

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Кафедра наноелектроніки та модифікації поверхні

БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

зі спеціальності 153 – «Мікро- та наносистемна техніка»

на тему:

**«Дослідження динаміки нейронної популяції в рамках двовимірної
феноменологічної моделі»**

Сичов Денис Миколайович

Студент групи ФЕ-81

_____ Д.М. Сичов

Науковий керівник

_____ доц. О.В. Ющенко

«__» _____ 2022 р.

«__» _____ 2022 р.

Суми 2022

РЕФЕРАТ

Робота складається з вступу, огляду теоретичного матеріалу, де розібрані наукові статті із дослідження динаміки нейронної популяції в рамках двовимірної феноменологічної моделі, правил техніки безпеки та охорони праці при роботі за комп'ютером, висновків та списку використаних джерел.

Звіт містить 53 сторінки, 10 малюнків та 35 літературних джерел.

Об'єктом дослідження є двовимірна модель віртуального мозку.

Мета роботи – дати загальне феноменологічне формулювання моделі мозкової мережі, включаючи моделювання електричної активності на складчастій поверхні кори шляхом наближення до нейронних полів, дослідити динаміку поведінки такої системи.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: МОЗОК, ФУНКЦІОНАЛЬНІ МЕРЕЖІ, ФЕНОМЕНОЛОГІЧНА МОДЕЛЬ, ФАЗОВИЙ ПОРТРЕТ.

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1. НЕЙРОННІ ЗВ'ЯКИ ТА ЇХ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	6
1.1 Проблеми та обмеження.....	6
1.2 Оцінка зв'язків.....	6
1.3 Інтеграційні процеси в головному мозку	8
1.4 Мережеві інтеграції і сегрегації	9
1.5 Функціональні взаємодії між областями мозку.....	11
РОЗДІЛ 2. ДИНАМІКА НЕЙРОННОЇ ПОПУЛЯЦІЇ В РАМКАХ ДВОВИМІРНОЇ ФЕНОМЕНОЛОГІЧНОЇ МОДЕЛІ.....	13
2.1 Моделювання мозку	13
2.2 Моделювання нервової активності	14
2.3 Математичний огляд.....	15
2.4 Рівняння мозкової моделі.....	17
РОЗДІЛ 3. ДВОМІРНА ФЕНОМЕНОЛОГІЧНА МОДЕЛЬ	20
3.1 Нейронні популяційні моделі	20
3.2 2D осцилятор	21
3.3 Показники Ляпунова.....	30
РОЗДІЛ 4. ПРАВИЛА ТЕХНІКИ БЕЗПЕКИ ПРИ РОБОТІ ЗА КОМП'ЮТЕРОМ	47
ВИСНОВКИ.....	50
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	52

ВСТУП

Головний мозок представляє собою складну мережу, яка на великих масштабах спостережень включає в себе тисячі областей і взаємозв'язаних шляхів, сформованих із аксонів білої речовини. Дослідження мереж головного мозку мотивовані ідеєю, що функції мозку не асоційовані виключно з окремими областями й зв'язками, а, скоріше, виникають із топології мереж в цілому, так званої коннектоми мозку. Серед сучасних фізико-математичних концепцій описів роботи мозку можна рахувати загальноприйнятим механізмом електрогенезису – генерація електричних імпульсів, базову анатомічну архітектуру організації функціональних структур мозку, процеси поширювання сигналів по нервових волокнах, базові механізми синоптичної нейротрансмісії і пластичності. Для того щоб пояснити багату функціональність мозку, яка має місце при відносній фіксованій структурі коннектома, спеціалісти в області нейронаук все більше цікавляться топологією функціональних мереж головного мозку, які формуються динамічно і перебудовуються між різними областями мозку при реалізації тих чи інших когнітивних задач. Дані тимчасових рядів можуть бути отриманні за допомогою різноманітних методів нейровізуалізації, включаючи моніторинг гемодинамічного відгуку мозку за допомогою фМРТ і функціональної ближньої інфрачервоної спектроскопії.

Іншим типом зв'язків, що виділяються при дослідженні великомасштабних мереж мозку, є "ефективні" зв'язки, за допомогою яких відновлюють мережу спрямованих взаємодій в мозку з урахуванням причинності між нейронними елементами. Фактично ефективність мереж головного мозку являє собою деяку емпіричну математичну модель, яка враховує спостереженні дані і вибирається з ряду можливих моделей з використанням об'єктивних критеріїв для доказу коректності моделі.

Для аналізу динамічно змінних функціональних мереж головного мозку активно використовується апарат теорії складних мереж, основний на математичній теорії графів. Він добре себе зарекомендував при дослідженні складних мережевих структур в нелінійній фізиці, генетиці, енергетиці, біофізики, соціології і т.і.

Відновлення функціональних зв'язків між областями мозку є важливим кроком для створення компактних і значущих описів мереж мозку і їх інтеграції в процесі когнітивної діяльності або внаслідок патологій центральної нервової системи на підставі даних, отриманих з використанням різних нейровізуалізацій.

РОЗДІЛ 1. НЕЙРОННІ ЗВ'ЯКИ ТА ЇХ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Проблеми та обмеження

Перед тим як перейти до опису фізико-математичних моделей функціональних зв'язків, розглянемо проблеми, які можуть істотно вплинути на отримані результати і їх інтерпретацію. В першу чергу це стосується сигналів електричної активності головного мозку (МЕГ, ЕЕГ), а також сигналів потенціалів локального поля, які слідують з природи цих сигналів.

1.2 Оцінка зв'язків

Проблема поширення поля полягає в тому, що одна і та ж зона активності в головному мозку зазвичай реєструється відразу декількома сусідніми сенсорами, що обмежує можливості практичного використання різних заходів функціональних зв'язків в мозку, що розраховуються на сенсорному рівні, тобто на основі сигналів, що реєструються при запису ЕЕГ або МЕГ. Проблема поширення поля істотно ускладнює коректну інтерпретацію результатів. Досить ефективно вирішити дану проблему дозволяє аналіз нейронних взаємодій в просторі джерел активності в головному мозку, характеристики яких (положення і потужності) можуть бути відновлені за допомогою спеціальних методів - на основі рішення так званої зворотної задачі. Іншою істотною причиною переходу в простір джерел при оцінці є можливість визначення реального анатомічного розташування взаємодіючих областей мозку. Відзначимо, що тут і далі під джерелами розуміються джерела нейронної активності в головному мозку.

В даний час методи локалізації джерел постійно удосконалюються і дають можливість прямої оцінки активності нейронних джерел, генеруючих сигнали,

що спостерігаються на сенсорному рівні, вирішуючи при цьому проблему поширення поля.

Методи відновлення джерел. При використанні існуючих підходів для відновлення джерел нейронної активності можна досягти просторову дозволу функціональної візуалізації мозку, порівнянного з таким при фМРТ і позитронно-емісійної томографії (ПЕТ). При відомому наборі МEG- або EEG-сигналів від масиву зовнішніх сенсорів зворотна задача полягає в оцінці властивостей струмових джерел всередині мозку, які будуть генерувати ці сигнали. Перш за все необхідно вирішити пряму задачу, в рамках якої розраховуються потенціали і зовнішні поля на скальпі для заданого набору нейронних струмових джерел. Зауважимо, що характерні частоти МEG- і EEG-сигналів, як правило, нижче 1 кГц, а в більшості досліджень розглядають діапазон частот від 0,1 до 100 Гц. Як наслідок, фізичні процеси поширення електро-магнітних полів, що призводять до спостережуваних Мег або EEG-сигналів, можуть бути описані за допомогою квазістатичного наближення рівнянь Максвелла[1].

Як правило, існують дві категорії методів для оцінки джерел, або іншими словами, розв'язків обернених задач на основі даних EEG та Мег: параметричний та візуальний (непараметричний) методи. У параметричному підході передбачається, що джерело може бути представлено кількома еквівалентними диполями струму з невідомими координатами та моментами, які визначаються за допомогою нелінійних чисельних методів [2,3]. Непараметричний підхід заснований на припущенні, що основним джерелом є внутрішньоклітинні струми в дендритних стовбурах кортикальних пірамідних нейронів, які в нормі вирівняні з поверхнею кори. Тому від кожного з десятків тисяч зламаних (мозаїчних) елементів на поверхні кори головного мозку розміщується індивідуальний диполь струму, орієнтація диполя визначається локальною нормаллю поверхні. У цьому випадку обернена задача є лінійною, оскільки величина диполя в

кожному елементі розбиття залишається невідомою Приклад відновлення активності кортикального джерела при сприйнятті суб'єкта, що блимає кубом Неккера 6,67 Гц [4] шляхом динамічної візуалізації когерентних джерел на зареєстрованих Мег-даних (306 каналів) (рис. 1.1). Результати отримано за допомогою програмного пакету FieldTrip [5] в діапазоні частот, що визначається частотою мерехтіння куба: $13,33 \pm 2$ Гц. Порушується первинна кора головного мозку та зони зорових асоціацій.

Для виконання другого етапу методу аналізу зв'язності на рівні джерела - відновлення зв'язку між локальними джерелами використовуються засоби зв'язку, подібні до тих, що використовуються на сенсорному рівні.

Зауважимо, що динамічне моделювання причинності концептуально відрізняється від підходів, розглянутих вище. Він спрямований на побудову біофізично правдоподібної генеративної моделі для даних вимірювань, яка визначає, як сигнали активують систему заздалегідь визначених взаємопов'язаних популяцій нейронів, які призводять до сигналу на виході, близькому до виміряного.

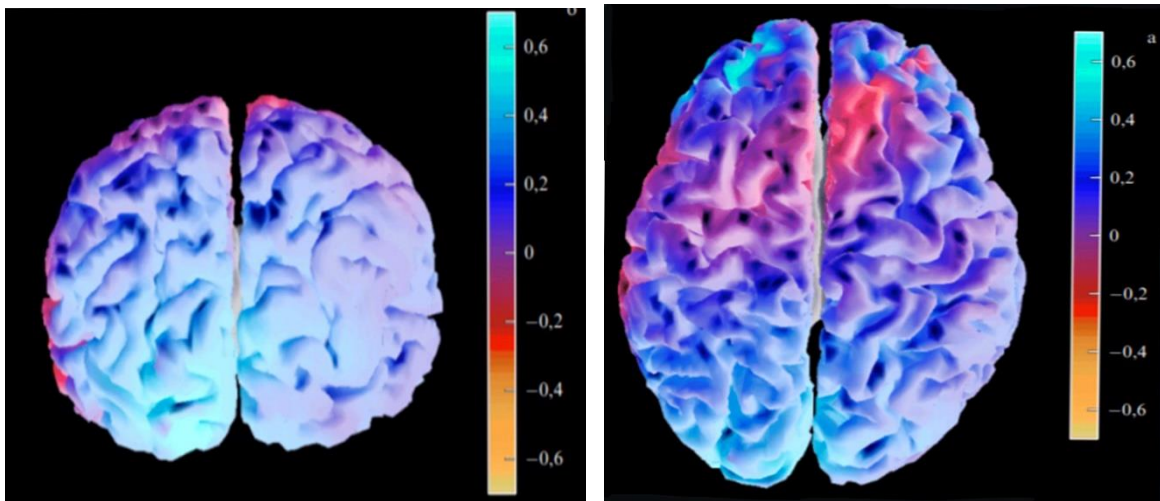


Рис. 1.1 Розподіл нормованої зміни потужності в корі головного мозку

1.3 Інтеграційні процеси в головному мозку

Під час взаємодії організмів із навколишнім середовищем мозок безперервно бере участь у когнітивних процесах, пов'язаних з обробкою сенсорної інформації, її аналізом, прийняттям рішень та управлінням руховими функціями. У реальних умовах когнітивні процеси нерозривно пов'язані між собою, на відміну від спеціальних нейрофізіологічних експериментів, покликаних висвітлити ефекти, пов'язані з одним із цих процесів, і протидіяти ефектам інших. З точки зору нервової активності ці процеси відповідають інтегративної динаміки

Кора головного мозку характеризується функціональними взаємодіями між різними її відділами.

