

ЗМІСТ

Вступ	4
1 Сучасний стан фізики та техніки нейронних мереж	10
1.1 Основні закономірності сигналів біологічних нейронів.....	10
1.2 Програмно-апаратна реалізація потенціалу дії нейронів та нейронних мереж	14
1.3 Нейронні мережі у додатках до складних нелінійних, хаотичних процесів.....	17
1.4 Висновки	19
2 Теоретичні та експериментальні основи загальної моделі масштабної інваріантності нейронних мереж.....	21
2.1 Рівняння фрактальної еволюції нелінійної відкритої системи для опису основних закономірностей динаміки нейронів.....	21
2.2 Схемотехнічне моделювання нейронних коливань за нелінійною, масштабно-інваріантною теорією на аналоговій електронній схемі	28
2.3 Цифрова електронна модель масштабної інваріантності нейронних мереж на програмуваній інтегральній схемі	35
3 Класифікація складних хаотичних сигналів на основі нелінійних характеристик	54
3.1 Інформаційна ентропія та узагальнена метрична характеристика нейронних сигналів.....	55
3.2 Нелінійний спайковий перетворювач складних хаотичних сигналів ...	57
3.3 Класифікація хаотичних сигналів нейронною мережею з масштабно- інваріантним елементом через топологічні та метричні характеристики ..	61
Висновок	70
Перелік джерел посилань.....	71

ВСТУП

Робота присвячена теоретичному та чисельному дослідженню масштабно-інваріантних властивостей нейронної мережі, програмно-апаратної реалізації нейронної мережі з масштабно-інваріантними елементами в аналоговій та цифровій електроніці (програмованій логічній інтегральній схемі), а також застосуванню основних результатів дослідження до завдань класифікації хаотичних сигналів. Принципово важливим є правильний вибір моделі динаміки одного біологічного нейрона.

Ця модель повинна описувати основні фізичні характеристики поведінки потенціалу дії самого нейрона за наявності зовнішнього впливу. Тоді в силу самоподібності процесів самоорганізації як потенціалу дії з таких нейронів можна створити мережу без недоліків загального характеру (великі похибки, обмежена можливість вирішення завдань певного типу і т.д.). Апаратна реалізація отриманої мережі на інтегральних схемах, у свою чергу, дає можливість досягнення портативності, високої продуктивності, енергоефективності та малогабаритності стосовно прикладних завдань.

Актуальність теми. Останнім часом зріс інтерес наукової громадськості до дослідження та розвитку теорії штучної нейронної мережі, що свідчить численні наукові публікації. Насамперед це пов'язано з тим, що штучні нейронні мережі знайшли широке застосування у сучасних повсякденних гаджетах. Такі завдання, як класифікація векторів, передбачення сигналів, апроксимація функцій та розпізнавання образів (безперервне розпізнавання мови та розпізнавання рукописного тексту) відносно легко вирішуються на основі моделей нейронних мереж. Класифікація є одним з найбільш поширених завдань прийняття рішень штучними нейронними мережами. Проблема класифікації у тому, що

досліджуваний об'єкт заздалегідь має бути включений певну групу з урахуванням низки спостерігаються ознак, що з цим об'єктом.

Нейронні мережі є доповненням та розвитком класичних експертних та нечітких систем – головних напрямків додатків теорії штучного інтелекту. Перевага використання нейронних мереж є очевидною і полягає в наступному. По-перше, вони характеризують властивість самоадаптації до малих змін завдання, що вирішується. По-друге, нейронні мережі є нелінійними моделями, що використовуються для вирішення задач складних систем із нечіткою логікою.

Існує безліч моделей штучних нейронних мереж (багатошарові перцептрони, радіальні базисні мережі, шар Кохонена, що самоорганізується, рекурентні мережі), але є необхідність у створенні штучної нейронної мережі, яка враховувала б основні властивості потенціалів дії самого біологічного нейрона. Основні моделі штучних нейронних мереж враховують структурну складову біологічних нейронних мереж, але закономірності тимчасової залежності потенціалу дії нейронів, що описують динаміку нейронів, не враховуються. Спочатку штучні нейронні мережі були розроблені відповідно до елементарного принципу роботи нервової системи. Основними компонентами такого роду мереж є штучні нейрони та зв'язки між ними, які в сукупності визначають поведінку мережі, що в основному складається з трьох (вхідний, прихований та вихідний) або більше шарів. Найкращим варіантом є використання моделі, яка описує основні закономірності динаміки біологічних нейронів.

Проте використання точної моделі біологічного нейрона (навіть моделі функціонування іонних каналів одного нейрона) передбачає аналіз систем сотні диференціальних рівнянь із кількістю параметрів того ж порядку. Тому необхідні шляхи встановлення універсальних, найзагальніших і найпростіших закономірностей динаміки нейронів. Були

використані методи нелінійної динаміки для опису роботи нейронної мережі системою диференціальних рівнянь.

Відомі теоретичні моделі, що описують такі закономірності. Під впливом стимулу (зовнішнього потенціалу) нейрон перетворюється з основного стану на збуджене. Перехід спостерігається як спайків – сплесків потенціалу та його кластерів. Такі коливання називаються коливаннями типу «integrate-and-fire» (bursting). Поряд з берстовими коливаннями нейрон може генерувати також квазіперіодичні, хаотичні та шумоподібні коливання, описані в роботі, де потенціали дії нейронів прийняті у вигляді фрактальних заходів – фізичної величини, що характеризується адитивним та вимірним безліччю. На відміну від відомих теорій фракталів масштаб виміру обраний не довільно, а як відносна різниця між мірою, що шукається, і зовнішнім (керуючим) параметром. Отже, шуканий фрактальний захід буде нелінійною функцією, яка залежить від самого процесу (об'єкта).

У той самий час нелінійна теорія динамічних процесів свідчить про наявність фрактальних, інформаційно-ентропійних закономірностей хаосу. Інформаційна ентропія та фрактальна розмірність безлічі фізичних величин використовуються як кількісні характеристики хаосу. У роботі показана можливість опису різної експериментальної поведінки потенціалу дії нейронів у вигляді фрактальної міри. Виникає природне питання, чи існують ентропійні закономірності динаміки нейронів? Очевидно, що за наявності самоподібності (коефіцієнти подібності за різними змінними однакові) та самоафінності (коефіцієнти подібності різні) фрактальні заходи повинні існувати інтервали постійних значень ентропії. Знання додатково двох (фрактальних, ентропійних) закономірностей дозволило б побудувати ефективнішу нейронну мережу для класифікації, розпізнавання, ідентифікації образів, управління процесами.

Ще одним актуальним завданням є програмно-апаратна реалізація нейронної мережі. В першу чергу це необхідно, щоб використовувати нейронну мережу для фактичного застосування, де енергоефективність є основними характеристиками мобільності, малого розміру, швидкість обробки інформації і т.д. Нейронна мережа є системою обчислювальних елементів, де велика кількість вхідних сигналів обробляються одночасно. Дослідження моделей нейронних мереж за допомогою програмованих логічних інтегральних схем (ПЛІС) полегшує структурну реалізацію моделей та підвищує ефективність обчислень.

Дослідження, проведене в рамках цієї роботи, пов'язане з перспективними напрямками сучасної електронної техніки, використовуються положення теорії нелінійної фізики, авто коливальні системи динамічного хаосу, нейронні мережі.

Метою роботи є створення масштабно-інваріантної моделі нейронної мережі, що враховує основні закономірності динаміки нейронів, реалізація її на програмованих логічних інтегральних схемах (ПЛІС) та класифікація хаотичних сигналів на основі нейронної мережі з масштабно-інваріантним елементом згідно з ентропійно-метричними характеристиками.

Завдання дослідження:

- побудувати теоретичну модель елемента нейронної мережі з масштабно-інваріантними властивостями, що описує основні закономірності динаміки біологічних нейронів;
- схемотехнічно реалізувати масштабно-інваріантну модель нейронної мережі в аналоговій та цифровій (програмовані логічні інтегральні схеми) електроніці;
- побудувати теорію та розробити чисельні алгоритми опису інформаційно-ентропійних закономірностей нейронних коливань;

- на основі нейронної мережі з масштабно-інваріантними елементами розробити алгоритми класифікації хаотичних сигналів відповідно до їх топологічних та метричних характеристик.

Об'єкти дослідження: нейронна мережа з масштабно-інваріантними властивостями та її цифрова електронна реалізація на програмованих інтегральних схемах.

Предмет дослідження: нелінійні властивості динаміки нейронних коливань, що описуються фрактальними, інформаційно-ентропійними закономірностями; аналогова та цифрова схемотехнічна електронна модель еволюції потенціалу дії нейрона; нейронна мережа з елементом, що самоорганізується, для розпізнавання образу.

Методи дослідження:

- теоретичне та чисельне дослідження моделей, що описує основні закономірності динаміки нейронів;
- експериментальна, інтегрально-схемотехнічна реалізація масштабно-інваріантної моделі нейронної мережі, рівняння якої містять дробові ступені;
- дослідження нелінійних характеристик нейронних сигналів за топологічними (ентропійними) та метричними критеріями;
- використання нелінійного спайкового перетворювача для класифікації хаотичних сигналів відображень, суміші звукових та стохастичних сигналів.

Існують різні теоретичні моделі, що описують генерацію потенціалів дії живого нейрона, що враховують конкретні механізми дії, наприклад калієвих і натрієвих іонних каналів і т.д. Загальна модель масштабно-інваріантності нейронних мереж, заснована на рівнянні фрактальної еволюції нелінійної відкритої системи, визначає основні закономірності сигналів біологічних нейронів з огляду на топологічні та метричні властивості коливань нейронів. Запропонована теорія надає можливість

враховувати зв'язки між нейронами, асиметричну перемержування, хаотичність, багатошаровість у вигляді ієрархії та самоподібності, деполяризацію та фазову переустановку нейронних коливань, і на цій основі побудувати нейронну мережу з масштабно-інваріантним елементом.

Експериментальна, інтегрально-схемотехнічна реалізація масштабно-інваріантної моделі нейронної мережі забезпечує перевагу швидкості обробки даних завдяки паралельному моделюванню процесів, а також портативність і малогабаритність, необхідні для вирішення прикладних завдань.

Використання топологічних (ентропійних) та метричних (взаємний параметр порядку) характеристик дозволяє ефективно кількісно класифікувати хаотичні сигнали. Ефективність результатів цієї роботи найбільш повним чином буде з'являтися в додатках до складних, нелінійних, хаотичні процеси, які реалізують різні рівні масштабно-інваріантності, фрактал, самоподібних сигналів.

1 СУЧАСНИЙ СТАН ФІЗИКИ ТА ТЕХНІКИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

1.1 Основні закономірності сигналів біологічних нейронів

Вивчення різних за структурою сигналів нейронів – спайків (одиначних регулярних та нерегулярних сплесків за часом), берствів (регулярних та нерегулярних чергувань одиначних та ниркових сплесків) – представляє великий інтерес у задачах нелінійних динамічних систем, автоколивальних систем та схемотехніки електронної реалізації нейронних мереж на інтегральних схемах. Знання основних законів потенціалів дії біологічних нейронних мереж, насамперед, необхідно створити ефективну штучну нейронну мережу, які широко використовуються в самих передових технологіях, наприклад, в сучасній цифровій електроніці, ІТ - технологія, автоматизація і робототехніці.

Одними з перших розробників кількісної моделі, що описує поширення електричного сигналу (потенціалу дії), є Алан Ходжкін та Ендрю Хакслі, за що ці вчені були удостоєні Нобелівської премії. Модель Ходжкіна-Хакслі (Hodgkin-Huxley Model) описує генерацію та розповсюдження потенціалу нервового сигналу в гігантському аксоні кальмара. Важливим результатом досліджень Ходжкіна та Хакслі є те, що її автори описують нейрони як динамічну систему. Як відомо, динамічна система характеризується набором змінних, що описують її стан як еволюцію цієї системи в часі (тобто зміна поточного стану системи залежно від її попереднього стану).

Як правило, для опису потенціалу дії нейронів використовуються такі терміни. Фаза спокою (rest) – період до приходу потенціалу дії. Деполяризацією (depolarization) можна назвати зміну стану клітини, коли заряд усередині клітини швидко змінюється від негативного стану до

позитивного. Більшість клітин, у тому числі і нейрони, мають власний стан внутрішнього середовища, яке негативно заряджено щодо зовнішньої поверхні клітини. Гіперполяризацією (hyperpolarization) називається стан, протилежний деполяризації.

Зменшення (Падіння) потенціалу всередині клітини і його повторне наближення до стану спокою називається реполяризацією (repolarization). Рефрактерний період або стан рефрактерності (refractory) є станом, при якому система стає несприйнятливою до зовнішніх впливів.

Є безліч моделей, що описують генерацію потенціалів дії живого нейрона, таких як модель ФітцХью-Нагумо, модель Моріса-Лекара, модель Конора-Валтера-Маккоуна, модель Хіндмарш-Розе, модель Хубера-Брауна та багато інших. Так, відома модель ФітцХью-Нагумо (FitzHugh-Nagumo) є спрощеною моделлю Ходжкіна-Хакслі. Простота моделі ФітцХью-Нагумо дозволяє швидко отримати пояснення важливим процесам, що протікають за участю біологічного нейрона, пов'язаних із збудливістю та механізмом генерації спайків. Модель Моріса-Лекара (Morris-Lecar model) також є спрощеною версією моделі Ходжкіна-Хакслі та визначає генерацію спайків та режим несприйнятливості до зовнішнього впливу. Модель Конора-Валтера-Маккоуна (Connor, Walter, & McKown) на відміну від моделі Ходжкіна-Хакслі враховує додатковий струм крім калієвих та натрієвих іонних каналів. Модель Хіндмарш-Розе (Hindmarsh-Rose model) дозволяє моделювати синхронізацію генерацій спайків двох нейронів більш простим способом, ніж у рівнянні Ходжкіна-Хакслі. Модель Хубер-Брауна (Huber-Braun model) спочатку була розроблена на основі моделі Ходжкіна-Хакслі для опису потенціалу дії нейронів залежно від температурних змін.

Типовий нейрон може контактувати з іншими нейронами через контакти на своєму дендритному дереві, що називається синапсами. Входи створюють електричні трансмембранні струми, що змінюють мембранний потенціал нейрона. Спайки є основним засобом зв'язку між нейронами. В

основні нейрони НЕ генерують спайки самі по собі, генерувати сплески виникають в результаті входять сигналів інших нейронів (ефект накопичення-вивільнення). Численні моделі, описані вище, націлені на опис генерації спайків в аксонах з урахуванням процесів, що відбуваються в нейронах.

Є ряд робіт, що також описують динаміку нейронної активності експериментальним шляхом.

У роботах представлені результати експериментальних спостережень, описані способи вирішення низки завдань, пов'язаних з активністю головного мозку.

У своїй роботі про внутрішньоклітинну (*in vivo*) моделі кіркової придбанної епілепсії професор І. Тимофеев та його співавтори наводять короткий огляд експериментальних моделей, які були розроблені для вивчення епілепсії. Термін "епілепсія" використовується для визначення більш ніж 40 різних типів неврологічних патологій. Зазвичай вони характеризуються появою повторюваних нападів, які полягають у періоді аномальної електричної активності мозку. Епілепсія може бути генетичною або набутою (вторинною). Причини набутої епілепсії множинні (інсульт, кортикальна травма, пухлина мозку, інфекції тощо). Загальною особливістю отриманої епілепсії є загибель нейронів. Мозкові дії можуть бути описані як активність, фаза спокою, збудження та гальмування. Під час нормальної діяльності мозку існує баланс між активністю та фазою спокою, а також між збудженням та гальмуванням. Якщо з будь-якої причини баланс між ними порушується, це призводить до неконтрольованого підвищення регуляції нейрональної збудливості та епілепсії.

У роботі про нейрональну пластичність у таламокортикальних мережах під час сну та неспання описуються внутрішньоклітинні (*in vivo*) записи від таламічних та пов'язаних з нею кортикальних нейронів.

Встановлено, що під час природних повільних коливань сну таламічні та кортикальні нейрони поступово підвищують свою чуйність. Ці дані свідчать про те, що REM сон може бути HE тільки спокійне стан в протягом якого кора і підкіркові структури придушуються, а й закріпити сліди пам'яті, набуті під час неспанья в kortikotalamicheskikh мережах.

Дається короткий огляд архітектури таламокортикальної системи, що складається з проектуючих ядер таламуса, таламічного ретикулярного ядра та неокортексу. Також наводиться опис трьох станів пильності, які супроводжуються докладним оглядом основних ритмів мозку, присутніх у таламокортикальній системі, в діапазоні від дуже повільних до дуже швидких коливань.

У середній частині зображено морфологічно ідентифікований нейрон регулярного сплеску та електрофізіологічні активності з боків. У лівій стороні показані відповіді нейронів «до», що швидко-ритмічно-розривається (FRB - fast-rhythmic-bursting), «під час» і «після» контролю кортикальних стимулів, праворуч відображені ритмічні імпульси (RS - regular-spiking) «до», «під час», і «після» імпульсної послідовності

На основі наведеного вище короткого огляду можна стверджувати, що вивчення кривих потенціалу нейронної активності є вкрай важливим завданням нейронауки. Створення моделей нейронної мережі для опису складних багатofакторних процесів у головному мозку можливе тільки на основі універсальних фізичних закономірностей системи біологічних нейронів. Вирішення таких завдань є основною сучасною проблемою створення ефективних нейронних мереж.

1.2 Програмно-апаратна реалізація потенціалу дії нейронів та нейронних мереж

Програмно-апаратна реалізація нейронних мереж є найважливішим завданням застосування штучного інтелекту до прикладних завдань, де основними характеристиками є енергоефективність, портативність, малогабаритність, швидкість обробки інформації тощо.

Нейронні мережі використовуються в багатьох додатках, таких областях, як комп'ютерний зір, розпізнавання мовлення, розпізнавання образів, кінематика роботів, обробка сигналів, стиснення даних, статистичний аналіз та оптимізація функцій і т.д. Нейронна мережа можна розглянути з погляду фізики, електроніки як нелінійна динамічна система, складна електронна мережу, використовувана в обчислювальних схемах.

Схемотехнічне моделювання динаміки нейронів можливе в аналоговій та цифровій електроніці, кожна з яких має свої переваги та недоліки. Використання аналогових елементів у створенні нейронних моделей дає можливість досягати максимальної швидкодії, це пов'язано з тим, що аналогові елементи призначені для роботи з безперервними сигналами, тому що у природі всі сигнали є аналоговими. Однак сучасні цифрові пристрої також досить швидко обробляють інформацію і перевершують аналогові пристрої за точністю, розміром (габаритами), стійкістю до перешкод, енергоефективності, терміном служби. Традиційні методи дослідження нейронних коливань ґрунтуються на вивченні математичних моделей, таких як моделі Ходжкіна-Хакслі, ФітцХью-Нагумо і т.д. показано електронну реалізацію потенціалу дії нейрона за моделлю ФітцХью-Нагумо.

Незважаючи на велику потужність сучасних комп'ютерів, чисельне моделювання математичних моделей нейронної динаміки потребує великої кількості обчислювальних ресурсів та часу. Електронна реалізація моделі

нейрона збільшує швидкість обробки даних завдяки паралельному моделюванню процесів. У роботі R. Weinstein та R. Lee описується використання програмованих логічних інтегральних схем (ПЛІС) для реалізації широкого спектра нейронних моделей. представлена структурна схема Simulink моделі ФітцХью-Нагумо з кількома модулями

Суть проблеми полягає в тому, що складність моделі Ходжкіна-Хакслі обмежується розміром мережі та швидкістю виконання. Щоб вирішити цю проблему, були використані обчислювальні методи, такі як алгоритм CORDIC (цифровий обчислювач повороту системи координат) та покрокова інтеграція для реалізації арифметичних схем. Були використані різні методи: спільне інтегрування ресурсів для збереження деталей моделі, а також збільшення розміру мережі, щоб швидкість обчислення мережі з високою точністю була близька до реального часу.

Резюмуючи роботу, можна сказати, що було досягнуто високих швидкостей роботи нейронної мережі, заснованої на паралельній обробці ПЛІС, що практично неможливо здійснити при використанні послідовних платформ.

