

УДК 004.032.26

О.К. КОЛЕСНИЦЬКИЙ, Є.О. ГОРДИШЕВСЬКА

Вінницький національний технічний університет

С.І. ЛУКАШ

Інститут кібернетики ім. В.М.Глушкова НАН України

КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ СИГНАЛІВ МУЛЬТИСЕНСОРІВ ГАЗІВ НА ОСНОВІ ІМПУЛЬСНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

В статті проаналізовано результати комп'ютерного моделювання запропонованого раніше методу розпізнавання сигналів мультисенсорів газів, яке доводить правильність функціонування цього методу та дозволяє визначити середню достовірність розпізнавання.

Ключові слова: імпульсна нейронна мережа, розпізнавання, мультисенсори, комп'ютерна модель.

The paper analyzes the results of computer modeling the gas multisensor signal recognition method, which was proposed previously. The computer modeling proves the correctness of the proposed method operation and allows to determine the average accuracy of recognition.

Keywords: pulse neural network recognition, sucrose, computer model.

Вступ

На сучасному етапі розвитку техніки та технологій надзвичайно актуальною задачею є створення систем штучного інтелекту. Основою систем природного інтелекту, як відомо, є мозок, який споряджений сукупністю сенсорних систем: зір, слух, нюх, дотик та інші. Всі ці системи являють собою, по суті, багатоконпонентні сенсори (як, наприклад, сітківка ока), які надсилають у мозок сукупності імпульсних сигналів, що розпізнаються мозком як образи (візуальні, звукові, запахи та ін.). Процеси обробки мозком сукупності імпульсних сигналів достеменно не з'ясовані, тому задача створення нейроподібних систем розпізнавання багатовимірних сенсорних сигналів має подвійну актуальність. З одного боку, це сприятиме створенню практично корисних штучних систем розпізнавання сенсорної інформації, а з іншого боку – допоможе в розкритті принципів роботи мозку. Ця стаття присвячена актуальній задачі створення нейроподібних систем розпізнавання багатоканальної сенсорної інформації на основі штучних імпульсних нейронних мереж [1, 2].

Постановка задачі. В статті ставиться задача проаналізувати результати комп'ютерного моделювання методу розпізнавання багатовимірних сигналів на основі імпульсних нейронних мереж, який був запропонований в роботі [3]. Є n сигналів, кожен з яких являє собою залежність якої-небудь величини S_i ($i=1 \dots n$) від часу t : $S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t)$. Необхідно визначити чи є ці сигнали на інтервалі часу $T_0=t_n-t_k$ схожими із заданим ступенем точності на один із m еталонних сигналів, відомих заздалегідь. Перевірку методу потрібно здійснити на прикладі розпізнавання сукупності сигналів, подібних до сигналів мультисенсорів газів [4, 5].

Мета цієї статті – аналіз результатів комп'ютерного моделювання методу розпізнавання багатовимірних сигналів за допомогою імпульсної нейронної мережі на прикладі розпізнавання сигналів мультисенсорів газів, яке проводилось з метою доведення правильності функціонування методу та встановлення основних параметрів процесу розпізнавання.

1. Комп'ютерне моделювання методу розпізнавання сигналів мультисенсорів газів на основі імпульсної нейронної мережі

Для комп'ютерного моделювання методу розпізнавання сигналів мультисенсорів на основі імпульсної нейронної мережі використовувався пакет прикладних програм **CSIM: A Neural Circuit SIMulator** (Version 1.1). CSIM – це інструмент для моделювання різноманітних імпульсних нейронних мереж, які побудовано на різноманітних моделях нейронів і синапсів. Цю програму для моделювання написано на C++ і споряджено МЕХ-інтерфейсом з MatLab. Вона призначена для моделювання мереж, що містять аж до декількох тисяч нейронів і аж до 1 000 000 синапсів.

Метою комп'ютерного моделювання є підтвердження правильності функціонування запропонованого в [3] методу розпізнавання сигналів з використанням імпульсної нейронної мережі.

