

**ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ**

Долотов Артем Ігорович

УДК 004.8:004.032.26

**САМОНАВЧАННІ СПАЙК-НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ
В ЗАДАЧАХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

**Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук**

Харків – 2011

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник – доктор технічних наук, професор
Бодянський Євгеній Володимирович,
Харківський національний університет радіоелектроніки,
професор кафедри штучного інтелекту.

Офіційні опоненти:

доктор технічних наук, професор
Дмитрієнко Валерій Дмитрович,
Національний технічний університет «Харківський
політехнічний інститут», професор кафедри
обчислювальної техніки та програмування;

доктор технічних наук, доцент
Романишин Юрій Михайлович,
Національний університет «Львівська політехніка»,
професор кафедри «Електронні засоби інформаційно-
комп'ютерних технологій».

Захист відбудеться «27» квітня 2011 р. о 15 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

Із дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

Автореферат розіслано « » _____ 20 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради

С. Ф. Чалий

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. За майже 70 років свого існування теорія штучних нейронних мереж тричі зазнала визначальних методологічних змін у поглядах на архітектуру та принципи функціонування штучних нейронів, що, відповідно, уособилося в трьох поколіннях штучних нейронних мереж. Якщо головна ідея першого покоління полягала в імітуванні відомих на той час особливостей поведінки біологічних нейронів, то нейрони другого покоління та мережі на їхній основі вже більше являли з себе математичні абстракції, що мали геть умовний зв'язок з біологічними нейросистемами. Нове, третє покоління полишає математизування як основний методологічний засіб розвитку теорії нейромереж і знову намагається інтенсивніше застосовувати відомі принципи функціонування біологічних систем у дальшому удосконалюванні архітектур і методів навчання штучних нейромереж. На сьогодні третє покоління штучних нейронів посутньо набагато точніше й змістовніше реалізує ідеї, що їх закладено в перше покоління нейронів. Виявилось, що привнесені з нейробіології ідеї значно покращили властивості нейронних мереж третього покоління, зокрема їхню обчислювальну потужність та швидкодію. Окрім того з'ясовано, що самонавчання таких мереж – їхня природна властивість та впливає з особливостей їхньої архітектури.

У зв'язку із становленням третього покоління нейронних мереж нагальним постає завдання формально поєднати його з іншими напрямками обчислювального інтелекту, як це вельми вдало зроблено для нейронних мереж другого покоління. Ураховуючи природну здатність нейромереж третього покоління до самонавчання, щонайперспективнішим виявляється напрямок побудови самонавчаних гібридних систем, що здатні розв'язувати різноманітні задачі інтелектуального аналізу даних, у першу чергу ті, що мають ту чи ту невизначеність відносно оброблюваних даних, тобто такі, що суттєво наближені до умов реального життя. З теоретичної точки зору, гібридні системи на основі найреалістичніших штучних нейронних мереж стануть вагомим кроком обчислювального інтелекту у напрямі біоподібних та рідинних обчислень. З практичної точки зору, потужні та швидкодіючі засоби для розв'язування складних задач інтелектуального аналізу даних збагатять науковий арсенал науковців, дослідників й інженерів та підвищать ефективність їхньої праці.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційну роботу виконано в рамках держбюджетних тем №214 «Розробка методів обробки інформації за умов невизначеності на основі самонавчання та м'яких обчислень» (№ДР 0107U003028) і №245 «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ДР 0110U000458), що здійснюються згідно з наказами Міністерства освіти і науки України за результатами конкурсного відбору проектів наукових досліджень. У межах наведених тем здобувач як виконавець запропонував аналого-цифрову архітектуру самонавчанняї спайк-нейронної мережі, самонавчанняї гібридні системи на основі спайк-нейронної мережі для розв'язування складних задач інтелектуального аналізу даних, узагальнений метод навчання таких систем.

Мета й завдання дослідження. Мета дисертаційної роботи – розробити на основі самонавчанняї спайк-нейронної мережі методи кластерування даних за умов

попередньої та поточної невизначеності – коли кластери оброблюваних даних перетинаються, мають складну форму або їхня кількість змінюється в часі, які забезпечують підвищення швидкості оброблення даних, а також зсинтезувати аналого-цифрову архітектуру самонавчанняї спайк-нейронної мережі.

Задля досягнення поставленої мети в роботі виконано такі завдання:

- проаналізувати відомі архітектури самонавчанняї спайк-нейронних мереж, що їх використовують для чіткого кластерування даних;
- зсинтезувати архітектури гібридних самонавчанняї спайк-нейронних мереж для нечіткого кластерування даних у пакетному та послідовному режимах;
- побудувати вхідний шар фазифікування на основі шару нечітких рецепторних нейронів;
- розробити на основі поліпшених архітектур самонавчанняї спайк-нейронної мережі методи розв’язування таких складних задач кластерування даних, як виявлення кластерів складної форми або коли їхня кількість змінюється;
- розробити метод самонавчання запропонованих спайк-нейронних мереж;
- зсинтезувати базову архітектуру самонавчанняї спайк-нейронної мережі в термінах Лапласового перетворювання;
- виконати імітаційне моделювання розроблених методів і моделей та розв’язати за їхньою допомогою низку практичних задач нечіткого кластерування даних.

Об’єкт дослідження – інтелектуальне аналізування чисельних даних.

Предмет дослідження – самонавчанняї спайк-нейронні мережі в задачах кластерування даних за умов попередньої та поточної невизначеності.

Методи дослідження. Щоби виконати завдання, що їх поставлено в роботі, використано такі методи: теорія обчислювального інтелекту – для визначення методологічних підвалин та контексту дослідження; теорія штучних нейронних мереж – для аналізування архітектури спайк-нейронної мережі, удосконалення методу її самонавчання та модифікування багатошарової спайк-нейронної мережі; обчислювальна нейробіологія – для аналізування архітектури й самонавчанняї спайк-нейронної мережі та для побудування її аналого-цифрової архітектури; теорія нечіткої логіки та кластерний аналіз – для побудування гібридних нечітких систем на основі спайк-нейронної мережі; індуктивне моделювання та теорія планування експерименту – для побудування мінливих архітектур спайк-нейронної мережі; теорія автоматичного керування – для побудування аналого-цифрової архітектури спайк-нейронної мережі; імітаційне моделювання – для визначення ефективності застосування розроблених систем.

Наукова новизна одержаних результатів.

1. Уперше для нечіткого кластерування даних запропоновано гібридну самонавчанняї спайк-нейронну мережу, що в порівнянні з відомими стандартними методами нечіткого кластерування дозволило підвищити швидкість оброблення даних за умов, коли кластери, що їх треба виявити, перетинаються.

2. Уперше запропоновано нечіткий рецепторний нейрон та на його базі архітектуру шару фазифікування вхідних даних самонавчанняї спайк-нейронної мережі, що на відміну від відомого вхідного шару популяційного кодування

дозволило підвищити ефективність оброблення даних за умов наявності попередніх знань про розв'язувану задачу.

3. Уперше запропоновано аналого-цифрову архітектуру базової самонавчанняї спайк-нейронної мережі на основі Лапласового перетворювання, що дозволило викласти функціонування біоподібних нейромереж в термінах класичної теорії автоматичного керування.

4. Удосконалено самонавчання багатошарову спайк-нейронну мережу, в якій на відміну від первісно запропонованої мережі прибрано налаштовні бічні зв'язки та зменшено кількість методів навчання до одного, що дозволило підвищити швидкість її навчання.

5. Удосконалено метод самонавчання спайк-нейронної мережі, який на відміну від оригінального методу оновлює синапсові ваги не лише нейрона-переможця, а також і його сусідів, що дозволило підвищити якість навчання запропонованих гібридних систем.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблені в дисертаційній роботі гібридні самонавчанняї спайк-нейронні мережі для нечіткого кластерування даних можна використовувати в різних галузях, де дані представлені в числовій формі, надходять на вхід системи в пакетному чи послідовному режимах за умов, коли кластери, що їх треба виявити, перетинаються, або їхня кількість змінюється в часі, а також за умови, коли кластери мають складну форму. Запропоновані в роботі спайк-нейронні мережі підтвердили свою дієвість в задачах розпізнавання образів на зображеннях, що надходять з системи відеонагляду. Також за допомогою самонавчанняї гібридної спайк-нейронної мережі розв'язано задачу оперативного підтримування приймання рішень оператора щодо обрання параметрів технологічного процесу киснево-конвертерного витоплювання сталі.