В роботі вивчено можливість використання ПЛІС для великомасштабного моделювання моделі "Izhikevich spiking neural networks". Розроблено модульний обробний елемент для оцінки великої кількості нейронів "Izhikevich spiking neuron" у конвеєрному режимі. Такий підхід дозволяє легко масштабувати модель для більших ПЛІС. У цій роботі використано алгоритм розпізнавання символів на основі моделі Izhikevich spiking neural networks, який був розширений для обробки сигналів від більш ніж 9000 нейронів.

На основі моделі спайкового нейрона, що описується рівняннями, у роботі було розроблено програмне забезпечення та апаратно-прискорена версія алгоритму розпізнавання на Cray XD1 у військово-морській дослідній лабораторії. Cray XD1 складався з 144 FPGA Xilinx Virtex II Pro

(XC2VP50), 6 FPGA Xilinx Virtex 4 (XC4VLX160) та 864 ядер AMD Opteron з частотою 2,2 ГГц (432 двоядерні процесори). Повністю програмна реалізація була написана мовою C і була оброблена однією ядрі AMD Opteron. Код був скомпільований за допомогою gcc з оптимізації -O3.

Дизайн нейронної мережі на Cray

Тим самим запропонований у роботі алгоритм, заснований на моделі спайкового нейрона та реалізований на ПЛІС, був застосований до розпізнавання символів.

Цифрова реалізація нейронної моделі Хіндмарш-Розе описується в роботі, де були використані ПЛІС сімейства Virtex II компанії Xilinx. Програма код був написаний в на Verilog HDL мовою присвячена моделюванню та цифровій реалізації модифікованої біологічної моделі нейрона Хіндмарш-Розе.

Результати моделювання показують, що модель може відтворювати бажану поведінку нейрона. Запропонована модель досліджується з погляду здійсненності та прийнятності цифрової реалізації, орієнтованої на недорогу апаратну реалізацію. Впровадження апаратного забезпечення на ПЛІС показує, що модифікована модель імітує біологічну поведінку різних типів нейронів з більш високою продуктивністю та значно меншими витратами на апаратне забезпечення порівняно з вихідною моделлю Хіндмарш-Розе.

Таким чином, на основі наведеного вище огляду програмно-апаратної реалізації потенціалу дії нейронів та нейронних мереж можна стверджувати, що аналогова та цифрова реалізація нейронів дійсно необхідна для вдосконалення нейронних мереж до прикладних завдань. Наведені роботи доводять актуальність реалізації нейронної мережі на програмованих логічних інтегральних схемах.

1.3 Нейронні мережі у додатках до складних нелінійних, хаотичних процесів

З розвитком комп'ютерної техніки обчислювальних машин стало можливим дослідження складних нелінійних хаотичних процесів. Вони дозволили досліджувати математичні моделі, що виникають у різних галузях та виявити безліч цікавих нелінійних ефектів.

Також комп'ютерне моделювання надало можливість розвитку міждисциплінарного наукового спрямування “нейронаука”. Розвиток точних наук, успіхи у дослідженні нелінійних систем допомогли сформуванню нові ідеї у галузі нейронауки. Основна ідея полягає у дослідженні самоузгодженої роботи ансамблів нейронів, тобто колективних процесів функцій головного мозку. Самоорганізація таких ансамблів є ключем до пояснення функцій мозку. Самоорганізація з теорії нелінійної фізики, синергетики – це мимовільна поява порядку в хаосі з фрактальною структурою, що можливе за наявності нелінійності, нерівноважності, незамкненості системи.

Нелінійна динаміка необхідна вивчення загальних властивостей динаміки системи нейронів. Застосування нелінійної динаміки може допомогти у формуванні загального уявлення про процеси у різних нейронних мережах. Ця точка зору допомагає класифікувати всі нейронні мережі. З погляду нелінійної динаміки найбільш цікавою особливістю штучних нейронних мереж є їх динамічні властивості, такі як складність, стабільність і непередбачуваність. Зокрема, дуже цікаве питання полягає в тому, чи може застосування динамічного хаосу покращити продуктивність нейронних мереж. Пошук відповіді на це питання є одним із найбільш актуальних завдань теорії нейронних мереж.

Моделювання систем реального світу відіграє вирішальну роль в аналізі нейронних мереж та сприяє більш глибокому розумінню їх

поведінки та продуктивності. Класифікація та оптимізація систем, контроль над ними та проблема розпізнавання образів значною мірою залежать від вибору методів моделювання. Використовувані для цих цілей моделі можна поділити на три класи: білий ящик, чорний ящик та сірий ящик. Моделі білої скриньки повністю базуються на основних фізичних, хімічних,

біологічних, економічних та ін. закони. Моделі чорної скриньки засновані виключно на експериментальних даних, а їх структура та параметри визначаються експериментальним моделюванням. Моделі сірого ящика є компромісом або комбінацією моделей з білим і чорним ящиками.

При моделюванні сильно нелінійних і складних явищ не може бути детального розуміння процесів, для таких завдань необхідні моделі чорного ящика. Штучні нейронні мережі (ІНС), розроблені на базі реальних біологічних нейронних мереж, є одним із найпотужніших і найпопулярніших інструментів для моделювання такого «чорного ящика».

В останні роки помітно зростає інтерес до аналізу нейрофізіології з погляду аналізу нелінійних та хаотичних систем. Наприклад, хоча знаменита модель Ходжкіна-Хакслі і була основою багатьох запропонованих моделей для нейронного випалу, модель Хіндмарша-Роза, як відомо, є більш витонченою, оскільки з її допомогою можна відображати різні режими, особливо хаотичні сплески. потенціалу дії, які забезпечують належну відповідність між цією модельною поведінкою та експериментальними даними.

Іншим прикладом спостереження хаотичного поведінки у нервовій системі є шлях подвоєння періоду до хаосу в мерехтливому баченні.

Стимуляція з періодичними спалахами світла корисна виявлення і розрізнення деяких порушень зорової системи людини.

Розглянуто здатність ІНС у вивченні сильно нелінійної динаміки. В якості альтернативи використана мережа зі зворотним зв'язком з нейронами у шарах (7/4/8/5) та нелінійними функціями перенесення гіперболічною

тангенціальною функцією, які допомагають мережі вивчати складні відносини між входом та виходом. Функція активації останнього шару мережі є лінійною функцією передачі. Також були використані два параметри (контраст і частота) і три часові затримки як входи ІНС.

Щоб показати, що модель може бути охарактеризована біфуркаційними діаграмами, аналогічними отриманими з фактичних даних.

У результаті можна стверджувати, що ІНС є потужними інструментами для моделювання сильно нелінійної поведінки в нервовій системі.

Також нейронні мережі успішно застосовуються при вирішенні багатьох проблем у галузі обробки складних хаотичних сигналів, у задачах класифікації, ідентифікації і т.д., що, у свою чергу, доводить необхідність використання нейронних мереж для вирішення складних завдань.

1.4 Висновки

У наведеному вище стислому огляді сучасних робіт розглянуті моделі, що описують основні закономірності потенціалів дії нейронів. Показано необхідність вивчення нейронауки як з погляду біофізики, математики, так і з погляду фізики, електроніки для застосування до прикладних, складних завдань. Описано роль закономірностей нелінійних систем у розвитку ідей у галузі нейронауки. Наголошено на необхідності в кардинально іншому підході для опису роботи потенціалів дії нейронів, пов'язаних з масштабно-інваріантними, фрактальними властивостями коливань нейронів. Використання фундаментальних закономірностей фрактальної еволюції нелінійних відкритих систем може бути одним із перспективних напрямів дослідження динаміки нейронів.

Практична та технічна необхідність застосування ефективних нейронних мереж визначає актуальність використання моделей, що

описують основні закономірності динаміки біологічних нейронів та їх програмно-апаратну реалізацію на аналоговій та цифровій електроніці. Також нейронні мережі можуть бути використані в багатьох додатках, таких областях, як автоматизація виробництва, обробка складних сигналів, класифікація, розпізнавання образів, робототехніка і т.д. Для вдосконалення сучасної техніки та технологій, заснованих на нелінійній теорії нейронів, потрібно створення штучної нейронної мережі нового покоління, що враховує не лише структуру, а й характеристики динаміки – перемещування, накопичення-викид, фазу спокою, деполяризацію, потенціал дії спайків та берстів.

Таким чином, науково-технічне завдання для вирішення цих проблем можна прийняти в наступному вигляді: встановити основні закономірності сигналів біологічних нейронів, що описуються новим рівнянням фрактальної еволюції відкритої нелінійної системи; схемотехнічне моделювання нейронних коливань за нелінійною, масштабно-інваріантною теорією на програмованій інтегральній схемі; визначення кількісних показників нелінійних закономірностей нейронних коливань; теоретично та чисельно досліджувати масштабно-інваріантну модель нейронних мереж; класифікація хаотичних сигналів нейронною мережею з масштабно-інваріантним елементом через їх топологічні та метричні характеристики.

2 ТЕОРЕТИЧНІ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ОСНОВИ ЗАГАЛЬНОЇ МОДЕЛІ МАСШТАБНОЇ ІНВАРІАНТНОСТІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2.1 Рівняння фрактальної еволюції нелінійної відкритої системи для опису основних закономірностей динаміки нейронів

Міждисциплінарна наукові напрямки «неврологія» включає в таких поняттях, як «нейронні мережі», «штучний інтелект»

"інтелектуальні виміри" і т.д. Основною проблемою є моделювання самоузгодженої роботи ансамблю взаємодіючих елементів із різними зв'язками за наявності зовнішніх сигналів. Потрібно, щоб модельована нейронна мережа мала властивості асоціативності, стійкість до шуму, розподілений характер зберігання інформації, адаптивність до формування зв'язків між елементами, тобто. властивостями роботи мозку З погляду фізики відкритих систем нелінійна динаміка нейронної мережі повинна характеризуватись масштабною інваріантністю, фрактальністю, хаотичність, певними фазовими співвідношеннями тощо. Таким чином, виникла потреба у створенні фізичної моделі, що універсально описує зазначені властивості.

Експерименти щодо вимірювання тимчасової залежності потенціалу дії нейронів показують наявність наступних закономірностей.

Під впливом стимулу (зовнішнього потенціалу) нейрон перетворюється з основного стану на збуджене. Такий перехід спостерігається як спайків – сплесків потенціалу та його кластерів. Це явище також відоме під назвою «накопичення-вибух». Поряд з берстовими коливаннями нейрон може генерувати також різноманітні періодичні, хаотичні та шумоподібні коливання. Тимчасова реалізація потенціалу нейрона у випадку може мати асиметрично перемежований (з чергуванням відносного порядку з вибухами) характер.

Амплітуди коливань після вибуху різко зростають (Явлення деполяризації) та спостерігається залежність фази спайкових кластерів від амплітуди коливань (явище фазової переустановки). Останні два факти говорять про наявність нелінійних ефектів, які супроводжуються деякою ієрархією на різних масштабах, самоподібності в динаміці нейронів.

Фрактальні властивості послідовності інтервалів загоряння (інтерспайк) нейронів були виявлені в ряді досліджень.

Незважаючи на те, що є ряд моделей, що описують потенціал дії нейронів, у них не враховується масштабна інваріантність структури нейронних мереж. Тому в цій роботі ми пропонуємо максимально просту, але в той же час найбільш універсальну нелінійну модель, що описує основні закономірності динаміки нейронів: асиметричну перемежування, хаотичність, багат шаровість у вигляді ієрархії та самоподібності, деполяризацію, фазову переустановку.

Основними властивостями фракталів – масштабно-інваріантних, ієрархічно самоподібних об'єктів – є їх самоподібність та залежність міри від масштабу виміру. Під мірою розуміється будь-яка фізична величина, що характеризується адитивним вимірним безліччю. Наприклад, заходами геометричного фракталу є такі величини, як довжина, площа, обсяг. Дивовижна різноманітність фізичних властивостей різних об'єктів обумовлена саме нелінійною залежністю їхнього заходу від її власної величини. Цей факт переконливо показує необхідність фрактального аналізу у різних галузях, зокрема у нанонауці.

Відомі теорії фракталів припускають незалежний вибір мінімального масштабу виміру (розміру осередків, що покривають об'єкт) від величини міри, що визначається. Якщо ми зацікавлені в розвитку заходи з даного параметра порядку - визначальний змінні фізичного процесу - то масштаб вимірювання вибирається з допомогою цього параметра і бажаного

ступеня. Отже, фрактальна міра є нелінійною функцією, що залежить від самого процесу

Рівняння для нейронної системи, в якій потенціал дії нейрона залежить тільки від сусіднього нейрона, а модуляція періодичного зовнішнього поля буде впливати тільки на перший нейрон ((1), 2 V) ІМЕ F по k з = ледую ≥ провідного типу

$$V_{i+1,F}^{(k)} = V_{0,F}^{(k)} \left(\left| 1 - \sum_{k=1}^N V_{i,F}^{(k)} / F^{(k)}(t) \right| \right)^{-\gamma k},$$

Визначимо більш складні кластери у вигляді ансамблів нейронів з ієрархічними структурами порядку n :

$$V_{i+1}^{(k)} = V_0^{(k)} \left(\left| 1 - V_i^{(k-1)} / \sum_{k=1}^N V_i^{(k)} \right| \right)^{-\gamma k},$$

$$V_{i+1,F}^{(k)} = V_{0,F}^{(k)} \left(\left| 1 - \sum_{k=1}^N V_{i,F}^{(k)} / V_{i,F}^{(k-1)} \right| \right)^{-\gamma k}.$$

Усі параметри, включені у теорію, мають певний фізичний сенс, тому можна провести оцінку їх значень. За формулою параметр γ дорівнює різниці фрактальної та топологічної розмірностей. У випадку d не дорівнює найбільшій цілій частини D . Але крива залежності потенціалу впливу нейронів від часу має розмірності $1 - d$, $= 1 - 2D$, $<$ тому маємо $0 < \gamma < 1$.

Нефрактальний захід $V_0 < V$, тому через вимоги реалізації малі масштабу виміру ~ 1 , $A < V_0 >$. Значення порогового значення потенціалу

V_0 та частоти зовнішнього обурення Ω обраний в відповідно з

реальними процесами та експериментами. Значення коефіцієнта модуляції

Відмінність рівнянь ілюструє рисунок 2.1. У разі можливості підпорогових коливань результуюча амплітуда не згасає за часом та має порядок. За відсутності такої можливості амплітуда () V з t часом зменшується до значення V_0

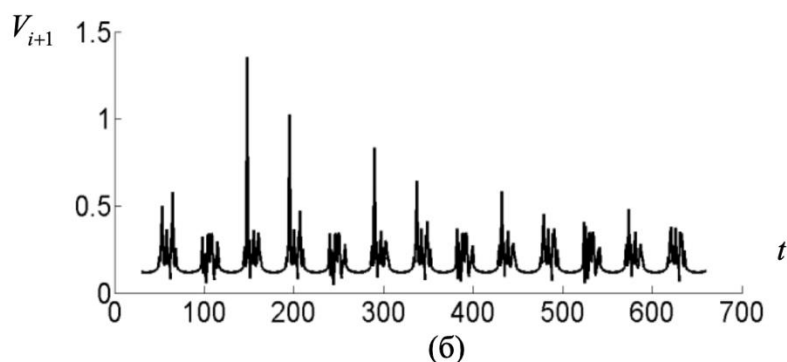
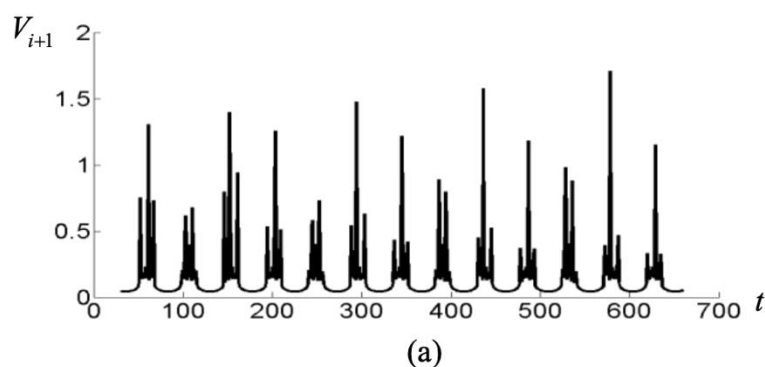


Рисунок 2.1 – Сигнали систем із трьох нейронів, отримані чисельним аналізом рівнянь

Вид нейронних сигналів залежить від типу зв'язків з- поміж них. Показані потенціали дії трьох нейронів у разі коли першому нейрону подається зовнішня сила, а решті – потенціали сусіднього нейрона. Як слід очікувати, зі зростанням числа нейронів зростає роль якостей самої системи, тобто. система нейронів набуває властивостей автоколивальної системи.

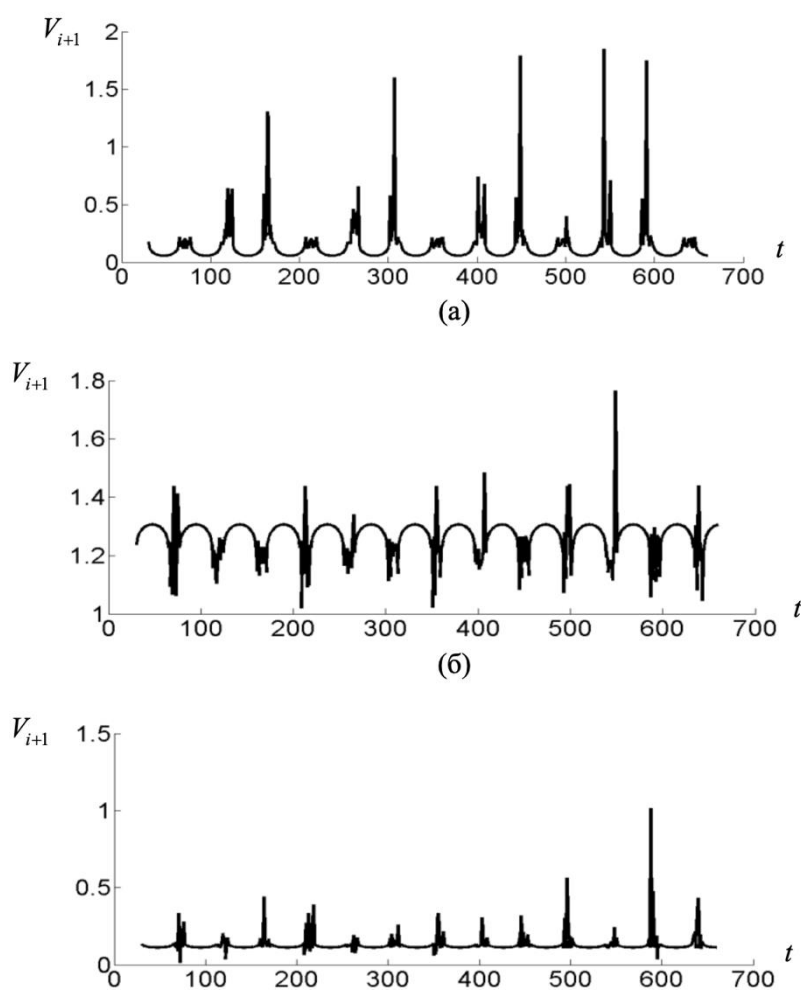


Рисунок 2.2 – Зміна потенціалу дії за кількістю пов'язаних нейронів відповідно до рівняння (2.11)

Експерименти показують, що нейронні коливання можуть бути хаотичними. З цієї теорії також випливає можливість хаотизації коливань при відносно великих значеннях параметра ≥ 0.5 , що свідчить про наявність хаотизації аналізованих систем.

