

Янчук Петро Степанович, к.ф.-м.н., доцент, професор кафедри інформаційних систем та обчислюваних методів (Міжнародний економіко-гуманітарний університет імені академіка Степана Дем'янчука), janchukp@ukr.net

ВПЛИВ СИСТЕМ ГЛИБОКОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ НА ПІДГОТОВКУ ФАХІВЦІВ З ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ І ТЕХНОЛОГІЙ

***Анотація.** У статті розкрито потужність глибокого навчання у багатьох областях застосувань, особливо в розпізнаванні зображень та моделюванні мовлення. Показано, що як основа глибокого навчання, глибокі нейронні мережі складаються з декількох шарів різних типів із сотнями та тисячами нейронів. Подано вітчизняний та зарубіжний досвід освіти у царині інформаційних систем і технологій, який стосується глибокого навчання і можливостей його застосування у підготовці фахівців, вчителів з інформатики і взагалі студентів різних спеціальностей. Визначені фактори, які визначили зростання інтересу до глибокого навчання. Зазначено, що головною ідеєю освіти в галузі штучного інтелекту і, глибокого навчання, зокрема, – це глибоке володіння інженерною математикою, що багато в чому відрізняється від володіння освітньою математикою. Описано напрями розробки нових і вдосконалення існуючих моделей глибокого навчання.*

***Ключові слова:** моделювання, перетворення Фур'є, глибоке машинне навчання в освіті, програмне забезпечення в освіті.*

Yanchuk Petro Stepanovych, Ph.D in Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, Professor of the Department of Information Systems and Computational Methods (Academician Stepan Demianchuk International University of Economics and Humanities, Rivne), janchukp@ukr.net

THE INFLUENCE OF DEEP MACHINE LEARNING SYSTEMS ON THE TRAINING OF INFORMATION SYSTEMS AND TECHNOLOGIES SPECIALISTS

Abstract.

***Introduction.** The article is devoted to the topical problem of deep machine learning and its role in the system of professional training of students in higher educational institutions, and in particular in specialized specialties.*

Purpose. The purpose of the paper is to present national and foreign experiences of formation and main directions of dissemination of ideas and concepts of neural deep learning and their application in the educational process.

Methods. Specific search and analysis of Ukrainian and foreign professional literature, problem analysis and comparison; systematization of facts, many years of own experience in modeling, design and software development.

Results. The domestic and foreign experience of education in the field of information systems and technologies is presented, which concerns deep education and possibilities of its application in training of specialists, teachers of computer science and in general students of different specialties. Based on this problem study the context of training of specialists is determined, which is recommended to be taken into account when forming professional competencies and planning the educational process. It is important for developers of deep learning systems to have a perfect understanding of linear algebra, mathematical analysis, functions of many variables, computational methods, probability theory, mathematical statistics and optimization methods. The factors that determined the growth of interest in deep learning have been identified. It is noted that the main idea of education in the area of artificial intelligence and deep learning, in particular, is a deep mastery of engineering mathematics, which is very different from the mastery of educational mathematics.

The principles of training software developers for machine learning systems and deep machine learning is implemented only if they have professional skills in programming languages, such as C ++, Python, Java.

Originality. The directions of development of new and improvement of existing models of deep learning, which are based on the use of spectral analysis and in particular, Fourier transform, discrete Fourier transform and discrete transformations using quasi-spectral polynomials, are described. Quasi-spectral polynomials were discovered by the author of the given work and applied to the rapid machine solution of problems reduced to the problems of mathematical physics, and in particular such important problems of hydrodynamics as the Stokes problem and others.

Conclusion. Training of modern specialists in software development and researcher of information systems and technologies involves their active participation in the development of machine learning systems and deep machine learning systems. For the first time, the need for good engineering and mathematical training arose so clearly and distinctly. Professional who will be able to translate freely their ideas into specific codes in popular high-level programming languages.

Keywords: quasi-spectral polynomials, Fourier transform, deep machine learning in education, software in education.

