

Б. І. Шелестюк
М. І. Шелестюк
А. А. Яровий
А. В. Козловський

ВИКОРИСТАННЯ ДЕРЕВА НЕЧІТКОГО ЛОГІЧНОГО ВИВЕДЕННЯ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ БАЗИ ЗНАНЬ НЕЧІТКОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ВИБОРУ СПОРТИВНОГО ХАРЧУВАННЯ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Обґрунтовано доцільність використання нечіткої логіки для розв'язання задач надання рекомендації щодо вибору спортивного харчування. Визначено основні проблемні аспекти та труднощі при використанні систем нечіткого логічного виведення зі значною кількістю вхідних даних. Запропоновано використання дерева нечіткого логічного виведення для оптимізації бази знань та покращення ефективності роботи нечіткої інтелектуальної системи для вибору спортивного харчування.

Ключові слова: нечітка логіка, дерево нечіткого логічного виведення, оптимізація нечіткої бази знань, спортивне харчування.

Abstract

The expediency of using fuzzy logic to solve the problems of providing recommendations that help to choose sports nutrition products is substantiated. The main problems and difficulties in using fuzzy inference systems with a significant amount of input data are defined. The use of the fuzzy inference system tree for optimizing the knowledge base and improving the efficiency of the fuzzy intellectual system for choosing sports nutrition is proposed.

Keywords: fuzzy logic, fuzzy inference system tree, fuzzy knowledge base optimization, sports nutrition.

Вступ

Актуальний звіт Всесвітньої організації охорони здоров'я засвідчив, що внаслідок малорухливого способу життя більшості населення цивілізованого світу, люди все частіше мають проблеми зі здоров'ям пов'язані з зайвою вагою та іншими ускладненнями викликаними неактивним стилем життя. Основними рекомендаціями, що дозволять ефективно подолати вищевказану проблему є регулярні фізичні навантаження та збалансований раціон харчування. Саме через актуалізацію та стрімке поширення проблеми малорухливого способу життя за останні десятиліття – спорт, фітнес та дієтологія набули значної популярності у суспільстві. Внаслідок цього виникла та розвинулась нова індустрія на глобальному ринку товарів – спортивне харчування. Спортивне харчування дозволяє додати до звичайного раціону макро- та мікронутрієнти, щоб збалансувати його, з ціллю забезпечити організм усім необхідним для повсякденного життя та регулярних фізичних тренувань [1].

В теперішній час, ринок товарів спортивного харчування надзвичайно різноманітний, має сотні різних видів, типів та лінійок товарів, а також тисячі виробників по всьому світі [2]. Споживач товарів спортивного харчування має вельми широкий вибір продукції, як за ціною, так і по складу, якості, тощо. Тому здійснити об'єктивний, проінформований вибір, в умовах коли споживач не має достатнього рівня компетенції в питанні спортивного харчування, – досить складно. Зокрема, важко зробити подібний вибір в умовах недобросовісної реклами та заангажованості певної кількості експертів в даній сфері. Ще однією проблемою є те, що питання формування оптимального раціону та спортивного харчування досі залишається не до кінця дослідженим. Індивідуальні особливості кожної людини, поки не дозволяють сформуувати чіткі кількісні значення макро- та мікронутрієнтів, які необхідно людині, або визначити оптимальний час і форму їх прийому, тощо. Найчастіше формують загальні рекомендації, які вказують діапазон прийнятних значень. Враховуючи вищевказане,

розв'язати проблему вибору оптимального продукту з широкої лінійки товарів спортивного харчування, використовуючи алгоритмічні методи, не вдасться за прийнятний проміжок часу. З іншого боку, використання евристичних методів дозволить знайти задовільне рішення за прийнятний час, оскільки інтелектуальні програми, які опираються на використання евристик, краще підходять для розв'язання поставленої задачі. Оскільки рекомендації із вибору спортивного харчування, які надають авторитетні організації та профільні експерти, досить схожі та загалом відрізняються діапазоном прийнятних значень різних показників, доцільно використати нечітку логіку та системи нечіткого логічного виведення для розробки інтелектуальної системи.