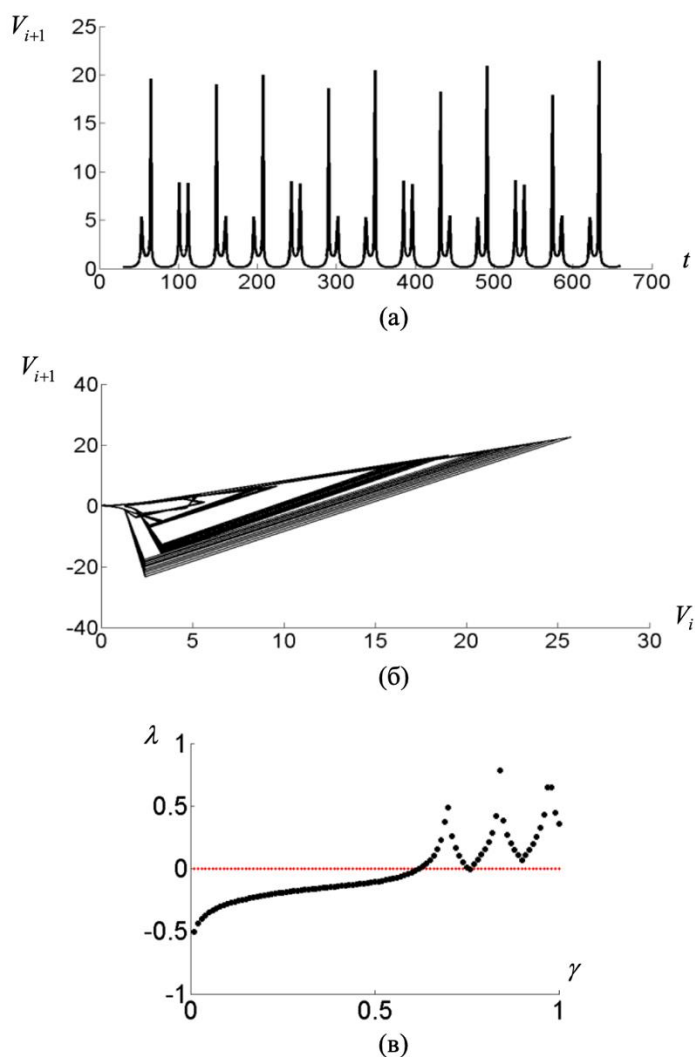


Рисунок 2.3 – Зміна потенціалу дії відповідно до рівняння (2.10)

Хаотичність реалізацій доводиться позитивністю показника Ляпунова, розрахованого за формулою

Приклади опису особливого виду багатошарових нейронних мереж як ієрархічної системи наведено на рисунках 2.4, 2.5.

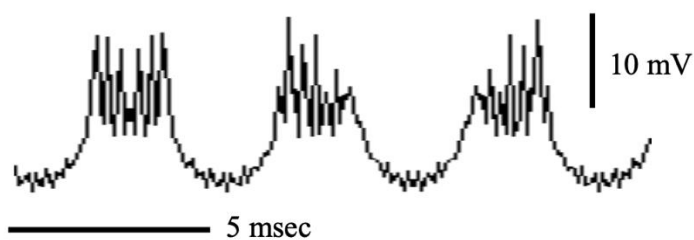
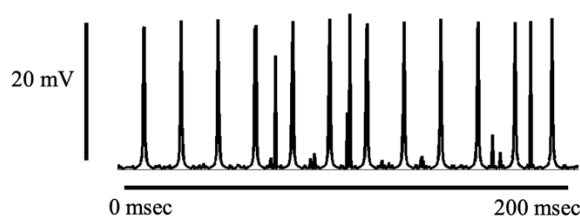


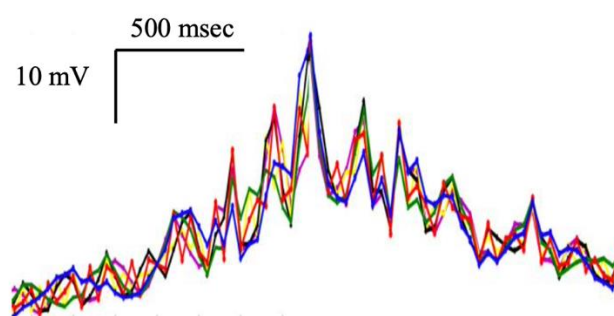
Рисунок 2.4 – Реалізація ієрархічної системи за наявності стимулу



$$n=2, \gamma=\gamma_1=\gamma_2=\gamma_3=0.806, A^{(k)}=0.2, B^{(k)}=0.5, V_0^{(k)}=0.1, \Omega_k=25, 1 \leq k \leq 3$$

Рисунок 2.5 – Реалізація ієрархічної системи

Нейронні коливання характеризуються НЕ тільки шляхом зміни амплітуди, а й зміна фази. Представлені потенціали дії шести нейронів з різними фазами. Після деполяризації під впливом стимулу (надпорогові коливання) фази коливань захоплюються, спостерігається близький режим до когерентного. Такий самий ефект дає і формула. Фазова синхронізація, яка спостерігається після сильного сплеску, є наслідком нелінійного характеру коливань. Значення цього ефекту для нейродинаміки дуже важливе. Цим ефектом можна пояснити тяжіння реалізацій до нечіткої множини, тобто описати один з механізмів пам'яті.



$$\begin{aligned} \gamma &= \gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = \gamma_5 = \gamma_6 = 0.194, \\ V_0^{(k)} &= 0.1, 1 \leq k \leq 6, \\ \Omega_1 &= 1, \Omega_2 = 3, \Omega_3 = 5, \Omega_4 = 7, \Omega_5 = 10, \Omega_6 = 13 \end{aligned}$$

Рисунок 2.6 – Реалізація фазової переустановки для нейронної мережі

Цікавим є зіставлення результатів цієї теорії нейронних мереж з біофізичними експериментами. Якщо використовувати масштаби вимірювань потенціалу в mV , часу в $msec$, то можна досягти кількісного збігу теорії з експериментами. Зміна параметрів у теоретично зазначених інтервалах дозволяє описати амплітуду, частоту, хаотичну форму, зміну фази, потенціал дії нейронів, виміряних у цих роботах. Теорія визначає різні властивості нейронів: накопичення - вибух, асиметричну перемежність, хаотичність, багатошаровість у вигляді ієрархії та самоподібності, деполяризацію, фазову переустановку, неізохронність (зміни фазових траєкторій).

Чисельний аналіз вихідних рівнянь показує можливість опису основних експериментальних закономірностей динаміки нейронної активності. Модель чутлива до малих змін параметрів, інтервали змінних та параметрів відповідають експериментальним фактам. Пропонована модель є універсальною фізичною моделлю: вихідним фундаментом є наша нова ідея існування нелінійних фракталів, масштаби спостереження яких залежать від параметрів системи.

2.2 Схемотехнічне моделювання нейронних коливань за нелінійною, масштабно-інваріантною теорією на аналоговій електронній схемі

Створено та розроблено аналогову електронну модель нейрона з масштабно-інваріантними властивостями. Для реалізації моделі одного нейрона на аналоговій електронній схемі скористаємось рівнянням (2.10). Експериментальна реалізація формули при 1 до $6 =$ буде виглядати наступним чином.

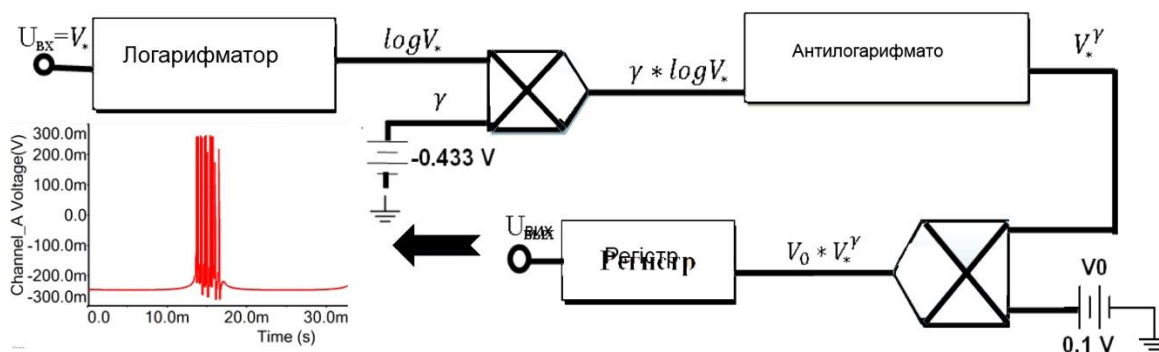


Рисунок 2.7 – Блок схема масштабно-інваріантної моделі одного нейрона та приклад її реалізації

Показана блок-схема масштабно-інваріантної моделі нейронних мереж складається з логарифматора, антилогарифматора, помножувача, аналогового регістру. Аналогова схема була зібрана в середовищі Multisim 12 з використанням таких елементів, як операційний підсилювач UA741, монолітні схеми вибірки та зберігання LF398, транзистор біполярний BC547, аналоговий помножувач AD633, кремнієвий імпульсний діод 1N4148.

Вхідний сигнал був пропущений через блок логарифматора і помножений значення дробового ступеня, задане через джерело постійної напруги. Отриманий сигнал є логарифмічною функцією вхідного сигналу ступенем k . Через блок антилогарифматора можна отримати потрібний сигнал із довільним дробовим ступенем. Роль аналогового регістру полягає у запам'ятовуванні попередніх значень як лічильника для реалізації формул, записаних в ітераційному вигляді.

У результаті вирішення цього завдання виникли проблеми експериментального характеру. Класичний логарифматор, заснований на резисторах, операційних підсилювачах і діодах не підходить для даної схеми, так як вхідний сигнал цієї моделі повинен змінюватися в залежності

від самої функції, а параметри логарифматора задаються емпірично згідно з вхідним сигналом. Вихідна напруга такого логарифматора має вигляд

Діапазон можливої робочої напруги обмежений двома специфічними властивостями діодів. Вони мають паразитний омичний опір, на якому при великому струмі падає істотна напруга, що призводить до спотворення логарифмічної характеристики.

Крім того, множник m залежить від струму. Тому задовільна точність у цій схемі може бути отримана за зміни вхідної напруги в межах двох декад.

Вплив множника m можна виключити, застосувавши замість діода транзистор. Вхідна напруга логарифмічного підсилювача з транзистором матиме вигляд

$$U_{out} = -mU_T \ln\left(\frac{U_{in}}{I_S R}\right),$$

Оскільки залежний від величини струму коефіцієнт відсутній, цей логарифмічний підсилювач має набагато ширший діапазон робочих струмів, ніж попередній.

Основний недолік описаного підсилювача, що логарифмує, полягає в дуже великій нестабільності його параметрів. Це відбувається через сильну чутливість до змін температури. Вплив зворотного струму можна виключити, якщо сформувати диференціальну схему з додатковим підсилювачем, що логарифмує.

У цій схемі диференціальний підсилювач на транзисторах BC547 служить для логарифмування. Вихідна напруга згідно зі схемою описується наступним чином:

$$U_{out} = -U_T \left[\frac{R_2 + R_3}{R_3} \right] \ln \left(\frac{R_{14} U_{in}}{R_1 V_4} \right),$$

Наведена схема була використана в подальшій роботі для схемотехнічного моделювання нейрона з тришаровим ієрархічним рівнем.

В якості результату в роботі здійснюється з , вираз було отримано для вихідної напруги в ланцюзі одного нейрона. Для подальшої реалізації завдань було створено структурну схему аналогової моделі нейрона з ієрархічним тришаровим рівнем.

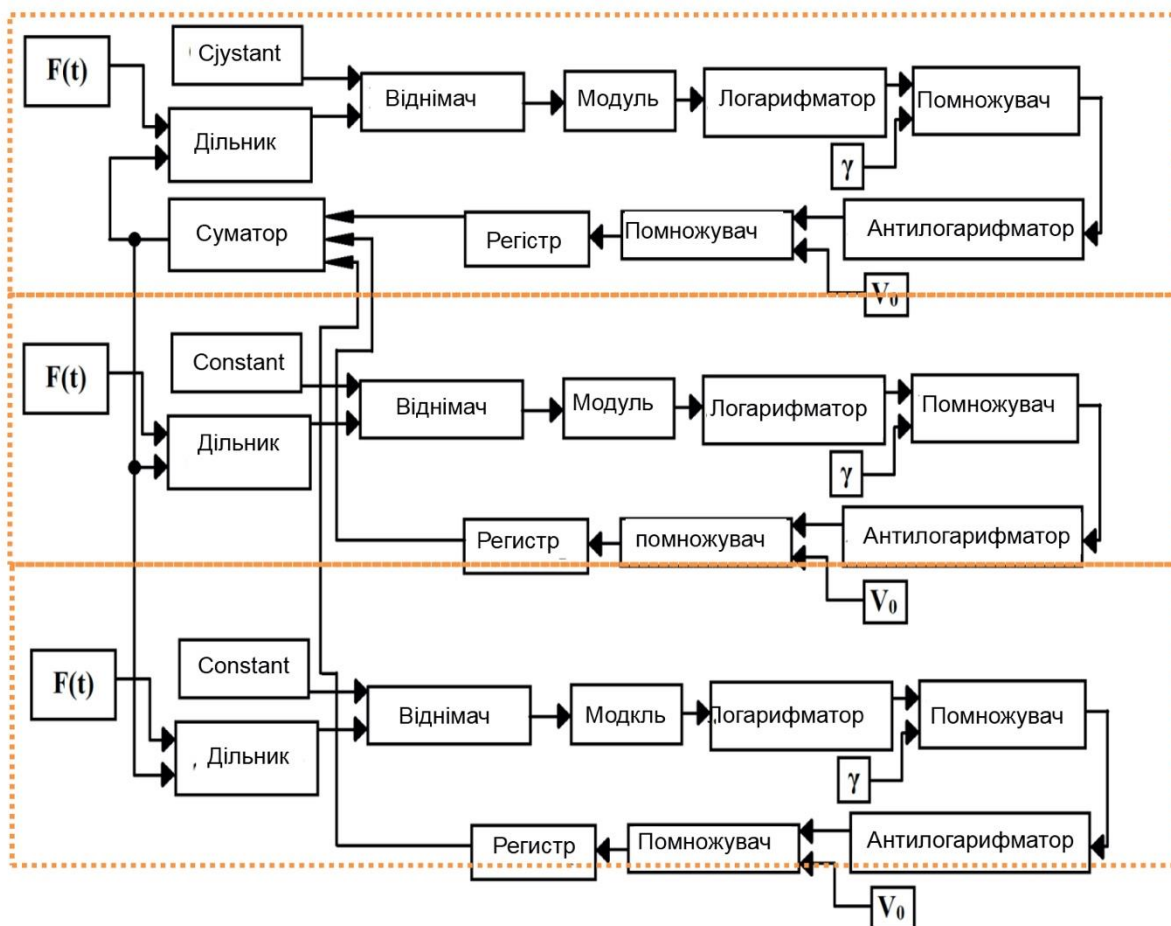


Рисунок 2.9 – Блок схема масштабно-інваріантної моделі

Блок-схема, показана рис. 2.9, складається з трьох основних блоків, що застосовуються для моделювання окремо взятого нейрона. Кожен з цих блоків у свою чергу складається з таких структурних елементів, як елемент зовнішнього поля () F , д t елитель, віднімач, елемент взяття числа за модулем, логарифматор, помножувач, антилогарифматор, реєстр, суматор.

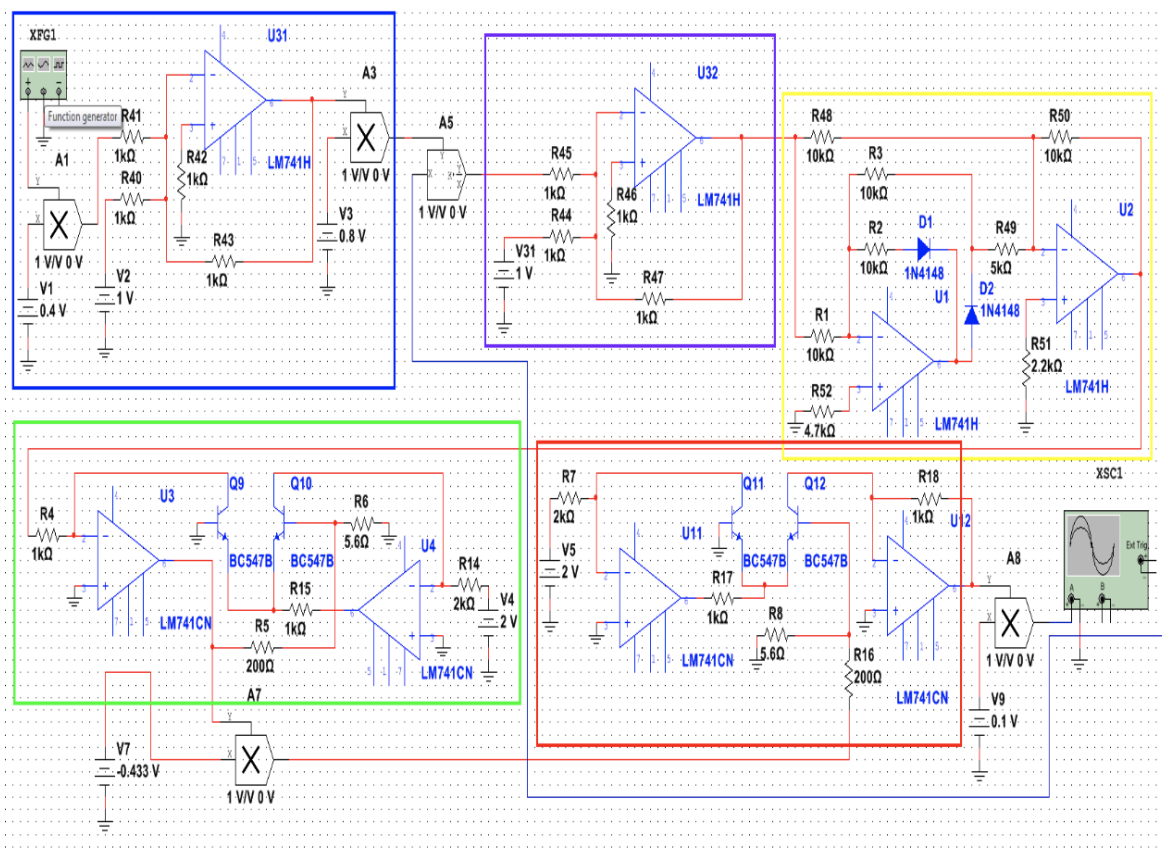
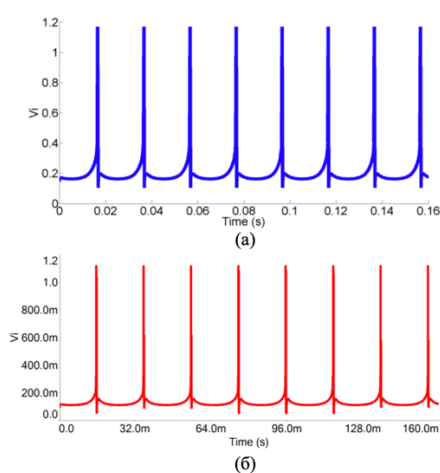


Рисунок 2.10 – Аналогова електронна схема масштабно-інваріантної моделі одного нейрона

Результати схемотехнічного моделювання кожного окремого нейрона, проведеного за допомогою описаного методу, наведено на схемі. На цьому рис. показаний аналоговий-електронна схема, в якій сині мітки лінії площа вхідного сигналу. Схема суматора виділено фіолетовий колір. В області, виділеній жовтою лінією, знаходиться область модуля аналогового введення, звідки ми отримуємо вхідний сигнал відповідний

формулі. Далі дві нижні області, зазначені зеленою та червоною лініями, відповідають аналоговій схемі логарифматора та антилогарифматора.

Зіставлення експериментально та теоретично отриманих результатів показані на рисунках 2.12 та 2.13.



а – теорія; б - експеримент

Рисунок 2.12 – Реалізація потенціалу дії нейронів масштабно-інваріантної моделі

Для реалізації аналого-електронної моделі нейрона з ієрархічною структурою порядку 3 n за = скористаємося рівнянням.

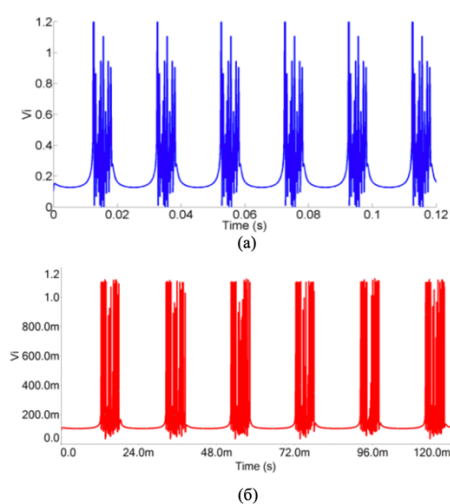


Рисунок 2.13 – Реалізація потенціалу дії нейронів масштабно-інваріантної моделі

Отримано аналогову електронну схему масштабно-інваріантної моделі нейрона з ієрархічно тришаровою структурою порядку, що складається з наступних структурних елементів: дільник, вичитувач, елемент взяття числа за модулем, логарифматор, помножувач, антилогарифматор.