Моделювання проводилося на прикладі розв'язання задачі розпізнавання 10 різних газів при використанні 3-сенсорного давача. Таким чином, модельована імпульсна нейронна мережа повинна мати 3 сенсорних нейрона (по кількості сенсорів в давачі) і 10 вихідних нейронів (по кількості розпізнаваних газів). Кількість інтернейронів була вибрана 150. Чітких рекомендацій щодо вибору кількості інтернейронів поки що не сформульовано. Відомі загальні рекомендації [1,2,7]: чим більше потрібно розпізнавати образів, тим більшу кількість нейронів повинна містити мережа; чим більше нейронів в мережі, тим краще достовірність її роботи і т. п. Наш вибір визначався тим, що, наприклад, в роботі [7] показано, що імпульсна нейронна

мережа з 135 нейронів надійно розпізнає 10 слів. Таким чином, модельована нейронна мережа показана на рис. 1. На рис. 2 також наведена модельована імпульсна нейронна мережа з показаними зв'язками деяких нейронів. Усі зв'язки не промальовувались з метою кращого сприйняття рисунка.

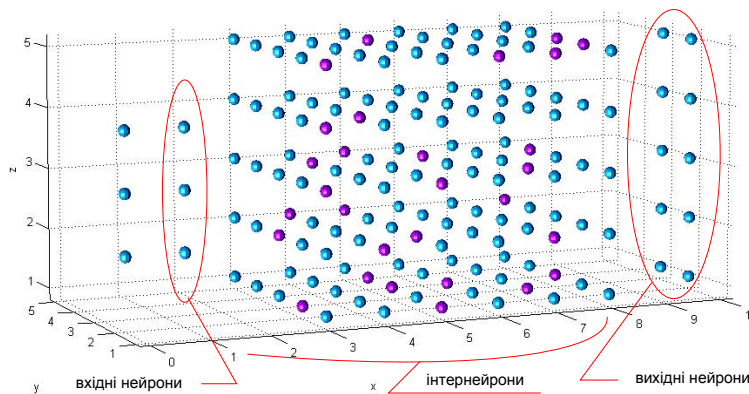


Рис. 1. Структура модельованої імпульсної нейронної мережі: вхідних нейронів – 3, інтернейронів – 150 (масив 6x5x5), вихідних нейронів – 10.

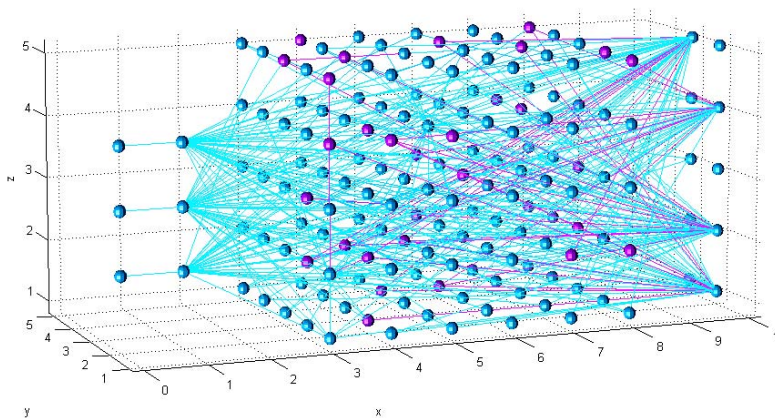


Рис. 2. Модельована імпульсна нейронна мережа на етапі формування зв'язків нейронів (показані зв'язки лише деяких нейронів)

Методика комп'ютерного моделювання полягала в такому:

- 1) генерується нейронна мережа, показана на рис. 2;
- 2) формуються еталонні сигнали газових мультисенсорів. Ці еталонні сигнали є наборами з трьох сигналів різної форми. Бібліотека сигналів різної форми, що використовуються при моделюванні, показана на рис. 3 і складається з 18 сигналів – I1...I18. Всі сигнали мають тривалість 1 секунда. З цих сигналів формується 10 еталонних образів (наборів по три сигнали), які визначені в табл. 1;

