

Є. В. Бодянський // *Радіоелектроніка, інформатика, управління.* – 2011. – № 2. – С. 115 – 119.
17. Доманский В.К. *Стохастические игры* / В.К. Доманский // *Математические вопросы кибернетики.* – 1988. – № 1. – С. 26 – 49. 18. Мулен Э. *Теория игр с примерами из математической экономики* / Э. Мулен. – М.: Мир, 1985. – 200 с. 19. Назин А.В. *Адаптивный выбор вариантов: Рекуррентные алгоритмы* / А.В. Назин, А.С. Позняк. – М.: Наука, 1986. – 288 с. 20. Граничин О.Н. *Введение в методы стохастической аппроксимации и оценивания: Учеб. пособие* / О.Н. Граничин. – СПб.: Издательство С.-Петербургского университета, 2003. – 131 с.

УДК 004.8

Ю.М. Романишин^{1,2}, С.Р. Петрицька¹

¹Національний університет “Львівська політехніка”, кафедра ЕЗІКТ,

²University of Warmia and Mazury in Olsztyn, Poland

ПОБУДОВА ЗАДАНОЇ ПОСЛІДОВНОСТІ ІМПУЛЬСІВ НА ОСНОВІ БАГАТОВХОДОВОГО СПАЙК-НЕЙРОНА

© Романишин Ю.М., Петрицька С.Р., 2013

Розглянуто задачу побудови ідеалізованої спайк-послідовності імпульсів як зваженої суми вхідних послідовностей, що має значення для процедури навчання спайк-нейронної мережі на основі апарату лінійної алгебри з використанням ідеалізованих імпульсів з нульовою тривалістю і одиничною амплітудою та поняття простору спайк-послідовностей. Для визначення вагових коефіцієнтів використано метод найменших квадратів. Результуюча спайк-послідовність формується з використанням нечітких чисел. Наведено два приклади наближення заданої спайк-послідовності.

Ключові слова: спайк-нейронна мережа, спайк-послідовність, метод лінійної алгебри, спайк-навчання.

The problem of construction of idealizing sequence of spikes as the weighted sum of input sequences of spikes, which is important for learning procedure of spike neural network on the basis of methods of linear algebra with the use of idealizing impulses with a zero duration and single amplitude and conception of space of sequences of spikes is considered. For determination of weight coefficients a least squares method is used. Resultant spike sequence is formed with the use of fuzzy numbers. Two examples of approximation of the sequence of spikes are demonstrated.

Key words: spike neural network, spike sequence, method of linear algebra, spike learning.

Вступ

Спайк-нейронні мережі належать до нейронних мереж третього покоління, в яких інформація кодується часовими проміжками між імпульсами (“спайками”) [1, 2]. Внаслідок цього процедури навчання таких мереж суттєво відрізняються від процедур навчання нейронних мереж попередніх поколінь з пороговими та неперервними функціями активації. Серед процедур навчання спайк-нейронних мереж можна назвати [3]: 1) градієнтні методи (SpikeProp), близькі до аналогічних для нейронних мереж з неперервними функціями активації; 2) статистичні методи; 3) методи на основі апарату лінійної алгебри; 4) методи на основі еволюційних стратегій; 5) метод ReSuMe та інші. Однак, незважаючи на значну кількість публікацій за цією тематикою, окремі питання, пов’язані з процедурами навчання спайк-нейронних мереж, досліджено недостатньо.

Постановка задачі побудови спайк-послідовності

У [4] розроблено метод навчання спайк-нейронної мережі, який ґрунтується на поняттях та апараті лінійної алгебри: векторний N -вимірний простір, скалярний добуток векторів, метрика тощо. Це дало змогу певною мірою формалізувати процедуру навчання. У цій роботі, на відміну від розглянутого в [4], для визначення вагових коефіцієнтів спайк-послідовностей використовується метод найменших квадратів, а також реалізується перехід від спайк-послідовності з великою кількістю імпульсів, отриманої на основі вхідних послідовностей, до заданої спайк-послідовності з використанням апарату нечітких чисел.