Результати дисертаційної роботи впроваджено в Торговельному центрі «Марс» у м. Петровське (акт упровадження від 18.05.2010) й у Державному науково-виробничому підприємстві «Системні технології» в м. Дніпропетровськ (акт упровадження від 14.06.2010). Наукові положення, висновки й рекомендації, викладені в дисертації, використано в навчальних курсах «Нейромережеві методи обчислювального інтелекту» та «Інтелектуальний аналіз даних», що їх читають студентам спеціальності «Інтелектуальні системи прийняття рішень» Харківського національного університету радіоелектроніки (акт упровадження від 06.09.2010).

Особистий внесок здобувача. Основні положення та результати роботи автор отримав особисто. У публікаціях, що їх написано у співавторстві, здобувачеві належать: [1, 3, 13, 22, 20] – метод нечіткого ймовірнісного кластерування на основі самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [1, 3, 19] – архітектура нечіткого рецепторного нейрона, [1, 4, 8] – аналого-цифрова архітектура складеного синапсу спайк-нейрона, [1, 4, 10, 25] – узагальнений метод самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [1, 4, 27] – аналого-цифрова архітектура соми спайк-нейрона, [1, 12] – метод нечіткого можливісного кластерування на основі самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [2] – архітектура шару фазифікування на основі пулів рецепторних нейронів, [5] – метод оброблення даних, що на кожній епосі враховує сигнали від усіх спайк-нейронів, покращуючи тим самим ефективність роботи мережі, [6, 16, 27] – спайк-нейрон як часоімпульсна система теорії автоматичного керування, [9] –

послідовний метод нечіткого кластерування Густафсона-Кесселя на базі самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [10] – архітектура багат шарової спайк-нейронної мережі та метод її самонавчання, [11] – узагальнена архітектура самонавчанняї гібридної спайк-нейронної мережі, [14] – метод налаштування рецепторних нейронів, [17] – метод нечіткого кластерування на основі центра спайк-нейрона за Гореном, [18] – метод нечіткого кластерування на основі центра спайк-нейрона за Начлегером-Руфом, [21] – метод послідовного нечіткого можливісного кластерування на основі самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [23, 28] – метод виявлення нових кластерів на основі вихідного шару нечіткого можливісного кластерування самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [24] – метод виявлення кластерів складної форми на основі абеткових критеріїв теорії планування експерименту та самонавчанняї спайк-нейронної мережі, [26] – архітектура спайк-нейронної мережі на основі W-функції Лямберта.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційної роботи представлено та обговорено на 11-му Міжнародному молодіжному форумі “Радіоелектроніка і молодь у ХХІ столітті” (Харків, 2007), 9-й, 10-й та 11-й Міжнародних науково-технічних конференціях “Системний аналіз та інформаційні технології” (Київ, 2007, 2008, 2009), 2-й Міжнародній науково-технічній конференції “Комп’ютерні науки та інформаційні технології” (Львів, 2007), Міжнародних наукових конференціях “Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту” (Євпаторія, 2008, 2009), Міжнародній науково-технічній конференції “Автоматизація: проблеми, ідеї, розв’язки 2008” (Севастополь, 2008), 15-й Міжнародній науковій конференції “East West Fuzzy Colloquium” (Циттау/Герліц, ФРН, 2008), 11-й Міжнародній балтійській конференції з електроніки “ВЕС2008” (Таллінн/Лауласмаа, Естонська Республіка, 2008), 15-й Міжнародній конференції з автоматичного керування “Автоматика – 2008” (Одеса, 2008), 4-й Міжнародній школі-семінарі “Теорія прийняття рішень” (Ужгород, 2008), 6-й Міжнародній науково-практичній конференції “Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем” (Дніпропетровськ, 2008), 9-й Міжнародній конференції “Контроль і управління в складних системах” (Вінниця, 2008), 6-й Міжнародній конференції з досліджування та застосовування інформації “i.TECH 2009” (Варна, Республіка Болгарія, 2009), Міжнародній науково-технічній конференції “Інформаційні технології та інформаційна безпека в науці, техніці й освіті – 2009” (Севастополь, 2009), 1-й та 2-й Міжнародних конференціях “Intelligent Information and Engineering Systems” (Жешув/Криніца, Республіка Польща, 2009, 2010), 4-й Міжнародній конференції “Сучасні комп’ютерні системи та мережі: розробка та використання” (Львів, 2009), Міжнародній конференції “Проблеми інформатики та моделювання – 2009” (Харків, 2009), 3-й Міжнародній конференції з індуктивного моделювання “ICIM’2010” (Євпаторія, 2010).

Публікації. Основні положення й результати дисертаційної роботи опубліковано у 28 друкованих працях, серед них 1 іноземна монографія, 6 статей у виданнях, що вони визначені ВАК України як фахові (з-поміж яких 3 статті в журналах та 3 статті в збірниках наукових праць), 6 статей у іноземних виданнях (з-поміж яких 4 статті в журналах та 2 статті в збірниках наукових праць), 15

публікацій у збірниках праць і матеріалів міжнародних наукових конференцій, форумів та семінарів.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається із вступу, п'яти розділів, висновків, додатка та переліку використаних джерел. Загальний обсяг дисертації становить 139 сторінок. Робота містить 27 рисунків, з яких 3 рисунки на окремих сторінках, 3 таблиці, 1 додаток на 4 сторінках та перелік використаних джерел із 111 найменувань на 13 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету й завдання дослідження, розкрито наукову новизну та практичну цінність отриманих результатів. Наведено відомості про апробацію й упровадження результатів роботи, особистий внесок здобувача та публікації.

У **першому розділі** проаналізовано розвиток трьох поколінь штучних нейронних мереж. Розглянуто стан проблеми самонавчання та місце спайк-нейронних мереж у ній. Заналізовано базову архітектуру самонавчання спайк-нейронної мережі: шар популяційного кодування на основі рецепторних нейронів, шар спайк-нейронів, метод самонавчання. Наведено особливості та принципи чіткого та ієрархічного кластерування даних на основі спайк-нейронної мережі.

Розглянуто гібридні системи як один з основних засобів обчислювального інтелекту для розв'язування задач інтелектуального аналізу даних за умов попередньої та поточної невизначеності. Показано перспективність використання в таких задачах гібридних систем, які змогли б поєднати самонавчання спайк-нейронні мережі з відомими засобами обчислювального інтелекту, зокрема методами кластерного аналізу. Також розкрито особливості й вади відомих програмних та апаратних реалізацій спайк-нейронної мережі.

У результаті проведеного аналізу сформульовано основні завдання наукового дослідження, викладеного в дисертаційній роботі.

У **другому розділі** зсинтезовано аналого-цифрову архітектуру базової самонавчання спайк-нейронної мережі на основі Лапласового перетворювання та цифрову архітектуру – на основі W-функції Лямберта.

Цифрову архітектуру спайк-нейронної мережі побудовано унаслідок розв'язання задачі аналітичного представлення залежності часу збудження спайк-нейрона від ухідних імпульсів. Розв'язок цієї задачі для одного спайк-нейрона та одного вхідного імпульсу ґрунтується на основній гілці W-функції Лямберта:

$$t_j^{[1]} = t_{li}^{[0]} - \tau \Omega_0 \left(-\frac{\theta_{s.n.}}{e w_{jli}^p} \right), \quad (1)$$

де $t_j^{[1]}$ – час збудження j -го спайк-нейрона (індекс [1] позначає шар спайк-нейронів); $t_{li}^{[0]}$ – ухідний спайк, витворений li -им рецепторним нейроном (індекс [0] позначає шар рецепторних нейронів); τ – стала вгамовування мембранового потенціалу; $\Omega_0(\bullet)$ – головна гілка W-функції Лямберта; $\theta_{s.n.}$ – поріг збудження спайк-нейрона;

w_{jli}^p – ваговий коефіцієнт p -го підсинапсу, що з'єднує j -ий спайк-нейрон з l -им рецепторним нейроном i -го пулу.