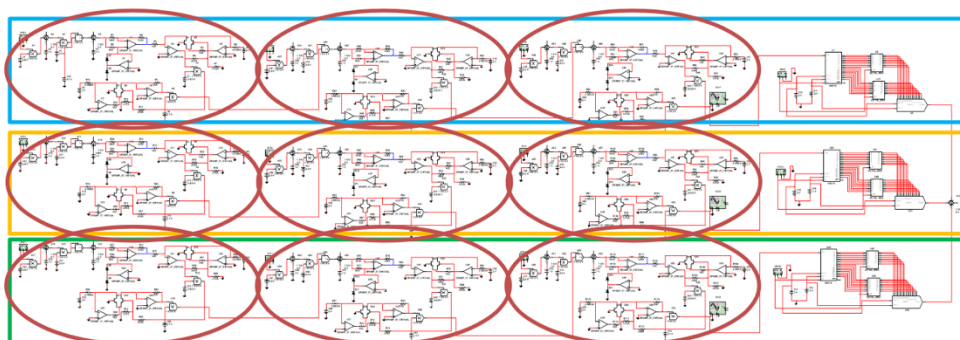


Рисунок 2.14 – Аналогова електронна схема масштабно-інваріантної моделі нейрона з ієрархічно-трьохшаровою структурою порядку $n = 3$

Розроблено аналогову електронну модель нейрона з ієрархічним тришаровим рівнем (рис. 2.14), результати якої повністю відповідають теоретично отриманим результатам (рис. 2.15)

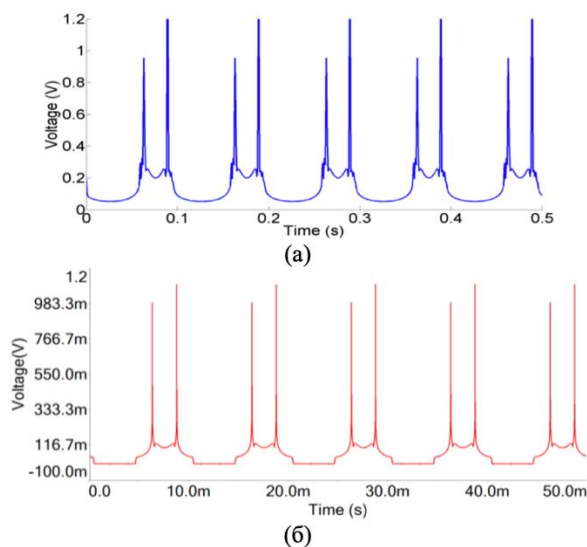


Рисунок 2.15 – Реалізація потенціалу дії нейронів за масштабно-інваріантною моделлю (2.13)

Окремо виділені прямокутними блоками області відповідають порядку структур, з'єднаних між собою суматором, де кожен шар складається з трьох нейронів, виділених овальною областю.

2.3 Цифрова електронна модель масштабної інваріантності нейронних мереж на програмованій інтегральній схемі

Опис переміжних сигналів через програмовані інтегральні схеми представляє певний науковий інтерес для моделювання динаміки біологічних нейронів, так як загальними рисами властивостями сигналів потенціалу дії нейронів є перемежування.

Перемежування - чергування порядку і хаосу - є універсальним явищем природи. У роботі було реалізовано генератори динамічного хаосу перемежуваних сигналів на програмованих логічних інтегральних схемах.

До хаотизації процесів у детермінованих нелінійних динамічних системах виявляється великий інтерес. Це пов'язано безліччю прикладних рішень із застосуванням різних генераторів хаотичних сигналів, таких як розширення смуги спектра сигналу, конфіденційна прийомо-передача інформаційного сигналу та ін.

У роботі наведено результати використання нового методу реалізації хаотичних генераторів на основі диференціальних рівнянь та відображень динамічних систем. Цифрова схемотехніка виконана за допомогою інтегральних схем типу Field Programmable Gate Array. Показано можливість застосування пропонованого комплексу цифрової електронної техніки для отримання надширокосмугових, надвисокочастотних, хаотичних сигналів із різноманітними статистичними властивостями.

Інтегральні схеми, що програмуються, є цифровими мікросхемами широкого застосування, за допомогою яких можна створювати бажану структуру цифрового пристрою, електричну схему на основі написання спеціальної програми. У разі аналогової реалізації існує проблема синхронізації з певним високим ступенем точності, оскільки температура та зовнішні фактори сильно впливають на аналогові елементи. Очевидним вирішенням цієї проблеми є використання цифрових приладів.

У роботі для реалізації генераторів переміжних сигналів динамічного хаосу на програмованій логічній інтегральній схемі були реалізовані відомі динамічні системи, такі як відображення Хенона, системи Росслера, Чуа і Лоренца. Використовувалася налагоджувальна плата DE FPGA BOARD з інтегральною схемою фірми XILINX сімейства Spartan 3E. На виході мікросхеми отримано цифровий сигнал як восьмибітного коду.

Цифро-аналоговий перетворювач для відображення аналогового сигналу було зібрано на макетній платі ПЛІС.

Відображення Хенона описується наступною системою рівнянь:

$$\begin{aligned} x_{i+1} &= y_i - ax_i^2 + 1 \\ y_{i+1} &= bx_i \end{aligned} .$$

Структурна схема відображення Хенону для параметрів показано на рис. 2.17. Для отримання чисельних та графічних даних використовувався програмний пакет MATLAB Simulink.

Детальна схема RTL програмного коду в ПЛІС наведена на рис. 2.18. У даній схемі використовувалися блоки поділу частоти такту, узагальнений блок реалізацій відображення Хенона.

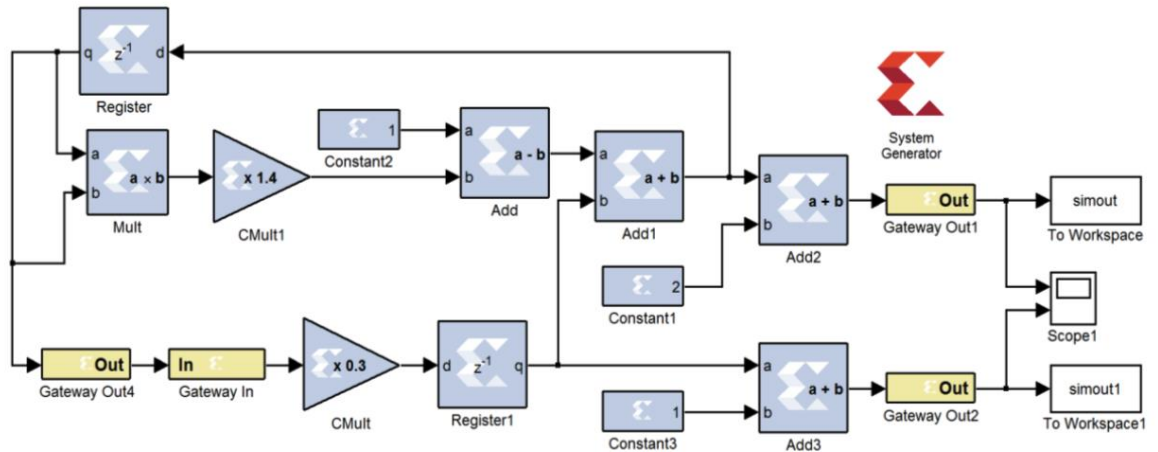


Рисунок 2.17 – Структурна схема відображення Хенона

Зворотний зв'язок, показаний на схемі, наведеній на рис. 2.18, відповідає зв'язку між блоками Gateway Out4 і Gateway In у структурній схемі відображення Хенона (рисунок 2.17). На рисунках 2.19-2.22 показані експериментальні результати, отримані на основі ПЛІС Spartan 3E та дані, отримані чисельним методом відображення Хенона, логістичного відображення, систем Росслера, Чуа та Лоренца, частота такту відповідає теоретичним даним.

Системи Росслера, Чуа Лоренца описуються рівняннями відповідно:

$$\dot{x} = -(y + z)$$

$$\dot{y} = x + \alpha y$$

$$\dot{z} = \beta + z(x - \gamma)$$

$$\dot{x} = k\alpha(y - x - g(x))$$

$$\dot{y} = k(x - y + z)$$

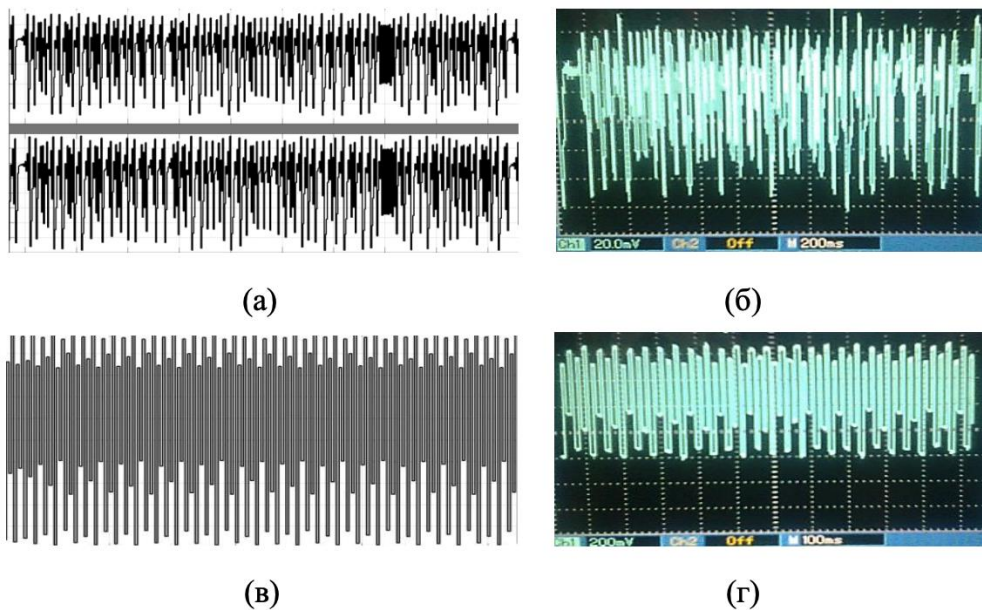
$$\dot{z} = k(-\beta y - \gamma z)$$

$$g(x) = m_0 x + 0.5(m_1 - m_0)(|x + 1| - |x - 1|)$$

$$\dot{x} = a(y - x)$$

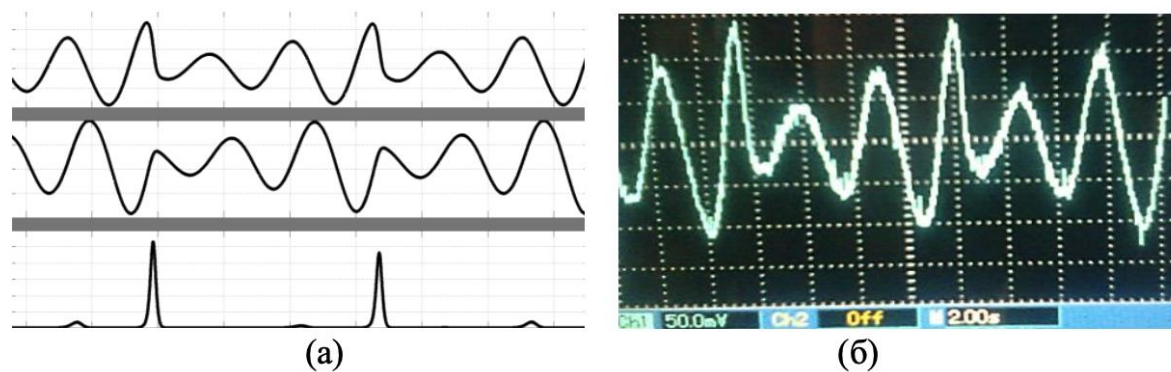
$$\dot{y} = bx - y - xz$$

$$\dot{z} = xy - cz$$



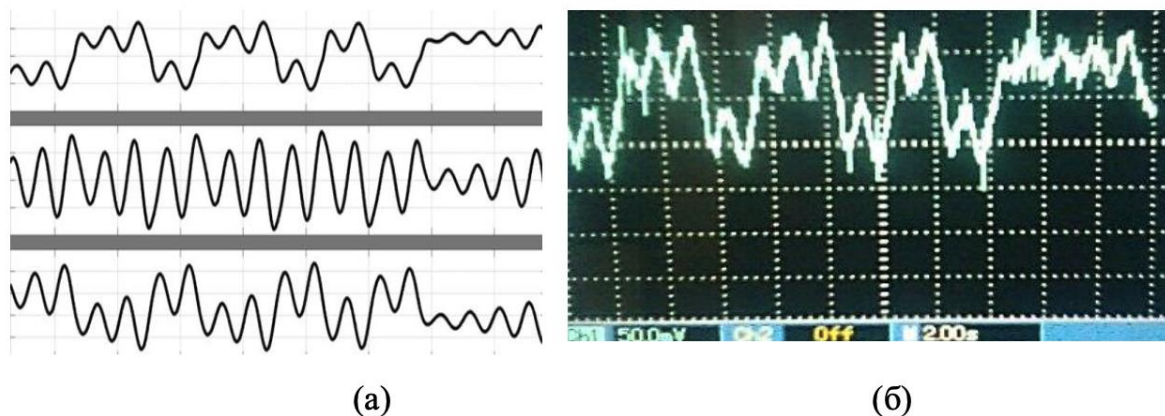
- а – чисельна реалізація відображення Хенона;
 б – експериментальний результат відображення Хенона; в –
 чисельна реалізація логістичного відображення;
 г - експериментальний результат логістичного відображення

Рисунок 2.19 – Чисельні та експериментальні результати відображення Хенона та логістичного відображення



$$\alpha = 0.2, \beta = 0.2, \gamma = 5.7$$

- а – чисельна реалізація;
 б - експериментальний результат
- Рисунок 2.20 – Реалізація системи Росслера

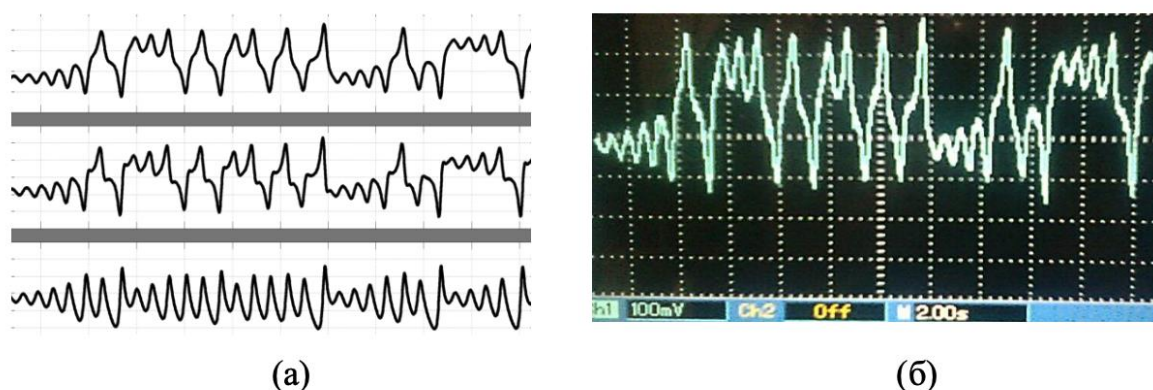


$$\alpha = 6.579, k = 1, \beta = 10.897, m_0 = -0.652, m_1 = -1.812, \gamma = -0.045;$$

а – чисельна реалізація; б - експериментальний результат

Рисунок 2.21 – Реалізація системи Чуа

Таким чином, була отримана програмно-апаратна реалізація генераторів динамічного хаосу, що генерують хаотичні сигнали, що перемежуються, на основі інтегральних схем FPGA в реальному часі. Описаний вище метод є простим способом реалізації складних схемотехнічних завдань, як може розглядатися моделювання нейронних мереж.



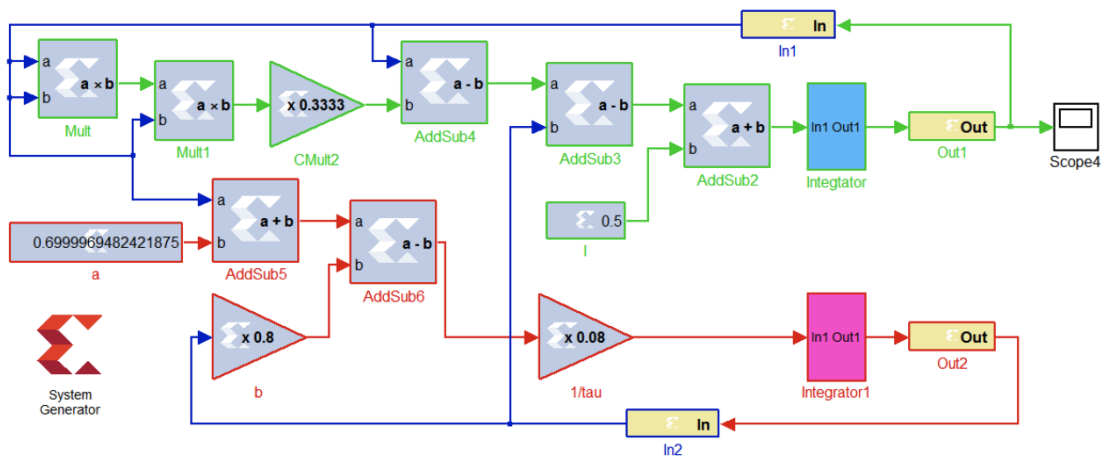
$$a = 10, b = 28, c = 8/3;$$

а – чисельна реалізація; б - експериментальний результат

Рисунок 2.22 – Реалізація системи Лоренца

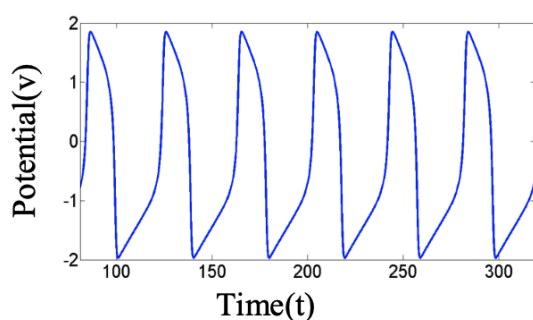
Як було описано вище, для оптимізації структурної реалізації та підвищення ефективності обчислень для дослідження нейронних мереж можуть бути використані програмовані логічні інтегральні схеми ПЛІС (FPGA). У роботах наводяться якісні та кількісні порівняння FPGA з альтернативними варіантами (наприклад, «xc5v1x330t» порівняно з Core2/3GHz та GT200/1.2GHz). Роботи присвячені моделюванню динаміки нейронів на основі цифрової техніки FPGA. У разі складних завдань використання цифрових схем дозволяє отримати явну перевагу за часом та продуктивністю порівняно із застосуванням для цих цілей аналогових пристроїв. Так, було зроблено висновок, що реалізація в Xilinx FPGA Virtex-5 демонструє швидкість обчислень у 24,3 рази вище, ніж відповідна програмна підтримка. Ряд нових властивостей коливань нейронів, включаючи наявність їх ієрархічних рівнів, встановлено та описано у роботі. Наприклад, на відміну рівнянь, використаних у роботах, динамічна система, містить дробові ступені змінних. Як нам відомо, варіанти FPGA не включають операцію зведення довільного дробового ступеня. У цьому розділі розглядається можливість інтегрально-схемотехнічної реалізації масштабно-інваріантної моделі нейронних мереж з урахуванням дробового ступеня.

Як тестові об'єкти досліджень ми вибрали відомі моделі нейронних коливань: моделі ФітцХью-Нагумо та Хіндмарш-Роуз, а також масштабно-інваріантну модель нейронних мереж. Апаратна частина реалізована на основі налагоджувальної плати ANVYL FPGA з інтегральною схемою фірми XILINX сімейства Spartan 6. Цифровий сигнал на виході FPGA отримано у вигляді восьмибітного коду даних. Для отримання чисельних і графічних даних, програмний пакет MATLAB Simulink був використаний.