Спайк-нейронна мережа працює з часовим рядом ідеалізованих імпульсів, які описуються функцією:

$$x(t, t_i) = \begin{cases} 1, & t = t_i \\ 0, & t \neq t_i \end{cases} \quad (1)$$

Часовий ряд N імпульсів при цьому описується співвідношенням:

$$w(t) = \sum_{i=1}^N x(t, t_i), \quad (2)$$

де t_i – відмінні між собою часові відліки.

На вхід нейрона в спайк-нейронній мережі подається зважена сума часових рядів:

$$g_{in}(t) = \sum_{j=1}^k c_j w_j = \sum_{j=1}^k c_j \sum_{i=1}^N x(t, t_{ji}). \quad (3)$$

На виході нейрона отримується часовий ряд $g_{out}(t)$ при використанні деякої спайк-моделі нейрона.

Як задачі навчання такої простої нейронної структури можна сформулювати дві задачі [4]:

1) знаходження коефіцієнтів c_j , $j = \overline{1, k}$, таких, щоб функція $g_{in}(t)$ була максимально близькою до заданої $g_{in}^*(t)$;

2) знаходження коефіцієнтів c_j , $j = \overline{1, k}$, таких, щоб функція $g_{out}(t)$ була максимально близькою до заданої $g_{out}^*(t)$.

Величини $g_{in}(t)$, $g_{in}^*(t)$, $g_{out}(t)$, $g_{out}^*(t)$ можна розглядати як вектори в N -вимірному просторі. Для оцінювання близькості векторів необхідно ввести в просторі метрику (норму). Для цього спочатку вводиться поняття скалярного добутку двох спайків та послідовності спайків.

Скалярний добуток двох спайків $x(t, t_i)$ та $x(t, t_j)$ визначається виразом:

$$\langle x(t, t_i); x(t, t_j) \rangle = e^{-\alpha |t_i - t_j|}, \quad (4)$$

де $\alpha > 0$ – деякий масштабуючий параметр.

Скалярний добуток двох зважених часових рядів:

$$\begin{aligned} \left\langle c_k \sum_{i=1}^N x(t, t_{ki}); c_m \sum_{j=1}^N x(t, t_{mj}) \right\rangle &= c_k c_m \sum_{i,j} x(t, t_{ki}) \cdot x(t, t_{mj}) = \\ &= c_k c_m \sum_{i,j} x(t, t_{ki}) \cdot x(t, t_{mj}) e^{-\alpha |t_{ki} - t_{mj}|}. \end{aligned} \quad (5)$$

На основі введеного скалярного добутку вводиться норма:

$$\| \circ \| = \sqrt{\left\langle c \sum_{i=1}^N x(t, t_i); c \sum_{j=1}^N x(t, t_j) \right\rangle} = \sqrt{c^2 \sum_{i,j} e^{-\alpha |t_i - t_j|}}. \quad (6)$$

Очевидно, що таким чином введені скалярний добуток і норма можуть бути використані як міра близькості двох часових рядів.

Метрика для зважених спайк-послідовностей

У [4] вводиться узагальнене поняття зваженого часового ряду з різними значеннями ваг для кожної зі складових часового ряду та відповідні поняття скалярного добутку та метрики. Розглянемо введення метрики в цьому випадку. Нехай заданий зважений часовий ряд у вигляді спайків:

$$w(t) = \sum_{i=1}^N c_i x(t, t_i). \quad (7)$$

Норма в цьому випадку матиме вигляд:

$$\begin{aligned} \| \circ \| &= \sqrt{\langle w(t); w(t) \rangle} = \sqrt{\left\langle \sum_{i=1}^N c_i x(t, t_i); \sum_{j=1}^N c_j x(t, t_j) \right\rangle} = \\ &= \sqrt{\sum_{i,j} c_i c_j \langle x(t, t_i); x(t, t_j) \rangle} = \sqrt{\sum_{i,j} c_i c_j e^{\alpha |t_i - t_j|}}. \end{aligned} \quad (8)$$