Таблиця 1

Відповідність сигналів з бібліотеки (рис. 3) еталонним сигналам мультисенсорів

№ еталонної газової суміші	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Вихід сенсора 1	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I1	I3	I5	I7
Вихід сенсора 2	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I2	I4	I6	I8
Вихід сенсора 3	I13	I14	I15	I16	I17	I18	I5	I7	I14	I9

3) для кожної з 10 еталонних трійок сигналів (див. табл. 1) формується набір в кількості 200 трійок сигналів. Цей набір формується шляхом зсуву і масштабування як в часі, так і по амплітуді еталонних сигналів. Причому, величини зсувів і масштабувань вибираються випадковим чином із заданого діапазону. Якщо передбачити, що еталонний сигнал задається аналітично – $I = f(t)$, то зсув і масштабування можна подати формулою

$$I = k \cdot f(p \cdot t + b) + a, \quad (1)$$

де t – час (аргумент функції); k – коефіцієнт масштабування по амплітуді; p – коефіцієнт масштабування за часом; a – коефіцієнт зсуву по амплітуді; b – коефіцієнт зсуву за часом. Коефіцієнти k , p , a , b є випадковими величинами і набувають значень із заданого діапазону. Так, в описуваному комп'ютерному експерименті коефіцієнти k і p змінювалися за нормальним законом розподілу в діапазоні 0,95...1,05 (тобто в межах $\pm 5\%$), коефіцієнт a змінювався за нормальним законом розподілу у діапазоні $(0,95...1,05) \cdot I_{max}$ (тобто в межах $\pm 5\%$ від I_{max} – максимального значення амплітуди сигналу), а коефіцієнт b

змінювався за нормальним законом розподілу в діапазоні $(0,95...1,05) \cdot T$ (тобто в межах $\pm 5\%$ періоду вимірювання сигналів $T = 1$ с). Приклад спотвореного еталону, що подається на вхід нейронної мережі, показаний на рис. 4;