Результати нейровізуалізації підтверджують важливість функціональних взаємодій у кортикальних нейронних мережах у контексті реалізації когнітивних та поведінкових функцій [5,6]. А саме, результати фМРТ свідчать про те, що мозок виконує свої функції завдяки взаємодії між різними функціональними підмережами в Патерни пасивного збудження та когнітивного навантаження. Виявлено велику кількість функціональних підмереж, таких як: «мережа підтримки дорсальної уваги, лобно-потилична мережа», «мережа виконавчого управління», «мережа пасивного мозку» тощо. Ці підмережі розташовані в різних областях кори головного мозку, але впливають одна на одну в пізнавальній діяльності, ефективність якої залежить від ефективності функціональної інтеграції нейронних мереж мозку.

1.4 Мережеві інтеграції і сегрегації

Дослідження, засновані на теорії мережі мозку людини і тварин, показали, що в архітектурі функціональної мережі мозку існує не випадкова організація, включаючи тенденцію вузлів (тобто областей мозку) об'єднуватися в деякі організовані цілі [7]. Тенденція до локальної кластеризації мозку поєднується з

високою пропускнуою здатністю передачі інформаційного потоку, про що свідчить, наприклад, висока ефективність і короткі середні довжини шляху функціональних мереж мозку, що утворюються при обробці сенсорної інформації. Високий рівень глобальної інтеграції мозкових мереж у поєднанні з наявністю центрів високої центральності та ефективною локальною обробкою інформації свідчить про існування таких типів організації мозкової мережі, як топологія малого світу, вони ймовірно, будуть переривчастими, але за допомогою кількох інших перетворень можна досягти одної з інших вершини. Типова відстань L між двома довільно обраними вершинами, що визначається як число кроків, необхідних, щоб досягти одну з іншої, зростає пропорційно логарифму числа вершин N в мережі: $L \propto \log N$. Такий тип мережної архітектури сприяє локальній обробці інформації. Водночас дозволяє ефективно інтегрувати інформацію у всій системі[8].

У роботах [9, 10] висувається гіпотеза, що модульна структура нейронних мереж корисна для мозку, оскільки висока зв'язність між елементами в модулі сприяє локальній, з точки зору всієї мозкової мережі, реалізації спеціалізованих функцій, таких як сенсорна інформація. первинна обробка [10], знижуючи при цьому витрати на організацію потоку інформації між різними областями мозку. Слід зазначити, що багато експериментальних досліджень показали, що функціональні та структурні модулі ЦНС мають високий ступінь подібності в нормальних і патологічних умовах. Зокрема, дослідження показали, що модульна структура функціональних мереж головного мозку і пов'язані з ними структури функціональних підсистем мозку пов'язані між собою відносно невеликою кількістю вузлів головного мозку (хабів) високого зв'язку (хабів) з високою центральністю, розташованих у лобовій і тім'яній частках. і центральна частина мозку[33]. Визначено, що група білої речовини, яка з'єднує ці вузли функціональної мережі мозку на великі відстані, має високу центральну роль, що

складається з великих аксональних проєкцій. Фактично, зв'язки між вузлами функціональної мережі мозку топологічно утворюють центральну магістраль «глобального та нейронного трафіку» в мозку.

1.5 Функціональні взаємодії між областями мозку

Поряд з пізнавальною діяльністю в житті природно використовуються моторні (або моторні) функції мозку людини. Крім того, існує глибокий зв'язок між цими формами мозкової діяльності, що можна пояснити розвитком у людини двоногого – способу пересування з двома парами кінцівок. Завдяки такому переміщенню тіла у вертикальному положенні людина має можливість контролювати силу тяжіння, підтримувати рівновагу та планувати моделі ходи, що призводить до необхідності обробляти та перетворювати велику кількість сенсорної інформації в рухові команди. Вважається, що еволюція цілісності людини призвела до мутації, яка спровокувала розвиток великих популяцій нейронів, відповідальних за виконання точних і цілеспрямованих рухів, а згодом і когнітивну функцію та свідомість [11].

З точки зору нормальної роботи мозку, є ділянки, що перекриваються, нейронні мережі в корі головного мозку, збудження, які забезпечують когнітивні та рухові функції при спостереженні за рухами, що здійснюються незнайомими людьми, і плануванні власних фаз руху. У першому випадку взаємодія між руховими та когнітивними функціями дає змогу людям набувати довготривалу пам'ять та отримувати інформацію, що стосується розуміння та інтерпретації поведінки інших. У другому випадку ця взаємодія забезпечує точне планування та чітке виконання намічених дій. Етапи рухового планування невіддільні від наступних проявів рухової поведінки, оскільки рухи людини — це не просто рефлексі, викликані зовнішніми командами чи стимулами, — часто дії виконуються для

досягнення певної мети. У цьому контексті рухова продуктивність є результатом низки складних пізнавальних процесів, які відбуваються на всіх етапах, від постановки рухового завдання та його планування до завершення реалізації та контролю рухових функцій. Очевидно, що вирішення такої складної задачі активізує взаємодію та інтеграцію кількох відділів мозку, що відповідають за виконання різних функцій [12].

РОЗДІЛ 2. ДИНАМІКА НЕЙРОННОЇ ПОПУЛЯЦІЇ В РАМКАХ ДВОВИМІРНОЇ ФЕНОМЕНОЛОГІЧНОЇ МОДЕЛІ.

2.1 Моделювання мозку

Широкомасштабні дослідження моделювання мозку зробили важливий внесок у наше розуміння просторової та технологічної динаміки електричної активності мозку. Розробка математичних моделей для охоплення цієї динамічної активності була зосереджена насамперед на корі головного мозку, хоча некортикальні структури все частіше задіяні [13]. Крім того, чисельні реалізації модельних методів можна поєднувати з передовими моделями процесів біофізичних вимірювань. Ця інтеграція дозволяє генерувати змодельовані дані, що відповідають різним методам нейровізуалізації, які зараз використовуються в клінічній неврології [14]. Насправді, однією з головних мотивацій для розробки мезоскопічних моделей нейронної динаміки в усьому мозку було запис експериментальних нейровізуальних моделей, які найчастіше використовувалися в дослідженнях на людях у цих масштабах. Ці методи включають, але не обмежуються ними, внутрішньочерепну електроенцефалографію (ЕЕГ), електроенцефалографію (ЕЕГ)[15] , магнітоенцефалографія (МЕГ)[16]. Наприклад, кожен канал ЕЕГ або МЕГ по суті реєструє зважену суму нейронної активності просторово розширеної частини мозку людини. Аналогічно, фМРТ, реєструючи локальні зміни, вимірює процеси, набагато більші, ніж окремі нейрони, і зазвичай використовується для реєстрації активності більшості, якщо не всього мозку суб'єкта або пацієнта. Здається природним потім створити відповідні моделі нейронної активності. В ідеалі такі моделі повинні включати справжню геометрію анатомії мозку, таку як дистальні мієлінові фіброзні зв'язки та складчасті кортикальні поверхні. Включення останнього є важливим, оскільки геометрія джерела впливає на генерацію та запис долькової динаміки в мозку.

Анатомічні структури можна витягти з експериментальних даних і надати явні обмеження на геометрію джерела — отже, перші експериментальні обмеження для нашої роботи з моделлю. Метою цієї роботи є математичний опис загальної обчислювальної моделі мозкових мереж (BNM), також відомої як анатомічні мережі мозку на основі графів [17]. Враховуючи розмірність цих моделей, вони часто нерозв'язні, тому чисельне моделювання є важливим, щоб дати уявлення про їхню поведінку. Обговорення чисельних рішень та реалізації на нейроінформаційній платформі The Virtual Brain.

2.2 Моделювання нервової активності

Протягом багатьох років формалізм півзахисту та колективні дії використовувалися для розробки моделей, які фіксують колективну динаміку відносно великих нейронних збірок. Попередня модельна робота включала аналіз тягових форм [18]. Деякі з цих моделей включають явні просторові терміни (нейронні поля), диференціальна форма яких зазвичай представлена оператором Лапласа [19]. Чисельні дослідження цих моделей зазвичай виконуються лише на традиційних одно- або двовимірних ґратах, коли просторові ступені враховуються явно. Інші моделі були сформульовані без явного просторового компонента (нейронної маси) [20]. Перехід за межі цього переходу до реальної складної геометрії людської кори вимагає більшої опори на обчислювальні методи. Однак це дає дві чіткі переваги: перша полягає в тому, щоб збільшити біофізичний реалізм, особливо з точки зору простору, а отже, через кінцевий ефект від швидкості поширення, тимчасові відносини між різними областями мозку та його подальший ефект на динамічних властивостях; По-друге, забезпечити більш пряме та детальне порівняння з експериментальними даними з використанням рішень ЕЕГ та МЕГ, які вимагають справжньої геометрії коркового джерела для точної оцінки. Точні прогнози таких вимірювань, як ЕЕГ

та МEG з цих моделей, а також прямі та детальні порівняння з експериментальними даними, які дозволяють, застосувати жорсткіші обмеження на все більш складні моделі нейронного поля, що розробляються. Крім того, оскільки дані МРТ від окремих суб'єктів можуть бути використані для створення кортикальних поверхонь, моделювання поверхні потенційно може забезпечити рівень системного порівняння для конкретного суб'єкта, який раніше не проводився. Поширення цих моделей на реалістично складену кору людини не знайшло широкого застосування через багато методологічних та обчислювальних обмежень. У попередніх спробах використовувався підхід, щоб роздути композитну кору в сферичну геометрію, потім оцінити динамічні моделі на цьому сферичному представленні, а потім відобразити композиційну кору через зворотний процес роздування. Це забезпечує реалістичну геометрію, необхідну для застосування прямих рішень EEG та MEG. Однак цей підхід має деякі проблеми, які виникають у процесі розгортання або переосмислення. Зокрема, відбувається спотворення просторового взаємозв'язку в моделюванні динаміці, що оцінюється на сферу, і положення, з яким вона відображається на складеній корі. Цей недолік особливо актуальний при дослідженні явищ, пов'язаних з внутрішньо просторовим компонентом. Приклади, фокусна динамічна активність і подальше просторове поширення при певних типах епілептичних нападів, або вплив на динаміку місцевих структурних змін, таких як ті, що зустрічаються при інсульті, пухлині та черепно-мозкових травмах.

2.3 Математичний огляд

Великомасштабні моделі мозкових мереж та їх макроскопічної просторово-часової динаміки засновані на мезоскопічних наближеннях до колективної активності нейронних популяцій. Ці мезоскопічні наближення до фундаментальної нейронної динаміки часто концептуалізуються як кортикальні

стовпчики і описують середню активність нейронних ансамблів [21]. Ці моделі були отримані на основі так званого нижнього поля [22] або популярного формалізму. Нейронна маса, група нейронів зі схожими характеристиками та скоординованою поведінкою в даному фізичному місці, є найменшою операційною (нейронною) одиницею моделі мережі мозку. Скоординована поведінка зазвичай вважається результатом роботи нейронів, які беруть участь у виконанні загальних функцій. Відносини між окремими нейронами в межах даної нейронної популяції та просторової протяжності вище кортикальних бляшок були замінені співвідношеннями між середньою активністю цих популяцій. Ці блоки контролюють динаміку за місцевим часом мережевих вузлів. Просторова протяжність цієї субодиниці є абстрактною і може варіюватися від мікроколонки до цілої кортикальної області [23]. Архітектура зв'язку (та ієрархія) просторово вбудованих кортикальних мереж залежить від масштабу мезоскопічної моделі та роздільної здатності просторової підтримки. Поєднання локальної мезодинаміки та великомасштабної анатомії може відтворити багато експериментально зафіксованих просторово-часових властивостей мозку. Наприклад, для відтворення просторових і часових моделей, які спостерігаються в стані спокою, використовувалися моделі мозкової мережі, побудовані на основі різноманітних мезоскопічних моделей. Математичне представлення ієрархій, від абстрактних уніфікованих змінних динамічних систем до BNM.