Підкореневий вираз являє собою квадратичну форму з матрицею:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & \dots & e^{-\alpha |t_1 - t_N|} \\ e^{-\alpha |t_2 - t_1|} & \dots & e^{-\alpha |t_2 - t_N|} \\ e^{-\alpha |t_3 - t_1|} & \dots & e^{-\alpha |t_3 - t_N|} \\ \dots & \dots & \dots \\ e^{-\alpha |t_N - t_1|} & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Очевидно, що матриця T є симетричною. Для того, щоб таким чином введена норма могла відігравати роль метрики, необхідно довести, що квадратична форма є додатньо визначеною. Необхідною і достатньою умовою цього є додатні значення всіх головних мінорів матриці квадратичної форми [5].

Не зменшуючи загальності задачі, будемо вважати, що $t_1 < t_2 < \dots < t_N$. Тоді справедливе співвідношення:

$$e^{-\alpha |t_i - t_{i+2}|} = e^{-\alpha |t_i - t_{i+1}| - \alpha |t_{i+1} - t_{i+2}|} = e^{-\alpha |t_i - t_{i+1}|} \cdot e^{-\alpha |t_{i+1} - t_{i+2}|}.$$

У загальному випадку (при $k > 0$):

$$\begin{aligned} e^{-\alpha |t_i - t_{i+k}|} &= e^{-\alpha |t_i - t_{i+1}| - \alpha |t_{i+1} - t_{i+2}| - \dots - \alpha |t_{i+k-1} - t_{i+k}|} = \\ &= e^{-\alpha |t_i - t_{i+1}|} \cdot e^{-\alpha |t_{i+1} - t_{i+2}|} \cdot \dots \cdot e^{-\alpha |t_{i+k-1} - t_{i+k}|}. \end{aligned} \quad (10)$$

Позначимо $e^{-\alpha |t_i - t_{i+1}|} = a_{i,i+1}$. У результаті матриця T матиме вигляд:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & \dots & a_{12} a_{23} \dots a_{N-1,N} \\ a_{12} & \dots & a_{23} a_{34} \dots a_{N-1,N} \\ a_{12} a_{23} & \dots & a_{34} a_{45} \dots a_{N-1,N} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{12} a_{23} \dots a_{N-1,N} & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

Розглянемо довільний головний мінор k -го порядку:

$$M_k = \begin{vmatrix} 1 & \dots & a_{12}a_{23}\dots a_{k-1,k} \\ a_{12} & \dots & a_{23}a_{34}\dots a_{k-1,k} \\ a_{12}a_{23} & \dots & a_{34}a_{45}\dots a_{k-1,k} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{12}a_{23}\dots a_{k-1,k} & \dots & 1 \end{vmatrix}. \quad (12)$$

Віднімемо від k -го рядка $(k-1)$ -й, помножений на $a_{k-1,k}$, від $(k-1)$ -го $(k-2)$ -й, помножений на $a_{k-2,k-1}$, і т.д., від третього рядка другий, помножений на a_{23} , і від другого рядка перший, помножений на a_{12} . При цьому мінор збільшиться в $a_{12} \cdot a_{23} \cdot \dots \cdot a_{k-1,k}$ разів, тобто знак мінора не зміниться, оскільки $a_{i-1,i} > 0$. У результаті отримаємо мінор:

$$M_k^* = \begin{vmatrix} 1 & \dots & a_{12}a_{23}\dots a_{k-1,k} \\ 0 & \dots & a_{23}a_{34}\dots a_{k-1,k}(1-a_{12}^2) \\ 0 & \dots & a_{34}a_{45}\dots a_{k-1,k}(1-a_{23}^2) \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 1-a_{k-1,k}^2 \end{vmatrix}. \quad (13)$$

Отриманий мінор має тридіагональну структуру, його значення дорівнює:

$$M_k^* = (1-a_{12}^2)(1-a_{23}^2)\dots(1-a_{k-1,k}^2). \quad (14)$$

Оскільки $0 < a_{i,i+1} < 1$, значення $M_k^* > 0$, що й потрібно було довести.