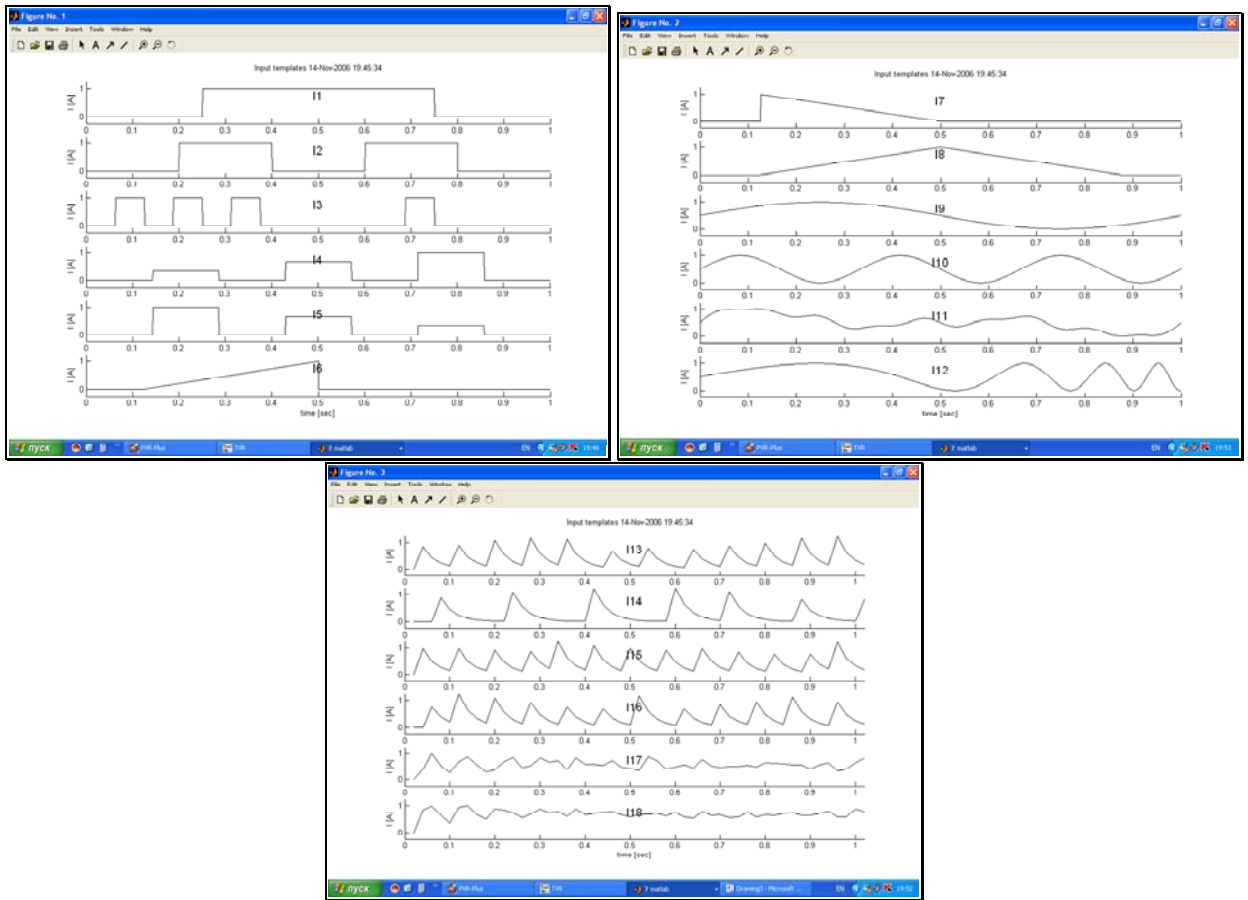


Рис. 3. Бібліотека з 18 сигналів різної форми (I1...I18), що використовуються при моделюванні