Перехід від нейронного блоку до іншої моделі нейронного блоку, тобто локальної мережі нейронних блоків, дає таке рівняння еволюції в часі:

$$P\left(\frac{d}{dt}\right)\Psi(t) = -\Lambda(\Psi(t)) + Z[\Xi(t) + U_{v=0} \circ V_{v=0} \Gamma_{v=0} \Psi(t)] \quad (2.1)$$

Тут $P(d/dt)$ позначає диференціальний оператор, що відображає систему рівнянь локальної мережі нейронних мас $\Psi(t)$ на їх похідні. Зовнішні втручання представлені в матриці Ξ . Ці втручання можуть бути специфічними подразниками або шумом. Матриця $\Lambda(\Psi(t))$ містить оператор стану Λ для кожної

нейронної маси $\Phi(t)$ у векторі $\Psi(t)$. Взаємодія між нейронними блоками задається матрицею $V_v = 0$ і зважується матрицею $U_v = 0$. Функція $\Gamma_v = 0$ використовується для перетворення або масштабування активності моделі нейронного блоку змінних стану. Зауважимо, що функції Z і $\Gamma_v = 0$ можуть бути лінійними або нелінійними (наприклад, сигмоподібними). Використовуючи це позначення, ми намагаємося дати загальну структуру відповідної системи нейронних мас, включаючи дискретні наближення до нейронних полів [24].

2.4 Рівняння мозкової моделі

Останнє рівняння є загальним еволюційним рівнянням для моделей мозкової мережі з використанням позначень, подібних до Шпіглера та Гірса. Він фіксує всі вищезазначені особливості та закладає основу для появи просторово-часової динаміки великомасштабних моделей мережі мозку, визначених у вибіркового просторі з обмеженою кількістю точок (вузлів). Це рівняння описує диференціальну систему із затримкою та зв'язану мережу нейронних мас. Зауважте, однак, що термін сполучення, коли вхідна активність впливає на нейронний блок на різних рівнях, залежить від фізичної величини або явища, представленого моделлю нейронного блоку. Нам потрібно включити дві різні і не зовсім еквівалентні моделі: модель на основі швидкості або активності та модель на основі напруги [25]:

$$\hat{P} \left(\frac{d}{dt} \right) \hat{\Psi}(t) = -\hat{\Lambda}(\hat{\Psi}(t)) + Z[\hat{\Xi}(t) + \sum_{v=0}^2 U_v \circ V_v \Gamma_v [\hat{\Psi}(t - K_v \circ C_v^{-1})]] \quad (2.2)$$

де кількість елементів у векторах $[\hat{P} = P_1, P_2, \dots, P_l]$, $[\hat{\Psi} = \Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_l]$, $[\Xi = \Xi_1, \Xi_2, \dots, \Xi_l]$, розмірність матриці відстаней K_v і матриці швидкості провідності C_v , дорівнюють 1, кількість вузлів у мережі. Тут \hat{P} позначає вектор диференціального оператора; $\hat{\Psi}$ — вектор з локальними мережами нейронних

мас у BNM; і \hat{A} — матриця, яка містить матриці A . Порядок квадратних матриць зв'язності U_v задається формулою $l \sum_{i=1}^m n_i o_i$, де m - кількість нейронних мас, n - кількість змінних стану для кожної маси, а o - кількість мод для кожної маси. . Зв'язність у вибірковому просторовому домені розбивається на внутрішні, $U_{v=0}$, локальний $U_{v=1}$, і глобальний, $U_{v=2}$, компоненти. Локальні та глобальні компоненти явно представлені функціями ядра на поверхні та коннектомі, як більш детально обговорюється нижче. Γ_v — функція зв'язку, яка перетворює або масштабує активність з вихідних вузлів в аферентний сигнал для даного цільового вузла в мережі ($v = 2$); або вносить неоднорідності в локальні ядра зв'язку через кору ($v = 1$). Загалом Γ приймає форму лінійної функції, хоча також використовуються нелінійні функції. Нарешті, C_v — це швидкість поширення через структурні шляхи рівня v . Зверніть увагу, що C_v може бути скаляром, вектором або матрицею, що визначає швидкість провідності для кожного з'єднання[26]. Просторово-часова структура зв'язності в просторі Ω в \hat{P} кодується $U_{v=2}$ і K . Термін $K_v \circ C_v^{-1}$ означає поділ на вході між матрицею K_v і матрицею C_v . Реалізація за замовчуванням для великомасштабних мереж нейронних мас враховує швидкість провідності $C_v = \infty$ (або, що еквівалентно, відсутність затримок) для внутрішнього ($v = 0$) і локального ($v = 1$) зв'язків. У моделях нейронного поля, які використовують LBO, швидкість поширення вздовж кортикальних листів ($v = 1$) може встановлюватися окремо від швидкості провідності вздовж волокон білої речовини ($v = 2$). Зауважте, однак, що архітектура Віртуального мозку підтримує більш реалістичні моделі, де припущення ні про однорідність зв'язку, ні про швидкість поширення на зроблено рівень $v = 1$.

Якщо Γ_v — нелінійна функція, а Z — лінійна функція, то рівняння. (2.2) визначає модель на основі напруги.

$$\hat{P} \left(\frac{d}{dt} \right) \hat{\Psi}(t) = \hat{\Xi}(t) - \hat{\Lambda}(\hat{\Psi}(t)) + \left(\sum_{v=0}^2 U_v \circ V_v S[\Psi(t - K_v \circ C_v^{-1})] \right) \quad (2.3)$$

Для моделей на основі діяльності (2.2) набуває іншого вигляду. Функція Γ_v призначена для лінійного масштабування ефекту діяльності, однак Z є нелінійною функцією:

$$\hat{P} \left(\frac{d}{dt} \right) \hat{\Psi}(t) = -\hat{\Lambda}(\hat{\Psi}(t)) + Z \left[\hat{\Xi}(t) + \sum_{v=0}^2 \Gamma_v [U_v \circ V_v \hat{\Psi}(t - K_v \circ C_v^{-1})] \right] \quad (2.4)$$

РОЗДІЛ 3. ДВОМІРНА ФЕНОМЕНОЛОГІЧНА МОДЕЛЬ

3.1 Нейронні популяційні моделі

Нейронні популяційні моделі NMM є добре встановленими моделями для ансамблю динаміки колекцій нейронів[27]. Зазвичай вони описують або середню швидкість спрацьовування за припущенням випадкових активацій нейрональних спайків або популяційні моделі, що враховують дисперсію параметрів у параметрах потенціалу нейронної мембрани та викликають численні дії мас (моделі на основі напруги)[28]. У більш загальному вигляді ці моделі можна класифікувати як моделі на основі активності або напруги. Деякі NMM є виключно феноменологічними або абстрактними, тобто, хоча якісно відтворюють динаміку певної фізіологічної змінної, зв'язок між фізіологічними вимірюваннями та параметрами моделі неможливо встановити безпосередньо. Тоді як інші є фізіологічними або біофізичними, тобто всі параметри моделі можна виміряти експериментально і відповідати фізичним величинам.

У цьому розділі ми хочемо показати деякі з моделей нейронної маси, які в даний час реалізуються в TVB як мезоскопічні одиниці для великомасштабних моделей мережі мозку, включаючи їх розширення до щільної мережі нейронних мас. Щоб оцінити довготривалу стабільність (динамічну поведінку) NMM[32], вбудованих у BNM, показано траєкторії змінних стану на фазовій площині та ескізи таких змінних як функції часу та оцінені щодо різних параметрів великомасштабної мережі (наприклад, швидкість провідності та лінійна зв'язок на великі відстані модуляція сили). Дуже часто термін складність NMM використовується для опису математичної розмірності в термінах змінних і параметрів. Дотримуючись цього підходу, можна проводити дослідження для

виявлення та дослідження мережевих механізмів, що лежать в основі кортикальних явищ, включаючи (i) просторово-часові моделі спонтанної кіркової активності, (ii) моделі кортикальної активності, індуковані стимуляцією, і (iii) глобальні події синхронізації між областями на кілька сантиметрів.

3.2 2D осцилятор

Вибір цієї моделі мотивований різними причинами, але передусім тим, що сукупність динамічної поведінки нейронів та їх популяцій може бути описана двовимірною (2D)динамічною системою[29]. Ця абстрактна двовимірна модель осцилятора генерує широкий спектр явищ, які спостерігаються в динаміці нейрональних популяцій, таких як мультистабільність, співіснування коливальної та неколивальної поведінки, а також різноманітна поведінка, що відображає кілька масштабів часу, і це лише деякі з них. Загальна модель популяції 2D-осцилятора є динамічною системою, що описує один NM (одну популяцію) з двома змінними стану. Хоча це феноменологічна модель, вона може бути безпосередньо пов'язана із середнім мембранним потенціалом популяції (наприклад, на основі напруги). модель). Його рівняння, вибрані для імітації геометрії нулькліналей [30] простої площинної моделі нейрона:

$$\dot{V} = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + aW + \gamma I](3.1)$$

$$\dot{W} = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a](3.2)$$

де параметр I , який традиційно визначається як зовнішні струми, забезпечує чітку точку входу для локального та далекого підключення. Іншими словами, сюди додаються терміни діяльності, що надходять з місцевих околиць, та відкладена діяльність з далеких регіонів. Дві змінні стану V і W зазвичай вважаються функцією мембранного потенціалу нейрона та змінної відновлення відповідно. Зазвичай V є швидшим за W , а параметр, що вводить це поділ на часовій шкалі,

становить $\tau \geq 1$. Взаємодія цих двох шкал часу призводить до форми хвилі, подібної до потенціалу дії[31]. У виразах предоставленні значення :

a - вершина квадратичного перетину

b - нахил лінійної ізокліни при $c = 0$

c – швидкість зміни квадратичної ізокліни нульового росту

d – встановлює часовий масштаб моделювання

e – швидкість зміни квадратичного члена кубічної ізокліни нульового росту

f – коефіцієнт кубічного члена кубічної ізокліни нульового росту

g - коефіцієнт лінійного члена кубічної ізокліни нульового росту

α – постійний параметр масштабування зворотного зв'язку

β – відносне тимчасове масштабування

γ – постійний параметр встановлення вхідних струмів

I – збудливість системи і точок входу

τ - параметр тимчасової ієрархії

Використовуючи дані отримані в літературних джерелах до формул (3.1)-(3.2) підставимо відповідні параметри.