У [4] для доведення того, що введений скалярний добуток породжує відповідну норму, використовується побудова деякої функції $F(w)$, яка інтерпретується як гіпотетична синаптична реакція на зважену спайк-послідовність.

Визначення вагових коефіцієнтів

Нехай лінійною комбінацією часових рядів спайків w_1, w_2, \dots, w_k необхідно наблизити

заданий зважений часовий ряд $g^* = \sum_{i=1}^N a_i x(t, t_i)$:

$$g = \sum_{i=1}^k c_i w_i = \sum_{i=1}^k c_i \sum_{j=1}^N x(t, r_{ij}). \quad (15)$$

У [4] для розв'язання цієї задачі використовуються два методи. В першому з них на основі часових рядів спайків w_1, w_2, \dots, w_k будують ортогональний базис $w_1^*, w_2^*, \dots, w_k^*$ з використанням процедури ортогоналізації Грамма–Шмідта та знаходять проекцію заданої послідовності g на цей базис. Отримані при цьому коефіцієнти розкладу є шуканими ваговими коефіцієнтами. Другий метод є ітераційним і полягає в послідовному зменшенні норми різниці між послідовностями g та g^* .

Нижче ця задача розв'язується за методом найменших квадратів.

Різниця між часовими рядами:

$$g - g^* = \sum_{i=1}^k c_i \sum_{j=1}^N x(t, r_{ij}) - \sum_{i=1}^N a_i x(t, t_i). \quad (16)$$

Квадрат норми цієї різниці:

$$E = \left\langle g - g^* ; g - g^* \right\rangle = \left\langle \sum_{i=1}^k c_i \sum_{j=1}^N x(t, r_{ij}) - \sum_{i=1}^N a_i x(t, t_i) ; \sum_{i=1}^k c_i \sum_{j=1}^N x(t, r_{ij}) - \sum_{i=1}^N a_i x(t, t_i) \right\rangle =$$

$$= \sum_{i=1}^k \sum_{p=1}^k c_i c_p \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^N e^{-\alpha |r_{ij} - r_{pm}|} - 2 \sum_{i=1}^k c_i \sum_{j=1}^N \sum_{e=1}^N a_e e^{-\alpha |r_{ij} - t_e|} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j e^{-\alpha |t_i - t_j|}. \quad (17)$$

Мінімізуємо цю норму за значеннями c_i , $i = \overline{1; k}$ методом найменших квадратів. Умова мінімуму E : $\frac{\partial E}{\partial c_i} = 0$, $i = \overline{1; k}$.

У результаті отримаємо систему k лінійних алгебраїчних рівнянь відносно k невідомих c_i :

$$\sum_{p=1}^k c_p \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^N e^{-\alpha |r_{ij} - r_{pm}|} = \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^N a_m e^{-\alpha |r_{ij} - t_m|}. \quad (18)$$

Після розв'язання цієї системи рівнянь отримаємо вагові коефіцієнти для вхідних послідовностей спайків. Вихідна послідовність спайків з використанням цих вагових коефіцієнтів в загальному випадку містить $k \times N$ імпульсів, які необхідно редукувати до N імпульсів.

Ці імпульси розподілені таким чином, що більшість з них зосереджені в околі імпульсів заданої послідовності. Перехід від кількості імпульсів $k \times N$ до кількості імпульсів N (або близької до цього значення) здійснюється в два етапи. На першому етапі здійснюється “розмиття” кожного з імпульсів отриманої послідовності, тобто перехід від чітких чисел до нечітких. При цьому використовується гауссова функція належності $\exp(-\beta(t - t_i)^2)$, де $\beta > 0$. Після підсумовування нечітких чисел отримується неперервна функція часу $f(t)$ з максимумами, зосередженими в околі імпульсів заданої послідовності.

Наступним етапом є зворотний перехід від нечіткої інформації до чіткої. Для цього визначаються часові координати t_i^* максимумів функції $f(t)$, що перевищують деякий поріг h . Ці координати визначають результуючу спайк-послідовність.

