

УДК 004.93

О. К. Колесницький, к. т. н., доц.;**С. М. Богатчук**, студ.;**М. В. Крещенецька**, студ.;**С. С. Яремчук**

МОДЕЛЮВАННЯ ІМПУЛЬСНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ У ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ БАГАТОВИМІРНИХ ІМПУЛЬСНИХ ПОСЛІДОВНОСТЕЙ

Розглянуто задачу розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей та можливі шляхи її розв'язання. Для розв'язання задачі використано імпульсну нейронну мережу з імпульсних (або LIF – Leaky Integrate-and-Fire) нейронів зі зворотними зв'язками. Промодельовано роботу системи для розпізнавання 10 шаблонів імпульсних послідовностей. Для визначення кращого алгоритму навчання мережі за критерієм достовірності та значенням помилки розпізнавання використано алгоритми зворотного розповсюдження та лінійної класифікації. Аналіз результатів показав, що кращим алгоритмом навчання є алгоритм лінійної класифікації.

Вступ

Задача аналізу імпульсних послідовностей є досить актуальною проблемою у різних галузях науки й техніки. Прикладами таких послідовностей у медицині є кардіограма, у геології це луна від землетрусу, в астрономії — графіки сонячної активності, сигнали від далеких галактик, прийняті радіотелескопом, в економіці – зміни рівня безробіття чи процентних ставок, або динаміка змін курсу валют та акцій.

Людина сприймає образи через органи чуттів (очі, вуха, ніс і т. д.), які є багатоконтактними сенсорами (рецепторами). Ці сенсори видають багатоканальну інформацію у вигляді сукупності імпульсних послідовностей або сигналів. Для центральної нервової системи людини об'єктом розпізнавання є сукупність сигналів, що генеруються рецепторами, які згодом проходять складну обробку. Тому, будуючи нейроморфні комп'ютерні системи нового покоління (систем штучного інтелекту), великого значення надають вирішенню проблеми розпізнавання багатоконтактних сигналів чи, іншими словами, багатовимірних імпульсних послідовностей.

Метою статті є моделювання імпульсної нейронної мережі в системі розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей та аналіз функціонування системи в процесі навчання мережі за різними алгоритмами навчання з метою обрання того, який забезпечує більш достовірні результати та меншу помилку розпізнавання.

Методи розв'язання задачі

Серед відомих підходів розв'язання задачі розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей можна виділити такі:

- статистичні методи;
- нейромережеві методи.

Використання статистичних методів потребує значних часових затрат, апаратних ресурсів та кваліфікованих спеціалістів для проведення потрібних обчислень, які полягають у порівнянні вхідної послідовності з множиною еталонних.

На відміну від статистичних методів, нейромережеві технології надають можливість приймати рішення на основі аналізу багатовимірних даних і знайдених залежностей. Проте традиційні нейронні мережі не зовсім підходять для розпізнавання образів, які змінюються із часом. Найпростіша нейронна мережа на основі формального нейрона містить ряд недоліків [1]:

- обчислення входу нейрона вважаються моментальними, такими, що не мають затримки; отже з його використанням неможливо моделювати динамічні системи, для яких суттєвим є внутрішній стан;

- традиційна нейронна мережа обробляє статичні сигнали (числові вектори), тому для дослі-

дження динамічних сигналів їх слід додатково перетворити в набір статичних ознак;

— відсутні ефекти синхронізації, коли деякі множини нейронів обробляють ситуацію синхронно відповідно до хвиль збудження і гальмування.

Для компенсації вказаних обмежень найкращим варіантом для застосування є імпульсна нейронна мережа [2]. Такий вибір здійснюється за рахунок властивостей імпульсних нейронних мереж [3]:

- розпізнавання динамічних образів; — багатозадачність;
- розпізнавання з передбаченням; — простота процедури навчання.

Отже, для розв'язання поставленої задачі потрібно промодельовати роботу імпульсної нейронної мережі, а саме продемонструвати розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей. Для досягнення достовірного та безпомилкового розпізнавання імпульсних послідовностей потрібно дослідити роботу системи після навчання імпульсної нейронної мережі за різними алгоритмами навчання та обрати той з них, що приводить до більш достовірних результатів та меншої помилки розпізнавання.

Реалізація системи розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей

Для реалізації системи, що виконує розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей на базі імпульсної нейронної мережі, була використана модель «машини рідких станів» LSM [4]. Дана модель складається з певного оператора, або фільтру, що є прототипом «рідини», який перетворює вхідні потоки в «рідкі стани» та із функції «що не має пам'яті», яка відображає у будь-який момент часу вихід фільтру в деякий цільовий вихід. У якості «рідкого фільтру» використовується імпульсна нейронна мережа зі зворотними зв'язками та імпульсними (або LIF – Leaky Integrate-and-Fire [5]) нейронами в якості обчислювальних блоків, а у якості функції «з відсутньою пам'яттю» — програмно реалізований пороговий елемент. Математична постановка задачі розпізнавання імпульсних послідовностей подана у [6].