Узагальнюючи розв'язок (1) на випадок довільної кількості вхідних імпульсів, з'ясовано, що, щоби визначити час збудження спайк-нейрона, потрібно послідовно аналізувати часові проміжки, на які вхідні упорядковані за часом збудження спайки розбивають інтервал моделювання. На кожному такому проміжку слід обраховувати

$$t_j^{[1]} = \frac{\sum_{\hat{k}=1}^{\hat{i}} t_{j\hat{k}} w_{j\hat{k}} \exp\left(\frac{t_{j\hat{k}}}{\tau}\right)}{\sum_{\hat{k}=1}^{\hat{i}} w_{j\hat{k}} \exp\left(\frac{t_{j\hat{k}}}{\tau}\right)} - \tau \Omega_0 - \frac{\theta_{\text{s.n.}}}{e} \frac{\exp\left(\frac{\sum_{\hat{k}=1}^{\hat{i}} t_{j\hat{k}} w_{j\hat{k}} e^{\frac{t_{j\hat{k}}}{\tau}}}{\tau \sum_{\hat{k}=1}^{\hat{i}} w_{j\hat{k}} e^{\frac{t_{j\hat{k}}}{\tau}}}\right)}{\sum_{\hat{k}=1}^{\hat{i}} w_{j\hat{k}} \exp\left(\frac{t_{j\hat{k}}}{\tau}\right)}, \quad (2)$$

де $\hat{i} = \overline{1, h \cdot n \cdot q}$ – номер поточного аналізованого проміжку (тут h – кількість рецепторних нейронів у пулі, n – вимірність ухідного сигналу, q – кількість підсинапсів у складеному синапсі); $t_{j\hat{k}}$ – перенумерований за зростанням часу збудження заганий вхідний спайк; $w_{j\hat{k}}$ – ваговий коефіцієнт підсинапсу, яким проходить спайк $t_{j\hat{k}}$. Як тільки отримано дійсне значення для $t_j^{[1]}$, яке лежить у зааналізованому інтервалі, процедуру вважають завершеною. Значення $t_j^{[1]}$ є часом збудження спайк-нейрона.

Цифрова архітектура спайк-нейронної мережі складається з кількох модулів: один модуль упорядковує вхідні спайки за зростанням часу їхнього збудження, другий модуль розбиває інтервал моделювання на відповідні проміжки, третій – аналізує наявність розв'язку на поточному проміжку на основі (2).

Хоча процедура відшукування $t_j^{[1]}$ за (2) і дає точний час збудження спайк-нейрона, вона, вочевидь, є вельми непроста для обчислювання, тому побудована на її основі цифрова архітектура не зможе працювати он-лайн. Цю ваду можна подолати, побудувавши аналого-цифрову архітектуру спайк-нейронної мережі.

Якщо розглядати спайк t_i із точки зору теорії автоматичного керування, нескладно помітити, що за формою він вельми схожий на Диракову дельта-функцію $\delta(t - t(x(k)))$. Лапласове перетворення цієї функції є

$$L\{\delta(t - t_i)\} = e^{-t_i s}, \quad (3)$$

де s – Лапласів оператор. Порівнявши імпульсну перехідну функцію ланки другого порядку з дійсними тотожними коренями $\tilde{\varepsilon}(t)$ з функцією відгуку на спайк $\varepsilon(t)$, отримано співвідношення

$$\varepsilon(t) = e\tau \tilde{\varepsilon}(t). \quad (4)$$

Отже передатна функція ланки другого порядку з дійсними тотожними коренями (критично згасна ланка другого порядку), що її імпульсна перехідна функція збігається з функцією відгуку на спайк, є

$$G_{\text{SRF}}(s) = \frac{e\tau}{(\tau s + 1)^2}. \quad (5)$$

На базі (5) послідовно отримано передатні функції для конструктивних елементів спайк-нейронної мережі:

- для підсинапсу складеного синапсу:

$$U_{jli}^p(s) = w_{jli}^p e^{-d^p s} G_{\text{SRF}}(s) = \frac{\tau w_{jli}^p e^{1-d^p s}}{(\tau s + 1)^2}, \quad (6)$$

де d^p – часова затримка p -го підсинапсу;

- для складеного синапсу (рис. 1):

$$U_{jli}(s) = \sum_{p=1}^q U_{jli}^p(s) = \sum_{p=1}^q \frac{\tau w_{jli}^p e^{1-d^p s}}{(\tau s + 1)^2}; \quad (7)$$

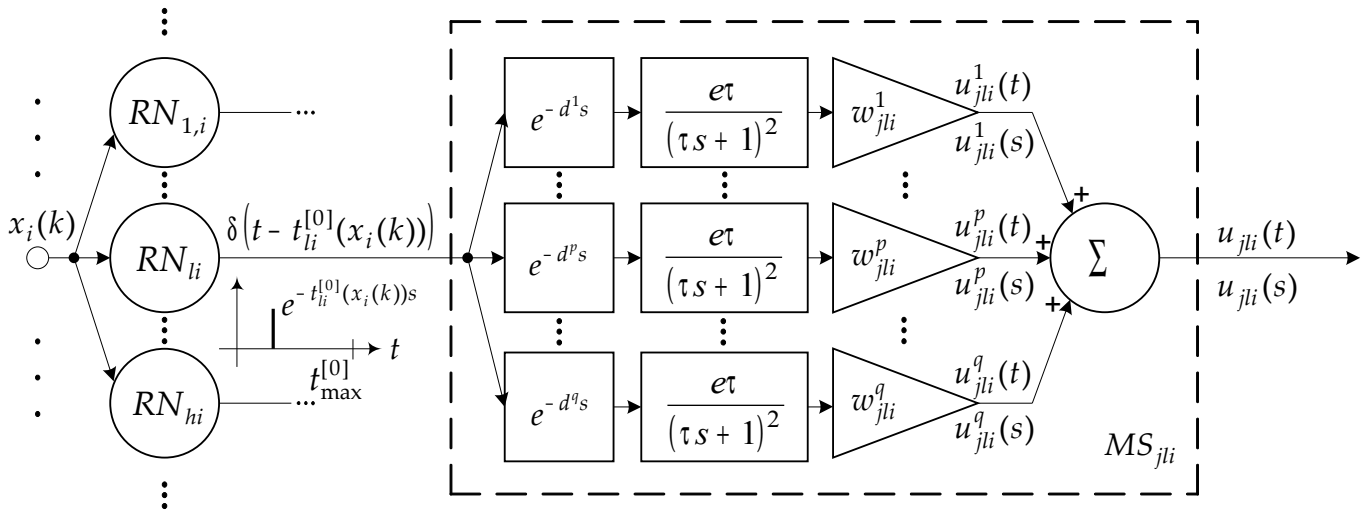


Рис. 1. Аналого-цифрова архітектура складеного синапсу спайк-нейрона

- для нейронової соми в режимі накопичування вхідних сигналів:

$$U_j(s) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h U_{jli}(s) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h \sum_{p=1}^q \frac{\tau w_{jli}^p e^{1-d^p s}}{(\tau s + 1)^2}. \quad (8)$$

Механізм збудження соми спайк-нейрона змодельовано ланкоюю реле, диференціювальною ланкоюю та діодом, що їх з'єднано послідовно. Таким чином, зображення вихідного спайку є

$$L\{\delta(t - t_j^{[1]})\} = e^{-t_j^{[1]}s} = L\{\Phi_{\text{diode}}(sL\{\Phi_{\text{relay}}(u_j(t), \theta_{\text{s.n.}})\})\}, \quad (9)$$

де $\Phi_{\text{diode}}(\bullet)$ – функція діода; $\Phi_{\text{relay}}(\bullet, \bullet)$ – функція релейного елемента; $u_j(t)$ – мембрановий потенціал соми спайк-нейрона; $\theta_{\text{s.n.}}$ – зона нечутливості реле.