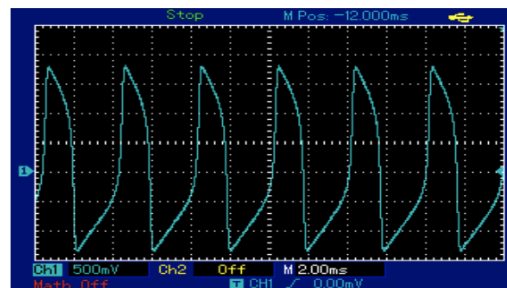


$$I_{ext} = 0.5, \tau = 12.5, a = 0.7, b = 0.8$$

Рисунок 2.24 – Структурна схема реалізації на FPGA
Potential(v) моделі ФітцХью- Нагумо



(a)



(б)

а – чисельна реалізація; б - експериментальний результат

Рисунок 2.25 – Реалізація моделі ФітцХью-Нагумо

Рівняння коливань нейронів за моделлю ФітцХью-Нагумо записуються у вигляді

$$\begin{aligned} \dot{v} &= v - \frac{v^3}{3} - w + I_{ext} \\ \tau \cdot \dot{w} &= v + a - b \cdot w \end{aligned}$$

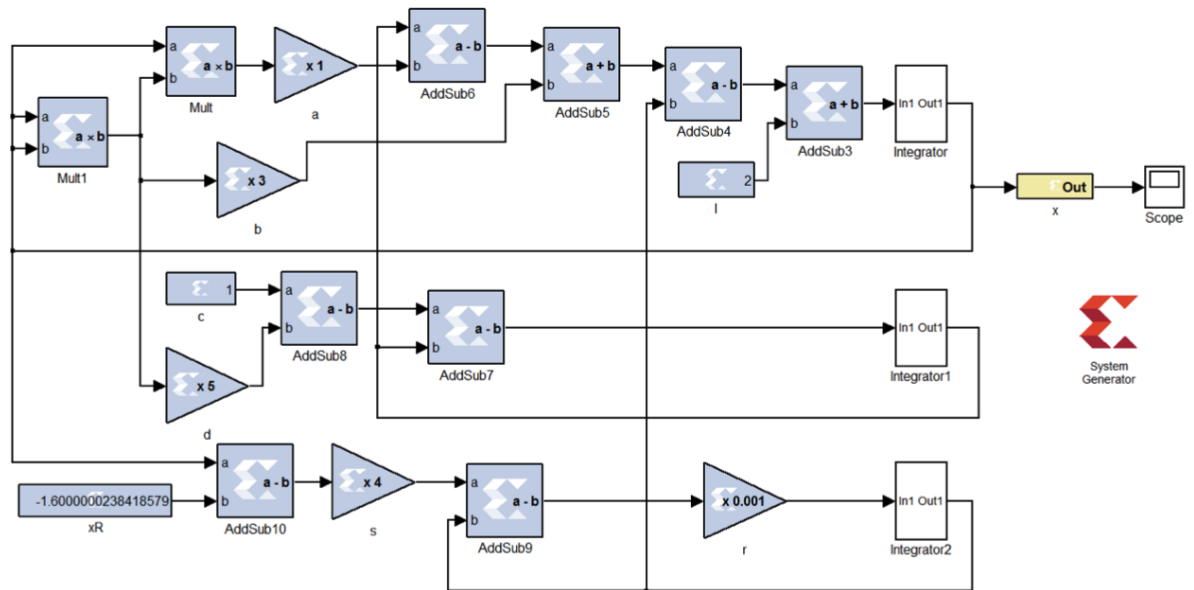
де v – мембранний потенціал; w – змінна відновлення;

Рівняння моделі Хіндмарш-Роуз мають вигляд:

$$\dot{x} = y - ax^3 + bx^2 - z + I$$

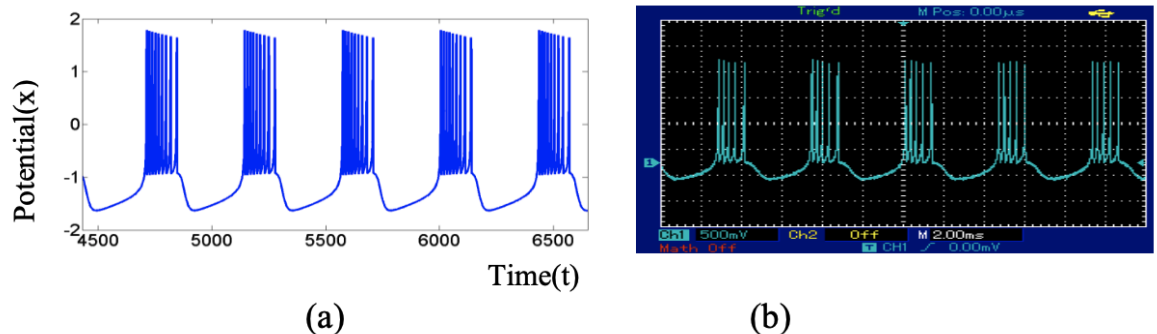
$$\dot{y} = c - dx^2 - y$$

$$\dot{z} = r[s(x - x_R) - z]$$



$$a=1, b=3, c=1, d=5, s=4, x_R=-8/5, r=10^{-3}, I=4$$

Рисунок 2.26 – Структурна схема реалізації на ПЛІС моделі Хіндмарш-Роуз



а – чисельна реалізація; б - експериментальний результат

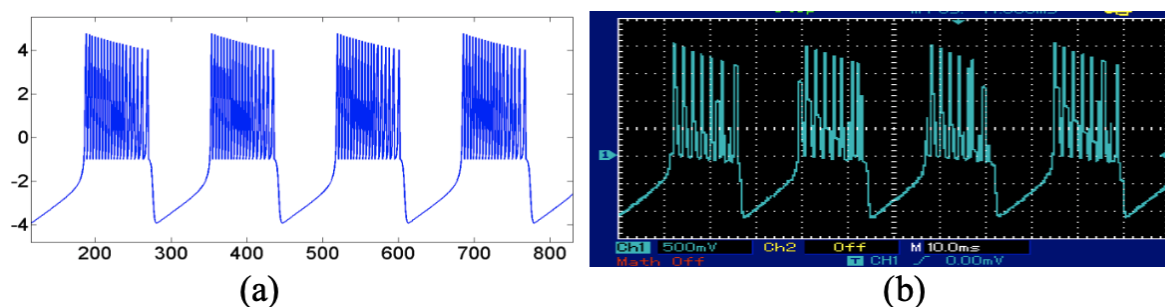
Рисунок 2.27 – Реалізація моделі Хіндмарш-Роуз

Також за допомогою ПЛІС була отримана реалізація відображення Рувькова модель нейрона спайково-берствої поведінки з використанням двовимірного відображення.

$$\begin{aligned}x_{i+1} &= f(x_i, y_i) \\ y_{i+1} &= y_i - \mu(x_{i+1}) + \mu\sigma\end{aligned}$$

$$f(x, y) = \begin{cases} \frac{\alpha}{1-x} + y; & x \leq 0 \\ \alpha + y; & 0 < x < \alpha + y \\ -1; & x \geq \alpha + y \end{cases}$$

Результати цього дослідження наведені на рисунку 2.28.



а – теорія, б – експеримент

Рисунок 2.28 – Реалізація моделі Рувькова

Результати проведених досліджень показали сувору відповідність сигналів, отриманих за допомогою ПЛІС з теоретичними результатами.

Рівняння масштабної інваріантної моделі нейронних мереж включають основні властивості нейрона. Ми розглянемо лише три варіанти моделювання нейронних мереж. У першому варіанті зовнішнє поле впливає на кожен досліджуваний об'єкт як модуляційно-періодичний сигнал.

У другому варіанті потенціал дії нейрона залежить лише від сусіднього нейрону, а також модуляція-періодична зовнішнє поле буде впливати тільки на перший нейрон ((1) , 2 V). Третій F й к в = аریان $\geq t$ враховує багат шаровість нейронних мереж у вигляді ієрархічної структури порядку . n Блок схема структурно-схемотехнічної реалізації рівнянь показано на рисунку 2.29. Модель складається з трьох взаємопов'язаних нейронів (виділених пунктиром), яким подається зовнішнє поле модуляційно-періодичного характеру.

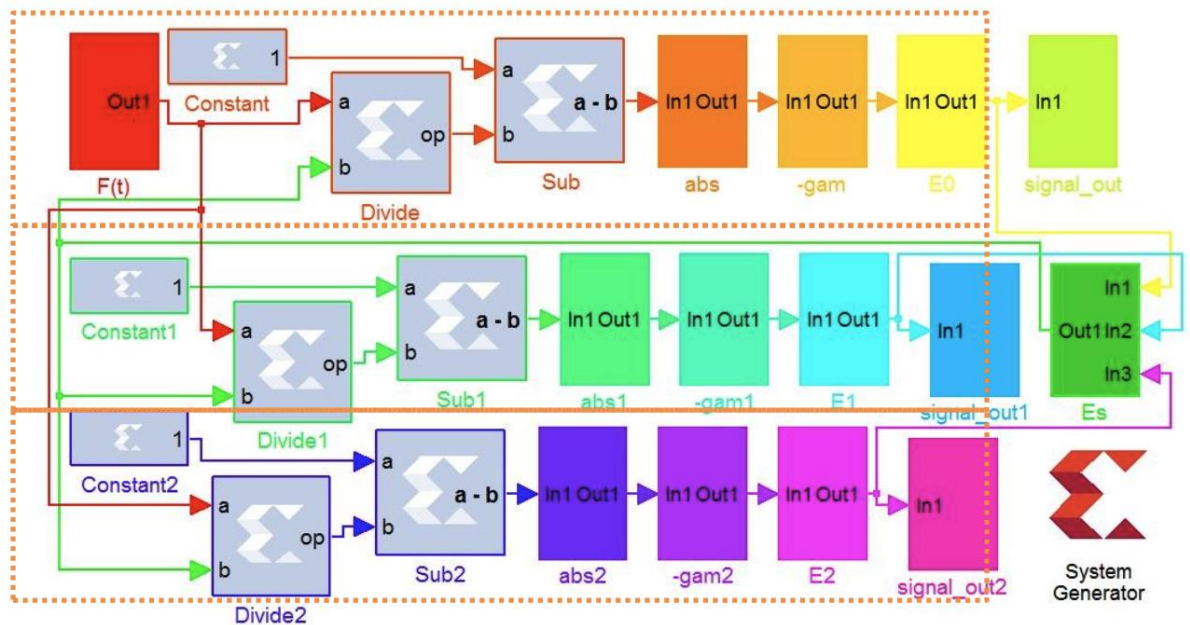


Рисунок 2.29 – Структурна схема реалізації на FPGA масштабно-інваріантної моделі нейронних мереж за системою рівнянь (2.9)

На рис. 2.30 показана структурна схема зведення сигналу довільний дробовий ступінь на цифрових логічних елементах. У пристроях FPGA має закінчені блоки зведення в довільній дробової мірою забезпечується тільки екстракт кореня. Алгоритм обчислення на FPGA дробового ступеня запишемо наступним чином:

$$\gamma = \sum_{k=1}^m a_k 2^{-k}$$

дробові ступеня сигналу з бажаною точністю:

$$x^\gamma = \prod_k x^{\gamma_k} = \prod_{k=1}^m x^{a_k 2^{-k}}.$$

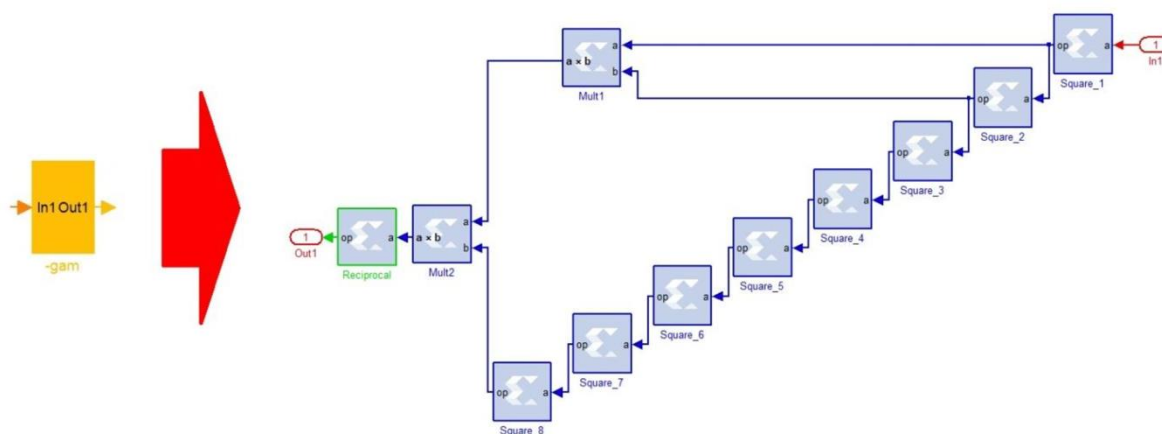


Рисунок 2.30 – Структурна схема блоку обчислення довільного дробового ступеня сигналу

У роботі показано, що хаотичні процеси зі скейлінговими закономірностями, якими є нейронні коливання в певних інтервалах параметрів, класифікуються значеннями: $\gamma_1 = 0,567$, $1 - \gamma_1$, $\gamma_2 = 0,806$, $1 - \gamma_2$, $\gamma_3 = 0,618$, $1 - \gamma_3$.

Числа γ_1 , 2 є відповідно нормованими нерухомими значеннями інформації та ентропії – критеріями самоорганізації. Відоме число Фібоначчі (3) є «золотим перетином» динамічного заходу, воно впливає з теорії для γ_1 , 2 .

Видно, що для опису різних типів нейронних коливань (сигналів нейронних мереж) достатньо використовувати 9 ітерацій у формулі.

На рис. 2.31 наведено структурну схему цифрової реалізації масштабно-інваріантної моделі нейронних мереж згідно з формулою. Лістинг програми ПЛІС мовою програмування Verilog HDL для реалізації масштабно-інваріантної моделі нейронної мережі, що описується рівнянням (2.11), наведено в додатку А.

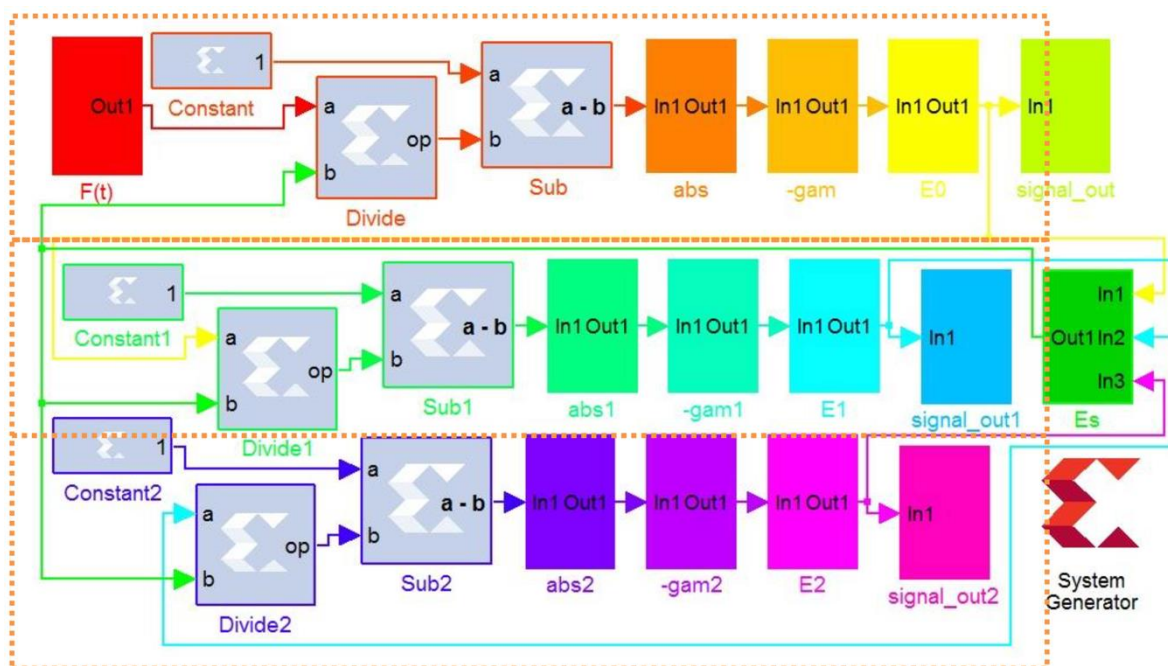


Рисунок 2.31 – Структурна схема цифрової реалізації масштабно-інваріантної моделі нейронних мереж згідно з формулою

Цифрову електронну модель нейрона (2.13) для ієрархічної структури порядку $3 \times n \times m$ = можна реалізувати на програмованих логічних інтегральних схемах за схемою, показаною на рисунку 2.32

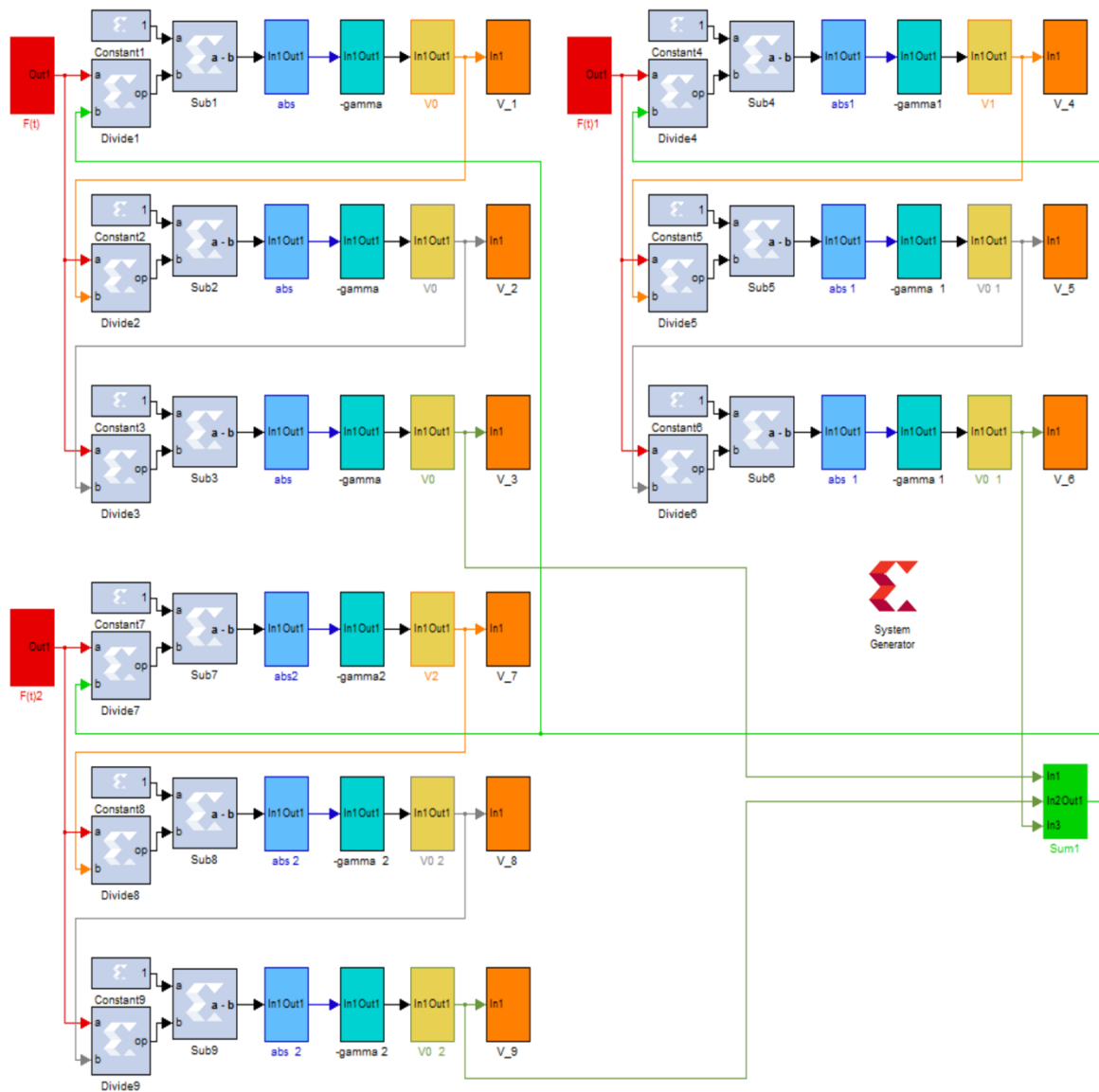
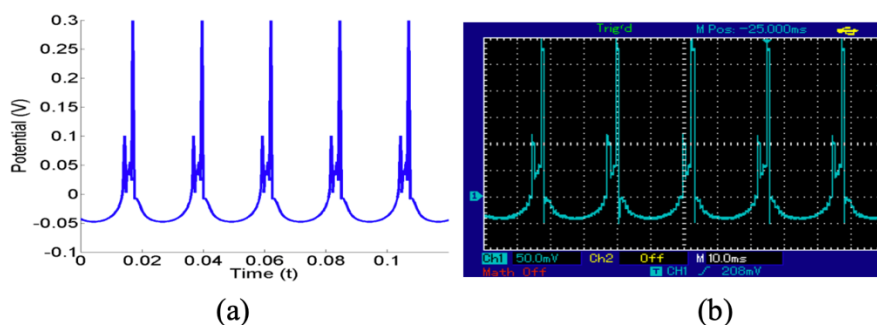


Рисунок 2.32 – Структурна схема реалізації на ПЛІС масштабно-інваріантної моделі нейронних мереж для ієрархічної структури порядку $n = 3$

Численні та схемотехнічні реалізації масштабно-інваріантної моделі нейронної мережі представлені на наведених нижче рисунках 2.33-2.36 .



$$A=0.8, B=0.4, \Omega=88.8\pi, V_0=0.1, k=1, \gamma=0.433.$$

Рисунок 2.33 – Чисельна реалізація (а) та експериментальний результат (b)

Рисунок 2.33 показує можливість досить точної реалізації цифрової техніки FPGA динамічної системи, що описується рівнянням. Кількість осциляцій та амплітуда піків збігаються у цифровій та схемотехнічній реалізаціях. Тут і далі наведено значення напруги в мілівольтах, час – у мілісекундах.