У збудженому стані маємо такі дані:

$$a = 0.7$$

$$b = -1.0$$

$$c = 0.0$$

$$d = 0.075$$

$$e = 0.0$$

$$f = 1/3$$

$$g = 1.0$$

$$\alpha = 1.0$$

$$\beta = 0.8$$

$$I = 0.0$$

$$\tau = 3.0$$

Далі використовуючи дані підставимо у формули (3.1) та (3.2)

$$\dot{V} = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + \alpha W + \gamma I]$$

$$\dot{W} = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a]$$

Виведемо у систему:

$$\begin{cases} \dot{V} = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + \alpha W + \gamma I] \\ \dot{W} = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a] \end{cases} \quad (3.3)$$

Підставимо значення у збудженому стані:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,075 * 3[-0,33V^3 + 0 * V^2 + 1 * V + 1 * W + \gamma * 0] \\ \dot{W} = \frac{0,075}{3}[0 * V^2 + (-0.1) * V - 0,8 * W + 0,7] \end{cases} \quad (3.4)$$

Спростимо систему:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,225[-0,33V^3 + V + W] \\ \dot{W} = 0,025[-V - 0,8W + 0,7] \end{cases} \quad (3.5)$$

Для знаходження стійкого стану системи (3.5) прирівнюємо праві частини до 0:

$$\begin{cases} 0 = 0,225[-0,33V^3 + V + W] \\ 0 = 0,025[-V - 0,8W + 0,7] \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\begin{cases} 0 = -0,33V^3 + V + W \\ 0 = -V - 0,8W + 0,7 \end{cases}$$

$$\begin{cases} 0,33V^3 - V - W = 0 \\ 0,8W = 0,7 - V \end{cases}$$

$$\begin{cases} 0,33V^3 - V - W = 0 \\ W = \frac{0,7-V}{0,8} \end{cases} \quad (3.7)$$

Підставимо отримане «W» у перше рівняння :

$$0,33V^3 - V - \frac{0,7 - V}{0,8} = 0$$

Зробим заміну V на x:

$$\frac{x^3}{3} - x - \frac{0,7 - x}{0,8} = 0$$

$$\frac{x^3}{3} - x - \frac{0,7}{0,8} + \frac{x}{0,8} = 0$$

$$\frac{x^3}{3} + \frac{x - 0,8x}{0,8} - \frac{0,7}{0,8} = 0$$

$$\frac{x^3}{3} + \frac{2}{8}x - \frac{7}{8} = 0$$

Або можна зобразити:

$$0,333x^3 + 0,25x - 0,0875 = 0$$

Рівняння має одне дійсне рішення та 2 комплексних:

$$x_1 = 1,206(!)$$

$$x_2 = -0,603 + i1,359$$

$$x_3 = -0,603 - i1,359$$

Підставимо (!) у інше рівняння системи та знайдемо другу координату точки:

$$W = \frac{0,7 - x_1}{0,8}$$

Замінімо W на y:

$$y = \frac{0,7 - x_1}{0,8}$$

$$y = \frac{0,7 - 1,206}{0,8} = -0,6325$$

Отримаємо точку A(1,206; -0,6325)

Відповідний фазовий портрет зображено на рисунку 3.1. в різних масштабах. Даний режим характеризується одним стійким станом, для якого характерно позитивне значення мембранного потенціалу та від'ємне значення функції відновлення. Така ситуація описує режим збудженого стану віртуального мозку. При цьому точка відповідає стійкому вузлу, який при зміні параметра I переходить до граничного циклу.

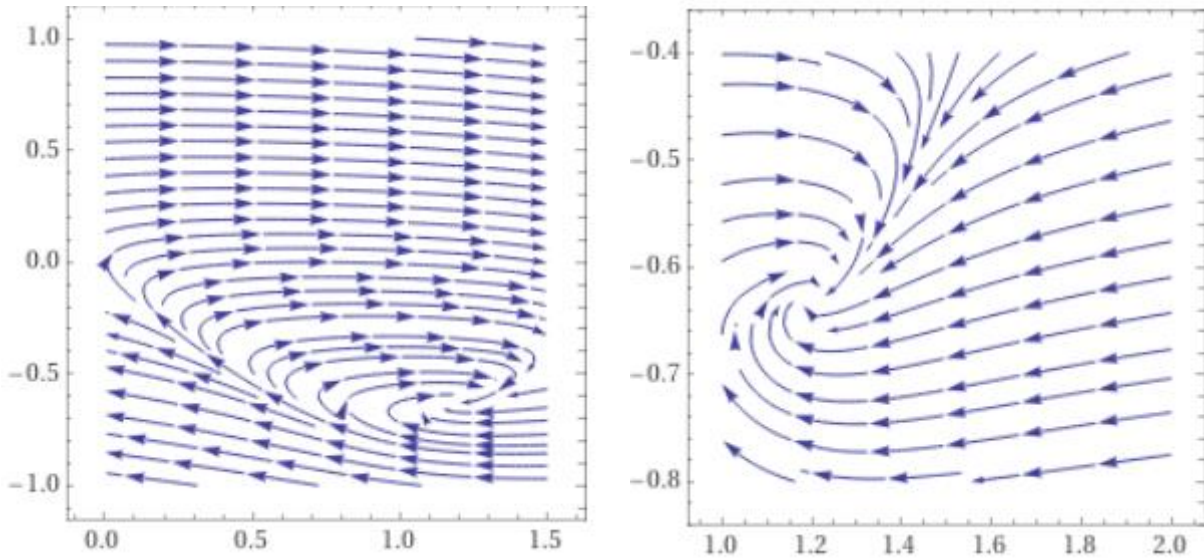


Рис. 3.1 Відповідний фазовий портрет точки $A(1,206; -0,6325)$.

Використовуючи формули (3.1), (3.2) та дання у коливальному режимі виконаємо розрахунки.

Дані для коливального режиму:

$$a = 0.7$$

$$b = -1.0$$

$$c = 0.0$$

$$d = 0.075$$

$$e = 0.0$$

$$f = 1/3$$

$$g = 1.0$$

$$\alpha = 1.0$$

$$\beta = 0.8$$

$$I = -0.4$$

$$\tau = 3.0$$

Використаємо систему рівнянь (3.3):

$$\begin{cases} \dot{V} = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + \alpha W + \gamma I] \\ \dot{W} = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a] \end{cases}$$

Підставимо значення у систему:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,075 * 3[-0,33V^3 + 0 * V^2 + 1 * V + 1 * W + \gamma * -0,4] \\ \dot{W} = \frac{0,075}{3}[0 * V^2 + (-0.1) * V - 0,8 * W + 0,7] \end{cases} \quad (3.8)$$

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,225[-0,33V^3 + V + W - 0,4] \\ \dot{W} = 0,025[-V - 0,8W + 0,7] \end{cases} \quad (3.9)$$

Прирівнюємо праві частини до 0:

$$\begin{cases} 0 = 0,225[-0,33V^3 + V + W - 0,4] \\ 0 = 0,025[-V - 0,8W + 0,7] \end{cases} \quad (3.10)$$

$$\begin{cases} 0 = -0,33V^3 + V + W - 0,4 \\ 0 = -V - 0,8W + 0,7 \end{cases}$$

$$\begin{cases} 0,33V^3 - V - W = 0 \\ 0,8W = 0,7 - V \end{cases}$$

$$\begin{cases} 0,33V^3 - V - W - 0,4 = 0 \\ W = \frac{0,7-V}{0,8} \end{cases} \quad (3.11)$$

Підставимо отримане «W» у перше рівняння :

$$0,33V^3 - V - \frac{0,7 - V}{0,8} - 0,4 = 0$$

Зробим заміну V на x:

$$\frac{x^3}{3} - x - \frac{0,7 - x}{0,8} - 0,4 = 0$$

$$\frac{x^3}{3} - x - \frac{0,7}{0,8} + \frac{x}{0,8} - 0,4 = 0$$

$$\frac{x^3}{3} + \frac{x - 0,8x}{0,8} - \frac{0,7}{0,8} - \frac{0,32}{0,8} = 0$$

$$\frac{x^3}{3} + \frac{0,2}{0,8}x - \frac{0,32}{0,8} = 0$$

$$\frac{x^3}{3} + \frac{2}{8}x - \frac{3,2}{8} = 0$$

Можна записати у вигляді:

$$0,333x^3 + 0,25x - 0,475 = 0$$

Рівняння має одне дійсне рішення та 2 комплексних:

$$x_1 = 0,9067 (!)$$

$$x_2 = -0,4533 + i1,1693$$

$$x_3 = -0,4533 - i1,1693$$

Підставимо (!) у інше рівняння системи та знайдемо другу координату точки:

$$W = \frac{0,7 - x_1}{0,8}$$

Замінімо W на y:

$$y = \frac{0,7 - x_1}{0,8}$$

$$y = \frac{0,7 - 0,9067}{0,8} = -0,2583$$

Отримаємо точку B(0,9067; -0,2583)

Відповідний фазовий портрет зображено на рисунку 3.2 в різних масштабах. Аналогічно попередньому випадку даний режим характеризується одним стійким станом, для якого характерно позитивне значення мембранного потенціалу та від'ємне значення функції відновлення. Але в даному випадку особлива точка відповідає стійкому фокусу, що характеризує коливальний стан (збудження-гальмування) віртуального мозку.

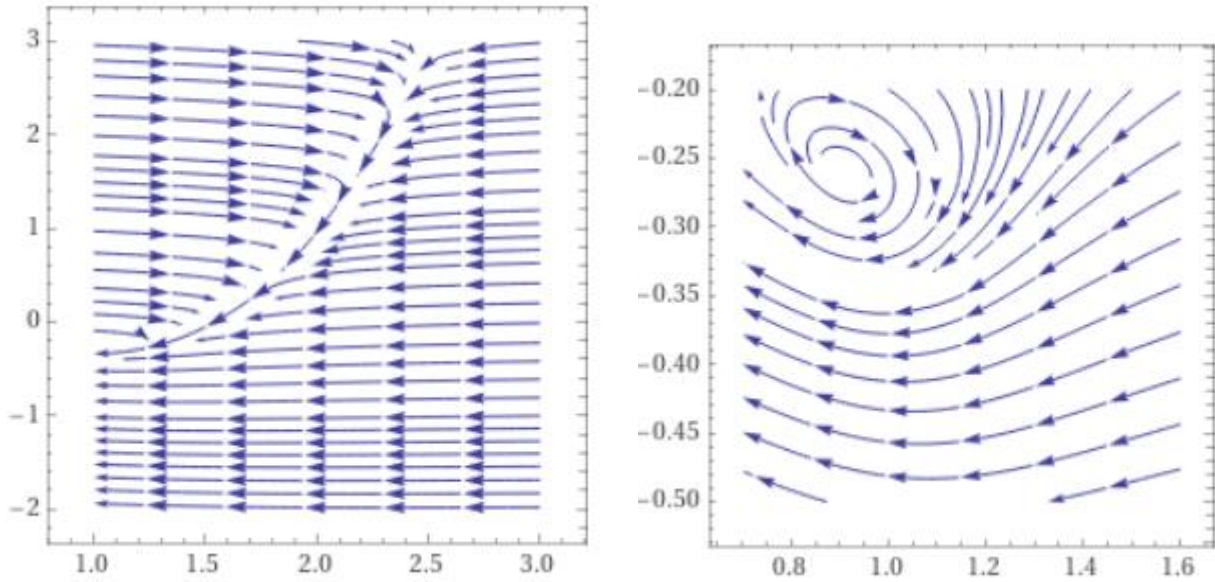


Рис. 3.2 Відповідний фазовий портрет точки $B(0,9067; -0,2583)$.

Використаємо формули (3.1), (3.2) та дані для режиму Ван Дер Поля.

Дані отримані в ході роботи:

$$a = 0$$

$$b = -1.0$$

$$c = 0.0$$

$$d = 0.075$$

$$e = 0.0$$

$$f = 1/3$$

$$g = 1.0$$

$$\alpha = 1.0$$

$$\beta = 0$$

$$I = 0$$

$$\tau = 3.0$$

Використаємо систему рівнянь (3.3):

$$\begin{cases} \dot{V} = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + \alpha W + \gamma I] \\ \dot{W} = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a] \end{cases}$$

Підставимо значення у систему:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,075 * 3[-0,33V^3 + 0 * V^2 + 1 * V + 1 * W + \gamma * 0] \\ \dot{W} = \frac{0,075}{3}[0 * V^2 + (-0.1) * V - 0 * W + 0] \end{cases} \quad (3.12)$$

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,255[-0,33V^3 + V + W] \\ \dot{W} = 0,025[-V] \end{cases} \quad (3.13)$$

Прирівнюємо праві частини до 0:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,255[-0,33V^3 + V + W] \\ \dot{W} = 0,025[-V] \end{cases} \quad (3.14)$$

У цьому випадку маємо одну точку з координатами (0;0)

Відповідний фазовий портрет зображено на рисунку 3.3. Даний режим характеризується однією точкою з нульовими значеннями мембранного потенціалу та функції відновлення. При цьому точка відповідає нестійкому вузлу, тобто система не може досягти стійкого стану.

