

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КРИВОРІЗЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ПЕДАГОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет фізико-математичний
Кафедра інформатики та прикладної математики

«Допущено до захисту»

Завідувач кафедри

_____ Н. В. Моїсеєнко

(підпис)

«___» _____ 2023 р.

Реєстраційний № _____

«___» _____ 2023 р.

МЕТОДИ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ В ІНКЛЮЗИВНІЙ ОСВІТІ

Кваліфікаційна робота студентки

групи Ім-22

ступінь вищої освіти магістр

спеціальності

014.09 Середня освіта (Інформатика)

Дікаревої Валерії Сергіївни

Керівник: професор, доктор

фізико-математичних наук

Соловйов Володимир Миколайович

Оцінка:

Національна шкала _____

Шкала ECTS _____ Кількість балів _____

Голова ЕК _____

(підпис) (прізвище, ініціали)

Члени ЕК _____

(підпис) (прізвище, ініціали)

_____ (підпис) (прізвище, ініціали)

_____ (підпис) (прізвище, ініціали)

_____ (підпис) (прізвище, ініціали)

ЗАПЕВНЕННЯ

Я, Дікарева Валерія Сергіївна, розумію і підтримую політику Криворізького державного педагогічного університету з академічної доброчесності. Запевняю, що ця кваліфікаційна робота виконана самостійно, не містить академічного плагіату, фабрикації, фальсифікації. Я не надавала і не одержувала недозволену допомогу під час підготовки цієї роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають покликання на відповідне джерело. Із чинним Положенням про запобігання та виявлення академічного плагіату в роботах здобувачів вищої освіти Криворізького державного педагогічного університету ознайомена. Чітко усвідомлюю, що в разі виявлення у кваліфікаційній роботі порушення академічної доброчесності робота не допускається до захисту або оцінюється незадовільно.

(підпис)

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МЕТОДІВ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ.....	6
1.1. Історія розвитку теорії складності.....	6
1.2. Огляд теорії складності та її основних понять	9
1.3. Методи теорії складності в інклюзивній освіті	12
1.4. Аналіз різних методів теорії складності та їх можливостей	21
1.5. Висновки до розділу 1	26
РОЗДІЛ 2. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ В ІНКЛЮЗИВНІЙ ОСВІТІ	28
2.1. Реалізація методів теорії складності задля аналізу тексту	28
2.2. Застосування методів теорії складності в інклюзивній освіті	31
2.3. Висновки до розділу 2	34
РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ АНАЛІЗУ ТЕКСТУ МЕТОДАМИ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ПОДАЛЬШОЇ МЕТОДИКИ НАВЧАННЯ.....	35
3.1. Аналіз тексту методами теорії складності	35
3.2. Рекомендації щодо подальшої методики навчання	56
3.3. Висновки до розділу 3	60
ВИСНОВКИ.....	61
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	62

ВСТУП

Актуальність теми. Тема "Методи теорії складності в інклюзивній освіті" є дуже актуальною в сучасному світі, де зростає значення інклюзивної освіти як засобу забезпечення рівних можливостей для всіх дітей.

Інклюзивна освіта має на меті забезпечення рівних можливостей для всіх дітей, незалежно від їх особливостей та потреб. Згідно з дослідженнями, інклюзивна освіта допомагає забезпечити дітям з особливими потребами кращу соціалізацію, покращує здібності до самореалізації та самостійності.

Проте, проведення ефективної інклюзивної освіти вимагає багато зусиль вчителів та фахівців. Викладачі повинні забезпечувати індивідуальний підхід до кожного учня, розуміти особливості їхніх потреб та здібностей, розробляти індивідуальні програми навчання та використовувати різноманітні методи до роботи з дітьми з різними освітніми потребами.

У цьому контексті методи теорії складності можуть бути корисним інструментом для вчителів та фахівців, які працюють з учнями з особливими освітніми потребами. Методи теорії складності дозволяють зрозуміти індивідуальні освітні потреби учня та розробляти ефективні стратегії навчання.

Дослідження допоможе вчителям та фахівцям зрозуміти, як використовувати методи теорії складності для поліпшення якості навчання дітей з особливими освітніми потребами. Крім того, такі дослідження можуть сприяти розробці нових підходів до інклюзивної освіти та покращенню результатів навчання для всіх учнів.

Метою кваліфікаційної роботи є використання методів теорії складності в інклюзивній освіті.

