

УДК 004.94

Т. Б. Мартинюк, А. В. Маслій

## АНАЛІЗ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ПРОЦЕСУ В НЕЙРОМЕРЕЖЕВОМУ КЛАСИФІКАТОРІ

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

**Анотація.** Використання нейромережевих технологій при створенні експертних систем показало їх перспективність для медичного діагностування захворювань при значній кількості симптомів. Базова модель нейромережевого класифікатора зумовила використання дискримінантного аналізу для процесу класифікації. В роботі розглянуто вдосконалений варіант класифікатора на базі нейромережі Хеммінга. Вдосконалення стосується усунення одного зі зворотних латеральних зв'язків у кожного нейроподібного елемента останнього шару нейромережі. Це призвело до спрощення структури класифікатора. Імітаційне моделювання класифікаційного процесу проводилось на прикладах з медичного діагностування. Воно показало прискорення процесу класифікації майже у 2 рази у порівнянні з класичним варіантом цього процесу.

**Ключові слова:** нейромережевий класифікатор, комп'ютерне моделювання, латеральний зв'язок, медичне діагностування.

**Аннотация.** Использование нейросетевых технологий при создании экспертных систем показало их перспективность для медицинского диагностирования заболеваний при значительном количестве симптомов. Базовая модель нейросетевого классификатора обусловила применение дискриминантного анализа для процесса классификации. В работе рассмотрен усовершенствованный вариант классификатора на базе нейросети Хэмминга. Усовершенствование касается устранения одного из обратных латеральных связей у каждого нейроподобного элемента последнего слоя нейросети. Это привело к упрощению структуры классификатора. Имитационное моделирование классификационного процесса проводилось на примерах из медицинского диагностирования. Оно показало ускорение процесса классификации почти в 2 раза по сравнению с классическим вариантом этого процесса.

**Ключевые слова:** нейросетевой классификатор, компьютерное моделирование, латеральная связь, медицинское диагностирование.

**Abstract.** The use of neural network technologies in the creation of expert systems has shown their promise for medical diagnosis of diseases with a significant number of symptoms. The basic model of the neural network classifier has led to the use of discriminant analysis for the classification process. The paper considers the advanced version of the classifier based on Hamming's neural network. Improvement relates to the elimination of one of the reverse lateral bonds in each neural-like element of the last layer of the neural network. This led to a simplification of the classifier's structure. Simulation modeling of the classification process was carried out on examples of medical diagnosis. It showed an acceleration of the classification process by almost 2 times compared with the classic version of this process.

**Key words:** neural network classifier, computer modeling, lateral communication, medical diagnostics.

### Вступ

Нейромережеві технології покликані вирішувати складні для формулювання завдання, до яких, зокрема, зводяться багато проблем медицини [1]. В першу чергу, це пов'язане з тим, що досліднику часто надано велику кількість різноманітного фактичного матеріалу, для якого ще не створена математична модель. Крім того, необхідно представляти результати аналізу у вигляді, зрозумілому фахівцеві прикладної області [2, 3].

Одним з найбільш зручних інструментів для вирішення подібних завдань є штучні нейронні мережі - потужний і одночасно гнучкий метод імітації процесів і явищ. Відмінна властивість нейронних мереж полягає в їх здатності навчатися на основі експериментальних даних предметної області [4, 5]. Навчання нейронної мережі являє собою інтерактивний процес, в ході якого нейронна мережа знаходить приховані нелінійні залежності між вхідними параметрами і кінцевим рішенням, а також оптимальну комбінацію вагових коефіцієнтів нейронів, що з'єднують сусідні шари, при якій похибка визначення класу образу (діагнозу) прагне до мінімуму [4, 5].

Стосовно експертних систем медичного діагностування експериментальні дані представляються у вигляді безлічі вхідних ознак або параметрів об'єкта і поставленого на основі них діагнозу [6].

### Актуальність

Основні переваги нейромережевих експертних систем перед звичайними такі [6-8]:

- 1) нейромережі приймають рішення на основі досвіду, придбаного ними самостійно;
- 2) рішення, прийняте нейромережею, не є категоричним: мережа видає рішення разом зі ступенем впевненості в ньому, що залишає користувачеві можливість критично оцінювати її відповідь;
- 3) нейромережа дозволяє моделювати ситуацію прийняття рішення;
- 4) нейромережі дають відповідь дуже швидко (долі секунди), що дозволяє використовувати їх в різних динамічних системах, що вимагають негайного прийняття рішення.