Глибоке машинне навчання показало свою ефективність у багатьох областях застосувань, особливо в розпізнаванні зображень та моделюванні мовлення. Як основа глибокого навчання, глибокі нейронні мережі складаються з декількох шарів різних типів із сотнями та тисячами нейронів. Нині машинні платформи важливі для глибокого навчання завдяки їх мобільності та універсальності. Великий розмір моделі *deep neural networks*, забезпечуючи відмінну точність, також обтяжує побудовані платформи інтенсивним обчисленням і зберіганням. Дослідники провели дослідження щодо зменшення розміру моделі *deep neural networks* з незначною втратою точності [1]. Ця робота пропонує швидке перетворення Фур'є (FFT) на базі глибокої нейронної мережі навчальної та вихідної моделі. Вони розвивають навчальні та логічні алгоритми на основі швидкого перетворення Фур'є.

Останнім часом глибоке навчання переважає традиційні методи машинного навчання в багатьох сферах застосування, особливо у розпізнаванні зображень та мовленні. Досконалість глибокого навчання також призвела до досліджень кількох нових додатків в реальному світі, таких як системи, що керують автопілотом [2], автоматичні машинні переклади [3], виявлення наркотиків та токсикологія [4]. Глибоке навчання базується на структурі глибоких нейронних мереж, які складаються з декількох шарів різних типів від сотень до тисяч нейронів у кожному шарі. Останні дані свідчать про те, що глибина мережі становить вирішальне значення для успіху глибокого навчання, і багато моделей глибокого навчання для складних наборів даних має глибину від шістнадцяти до тридцяти шарів [6]. Глибоке навчання досягає значного підвищення загальної точності шляхом вилучення складних та затратних високорівневих особливостей. У епоху великих даних вбудовані системи тепер стають важливою обчислювальною платформою з постійно зростаючими функціональними можливостями. У той же час дослідники, як наукові, так і галузеві, присвятили значні зусилля та ресурси для дослідження, вдосконалення та просування глибокого навчання у вбудованих системах [5]. Попри переваги в точності розпізнавання *deep neural networks* для моделей великого розміру *deep neural networks* також збільшують обчислювальну складність та потребу в пам'яті. Дослідники стикаються з такими проблемами при розгортанні вглиб моделі навчання на вбудованих системах:

- обмежена пропускну здатність вбудованих систем, якими є зазвичай мобільні термінали;
- великий розмір моделі глибокого навчання;
- суворі вимоги до обчислювальних ресурсів і розміру пам'яті вбудованих систем.

Мотивовану цими викликами, можна реалізувати модель глибокого навчання значного розміру з незначною втратою точності.

Насправді, найсучасніші *deep neural networks* часто застосовують видалення зайвих параметрів у глибокому навчанні. При правильному застосуванні моделей буде вироблена аналогічна загальна точність, як і в оригінальній моделі [5]. Підбадьорені цим відкриттям, існували різні підходи до стиснення моделі глибокого навчання [2; 3; 5; 6; 7], включаючи зниження точності ваги, вагова матрична факторизація тощо. У ряді робіт пропонували тренування *deep neural networks* на основі швидкого перетворення Фур'є (FFT) і завдяки зменшенню асимптотичної складності як обчислення, так і зберігання. Такий підхід має очевидні переваги перед існуючими роботами на стиснення моделі глибокого навчання, наприклад [2; 3; 5]. Розвиваються алгоритми навчання на основі FFT. Результати експериментальних тестів демонструють, що такі моделі забезпечують оптимізацію різними мовами і дають значне покращення.

Метою нашої статті є дослідження вітчизняного та зарубіжного досвіду формування та основних напрямків поширення ідей та концепцій нейронного глибокого навчання та можливостей його застосування у навчальному процесі.

Методи глибокого навчання студентів мають важливе значення для того, щоб вони перестали відігравати пасивну роль в навчанні, а стали готовими до активного та самостійного навчання. Ось кілька способів побудови відповідних навчальних принципів: партнерство між студентами; переорієнтація на цінність навчання та самонавчання за допомогою різних прийомів, обміну електронними повідомленнями та залучення студентів, які навчаються на вищих рівнях як порадників для молодших колег; встановити вимоги для конструктивного зворотного зв'язку та проектувати навчальні зв'язки так, щоб відображати середовище, що сприяє відкритості та співпраці.