Для досягнення мети було поставлено та виконано наступні **завдання**:

- 1) Здійснити аналіз наукової літератури з проблеми дослідження;
- 2) Визначити сутності ключових понять дослідження: «теорія складності обчислень», «методи теорії складності», «інклюзивна освіта»;
- 3) Проаналізувати можливості та обмеження методів теорії складності для застосування цих методів в інклюзивній освіті;
- 4) Проаналізувати есе учнів на інклюзивному навчанні задля поліпшення методики навчання.

Об'єктом дослідження є педагогічні засоби та прийоми в інклюзивній освіті.

Предметом дослідження є алгоритми та методи теорії складності.

Методи дослідження:

- **теоретичні:** аналіз джерел та сучасного стану методів теорії складності, їх можливості та обмеження, а також дослідження застосування цих методів в інклюзивній освіті; синтез наукової літератури; узагальнення методів та алгоритмів теорії складності для досягнення мети дослідження;
- **емпіричні:** практичне значення отриманих результатів полягає у аналізі тексту та виявлення динаміки навчання інклюзивного учня, що може бути використано для поліпшення якості навчання.

Структура роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків до кожного з розділів, висновку, списку використаних джерел містить 57 позицій. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 67 сторінок.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МЕТОДІВ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ

1.1. Історія розвитку теорії складності

Історія розвитку теорії складності є цікавою та багатоаспектною. Ця галузь інформатики вивчає теоретичні та обчислювальні аспекти того, наскільки важко вирішити обчислювальні завдання.

Початок (1930-1940 роки). Теорія складності бере початок з робіт Алана Тюрінга [9] та Алонзо Черча [10], які розвинули теорію обчислювальності та теорію рекурсивних функцій. Вони встановили, що деякі обчислювальні завдання є нерозв'язними.

Теорія NP-повних задач (1970-ті роки). Роботи Стівена Кука та Леонарда Левінсона вивели поняття NP-повних задач, які є об'єктом активних досліджень та важливими з точки зору практичного застосування. Вони підкреслили складність задач та важкість їхнього вирішення [11].

Розвиток обчислювальних моделей. Виникнення різних обчислювальних моделей, таких як машина Тюрінга, машина зі стеком, та алгоритми, спрямовані на розуміння обчислювальних ресурсів, допомогло визначити складність обчислювальних завдань [11].

Теорія алгоритмів (1970-ті та 1980-ті роки). Дональд Кнут розвинув теорію алгоритмів, де він вивчав різні методи та оптимізації для розв'язання обчислювальних завдань [12].

Розвиток теорії складності та її застосування. Дослідники розширили теорію складності, вивчаючи класи складності, такі як P, NP, NP-важкі задачі. Ця теорія важлива для багатьох областей, включаючи криптографію, оптимізацію та штучний інтелект [12].

Сучасні дослідження включають в себе інтерактивні докази, квантову обчислювальну складність та розробку нових алгоритмів для розв'язання складних завдань [12].

Теорія складності лишається активною галуззю досліджень, і вона має велике значення для розвитку сучасних обчислювальних систем і технологій.

Історія розвитку теорії складності включає і розвиток *ентропійного аналізу*, який використовує поняття ентропії з теорії інформації для вимірювання складності систем [43].

Інформаційна теорія та ентропія (1940-1950-ті роки). Ентропія, як поняття, була вперше введена Клодом Шенноном в 1948 році у контексті інформаційної теорії. Вона визначає міру несподіваності або невизначеності в повідомленні. Шеннон також ввів поняття "кількості інформації" та допоміг розвинути теорію інформації [43].

Застосування ентропії до аналізу систем (1960-1970-ті роки). Роботи таких науковців, як Жак Анри, використовували поняття ентропії для аналізу складних систем, зокрема в статистичній механіці та теорії хаосу. Ентропія допомогла оцінювати ступінь впорядкування чи хаосу в системах [43].

Використання ентропії у теорії складності (1980-ті роки і пізніше). Ентропія також наштовхнула дослідників до використання її поняття для аналізу та класифікації складності обчислювальних завдань. Це відкрило шлях до розвитку теорії складності на основі інформаційних підходів[43].

Ентропія також знайшла своє використання в інших галузях, таких як криптографія, комп'ютерна наука, аналіз даних та обробка сигналів.

Ентропійний аналіз є потужним інструментом для оцінки та розуміння складності різних систем і процесів. Він використовує поняття ентропії для кількісної характеристики невизначеності та структури в системах, що робить його важливим інструментом у теорії складності та інших галузях науки [43].

Розвиток мультифрактального аналізу представляє собою цікавий аспект історії теорії складності, який став важливим для вивчення структури та динаміки складних систем [1].