Це доводить необхідність, актуальність та затребуваність використання штучних нейронних мереж для вирішення медичних задач [6, 9]. Використання нейромережевих технологій відкриває якісно інший рівень вивчення процесів в такій стохастичній системі, як людський організм. Особливо корисними здаються можливості моделювання при ургентних станах, що зустрічаються в хірургічній практиці (таких як черепно-мозкова травма, наприклад), а також можливості прогнозування. Це пов'язано з тим,

що ступінь впливу на організм при хірургічних втручаннях вкрай високий, і було б не зайвим мати інструмент, який допомагає передбачити перебіг подій після різних способів впливу [7].

### Мета

Метою роботи є дослідження особливостей процесу класифікації у нейромережевому класифікаторі на прикладах біомедичного діагностування.

### Задача

Однією з моделей нейромережевого класифікатора, що використовує дискримінантні функції класифікації об'єктів [2, 10], є нейромережа Хеммінга [4]. Застосування дискримінантного аналізу для медичного діагностування даних є широковідомим методом класифікації об'єктів [11, 12]. Так в роботах [13, 14] досліджено метод оброблення за різницею зрізів елементів дискримінантних функцій у вигляді матриці. Разом з тим, класичний варіант класифікаційного процесу у нейромережевому класифікаторі теж може бути вдосконалений.

### Розв'язання задачі

На рис. 1 наведено відому структурну схему нейромережевого класифікатора на базі нейромережі Хеммінга [4].