Нечітка інтелектуальна система надасть змогу споживачу товарів спортивного харчування здійснити вибір оптимального продукту, який дозволить задовольнити його потреби та можливості. Дослідження буде проводитись на прикладі вибору такого товару спортивного харчування, як протеїн. Протеїн є найпопулярнішим, найбільш розповсюдженим та найбільш дослідженим продуктом на ринку спортивного харчування. При проектуванні системи нечіткого логічного виведення була виявлена значна кількість вхідних даних, внаслідок чого нечітка база знань мала значний обсяг, що унеможливило комфортну роботу з нею. Також, система нечіткого логічного виведення потребувала багато часу на обробку такого масиву правил, що знижувало ефективність роботи інтелектуальної системи.

Метою роботи є оптимізація нечіткої бази знань та покращення ефективності роботи нечіткої інтелектуальної системи для вибору спортивного харчування.

Результати дослідження

Загалом, процес вибору спортивного харчування складається з двох основних етапів:

- визначення поживної цінності товару з урахуванням його поживних складових та методу виробництва;
- визначення купівельної спроможності користувача враховуючи його бюджет на покупку та ціну товару.

Для такого товару спортивного харчування як протеїн (білкова суміш), можна виділити наступний перелік лінгвістичних змінних та область їх значень:

- кількість білка у 100 гр. білкової суміші $[0;100]$;
- рівень очистки білкової суміші $[0;100]$;
- енергетична цінність білкової суміші $[0;1000]$;
- кількість жирів у 100 гр. білкової суміші $[0;100]$;
- кількість вуглеводів у 100 гр. білкової суміші $[0;100]$;
- відсоток використання бюджету $[0;400]$;
- вплив кількості білка та рівня очистки $[0;100]$;
- вплив енергетичної цінності $[0;100]$;
- вплив кількості жирів $[0;100]$;
- вплив кількості вуглеводів $[0;100]$;
- рекомендована білкова суміш для покупки $[0;100]$.

Для зазначених лінгвістичних змінних було визначено терми та побудовано функції належності.

Ієрархічну структуру вхідних факторів вибору протеїну наведено на рис. 1. Вхідні фактори утвореної структури мають певні відношення між собою та описуються вищевказаними лінгвістичними змінними. Вхідні фактори «Ціна товару» та «Бюджет користувача» впливають на проміжний фактор «Відсоток використання бюджету», який дозволяє оцінити наскільки дорогий товар по відношенню до бюджету користувача.