Мультифрактальний аналіз (1980-1990-ті роки). Мультифрактальний аналіз був розвинутий в середині 1980-х років і став важливим напрямком в галузі фрактальної геометрії та теорії хаосу. Назва "мультифрактал" вказує на те, що він вивчає системи, які мають різні рівні фрактальної структури [1].

Фрактальна геометрія та мультифрактальність (1990-2000-ті роки). Мультифрактальний аналіз відображає складність структури в системах, що не обмежуються однією фрактальною розмірністю. Він використовує поняття мультифрактальності для опису нелінійних і нерівномірних систем, таких як турбулентні потоки, фінансові часові ряди та біологічні структури [23].

Мультифрактальний аналіз знайшов застосування в багатьох галузях, включаючи гідродинаміку, фізику плазми, фінанси, метеорологію, біологію та обробку зображень. Він допомагає вивчати структуру та динаміку систем з високим ступенем нерівномірності [23].

Для аналізу мультифрактальних систем були розроблені спеціальні алгоритми, які допомагають визначати мультифрактальні спектри та характеризувати різноманітність властивостей систем [37].

Мультифрактальний аналіз важливий для розуміння складних систем і динаміки, яка не обмежується однією фрактальною структурою. Він розширює наше розуміння складності у природних, соціальних та технічних системах [37].

Розвиток мережевого аналізу є важливою частиною історії теорії складності і вивчення структури та функціонування мереж, включаючи соціальні мережі, комп'ютерні мережі та інші типи мереж [21].

Початок роботи над мережевим аналізом (1930-1960-ті роки). Перші дослідження мереж сягають коренів до робіт, пов'язаних з теорією графів та транспортною проблемою. Піонерами в цій області були Леонард Ейлер та Густав Кірхгоф [21].

Розвиток теорії графів (1950-1960-ті роки). Роботи таких вчених, як Дірак, Флорес, Форд та Фалкерсон, сприяли розвитку теорії графів і її застосуванню до різних задач, включаючи маршрутизацію мереж та потоки в них [22].

Соціальні мережі та теорія шести рукошляхів (1960-1970-ті роки). В цей період соціальні вчені вивчали структуру соціальних мереж та вперше з'явилася ідея теорії "шести рукошляхів". Ця теорія пізніше стала об'єктом мережевого аналізу [34].

Мережевий аналіз в інформатиці (1980-1990-ті роки). З появою комп'ютерів та розвитком обчислювальної техніки мережевий аналіз став активно розвиватися в галузі інформатики. В цей період розроблені нові методи та алгоритми для аналізу мереж [40].

Сучасні розробки та застосування (2000-ні роки). Мережевий аналіз став ключовим інструментом в різних галузях, включаючи соціологію, біологію, інтернет-маркетинг, кібербезпеку та інші. Він використовується для аналізу великих об'ємів даних та розуміння взаємозв'язків у складних системах.

Мережевий аналіз є потужним інструментом для дослідження структури та функціонування різних видів мереж. Він розширює наше розуміння складності взаємодії та зв'язків у різних типах систем, що має важливе значення для сучасної науки та технології.

1.2. Огляд теорії складності та її основних понять

Теорія складності - це галузь науки, яка вивчає і досліджує складність і обчислювальні можливості різних систем та процесів. Вона включає в себе різні математичні та обчислювальні методи для аналізу та оцінки складності завдань, алгоритмів, обчислювальних процесів та інших аспектів інформаційних систем [15]. Основні поняття включають:

- **Обчислювальна складність:** Це властивість обчислювальних завдань, яка визначає, наскільки важко вирішити задачу на конкретному обчислювальному пристрої. Однією з основних проблем в обчислювальній складності є розділення задач на класи, такі як P, NP, NP-важкі та інші, щоб визначити рівень їхньої складності.
- **Алгоритми та аналіз алгоритмів:** Алгоритми грають ключову роль в теорії складності. Важливо визначити часову та просторову складність алгоритмів для розуміння їхньої ефективності та обмежень. Аналіз алгоритмів допомагає встановити, наскільки швидко або повільно вони вирішують обчислювальні завдання [15; 245-294].

- Трудність задач і NP-повність: NP-повні задачі в теорії складності є особливим класом задач, які є "важкими" для вирішення, і водночас, якщо ви здатні довести відповідь, ви також здатні перевірити її швидко. Багато важливих комбінаторних задач входять до цього класу, і вони є об'єктом активних досліджень [15; 245-294].
- Теореми та обмеження: Теорія складності включає в себе різні теореми та обмеження, які допомагають визначити, наскільки важко певні обчислювальні завдання. Наприклад, теорема Кука-Левінсона про NP-повність та теорема Халмоса-Ловелла про виправдовуваність логарифмічних обмежень [15; 245-294].