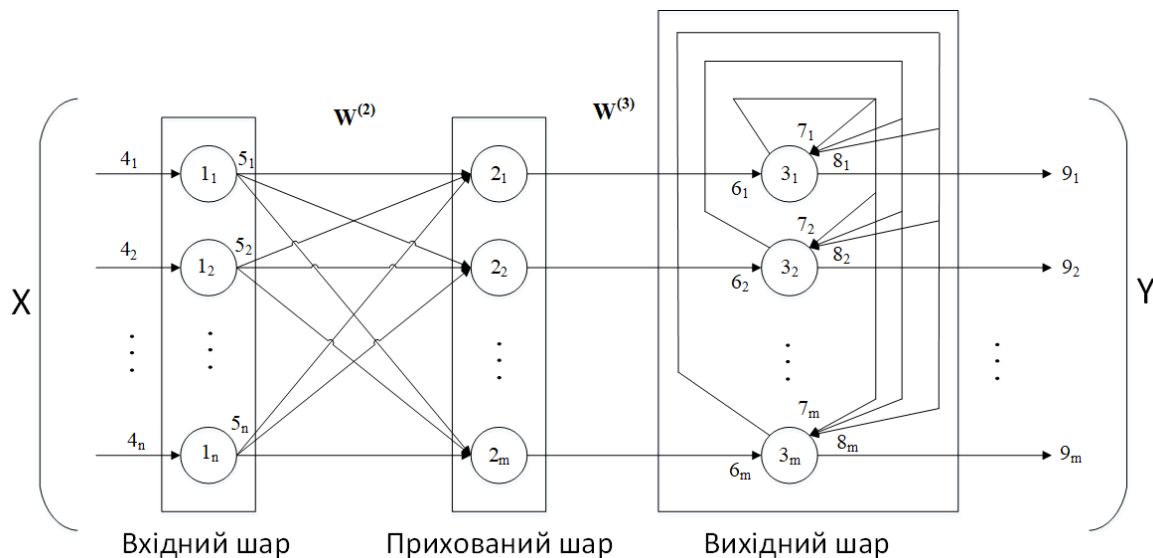


Рисунок 1 – Структурна схема класифікатора

Класифікатор складається з трьох шарів: перший шар - вхідний шар з  $n$  сенсорних нейроелементів  $1_1, \dots, 1_n$ , де  $n$  - розмірність вхідного вектора; другий шар - прихований шар з  $m$  лінійних нейроподібних елементів  $2_1, \dots, 2_m$ , де  $m$  - кількість класів; третій шар - вихідний шар з  $m$  бінарних нейроподібних елементів  $3_1, \dots, 3_m$ . Особливістю структури є те, що вихід кожного з лінійних нейроподібних елементів  $2_1, \dots, 2_m$  прихованого шару з'єднаний з відповідним входом  $6_1, \dots, 6_m$  прямого зв'язку бінарних нейроподібних елементів  $3_1, \dots, 3_m$  вихідного шару, додаткові виходи  $7_1, \dots, 7_m$  яких з'єднані латеральними зв'язками з відповідними входами бінарних нейроподібних елементів  $3_1, \dots, 3_m$  цього шару. Виходи  $9_1, \dots, 9_m$  є виходами ознаки належності вхідних сигналів відповідному класу [1].

Класифікатор працює у два етапи. Перший етап - це етап налаштування, на якому встановлюються значення ваг  $W_{ij}^{(2)}$  матриці  $W^{(2)}$  зв'язків входів лінійних нейроподібних елементів  $2_1, \dots, 2_m$  прихованого шару з виходами сенсорних нейроелементів  $1_1, \dots, 1_n$  вхідного шару, тобто відбувається навчання класифікатора.

Другий етап - робочий, на якому відбувається основне функціонування класифікатора. При цьому на входи  $4_1, \dots, 4_n$  класифікатора подається  $n$ -елементний вхідний вектор  $X$  ознак, кожний елемент  $x_j$  якого, де  $j=1, \dots, n$ , проходячи через відповідні  $n$  сенсорні нейроелементи  $1_1, \dots, 1_n$  вхідного шару, з їх виходів  $5_1, \dots, 5_n$  помножується на відповідні вагові коефіцієнти  $W_{ij}^{(2)}$ . А кожна дискримінантна функція  $S_i$  з виходів лінійних нейроподібних елементів  $2_1, \dots, 2_m$  подається на відповідні входи  $6_1, \dots, 6_m$  бінарних нейроподібних елементів  $3_1, \dots, 3_m$  вихідного шару, де  $i=1, \dots, m$ .

Функція активації  $f^1(S_i)$  на додаткових виходах  $7_1, \dots, 7_m$  відповідних бінарних нейроподібних елементів  $3_1, \dots, 3_m$  вихідного шару має вигляд:

$$f^1(S_i) = \begin{cases} S_i, & \text{якщо } S_i > 0, \\ 0, & \text{якщо } S_i \leq 0. \end{cases} \quad (1)$$

Бінарні нейроподібні елементи  $3_1, \dots, 3_m$  вихідного шару функціонують в режимі WTA (Winner Takes All), при якому в кожній фіксованій (кінцевій) ситуації активізується тільки один бінарний нейроподібний елемент  $3_k$ , де  $k=1, \dots, m$ , а всі інші перебувають у стані спокою. Функція активації  $f^2(S_i)$  на виходах  $8_1, \dots, 8_m$  відповідних бінарних нейроподібних елементів  $3_1, \dots, 3_m$  вихідного шару задається виразом:

$$f^2(S_i) = \begin{cases} 1 & \text{для } S_i > 0, \\ 0 & \text{для } S_i \leq 0. \end{cases} \quad (2)$$

Ітераційний процес завершується у момент, коли всі бінарні нейроподібні елементи  $3_1, \dots, 3_m$  вихідного шару, крім одного бінарного нейроподібного елемента  $3_k$  (переможця з вихідним сигналом, не рівним нулю), перейдуть в нульовий стан. Бінарний нейроподібний елемент переможець  $3_k$  з ненульовим вихідним сигналом є представником  $k$ -го класу, до якого належить вхідний вектор  $X$ .