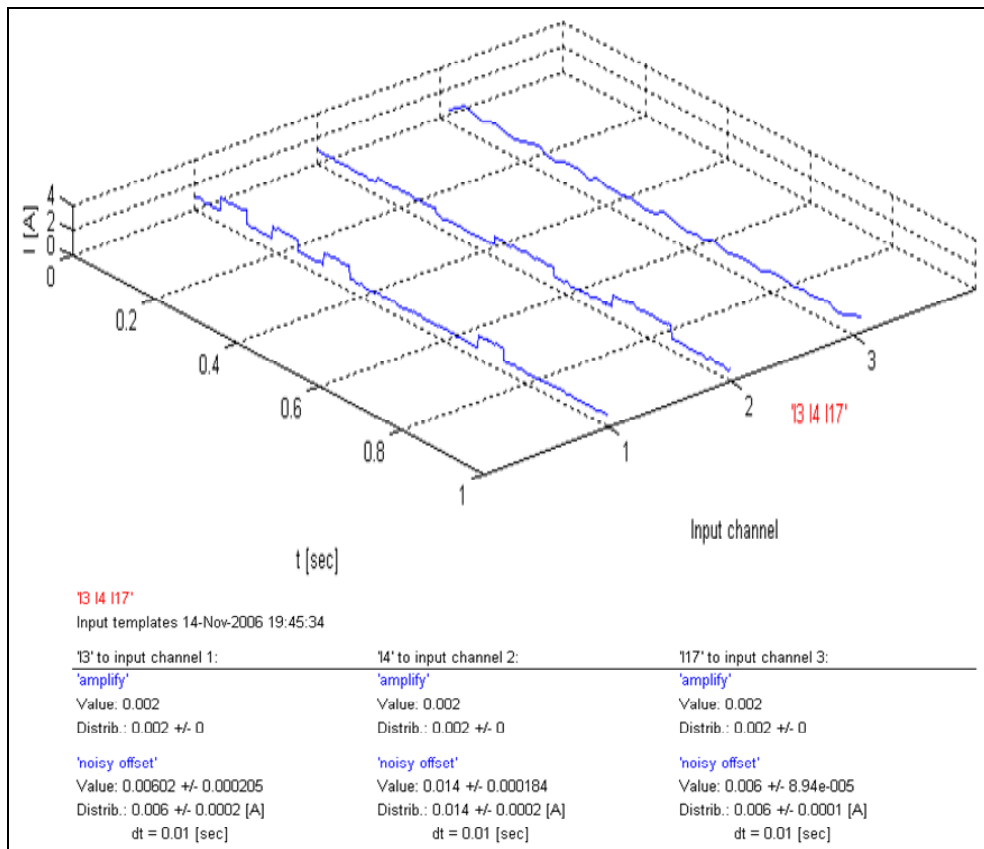
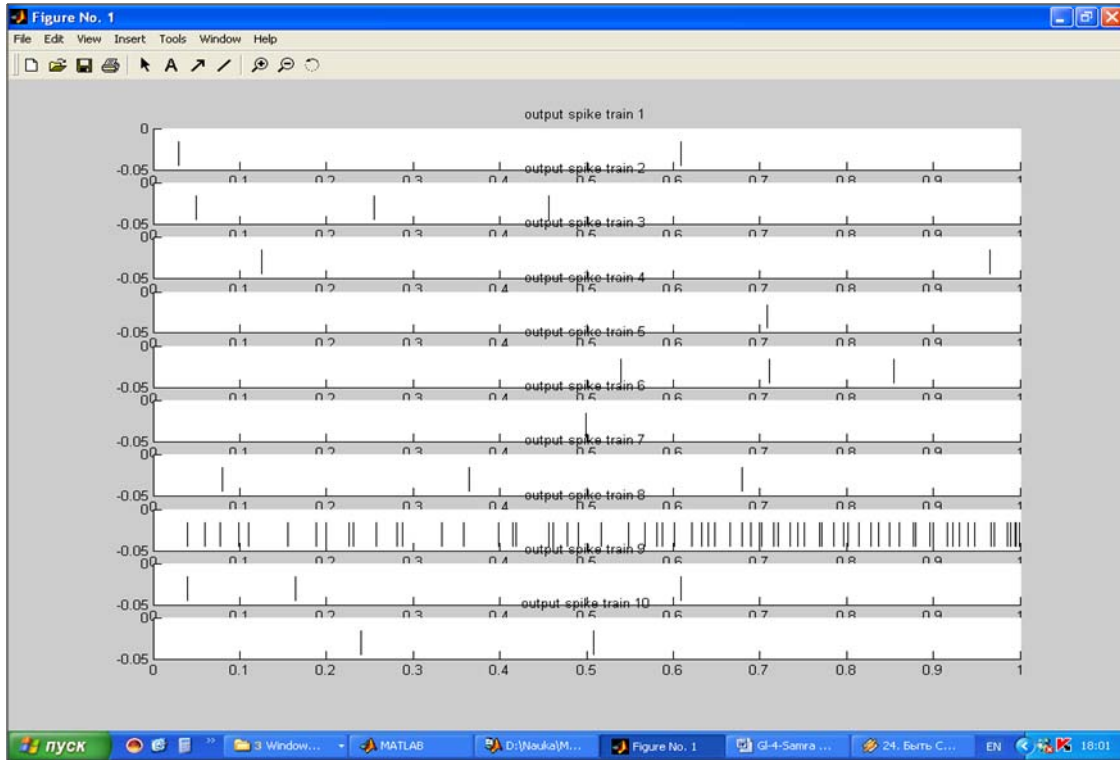