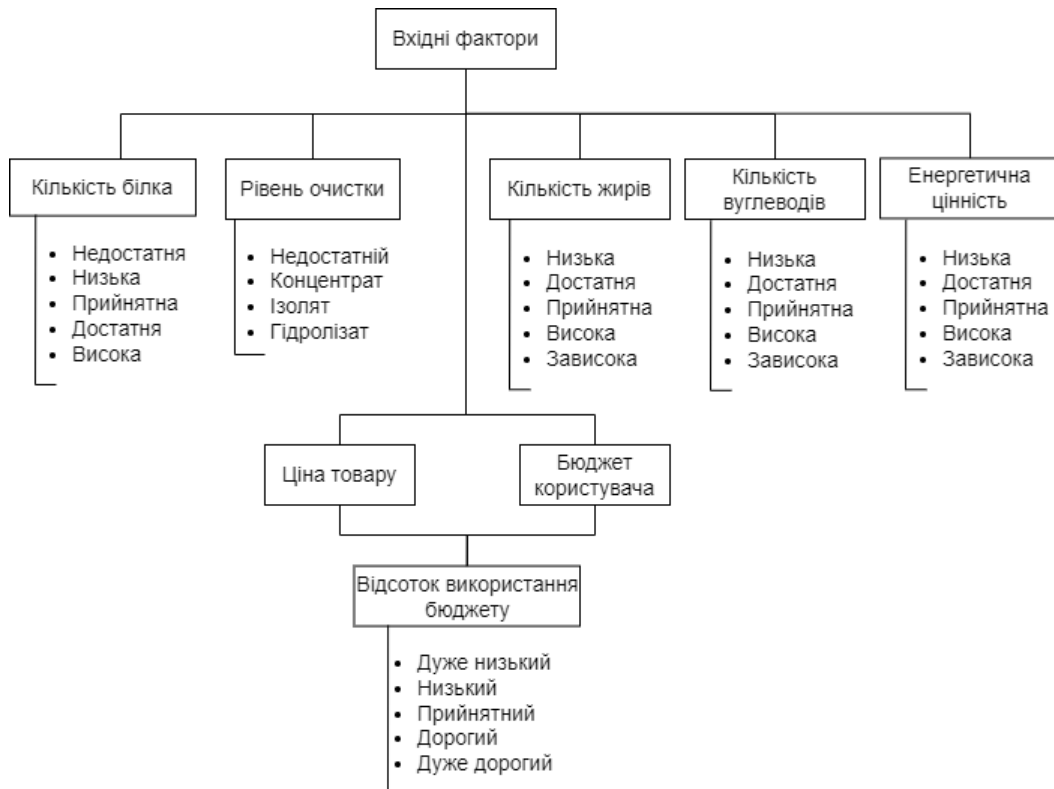


Рисунок 1 – Структура вхідних факторів

Вихідні фактори утворюють структуру зображену на рис. 2. Складові поживної цінності оцінюються за впливом на загальну поживну цінність білкової суміші, а проміжний фактор «Відсоток використання бюджету» дозволяє оцінити купівельну спроможність користувача. На основі купівельної спроможності та поживної цінності виводиться остаточна рекомендація щодо покупки протеїну.



Рисунок 2 – Структура вихідних факторів

Узагальнену структуру системи нечіткого логічного виведення для вибору товарів спортивного харчування представлено на рисунку 3.

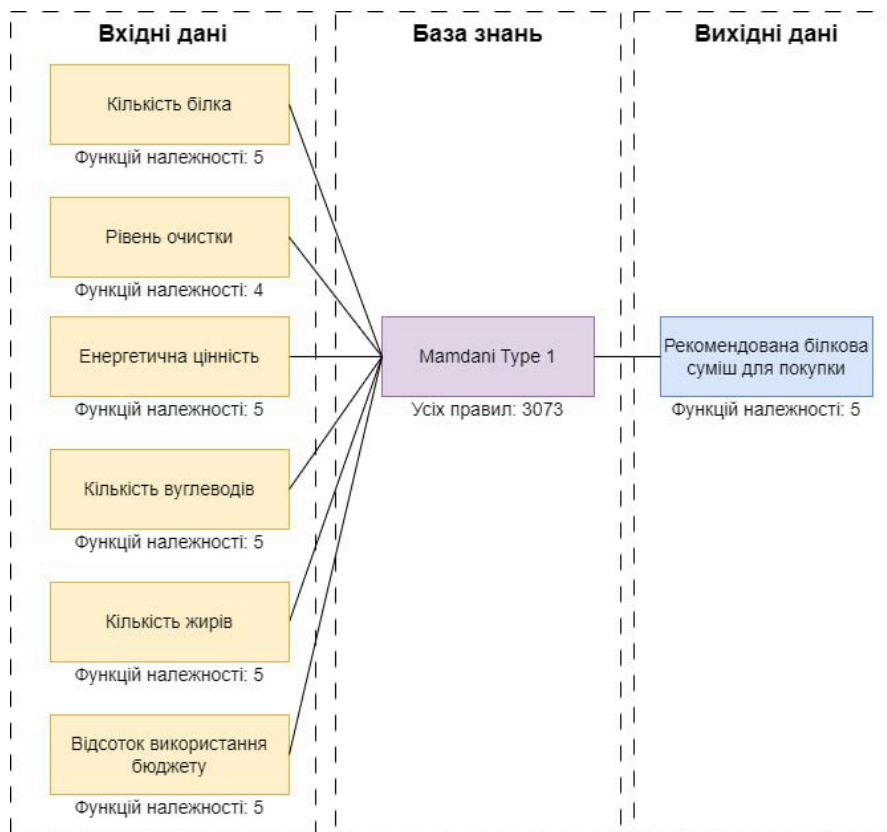


Рисунок 3 – Узагальнена структура системи нечіткого логічного виведення для вибору протеїну

Визначимо кількість правил необхідних для того, щоб охопити усі можливі комбінації лінгвістичних змінних та їх термів:

$$|T(y1)| \cdot |T(y2)| \cdot |T(y3)| \cdot |T(y4)| \cdot |T(y5)| \cdot |T(y6)| = 5 \cdot 4 \cdot 5 \cdot 5 \cdot 5 \cdot 5 = 12500 \quad (1)$$