Ентропійний аналіз є одним з підходів, який застосовується в теорії складності для аналізу та вимірювання складності систем та даних. Основні поняття ентропійного аналізу:

1. Ентропія: У теорії складності, ентропія визначає нерівномірність розподілу даних. Чим більше ентропія, тим більше невизначеність та нерівномірність в розподілі. Ентропія вимірюється в бітах або інших одиницях інформації [44].
2. Ентропійний аналіз: Ентропійний аналіз використовується для вимірювання ентропії в даних. Він допомагає визначити, наскільки нерівномірним є розподіл даних і виявити важливі точки, аномалії та взаємозв'язки в даних [44].
3. Апроксимація та алгоритми: В теорії складності розробляються алгоритми, які намагаються наблизити важкі обчислювальні задачі більш ефективними методами. Апроксимаційні алгоритми дозволяють отримувати прийнятні рішення з меншими витратами [44].

В цілому, теорія складності та її основні поняття, такі як ентропійний аналіз, грають важливу роль у розумінні та вирішенні складних обчислювальних задач, що має значення для розвитку інформаційних технологій і науки.

Мультифрактальний аналіз - це галузь теорії складності та математичної фізики, яка вивчає нерівномірність та мультифрактальні властивості систем. Основні поняття мультифрактального аналізу включають:

1. Мультифрактальність: Мультифрактальність вказує на те, що система має різні рівні фрактальної структури та нерівномірність властивостей. Це важливо для аналізу систем, де не всі частини системи підкоряються однаковим законам [23].
2. Фрактальний аналіз: Мультифрактальний аналіз базується на фрактальній геометрії та вивчає різні структури та масштаби в системах. Він допомагає описати нелінійні та нерівномірні властивості систем [23].
3. Застосування: Мультифрактальний аналіз застосовується в галузях, які включають в себе гідродинаміку, фізику плазми, фінанси, метеорологію, біологію та обробку зображень. Він допомагає вивчати структуру та динаміку систем з високим ступенем нерівномірності [23].

Мультифрактальний аналіз розширює наше розуміння складності та структури різних систем, особливо тих, де властивості не є однорідними. Цей аналіз важливий для розуміння багатьох явищ у природі та інших областях науки.

Мережевий аналіз - це галузь, яка вивчає структуру та взаємодію об'єктів в мережах, таких як соціальні мережі, комп'ютерні мережі, транспортні мережі тощо. Основні поняття мережевого аналізу включають:

1. Вершини та ребра: Мережі складаються з вершин (вузлів) і ребер (зв'язків), які відображають об'єкти та їхні взаємозв'язки [21].
2. Ступінь вершини: Ступінь вершини вказує на кількість ребер, які з'єднуються з даною вершиною. Це важливе поняття для аналізу важливості вершин в мережі [21].
3. Графи і напрямки: Мережевий аналіз може включати графи з напрямками (орієнтовані графи), де ребра мають напрямок від однієї вершини до іншої [21].

4. Центральність: Центральність вказує на важливість вершин або ребер в мережі. Це може бути центральність по ступеню, по найкоротшому шляху, по посередництву тощо [21].
5. Спільноти: Спільноти в мережі вказують на групи взаємодіючих вершин. Вивчення спільнот допомагає зрозуміти структуру мережі [21].
6. Аналіз важливих мережевих властивостей: Мережевий аналіз допомагає вивчати властивості мереж, такі як діаметр, коефіцієнт кластеризації, асортативність тощо [21].

Мережевий аналіз має широке застосування у багатьох галузях, включаючи соціологію, біологію, інтернет-маркетинг, кібербезпеку, транспортні системи та інші, де важлива аналіз взаємодій та структури мереж.

1.3. Методи теорії складності в інклюзивній освіті

Теорія складності можуть бути корисними в інклюзивній освіті, яка ставить перед собою завдання навчання учнів із різними потребами та здібностями у спільному навчальному середовищі [17]. Розглянемо деякі методи теорії складності, які можуть бути корисні в інклюзивній освіті.

Адаптація навчальних програм: Методи теорії складності можуть бути використані для аналізу та оцінки складності навчальних матеріалів та завдань. Це допоможе вчителям створювати адаптовані програми для учнів з різним рівнем здібностей та потребами [17].