Варто відмітити, що ваги  $w_{ij}^{(2)}$  матриці  $W^{(2)}$  зв'язків прихованого шару налаштовуються в процесі навчання класифікатора, а ваги  $w_{ij}^{(3)}$  матриці  $W^{(3)}$  латеральних зв'язків між бінарними нейроподібними елементами  $3_1, \dots, 3_m$  та їх відповідними входами у вихідному шарі мають постійні значення вигляду:

$$w_{ij}^{(3)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i = j, \\ -\varepsilon \leq \frac{1}{m}, & \text{якщо } i \neq j. \end{cases} \quad (3)$$

Це свідчить про формалізацію процесу отримання за максимумом дискримінантних функцій результуючого сигналу про належність вхідного образу у вигляді вектора його ознак до певного  $k$ -го класу за рахунок введення латеральних зв'язків з постійними вагами між бінарними нейроподібними елементами вихідного шару класифікатора.

### Імітаційне моделювання процесу класифікації

За об'єкт моделювання використано вдосконалену схему нейромережевого класифікатора на базі нейромережі Хеммінга, яка складається з трьох шарів [15]. Відмінність цієї схеми від класичної схеми нейромережі Хеммінга (рис. 1) полягає в тому, що змінено правило формування ваг латеральних зв'язків у нейронів шару типу WTA («переможець отримує все»):

$$w_{ij}^{(3)} = \begin{cases} 0, & \text{якщо } i = j, \\ -\varepsilon \leq \frac{1}{m}, & \text{якщо } i \neq j. \end{cases} \quad (4)$$

А у класичній схемі ваги формуються за правилами, як у виразі (3). Тобто за виразом (4) фактично відсутній зв'язок у кожного нейрона із самим собою, але сам нейрон у цьому випадку повинен мати елемент пам'яті для збереження попереднього значення його виходу.

Для підтвердження слушності таких змін здійснено комп'ютерне моделювання процесу класифікації у нейромережевому класифікаторі для двох наведених варіантів формування ваг (3) і (4).

В процесі моделювання використано дані біомедичного діагностування на прикладі виявлення трьох видів апендициту (1 – гангренозний, 2 – флегмонозний, 3 – катаральний) та інша патологія живота [2]. Задіяно 8 симптомів (табл. 1) [2].

По даних 103 історій хвороби хворих з трьома видами гострого апендициту і непідтвердженим діагнозом сформовано навчальну інформацію [2]. У частини матриці навчальної інформації (табл. 2) містяться значення в балах 8 симптомів і групова ознака (діагноз), яка вказує, до якої групи відноситься хворий. У хворих з гангренозним апендицитом групова ознака – 1, хворі з флегмонозним апендицитом об'єднані в групу з ознакою 2. Групова ознака хворих з катаральним апендицитом – 3, у хворих з непідтвердженим діагнозом гострого апендициту групова ознака – 4 [2].

Таблиця 1 – Симптоми апендициту, ступені вираженості та їх коди

Симптоми	Назва симптому	Ступені вираженості симптомів та їх коди
$x_1$	Болі в правій здухвинній ділянці	1 – незначне; 2 – виражене
$x_2$	Тривалість болей в правій здухвинній ділянці	1 – більше як 2 доби; 2 – 25-48 годин; 3 – 13-24 години; 4 – до 12 годин.
$x_3$	Частота пульсу	1 – до 80 уд/хв; 2 – 81-100 уд/хв; 3 – більше як 100 уд/хв.
$x_4$	Лейкоцити крові	1 – до 8 тис/мкл; 2 – 8-14 тис/мкл; 3 – більше як 14 тис/мкл.
$x_5$	Зміна язика	0 – не обложений; 1 – обложений
$x_6$	Симптом Щеткіна - Блюмберга	0 – відсутній; 2 – виражений
$x_7$	Симптом Ровзінга	0 – відсутній; 2 – виражений
$x_8$	Захисне м'язове напруження	0 – відсутній; 2 – виражений

Таблиця 2 – Масив навчальної інформації

Групова ознака	Симптоми							
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$
1	2	2	2	2	1	2	0	2
1	2	3	1	3	1	2	2	2
1	2	2	1	3	1	2	2	2
1	2	3	1	3	0	2	0	2
2	1	4	2	1	0	2	0	2
2	1	4	2	2	1	2	2	2
2	2	4	2	3	0	0	2	2
2	2	4	1	3	0	2	2	2
3	2	1	2	2	1	2	2	0
3	2	3	1	1	1	2	0	2
3	2	3	1	3	0	0	2	2
3	1	4	1	2	1	2	2	0
4	1	3	1	1	1	0	0	0
4	1	4	1	1	0	0	0	0
4	1	1	2	1	0	0	0	0
4	1	2	1	1	0	0	0	0