Отримуємо 12500 можливих правил. Щоб оптимізувати нечітку базу знань шляхом зменшення загальної кількості правил, використаємо правила, які виглядають наступним чином:

Якщо <Кількість білка = недостатня (ILP)> АБО <Рівень очистки білкової суміші = недостатній (ILPP)> АБО <Енергетична цінність = низька (LLEV)> АБО <Кількість вуглеводів = низька (LLC)> АБО <Відсоток використання бюджету = дуже низький (VCP)> ТО <Рекомендована білкова суміш для покупки = не розглядати (NCP)>.

Тоді вираз (1) обраховується наступним чином:

$$(|T(y1)|-1) \cdot (|T(y2)|-1) \cdot (|T(y3)|-1) \cdot (|T(y4)|-1) \cdot (|T(y5)|-1) \cdot (|T(y6)|-1) + 1 = 4 \cdot 3 \cdot 4 \cdot 4 \cdot 4 + 1 = 3073$$

Хоча кількість правил скоротилась у 4 рази, до 3073, їх досі занадто багато для адекватної роботи розробника. При такій кількості, легко допустити помилку при записі правил, дуже важко корегувати або налаштувати роботу системи на етапі тестування, а також доведеться витратити велику кількість часу безпосередньо на створення самих правил.

Очевидно, що зі збільшенням кількості вхідних даних до нечіткої інтелектуальної системи – кількість правил у базі знань зростає експоненціально, що своєю чергою призводить до зниження ефективності проведення обчислень [3]. Це також ускладнює роботу з налаштуванням та корегуванням правил бази знань і параметрів функцій належностей. Розв'язанням даної проблеми може слугувати впровадження дерева нечіткого логічного виведення. Дерева нечіткого логічного виведення, також

відомі як ієрархічні системи нечіткого логічного виведення, являють собою ієрархічно впорядковані системи нечіткого логічного виведення. У деревоподібній структурі виходи нечітких систем нижчого рівня слугують входами для нечітких систем вищого рівня. Древа нечіткого логічного виведення потребують менших обчислювальних потужностей, з ними значно легше працювати і розуміти, на відміну від системи нечіткого логічного виведення зі значною кількістю вхідних даних. Структура дерева дозволяє значно скоротити кількість правил необхідних для охоплення всіх необхідних комбінацій лінгвістичних змінних та термів. Таким чином, можна зменшити кількість входів на кожному етапі логічного виведення, що зменшує кількість можливих унікальних комбінацій вхідних даних і відповідно зменшує кількість необхідних правил у базі знань до 89 правил, що продемонстровано на рис. 4. При цьому, зручність додавання, редагування та тестування правил значно покращується, оскільки база знань розділяється на декілька баз знань, що відповідають певному етапу логічного виведення.

