модель перевершує рішення щодо невизначеності та неповного знання. Одним із типових імовірнісних графічних методів є байєсівська мережа.

Щодо методів нейронної мережі й графічних методів, набір навчальних даних відкидається після завершення навчання. Поки навчальний набір даних у методах ядра зберігається та використовується на етапі тестування, а засвоєні знання полегшуються як ідентифікація критичних точок даних (наприклад, опорних векторів у машині векторної підтримки) або підмножини

в навчальному наборі даних. Одним із типових методів ядра є гаусові процеси, це процеси які були застосовані до прогнозування терміну корисного використання інвертора. Звичайні методи ядра (наприклад, гаусові процеси) є обчислювально інтенсивними, оскільки на етапі тестування застосовується весь навчальний набір даних. Щоб уникнути надмірного обчислювального навантаження, пропонуються розріджені рішення такі як машина з підтримкою векторів та машина з релевантністю, де оцінка параметрів покращена на основі байєсівських методів. За допомогою розрідженого рішення на етапі тестування застосовується лише підмножина навчального набору даних, і, отже, він є ефективнішим в порівнянні зі звичайними методами ядра.

Як правило, вимога до набору навчальних даних щодо методів ядра нижча, ніж до методів нейронної мережі. Тому методи ядра більше підходять для випадків з невеликим набором даних. Хоча через навчальний набір даних необхідний на етапі тестування, потреба в пам'яті ядерних методів вища, ніж у нейронних мережевих методів. Залучення навчального набору даних також обмежує швидкість на етапі тестування. Це слід враховувати для онлайн-додатків, де час виконання є критичним, наприклад, контрольний додаток.

2. Навчання без вчителя: порівняно з навчанням з вчителем, де набором даних є пари вхідних і вихідних даних, неконтрольоване навчання не має вихідних даних для цілі навчання під час навчального процесу. Як правило, завдання неконтрольованого навчання в додатках силової електроніки можна класифікувати як кластеризацію даних і стиснення даних.

Для кластеризації даних він досліджує закономірності змазаного набору даних та розділяє набір даних на кілька різних груп або кластерів відповідно до їх подібності. Таким чином, характеристики даних всередині одного кластера схожі між собою та відрізняються від характеристик інших кластерів. Одним із типових застосувань кластеризації даних є ідентифікація дискретного стану працездатності за даними безперервної деградації під час моніторингу стану електронних перетворювачів. Метою стиснення даних є усунення надмірної інформації в наборі даних, щоб зменшити кількість функцій набору даних. Наприклад, використовуючи аналіз основних компонентів, отримують зменшене представлення набору даних із набагато меншою кількістю функцій, які все ж підтримують цілісність набору даних.

Як правило, ці неконтрольовані алгоритми навчання служать попередньою обробкою даних, перш ніж вона переходить до подальшої аналітики (наприклад, діагностика несправностей). Хоча цей крок є необов'язковим, він корисний для зменшення обчислювального навантаження та підвищення точності аналітики.

3. Навчання з підкріпленням: На відміну від навчання з вчителем і навчання без вчителя, навчання з підкріпленням не вимагає набору навчальних даних. Натомість воно спрямовано на пошук відповідної стратегії дій, яка максимізує винагороду за конкретне завдання, яке, по суті, є завданням динамічного програмування або оптимізації. Теоретично навчання з підкріпленням – це процес прийняття рішення Маркова. Навчання з підкріпленням має на меті розробити таблицю Q з точки зору політики вибору дій, яка може максимізувати загальну очікувану винагороду протягом майбутнього. Q-таблиця є інформативною матрицею політики, яка записує оптимальні дії, які слід вжити з урахуванням конкретних змінних умов.

**Висновки.** У роботі досліджено модульні електронні системи в умовах впровадження іннова-

ційного машинного навчання. До задач оптимізації можна застосувати як метаевристичні методи, так і машинне навчання. Зокрема, оптимізація на основі машинного навчання (тобто навчання з підкріпленням) фокусується на динамічній оптимізації, пов'язаній з прийняттям рішень. Метаевристичний метод, як правило, застосовується для статичної оптимізації. І нечітка логіка, і машинне навчання можуть бути використані для класифікаційних завдань. Як правило, машинне навчання є більш точним і гнучким, ніж нечітка логіка. Завдання регресії може бути реалізоване за допомогою експертної системи, нечіткої логіки та машинного навчання. Впровадження експертної системи є простим, але менш потужним у порівнянні з нечіткою логікою та машинним навчанням. Реалізація нечіткої логіки потребує досвіду експерта. Машинне навчання – найпопулярніший метод, на основі нього були розроблені різні варіанти алгоритмів реалізації модульних електронних систем. Його можна поєднати з нечіткою логікою для підвищення продуктивності. До завдання дослідження структури даних можна застосувати лише машинне навчання.