Робота системи розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей відбувається наступним чином:

1. Ініціалізація шаблонів імпульсних послідовностей. Багатовимірні імпульсні послідовності зображаються множиною, потужність кожної з яких рівна кількості вимірів. Для конкретизації процесу моделювання було прийнято тривимірні імпульсні послідовності. Кожна імпульсна послідовність задається рядом моментів часу виникнення імпульсів протягом періоду 1 с. У систему заноситься інформація про класи імпульсних послідовностей (шаблони), які в подальшому будуть розпізнаватись. Кількість шаблонів – 10. Кожному шаблону присвоюється порядковий номер від 1 до 10;

2. Генерація вхідних імпульсних послідовностей. Формування імпульсних послідовностей для тестування та навчання з тих послідовностей, що складають шаблони, шляхом внесення шуму — зсуву (випадкова величина, розподілена за нормальним законом з нульовим математичним сподіванням та дисперсією 4 мс). Об'єм навчальної вибірки складає 800 імпульсних послідовностей, тестової — 200;

3. Створення та навчання нейронної мережі. Нейронна мережа має таку структуру:

- кількість нейронів мережі у вхідному шарі, дорівнює виміру часового ряду, тобто 3;
- кількість нейронів внутрішнього шару 150. Виходячи із даних нейрофізіологічних досліджень, в нейронній мережі має міститися 20 % гальмувальних нейронів. Ці нейрони обираються довільно;
- кількість нейронів у вихідному шарі — 12.

З метою подальшого виявлення кращого за критерієм достовірності та значенням помилки розпізнавання алгоритму для навчання мережі було використано алгоритми зворотного розповсюдження та лінійної класифікації. Цільовий вихід має вигляд номера шаблону, з якого був сформований часовий ряд навчальної вибірки.

4. Перевірка результатів розпізнавання тестових імпульсних послідовностей. Фіксація значення виходу порогового елемента, який обробляє значення вихідного шару нейронів мережі після подання на вхід мережі тестових імпульсних послідовностей, та порівняння його з цільовим виходом порогового елемента.

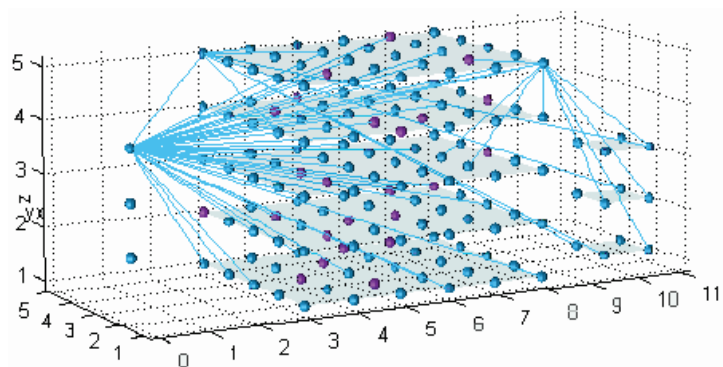


Рис. 1. Зображення імпульсної нейронної мережі,

Для комп'ютерного моделювання роботи системи, що виконує розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей, було обрано мову та програмне забезпечення MATLAB, що містить додатковий модуль LSM для реалізації моделі LSM та бібліотеки CSIM [7] для реалізації імпульсної нейронної мережі.

В результаті роботи розробленої системи отримано зображення модельованої імпульсної нейронної мережі (рис. 1), яке містить вхідний, внутріш-

ній та вихідний шари нейронів та деякі зв'язки між нейронами.

Для кожної з 200 тестових багатовимірних імпульсних послідовностей було проведено фіксування імпульсної послідовності, яка подавалась на вхід системи, вихід порогового елемента як результат процесу розпізнавання, значення цільового виходу порогового елемента та середнє значення помилки розпізнавання (mae) після навчання нейронної мережі за алгоритмами лінійної класифікації та зворотного розповсюдження. Середнє значення помилки визначалось як відношення суми модулів різниці цільового та отриманого виходу порогового елемента у кожній точці реєстрації — моменті часу фіксації відповіді порогового елемента — до загальної кількості точок реєстрації. На рис. 2 подана відповідна вищевказана інформація щодо 15-ї тестової послідовності, де відповідь порогового елемента, реєстрована через 0,05 с протягом періоду 1 с, на графіку позначена —○— лінією, а цільовий вихід —●— лінією.