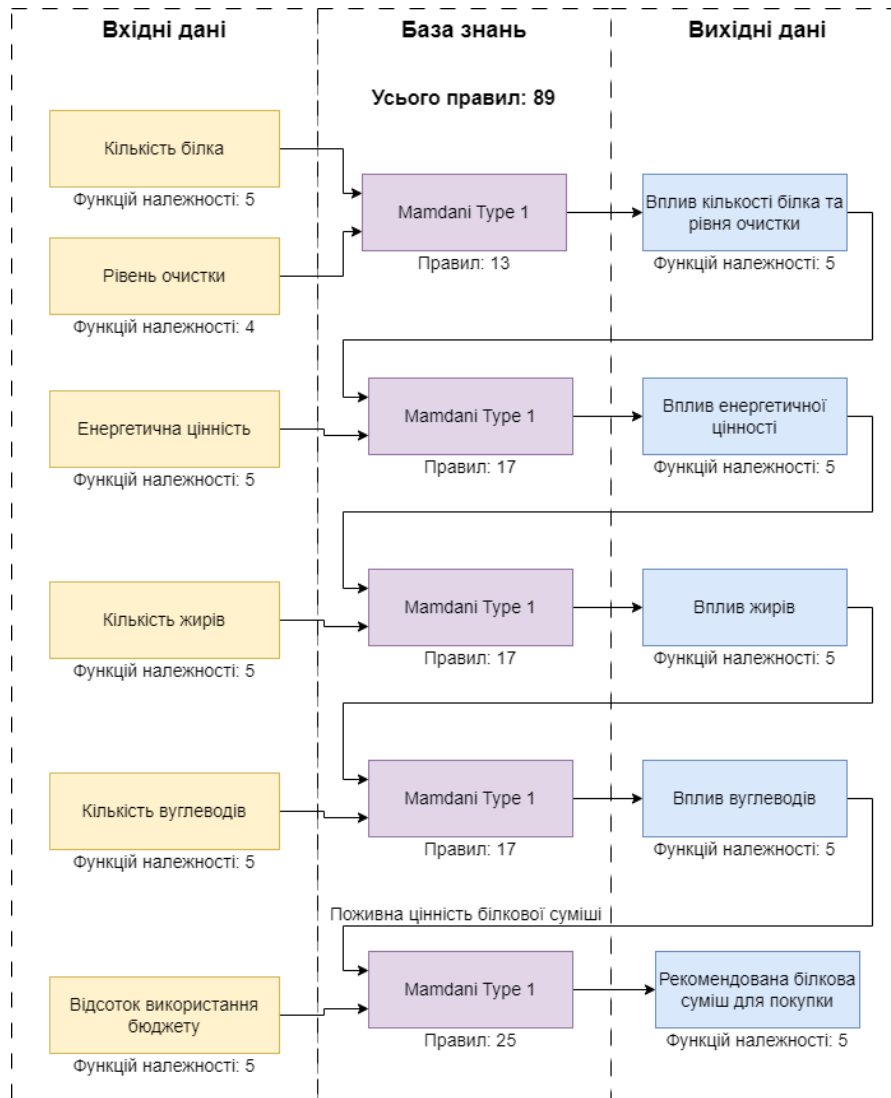


Рисунок 4 – Структура дерева нечіткого логічного виведення для вибору протеїну

Отже, використовуючи дерево нечіткого логічного виведення для вибору протеїну вдалось оптимізувати нечітку базу знань шляхом зменшення загальної кількості правил з 3073 до 89, тобто у 34,5 рази. А також завдяки зменшенню довжини запису правила, оскільки на кожному етапі використовується тільки 2 антецеденти, а не одразу всі 6.

Розглянемо, як саме використання дерева нечіткого логічного виведення, допоможе покращити ефективність роботи нечіткої інтелектуальної системи вибору спортивного харчування. Як зазначалось

вище, при значній кількості вхідних даних та великому обсязі нечіткої бази знань – система нечіткого логічного виведення потребує більшого часу на обробку даних і загальна обчислювальна складність збільшується, що своєю чергою знижує ефективність роботи нечіткої інтелектуальної системи [4]. Розрахуємо прогнозовану кількість необхідних операцій [5], що наведені у таблиці 1, для узагальненої структури системи нечіткого логічного виведення для вибору протеїну:

Таблиця 1 – Прогнозована кількість необхідних операцій

Етап	Метод	Кількість операцій
Фазифікація	Pi-shaped	$(70N_p + 29N_pM_p + 8)N_v$
Виведення	Mamdani	$(63M + 37N_v + 19)L + 6$
Дефазифікація	Centroid	$(39M + 5)L + 15$

$$K_{op} = (70N_p + 29N_pM_p + 8)N_v + (63M + 37N_v + 19)L + 6 + (39M + 5)L + 15 = 10\,831\,887, (2)$$

де N_p – кількість нечітких множин на вході;

N_v – кількість входів;

M – кількість рівнів дискретизації області визначення виходу;

M_p – кількість рівнів дискретизації області визначення входу;

L – кількість правил;

K_{op} – загальна кількість операцій.

Далі, проведемо аналогічні розрахунки для дерева нечіткого логічного виведення. Розрахунки будуть проводитись для кожного етапу, після чого буде визначено загальну суму усіх прогнозованих операцій.

$$K_{op1} = (70N_p + 29N_pM_p + 8)N_v + (63M + 37N_v + 19)L + 6 + (39M + 5)L + 15 = 61\,707$$

$$K_{op2} = 77\,151$$

$$K_{op3} = 77\,151$$

$$K_{op4} = 77\,151$$

$$K_{op5} = 104\,047$$

$$K_{op} = 61\,707 + 77\,151 + 77\,151 + 77\,151 + 104\,047 = 397\,207$$

Отже, як видно з проведених розрахунків, використовуючи дерево нечіткого логічного виведення для вибору протеїну вдалось зменшити прогнозовану кількість необхідних операцій з 10 831 887 до 397 207, тобто у 27,3 рази. Такий результат дозволить покращити ефективність роботи нечіткої інтелектуальної системи вибору спортивного харчування.

