

2. Шевченко, О.Ю. Метод інтелектуалізації платформ для Cloud Computing [Текст] / О.Ю. Шевченко, О.Л. Шевченко // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2011. – № 3/12. – С. 66 – 70.
3. Taylor Cowan Binding Java Objects to RDF / Портал групи-учасника W3C SemanticWeb. Режим доступу: [www / URL: http://semanticweb.com/binding-java-objects-to-rdf_b10682](http://semanticweb.com/binding-java-objects-to-rdf_b10682). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
4. Semantic Object (Metadata) Mapper / Офіційна сторінка проекту Sommer. Режим доступу: [www / URL: http://java.net/projects/sommer](http://java.net/projects/sommer). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
5. About Elmo / Портал посвящений Sesame, зв'язаним з ним приложениям и разработкам. Режим доступу: [www / URL: http://www.openrdf.org/doc/elmo/1.5](http://www.openrdf.org/doc/elmo/1.5). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
6. SemanticWeb Wiki Elmo / Портал посвящений SemanticWeb. Режим доступу: [www / URL: http://semanticweb.org/wiki/Elmo](http://semanticweb.org/wiki/Elmo). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
7. AliBaba 2.0-beta7 – Home / Портал посвящений Sesame и зв'язаним з ним приложениям и разработкам. Режим доступу: [www / URL: http://www.openrdf.org/doc/alibaba/2.0-beta7](http://www.openrdf.org/doc/alibaba/2.0-beta7). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
8. RDF for Fun and Profit: Using Empire / Портал ClarkParsia для разработчиков. Режим доступу: [www / URL: http://weblog.clarkparsia.com/2010/05/07/rgf-for-fun-and-profit-using-empire](http://weblog.clarkparsia.com/2010/05/07/rgf-for-fun-and-profit-using-empire). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
9. JenaBean. A library for persisting java beans to RDF / Портал GoogleDevelopers для разработчиков. Режим доступу: [www / URL: http://code.google.com/p/jenabean](http://code.google.com/p/jenabean). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
10. RDFBean Reference Documentation / Офіційний сайт документації по бібліотеке RDFBean. Режим доступу: [www / URL: http://source.mysema.com/static/rdfbean/1.4.8/reference/html](http://source.mysema.com/static/rdfbean/1.4.8/reference/html). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
11. RDFBeans framework / Портал посвящений RDFBeans фреймворку. Режим доступу: [www / URL: http://rdfbeavs.sourceforge.net](http://rdfbeavs.sourceforge.net). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.
12. Topaz Mission and Goals / Офіційний сайт проекту Topaz. Режим доступу: [www / URL: http://www.topazproject.org](http://www.topazproject.org). – 25.05.2012. – Загл. с екрана.

Гібридні нейронні мережі засновані на ідеї поєднання спайк-нейронних мереж та принципів нечіткої логіки. У статті пропонується архітектура самонавчальної фаззі-спайк-нейронної мережі на основі дискретних динамічних ланок другого порядку

Ключові слова: нечітка кластеризація, спайк, фаззі-спайк-нейронна мережа

Гибридные нейронные сети основаны на идее объединения спайк-нейронных сетей и принципов нечеткой логики. В статье предлагается архитектура самообучающейся фаззи-спайк-нейронной сети на основе дискретных динамических звеньев второго порядка

Ключевые слова: нечеткая кластеризация, спайк, фаззи-спайк-нейронные сети

The hybrid neural network based on the idea of combining spiking neural networks and the principles of fuzzy logic. The paper presents the architecture of self-learning fuzzy spiking neural network based on discrete second-order critically damped response units

Keywords: fuzzy clustering, spike, fuzzy spiking neural networks

УДК 004.8:004.032.26

СФСНМ НА ОСНОВІ ЛАНОК ДРУГОГО ПОРЯДКУ ДЛЯ НЕЧІТКОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ

Д.М. Малишева

Кафедра штучного інтелекту
Харківський національний університет
радіоелектроніки

пр. Леніна, 14, м. Харків, Україна, 61166
Контактний тел.: +38 (050) 781-75-98
E-mail: darly.malysheva@gmail.com

1. Вступ

Серед розмаїття засобів обчислювального інтелекту задля обробки даних за умов відсутності апріорної інформації, самонавчання фаззі-спайк-нейронні мережі (СФСНМ) [1] привертають дедалі більше уваги через те що вони ближче до моделей реальних нейронних систем, ніж штучні нейронні

мережі попередніх поколінь, швидкіші та обчислювально потужніші за них. Крім того, СФСНМ виявили нову галузь, де спайк-нейронні мережі можуть бути успішно застосовані, а саме – нечітку кластеризацію. У даній роботі пропонується архітектура самонавчальної фаззі-спайк-нейронної мережі на основі дискретних динамічних ланок другого порядку для нечіткої кластеризації.