Механізм незбудливості спайк-нейронової соми промодельовано негативним

зворотнім зв'язком з передатною функцією

$$G_{F.B.}(s) = \frac{w_{SAP} e^{-d_{spike}s}}{(\tau_{SAP}s + 1)^2}, \quad (10)$$

де w_{SAP} – відхил післяспайкового потенціалу; d_{spike} – час витворення вихідного спайку.

Отже передатну функцію соми спайк-нейрона можна записати так (рис. 2):

$$G_{soma}(s) = \frac{G_{F.F.}}{1 + G_{F.F.}G_{F.B.}}, \quad (11)$$

де $G_{F.F.}$ задано рівнянням (9).

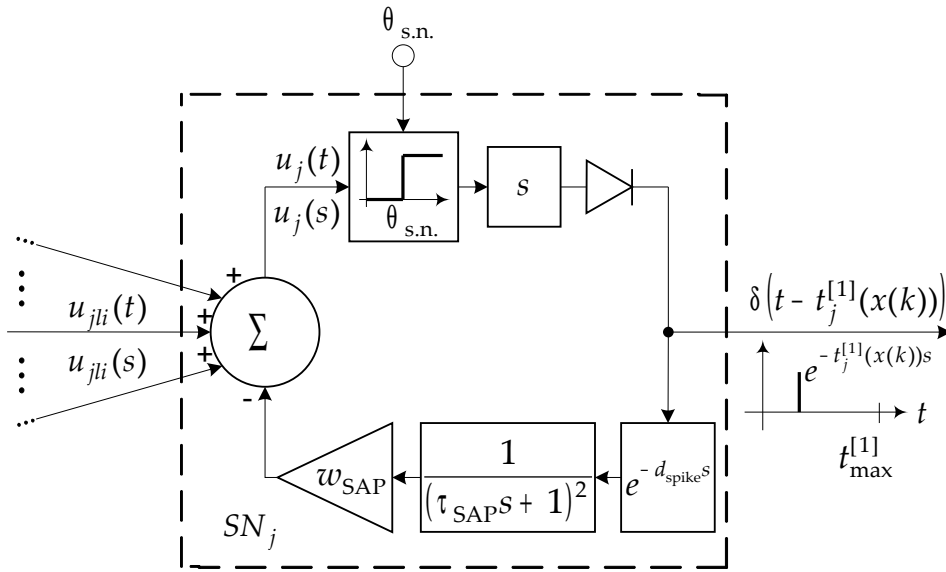


Рис. 2. Аналого-цифрова архітектура соми спайк-нейрона

Таким чином, використовуючи математичний апарат Лапласового перетворення, архітектуру спайк-нейронної мережі можна представити в уодноманітнений та зручний для подальших досліджень чи практичних реалізацій спосіб. Окрім того, апаратна реалізація запропонованої аналого-цифрової архітектури має бути вельми швидкодієюю, адже для її побудови використано прості стандартні й широковживані ланки класичної теорії автоматичного керування.

У **третьому розділі** дисертаційної роботи зсинтезовано архітектури гібридних самонавчаних спайк-нейронних мереж для нечіткого кластерування даних на основі стандартних методів нечітких с-середніх та запропоновано метод самонавчання таких систем шляхом удосконалення відомого методу самонавчання базової спайк-нейронної мережі. Також запропоновано нечіткий рецепторний нейрона та на його базі архітектуру шару фазифікування вхідних даних.

Зіставивши методи нечіткого ймовірнісного та можливісного кластерування з тим, як кластерує дані спайк-нейронна мережа, показано, що спільним для обох підходів є поняття центра кластера та відстані від нього до вхідних образів.

Як один із варіантів побудови гібридної нейромережі запропоновано в

методах нечіткого кластерування використовувати відстань до центрів, які, навчаючись, налаштовує спайк-нейронна мережа. Перевага цього підходу в тім, що спайк-нейронні мережі налаштовують центри своїх нейронів вельми швидко – лише за кілька епох навчання. Це дозволяє, з одного боку, підвищити швидкість оброблення даних, як порівняти із стандартними методами нечітких с-середніх, а з другого – використовувати спайк-нейронні мережі в задачах, де кластери даних перетинаються. Відзначено також, що відомі методи обраховування центра спайк-нейрона не в повній мірі описують його поведінку, що, відповідно, може вплинути на дієвість роботи гібридної системи.

Зазначену ваду можна подолати, якщо як відстань од центра кластера до вхідних даних використовувати час збудження спайк-нейрона. Ця пропозиція видається цілком обґрунтованою, бо, як показано раніше, час збудження спайк-нейрона відбиває міру подібності вхідних образів до центра кластера. Використовуючи цю ідею, побудовано гібридну спайк-нейронну мережу, яка не містить бічних зв'язків у шарі спайк-нейронів та має додатковий, третій прихований шар, що нечітко кластерує дані. Цей шар визначає рівень належності вхідного образа $x(k)$ до j -го кластеру на основі ймовірнісного підходу в такий спосіб:

$$\mu_j(x(k)) = \frac{\left(t_j^{[1]}(x(k))\right)^{\frac{2}{1-\zeta}}}{\sum_{i=1}^m \left(t_i^{[1]}(x(k))\right)^{\frac{2}{1-\zeta}}}, \quad (12)$$

де $\zeta \geq 0$ – фазифікатор, який визначає нечітку межу між кластерами й контролює рівень нечіткості кінцевого розбиття даних за кластерами; m – кількість кластерів, і, відповідно, на основі можливісного підходу:

$$\mu_j(x(k)) = \left(1 + \left(\frac{\left(t_j^{[1]}(x(k))\right)^2}{\lambda_j} \right)^{\frac{1}{\zeta-1}} \right)^{-1}, \quad (13)$$

$$\lambda_j = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_j^{\zeta}(x(k)) \left(t_j^{[1]}(x(k))\right)^2}{\sum_{k=1}^N \mu_j^{\zeta}(x(k))}, \quad (14)$$

де $\lambda_j > 0$ – скалярний параметр, що визначає відстань, на якій рівень належності приймає значення 0.5; N – кількість образів у вхідній вибірці.

На відміну від гібридних систем, що ґрунтуються на центрах спайк-нейронів, гібридні системи на основі часу збудження спайк-нейрона не потребують додатково обраховувати центри кластерів, позаяк центр кластеру потрібен лише для визначення відстані між ним і вхідними образами. Таким чином, використавши час збудження спайк-нейронів як відстань між центром кластеру й ухідними даними, отримано природнішу та простішу архітектуру гібридної системи.

Зсинтезовані гібридні системи вимагають, щоби вихідний шар нечіткого кластерування отримував сигнали від усіх нейронів попереднього шару. Для цього прибрано гальмувальні бічні зв'язки в шарі спайк-нейронів. Окрім того, беручи увагу на те, що в контексті нечіткого кластерування важать вихідні сигнали всіх спайк-нейронів, природнішим видається підхід оновлювати ваги не лише нейрона-переможця, а й також його сусідів. Цей підхід зреалізовано уведенням правила «переможцеві дістається більше» до відомого методу самонавчання спайк-нейронних мереж. Для цього до процедури самонавчання перед налаштуванням вагових коефіцієнтів додано етап кооперування. На цьому етапі нейрон-переможець щоепохи визначає локальну область топологічного сусідства, яка зумовлює характер зміни вагових коефіцієнтів нейронів-сусідів. Що ближче сусід є до переможця, то сильнішого впливу зазнають його ваги на етапі налаштування:

$$w_{jli}^p(K+1) = w_{jli}^p(K) + \eta_w(K) \phi(|\Delta t_{\tilde{j}\tilde{j}}|) L(\Delta t_{jli}^p), \quad (15)$$

де K – номер поточної епохи; $\eta_w(\bullet) > 0$ – параметр кроку, що визначає швидкість навчання; $\phi(\bullet)$ – функція сусідства (здебільшого, це дзвонувата функція, наприклад, гаусіан); $|\Delta t_{\tilde{j}\tilde{j}}|$ – різниця між часом збудження нейрона-переможця $t_j^{[1]}(x(k))$ і сусіднього нейрона $t_j^{[1]}(x(k))$; $L(\bullet)$ – функція навчання

$$L(\Delta t_{jli}^p) = (1 + \beta) \exp\left(-\frac{(\Delta t_{jli}^p - \alpha)^2}{2(\kappa - 1)}\right) - \beta, \quad (16)$$

$$\kappa = 1 - \frac{v^2}{2 \ln\left(\frac{\beta}{1 + \beta}\right)}; \quad (17)$$

Δt_{jli}^p – часова затримка між загаяним ухідним спайком $t_{li}^{[0]}(x_i(k)) + d^p$, що його згенерував P -тий підсинапс li -того складеного синапсу, та часом збудження спайк-нейрона $t_j^{[1]}(x(k))$; α, β, v – параметри форми функції навчання.