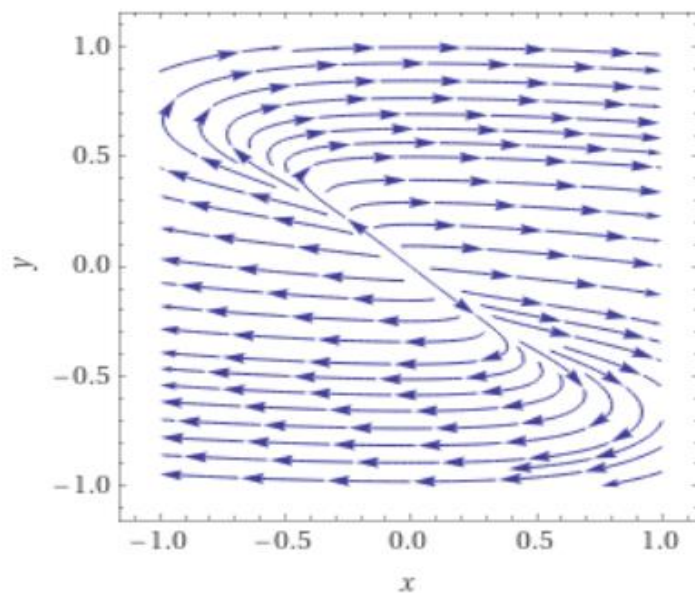


Рис. 3.3 Відповідний фазовий портрет у режимі Ван Дер Поля.

3.3 Показники Ляпунова

Використавши систему (3.3) знайдемо загальний вид для визначення координат особливих точок:

$$0 = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + \alpha W + \gamma I] \quad (3.15)$$

$$0 = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a] \quad (3.16)$$

Із формули (3.16) знайдемо «W»:

$$W = \frac{1}{\beta}[cV^2 + bV + a] \quad (3.17)$$

Підставимо (3.17) до рівняння (3.15)

$$-fV^3 + eV^2 + gV + \frac{\alpha}{\beta}[cV^2 + bV + a] + \gamma I = 0 \quad (3.18)$$

$$-fV^3 + \left(e + \frac{\alpha c}{\beta}\right)V^2 + \left(g + \frac{bd}{\beta}\right)V + \left(\frac{\alpha a}{\beta} + \gamma I\right) = 0 \quad (3.19)$$

Рівняння (3.19) має 3 дійсних кореня, коли його дискримінант $\Delta > 0$, або

$$\begin{aligned} \Delta = & -4\left(e + \frac{\alpha c}{\beta}\right)^3 * \left(\frac{\alpha a}{\beta} + \gamma I\right) + \left(e + \frac{\alpha c}{\beta}\right)^2 * \left(g + \frac{bd}{\beta}\right)^2 + 4f\left(g + \frac{bd}{\beta}\right)^3 \\ & - 18f\left(e + \frac{\alpha c}{\beta}\right) * \left(g + \frac{bd}{\beta}\right) * \left(\frac{\alpha a}{\beta} + \gamma I\right) - 27f^2\left(\frac{\alpha a}{\beta} + \gamma I\right) > 0 \end{aligned}$$

Аналогічно до таблиці 7, статті [35] обираємо $e = 0$ і $c = 0$:

$$4f\left(g + \frac{bd}{\beta}\right)^3 - 27f^2\left(\frac{\alpha a}{\beta} + \gamma I\right) > 0 \quad (3.20)$$

Візьмемо значення з таблиці 7 з статті [35]

$$1)f = \frac{1}{3}; \beta = 1; g = 1; \alpha = 1; \gamma = 1$$

Поділимо (3.20) на f і підставимо параметри та отримаємо:

$$4(1 + b)^3 - \frac{27}{3}(a + 1) > 0$$

$$\frac{4}{9}(1 + b)^3 - (a + 1) > 0 \quad (3.21)$$

Звідси отримаємо умову:

$$I < \frac{4}{9}(1 + b)^3 - a \quad (3.22)$$

Далі підбираємо параметри згідно умови (3.22)

$$a, b \in [0; 1; 0]$$

Наприклад $a = 0,1$, $b = 0,4$. Підставимо ці значення до формули (3.22), отримаємо:

$$I < 1,2$$

$$\text{Візьмемо } I = 0,4$$

Таким чином набір параметрів для дослідження системи буде:

$$e = 0; c = 0; \beta = 1; g = 1; \alpha = 1; \gamma = 1; f = \frac{1}{3}; b = 0,4; a = 0,1; d = 0,075;$$

$$\tau = 3.0$$

а сама система набуває вигляду:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,0225[-0,333V^3 + V + W + 0,4] \\ \dot{W} = 0,025[0,4V - W + 0,1] \end{cases} \quad (3.23)$$

Система (3.23) має 3 особливі точки :

$$A(-1,85; -0,64)$$

$$B(-0,37; -0,05)$$

$$C(2,22; 0,99)$$

Побудуємо фазові портрети (Рис.3.4а)

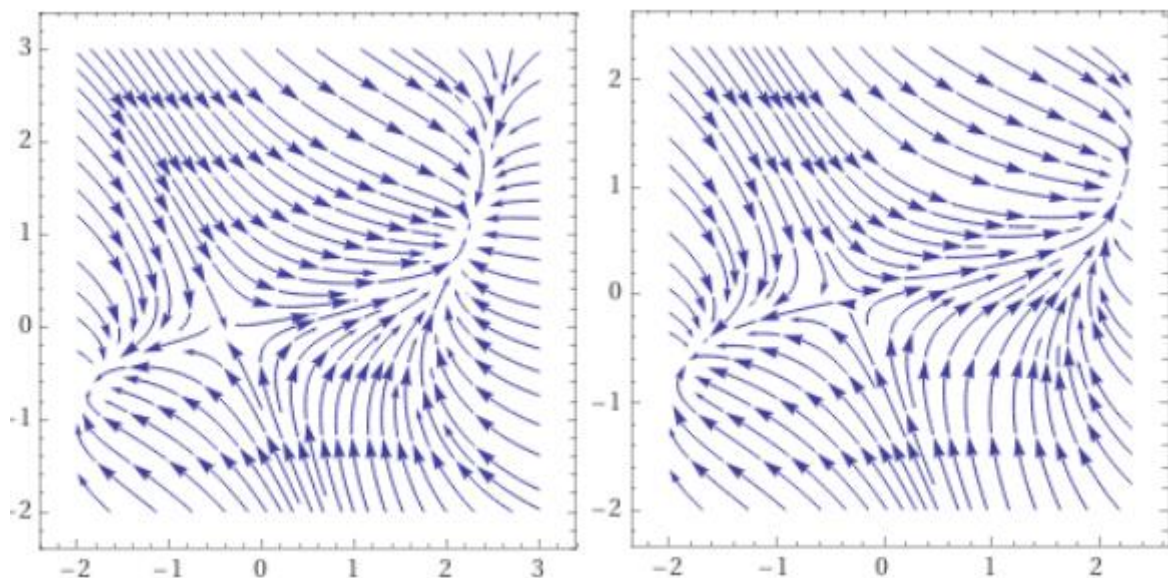


Рис. 3.4а Фазові портрети які зображають точки $A(-1,85; -0,64)$, $B(-0,37; -0,05)$, $C(2,22; 0,99)$.

Як видно з фазового портрету система характеризується двома стійкими станами (один для негативних значень мембранного потенціалу та функції відновлення, а другий для позитивних значень мембранного потенціалу та функції відновлення), розділених нестійким станом. Два стійких стани т. А, С відповідають збудженому стану мозку, характеризуються стійкими вузлами на фазовому портреті. Нестійкий стан – т. В має тип стійкості сідло. За таких значень мембранного потенціалу та функції відновлення стійкого стану не реалізується. Тобто зміна параметрів математичної моделі демонструє мультистабільність та наявність різноманітної поведінки.

Візьмемо інший набір даних:

$$e = 0; c = 0; \beta = 1; g = 1; \alpha = 1; \gamma = -1; f = \frac{1}{3}; b = 0,4; a = 0,1; d = 0,075;$$

$$\tau = 3.0$$

Візьмемо $I = -0,4$

В цьому випадку система набуває вигляду:

$$\begin{cases} \dot{V} = 0,0225[-0,333V^3 + V + W - 0,4] \\ \dot{W} = 0,025[0,4V - W + 0,1] \end{cases} \quad (3.24)$$

Система (3.24) має 3 особливі точки (Рис.3.4б)

$$A(-1,85; -0,64)$$

$$B(-0,36; -0,047)$$

$$C(2,219; 0,987)$$

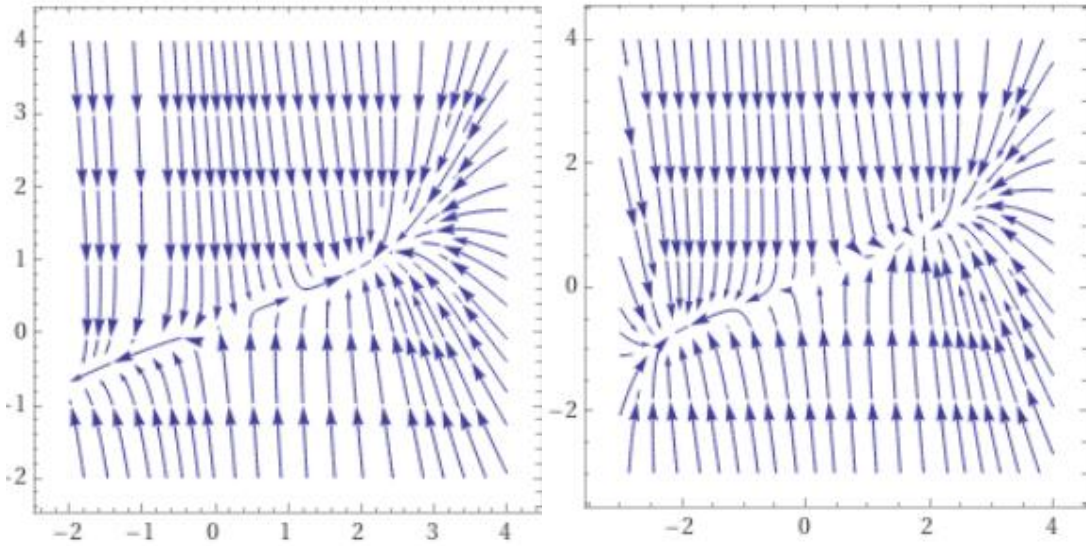


Рис.3.4б – Фазові портрети які зображають точки $A(-1,85; -0,64)$, $B(-0,36; -0,05)$, $C(2,22; 0,98)$.

Як видно з рисунку 3.4б ситуація реалізується аналогічна, навіть, коли параметр I від'ємний. Тобто в цьому випадку головне, щоб реалізувалася умова $I < 1,2$.