Оптимізація ресурсів: Теорія складності може бути використана для оптимізації розподілу ресурсів у навчальному процесі, зокрема для ресурсів, призначених учням із спеціальними потребами. Це може включати оптимізацію розподілу часу, людських ресурсів та матеріальних активів [17].

Адаптивне навчання: Використання алгоритмів адаптивного навчання, які змінюють складність завдань в залежності від успішності учнів, може бути корисним в інклюзивній освіті. Це дозволяє кожному учню працювати на своєму власному рівні складності завдань [17].

Вимірювання досягнень: Методи теорії складності можуть бути використані для розробки систем вимірювання досягнень учнів, які враховують їхні індивідуальні потреби та здібності [17].

Планування інклюзивних заходів: Аналіз складності може допомогти планувати інклюзивні заходи та заходи, враховуючи потреби учнів із різними потребами та здібностями [17].

Підтримка вчителів: Теорія складності може надати вчителям інструменти та методи для ефективного навчання учнів із різними потребами. Вчителі можуть використовувати ці методи для індивідуального підходу до навчання [17].

Загалом, використання методів теорії складності в інклюзивній освіті може сприяти ефективному навчанню та підтримці учнів з різними потребами та здібностями у спільному навчальному середовищі.

Мережевий аналіз може бути корисним інструментом в інклюзивній освіті для розуміння взаємодії між учнями, вчителями та ресурсами в навчальному середовищі [34]. Розглянемо кілька методів мережевого аналізу, які можна використовувати в інклюзивній освіті.

Аналіз соціальних мереж: В інклюзивній освіті важливо розуміти соціальні взаємодії між учнями та їхніми вчителями. Мережевий аналіз може допомогти визначити, як учні взаємодіють один з одним та зі своїми вчителями. Це може допомогти виявити підтримку та можливі проблеми в навчанні [40].

Визначення ключових акторів: Мережевий аналіз може допомогти виявити ключових "акторів" або учасників, які відіграють важливу роль у взаємодії та підтримці учнів з особливими потребами. Це можуть бути вчителі, шкільні психологи, спеціалісти із підтримки тощо [40].

Аналіз ресурсів: Мережевий аналіз може бути використаний для визначення доступності та використання навчальних ресурсів у навчальному середовищі. Він допоможе визначити, які ресурси доступні для учнів з різними потребами та чи вони ефективно використовуються [40].

Аналіз підтримки: Мережевий аналіз може допомогти визначити, як учні оточені підтримкою в навчальному середовищі. Він може виявити, хто із вчителів, однокласників або інших учасників надає підтримку та сприяє успішному навчанню учнів з різними потребами [40].

Аналіз взаємодії: Мережевий аналіз може бути використаний для аналізу взаємодії між учнями та різними групами, такими як інклюзивні та неінклюзивні класи. Це допоможе визначити, як взаємодія впливає на навчання та соціальну адаптацію учнів [40].

Мережевий аналіз може допомогти розкрити складні структури в навчальному середовищі та виявити можливості для покращення інклюзивної освіти, забезпечуючи кращу підтримку учнів з різними потребами та здібностями.

Мережевий аналіз є методом вивчення структури та взаємодії між об'єктами, які можна представити у вигляді графа. Такий граф складається з вершин (вузлів) та ребер (зв'язків), які визначають взаємовідносини між об'єктами. Важливою особливістю мережевого аналізу є вивчення глобальних та локальних властивостей графа для зрозуміння його структури та властивостей [40].

Основні етапи мережевого аналізу включають:

1. *Збір Даних:* Збір інформації про взаємодії або зв'язки між об'єктами. Це може бути представлено у вигляді списку зв'язків чи матриці суміжності [40].
2. *Створення Графа:* Побудова графа, де вершини відповідають об'єктам, а ребра відображають їх взаємодії. Граф може бути орієнтованим або неорієнтованим в залежності від характеру взаємодій [40].
3. *Визначення Центральності:* Розрахунок метрик центральності для вершин графа. Це включає в себе:

- *ступінь централізації (Degree Centrality)*: Кількість зв'язків вершини;
 - *близькість централізації (Closeness Centrality)*: Відстань від вершини до всіх інших у графі;
 - *брендс (Betweenness Centrality)*: Міра того, наскільки вершина лежить на шляхах між іншими вершинами [40].
4. *Виявлення Спільнот*: Визначення груп вершин, які взаємодіють частіше між собою, ніж з іншими частинами мережі [40].
 5. *Аналіз Структури Графа*: Вивчення структури графа, такої як наявність циклів, ступінь розділення, діаметр графа та інші характеристики [40].
 6. *Визначення Впливу та Авторитету*: Використання алгоритмів для визначення важливих вершин або груп вершин в графі [40].
 7. *Прогнозування та Оптимізація*: Використання мережевого аналізу для прогнозування подій чи оптимізації взаємодій між об'єктами [40].