Запропонований метод є узагальненням відомого методу самонавчання спайк-нейронних мереж, позаяк, обираючи різні функції сусідства, можна отримувати модифікації методу відповідно до умов розв'язуваної задачі. Метод на основі (15) можна використовувати не лише для навчання гібридних спайк-нейронних мереж, а й для звичайних самонавчання спайк-нейронних мереж, адже він дозволяє на кожній епосі навчання брати до уваги відношення вхідного образу до всіх кластерів, що відповідно підвищує якість навчання мережі.

Розглядаючи шар рецепторних нейронів з позиції нечіткої логіки, запропоновано нечіткий рецепторний нейрон, який, з одного боку, перетворює вхідний сигнал у послідовності спайків, а з другого – реалізує деякий лінгвістичний терм. Функцією належності лінгвістичного терму є функція активації рецепторного нейрона $\psi_{li}(x_i(k))$. Вочевидь, пул нечітких рецепторних нейронів реалізує певну лінгвістичну змінну. Фактично кожен пул є системою висновування Такагі-Сугено нульового порядку. Нечіткі рецепторні нейрони утворюють шар фазифікування

вхідних даних, який перетворює множину вхідних даних $x(k)$ у нечіткі множини, задані значеннями функцій активації-належності $\psi_{li}(x_i(k))$ і виражені в часовій області у формі часу збудження $t_{li}^{[0]}(x_i(k))$. Таким чином, маючи певні попередні знання про структуру вхідних даних, можна відповідно до них сформулювати лінгвістичні змінні та на їхній основі побудувати пули рецепторних нейронів. Взяття до уваги попередніх знань на рівні архітектури мережі дає змогу отримати кращі результати кінцевого розкластерування даних.

Четвертий розділ містить виклад удосконаленої багатошарової самонавчальної спайк-нейронної мережі та поліпшених гібридних архітектур спайк-нейронної мережі для розв'язування складних задач нечіткого кластерування.

Зіставивши стандартні методи послідовного нечіткого кластерування з запропонованою вище гібридною спайк-нейронною мережею, показано, що остання може працювати також і за умов, коли вхідні дані надходять поступово. Для цього рекурентні процедури визначання центрів кластерів імовірнісного й можливісного методів кластерування замінено одним-двома кроками навчання спайк-нейронної мережі на черговому вхідному образі.

Щоби виявляти кластери несферичної гіпереліпсоїдної форми у послідовному режимі, запропоновано у вихідному шарі нечіткого кластерування спайк-нейронної мережі використовувати послідовну версію методу Густафсона-Кесселя:

$$\mu_j(x(k+1)) = \frac{\left(\left(t^{[0]}(x(k+1)) - c_j^{[1]}(k+1) \right)^T \Sigma_j^{-1}(k+1) \left(t^{[0]}(x(k+1)) - c_j^{[1]}(k+1) \right) \right)^{\frac{1}{1-\zeta}}}{\sum_{i=1}^m \left(\left(t^{[0]}(x(k+1)) - c_j^{[1]}(k+1) \right)^T \Sigma_i^{-1}(k+1) \left(t^{[0]}(x(k+1)) - c_j^{[1]}(k+1) \right) \right)^{\frac{1}{1-\zeta}}}, \quad (18)$$

$$\Sigma^{-1}(k+1) = \frac{k+1}{k} \times \quad (19)$$

$$\times \left[\Sigma^{-1}(k) - \frac{\Sigma^{-1}(k) \left(t^{[0]}(x(k+1)) - \bar{t}^{[0]}(x(k+1)) \right) \left(t^{[0]}(x(k+1)) - \bar{t}^{[0]}(x(k+1)) \right)^T \Sigma^{-1}(k)}{k + \left(t^{[0]}(x(k+1)) - \bar{t}^{[0]}(x(k+1)) \right)^T \Sigma^{-1}(k) \left(t^{[0]}(x(k+1)) - \bar{t}^{[0]}(x(k+1)) \right)} \right],$$

$$\bar{t}^{[0]}(x(k+1)) = \bar{t}^{[0]}(x(k)) + \frac{1}{k+1} \left(t^{[0]}(x(k+1)) - \bar{t}^{[0]}(x(k)) \right), \quad (20)$$

де $t^{[0]}(x(k+1))$ – вектор ухідних спайків, витворених для чергового вхідного образу; $c_j^{[1]}(k+1)$ – центр спайк-нейрона за Гореном, обрахований після навчання на черговому вхідному образі; Σ^{-1} – обернена коваріаційна матриця.

Певна річ, використання відстані між ухідними образами та центрами за Гореном замість часу збудження спайк-нейронів у поданій процедурі зумовить певне зменшення ефективності роботи мережі. Досліднику тут доведеться обирати, що важить для нього більше: висока точність кінцевого розкластерування чи швидкість його отримання.

Для розв'язування задачі автоматичного відшукування кількості кластерів у вхідних даних запропоновано мінливі гібридні спайк-нейронні мережі, побудовані на основі принципів індуктивного моделювання та методів теорії планування дослідів.

Задачу зливання кластерів на основі спайк-нейронної мережі розв'язано модифікуванням методу гіпереліпсоїдів Накаморі-Рьоке, який використано як критерій для об'єднання спайк-нейронів. Показано, що підвалиною оригінального методу Накаморі-Рьоке лягає критерій D -оптимальності, позаяк метод відшукує пару кластерів, які дають найменший приріст об'єму гіпереліпсоїда скупчення при їхньому зливанні. Для задач, де важить швидкість оброблення даних запропоновано використовувати замість D -оптимального A -оптимальний критерій, адже останній вимагає обрахування лише сліду коваріаційної матриці, що є швидшою операцією, аніж обрахування визначника матриці для D -оптимального критерію. Використовування A -оптимального критерію також долає ще одну ваду оригінального методу: він стійкий до випадків, коли коваріаційна матриця має нульові властиві числа. Таким чином, процедура об'єднання спайк-нейронів на кожній ітерації відшукує кластери, які дають гіпереліпсоїд щонайменшого периметра за A -оптимальним критерієм. Відповідні спайк-нейрони другого прихованого шару видаляють, а натомість додають один новий. Його вагові коефіцієнти задають як середнє відповідних вагових коефіцієнтів попередніх двох нейронів, зважене відносно кількості образів в кожному кластері. Опісля чергового злиття кластерів, ініціюють одну епоху навчання – аби налаштувати ваги нового нейрона. Запропонована гібридна мінлива архітектура не потребує точно задавати кількість кластерів: задосить указати якесь верхнє значення цієї кількості, а процедура зливання кластерів сама її зменшить до потрібного значення.

Задачу виявлення нових кластерів в даних, що надходять на вхід мережі, розв'язано на основі вихідного шару можливісного нечіткого кластерування спайк-нейронної мережі. Нечіткий можливісний метод кластерування даних не має обмеження на суму рівнів належності образів за кластерами. Це вможливорює виявлення нових кластерів за допомогою порівнювання такої суми з певним пороговим значенням $\theta_{\text{н.с.}}$. Отже, якщо для низки вхідних образів $x(k)$ виконується умова

$$\sum_{j=1}^m \mu_j(x(k)) \leq \theta_{\text{н.с.}}, \quad (21)$$

у шар спайк-нейронів потрібно додати новий нейрон і повторити навчання мережі, ураховуючи нові образи. У загальному випадку, щоби класифікувати нові образи як новий кластер, необхідно щоби кількість таких образів дорівнювала середній кількості образів за наявними кластерами. Вочевидь, запропонована архітектура дієво працюватиме лишень у випадку, коли у вхідних даних до моменту додання нового нейрона з'являтимуться образи лише одного нового кластеру.