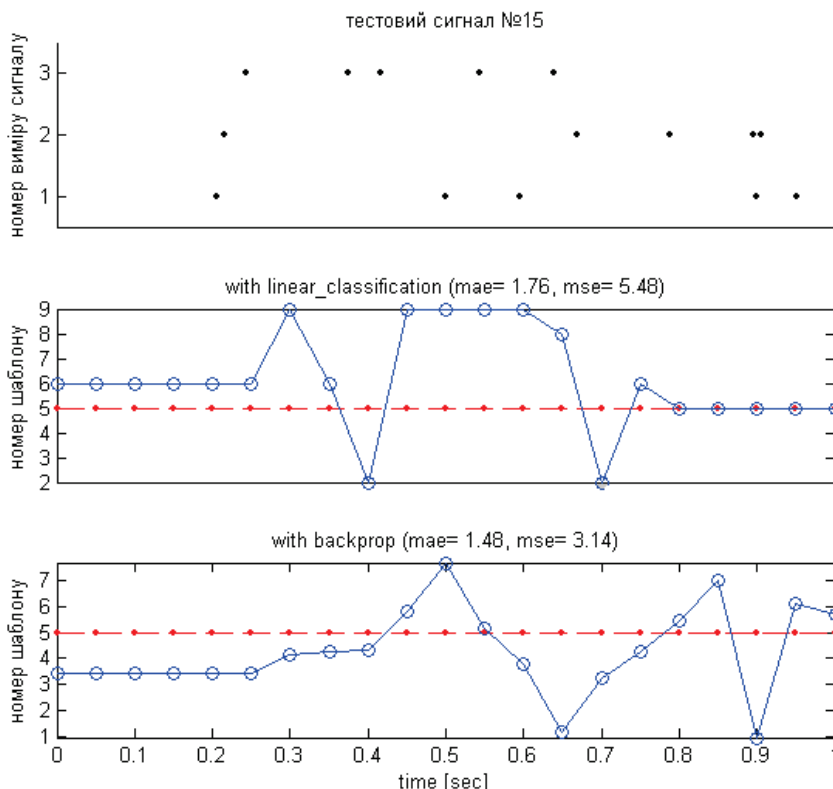


Рис. 2. Результат розпізнавання 15-ї багатовимірної тестової послідовності

Зведена таблиця результатів розпізнавання (табл. 1) перших 20 імпульсних послідовностей тестової вибірки з 200 подана нижче.

Зведена таблиця результатів розпізнавання тестової вибірки

№ набору	№ шаблону	Алгоритм лінійної класифікації				Алгоритм зворотного розповсюдження			
		Правильне розпізнавання	Кількість точок, що співпали (з 21)	Відсоток точок, що співпали (зі 100 %)	Середнє значення помилки розпізнавання	Правильне розпізнавання	Кількість точок, що співпали (з 21)	Відсоток точок, що співпали (зі 100 %)	Середнє значення помилки розпізнавання
1	1	1	11	52,38	3,29	0	0	0,00	3,69
2	2	0	0	0,00	4,19	0	0	0,00	3,63
3	3	0	4	19,05	3,00	0	0	0,00	1,89
4	4	1	1	4,76	2,76	1	2	9,52	2,88
5	5	1	2	9,52	2,95	1	2	9,52	3,09
6	6	1	4	19,05	2,71	1	2	9,52	2,92
7	7	1	4	19,05	2,43	0	0	0,00	3,09
8	8	0	0	0,00	4,10	1	2	9,52	4,62
9	9	1	4	19,05	4,62	0	0	0,00	4,15
10	10	0	1	4,76	5,05	1	2	9,52	3,73
11	1	1	11	52,38	3,10	0	0	0,00	4,63
12	2	1	1	4,76	3,71	0	0	0,00	3,66
13	3	0	3	14,29	3,43	0	1	4,76	2,10
14	4	1	2	9,52	3,14	1	2	9,52	2,88
15	5	1	2	9,52	2,57	1	2	9,52	2,82
16	6	1	5	23,81	2,67	1	1	4,76	3,45
17	7	1	2	9,52	2,33	1	1	4,76	2,90
18	8	1	1	4,76	3,57	1	2	9,52	4,44
19	9	0	8	38,10	3,67	0	0	0,00	3,90
20	10	1	2	9,52	4,62	1	2	9,52	4,38

З 200 тестових імпульсних послідовностей після навчання мережі алгоритмом лінійної класифікації правильно було розпізнано 161 імпульсну послідовність (80,5 %), а після навчання алгоритмом зворотного розповсюдження — 111 (55,5 %).