2. Архітектура самонавчанняї спайк-нейронної мережі

Самонавчанняї спайк-нейронну мережу зображено на рис. 1.

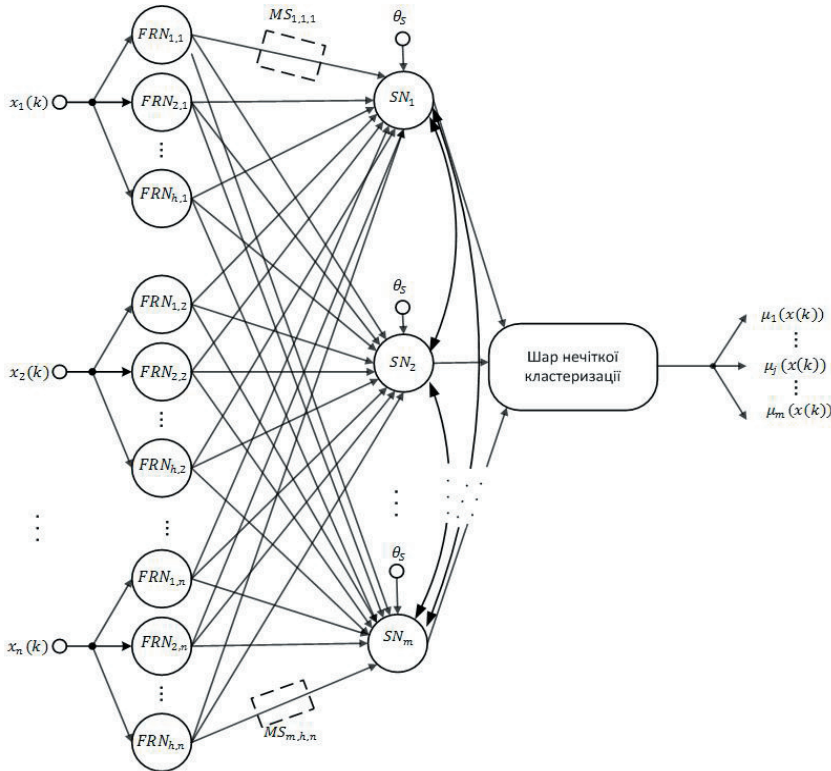


Рис. 1. Архітектура самонавчанняї спайк-нейронної мережі

Як видно, це гетерогенна тришарова нейронна мережа з бічними зв'язками у другому прихованому шарі.

Перший прихований шар спайк-нейронної мережі (СНМ) [2] призначається для кодування вхідних образів $x(k)$ розмірності $(n \times 1)$ до вхідного вектору із спайків $\delta(t - t^0(x(k)))$, де кожен спайк визначається його часом збудження. Перетворення здійснюється шляхом популяційного кодування, яке передбачає, що вхід $x_i(k), i = 1, 2, \dots, n$ обробляється водночас за допомогою сукупності нечітких рецепторних нейронів $FRN_{li}, l = 1, 2, \dots, h$.

Виявлення кластерів відбувається у другому прихованому шарі, який складається з m спайк-нейронів $SN_j, j = 1, 2, \dots, m$ (m – кількість кластерів, що їх необхідно знайти). Вони з'єднані з нейронами попереднього шару синапсами MS_{ji} . Після фази навчання спайк-нейрон SN_j посилає вихідний спайк $\delta(t - t^0(x(k)))$ для кожного вхідного образу $x(k)$, при чому збудження нейрона визначає відстань між вхідним образом та центром нейрона.

Третій шар обробляє відстані між вхідними образами та центрами нейрона, виконує нечітке розбиття та обчислює рівні належності $\mu_j(x(k)), j = 1, 2, \dots, m$.