За даними повної матриці навчальної інформації створено 4 лінійні дискримінантні функції (ЛДФ) [2]:

$$\text{ЛДФ1} = -63,0 + 9,8x_1 + 3,6x_2 + 7,8x_3 + 5,2x_4 + 14,3x_6 + 11,8x_7 + 11,3x_8, \quad (5)$$

$$\text{ЛДФ2} = -57,4 + 8,3x_1 + 4,9x_2 + 6,2x_3 + 4,3x_4 + 13,5x_6 + 11,7x_7 + 10,6x_8, \quad (6)$$

$$\text{ЛДФ3} = -49,6 + 9,4x_1 + 4,7x_2 + 5,5x_3 + 3,0x_4 + 12,3x_6 + 12,0x_7 + 8,3x_8, \quad (7)$$

$$\text{ЛДФ4} = -23,0 + 6,3x_1 + 2,5x_2 + 5,3x_3 + 2,8x_4 + 7,8x_6 + 7,0x_7 + 5,8x_8, \quad (8)$$

Варто зазначити, що ознака  $X_5$  має дуже низький рівень інформативності, тому вона не була включена до ЛДФ [2].

### Імітаційне моделювання процесу класифікації

Комп'ютерне моделювання виконувалось шляхом розробки програми на мові програмування C# без використання сторонніх бібліотек. Це дозволяє запускати її на всіх комп'ютерах з операційною системою Windows. Перевірка програми виконувалась з використанням реальних біомедичних діагностичних даних [2]. Програма працює в чотири етапи.

Етап 1. На першому етапі вводяться значення ознак (табл. 1).

Етап 2. На другому етапі обраховуються значення лінійних дискримінантних функцій (ЛДФ) за формулами (5) – (8).

Етап 3. На третьому етапі моделюється процес роботи третього шару нейромережі, в якому відбувається формування вихідного вектора. Спочатку обраховуються результати за допомогою покращеної версії класифікатора, потім його звичайною версією. Також визначається швидкодія алгоритмів шляхом підрахування кількості циклів, яка необхідна кожному з них для формування вихідного вектора. Для цього у програму введено лічильник циклів.

Етап 4. На четвертому етапі відбувається формування та виведення результатів. Результат роботи програми виводиться на екран. На рис. 2 наведено результат роботи програми для діагностування одного з видів захворювання. Максимальне значення на виході 2 свідчить про те, що дані значення ознак відповідають флегмозному апендициту. Також зображено кількість циклів, яка була необхідна покращеній версії класифікатора та звичайній для визначення групової ознаки (діагнозу) за значеннями ознак (ступенями вираженості симптомів).

Програму перевірено з використанням всіх діагностичних даних з матриці навчальної інформації (табл. 2). Так для діагностування захворювання першої групи кількість циклів складає в середньому 9 циклів для покращеної версії класифікатора та 20 циклів для звичайної. Для другої групи: 8 та 18 циклів для удосконаленої та звичайної версій класифікатора відповідно. Для третьої групи: 5 та 12 циклів для удосконаленої та звичайної версій класифікатора відповідно. Для четвертої групи: 1 цикл та 2 цикла для удосконаленої та звичайної версій класифікатора відповідно.

```
Значення ознак: 2; 4; 2; 3; 0; 0; 2; 2;
Значення ЛДФ: 48,4; 48,7; 48,6; 44,2;

Удосконалений класифікатор Хеммінга
Кількість циклів: 8
Вихід 1 = 0
Вихід 2 = 1 (MAX)
Вихід 3 = 0
Вихід 4 = 0

Класифікатор Хеммінга
Кількість циклів: 18
Вихід 1 = 0
Вихід 2 = 1 (MAX)
Вихід 3 = 0
Вихід 4 = 0
```

Рисунок 2 – Результат роботи програми

### Висновки

1. У роботі проаналізовані переваги нейромережевих експертних системи та наведено їх актуальність. Аналіз показав, що нейромережеві експертні системи використовуються в різних динамічних системах, що вимагають негайного прийняття рішення.