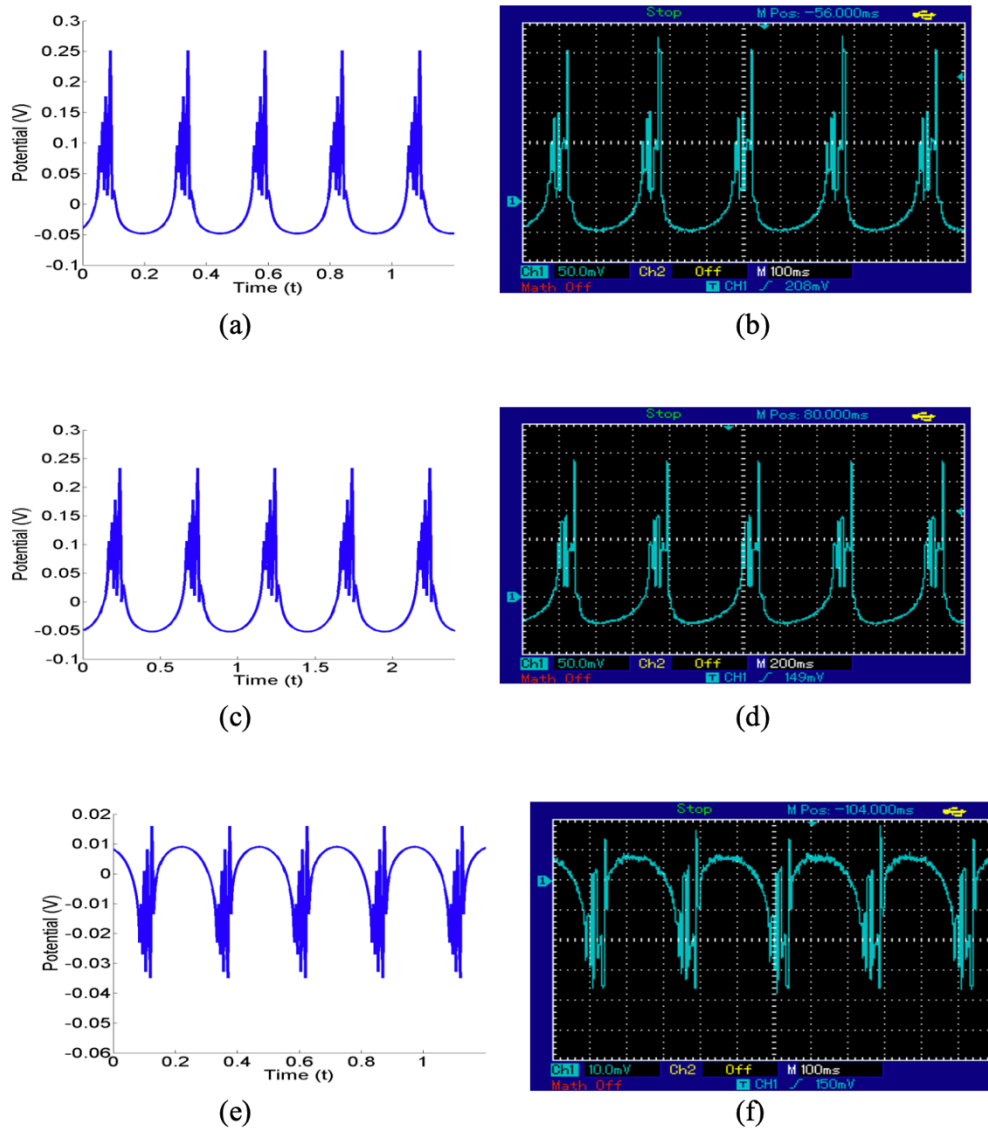
Інший тип коливань, описується рівняннями, і адекватно впроваджено запропонував нам цифрову техніку, що і показано на рис. 2.34.

Реалізація ієрархічної тришарової нейронної мережі, описана формулою, показана на рисунку 2.35. Мережа має три ієрархічні шари по три нейрони на кожному з шарів. Такі завдання моделювання багатошарових нейронних мереж вимагають великого обсягу пам'яті FPGA. Використана нами для вирішення цього завдання інтегральна схема сімейства Spartan 6 дозволяє реалізувати ієрархічні рівні системи до порядку.

З метою кількісного зіставлення тривалості обчислення на ПЛІС та в програмному середовищі MATLAB R2012a восьмиядерним комп'ютером

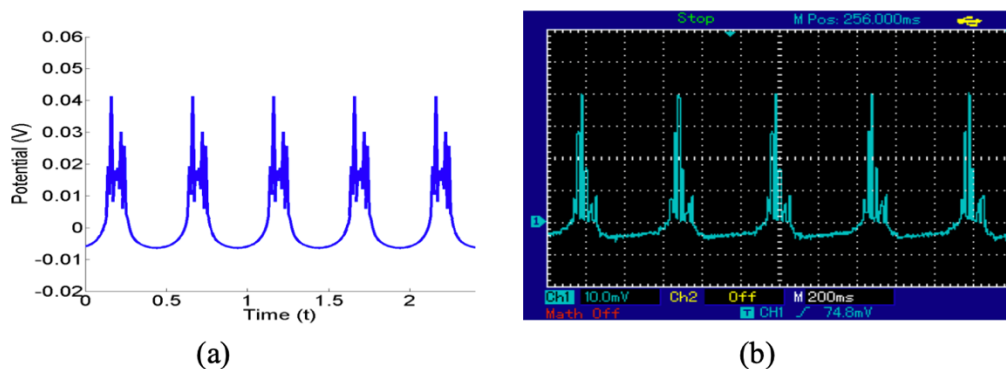
з частотою 3,4GHz обрано реалізацію формули з $1.5 \cdot 10^6 N =$ точок. За допомогою комп'ютерних обчислень результат був отриманий за 1,15

секунд, а при використанні ПЛІС сімейства Spartan 6 - за 0,48 секунд. Це видно з рис. 2.36, де за однаковий час ПЛІС видає реалізацію, тривалість якої у 2.4 рази більша.



$$A=0.8, B=0.4, \Omega=8\pi, V_0=0.1, k=3, \gamma=0.5.$$

Рисунок 2.34 - Чисельні реалізації (а, с, е)
та експериментальні результати (b, d, f) масштабно-інваріантної
моделі нейронних мереж



$$A=0.45, B=0.5, \Omega=4\pi, V_0=0.1, k=3, \gamma=0.5, n=3.$$

Рисунок 2.35 – Чисельна реалізація (а) та експериментальний результат (б) за ієрархічною моделлю нейронних мереж

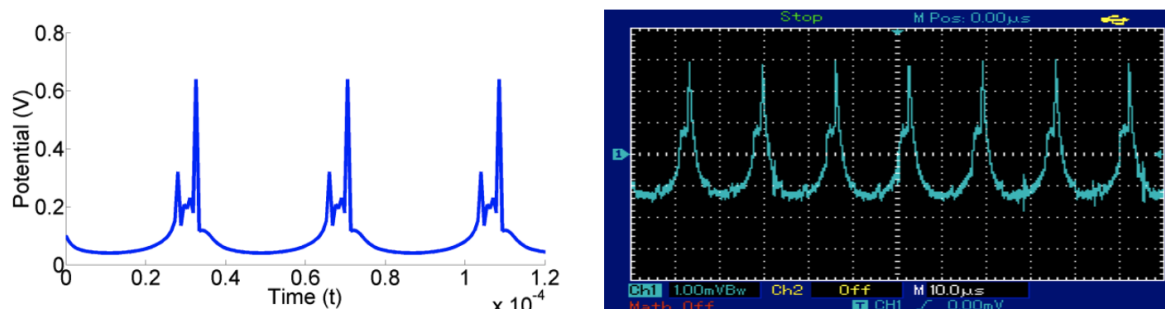


Рисунок 2.36 – Чисельна реалізація та експериментальний результат для рівнянь при $1.5 \cdot 10^6 N =$ точок

Для реалізації з більш ніж 10^7 точок MATLAB показав результат за 7,91 секунди, а ПЛІС – за 1,0 секунди. Таким чином, використання запропонованого нами алгоритму обчислення на ПЛІС забезпечує вигравш часу обробки порядку 10^7 відліків приблизно в 8 разів.

Нейронна мережа — це система обчислювальних елементів, в якій одночасно обробляється велика кількість вхідних сигналів.

Використання персональних комп'ютерів для нейронних мереж обмежується відносною повільною швидкістю обробки сигналів. Низька продуктивність, а також великий габарит персональних комп'ютерів

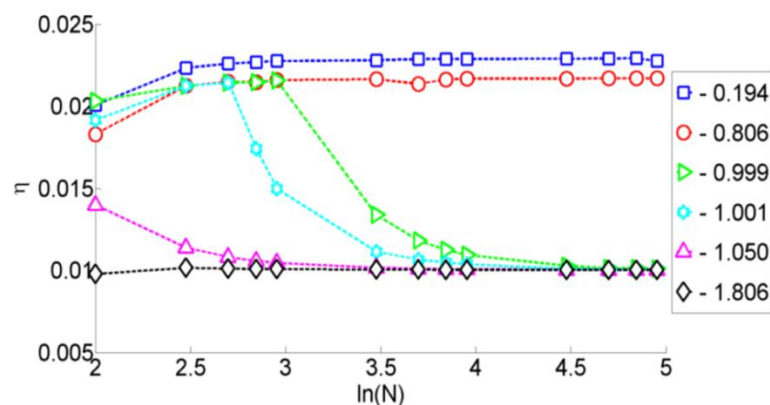
призводить до їхньої неефективності для виконання нейромережових алгоритмів. У той же час дослідження моделей нейронних мереж за допомогою програмованих логічних інтегральних схем (ПЛІС) полегшує структурну реалізацію моделей та підвищує обчислювальну ефективність.

Цікавим є складне завдання, в якому використовувалася б вся ресурсна база ПЛІС та порівняння результатів швидкості рахунку, ПЛІС та персонального комп'ютера. Для таких завдань можна вибрати модель нейронної мережі з масштабно-інваріантними властивостями, запропоновану в роботі, так як дуже реалізація логіки нейронних мереж є складним завданням, вирішити.

Отримано реалізації відповідно до рівняння для різних значень γ , для повного завантаження ресурсної бази ПЛІС кількість відліків N змінювали в діапазоні $10^2 - 10^5$. На рис. 2.37 показано співвідношення тривалостей обчислень ПЛІС (τ_{FPGA}) та персонального комп'ютера (ПК) при різних значеннях дробового ступеня γ потенціалу дії нейрона. Як видно з рисунку 2.37, швидкодія ПЛІС на два порядки перевищує швидкодію персонального комп'ютера з програмним забезпеченням Matlab. Великі значення фракційної потужності відповідає складним сигналам з розвиненою фрактальною ($D_d =$). Ре – результати показали, що перевага ПЛІС показали десятки разів в обробці складних нелінійних процесів.

На рис. 2.38 наведені абсолютні значення швидкості обчислення персонального комп'ютера серед Matlab і ПЛІС. Кількість відліків та швидкість обчислення наведено у логарифмічній шкалі.

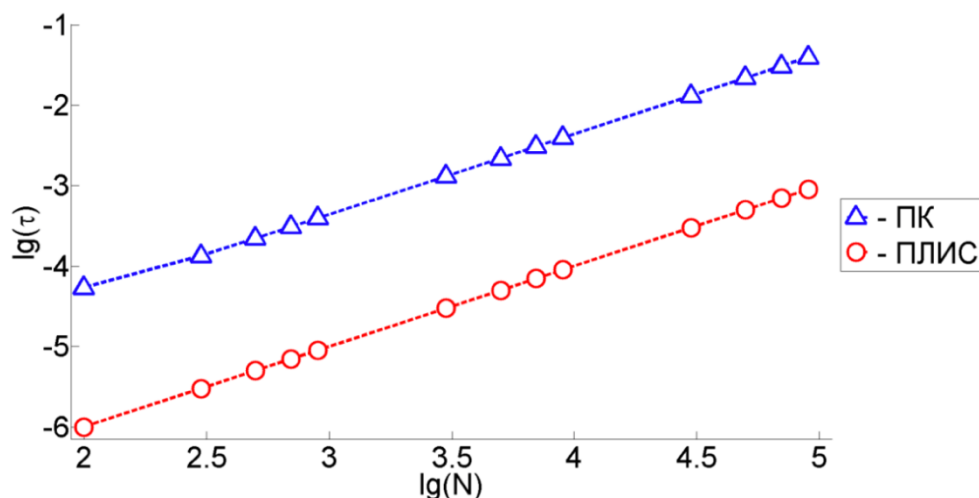
Важливим результатом є той факт, що при цьому ПЛІС працює на два порядки швидше, ніж персональний комп'ютер. Зі збільшенням кількості відліків швидкість обчислення насичується в обох системах, що відповідає повному завантаженню ресурсної бази аналізованих систем.



$$A=0.8, B=0.4, \Omega=2\pi/50, V_0=0.1, k=3$$

Рисунок 2.37 – Співвідношення тривалості обчислення персонального комп'ютера (ПК) та ПЛІС

Таким чином, у роботі наведено результати електронно-цифрової реалізації різних моделей динаміки нейронів. Запропонована цифрова техніка може генерувати різні за структурою сигнали нейронної мережі: спайки, берсти згідно з термінами, прийнятими в літературі.



$$A=0.8, B=0.4, \Omega=2\pi/50, V_0=0.1, k=3, \gamma=0.194$$

Рисунок 2.38 – Абсолютні значення швидкості обчислення персонального комп'ютера (ПК) у середовищі Matlab та ПЛІС

Найзагальніші моделі нейронних мереж базуються на використанні інтегральної схемотехніки FPGA в реальному часі. Показано можливість схемотехнічного моделювання нейронних мереж, що описуються дробовими ступенями сигналів, розроблено структурну схему блоку обчислення дробового ступеня. Інтегральна схемотехніка є найпростішим способом реалізації складних завдань. При реалізації нейродинамічних моделей за допомогою FPGA досягається ефективність за часом та простота, малогабаритність використовуваної техніки. Такі реалізації моделей нейронних мереж можуть бути застосовані для створення штучних нейронних мереж, що відрізняються від існуючих аналогів максимальною близькістю до системи біологічних нейронів, що є перспективним завданням у цьому напрямку.

ЗКЛАСИФІКАЦІЯ СКЛАДНИХ ХАОТИЧНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ НЕЛІНІЙНИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Відомо, що нейронні мережі характеризуються асоціативністю, стійкістю до шуму, розподіленим характером зберігання та обробки інформації, адаптивністю до зв'язків між елементами. Таке різноманіття мереж та його характеристик призводить до необхідності їх кількісної класифікації.

У цьому розділі запропоновано нову модель на основі нейронної мережі з масштабно-інваріантними властивостями для задач класифікації складних хаотичних сигналів за топологічними (S) та метричними (K) критеріями. Запропонована модель відрізняється структурою та використанням нової активаційної функції у вигляді нелінійного (спайкового) перетворювача. Протестовано базові активаційні функції штучних нейронних мереж, такі як гіперболічний тангенс, сигмоїдальна функція (сигмоїд) і радіальна базисна функція. Побудовано теорію, за якою розраховуються обчислювальні блоки потенціалів дії (вихідних сигналів) та блоки « S », « K ». Останній обчислювальний шар класифікує сигнали п'ять областей відповідно до їх нелінійних властивостей. Новизна роботи полягає в тому, що для розробки та створення штучної нейронної мережі запропоновано нову структуру, яка враховує основні нелінійні закономірності біологічних нейронних сигналів, описана в попередньому розділі роботи.

3.1 Інформаційна ентропія та узагальнена метрична характеристика нейронних сигналів

Цей розділ присвячений визначенню узагальненої метричної та топологічної (інформаційно-ентропійної) характеристик нейронних сигналів за їх відомими теоретичними моделями. Показано, що криві зміни часу потенціалів дії нейронів мають властивість масштабної інваріантності. Інформація та ентропія нейронних сигналів приймають постійні значення при їх самоподібності та самоафінності.

Відомі різні моделі нейронних коливань. Рівняння коливань нейронів за моделлю ФітцХью-Нагумо описуються відповідно до рівняння. Моделі Хіндмарш-Роуз описується рівнянням. Рівняння відповідає моделі нейрона спайково-берства поведінки з використанням двовимірного відображення, описаного в роботі Н. Рудькова. У роботі потенціали дії нейронів прийняті у вигляді фрактальних заходів – фізичної величини, що характеризується адитивним та вимірним безліччю. На відміну від відомих теорій фракталів масштаб виміру обраний не довільно, а як відносна різниця між мірою, що шукається, і зовнішнім (керуючим) параметром. Отже, шуканий фрактальний захід буде нелінійною функцією, яка залежить від самого процесу (об'єкта). Інформаційно-ентропійні властивості нейронних сигналів.

Незважаючи на широке поширення терміна «інформації», існує безліч інтерпретації даного поняття, що використовуються в різних науках (кібернетиці, генетиці, соціології). Кількісно інформацію рівноімовірні події можуть бути визначені через ймовірність $P(x)$.

Тут логарифмічна функція є найбільш природним варіантом інтерпретації опису теорій інформацій через можливість подій.

Формула сумісна з усіма визначеннями терміна «інформації», використовуваними у різних науках.

Інформаційна ентропія I як середнє значення інформації:

$$S(x) = \sum_i P_i(x) I_i(x) = - \sum_i P_i(x) \ln P_i(x).$$

де i – номер осередків розбиття множини значень x .

Узагальнена метрична характеристика нейронних сигналів . Розглянемо узагальнення метричної характеристики фрактальні (нейронні) сигнали.

$$0 \leq P(I) \leq 1, 0 \leq I \leq \infty; \int_0^{\infty} f(I) dI = 1, P(I) = \int_I^{\infty} f(I) dI, f(I) = P(I) = e^{-I}.$$

Значення (δ) S зростає із зменшенням величини δ , проте відношення

Для наочності у кожній області діаграми приклади нейронних сигналів за відповідними моделями (\square – ФітцХью-Нагумо, Δ – Хіндмарш-Роуз, \circ – модель нейрона спайково-берегового поведінки з використанням двовимірного відображення, $*$ – модель масштабно-інваріантних нейронних коливань.