Змінимо систему (3.3) та отримаємо:

$$\begin{cases} \frac{dV}{dt} = d\tau[-fV^3 + eV^2 + gV + \alpha W + \gamma I] \\ \frac{dW}{dt} = \frac{d}{\tau}[cV^2 + bV - \beta W + a] \end{cases} \quad (3.25)$$

В статті[] $e = 0, c = 0$. Враховуючи цю умову скоротимо систему рівнянь (3.25):

$$\begin{cases} \frac{dV}{dt} = d\tau[-fV^3 + gV + \alpha W + \gamma I] \\ \frac{dW}{dt} = \frac{d}{\tau}[bV - \beta W + a] \end{cases} \quad (3.26)$$

Якщо координати особливих точок в загальному випадку назначити як $(V_0; W_0)$, то підстановка Ляпунова буде виглядати наступним чином:

$$\begin{cases} V = V_0 + a_0 e^{\lambda t} \\ W = W_0 + b_0 e^{\lambda t} \end{cases}$$

Де λ – показник Ляпунова; амплітуди

$$a_0, b_0 \ll 1$$

$$a_0, b_0 = \text{const}$$

Підставимо значення з системи (3.26) у систему (3.25):

Перше рівняння системи набуває вигляду:

$$\frac{d(V_0 + a_0 e^{\lambda t})}{dt} = d\tau \left[-f(V_0 + a_0 e^{\lambda t})^3 + g(V_0 + a_0 e^{\lambda t}) + \alpha(W_0 + b_0 e^{\lambda t}) + \gamma I \right]$$

$$a_0 e^{\lambda t} = d\tau \left[-f(V_0^3 + 3V_0^2 a_0 e^{\lambda t} + 3V_0 a_0^2 e^{2\lambda t} + a_0^3 e^{3\lambda t}) + gV_0 + ga_0 e^{\lambda t} + \alpha W_0 + \alpha b_0 e^{\lambda t} + \gamma I \right]$$

$a_0^2 \rightarrow 0$; $a_0^3 \rightarrow 0$, оскільки $a_0 \ll 1$

$$a_0 e^{\lambda t} = d\tau \left[-fV_0^3 - 3fV_0^2 a_0 e^{\lambda t} + gV_0 + ga_0 e^{\lambda t} + \alpha W_0 + \alpha b_0 e^{\lambda t} + \gamma I \right]$$

$$a_0 e^{\lambda t} = d\tau \left[-fV_0^3 + gV_0 + \alpha W_0 + \gamma I - 3fV_0^2 a_0 e^{\lambda t} + ga_0 e^{\lambda t} + \alpha b_0 e^{\lambda t} \right]$$

$$a_0 e^{\lambda t} = d\tau \left[-3fV_0^2 a_0 e^{\lambda t} + ga_0 e^{\lambda t} + \alpha b_0 e^{\lambda t} \right]$$

Скоротимо на $e^{\lambda t}$:

$$a_0 \lambda = d\tau \left[-3fV_0^2 a_0 + ga_0 + \alpha b_0 \right]$$

Переробимо рівняння, виділивши коефіцієнти a_0, b_0 :

$$a_0 [\lambda + 3d\tau fV_0^2 - g] + b_0 [-\alpha] = 0 \quad (3.27)$$

Друге рівняння системи набуває вигляду:

$$\frac{d(W_0 + b_0 e^{\lambda t})}{dt} = \frac{d}{\tau} \left[b(V_0 + a_0 e^{\lambda t}) - \beta(W_0 + b_0 e^{\lambda t}) + a \right]$$

$$b_0 \lambda e^{\lambda t} = \frac{d}{\tau} \left[bV_0 + a_0 b e^{\lambda t} - \beta W_0 - \beta b_0 e^{\lambda t} + a \right]$$

$$b_0 \lambda e^{\lambda t} = \frac{d}{\tau} \left[bV_0 - \beta W_0 + a \right] + \frac{d}{\tau} \left[a_0 b e^{\lambda t} - \beta b_0 e^{\lambda t} \right]$$

$$b_0 \lambda e^{\lambda t} = \frac{d}{\tau} \left[a_0 b - \beta b_0 \right] e^{\lambda t}$$

Поділимо рівняння на $e^{\lambda t}$:

$$b_0\lambda = \frac{d}{\tau}[a_0b - \beta b_0]$$

Аналогічно попередньому випадку перетворимо рівняння:

$$a_0[db] + b_0[-d\beta - \tau\lambda] = 0 \quad (3.28)$$

Розглянемо формули (3.27), (3.28).

$$\begin{cases} a_0[\lambda + 3d\tau fV_0^2 - g] + b_0[-\alpha] = 0 \\ a_0[db] + b_0[-d\beta - \tau\lambda] = 0 \end{cases} \quad (3.29)$$

Для розв'язання системи (6) з невідомими коефіцієнтами a_0, b_0 знайдемо детермінант матриці:

$$\begin{vmatrix} +3d\tau fV_0^2 - g & -d \\ db & -d\beta - \tau\lambda \end{vmatrix} =$$

$$= (\lambda + 3d\tau fV_0^2 - g)(-d\beta - \tau\lambda) + db\alpha =$$

$$= -\lambda(d\beta) - \tau\lambda^2 - \lambda\tau(3d\tau fV_0^2 - g) - d\beta(3d\tau fV_0^2 - g) + db\alpha$$

Дорівнюємо цей детермінант до 0:

$$\lambda d\beta + \lambda^2\tau + \lambda\tau(3d\tau fV_0^2 - g) + d\beta(3d\tau fV_0^2 - g) - db\alpha = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[3d\tau fV_0^2 - g + \frac{d\beta}{\tau} \right] + \frac{d\beta}{\tau}(3d\tau fV_0^2 - g) - \frac{db\alpha}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[3d\tau fV_0^2 - g + \frac{d\beta}{\tau} \right] + d\beta \left(3d\tau fV_0^2 - \frac{g}{\tau} \right) - \frac{db\alpha}{\tau} = 0 \quad (3.30)$$

Розв'язок рівняння (3.30) визначає показники Ляпунова, за якими можна аналізувати тип стійкості точки і відповідно кінетичну поведінку системи.

Як видно з рівняння (3.30) тип стійкості особливих точок не залежить від констант γ, I та a .

Для спрощення розрахунків візьмемо значення параметрів:

$$f = \frac{1}{3}; \beta = 1; g = 1; \alpha = 1.$$

Підставимо до рівняння (3.30)

$$\lambda^2 + \lambda \left[3d\tau \frac{1}{3}V_0^2 - 1 + \frac{d1}{\tau} \right] + d * 1 \left(3d\tau \frac{1}{3}V_0^2 - \frac{1}{\tau} \right) - \frac{db * 1}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[d\tau V_0^2 - 1 + \frac{d}{\tau} \right] + d \left(d\tau V_0^2 - \frac{1}{\tau} \right) - \frac{db}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[d\tau V_0^2 - 1 + \frac{d}{\tau} \right] + d \left(d\tau V_0^2 - \frac{1}{\tau} \right) - \frac{db}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[\tau \left(dV_0^2 - \frac{1}{\tau} \right) + \frac{d}{\tau} \right] + d \left(dV_0^2 - \frac{1}{\tau} \right) - \frac{db}{\tau} = 0$$

Введем позначення:

$$dV_0^2 - \frac{1}{\tau} = m_0;$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right] + d m_0 - \frac{db}{\tau} = 0 \quad (3.31)$$

Знайдемо дискримінант рівняння (3.31):

$$\begin{aligned} D &= \left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right]^2 - 4 d m_0 + 4 \frac{db}{\tau} = \tau^2 m_0^2 + 2 m_0 d + \frac{d^2}{\tau^2} - 4 d m_0 + 4 \frac{db}{\tau} = \\ &= \tau^2 m_0^2 + 2 m_0 d + \frac{d^2}{\tau^2} + 4 \frac{db}{\tau} = \left[\tau m_0 - \frac{d}{\tau} \right]^2 + 4 \frac{db}{\tau} \quad (3.31) \end{aligned}$$

Із умови (3.31) очевидно, що $D < 0$ реалізується у випадку, коли один (або одразу всі три) у параметрів d, b або τ мають від'ємне значення. При цьому :

$$\left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right]^2 < -4 \frac{db}{\tau} \quad (3.32)$$

Лише в такому випадку може реалізувати коливальний режим, тобто на фазових портретах з'являються фокуси.

Розглянемо 4 варіанти з різними значеннями b, d та τ .

$$1) b = 0,4; d = 0,075; \tau = 3,0$$

$$2) b = 0,4; d = -0,075; \tau = 3,0$$

$$3) b = 0,4; d = 0,075; \tau = -3,0$$

$$4) b = -0,4; d = 0,075; \tau = 3,0$$

Для того щоб знайти особливі точки системи (3.24) дорівнюємо похідні до 0 та отримаємо:

$$\begin{cases} 0 = 0,255[-0,33V^3 + V + W + 0,4] \\ 0 = 0,025[0,4V - W + 0.1] \end{cases}$$

За допомогою платформи wolframalpha.com знайдемо точки.

Таким чином система має такі точки:

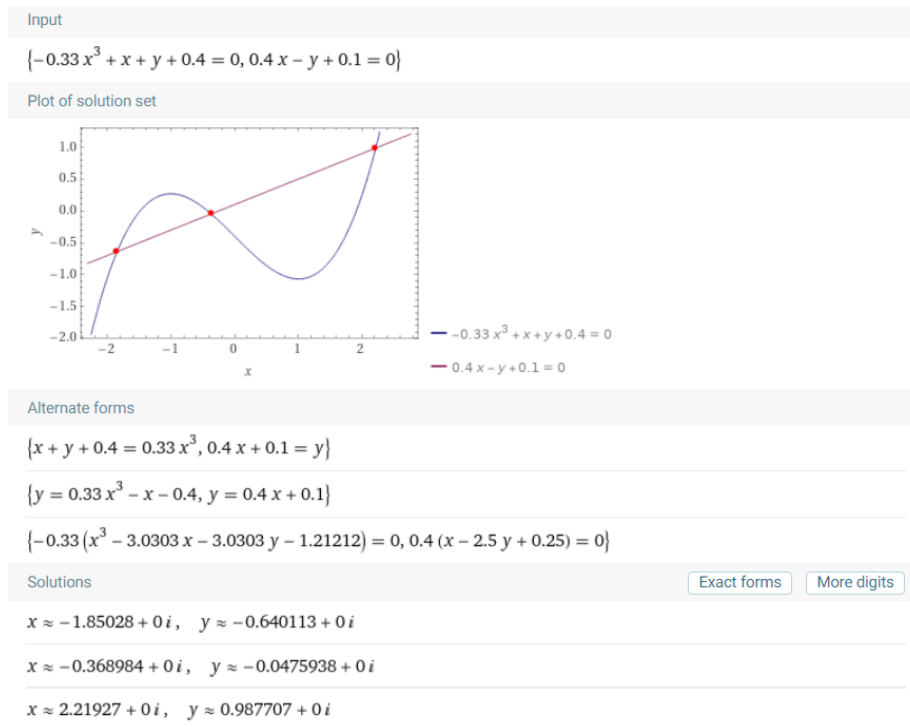


Рис. 3.5 Отримане рішення за допомогою платформи.

За допомогою цієї платформи побудуємо фазовий портрет.

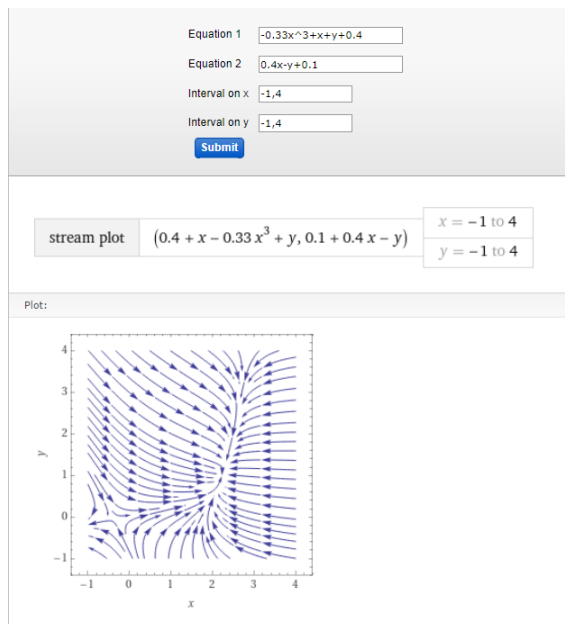


Рис. 3.6 Фазовий портрет отриманий за допомогою платформи, на ньому можна спостерігати ці точки.