Мережевий аналіз застосовується в різних областях, таких як соціальні мережі, біологічні мережі, транспортні мережі, аналіз текстів та багато інших.

Мережевий аналіз включає в себе використання різних метрик та формул для характеристики структури та властивостей графів. Ось деякі загальні формули та метрики, які часто використовуються в мережевому аналізі:

1. *Ступінь централізації (Degree Centrality)*: Для кожного вузла i у графі з N вузлами і L ребрами:

$$C_i = \frac{\text{ступінь вузла } i}{N-1} ;$$

2. *близькість централізації (Closeness Centrality)*: Для кожного вузла i :

$$C_i = \frac{1}{\text{середня відстань від вузла } i \text{ до інших вузлів}} ;$$

3. *брендс (Betweenness Centrality)*: Для кожної пари вузлів (s,t) , де s і t - різні вузли, обчислити кількість найкоротших шляхів, які проходять через вузол i , і обчислити для кожного вузла:

$$B_i = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\text{кількість найкоротших шляхів від } s \text{ до } t \text{ через вузол } i}{\text{загальна кількість найкоротших шляхів від } s \text{ до } t};$$

4. *ступінь важливості вузла (Node Eigenvector Centrality)*: Обчислення власного вектора для матриці суміжності графа та використання його координат для визначення ступеня важливості кожного вузла;

5. *ступінь кластеризації (Clustering Coefficient)*: Для кожного вузла i обчислити ступінь кластеризації:

$$C_i = \frac{2 \times \text{кількість ребер між сусідніми вузлами вузла } i}{\text{ступінь вузла } i \times (\text{ступінь вузла } i - 1)};$$

6. *ступінь групової центральності (Group Centrality)*: Для групи вузлів обчислити метрики централізації, такі як середній ступінь чи близькість;

7. *глобальний коефіцієнт кластеризації*: Обчислити середній ступінь кластеризації по всіх вузлах графа [40].

Ці формули визначають різні характеристики структури графа та взаємозв'язків між його елементами. Багато інших метрик та алгоритмів також використовуються в мережевому аналізі в залежності від конкретних завдань та властивостей досліджуваного графа.

Мультифрактальний аналіз може бути корисним в інклюзивній освіті для аналізу та розуміння нерівномірності та мультифрактальних властивостей учнів та навчальних процесів [39]. Розглянемо кілька способів, які мультифрактальний аналіз може бути використаний в інклюзивній освіті.

Адаптація навчання: Мультифрактальний аналіз може допомогти вчителям аналізувати нерівномірності учнівських здібностей та потреб. Вони можуть

адаптувати навчальні програми та методи відповідно до рівня складності, який підходить кожному учневі [39].

Індивідуалізоване навчання: Мультифрактальний аналіз може виявити учнів з різними рівнями складності в різних аспектах навчання. Це допомагає створити індивідуалізовані підходи до навчання, враховуючи їхні потреби [39].

Ресурсне планування: Аналіз мультифрактальної складності може бути використаний для оптимізації розподілу ресурсів у навчальному середовищі. Вчителі можуть спрямовувати більше ресурсів на ті аспекти навчання, які вимагають більше уваги [39].

Вимірювання прогресу: Мультифрактальний аналіз може бути використаний для створення об'єктивних метрик для вимірювання прогресу учнів з різними здібностями та потребами. Це допомагає вчителям та адміністрації школи відстежувати досягнення та покращення [39].

Психологічна підтримка: Аналіз мультифрактальної складності може виявити учнів із спеціальними потребами, які можуть потребувати психологічної або емоційної підтримки. Він допомагає ідентифікувати проблеми та сприяти психологічному благополуччю учнів [39].

Планування розвитку навичок: Мультифрактальний аналіз може визначити області, де учні потребують додаткового розвитку навичок, і створити програми для їх покращення [39].

Мультифрактальний аналіз може стати потужним інструментом для підтримки інклюзивної освіти, дозволяючи більш індивідуалізовані та ефективні підходи до навчання та підтримки різних учнів.