#### Список літератури:

1. Скринник О.В. Концепція штучного інтелекту для організаційного розвитку. *Вісник Сумського державного університету. Серія Економіка*. 2019. № 1. С. 123–128. DOI: 10.21272/1817-9215.2019.1-16.
2. Литвин В.В., Пасічник В.В., Яцишин Ю.В. Інтелектуальні системи : підручник. Львів : «Новий Світ-2000», 2019. 406 с.
3. Ситнік Б.Т. Основи інформаційних систем і технологій : навчальний посібник. Харків : УкрДУЗТ, 2019. 175 с.
4. Старобор І.О. Використання машинного навчання в розробці ігрових механік. 2020. URL: <https://phm.cuspu.edu.ua/ojs/index.php/SNYS/article/download/1764/pdf> (дата звернення: 17.03.2021).
5. Михайлуца О.М., Пожуєв А.В., Тищенко В.В. Методи інтелектуального аналізу даних та їх застосування у сфері електронної комерції. *Математичне моделювання*. 2020. № 1 (42). С. 154–162.
6. Звіт про науково-дослідну роботу «інтелектуальна система керування навантаженням і ресурсами розподіленого обчислювального середовища з підвищеною інформаційною безпекою». 2019. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/141456507.pdf> (дата звернення: 17.03.2021).
7. Garcia J.L.B. Improved Self-management of DataCenter Systems Applying Machine Learning : Ph.D.Thesis. Barcelona, Catalunya (Spain) : Polytechnic University of Catalonia, 2013. 155 p.
8. Soualhi A., Makdessi M., German R., Echeverria F.R., Razik H., Sari A., Venet P., Clerc G. Heath monitoring of capacitors and supercapacitors using the neo-fuzzy neural approach, *IEEE Trans. Ind. Informat.* January 2018. Vol. 14. No. 1. P. 24–34.
9. Taddy M. Business Data Science: Combining Machine Learning and Economics to Optimize, Automate, and Accelerate Business Decisions. New York : McGraw-Hill, 2019. 90 p.
10. Yin Y.F., Liu J.X., Sanchez J.A., Wu L.G., Vazquez S., Leon J.I., Franquelo L.G. Observer-based adaptive sliding mode control of NPC converters: An RBF neural network approach, *IEEE Trans. Power Electron.* April 2019. Vol. 34. No. 4. P. 3831–3841.
11. Mateo P.A., Ruiz D.S., Perez G.M. Context-aware Model for the Analysis of User Interaction and QoE in Mobile Environments. *International Journal of Human-Computer Interaction*. 2014. Vol. 30. I. 12. Norwood, N.J, USA : Ablex Pub. P. 946–964.
12. Yang Q., Liu Y., Chen T., Tong Y. Federated machine learning: Concept and applications, *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.* January 2019. Vol. 10. No. 2. P. 1–19.
13. Аверкина М.Ф., Приступа М.Б. Експертні системи в автоматизованих інформаційних системах. *Інфраструктура ринку*. 2019. Вип. 37. С. 801–806.

**Koshel A.V. MODULAR ELECTRONIC SYSTEMS IN THE CONDITIONS OF INTRODUCTION OF INNOVATIVE MACHINE LEARNING**

*The article investigates modular electronic systems in the conditions of introduction of innovative machine learning. The principles and necessity of application of machine learning taking into account modern developments are revealed. A list of functions, systems and methods of implementation is formed, which are graphically presented in the form of a diagram that allows you to clearly present the relationship between the use of machine learning based on modular electronic systems. There are three main levels: artificial intelligence, functional level and modular electronic systems as a separate level. Artificial intelligence is represented by four areas: expert system, fuzzy logic, metaheuristic methods and machine learning. As the functional level between artificial intelligence and modular electronic systems, the main functions of artificial intelligence are classified as optimization, classification, regression and data structure research. Each element of each level is described in terms of structure, essence and functions. It is emphasized that most optimization problems in modular electronic systems are solved by population methods, and the choice of each of them depends on the scope and direction of application, ie the affiliation of the modular expert system. Particular attention is paid to the description of machine learning as the main component of today's innovative modular electronic system. Machine learning of three main types is described: learning with a teacher, learning without a teacher and learning with reinforcement. It is emphasized that machine learning is designed to automatically detect the principles and patterns of accumulated data or interaction by trial and error. As a result of the research it is noted that both metaheuristic methods and machine learning can be applied to optimization problems, in particular, optimization based on machine learning (ie learning with reinforcement) focuses on dynamic optimization related to decision making, which improves the quality of implementation modern modular systems.*

**Key words:** modular electronic systems, machine learning, innovation, artificial intelligence, smart controller.