Оскільки з кожної шаблонної імпульсної послідовності було згенеровано 20 тестових, то після навчання за кожним алгоритмом навчання кількість та відсоток розпізнаних тестових імпульсних послідовностей відповідно до шаблону складають значення, подані у табл. 2:

Таблиця 2

Кількість та відсоток розпізнаних тестових імпульсних послідовностей відповідно до шаблону

№ шаблону	Алгоритм лінійної класифікації		Алгоритм зворотного розповсюдження	
	Кількість розпізнаних імпульсних послідовностей (з 20)	Відсоток розпізнаних імпульсних послідовностей, %	Кількість розпізнаних імпульсних послідовностей (з 20)	Відсоток розпізнаних імпульсних послідовностей, %
1	20	100	0	0
2	17	85	10	50
3	10	50	6	30
4	13	65	13	65
5	20	100	17	85
6	20	100	20	100
7	14	70	7	35
8	18	90	16	80
9	15	75	3	15
10	14	70	19	95

Середнє значення помилки розпізнавання, обчислюваної як відношення суми модулів різниць виходу порогового елемента та цільового виходу у кожний момент часу реєстрації вихідних імпульсів до загальної кількості точок реєстрації, за всіма багатовимірними імпульсними послідовностями після навчання мережі за алгоритмом лінійної класифікації складає 3,3355, а після навчання за алгоритмом зворотного розповсюдження — 3,6331.

Так як з кожної шаблонної імпульсної послідовності було згенеровано 20 тестових, то після навчання за кожним алгоритмом навчання середнє значення помилки за всіма тестовими імпульсними послідовностями відповідно до шаблону складають значення, подані у табл. 3.

Таблиця 3

Середнє значення помилки по усім тестовим імпульсним послідовностям відповідно до шаблону

№ шаблону	Алгоритм лінійної класифікації	Алгоритм зворотного розповсюдження
	Середнє значення помилки за всіма тестовими імпульсними послідовностями відповідно до шаблону	Середнє значення помилки за всіма тестовими імпульсними послідовностями відповідно до шаблону
1	3,2238	4,2206
2	3,5429	4,2750
3	2,9667	2,5942
4	2,9595	2,8562
5	2,6643	2,9489
6	2,6619	3,3018
7	2,4286	2,8628
8	3,7000	4,2478
9	4,2476	4,0972
10	4,9595	4,9260

Висновки

В результаті комп'ютерного моделювання імпульсної нейронної мережі в задачі розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей досліджено роботу двох алгоритмів навчання: лінійної класифікації та зворотного розповсюдження. З'ясовано, що кращим алгоритмом навчання нейромережі за критерієм достовірності та значенням помилки розпізнавання є алгоритм лінійної класифікації. Так, після навчання нейронної мережі за вказаним алгоритмом результати розпізнавання багатовимірних імпульсних послідовностей є достовірнішими, а помилка розпізнавання меншою, ніж після навчання мережі за алгоритмом зворотного розповсюдження.

Перспективами у подальшому дослідженні даної проблематики є вибір оптимальної структури мережі, яка давала б кращі результати розпізнавання, дослідження алгоритмів навчання, збільшення кількості шаблонів розпізнавання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Колесницький О. К. Импульсные нейронные сети и их реализация с использованием биспин-приборов / О. К. Колесницький, С. Н. Богатчук, М. В. Крещенецкая // Наука и технологи: актуальне проблеми 2007: материалы международной конференции. – Ставрополь, 2007. — С. 106—107.
2. W. Maas, Ch. Bishop Pulsed neural networks / W. Maas // The MIT Press, London, 2001.
3. 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.
4. Natshlager T. The «liquid computer»: A novel strategy for real-time computing on time series / Natshlager T., Maas W., Markram H. // Special Issue on Foundations of Information Processing of TELEMATIK. — 2002. — С. 39—43.
5. Wulfram Gerstner and Werner M. Kistler Spiking Neuron Models Single Neurons, Populations, Plasticity // Cambridge University Press. — 2002. — С. 116—119
6. Maass W. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations / W. Maass, T. Natschläger, H. Markram // Neural Computation. — 2002. — № 14(11). — С. 2531—2560.
7. CSIM: A Neural Circuit Simulator Version 1.1 User Manual // The IGI LSM group. — 2006.

Рекомендована кафедрою інтелектуальних систем

Надійшла до редакції 13.06.08
Рекомендована до друку 26.06.08

Колесницький Олег Костянтинович — доцент кафедри інтелектуальних систем; **Богатчук Світлана Миколаївна, Крещенецька Марина Володимирівна** — студенти Інституту магістратури, аспірантури та докторантури;

Яремчук Сніжана Сергіївна — асистент кафедри інформаційного менеджменту.

Вінницький національний технічний університет