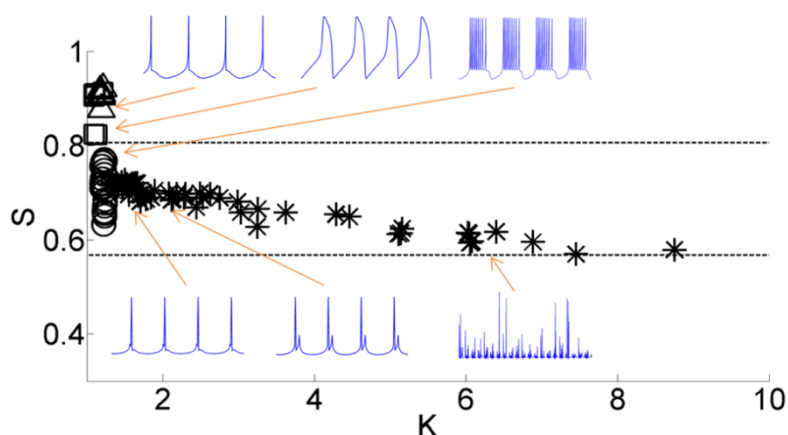


Рисунок 3.1 – Залежність нормованої ентропії

3.2 Нелінійний спайковий перетворювач складних хаотичних сигналів

Рівняння фрактальної еволюції сигналів нелінійної системи, що перемежуються, може бути використане у вигляді нелінійного спайкового перетворювача хаотичних сигналів. Отримані результати можуть бути використані у вигляді активаційної функції нелінійного (спайкового) перетворювача при обробці сигналів, що використовуються штучними нейронними мережами як перший обчислювальний шар. В як тестові сигнали були взяті тимчасові ряди одновимірного (Фейгенбаум) і двовимірного (Хенона) відображень. Наведено результати обробки тестових сигналів різними типами активаційних функцій.

Класифікація режимів коливань відображень Хенона, Фейгенбаума показала більш високу роздільну здатність запропонованої нейронної мережі.

На рис. 3.2 показано принцип роботи запропонованої нами моделі, де вхідні значення $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ подаються на блок активаційної функції нелінійного (спайкового) перетворювача $\{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, що взаємопов'язані та враховують зміни станів сусідніх елементів мережі. Функція нелінійного перетворювача змінюється згідно

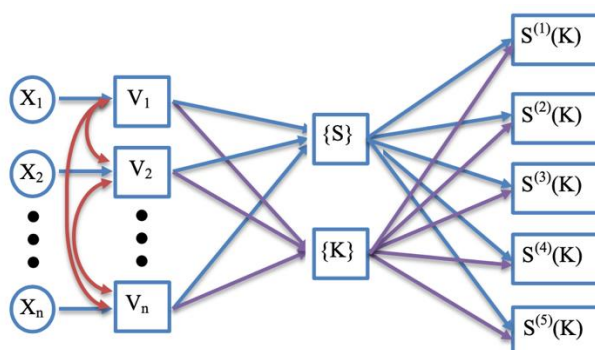


Рисунок 3.2 – Принцип роботи нелінійного спайкового перетворювача на основі масштабно-інваріантної моделі нейронної мережі

Далі для кожного отриманого перетвореного сигналу в блоках обчислення S і K обчислюються інформаційна ентропія і узагальнена метрична характеристика. Отримані результати класифікуються на п'ять основних груп згідно з ентропійно-метричними характеристиками. Ці області метрико-топологічної діаграми з достатньою точністю кількісно ідентифікують стохастичні, самоподібні, самоафінні, квазірегулярні, самоорганізовані (хаотичні) сигнали.

Досліджено відмінність дії функції нелінійного (спайкового) перетворювача від дії загальновідомих активаційних функції нейронів, таких як сигмоїдальна функція (сигмоїд)

Зіставлення отриманих результатів будемо брати до уваги нелінійні закономірності, що враховують фрактальні, інформаційно-ентропійні та узагальнені метричні властивості нейронних сигналів. Як тестові сигнали взяті відомі відображення (Фейгенбаума, Хенона).

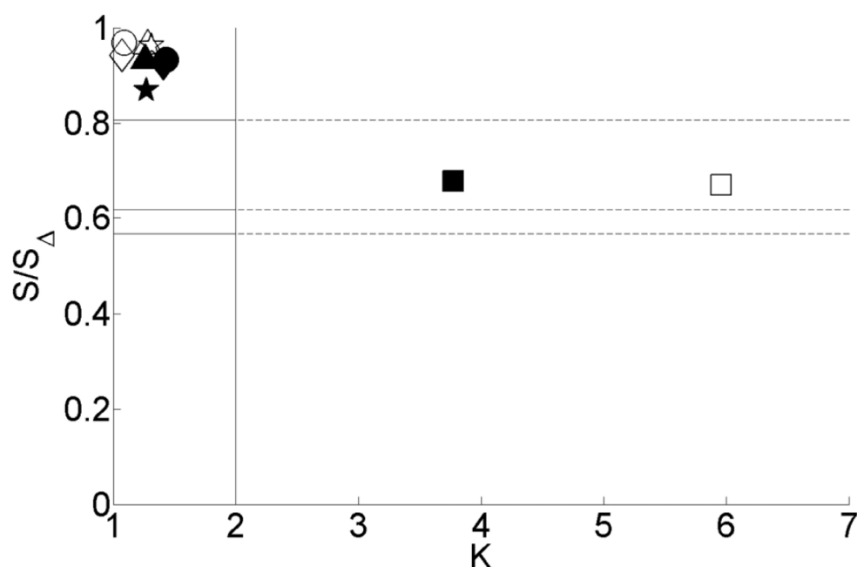


Рисунок 3.3 – Метрико-топологічна діаграма, отримана різними функціями активації нейрона

Алгоритми обчислення нормованої ентропії S/S_{Δ} та метричної характеристики K . З рис. 3.3 видно, що вихідні сигнали (відображення Фейгенбаума та відображення Хенона) після обробки функцією нелінійного перетворювача стають більш помітними, оскільки метрична характеристика K помітно змінюється ($3 < K$), \geq для інших відомих перетворень $1 < K < 5$. $I \leq$ використовуємо запроповану модель для задач класифікації однотипного сигналу.

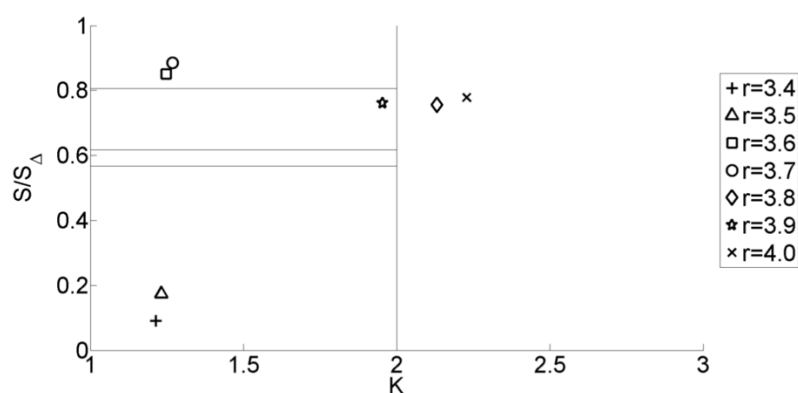


Рисунок 3.4 – Класифікація сигналів логістичного відображення (3.14) згідно з різними нелінійними властивостями за запропонованою моделлю нейронної мережі з масштабно-інваріантними властивостями

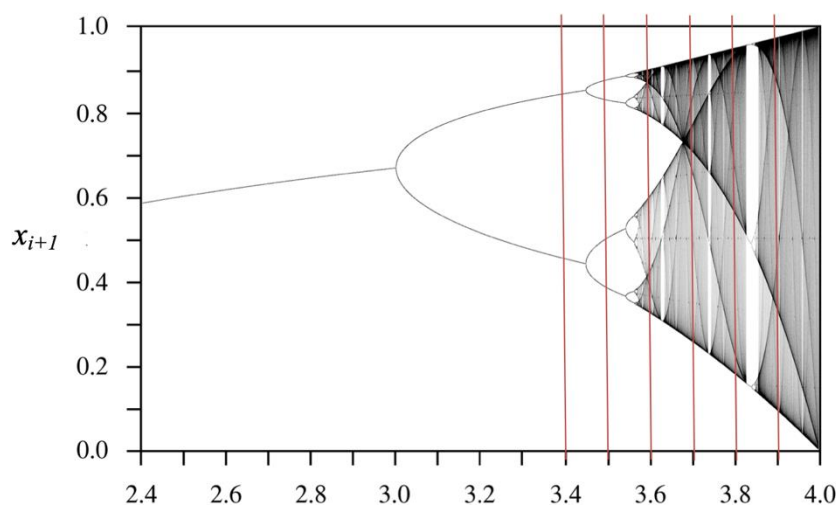


Рисунок 3.5 – Біфуркаційна діаграма логістичного відображення

На рис. 3.6 показано класифікацію сигналів відображення Хенона в залежності від складності форми сигналів згідно з параметром a . Як бачимо, зміна параметра a відображення Хенона відповідає зміні складності вхідного сигналу (рисунок 3.7).

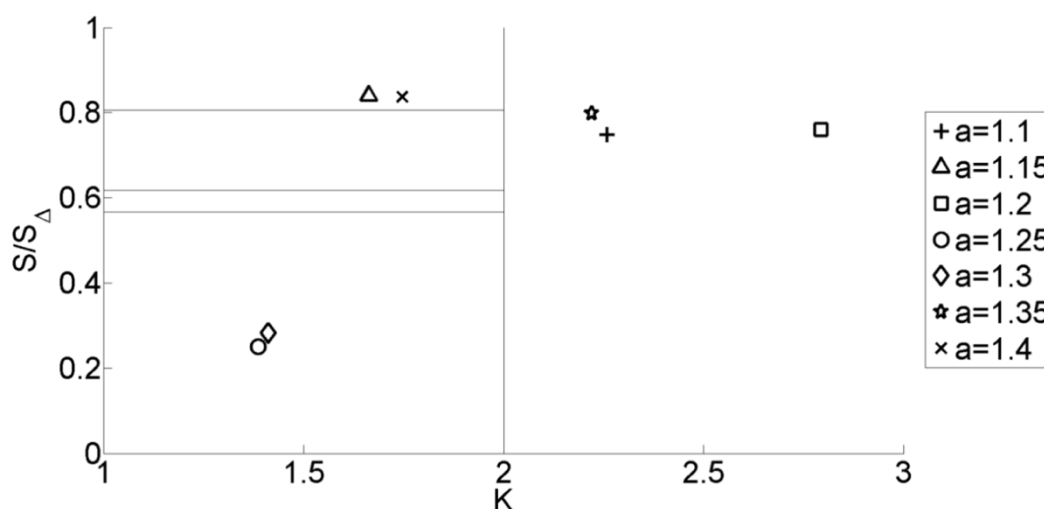


Рисунок 3.6 – Класифікація сигналів відображення Хенона згідно з різними нелінійними властивостями за моделлю нейронної мережі з масштабно-інваріантними властивостями

Запропонована модель базується на моделі нейронної мережі, яка враховує динаміку біологічного нейрона. Перший обчислювальний шар складається з блоків активаційної функції нелінійного (спайкового) перетворювача сигналів, що враховують зміни станів сусідніх нейронів, та відіграє ключову роль при класифікації хаотичних сигналів. Перетворені через цей шар сигнали виявляють структурні відмінності вхідних сигналів, перетворюючи їх на форми спайкових сигналів. Наступний обчислювальний шар складається з блоків S і K , які враховують топологічні (S) і метричні (K) характеристики сигналів. Фізичний зміст параметрів S і K полягає в обліку ентропійних та узагальнено-метричних характеристик.

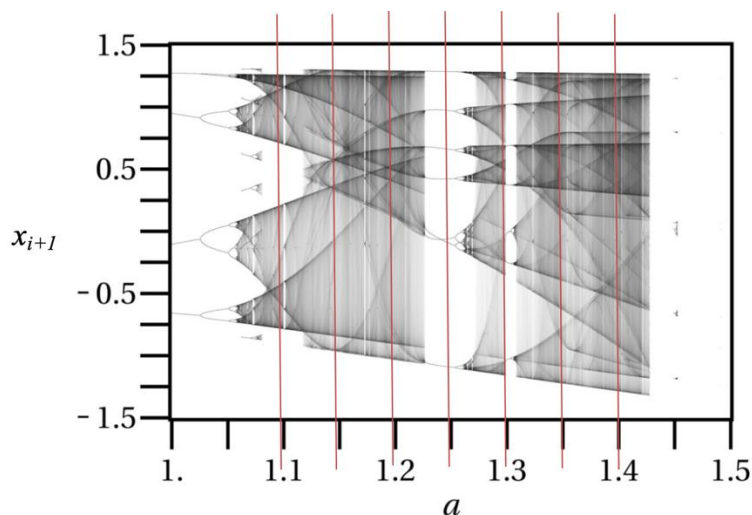


Рисунок 3.7 - Біфуркаційна діаграма відображення Хенона

Останній обчислювальний шар якісно класифікує сигнали в п'ять областей ($S(1)(K)$ – $S(5)(K)$) (стохастичності, самоподібності, самоафінності, квазірегулярності, самоорганізованості) відповідно до їх нелінійних властивостей. Пропонована модель має високу роздільну здатність при відносно малому обсязі обчислень.

3.3 Класифікація хаотичних сигналів нейронною мережею з масштабнo-інваріантним елементом через топологічні та метричні характеристики

Проблема класифікації є завдання віднесення наявних статистичних даних до певних класів. Використовуємо нейронну мережу із нелінійним електронним елементом для класифікації хаотичних сигналів, що містять різні рівні шуму. В якості тестового сигналу були використані звукові записи і ті ж сигнали, але вже з накладанням білого шуму з різною інтенсивністю (в межах 0,01% і 1%). Голосові сигнали були оброблені через нейронну мережу з блоками нелінійного перетворювача ($\sigma = 0.194$) та

блоками обчислення "S" і "K". На рис. 3.8 показані сигнали (звукові записи дикторів), умовно названі VSS-101, VSS-102 і VSS-103.

Для підтвердження унікальності функції нелінійного перетворювача ми спотворимо вихідні сигнали, накладаючи білий шум на вихідний сигнал (близько 0,01% і 1%). Мала частка шуму сигналу якісно перетворює форму отриманих спайкових сигналів (рисунок 3.9). Видно, що сплески посилюються селективно, виявляється тонка структура сигналів.

Запропонована нейронна мережа алгоритм є дуже чутливим до найменших змін в структурі сигналу, тобто рівень шуму. Це обґрунтовується використанням нових теоретичних характеристик з великою роздільною здатністю. Перший блок обчислення істотно змінює структуру спайкового сигналу, що перетворюється, навіть у тих випадках, коли на вихідний сигнал був накладений мінімальний рівень шуму.

Класифікація звукового сигналу за запропонованим нами алгоритмом, де прийнято позначення: «o» – вихідні сигнали, « Δ » – сигнали з рівнем шуму 0.01%, « \gg » – сигнали з рівнем шуму 1%. Як видно з отриманого результату, вихідні звукові записи класифіковані в одну область, а зашумлені сигнали кількісно чітко класифіковані в інші області, відповідно до рівнів їх зашумленості.

Диктори можуть відрізнятися за такими ознаками: чоловічі, жіночі голоси, тональні характеристики, тембр голосу. Всі ці особливості сигналу враховуються топологічними (S) та метричними (K) характеристиками.

Після визначення 5 областей класифікацій складних хаотичних сигналів (S(1)(K) - S(5)(K)) згідно з нелінійними характеристиками та формами сигналу, ті ж самі диктори в наступних записах будуть класифіковані вже наперед визначених областях. Причиною цього є два ключові фактори. Першою є висока чутливість нелінійних характеристик (блоки обчислення "S" та "K"), що використовується в запропонованій моделі нейронної мережі. Друга причина - блок обчислення функції

нелінійного (спайкового) перетворювача з елементом, що самоорганізується. Блок функції нелінійного перетворювача є новою характеристикою, яка виявляє кардинальні відмінності у складних хаотичних сигналах.

Даний алгоритм нейронної моделі був реалізований (Додаток В) на цифровому пристрої Raspberry Pi 3 Model B (рисунок 3.11) для досягнення компактності та портативності для використання у прикладних задачах.

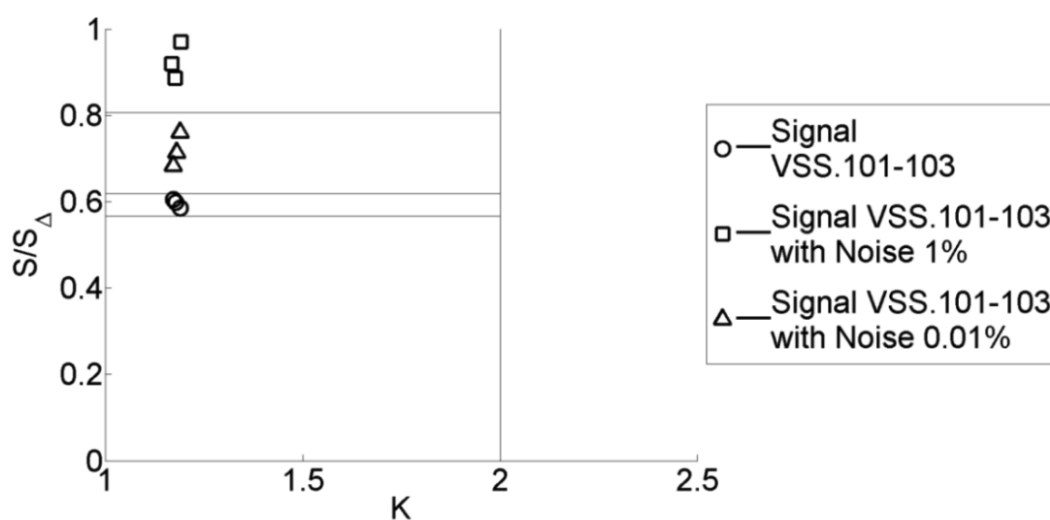


Рисунок 3.10 – Класифікація звукових сигналів «VSS.101-103» з різними рівнями зашумленості за ентропійними та метричними характеристиками

Таким чином, використання запропонованих нами елементів нейронної мережі дозволяє розрізняти тонкі топологічні та метричні характеристики сигналів.

Ефективність результатів цієї роботи найповнішим чином виявлятиметься у додатках до складним, нелінійним, хаотичним процесам, у яких реалізуються різні рівні масштабної інваріантності сигналів різної природи. Тому є можливість застосування отриманих результатів для вирішення наступних двох типів актуальних завдань: розпізнавання

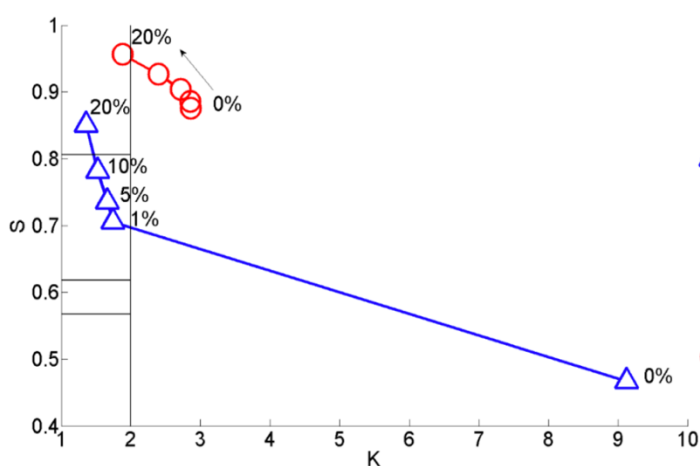
оборонних літальних об'єктів за їх сигналами (аналог задачі ідентифікації диктора за голосом) та видалення (придушення) шуму радіотехнічних, сейсмічних, астрофізичних сигналах. Перше завдання є досить складним завданням, порівняно з розпізнаванням та ідентифікацією статичних об'єктів. Друге завдання також має наукову основу, що відповідає змісту цієї роботи, оскільки виявлення скейлінгу (нерухомих точок характерних функцій) рівносильне посиленню сигналу (інформації) та придушенню шуму (ентропії).