Приклади побудови спайк-послідовностей

Для практичної реалізації цього алгоритму використовувалася система MATLAB.

За допомогою генератора псевдовипадкових чисел на відрізку $[0; 1]$ було сформовано вибірку з 20 випадкових вхідних спайк-послідовностей з амплітудою 1, кожна з яких містила 10 імпульсів, а також задану спайк-послідовність з 10 імпульсів, зображену на рис. 1, а.

Після переходу до нечітких чисел отримано функцію $f(t)$, зображену на рис. 1, б. У результаті переходу до чітких чисел шляхом виділення максимумів в “нечіткій” вихідній функції та встановлення порогу $h = 0,5$ отримуємо максимально наближену до заданої вихідну спайк-послідовність (рис. 1, в). Як видно з рис. 1, а і рис. 1, в, вихідна послідовність є наближеною до заданої недостатньо, що пояснюється невеликою кількістю вхідних спайк-послідовностей.

Для підвищення точності наближення вихідної спайк-послідовності до заданої було сформовано вибірку зі 100 випадкових вхідних спайк-послідовностей. Результати побудови

послідовності імпульсів зображено на рис. 2. Як видно з рис. 2, а та рис. 2, в, отримана послідовність практично збігається з заданою.

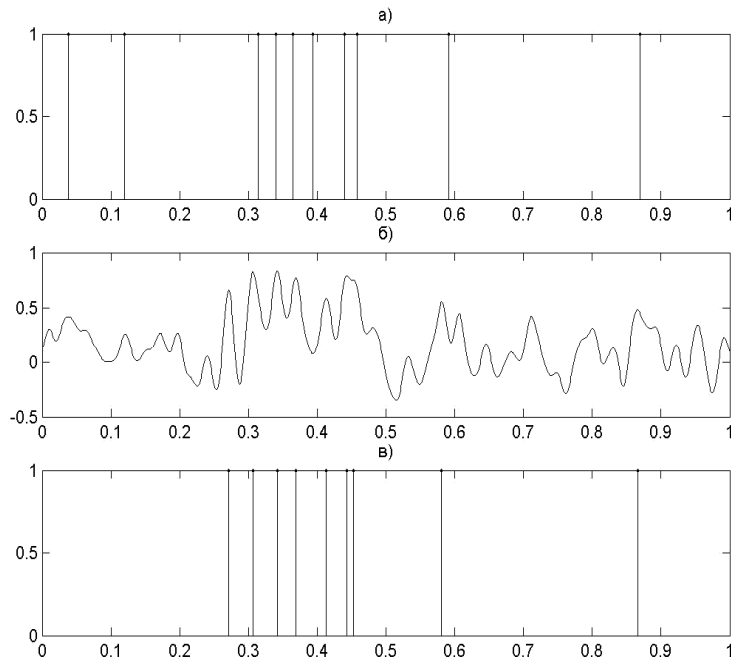


Рис. 1. Приклад побудови спайк-послідовності з 20 вхідними послідовностями

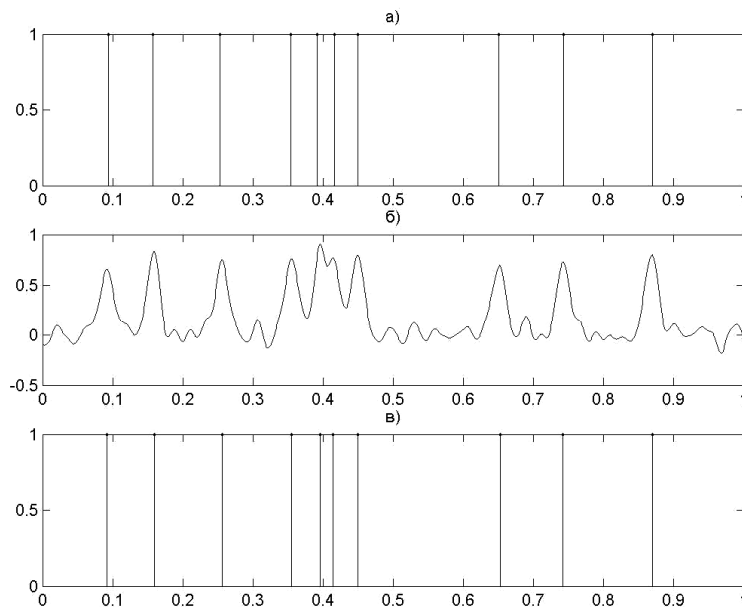


Рис. 2. Побудова спайк-послідовності зі 100 вхідними послідовностями

Висновки

У процедурах навчання спайк-нейронних мереж необхідно визначати вагові коефіцієнти таким чином, щоб наблизити задану спайк-послідовність зваженою сумою вхідних послідовностей імпульсів. Для розв'язання цієї задачі при ідеалізованих спайк-послідовностях використано введення метрики, метод найменших квадратів при визначенні вагових коефіцієнтів, процедури

переходу до нечітких чисел та зворотню від нечітких чисел до чітких. Роботу алгоритму проілюстровано двома прикладами наближення заданої послідовності з 10 імпульсів 20 та 100 спайк-послідовностями.