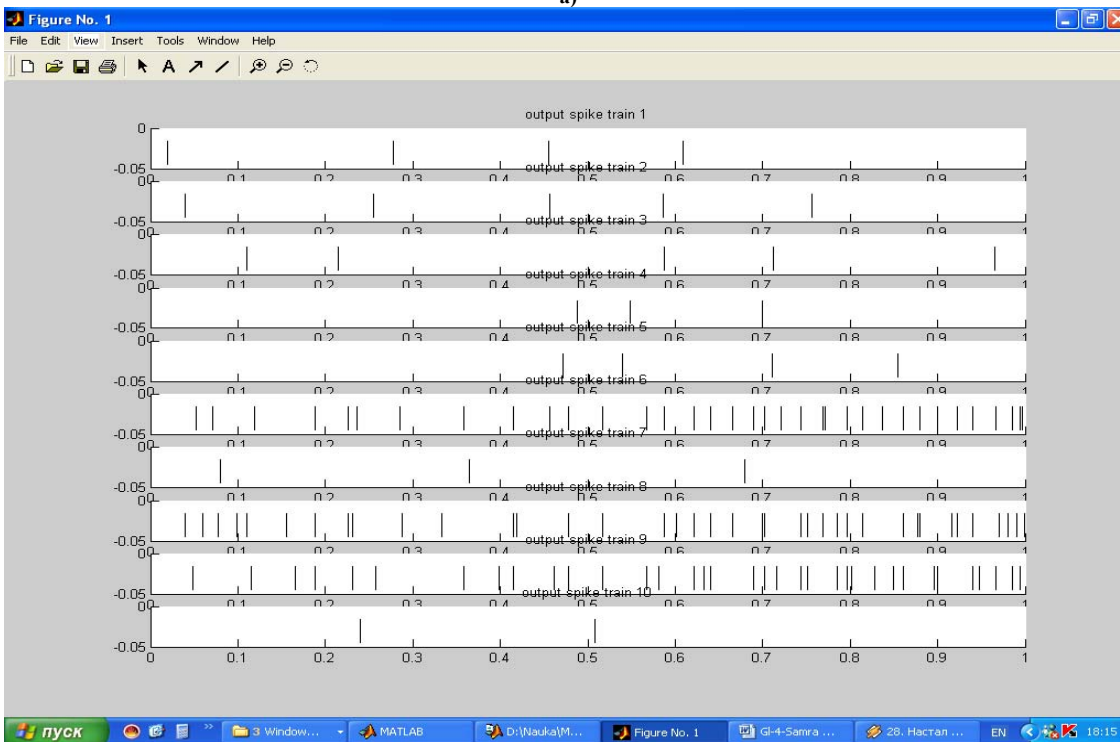
Рис. 4. Приклад спотвореного еталонного образу №8, що подається на вхід нейронної мережі

4) у кожному з 10 наборів сигналів, що включають по 200 трійок, вибираємо 150 трійок, які включаємо в навчальну вибірку, і 50 трійок сигналів, які включаємо в перевірочну (тестову) вибірку. Таким чином, вся навчальна вибірка налічуватиме 1500 трійок сигналів, а тестова вибірка – 500 трійок сигналів;

5) проводимо навчання імпульсної нейронної мережі з використанням навчальної вибірки величиною 1500 прикладів (по 150 прикладів на кожен еталонний образ);



а)



б)

Рис. 5. Приклади сигналів вихідних нейронів при вірному (а) і невірному (б) розпізнаванні образу № 8

б) здійснюємо перевірку правильності роботи мережі при розпізнаванні образів із тестової вибірки об'ємом 500 прикладів (по 50 прикладів на кожен еталонний образ). Для кожного прикладу фіксуємо факт вірного або невірного розпізнавання. При вірному розпізнаванні спостерігається посилена імпульсація на тому вихідному нейроні, номер якого збігається з номером відповідного еталону (див. рис. 5а – розпізнаний образ відповідає еталону №8). На інших вихідних нейронах спостерігається дуже рідка хаотична

імпульсація. При невірному розпізнаванні не можна виділити явного лідера за інтенсивністю імпульсації серед вихідних нейронів. В цьому випадку зазвичай декілька нейронів мають приблизно однакову інтенсивність імпульсації і визначення номера вихідного нейрона з максимальною імпульсацією часто не приводить до правильного результату розпізнавання (див. рис. 5б). Достовірність розпізнавання для кожного еталонного образу і середня по всіх тестових прикладах показана в табл. 2.