2. Вибір в якості базової моделі класифікатора нейромережі Хеммінга зумовив застосування дискримінантного аналізу для процесу класифікації, який забезпечує високі показники точності медичного діагностування.
3. У роботі запропонований вдосконалений варіант структури нейромережевого класифікатора на базі нейромережі Хеммінга, в якому видалено у кожного нейроподібного елемента вихідного шару латеральний зв'язок із самим собою, що спрощує структурну схему класифікатора.
4. Розроблено імітаційну програму, яка не тільки доводить слушність вдосконалення структури класифікатора, а й дає можливість визначити прискорення процесу класифікації.
5. З результату порівняння роботи комп'ютерних моделей обчислювального процесу у двох нейромережевих класифікаторах видно, що вдосконалена версія виконує поставлену задачу у середньому удвічі швидше. Точна різниця між кількістю циклів залежить від вхідних даних.

#### Список літератури

1. Нейронные сети в медицине / А. Ежов, В. Четкин // Открытые системы. – 1997. - N4. – С. 34 – 47. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.icm.ru/~masich/win/lexion/neuro/medicine.html>
2. Юнкеров В.И. Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований / В.И. Юнкеров, С.Е. Григорьев. – СПб.: ВМедА, 2002. – 266 с. – ISBN 5-94277-011-5.
3. Рангайян Р.М. Анализ биомедицинских сигналов. Практический подход / Р. М. Рангайян, пер. с англ. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 440с. – ISBN 978-5-9221-0730-3.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: пер. с польского И. Д. Рудинского / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. – ISBN 5-279-02567-4.
5. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ. / Р. Каллан. – М.: Вильямс, 2003. – 288 с. – ISBN 5-8459-0210-X.
6. Алгоритм построения экспертных систем на нейронных сетях [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://elibr.alsttu.ru/elibr/books/Files/pv2009\\_0102/pdf/001garkol.pdf](http://elibr.alsttu.ru/elibr/books/Files/pv2009_0102/pdf/001garkol.pdf).
7. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования в хирургии [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.medicum.nnov.ru/nmj/2003/1/26.php>.
8. Нейронные сети в кардиологии [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://www.icm.ru/~masich/win/lexion/neuro/medicine.html#\\_part\\_3](http://www.icm.ru/~masich/win/lexion/neuro/medicine.html#_part_3).
9. Использование нейронных сетей [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://www.neuroproject.ru/articles\\_dak\\_nn.php](http://www.neuroproject.ru/articles_dak_nn.php).
10. Нейронный классификатор [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.chat.ru/~neurocomp/>
11. Martyniuk T.B., Kupershtein L. M., Medvid A. V., Kozhemiako A. V., Wojcik W., Yuchshenko O. Application of discriminant analysis methods in medical diagnostics. Optical Fibers and Their Applications 2012. Proc. of SPIE. Vol. 8698, article id. 86980 G, 4pp. (2013), Doi: 10.1117/12.2019733.
12. Дискриминантный анализ [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stdiscan.html>.
13. Мартинюк Т. Б. Моделювання процесу класифікації з обробленням даних за методом різницевого зрізів / Т. Б. Мартинюк, М. В. Дзись, А. В. Медвідь // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2012. – №4. – С. 144-150. – ISSN 1997-9266.
14. Мартинюк Т. Б. Особливості паралельно-позрізового оброблення елементів матриць для класифікації об'єктів / Т. Б. Мартинюк, А. В. Кожем'яко, А. В. Мельник // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2013. – №2(26). – С. 28-33 – ISSN 1681-7893.
15. Пат. 76519 Україна, МПК G06G 7/00. Класифікатор / Т. Б. Мартинюк, А. В. Медвідь, Л. М. Куперштейн, І. М. Чех. – № у 2012 06584 ; заявл. 30.05.2012; опубл. 10.01.2013, Бюл. № 1. – 4 с. Стаття надійшла: 20.11.2017.

#### Відомості про авторів

**Мартинюк Тетяна Борисівна** – доктор техн. наук, професор кафедри обчислювальної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця.

**Маслій Антон Вікторович** – студент групи ЛТО-12М, Факультет комп'ютерних систем та автоматики, Вінницький національний технічний університет, Вінниця.