Аналогічно отримаємо точки та фазові портрети для інших випадків.

2)

$$A(-1,85; 0,87)$$

$$B(-0,36; 0,18)$$

$$C(2,22; -0,76)$$

3)

$$A(-1,85; 0,87)$$

$$B(-0,36; 0,18)$$

$$C(2,22; -0,76)$$

4)

$$A(-1,289; 0,525)$$

$$B(-0,01; 0,05)$$

$$C(1,389; -0,546)$$

Для кожних наборів точок побудуємо фазовий портрет за допомогою уже знайомої платформи.

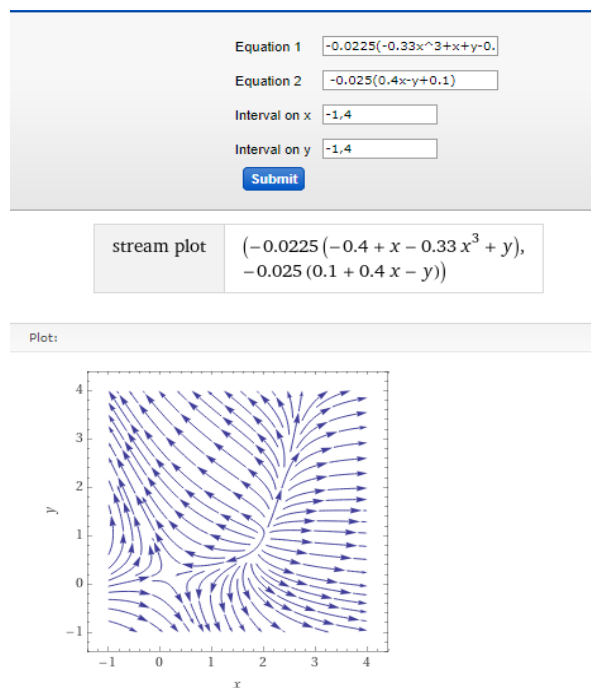


Рис. 3.7 Фазовий портрет при значеннях $b = 0,4; d = -0,075; \tau = 3,0$.

Equation 1

Equation 2

Interval on x

Interval on y

stream plot $(-0.0225(-0.4 + x - 0.33x^3 + y), -0.025(0.1 + 0.4x - y))$

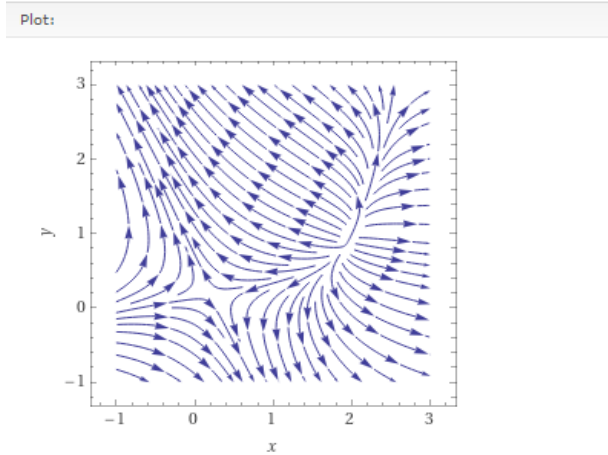


Рис. 3.8 Фазовый портрет при значениях $b = 0,4; d = 0,075; \tau = -3,0$.

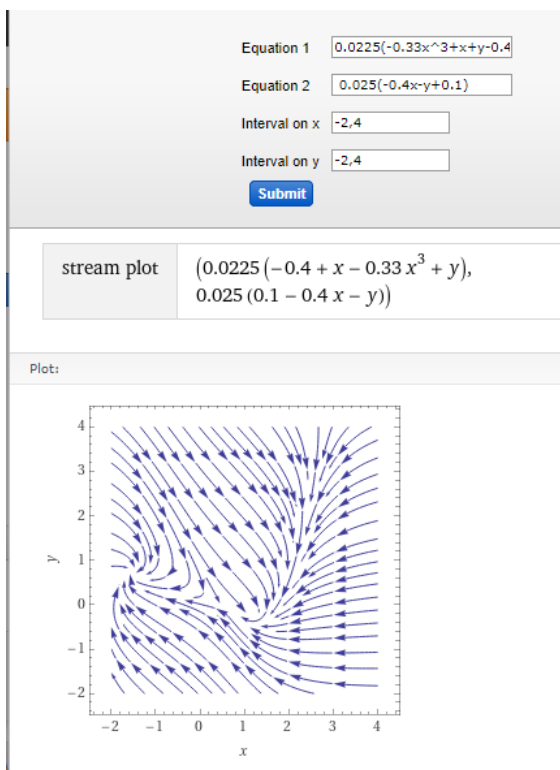


Рис. 3.9 Фазовый портрет при значениях $b = -0,4; d = 0,075; \tau = 3,0$.

Для знаходження показників Ляпунова візьмемо з кожної точки V_0 знайдемо m_0 та підставимо у рівняння (3.31).

Візьмемо точки А $(-1,85; -0,64)$ В $(-0,37; -0,05)$ С $(2,22; 0,99)$ та значення $b = 0,4$ $d = 0,075$ i $\tau = 3,0$

В даному випадку для кожного V_0 буде:

$$V_0 = -1,85$$

$$V_0 = -0,37$$

$$V_0 = 2,22$$

Підставимо до :

$$dV_0^2 - \frac{1}{\tau} = m_0$$

Для першого випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(-1,85)^2 - \frac{1}{3} = -0,076$$

Для другого випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(-0,37)^2 - \frac{1}{3} = -0,32$$

Для третього випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(2,22)^2 - \frac{1}{3} = 0,036$$

По черзі підставимо у формулу (3.31) та отримаємо 2 розв'язки.

Для першого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right] + dm_0 - \frac{db}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(-0,076) + \frac{0,075}{3} \right] + 0,075(-0,076) - \frac{0,075 * 0,4}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(-0,076) + 0,025] + 0,075(-0,076) - 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,059 \text{ та } \lambda_2 = 0,262$$

Для другого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(-0,32) + \frac{0,075}{3} \right] + 0,075(-0,32) - \frac{0,075 * 0,4}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(-0,32) + 0,025] + 0,075(-0,32) - 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,035 \text{ та } \lambda_2 = 0,97$$

Для третього випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(0,036) + \frac{0,075}{3} \right] + 0,075(0,036) - \frac{0,075 * 0,4}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(0,036) + 0,025] + 0,075(0,036) - 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,147 \text{ та } \lambda_2 = 0,041$$

Візьмемо точки А (-1,85; 0,87) В (-0,36; 0,18) С(2,22 ; -0,076) та значення

$$b = 0,4 \quad d = -0,075 \quad i \quad \tau = 3,0$$

В даному випадку для кожного V_0 буде:

$$V_0 = -1,85$$

$$V_0 = -0,37$$

$$V_0 = 2,22$$

Підставимо до :

$$dV_0^2 - \frac{1}{\tau} = m_0$$

Для першого випадку маємо:

$$m_0 = -0,075(-1,85)^2 - \frac{1}{3} = -0,59$$

Для другого випадку маємо:

$$m_0 = -0,075(-0,37)^2 - \frac{1}{3} = -0,343$$

Для третього випадку маємо:

$$m_0 = -0,075(2,22)^2 - \frac{1}{3} = -0,702$$

По черзі підставимо у формулу (3.31) та отримаємо 2 розв'язки.

Для першого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right] + dm_0 - \frac{db}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(-0,59) + \frac{(-0,075)}{3} \right] - 0,075(-0,59) - \frac{(-0,075) * 0,4}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(-0,59) - 0,025] - 0,075(-0,59) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,013 \text{ та } \lambda_2 = 1,78$$

Для другого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(-0,343) + \frac{(-0,075)}{3} \right] - 0,075(-0,343) - \frac{(-0,075) * 0,4}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(-0,343) - 0,025] - 0,075(-0,343) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = 0,017 \text{ та } \lambda_2 = 1,03$$

Для третього випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(0,702) + \frac{(-0,075)}{3} \right] - 0,075(0,702) - \frac{(-0,075) * 0,4}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(0,702) - 0,025] - 0,075(0,702) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = 0,013 \text{ та } \lambda_2 = 2,11$$

Візьмемо точки А (-1,85; 0,87) В (-0,37; 0,18) С(2,22 ; -0,86) та значення

$$b = 0,4 \quad d = 0,075 \quad i \quad \tau = -3,0$$

В даному випадку для кожного V_0 буде:

$$V_0 = -1,85$$

$$V_0 = -0,37$$

$$V_0 = 2,22$$

Підставимо до :

$$dV_0^2 - \frac{1}{\tau} = m_0$$

Для першого випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(-1,85)^2 + \frac{1}{3} = 0,59$$

Для другого випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(-0,37)^2 + \frac{1}{3} = 0,343$$

Для третього випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(2,22)^2 + \frac{1}{3} = 0,702$$

По черзі підставимо у формулу (3.31) та отримаємо 2 розв'язки.

Для першого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right] + dm_0 - \frac{db}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[(-3)(0,59) + \frac{0,075}{(-3)} \right] + 0,075(0,59) - \frac{0,075 * 0,4}{(-3)} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[(-3)(0,59) - 0,025] + 0,075(0,59) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -1,71 \text{ та } \lambda_2 = -0,031$$

Для другого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[(-3)(-0,343) + \frac{0,075}{(-3)} \right] + 0,075(-0,343) - \frac{0,075 * 0,4}{(-3)} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[(-3)(-0,343) - 0,025] + 0,075(-0,343) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,96 \text{ та } \lambda_2 = -0,036$$

Для третього випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[(-3)(0,702) + \frac{0,075}{(-3)} \right] + 0,075(0,702) - \frac{0,075 * 0,4}{(-3)} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[(-3)(0,702) - 0,025] + 0,075(0,702) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -2,05 \text{ та } \lambda_2 = -0,03$$

Візьмемо точки А (-1,289; 0,525) В (-0,01; 0,05) С (1,389; -0,546) та значення

$$b = -0,4 \quad d = 0,075 \quad i \quad \tau = 3,0$$

В даному випадку для кожного V_0 буде:

$$V_0 = 0,525$$

$$V_0 = 0,05$$

$$V_0 = -0,546$$

Підставимо до :

$$dV_0^2 - \frac{1}{\tau} = m_0$$

Для першого випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(0,525)^2 - \frac{1}{3} = -0,312$$

Для другого випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(0,05)^2 - \frac{1}{3} = -0,333$$

Для третього випадку маємо:

$$m_0 = 0,075(-0,546)^2 - \frac{1}{3} = -0,31$$

По черзі підставимо у формулу (3.31) та отримаємо 2 розв'язки.

Для першого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[\tau m_0 + \frac{d}{\tau} \right] + dm_0 - \frac{db}{\tau} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(-0,312) + \frac{0,075}{3} \right] + 0,075(-0,312) - \frac{0,075 * (-0,4)}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(-0,312) + 0,025] + 0,075(-0,312) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,014 \text{ та } \lambda_2 = 0,92$$

Для другого випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(-0,333) + \frac{0,075}{3} \right] + 0,075(-0,333) - \frac{0,075 * (-0,4)}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(-0,333) + 0,025] + 0,075(-0,333) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,988 \text{ та } \lambda_2 = 0,035$$

Для третього випадку маємо:

$$\lambda^2 + \lambda \left[3(0,31) + \frac{0,075}{3} \right] + 0,075(0,31) - \frac{0,075 * (-0,4)}{3} = 0$$

$$\lambda^2 + \lambda[3(0,31) + 0,025] + 0,075(0,31) + 0,01 = 0$$

Отримаємо 2 розв'язки:

$$\lambda_1 = -0,015 \text{ та } \lambda_2 = 0,98$$

Заповнимо таблицю отриманими значеннями.