Таблиця 2

Достовірність розпізнавання сигналів з тестової вибірки

	Достовірність розпізнавання по номерах еталонів, %										Середня достовірність, %
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
При 5 % розкиді всіх коефіцієнтів в (1)	98	100	100	98	98	100	100	100	98	100	99,2
При 10 % розкиді всіх коефіцієнтів в (1)	96	98	96	98	96	96	98	100	96	98	97,4

Таким чином, в результаті комп'ютерного моделювання була доведена правильність функціонування запропонованого в [3] методу розпізнавання сигналів мультисенсорів та визначена середня достовірність розпізнавання. Предметом подальших досліджень може бути дослідження достовірності функціонування методу при розв'язанні конкретних завдань розпізнавання порівняно з іншими відомими методами.

2. Рекомендації щодо використання методу розпізнавання сигналів мультисенсорів газів на основі імпульсних нейронних мереж

Запропонований метод розпізнавання сигналів мультисенсорів газів можна використовувати на практиці, принаймні, трьома способами:

1) у вигляді системи з блоку давачів (з інтерфейсом) і універсального персонального комп'ютера, на якому встановлено програмне забезпечення, створене на основі запропонованого методу (для мобільних застосувань як універсальний персональний комп'ютер слід використовувати ноутбук, нетбук або планшет);

2) у вигляді автономного мікропроцесорного приладу, що складається з блоку давачів і мікропроцесора із записаним в нього програмним забезпеченням, створеним на основі запропонованого методу;

3) у вигляді апаратно реалізованої нейромережевої системи на оптоелектронній елементній базі (див. [8]).

Перший спосіб найбільше підходить для лабораторного і мобільного використання. Другий спосіб підходить для персонального використання. Але обидва ці способи через обмежені обчислювальні потужності і ресурси пам'яті персональних комп'ютерів дозволяють моделювати імпульсні нейронні мережі з невеликою кількістю нейронів (до декількох тисяч), а значить можуть використовуватися для розпізнавання невеликої кількості газів і матимуть невисоку точність при розпізнаванні сильно корельованих образів. Також швидкодія буде не дуже високою. Третій спосіб буде незамінний у створенні багатоцільових широкопрофільних високопродуктивних систем розпізнавання газів з великою кількістю нейронів і високою точністю розпізнавання сильно корельованих образів.

ВИСНОВКИ

В результаті комп'ютерного моделювання була доведена правильність функціонування запропонованого в [3] методу розпізнавання сигналів мультисенсорів газів та визначена середня достовірність розпізнавання.

Рекомендовано варіанти практичної реалізації розробленого методу розпізнавання сигналів мультисенсорів: 1) у вигляді системи з блоку давачів (з інтерфейсом) і універсального персонального комп'ютера (ноутбука або планшета), 2) у вигляді автономного мікропроцесорного приладу, 3) у вигляді апаратно реалізованої нейромережевої системи на оптоелектронній елементній базі.

Література

1. Natschläger T. The "liquid computer": A novel strategy for real-time computing on time series / T. Natschläger, W. Maass, and H. Markram // Special Issue on Foundations of Information Processing of TELEMATIK, 8(1): 39-43, 2002.

2. Бардаченко В. Ф. Перспективи застосування імпульсних нейронних мереж з таймерним представленням інформації для розпізнавання динамічних образів // В.Ф.Бардаченко, О.К.Колесницький, С.А.Василецький // УСiМ. – 2003, №6. - С. 73-82.

3. Колесницький О. К. Метод распознавания многомерных временных рядов при помощи импульсных нейронных сетей / О. К. Колесницький, Самра Муавия Хамо // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. — 2006. — №2(6). — С. 86—93.

4. Лукаш С.И. Техника и технология анализа объектов для экологической и медицинской диагностики по запаху / С. И. Лукаш, О. К. Колесницкий, И. Д. Войтович // Комп'ютерні засоби, мережі та системи, - 2006, - №5, С.141-148.

5. Лукаш С.И. Особенности работы матричных полупроводниковых сенсоров в системе «ЭЛЕКТРОННЫЙ НОС». Ч.П. / С. И. Лукаш, И. Д. Войтович, З. В. Веткина, О. К. Колесницкий // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2008. - № 7. - С.101-109.