Розширення можливостей: активізувати студентів, щоб вести самостійне навчання. Активний та змістовний навчальний досвід має вирішальне значення для того, щоб допомогти студентам досягти цілей глибокого навчання. Незалежно від того, чи розробляється програмний продукт чи щось інше, що в свою чергу базується на науковому дослідженні, і турбота про те, щоб студенти активно та продуктивно працювали, створюючи електронні продукти і вирішували проблеми разом, щоб бути готовими до командної роботи у виробництві електронної продукції.

Викладачі повинні постійно змінювати види робіт, від розробки навчальних програм та консультування до тренінгів в мережах та створення власних електронних продуктів тощо. Тим більше, що серед професорів вузів були ті, які створювали кращі, найбільш популярні мови програмування та інформаційні системи.

Досягнення за університетськими стінами допомагає студентам отримати більш цілісний досвід навчання. За допомогою глобальних мереж викладачі розвідують можливості своїх студентів та користуються місцевими ресурсами, такими як фірми та корпорації, які відповідають нашій філософії навчання,

а також інтересам та проектам студентів, розширюючи мережу підтримки та навчання для студентів та допомагають досліджувати потенційні шляхи кар'єри через стажування чи наставництво.

Персоналізація і натхнення в навчанні. Пошук іскри – тематики, ідеї чи проекту, який запалює студента – є ключем до персоналізованого досвіду навчання для окремих студентів. Для того, щоб адаптувати навчання відповідно до навчальних потреб та прагнень окремих студентів, викладачі повинні шукати та розвивати збалансоване знання про унікальні тенденції, обставини та інтереси кожного студента, як через формальні процеси (консультації), так і неформальні процеси (включаючи випадкові бесіди, спілкування в соціальних мережах, увагу з боку представників партнерських комп'ютерних фірм чи інших викладачів).

Технологія слуга, а не господар. Поглиблене навчання цілеспрямовано використовує технології для покращення, а не для автоматизації навчання. Це відбувається декількома способами, серед яких використання мережевих ресурсів та додатків, які формують навички дослідницької діяльності та критичного мислення, пропонують цифрові методи для створення проектів, співпраця та спілкування в університеті та поза ним, а також розширені варіанти для творчої презентації студентських робіт та зв'язку з декількома експертами. У всіх цих випадках технологія використовується як інструмент для сприяння навчанню студентів.

Глибоке навчання змінило світ машинного навчання – значною мірою завдяки великому успіху у використанні шарів нейронних мереж для виявлення особливостей базових даних, які насправді мають значення для інших вищих рівнів нейронних мереж.

Використовуючи deep learning для розпізнавання зображень людей, тварин чи рослини, для прикладу, найнижчі шари глибокої мережі вчаться ідентифікувати краї, градієнти від світлого до темного тощо – візуальні особливості. Потім вищі рівні вчаться поєднувати їх у візерунки. А ще вищі рівні дізнаються, як шаблони поєднуються для складання форм підписів, а наступні рівні все ще вчаться поєднувати форми для розпізнавання образів на малюнку.

В контексті математичних та прикладних математичних досліджень, а також застосувань глибоке навчання має значні вади. Задачі обчислювального характеру можна розв'язувати за допомогою символічних пакетів Maple, Matlab, Matematica та ін., а складніших шляхом створення проектів мовами C, C++, C#, Python та іншими. Завдяки успіхам глибокого навчання в багатьох сферах виникає спокуса навчити розв'язувати традиційні для обчислювальних методів задачі застосунки deep learning і подивитися, що з того вийде.

Глибоке навчання (deep learning) має смішно дуже повільну збіжність порівняно з, майже, будь-яким іншим історичним обчислювальним методом. Упродовж століть талановиті математики наполегливо працювали над ство-

ренням оптимальних рішень для великих класів задач, таких як статистичні обчислення за відомими розподілами, наближення багатьох важливих типів функцій, обчислювальні методи в лінійній алгебрі та гармонійний аналіз, ряди Фур'є та швидкі перетворення Фур'є.