Задачу ієрархічного кластерування, тобто посутньо виявлення кластерів складної довільної форми, раніше розв'язано на основі багат шарової спайк-нейронної мережі. Така мережа має кілька прихованих шарів спайк-нейронів, нейрони кожного з яких поєднані налаштованими бічними зв'язками. Для

налаштування ваг такої мережі використовують два методи самонавчання: один стандартно налаштовує міжшарові зв'язки, другий – бічні зв'язки з метою підвищити синхронність збудження нейронів-сусідів з нейроном-переможцем. В дисертаційній роботі для самонавчання кожного шару спайк-нейронної мережі запропоновано використовувати метод (15), який, окрім власне налаштування міжшарових зв'язків, у простіший спосіб реалізує мету первісного методу налаштування ваг бічних зв'язків:

$$w_{jli}^{p,[r]}(K+1) = w_{jli}^{p,[r]}(K) + \eta_w(K) \phi \left(\left| \Delta t_{\tilde{j}\tilde{l}}^{[r]} \right| \right) L(\Delta t_{jli}^{p,[r]}), \quad (22)$$

де $\bullet^{[r]}$ – позначає відповідний параметр мережі в r -му шарі спайк-нейронів ($r = \overline{1, M}$, де M – кількість прихованих шарів спайк-нейронів). Це, по-перше, дозволяє використовувати лише один метод самонавчання для всієї мережі, і, по-друге – спростити архітектуру мережі, прибравши налаштовні бічні зв'язки у всіх прихованих шарах спайк-нейронів. Така модифікація, вочевидь, дає змогу підвищити швидкість навчання багатошарової спайк-нейронної мережі.

У **п'ятому розділі** представлено результати моделювання запропонованих у дисертаційній роботі архітектур спайк-нейронних мереж і методів їхнього самонавчання та розв'язки практичних задач, отриманих за їхньою допомогою.

На рис. 3 та 4 наведено приклади результатів оброблення стандартного тестового зображення відповідно методом нечітких с-середніх (а – на третій, б – на тридцятій епосі навчання) та гібридною спайк-нейронною мережею з вихідним шаром нечіткого ймовірнісного кластерування (а – на першій, б – на третій епосі).



а



б

Рис. 3. Обробка зображення Lenna, отримана методом нечітких с-середніх



а



б

Рис. 4. Обробка зображення Lenna, отримана гібридною спайк-нейронною мережею

Як видно, для досягнення того самого результату гібридна спайк-нейронна мережа потребує на порядок меншої кількості епох навчання, аніж стандартний метод нечіткого кластерування.

На основі запропонованої гібридної самонавчанняї спайк-нейронної мережі розв'язано задачу виявлення сторонніх об'єктів на зображеннях торговельного залу, складських та підсобних приміщень торговельного центру з метою оперативного попередження охоронного персоналу про проникнення сторонніх осіб на підохоронну територію. Гібридну самонавчанняї спайк-нейронну мережу використано також для інтелектуального оброблення інформації при розв'язуванні задачі оперативного підтримування приймання рішень щодо обрання параметрів технологічного процесу киснево-конвертерного витоплювання сталі.

У **висновках** сформульовано наукові та практичні результати, що їх одержано в дисертаційній роботі.

Додаток містить копії документів про впровадження та практичне застосування результатів, отриманих в дисертаційній роботі.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі представлено результати, що є відповідно до поставленої мети розв'язками актуальних задач інтелектуального аналізу даних на основі самонавчанняї спайк-нейронних мереж. Проведені дослідження дозволили зробити такі висновки.

1. Проаналізовано застосовування відомих самонавчанняї спайк-нейронних мереж в задачах чіткого кластерування даних. Розглянуто інші типи задач самонавчанняї інтелектуального аналізу даних, в яких потрібно обробляти дані за умов попередньої та поточної невизначеності. Перспективним засобом розв'язування таких задач є гібридні системи, що поєднують самонавчанняї спайк-нейронні мережі та засоби інших напрямків обчислювального інтелекту, зокрема методи кластерного аналізу. Синтез гібридних архітектур на основі спайк-

нейронних мереж дозволяє поєднати обчислювальні та швидкодіїні властивості таких мереж із можливостями інших засобів обчислювального інтелекту. Також проаналізовано методи викладання й реалізації архітектури спайк-нейронної мережі та сформульовано актуальність завдання зсинтезувати таку архітектуру в уодноманітнений простий спосіб.

2. Уперше запропоновано гібридну самонавчання спайк-нейронну мережу для нечіткого кластерування даних у межах імовірнісного та можливісного підходів, що може обробляти дані в пакетному або послідовному режимі. У порівнянні з базовою спайк-нейронною мережею запропонована гібридна мережа дозволяє ефективно обробляти дані за умов, коли кластери даних перетинаються, а у порівнянні з відомими стандартними методами нечіткого кластерування – підвищити швидкість оброблення даних.

3. Уперше запропоновано нечіткий рецепторний нейрон та архітектуру шару фазифікування вхідних даних, що складається з таких нейронів. Увівши функцію активації-належності рецепторного нейрона та інтерпретуючи пул рецепторних нейронів як лінгвістичну змінну, ухідний шар самонавчання спайк-нейронної мережі можна налаштовувати відповідно до наявних попередніх знань про розв'язувану задачу та у такий спосіб підвищити ефективність оброблення даних.

4. Розроблено методи виявлення кластерів складної форми та автоматичного відшукування кількості кластерів на основі поліпшених архітектур самонавчання спайк-нейронної мережі. Для розв'язування таких складних задач кластерування даних архітектуру нейромережі поліпшено введенням процедур, що контролюють кількість спайк-нейронів у шарі, та її поєднанням з просунутими методами кластерного аналізу. Запропоновані методи дозволяють використовувати спайк-нейронні мережі в різноманітних реалістичних задачах, де дані мають складну структуру.

5. Розроблено метод самонавчання запропонованих гібридних архітектур шляхом удосконалення відомого методу навчання базової самонавчання спайк-нейронної мережі. Застосувавши правило «переможцеві дістається більше», до методу самонавчання введено етап кооперування, на якому визначають не один, а кілька нейронів для налаштування синапсових ваг на поточній епосі. Це дозволило підвищити якість навчання зсинтезованих гібридних систем.

6. Удосконалено самонавчання багатошарову спайк-нейронну мережу: її архітектуру спрощено шляхом видалення налаштованих бічних зв'язків у прихованих шарах спайк-нейронів, а замість двох методів навчання запропоновано один. Це дозволило підвищити швидкість навчання мережі.

7. Уперше запропоновано аналого-цифрову архітектуру базової самонавчання спайк-нейронної мережі. Синапс спайк-нейрона зсинтезовано на основі згасної ланки другого порядку, а сому побудовано як систему порогового виявлення. Застосування математичного апарату Лапласового перетворювання для опису такої архітектури дозволяє викладати функціонування біоподібних нейромереж в термінах класичної теорії автоматичного керування.

8. Розв'язано практичні задачі кластерування даних на основі розроблених методів та моделей. Результати дослідження впроваджено в Торговельному центрі «Марс», м. Петровське, та на Державному науково-виробничому підприємстві

«Системні технології», м. Дніпропетровськ, що підтверджено відповідними актами.