З метою виділення області, що відповідає певному рівню шуму сигналу, була побудована метрико-топологічна діаграма для звукових сигналів, що відповідають записам чоловічого та жіночого голосів. Таким чином, на рис. 3.12 показана ентропійно-метрична залежність вихідного звукового сигналу (червоне коло та ромб) і того ж сигналу, перетвореного за допомогою нелінійного спайкового перетворювача (на рис. 3.12 синій трикутник – 0.59 , = квадрат – $\gamma = 0.79$).

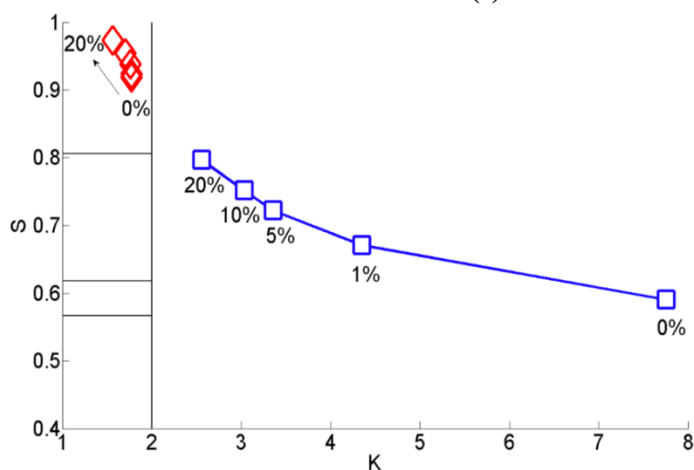
Як видно з результату, перетворений сигнал є більш інформативним для визначення шумового сигналу рівня поля через значну зміну значень S і K . З цього випливає, що стає можливим класифікувати звукові сигнали чоловічого та жіночого голосу з різними рівнями зашумленості метрико-топологічною діаграмою, що дозволяє заздалегідь визначати рівень зашумленості вхідного сигналу. Знаючи рівень зашумленості, можна буде видалити шум з звукового сигналу, що розглядається, використовуючи різні фільтри, які реалізуються відомими стандартними алгоритмами. Для цієї мети може бути використана комп'ютерна обробка сигналів на основі цих алгоритмів, наприклад різні методи фільтрації сигналів можуть бути успішно реалізовані методами комп'ютерного моделювання середовищі Matlab.

При використанні фільтрів необхідно знати не тільки рівень шуму сигналу, але і тип шуму. Для цієї мети були протестовані звукові сигнали з

додаванням різних типових шумів (білий, рожевий, червоний, синій та фіолетовий шуми, що характеризуються різними показниками скейлінгу). На рис. 3.13 показано залежність звукового сигналу від типу шуму за однакового рівня зашумленості (близько 10%).



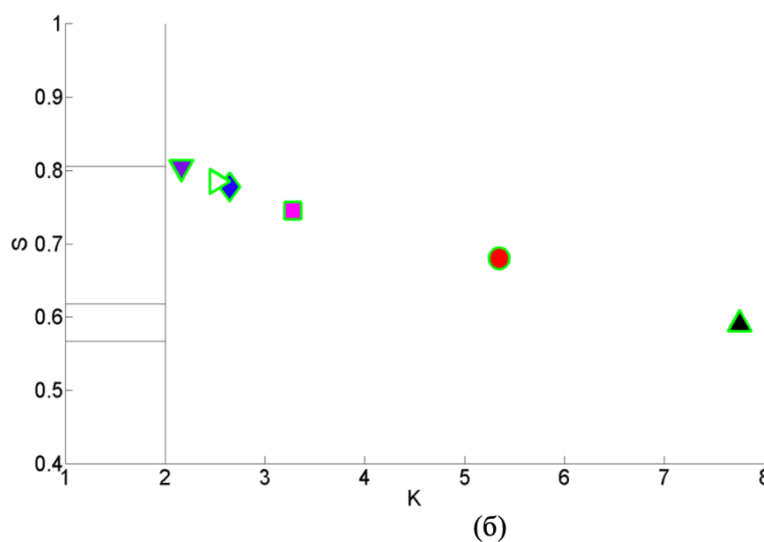
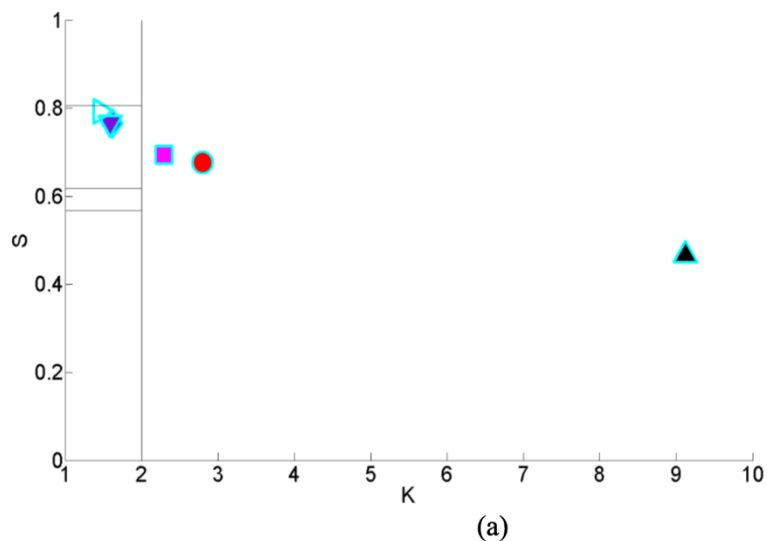
(а)



(б)

а – чоловічий голос; б - жіночий голос

Рисунок 3.12 – Ентропійно-метрична залежність звукового сигналу та тих самих сигналів, перетворених через нелінійний спайковий перетворювач з різними рівнями зашумленості (від 1% до 20%)



а – чоловічий голос; б - жіночий голос

Рисунок 3.13 – Залежність інформаційної ентропії (S) від узагальненої метричної характеристики (K) для звукових сигналів з додаванням білого, рожевого, червоного, синього та фіолетового шуму з рівнем 10%

Таким чином, запропонована у цій роботі нейронна мережа з нелінійними електронними елементами дозволяє визначити тонкі топологічні та метричні характеристики звукових сигналів, необхідні для визначення рівня та типу шуму. Знаючи тип і рівень шуму звукового сигналу, стає можливим видалити шум з вхідного сигналу.

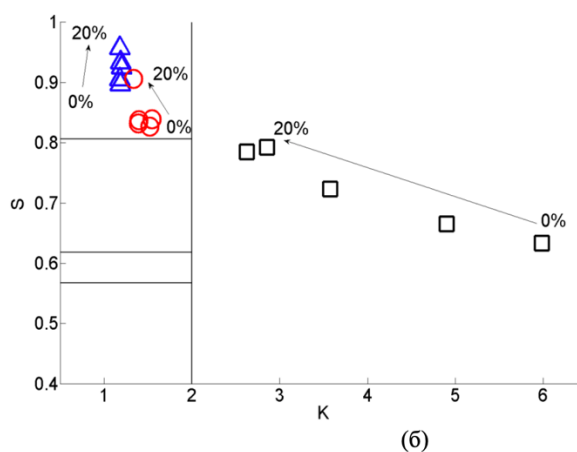
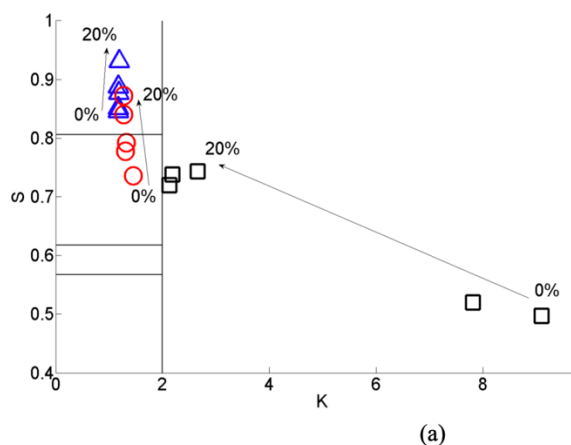
Практичні рекомендації засновані на отриманих результатах, які узагальнені у разі відмінності структури хаосу (через різницю фрактальних і топологічних розмірностей). Для розпізнавання об'єктів (дикторів за голосом) та видалення шуму (у сигналі з невідомим рівнем шуму) використовувалася створена нейронна мережа з масштабно-інваріантним елементом.

Згідно з отриманими результатами класифікації хаотичних сигналів за їх ентропійно-метричними характеристиками, запропонований метод дозволяє не тільки враховувати тонкі топологічні структури нелінійних сигналів, але й виявляти конкретні закономірності на кшталт спектру сигналів та за їх рівнем зашумленості. Для обробки в роботі було використано звукові сигнали з різними рівнями шуму, суворо розділені по областях метрико-топологічної діаграми.

Можна також описувати різницю між чоловічим і жіночим голосами як по метриці звукових сигналів, а й у їх топології (тональні характеристики і тембр голоси певного класу). У разі основну роль грає параметр, характеризує відмінності звукових сигналів кількісно через рівняння. Результати дослідження зміни перетвореного звукового сигналу з різними рівнями шуму в залежності від значення параметра нелінійного спайкового перетворювача представлені на наведеному нижче на рис. 3.14

Величина використовується в блоці нелінійного спайкового перетворювача і за змістом є параметром, що враховує топологію вхідних сигналів. Фізичний зміст параметра γ (що є різницею фрактальних і топологічних розмірностей) більш докладно описаний у другому розділі цієї роботи.

Інтервали зміни чисельного значення параметра на рис. 3.15 охоплюють практично реалізовані звукові сигнали, тобто. розмірності реалізованих фрактальних сигналів. У таких широких інтервалах значень та спостерігаються встановлені вище закономірності.



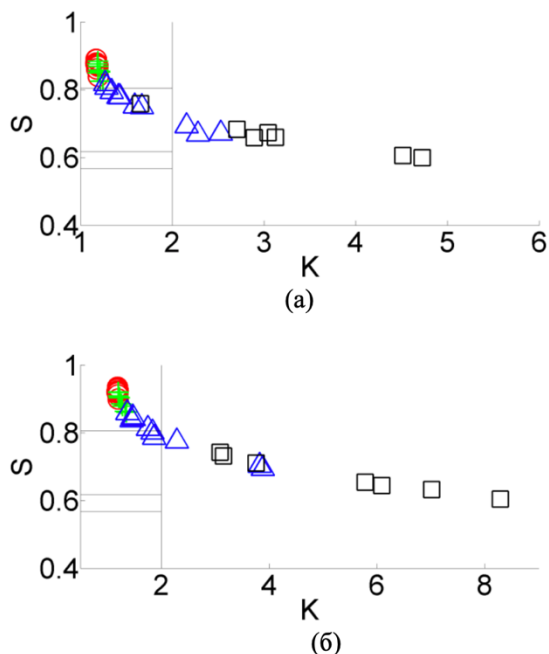
$$\gamma_1 = 0.2, \gamma_2 = 0.5, \gamma_3 = 0.8;$$

Рисунок 3.14 – Залежність інформаційної ентропії (S) від узагальненої метричної характеристики (K) для звукових сигналів з різними рівнями шуму (0-20%) при різній структурі хаосу ($\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$)

За результатами виконаної роботи можна зробити такі висновки. При малих значеннях ($0,3 \leq \gamma < 0,5$) метрична характеристика K (аналог дисперсії) мала, а ентропія S висока. Зі збільшенням ($0,5 \leq \gamma < 0,7$) K збільшується, а S зменшується.

Звідси випливає, що можна класифікувати хаотичні сигнали згідно з типами завдяки високій чутливості нелінійних характеристик (блоки обчислення « S » і « K ») внаслідок використання функції нелінійного

(спайкового) перетворювача з самоорганізуючим (автоколивальним) елементом.



$0.1 \leq \gamma < 0.3$ (O), $0.3 \leq \gamma < 0.5$ (+), $0.5 \leq \gamma < 0.7$ (Δ), $0.7 \leq \gamma \leq 0.9$ (\square);

Рисунок 3.15 – Залежність інформаційної ентропії (S) від узагальненої метричної характеристики (K) для звукових сигналів з рівнем шуму 5% при зміні параметра ($0.1 \leq \gamma < 0.9$)

Також можливо видалити шум із вхідних сигналів при використанні запропонованої нами нейронної мережі з нелінійним електронним елементом. Визначення меж областей сигналу з різними типами шумів та інтенсивністю дозволяють адекватно вибирати параметри фільтрів.

ВИСНОВОК

Побудовано теоретичну модель динаміки нейронів з масштабно-інваріантними властивостями, що описується новим рівнянням фрактальної еволюції нелінійної відкритої системи. Чисельний аналіз вихідних рівнянь показує можливість опису основних експериментальних закономірностей динаміки нейронної активності. Модель чутлива до малих змін параметрів, інтервали змінних та параметрів відповідають експериментальним фактам. Запропонована модель є універсальною фізичною моделлю: вихідною основою є наше нове уявлення про існування нелінійних фракталів, масштаби спостереження яких повинні залежати від параметрів системи.

Схемотехнічно реалізована масштабно-інваріантна модель нейронної мережі на аналоговій та цифровій електронних схемах. Запропоновано алгоритм зведення в дробовий рівень фізичної величини за допомогою програмованої логічної інтегральної схеми. Реалізація масштабно-інваріантної моделі на цифровій електроніці через програмовані логічні інтегральні схеми (ПЛІС) дозволяє прискорити час обробки сигналу в десятки разів.

Запропоновано метод визначення нелінійних характеристик, що дозволяє кількісно розрізняти різні типи нейронних сигналів на основі інформаційної ентропії та узагальненої метричної характеристики у вигляді взаємного параметра порядку.

Теоретично і схемотехнічно створено перетворювач вхідних сигналів через нелінійний спайковий перетворювач – функції відгуку нейронів виявлення кардинальних відмінностей складних хаотичних сигналів. Результати досліджень показали можливість нелінійного спайкового перетворювача для класифікації хаотичних сигналів типу "нагромадження-викид".

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1 Aram Z., Jafari S., Ma J., Sprott J.C., Zendehrouh S., Pham V.T. Використання хаотичним штучних нейронних мереж для моделі пам'яті в мозку // Зв'язок в нелінійній науці і чисельне моделювання. - 2017. - Vol. 44. – P. 449-459.

2 Basu J.K., Bhattacharyya D., Kim T. Utility of artificial neural network in pattern recognition // International journal of software engineering and its applications. - 2010. - Vol. 4, № 2. – P. 23-34.

3 Tehlah N., Kaewpradit P., Mujtaba I.M. Моделювання та оптимізація процесу рафінованої пальмової олії на основі штучної нейронної мережі // Нейрокомп'ютинг. - 2016. - Vol. 216. – P. 489-501.

4 Vasilakos A.B, Тан Ю., Яо Ю. Нейронні мережі для автоматизованого діагностики в медицині: А огляд // Нейрокомп'ютинг. - 2016. - Vol. 216. – P. 700-708.

5 Mehr HD, Polat H., Cetin A. Resident activity recognition in smart homes by using artificial neural networks // 4th International Istanbul Smart Grid Congress and Fair. - Istanbul, 2016. - P. 1-5.

6 Hamdan M.A., Abdelhafez E.A., Hamdan A.M., Haj Khalil R.A. Теплопередача аналіз в вигляді плоскої пластини сонячного повітряного колектора при використанні в штучної нейронної мережі // Журнал інфраструктурних систем. - 2014. - Vol. 22, № 4. – P. A4014004.

7 Carrillo S., Harkin J., McDaid L., Pande S., Cawley S., McGinley B., Morgan F. Advancing interconnect density for spiking neural network hardware implementations using traffic-aware adaptive network-on-chip routers // Neural networks. - 2012. - Vol. 33. – P. 42-57.

8 Cireşan D., Meier U., Schmidhuber J. Multi-column deep neural networks for image classification // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. - Providence, 2012. - P. 3642-3649.

9 Hinton G., Deng L., Yu D., Dahl G.E., Mohamed A.R., Jaitly N., Senior A., Vanhoucke V., Nguyen P., Sainath TN, Kingsbury B. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups

//IEEE Signal Processing Magazine. - 2012. - Vol. 29, № 6. - P. 82-97 .

10 Cireşan D.C., Meier U., Gambardella L.M., Schmidhuber J. Deep, big, simple neural nets for handwritten digit recognition // Neural computation. - 2010. - Vol. 22, № 12. – P. 3207-3220.

11 Кара Y., Boyacioglu MA, Baykan Ö.K. Схема прямих звітних індексів, використовуючи артеріальні neural Networks і support vector machines: Символ Istanbul Stock Exchange //Expert systems with Applications. - 2011. - Vol. 38, № 5. – P. 5311-5319.

12 Джаялакя Т., Santhakumaran А. роман класифікація метод для діагностики з діабетом діабету з використанням штучних нейронних мереж // Міжнародна конференція зі зберігання даних і інженерних даних. - Bangalore, 2010. - P. 159-163.

13 Yan H., Jiang Y., Zheng J., Peng C., Li Q. A multilayer perceptron-based медичного рішення support system for heart disease diagnosis // Expert Systems with Applications. - 2006. - Vol. 30, № 2. – P. 272-281.

14 Broomhead D.S., Lowe D. Radial basis functions, multi-variable functional interpolation and adaptive networks //Royal Signals and Radar Establishment Malvern. - United Kingdom, 1988. - № RSRE-MEMO-4148.

15 Kohonen T. The Self-Organizing Map //Proceedings of the IEEE. - 1990. - Vol. 78, № 9. - P. 1464-1480 .

16 Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proceedings of the National Academy of Sciences. - 1982. - Vol. 79, № 8. – P. 2554-2558.

17 Reby Д., Лек С., Dimopoulos I., Joachim J., Lauga J., Aulagnier C. Штучні нейронні мережі як в класифікації методу в тих поведінкових наук // Behavioural processes. - 1997. - Vol. 40, № 1. - P. 35-43 .

18 De Schutter E. Чи є комп'ютерна neuroscience and systems biology so separate? // PLoS computational biology. - 2008. - Vol. 4, № 5. – P. e1000078.

19 De Schutter E., Angstadt JD, Calabrese RL Model graded synaptic transmission for used in dynamic network simulations // Journal of neurophysiology. - 1993. - Vol. 69, № 4. – P.1225-1235.

20 West RME, De Schutter E., Wilcox G.L. Використовуючи еволюційні алгоритми пошуку для управління параметрами в вигляді нелінійного часткового диференціального рівняння // Еволюційні алгоритми. - Springer New York. - 1999. - P. 33-64.

21 Форти М., Grazzini М., Ністрі П., Ранціоні Л. Узагальнена Ляпунов підхід до конвергенції в нейронних мереж з розривним або неліпшіцевими активацій // Physica D: нелінійні явища. - 2006. - Vol. 214, № 1. – P. 88-99.

22 Ivancevic T., Jain L., Pattison J., Hariz A. Nonlinear dynamics and chaos methods in neurodynamics and complex data analysis // Nonlinear Dynamics. - 2009. - Vol. 56, № 1. – P. 23-44.

23 Baladron Дж, FASOLI Д., Faugeras О., Touboul Дж опис середнього поля і поширення з хаосу в мережах з Ходжкіна-Хакслі і Фітцхью-Нагумо нейронів // Журнал математичної Neuroscience. - 2012. - Vol. 2 № 1.- P.1-50.

24 Storace M., Lino D., de Lange E. The Hindmarsh-Rose neuron model: bifurcation analysis and piecewise-linear approximations // Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science. - 2008. - Vol. 18, № 3. – P. 033128.

25 Rulkov N.F. Modeling of spiking-bursting neural behavior using 2-dimensional map // *Physical Review E*. – 2002. - Vol. 65, № 4. – P. 041922.

26 Жанабаев З.З., Кожугулов Ү.Т. A Generic model for scale-invariant neural networks // *Journal of Neuroscience and Neuroengineering*. - 2013. - Vol. 2, № 3. - P. 267-271 .

27 Schuster H.G., Just W. *Deterministic Chaos: An Introduction*. - Weinheim: WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, 2005. – P. 299.

28 Prokopenko M., Gershenson C. Entropy methods in guided self-organization // *Entropy* – 2014. - Vol. 16, № 10. – P. 5232-5241

29 Słomczyński W., Kwapień J., Życzkowski K. Entropy computing via integration over fractal measures // *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. - 2000. - Vol. 10, № 1. – P. 180-188.

30 Малинецький Г.Г., Потапов А.Б. Сучасні проблеми нелінійної динаміки. -М.: Едиторіал УРСС, 2000. - 336 с.