Methodu deep learning насправді створюють і обробляють унікальні, складні конструкції для вирішення кожної нової проблеми – вони можуть дійти до потрібного розв'язку, але ціною великої неефективності. Різні види перекладу з однієї мови на іншу, або пошук особи за даними камер спостереження стали можливими завдяки потужності комп'ютерів, яка суттєво зросла. Візьмемо, наприклад, просту поширену проблему спостереження за промисловим обладнанням. Тут використовується перетворення Фур'є, яке вирізняється наявною реалізацією, яка швидко працює. В практичних застосуваннях перетворення Фур'є дає багато цінної спектральної інформації. Скажімо, існує проблема, коли швидке перетворення Фур'є (FFT) може акуратно допомогти розрізнити справність від несправності. Але замість запуску FFT і використання його функцій як способу реалізації моделі, скажімо, ми побудуємо модель *deep learning* і попросимо її вивчити чи є несправність – насправді підсвідомо сподіваючись прийти до перетворення Фур'є, або його близького аналогу – квазіспектрального перетворення Фур'є [8–11] на нижчих рівнях глибокої мережі.

FFT – це особливий алгоритм машинної реалізації дискретного перетворення Фур'є. Але, останній – це в основному лінійна операція визначена матрицею. Знайти аналог дискретного перетворення в нейронній мережі досить просто. Це буде виглядати як одношаровий, повністю пов'язаний набір вузлів, з вагами біля матриці цього лінійного перетворення (або аналогічної для Фур'є перетворення за системою квазіспектральних поліномів, побудованих автором) та лінійною функцією активації. Потім цей єдиний функціональний шар може з'єднуватися з більш високими шарами для прийняття рішень.

Проаналізуємо інформаційну складність моделі. Для подання дискретного перетворення в найкращому випадку нейронною мережею потрібна кількість операцій множення порядку $O(n^2)$. Увесь блиск швидкого перетворення Фур'є полягає в тому, що воно вимагає $O(n \log(n))$, що суттєво менше. FFT – це лише один із багатьох прикладів комп'ютерних операцій, які неефективно реалізуються, коли їх вивчають нейронні мережі. Існують ще більш ефективні способи математичних реалізацій, але це було б неможливо для моделювання мереж *deep learning* без великих обчислювальних ресурсів. Справді, є навіть більш прості перетворення, з якими нейронні мережі справляються з труднощами. Щось на зразок обчислення елементарних функцій, що потребує мереж прихованих шарів та непропорційно великої

кількості вузлів. Очевидні інженерні прийоми, такі як стандартне відхилення, надзвичайно неефективні для обчислення.

Розв'язування задач обчислення можливо за допомогою deep learning. Але, це може бути поганою ідеєю для деяких проблем, і це, безумовно, програшна гра для вбудованих в технічні присторої програм, де кожен тактовий цикл і байт пам'яті намагаються зекономити. Використання deep learning для обчислення функцій – це велика трата ресурсів, якщо є більш прямий спосіб. Набагато краще для цих застосувань зосередитись на технічних характеристиках, які відомі або можуть бути знайдені для розділення та розрізнення цільових класів.

Процес керування машинним навчанням використовується, щоб дослідити величезну різноманітність добре зрозумілих математичних та інженерних функцій та застосувати такі механізми, як розріджене кодування, щоб набагато швидше зблизитись з функціями та виразити їх більш ефективно, ніж це можна зробити з deep learning.

Хоча глибоке навчання було вперше теоретично описано у 1980-х, є дві основні причини, завдяки яким воно нещодавно стало корисним: глибоке навчання вимагає великої кількості мічених даних. Наприклад, на розробку автомобілів без водіїв потрібні мільйони зображень і тисячі годин відео. Студенти біологи нашого університету можуть уявити лише скільки потрібно зусиль, щоб зробити знімки рослин і їх плодів нашого краю, внести їх в базу і поставити мітку фото для кожної окремої особини. Після цього студенти кібернетики змогли б запустити нейронну мережу на навчання з розпізнавання внесених в базу даних.

Глибоке навчання вимагає значних обчислювальних можливостей. Високопродуктивні GPU мають паралельну архітектуру, ефективну для глибокого навчання. У поєднанні з кластерами або хмарними обчисленнями це дозволяє командам розробників скоротити час навчання для глибокої навчальної мережі з тижнів на години або менше.