9. Розроблені в дисертаційній роботі методи й архітектури можна використовувати для розв'язування широкого класу задач кластерування даних за умов попередньої та поточної невизначеності.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. *Dolotov A.* Analog-Digital Self-Learning Fuzzy Spiking Neural Network in Image Processing Problems / A. Dolotov, Ye. Bodyanskiy // Image Processing / Ed. Yung-Sheng Chen. – Vukovar: INTECH, 2009. – P. 357-380.
2. *Бодянский Е. В.* Многослойная самообучающаяся спайк-нейронная сеть / Е. В. Бодянский, А. И. Долотов // Біоніка інтелекту. – 2007. – 2 (67). – С. 21-26.
3. *Бодянский Е. В.* Спайк-нейронная сеть с фаззи-рецепторными нейронами в задаче нечеткой кластеризации / Е. В. Бодянский, А. И. Долотов, Е. А. Виктор // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2009. – 2 (15). – С. 51-55.
4. *Bodyanskiy Ye.* Analog-digital self-learning fuzzy spiking neural network and its learning algorithm based on 'Winner-Takes-More' rule / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2010. – 1 (22). – С. 109-116.
5. *Бодянский Е. В.* Гетерогенная спайк-нейронная сеть с латеральными связями в задаче кластеризации / Е. В. Бодянский, А. И. Долотов // Системи обробки інформації. – 2007. – Вип. 8 (66). – С. 10-15.
6. *Dolotov A.* Heterogeneous spiking neural network in clustering problem / A. Dolotov, Ye. Bodyanskiy, Ye. Viktorov // Вісник Національного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – 2007. – 604. – С. 84-90.
7. *Долотов А. І.* Гібридна система обчислювального інтелекту, що самонавчається, на основі спайк-нейронної мережі / А. І. Долотов // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»: (Тематичний випуск): Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ «ХПІ». – 2009. – 43. – С. 62-67.
8. *Bodyanskiy Ye.* Self-learning fuzzy spiking neural network as a nonlinear pulse-position threshold detection dynamic system based on second-order critically damped response units / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov, I. Pliss // Intelligent Processing / [Eds. K. Markov, P. Stanchev, K. Ivanova, I. Mitov]. – Sofia: Institute of Information Theories and Application FOI ITHEA, 2009. – P. 63-70. – (International Book Series "Information Science and Computing"; No. 9).
9. *Bodyanskiy Ye.* Adaptive Gustafson-Kessel fuzzy clustering algorithm based on self-learning spiking neural network / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov, I. Pliss // Intelligent Information and Engineering Systems / [Eds. G. Setlak, K. Markov]. – Rzeszow: Rzeszow University of Technology, 2009. – P. 19-26. – (International Book Series "Information Science and Computing"; No. 13).
10. *Bodyanskiy Ye.* A multilayered self-learning spiking neural network and its learning algorithm based on 'Winner-Takes-More' rule in hierarchical clustering / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // Scientific Journal of Riga Technical University: Information Technology and Management Science. – 2009. – 40. – P. 66-74.

11. *Bodyanskiy Ye.* Hybrid systems of computational intelligence evolved from self-learning spiking neural network / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // *Methods and Instruments of Artificial Intelligence* / [Eds. G. Setlak, K. Markov]. – Rzeszow: Rzeszow University of Technology, 2010. – P. 17-24. – (International Book Series “Information Science and Computing”; No. 20).

12. *Fuzzy possibilistic clustering using self-learning spiking neural network* / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov, I. Pliss, Ye. Viktorov // *Wissenschaftliche Berichte der Hochschule Zittau/Goerlitz*. – 2008. – Heft 100. – Nr. 2360-2395. – S. 53-60.

13. *Bodyanskiy Ye.* A self-learning spiking neural network for fuzzy clustering task / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // *Scientific Proceedings of Riga Technical University: Information Technology and Management Science*. – 2008. – 36. – P. 27-33.

14. *Долотов А. И.* Применение рецепторных полей в спайк-нейронных сетях при решении задачи кластеризации / А. И. Долотов, Е. А. Викторов // *Радіоелектроніка і молодь у ХХІ столітті: Збірник матеріалів 11-го Міжнародного молодіжного форуму, (10-12 квітня 2007 р., Харків)*. – Харків: ХНУРЕ, 2007. – Ч.1. – С. 351.

15. *Долотов А. И.* Обучение без учителя на основе сети спайк-нейронов / А. И. Долотов // *Системний аналіз та інформаційні технології: Матеріали ІХ Міжнародної науково-технічної конференції, (15-19 травня 2007 р., Київ)*. – К.: НТУУ "КПІ", 2007. – С. 104.

16. *Долотов А.* Гетерогенна спайк-нейронна мережа в задачі кластеризації / А. Долотов, Є. Бодянський, Є. Вікторов // *CSIT'2007: Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Information Technologies, (September 27-29, 2007, Lviv)*. – Lviv: Lviv Polytechnic National University, 2007. – P. 78-81.

17. *Авдиенко Л. С.* Самообучающаяся спайк-нейронная сеть с нечетким выводом в синапсе на основе центров по Горену / Л. С. Авдиенко, А. И. Долотов, И. П. Плисс // *Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту (ISDMCI'2008): Тези Міжнародної наукової конференції, (19-23 травня 2008 р., Євпаторія)*. – Херсон: ХНТУ, 2008. – Т. 3, Ч. 1. – С. 11-14.

18. *Бодянський Є. В.* Самонавчальна спайк-нейронна мережа з нечітким виведенням у синапсі на основі центрів за Натчлегером-Руфом / Є. В. Бодянський, А. І. Долотов // *Системний аналіз та інформаційні технології: Матеріали Х Міжнародної науково-технічної конференції, (20-24 травня 2008 р., Київ)*. – К.: НТУУ "КПІ", 2008. – С. 173.

19. *Бодянский Е. В.* Применение фаззи-рецепторных нейронов в самообучающейся спайк-нейронной сети / Е. В. Бодянский, А. И. Долотов, И. П. Плисс // *Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції "Автоматизація: проблеми, ідеї, розв'язки 2008", (8-12 вересня 2008 р., Севастополь)*. – Севастополь: СевНТУ, 2008. – С. 12-14.

20. *Бодянский Е. В.* Гетерогенная фаззи-спайк-нейронная сеть в задаче кластеризации / Е. В. Бодянский, А. И. Долотов // *Автоматика-2008: Доповіді XV Міжнародної конференції з автоматичного керування, (23-26 вересня 2008р., Одеса): Доповнення*. – Одеса: ОНМА, 2008. – С. 3-6.

21. *Бодянський Є. В.* Алгоритм адаптивної можливісної кластеризації на базі спайк-нейронної мережі / Є. В. Бодянський, А. І. Долотов, І. П. Плісс // Теорія прийняття рішень: Праці IV Міжнародної школи-семінару, (29 вересня – 4 жовтня 2008 р., Ужгород). – Ужгород: УжНУ, 2008. – С. 25-26.

22. *Bodyanskiy Ye.* Image processing using self-learning fuzzy spiking neural network in the presence of overlapping classes / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // BEC 2008: Proceedings of the 11th International Biennial Baltic Electronics Conference, (October 6-8, 2008, Tallinn/Laualasmaa). – Tallinn: Tallinn University of Technology, 2008. – P. 213-216.

23. *Долотов А. И.* Выявление новых кластеров на основе спайк-нейронной сети с выходным слоем возможностью кластеризации / А. И. Долотов, Е. В. Бодянский // Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем: Тези доповідей VI Міжнародної науково-практичної конференції, (12-14 листопада 2008 р., Дніпропетровськ). – Дніпропетровськ: ДНУ ім. О. Гончара, 2008. – С. 108.

24. *Bodyanskiy Ye.* Fuzzy spiking neural network and design of experiments alphabetical optimality criteria using in data clustering problem / Ye. Bodyanskiy, A. Dolotov // Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence (ISDMCI'2009): Proceedings of International Conference, (May 18-22, 2009, Yevpatoria). – Kherson: Kherson National Technical University, 2009. – Vol. 2. – P. 154-157.

25. *Bodyanskiy Ye. V.* Hebbian learning of fuzzy spiking neural network based on 'Winner-Takes-More' rule / Ye. V. Bodyanskiy, A. I. Dolotov // Системний аналіз та інформаційні технології: Матеріали X Міжнародної науково-технічної конференції, (26-30 травня 2009 р., Київ). – К.: ННК "ІПСА" НТУУ "КПІ", 2009. – С. 271.

26. *Бодянський Є. В.* Аналітичний вигляд залежності моменту збудження спайк-нейрона від вхідних спайків на основі W-функції Ламберта / Є. В. Бодянський, А. І. Долотов, В. І. Долотов, К. О. Чеботарьова // Інформаційні технології та інформаційна безпека в науці, техніці та навчанні: Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції, (7-12 вересня 2009 р., Севастополь). – Севастополь: СевНТУ, 2009. – С. 205-206.