1. Maass W. *Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models* / W. Maass // *Neural Networks* – 1997. – Vol. 10, No. 9. – P. 1659–1671. 2. Бодянский Е.В. Гетерогенная спайк-нейронная сеть с латеральными связями в задаче кластеризации / Е.В. Бодянский, А.И. Долотов // *Системы обработки информации*. – 2007. – Вып. 8 (66). – С. 10–15. 3. Kasinski A. *Comparison of Supervised Learning Methods for Spike Time Coding in Spiking Neural Networks* / A. Kasinski, F. Ponulak // *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.* – 2006. – Vol. 16, No. 1. – P. 101–113. 4. Carnell A. *Linear Algebra for Time Series of Spikes [Електронний ресурс]* / A. Carnell, D. Richardson // *University of Bath, UK*. – 2002. – 7 p. – Режим доступу: *esapp.pdf*. 5. Корн Г. *Справочник по математике для научных работников и инженеров* / Г. Корн, Т. Корн. – М.: Наука, 1970. – 720 с.

УДК 004.9

Н.Б. Шаховська

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж

РОЗРОБЛЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ПРОСТОРУ ДАНИХ ТА ПРОЕКТУВАННЯ КЛАСУ КЕРУВАННЯ ЙОГО КОМПОНЕНТАМИ

© Шаховська Н.Б., 2013

Побудовано архітектуру простору даних. Описано особливості налагодження функціонування простору даних як складної системи.

Ключові слова: простір даних, транслятор запитів, метамова.

The construction of architecture data space. Specifics debug operation data space as a complex system.

Keywords: space data translator requests metalanguage.

Вступ

Термін “big data” (великі дані) останнім часом спричинив великий резонанс, оскільки прогнозована кількість інформації у 2015 р. становитиме 10^{24} . Десятиліттями компанії приймали рішення, ґрунтуючись лише на транзакційних даних, що зберігаються в реляційних базах даних. Крім цих, очевидно, дуже цінних даних існує низка нетрадиційних, менш структурованих джерел: журнали веб-серверів (logs), соціальні мережі, пошта, давачі, фотографії і т.д., які можуть бути використані для отримання достатньо корисної інформації. Тому виникає необхідність у інформаційній технології опрацювання різноформатних даних [3]. Простір даних – це блоковий вектор, що містить множину інформаційних продуктів предметної області, поділену на три блоки: структуровані, напівструктуровані та неструктуровані дані. Над цим вектором визначено відношення між компонентами, операції над ІІ та предикати. У статті спроектовано архітектуру простору даних як інформаційної технології для опрацювання великих даних.

1. Архітектура, принципи функціонування

Архітектура простору даних складається з декількох рівнів та об'єднує рівні даних, моделей керування та метаописів (рис. 1).