3. Нечіткі рецепторні нейрони

У загальному випадку час збудження нейрона, що його було поширено рецепторним нейроном, знахо-

диться в інтервалі $[0, t_{\max}^{[0]}]$, який називається інтервалом кодування й визначається виразом

$$t_{lj}^{[0]}(x_j(k)) = \left\lfloor t_{\max}^{[0]} \left(1 - \psi(|x_j(k) - c_{lj}^{[0]}|, \sigma_j) \right) \right\rfloor, \quad (1)$$

де $\psi(\bullet, \bullet)$, $c_{lj}^{[0]}$ та σ_j є активаційна функція рецепторного нейрона, її центр та ширина відповідно.

Інтерпретуючи функцію активації $\psi_{li}(x_i(k))$ як функцію належності, шар рецепторних нейронів може розглядатися як такий, що перетворює вхідні дані у нечітку множину, яка визначається значеннями активаційної функції належності $\psi_{li}(x_i(k))$ і виражається в часовому просторі у вигляді спайків $t_{li}^{[0]}(x_i(k))$.

Насправді, кожен пул рецепторних нейронів виконує нечітке висновування нульового порядку Такагі-Сугено [3]

$$\text{IF } x_i(k) \text{ IS } X_{li} \text{ THEN OUTPUT IS } t_{li}^{[0]}, \quad (2)$$

де X_{li} нечітка множина з функцією належності $\psi_{li}(x_i(k))$. Використовуючи такий підхід, можна інтерпретувати пул рецепторних нейронів як певну лінгвістичну змінну, а кожен рецепторний нейрон (точніше, нечіткий рецепторний

нейрон) в пулі – як лінгвістичний терм з функцією належності $\psi_{li}(x_i(k))$.

Таким чином, не маючи ніяких апріорних знань про структуру даних, можна налаштувати активаційну функцію першого шару нейронів для того, щоб вона відповідала ним і, у такий спосіб, отримати кращі результати кластеризації.

4. Спайк-нейрон як нелінійна динамічна система

Складений синапс MS_{ji} спайк-нейрона SN_j перетворює вхідний сигнал з часоімпульсної форми у часоінервну, а його сома перетворює вхідний сигнал з часоінервної назад до часоімпульсної форми.

З позиції класичної теорії автоматичного керування, складений синапс MS_{ji} є динамічною системою, яка складається з різних часових затримок, критично згасної ланки другого порядку, а також з регульованих коефіцієнтів підсилення, що їх з'єднано паралельно.

Кожна група з часової затримки, ланки другого порядку, та коефіцієнтів підсилення формують підсинапс складеного синапсу. У відповідь на вхідний спайк, підсинапс виробляє зважений постсинаптичний потенціал з затримкою $u_{ji}^p(t)$, а також декілька синапсів виробляють загальний постсинаптичний потенціал $u_{ji}(t)$, що надходить до соми спайк-нейрона.

5. Нечіткий вихідний шар кластеризації

Вихідний шар, він же нечіткий вихідний шар кластеризації, приймає спайки $\delta(t - t_j^{[1]}(x(k)))$, що надходять з другого шару, і здійснює нечітке розбиття вхідних образів $x(k)$, використовуючи спайк-ймовірнісний підхід[4]:

$$\mu_j(x(k)) = \frac{(t_j^{[1]}(x(k)))^{\frac{2}{1-\zeta}}}{\sum_{i=1}^m (t_i^{[1]}(x(k)))^{\frac{2}{1-\zeta}}}, \quad (3)$$

де ζ фаззіфікатор, який визначає межу між кластерами та контролює рівень нечіткості кінцевого розбиття даних за кластерами.

Спайк-нейронні мережі більш схожі на моделі реальних нейронних систем, ніж штучні нейронні мережі попередніх поколінь. Трактують спайк-нейронні мережі в рамках теорії автоматичного керування дає змогу побачити, що синапси спайк-нейрона є ніщо інше, як ланки другого порядку, а сома – система порогового виявлення. Спайк-нейронна мережа, реалізована на їх основі, є аналого-цифровою нелінійною динамічною системою, яка передає та обробляє інформацію і в часоімпульсній, і в часо-неперервній формах.

6. Розв’язування завдання нечіткого кластерування даних

На основі розв’язання задачі сегментування зображень самонавчанняю фаззі-спайк-нейронною мережею продемонстровано ефективність її роботи.

Для розв’язання даної задачі було обрано зображення ХНУРЕ з супутника.

З 50% пікселів, що їх було обрано випадково було сформовано навчальну вибірку (рис. 2). Зображення подавалося на вхід попіксельно у формі тривимірних векторів, які відповідали RGB-складникам відповідного пікселю. Для більш зручного представлення результатів розкластерування зображень, кластери позначено відтінками сірого (рис. 3).