Мультифрактальний аналіз є методом вивчення фрактальних властивостей у складних системах, де фрактальність може змінюватися в різних частинах системи чи в різні моменти часу. Цей метод дозволяє аналізувати багатомасштабні властивості систем та виявляти різні рівні фрактальності [39].

Важливим застосуванням мультифрактального аналізу є в області комплексних систем, таких як фінансові ринки, гідродинаміка, аналіз зображень, та інші.

Основні етапи мультифрактального аналізу включають:

1. *Визначення Сигналу:* Вибір сигналу або даних, які будуть піддаватися мультифрактальному аналізу. Це може бути часовий ряд, зображення, фінансові дані тощо [39].
2. *Розрахунок Показників Локальної Фрактальності:* Визначення локальних показників фрактальності для різних частин сигналу чи даних. Це може бути реалізовано, наприклад, за допомогою методу вейвлет-аналізу або інших підходів [39].
3. *Обчислення Мультифрактального Спектру:* Обчислення мультифрактального спектру, який визначає розподіл фрактальних показників у різних частинах сигналу. Цей спектр надає інформацію про багатомасштабні фрактальні властивості [39].
4. *Аналіз та Інтерпретація Результатів:* Вивчення отриманих мультифрактальних спектрів для зрозуміння розподілу фрактальності у системі. Мультифрактальний аналіз дозволяє виявляти різні рівні фрактальності та їх зміну відносно шкали [39].
5. *Застосування в Дослідженнях:* Застосування отриманих результатів у відповідності з конкретною задачею дослідження. Наприклад, виявлення характеристик фізичних процесів, аналіз стабільності фінансових ринків, вдосконалення обробки та аналізу зображень тощо [39].

Мультифрактальний аналіз дозволяє враховувати різні масштаби та властивості в системах, що може бути корисним при дослідженні складних явищ у різних областях.

Мультифрактальний аналіз включає в себе ряд формул для характеристики різномасштабної фрактальної структури даних. Ось загальні концепції та формули, які використовує мультифрактальний аналіз:

1. *Функція Розподілу Мультифрактальних Показників (Multifractal Spectrum):*

Мультифрактальний аналіз часто використовує функцію розподілу мультифрактальних показників, яка визначає розподіл фрактальних показників у різних частинах системи. Вона може бути представлена як функція $f(\alpha)$, де α - показник мультифрактальності;

2. *мультифрактальна Розмірність (Multifractal Dimension):*

Мультифрактальна розмірність може бути визначена для різних масштабів даних. Для конкретної області даних E і показника мультифрактальності α , розмірність $D_\alpha(E)$ може бути визначена як:

$$D_\alpha(E) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\log[\sum_i p_i^\alpha(\epsilon)]}{\log(\epsilon)},$$

де $p_i(\epsilon)$ - ймовірність, що об'єкт належить області E і має масштаб ϵ ;

3. *мультифрактальна Кросс-Кореляція:* У випадку, коли вивчаються два різномасштабні сигнали або ряди, можна використовувати мультифрактальну кросс-кореляцію для визначення ступеня схожості чи відмінності між їхніми мультифрактальними властивостями [39].

Це загальні концепції, і конкретні формули можуть варіюватися в залежності від конкретних методів та підходів, які використовуються в мультифрактальному аналізі для конкретних даних чи завдань.

Ентропійний аналіз, який базується на концепції ентропії, може бути корисним інструментом в інклюзивній освіті для аналізу та оптимізації навчального процесу [44]. Розглянемо кілька способів, які ентропійний аналіз може бути використаний в інклюзивній освіті.

Аналіз потоків інформації: Ентропійний аналіз може бути використаний для визначення обсягу та рівня складності інформації, яка надається учням у навчальному процесі. Це допомагає зрозуміти, наскільки інформація доступна та зрозуміла для всіх учнів, включаючи тих з особливими потребами [44].

Адаптація навчання: Використання ентропійного аналізу допомагає вчителям адаптувати навчальні матеріали та методи для забезпечення оптимальної рівноваги між новою інформацією та підтримкою, яка потрібна учням з різними рівнями здібностей та особливими потребами [44].

Аналіз навчальної динаміки: Ентропійний аналіз дозволяє визначити зміни в навчанні та виявити тенденції, які можуть вказувати на успіх або проблеми у навчанні учнів [44].

Оптимізація використання ресурсів: Використовуючи ентропійний аналіз, можна оптимізувати розподіл ресурсів (часу, матеріальних засобів, людських ресурсів) у навчальному процесі, спрямовуючи їх туди, де вони найбільш потрібні [44].