6. W. Maass, T. Natschläger, and H. Markram. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations. *Neural Computation*, 14(11):2531-2560, 2002.

7. Kolesnytskyj O. K. Optoelectronic Implementation of Pulsed Neurons and Neural Networks Using Bispin-Devices / O. K. Kolesnytskyj, I. V. Bokotsey, S. S. Yaremchuk // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2010. – Vol.19. – №2. – P.154–165. – ISSN 1060-992X.

Надійшла до редакції
25.2.2013 р.

УДК 681.31.05

О.Н. РОМАНЮК, К.В. ОГОРОДНИК, В.В. МАРТИНЮК

Вінницький національний технічний університет

СИСТЕМА СТЕГАНОГРАФІЧНОГО ЗАХИСТУ ПОВІДОМЛЕНЬ

В статті запропоновано систему стеганографічного захисту повідомлень у вигляді bmp-зображень з двома рівнями захисту: стеганографічним та криптографічним. Проведено оцінку параметрів надійності запропонованої системи.

Ключові слова: стеганографія, криптографія, захист повідомлень, обробка bmp-зображень.

The article proposed steganographic system security messages as bmp-images with two levels of protection: steganographic and cryptographic. The estimation of reliability parameters of the developed system is carried out.

Keywords: steganography, cryptography, defense communications, processing bmp-images.

Вступ

Інформація є одним із найцінніших предметів сучасного життя. Отримання доступу до неї з появою мережі Інтернет стало досить простим. З іншого боку, легкість та швидкість такого доступу значно підвищили загрозу порушення безпеки даних при відсутності заходів їх захисту – загрозу несанкціонованого доступу до інформації.

Задача надійного захисту авторських прав, прав інтелектуальної власності або конфіденційності даних від несанкціонованого доступу є однією із найстаріших і повністю невирішених на сьогодні проблем. В зв'язку із стрімким розвитком комп'ютерних технологій питання захисту інформації, що представлена у цифровій формі, є надзвичайно актуальним. І, як наслідок, актуальним є розробка нових методів захисту інформації з підвищеною надійністю.

Обґрунтування методу стеганографічного захисту повідомлень

На сьогодні найбільш поширеними методами захисту інформації є методи криптографії та стеганографії [1].

Криптографічний захист інформації полягає у зміні останньої з метою зробити її незрозумілою для оточуючих. Але наявність закодованого повідомлення сама по собі привертає увагу і зловмисник, маючи криптографічно захищений файл, одразу розуміє про наявність секретної інформації у ньому і спрямовує всю потужність своєї комп'ютерної системи на дешифрування даних.

Стеганографічний захист інформації має на меті приховати сам факт існування секретної інформації, щоб у зловмисника взагалі не виникало підозр про наявність цієї прихованої інформації. В іншому випадку проблема інформаційної безпеки знову повертається до стійкості криптографічного коду [2]. Таким чином, стеганографія зазвичай не замінює криптографію, а доповнює її.

Загальний процес стеганографії можна виразити простою формулою: в сучасному розумінні стеганографічна система – це сукупність засобів та методів, що використовуються для формування прихованого каналу передачі інформації.

Запропонований нами метод також включає в себе стеганографічну та криптографічну складову. Загальна структурна схема стеганографічної системи захисту повідомлень наведена на рис. 1.

Для запропонованого нами методу:

контейнер – будь-яке зображення формату bmp (наприклад, листівка з поздоровленнями);

повідомлення – будь-яка текстова інформація, також представлена у вигляді зображення формату bmp.

Алгоритм захисту повідомлення буде включати наступні етапи: криптографічне перетворення вхідного повідомлення відповідно до введеного ключа, вбудовування закодованого повідомлення у контейнер, передача заповненого контейнеру до отримувача, зворотні перетворення з метою видобуття повідомлення з контейнеру. Зрозуміло, що при невірному введенні ключа, повідомлення вірно не видобувається. Розглянемо кожен з етапів більш докладно.