27. *Dolotov A.* Self-learning spiking neural network as a control theory data processing system / A. Dolotov, I. Pliss // Матеріали 4-ї Міжнародної науково-технічної конференції "Сучасні комп'ютерні системи та мережі: розробка та використання", (9-11 листопада 2009 р., Львів). – Львів: НВФ "Українські технології", 2009. – с. 171, 178.

28. *Dolotov A.* Spiking neural model for new clusters detection in sequential mode / A. Dolotov, I. Pliss // ICIM 2010: Proceedings of the 3rd International Conference on Inductive Modelling, (May 16-22, 2010, Yevpatoria, Ukraine). – Kherson: Kherson National Technical University, 2010. – P. 107-112.

АНОТАЦІЯ

Долотов А. І. Самонавчання спайк-нейронні мережі в задачах інтелектуального аналізу даних. – Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, 2011.

Дисертацію присвячено дослідженню та побудові самонавчання спайк-нейронних мереж для розв'язування задач інтелектуального аналізу даних.

У дисертації створено нові методи нечіткого кластерування даних на основі гібридних самонавчання спайк-нейронних мереж, які дозволяють ефективно обробляти дані за умов попередньої та поточної невизначеності – коли кластери оброблюваних даних перетинаються, мають складну форму або їхня кількість змінюється в часі. Запропоновано нечіткий рецепторний нейрон та на його базі зсинтезовано архітектуру шару фазифікування вхідних даних, який дозволяє враховувати на рівні архітектури мережі попередні знання про розв'язувану задачу. Для запропонованих гібридних спайк-нейронних мереж удосконалено метод самонавчання на основі правила «переможцеві дістається більше», що забезпечило підвищення швидкості оброблення даних. Також зсинтезовано аналого-цифрову архітектуру спайк-нейронної мережі в термінах Лапласового перетворювання.

Проведено експерименти з розв'язування низки практичних задач, на основі яких показано ефективність застосування запропонованих спайк-нейронних мереж.

Ключові слова: самонавчання спайк-нейронні мережі, гібридні системи, нечітке кластерування даних, нечіткий рецепторний нейрон, метод самонавчання, аналого-цифрова архітектура.

АННОТАЦИЯ

Долотов А. И. Самообучающиеся спайк-нейронные сети в задачах интеллектуального анализа данных. – Рукопись.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, 2011.

Диссертация посвящена исследованию и разработке самообучающихся спайк-нейронных сетей для решения задач интеллектуального анализа данных.

В диссертационной работе проведен анализ использования существующих самообучающихся спайк-нейронных сетей в задачах четкой кластеризации данных. Рассмотрены другие типы задач самообучения интеллектуального анализа данных, в которых необходимо обрабатывать данные в условиях априорной и текущей неопределенности. Перспективным способом решения таких задач являются гибридные системы, которые объединяют самообучающиеся спайк-нейронные сети и средства других направлений вычислительного интеллекта, в частности методы кластерного анализа. Синтез гибридных архитектур на основе спайк-нейронных сетей позволяет объединить вычислительные и скоростные свойства таких сетей с возможностями других средств вычислительного интеллекта. Также

проанализированы методы описания и реализации архитектуры спайк-нейронной сети и сформулирована актуальность задачи синтеза такой архитектуры на унифицированном простом уровне.

Впервые предложена гибридная самообучающаяся спайк-нейронная сеть для нечеткой кластеризации данных в рамках вероятностного и возможностного подходов, которая может обрабатывать данные в пакетном или последовательном режиме. В сравнении с базовой спайк-нейронной сетью предложенная гибридная сеть позволяет эффективно обрабатывать данные в условиях, когда кластеры данных пересекаются, а в сравнении с существующими стандартными методами нечеткой кластеризации – повысить скорость обработки данных.

Впервые предложены нечеткий рецепторный нейрон и архитектура слоя фазификации входных данных, который состоит из таких нейронов. Введя функцию активации-принадлежности рецепторного нейрона и интерпретировав пул рецепторных нейронов как лингвистическую переменную, входной слой самообучающейся спайк-нейронной сети можно настраивать в соответствии с известными априорными знаниями о решаемой задаче и таким образом повысить эффективность обработки данных.

Разработаны методы определения кластеров сложной формы и автоматического отыскания количества кластеров на основе улучшенных архитектур самообучающейся спайк-нейронной сети. Для решения таких сложных задач кластеризации архитектура сети улучшена путем введения процедур, контролирующих количество спайк-нейронов в слое, и путем ее объединения с продвинутыми методами кластерного анализа. Для этого использованы подходы индуктивного моделирования, методы теории планирования эксперимента, метод нечеткой кластеризации Густафсона-Кесселя, метод гиперэллипсоидов Накамори-Рёке, метод иерархической кластеризации. Предложенные методы позволяют использовать спайк-нейронные сети в разнообразных задачах, где данные имеют сложную структуру.

Разработан метод самообучения предложенных гибридных архитектур путем усовершенствования известного метода обучения базовой самообучающейся спайк-нейронной сети. Применив правило «победитель получает больше», в метод самообучения введен этап кооперации, на котором выбираются не один, а несколько нейронов для настройки синаптических весов на текущей эпохе. Это позволило повысить качество обучения синтезированных гибридных систем.

Усовершенствована самообучающаяся многослойная спайк-нейронная сеть: ее архитектура упрощена путем удаления настраиваемых латеральных связей в скрытых слоях спайк-нейронов, а вместо двух методов обучения предложен один. Это позволило повысить скорость обучения сети.

В диссертационной работе решена задача аналитического представления зависимости времени возбуждения спайк-нейрона от входных импульсов на основе использования W-функции Ламберта. На основе полученного решения синтезирована цифровая архитектура спайк-нейронной сети. Показана сложность такого подхода, препятствующая использованию цифровой архитектуры в задачах, где высокая скорость обработки информации является критическим параметром. Впервые предложена аналого-цифровая архитектура базовой спайк-нейронной сети.

Синапс спайк-нейрона синтезирован на основе апериодического звена второго порядка, а сома построена как система порогового определения. Использование математического аппарата преобразования Лапласа для описания такой архитектуры позволяет излагать функционирование биоподобных нейросетей в терминах классической теории автоматического управления. С точки зрения практического применения, предложенная архитектура обладает существенным быстродействием.

Проведено экспериментальное моделирование по решению ряда практических задач, на основе которых показана эффективность использования предложенных спайк-нейронных сетей.

Разработанные в диссертационной работе методы и архитектуры можно использовать для решения широкого класса задач кластеризации данных в условиях априорной и текущей неопределенности.

Ключевые слова: самообучающиеся спайк-нейронные сети, гибридные системы, нечеткая кластеризация данных, нечеткий рецепторный нейрон, метод самообучения, аналого-цифровая архитектура.

ABSTRACT

Dolotov A. I. Self-learning spiking neural networks in data mining tasks. – Manuscript.

The thesis for the candidate degree in technical sciences on the specialty 05.13.23 – Artificial Intelligence Systems and Means. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, 2011.

The thesis is devoted to a research and development of self-learning spiking neural networks for solving data mining tasks.

New hybrid self-learning spiking neural networks based methods of fuzzy data clustering that allow of efficient data processing under a priori and current uncertainty, when classes of data being processed overlap, are of complex form, or their number varies with time, are created. Fuzzy receptive neuron is proposed. Input data fuzzification layer architecture is designed by the use of it. The layer enables one to take into account a priori knowledge about task being solved on the network architecture level. Self-learning method for the proposed hybrid spiking neural networks is improved on the base of “winner takes more” rule. That made it possible to increase data processing speed. Also analog-digital architecture of spiking neural network is designed in terms of the Laplace transform.

Experiments of range of real-world problems solving are carried out. Efficacy of the proposed spiking neural networks application is shown on their basis.

Key words: self-learning spiking neural networks, hybrid systems, fuzzy data clustering, fuzzy receptive neuron, self-learning method, analog-digital architecture.