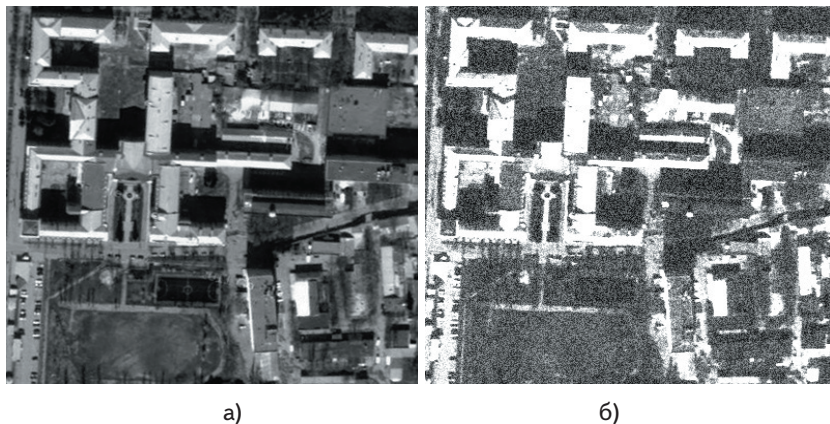


Рис. 2. а) Зображення ХНУРЕ; б) навчальна вибірка

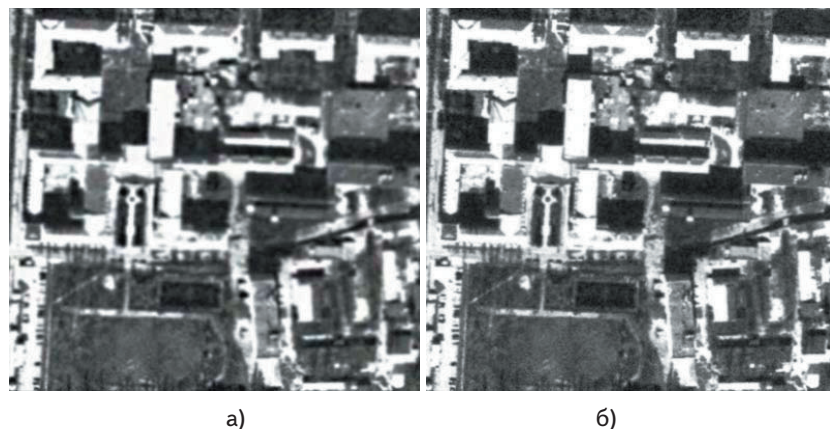


Рис. 3. Зображення, отримане при обробці тестовій вибірці фаззі-спайк-нейронною мережею а) на першій епосі навчання, б) на третій епосі навчання

7. Висновки

Спайк-нейронні мережі більш схожі на моделі реальних нейронних систем, ніж штучні нейронні мережі попередніх поколінь. Трактують спайк-нейронні мережі в рамках теорії автоматичного керування дає змогу побачити, що синапси спайк-нейрона є ніщо інше, як ланки другого порядку, а сома – система порогового виявлення. Спайк-нейронна мережа, реалізована на їх основі, є аналого-цифровою нелінійною динамічною системою, яка передає та обробляє інформацію і в часоімпульсній, і в часо-неперервній формах.

Запропоновані в роботі фаззі-спайк-нейронні мережі підтвердили свою дієвість в задачах розпізнавання образів на зображеннях.

Література

1. Bodyanskiy, Ye. A self-learning spiking neural network for fuzzy clustering task. [Text] / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // Scientific Journal of Riga Technical University: Information Technology and Management Science, 2008. – 36 – P. 27-33.
2. Bohte, S.M. Unsupervised clustering with spiking neurons by sparse temporal coding and multi-layer RBF networks [Text] / S.M. Bohte, J.S. Kok J.S., H.La. Poutre // IEEE Trans on Neural Networks – 2002. – 13 – P. 426-435.
3. Jang, J.-S.R. Neuro-Fuzzy and Soft Computing[Text] / J.-S.R. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani – Upper Saddle River: Prentice Hall, 1997. – 614 p.
4. Natschlaeger, T. Spatial and temporal pattern analysis via spiking neurons. Network: Computations in Neural Systems [Text] / T. Natschlaeger, B. Ruf – 1998 – 9. – P. 319-332.