Внесемо отримані результати досліджень у табл. 2, для порівняння узагальненої системи нечіткого логічного виведення з системою нечіткого логічного виведення, що використовує дерева нечіткого логічного виведення у питанні надання рекомендацій щодо вибору спортивного харчування.

Таблиця 2 – Порівняння результатів дослідження узагальненої системи нечіткого логічного виведення з системою нечіткого логічного виведення, що використовує дерева нечіткого логічного виведення

Показники	Розмір нечіткої бази знань	Кількість антецедентів у правилах	Прогнозована кількість операцій
Узагальнена система нечіткого логічного виведення	3073	6	10 831 887
Система нечіткого логічного виведення з використанням дерева нечіткого логічного виведення	89	2	397 207
Зміна показників, Δ	Зменшення у 34,5 рази	Зменшення у 3 рази	Зменшення у 27,3 рази

Висновки

Таким чином, виявлено, що використання дерева нечіткого логічного виведення з метою оптимізації бази знань та покращення ефективності роботи нечіткої інтелектуальної системи для вибору спортивного харчування є доцільним та ефективним рішенням. Оптимізація нечіткої бази знань досягається внаслідок її зменшення у 34,5 рази та скорочення кількості антецедентів у правилах з 6 до 2, тобто у 3 рази. Подібна оптимізація дозволяє зручно працювати з базою знань, спрощує роботу з налаштуванням та корегуванням правил бази знань і параметрів функцій належностей. Покращення ефективності роботи нечіткої інтелектуальної системи відбувається шляхом зменшення прогнозованої кількості операцій у 27,3 рази. Це дозволяє користувачу отримувати результат швидше, не перевантажує систему та знижує мінімальні технічні вимоги для роботи нечіткої інтелектуальної системи. Встановлено, що запропонований підхід до організації системи нечіткого логічного виведення розв'язує основні проблеми пов'язані зі значною кількістю вхідних даних нечіткої інтелектуальної системи для вибору спортивного харчування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Global status report on physical activity 2022 [Електронний ресурс] // World Health Organization. – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.who.int/teams/health-promotion/physical-activity/global-status-report-on-physical-activity-2022>.
2. Global sports nutrition market research report 2021 [Електронний ресурс] // 360 Market updates. – 2021. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.360marketupdates.com/global-sports-nutrition-market-17221406>.
3. FIS Trees [Електронний ресурс] // Mathworks. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/fuzzy-trees.html>.
4. Siddique N. Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing / N. Siddique, A. Hojjat. – Oxford, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2013. – 512 с.
5. Computational Complexity of Fuzzy Controllers and Its Application to a Real-Time Loop Controller [Електронний ресурс] // IFAC Proceedings Volumes, Volume 28. – 1995. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667017472648>.

Шелестюк Богдан Ігорович — студент групи 2КН-22м, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: bohdan.shelestiuk@gmail.com.

Шелестюк Максим Ігорович — студент групи 2КН-22м, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: maxshelestiuk@gmail.com.

Яровий Андрій Анатолійович — д.т.н, професор, зав. кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: a.yarovyy@vntu.edu.ua.

Козловський Андрій Володимирович — кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: akozlovskiy@vntu.edu.ua.

Shelestiuk Bohdan I. — Faculty of Intelligent Information Technology and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, email: bohdan.shelestiuk@gmail.com.

Shelestiuk Maksym I. — Faculty of Intelligent Information Technology and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, email: maxshelestiuk@gmail.com.

Yarovyi Andrii A. — Doctor of Science (Eng.), Professor, Head of the Computer Science Department, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, email: a.yarovyy@vntu.edu.ua

Kozlovsky Andrii V. — Cand. Sc. (Eng), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Computer Sciences, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, email: akozlovskiy@vntu.edu.ua.