Мотиви стати спеціалістом в галузі навчання нейронних мереж, а особливо в підрозділі глибокого навчання диктуються високим попитом на таких спеціалістів. Глибоке навчання застосовується в галузях від автоматизованого керування автомобілем до медичних пристроїв. З цього переліку вкажемо на те, звідки можна черпати теми науково-дослідної роботи.

Автоматизоване водіння: Автомобільні дослідники використовують глибоке навчання для автоматичного виявлення об'єктів, таких як знаки зупинки та світлофори. Крім того, глибоке навчання використовується для виявлення пішоходів, що сприяє зменшенню ДТП.

Аерокосмічний та оборонний комплекс: глибоке навчання використовується для ідентифікації об'єктів із супутників, які знаходять цікаві райони та виявляють безпечні чи небезпечні зони для військ.

Медичні дослідження: Дослідники раку використовують глибоке навчання для автоматичного виявлення ракових клітин. Команди розробників побудували вдосконалений мікроскоп, який дає високомірний набір даних, який використовується для підготовки програми глибокого навчання для точної ідентифікації ракових клітин.

Промислова автоматизація: глибоке навчання допомагає підвищити безпеку працівників навколо важкої техніки, автоматично визначаючи, коли люди чи предмети знаходяться в небезпечній відстані від машин.

Електроніка: Глибоке навчання використовується в автоматизованому перекладі розмовної мови. Наприклад, пристрої домашньої допомоги, які реагують на ваш голос і знають ваші вподобання, працюють на основі програм глибокого навчання.

З проведеного дослідження можна зробити висновок, що глибоке навчання має величезні переваги в тих випадках, коли основні особливості (атрибути) предметів і явищ, що мають найбільше значення, і які просто занадто складні, щоб їх можна було дослідити будь-яким іншим способом. Нейронні мережі Deep Learning є захоплюючим інструментом – майже, будь-яку розумну інтелектуальну задачу можна навчити розв'язувати, маючи достатньо часу та даних.

Глибоке навчання може врятувати світ від важкої праці в царині художньої інженерії. Але, чи завжди це гарна ідея? Вона має суттєві недоліки в обмежених (вбудованих) середовищах у випадку обмеженої пам'яті та повільної швидкодії, тобто коли задача вирішується не на потужному сучасному комп'ютері.

Нами подано вітчизняні та зарубіжні досягнення освіти у галузі інформаційних систем та технологій, що стосується глибокої освіти та можливостей її застосування у підготовці фахівців, викладачів інформатики та загалом студентів різних спеціальностей. На основі цього проблемного дослідження визначається контекст підготовки фахівців, який рекомендується враховувати при формуванні професійних компетентностей та плануванні навчального процесу. Для розробників систем глибокого навчання важливо досконале розуміння лінійної алгебри, математичного аналізу, функцій багатьох змінних, обчислювальних методів, теорії ймовірностей, математичної статистики та методів оптимізації. Визначено фактори, що визначили зростання інтересу до глибокого навчання. Зазначається, що основною ідеєю освіти в галузі штучного інтелекту та глибокого навчання, зокрема, є глибоке оволодіння інженерною математикою, що сильно відрізняється від оволодіння освітньою математикою. Принципи навчання розробників програмного забезпечення для систем машинного навчання та глибокого машинного навчання реалізуються лише за умови, що вони володіють професійними знаннями мов програмування, таких як C ++, Python, Java.