Таблиця 3.1 Визначення типу стійкості точки при різних параметрах

Набір значень	Координати точок	Показники Ляпунова		Тип стійкості
		λ_1	λ_2	
b=0,4 d=0,075 $\tau=3,0$	(-1,85; -0,64)	-0,59	0,262	Сідло
	(-0,37; -0,05)	-0,035	0,97	Сідло
	(2,22 ; 0,99)	-0,174	0,041	Сідло
b=0,4 d=-0,075 $\tau=3,0$	(-1,85; 0,87)	0,013	1,78	Не стійкий вузол
	(-0,36; 0,18)	0,017	1,03	Не стійкий вузол
	(2,22 ; -0,76)	0,013	2,11	Не стійкий вузол
b=0,4 d=0,075 $\tau=-3,0$	(-1,85; 0,87)	-1,71	-0,031	Стійкий вузол
	(-0,36; 0,18)	-0,96	-0,036	Стійкий вузол
	(2,22 ; -0,76)	-2,05	-0,03	Стійкий вузол
b=-0,4 d=0,075 $\tau=3,0$	(-1,289; 0,525)	-0,014	0,92	Сідло
	(-0,01; 0,05)	-0,98	-0,035	Стійкий вузол
	(1,389; -0,546)	-0,015	0,98	Сідло

Аналізуючи таблицю 3.1 можна зробити висновок, що окрім параметра I (збудливість системи та точки входу для дальнього та локального зчеплення) на

кількість стійких станів та на поведінку системи будуть впливати також часові параметри та параметр, що задає нахил ізокліни до фазової траєкторії.

РОЗДІЛ 4. ПРАВИЛА ТЕХНІКИ БЕЗПЕКИ ПРИ РОБОТІ ЗА КОМП'ЮТЕРОМ

Наступні вимоги до організації роботи стосуються використання терміналу візуального відображення (ВДТ), електронно-обчислювальної машини (У) та персонального комп'ютера (ПК), для охорони здоров'я працівників, профілактики професійних захворювань та підтримки продуктивності праці. при використанні персонального комп'ютера.

Проектування робочого місця за допомогою комп'ютера:

- Робочі місця VDT повинні бути вирівняні з отворами у світлі, щоб природне світло падало збоку, переважно зліва.

- При влаштуванні верстаків ВДТ такі відстані між бічними поверхнями ВДТ повинні бути 1,2 м, відстань від задньої поверхні одного ВДТ до екрану іншого ВДТ - 2,5 м.

- Конструкція письмового столу повинна відповідати сучасним ергономічним вимогам і забезпечувати оптимальне розташування використовуваного обладнання на робочій поверхні.

- Висота робочої поверхні стільниці VDT повинна регулюватися в межах 680 ... 800 мм, а ширина і глибина - для забезпечення можливості виконання у зоні досяжності моторного поля.

- Робочий стілець повинен бути поворотним, регульованим по висоті, куту нахилу сидіння і спинки і відстані від спинки до переднього краю сидіння, поверхня сидіння повинна бути рівною, а передній край закруглений.

- Поверхня сидіння та спинки крісла має бути напівм'якою з нековзким, герметичним покриттям, яке легко миється та не є статичним.

- Робоче місце повинно мати підставку для ніг шириною не менше 300 мм і глибиною не менше 400 мм

- Екран VDT повинен знаходитися на оптимальній відстані від очей користувача, яка становить 600...700 мм, але не ближче 600 мм з урахуванням розміру буквено-цифрових символів і символів.

- Розташування екрану VDT повинно забезпечувати зручність візуального спостереження у вертикальній площині під кутом +30 градусів до нормальної прямої видимості працівника.

- Клавіатуру розташовувати на поверхні столу на відстані 100...300 мм від краю, зверненого до працівника, конструкція клавіатури повинна забезпечувати опорний пристрій.

Вимоги безпеки під час роботи на ПК:

Щодня перед початком роботи необхідно очищати візуальний дисплей терміналу (ВДТ) від пилу та інших забруднень. Після закінчення роботи ЕОМ з ВДТ і ПП повинні бути відключені від електричної мережі. У разі виникнення аварійної ситуації необхідно негайно відключити ЕОМ з ВДТ і ПП від електричної мережі.

Вимоги до освітлення приміщення за допомогою ПК:

У приміщеннях з ПК система освітлення повинна відповідати таким вимогам: освітлення робочого місця повинно відповідати характеру зорової роботи; необхідно забезпечити досить рівномірний розподіл яскравості по робочій поверхні монітора, а також в навколишньому просторі; на робочій поверхні не повинно бути різких тіней; в полі зору не повинно бути прямих і відбитих відблисків (підвищена яскравість поверхонь, що світяться і викликають відблиски); кількість освітлення повинна бути постійною в часі; вибрати оптимальний напрямок світлового променя і необхідну світлову композицію. Показник освітлення на поверхні столу в зоні документа має становити 300-500 люкс. Якщо ці значення освітленості не можуть бути забезпечені системою загального освітлення, можна використовувати місцеве освітлення. У разі

штучного освітлення в якості джерел світла слід використовувати люмінесцентні лампи.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було представлено математичну схему поведінки віртуального мозку, яка призначена для моделювання колективної динаміки нейронних популяцій шляхом віртуалізації структури та функцій мозку. Дана нейронна популяційна модель є феноменологічною, описує динаміку ансамблю нейронів та базується на потенціалі. Тобто досліджена модель є абстрактною, і тільки якісно відтворює динаміку фізіологічних змінних, а зв'язок між фізіологічними вимірюваннями та параметрами моделі неможливо встановити безпосередньо.

Для оцінки динамічної поведінки системи був застосований метод фазової площини, побудовані траєкторії змінних стану для різних наборів параметрів нейронної мережі. Був проаналізований збуджений стан системи, для якого характерно позитивне значення мембранного потенціалу та від'ємне значення функції відновлення. При цьому на фазовому портреті реалізується одна точка, що відповідає стійкому вузлу, який при зміні параметра I переходить до граничного циклу. Аналогічно в коливальному режимі при певному наборі параметрів була отримана одна стійка точка на фазовому портреті, тип стійкості якої відповідав стійкому фокусу. Також було досліджено режим осцилятора Ван дер Поля, який не мав стійких станів.

В роботі були проаналізовані умови існування декількох стійких станів системи. Знайдено співвідношення між параметрами системи, за якого модель демонструє мультистабільність та наявність різноманітної поведінки. Також були розраховані відповідні показники Ляпунова та проаналізовано можливість реалізації коливальної поведінки в режимі мультистабільності. При цьому основний вплив на поведінку системи здійснює збудливість, часові параметри та параметр, що задає нахил ізокліни до фазової траєкторії.

Доведено, що навіть абстрактна двовимірна модель генерує широкий спектр явищ, які спостерігаються в динаміці нейронних популяцій, таких як мультистабільність, співіснування коливальної та неколивальної поведінки, тощо.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Digital Object Identifier System.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuroscience.2015.11.044>.
2. Dynamical principles in neuroscience. *Reviews of Modern Physics*.
URL: <https://journals.aps.org/rmp/abstract/10.1103/RevModPhys.78.1213>
3. Subterahertz Chaos Generation by Coupling a Superlattice to a Linear Resonator. *Physical Review Letters*.
URL: <https://journals.aps.org/prl/abstract/10.1103/PhysRevLett.112.116603> (date of access: 15.06.2022).
4. The use of standardized infinity reference in EEG coherency studies
URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.02.034>.
5. NeuroML: a language for describing data driven models of neurons and networks with a high degree of biological detail.
URL: <https://journals.plos.org/ploscompbiol/article?id=10.1371/journal.pcbi.1000815>.
6. Nonoptimal component placement, but short processing paths, due to long-distance projections in neural systems.
URL: <https://journals.plos.org/ploscompbiol/article?id=10.1371/journal.pcbi.100095>.
7. BrainNet viewer: a network visualization tool for human brain connectomics.
URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0068910>.
8. Cognitive-motor interactions of the basal ganglia in development.
URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnsys.2014.00016/full>.
9. Body posture facilitates retrieval of autobiographical memories.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2005.12.009>.

10. A mathematical theory of the functional dynamics of cortical and thalamic nervous tissue - Biological Cybernetics.
URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF00288786>.
11. Integrated MEG/EEG and fMRI model based on neural masses.
URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1673621>.
12. Mass action in the nervous system.
URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.465.2947&rep=rep1&type=pdf>.
13. Concerted action of multiple cis-acting sequences is required for reverse dependence of late human immunodeficiency virus type 1 gene expression. <https://journals.asm.org/doi/full/10.1128/JVI.74.22.10822-10826.2000>.
14. Electroencephalography.
URL: https://books.google.com.ua/books?hl=uk&lr=&id=tndqYGPHQdEC&oi=fnd&pg=PR11&dq=Niedermeyer+and+Lopes+Da+Silva,+2005&ots=GPan220bsA&sig=UW6I2OcATZNM_eHXYtelNEtynC4&redir_esc=y#v=onepage&q=Niedermeyer%20and%20Lopes%20Da%20Silva,%202005&f=false.
15. The magnetic properties and structure of the hemochromogens and related substances. URL: <https://doi.org/10.1073/pnas.22.3.159>.
16. Bottom up modeling of the connectome: linking structure and function in the resting brain and their changes in aging.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.04.055>.
17. The Virtual Brain: a simulator of primate brain network dynamics.
URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fninf.2013.00010/full>.

18. Theoretical electroencephalogram stationary spectrum for a white-noise-driven cortex: evidence for a general anesthetic-induced phase transition.
URL: <https://journals.aps.org/pre/abstract/10.1103/PhysRevE.60.7299>.
19. The Virtual Brain: a neuroinformatics platform for simulating large-scale brain network models. URL: <https://link.springer.com/article/10.1186/1471-2202-14-S1-P193>.
20. Maximum period of 2-dimensional uniform neural networks.
URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/82237112.pdf>.
21. Applying basic understanding of heat-exchanger network behavior to the problem of plant flexibility.
URL: <https://www.cheric.org/research/tech/periodicals/view.php?seq=51695>
22. Resting brains never rest: computational insights into potential cognitive architectures.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0166223613000398>.
23. The Brain Connectivity Workshops: moving the frontiers of computational systems neuroscience.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S105381190800503X>.
24. Integrating neuroinformatics tools in TheVirtualBrain.
URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fninf.2014.00036/full>.
25. A low dimensional description of globally coupled heterogeneous neural networks of excitatory and inhibitory neurons.
URL: <https://journals.plos.org/ploscompbiol/article?id=10.1371/journal.pcbi.1000219>.
26. Neural population modes capture biologically realistic large scale network dynamics. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11538-010-9573-9>.

27. A recurrent network mechanism of time integration in perceptual decisions.
URL: <https://www.jneurosci.org/content/26/4/1314.short>.
28. Psychological deficits in relation to acuteness of brain dysfunction.
URL: <https://psycnet.apa.org/record/1962-05157-001>.
29. Dynamical systems in neuroscience.
URL: https://books.google.com.ua/books?hl=uk&lr=&id=kVjM6DFk-twC&oi=fnd&pg=PR15&dq=izhikevich+2007+&ots=KVB-ykRb3wd&sig=MXNFTGIWlvVYU8-vxJ5MGY4BR40&redir_esc=y#v=onepage&q=izhikevich%202007&f=false
30. Emergent dynamics of neuromorphic nanowire networks.
URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-019-51330-6>.
31. NFTsim: Theory and Simulation of Multiscale Neural Field Dynamics. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1006387>
32. Brain simulation augments machine-learning-based classification of dementia.
URL: <https://alz-journals.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/trc2.12303>.
33. Brain simulation augments machine-learning-based classification of dementia.
URL: <https://www.biorxiv.org/content/10.1101/2021.02.27.433161v2.abstract>.
34. Brain simulation augments machine-learning-based classification of dementia.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2015.01.002>