Список використаних літературних джерел

1. Sheng Lin, Ning Liu, Mahdi Nazemi, Hongjia Li, Caiwen Ding, Yanzhi Wang, Massoud Pedram. FFT-Based Deep Learning Deployment in Embedded Systems. arXiv:1712.04910v1 [cs. LG] 13 Dec 2017.
2. K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, pp. 770–778.
3. A. Graves, A.-r. Mohamed, G. Hinton. Speech recognition with deep recurrent neural networks. In Acoustics, speech and signal processing (icassp), 2013 IEEE international conference on. IEEE, 2013, pp. 6645–6649.
4. R. Burbidge, M. Trotter, B. Buxton, S. Holden. Drug design by machine learning: support vector machines for pharmaceutical data analysis. *Computers & chemistry*, 2001., vol. 26, № 1, pp. 5–14.
5. R. Collobert, J. Weston. A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. In Proceedings of the 25-th international conference on Machine learning. ACM, 2008, pp. 160–167.
6. B. Huval, T. Wang, S. Tandon, J. Kiske, W. Song, J. Pazhayampallil, M. Andriluka, P. Rajpurkar, T. Migimatsu, R. Cheng-Yue et al. An empirical evaluation of deep learning on highway driving. arXiv preprint arXiv: 1504.01716, 2015.
7. Xu, Z.Q.J., Zhang, Y., Luo, T., Xiao, Y., Ma, Z. Frequency principle: Fourier analysis sheds light on deep neural networks. arXiv preprint arXiv: 1901.06523, 2019.
8. Янчук П. С. Использование А-метода при решении эллиптических и параболических уравнений. *Гармонический анализ и развитие аппроксимационных методов*. Киев, 1989. С. 112–121.
9. Янчук П. С. Про оцінки похибок поліноміальної апроксимації розв'язку задачі Неймана для рівняння Пуассона. *Волинський математичний вісник*. 2012. Вип. 9(18). С. 189–207.
10. Янчук П. С. Про спектральний метод наближеного розв'язування рівняння Пуассона. *Питання прикладної математики і математичного моделювання*. Д., 2012. С. 261–268.
11. Янчук П. С. Поліноміальна апроксимація розв'язку задачі Діріхле для рівняння Пуассона з неоднорідними крайовими умовами. *Волинський математичний вісник*. 2011. Вип. 8 (17). С. 213–239.

References

1. Sheng Lin, Ning Liu, Mahdi Nazemi, Hongjia Li, Caiwen Ding, Yanzhi Wang, Massoud Pedram. (2017). FFT-Based Deep Learning Deployment in Embedded Systems. arXiv:1712.04910v1 [cs. LG].
2. K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun. (2016). Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 770–778.
3. A. Graves, A.-r. Mohamed, G. Hinton. (2013). Speech recognition with deep recurrent neural networks. In Acoustics, speech and signal processing (icassp), 2013 IEEE international conference on. IEEE, 6645–6649.
4. R. Burbidge, M. Trotter, B. Buxton, S. Holden. (2001). Drug design by machine learning: support vector machines for pharmaceutical data analysis. *Computers & chemistry*, vol. 26, 1, 5–14.

5. R. Collobert, J. Weston. (2008). A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning. In Proceedings of the 25-th international conference on Machine learning. ACM, 160–167.
6. B. Huval, T. Wang, S. Tandon, J. Kiske, W. Song, J. Pazhayampallil, M. Andriluka, P. Rajpurkar, T. Migimatsu, R. Cheng-Yue et al. (2015). An empirical evaluation of deep learning on highway driving. arXiv preprint arXiv: 1504.01716 .
7. Xu, Z.Q.J., Zhang, Y., Luo, T., Xiao, Y., Ma, Z. (2019). Frequency principle: Fourier analysis sheds light on deep neural networks. arXiv preprint arXiv: 1901.06523.
8. Yanchuk P. S. (1989). Ispol'zovaniye A-metoda pri reshenii ellipticheskikh i parabolicheskikh uravneniy. *Garmonicheskiiy analiz i razvitiye approksimatsionnykh metodov (Harmonic analysis and development of approximation methods)*. Kiyev, 112–121 (In Russian).
9. Yanchuk P. S. (2012). Pro otsinky pokhybok polinomialnoi aproksymatsii rozviazku zadachi Neimana dlia rivniannia Puassona. *Volynskiy matematychny visnyk (Volyn Mathematical Bulletin)*, 9 (18), 189–207 (In Ukrainian).
10. Yanchuk P. S. (2012). Pro spektralnyi metod nablyzhenoho rozviazuvannia rivniannia Puassona. *Pytannia prykladnoi matematyky i matematychnoho modeliuvannia (The questions of applied mathematics and mathematical modeling)*. D., 261–268 (In Ukrainian).
11. Yanchuk P. S. (2011). Polinomialna aproksymatsiia rozviazku zadachi Dirikhle dlia rivniannia Puassona z neodnorodnymy kraiovymy umovamy. *Volynskiy matematychny visnyk (Volyn Mathematical Bulletin)*, 8 (17), 213–239 (In Ukrainian).

Стаття поступила в редакцію 16.06.2020 р.