Виявлення індивідуальних потреб: Аналіз ентропії може допомогти виявити індивідуальні потреби учнів та сприяти розвитку індивідуалізованих підходів до навчання та підтримки [44].

Моніторинг прогресу: Використання ентропійного аналізу може допомогти вимірювати прогрес учнів та виявляти, де є зрушення та покращення, особливо у тих учнів, які потребують додаткової уваги [44].

Ентропійний аналіз може сприяти більш ефективному навчанню та підтримці учнів у інклюзивному навчальному середовищі, допомагаючи створювати більш адаптивні та індивідуалізовані підходи до освіти.

Ентропійний аналіз - це метод, що використовує концепцію ентропії для вимірювання невизначеності чи впорядкованості в системі. Цей метод використовується в різних областях, включаючи інформатику, теорію інформації, фізику, статистику та інші. Якщо ми говоримо про текстовий аналіз, ентропія

може бути використана для вимірювання різноманітності чи невизначеності слів у тексті[44].

Основна ідея ентропійного аналізу полягає в тому, що впорядкований або регулярний набір даних матиме меншу ентропію, тоді як випадковий, невпорядкований набір даних буде мати більшу ентропію.

Основні етапи ентропійного аналізу:

1. *Обчислення ймовірностей*: Для текстового аналізу це може включати визначення ймовірностей для кожного слова чи символу у тексті. Ймовірність може бути визначена як відношення кількості входжень конкретного слова до загальної кількості слів у тексті;
2. *розрахунок Ентропії*: Формула ентропії виглядає наступним чином:

$$H(X) = \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2(p(x_i)),$$

$H(X)$ - ентропія системи, n - кількість можливих подій (слів чи символів у тексті), $p(x_i)$ - ймовірність події x_i . Зазвичай використовується логарифм з основою 2, і тоді одиниця ентропії вимірюється в бітах;

3. менша ентропія вказує на меншу невизначеність та більшу впорядкованість у тексті. Зазвичай, чим більша ентропія, тим більше "хаосу" чи невизначеності в системі[44].

Ентропійний аналіз може бути використаний для визначення рівня різноманітності чи структурованості текстових даних. У текстах з меншою ентропією може бути більше визначених патернів чи структури.

1.4. Аналіз різних методів теорії складності та їх можливостей

Мультифрактальний аналіз, ентропійний аналіз та мережевий аналіз - це потужні методи теорії складності, які допомагають розуміти та аналізувати різні аспекти складних систем. Давайте зробимо порівняння цих методів і їх можливостей:

- *Мультифрактальний аналіз.* Мультифрактальний аналіз досліджує системи з багатьма масштабами та взаємодіями між компонентами. Допомагає зрозуміти різні рівні складності системи, де окремі частини можуть мати різні ступені фрактальності та взаємодіяти на різних масштабах. Застосовується в різних галузях, де важливо досліджувати структуру та властивості систем з багатьма рівнями деталізації [23].
- *Ентропійний аналіз.* Використовує поняття ентропії для аналізу ступеня невизначеності, непорядкованості або випадковості в системі. Вимірює кількість інформації та ступінь структурованості даних, алгоритмів, моделей та систем. Застосовується в теорії інформації, криптографії, аналізі даних та інших областях, де важливо розуміти ступінь невизначеності та передачі інформації [25].
- *Мережевий аналіз.* Досліджує взаємозв'язки та структуру систем, представляючи їх у вигляді мереж або графів. Допомагає зрозуміти ключові компоненти та зв'язки в системі, аналізувати властивості графів, виявляти спільноти та групи взаємодіючих вузлів, а також досліджувати потоки даних та інформації. Застосовується в соціології, біології, інформаційних технологіях, транспортних системах та інших галузях, де важливо аналізувати структуру та функціонування складних систем [22].

Загалом, кожен із цих методів має свої унікальні можливості та застосування, і вони можуть доповнювати один одного для отримання більш повного розуміння складних систем. Мультифрактальний аналіз дозволяє враховувати багатомасштабну структуру систем, ентропійний аналіз досліджує ступінь невизначеності та інформації в системі, а мережевий аналіз допомагає аналізувати структуру та взаємозв'язки між компонентами системи. Інтеграція цих методів дозволяє збагатити та розширити знання про складні системи, що є важливим для багатьох галузей науки та інженерії.

Ентропійний аналіз є важливою складовою теорії складності та може бути використаний для аналізу різних аспектів систем і процесів. Ентропійний аналіз допомагає визначити структуру та порядок в системі чи наборі даних. Він вимірює нерівномірність розподілу даних і може розкрити, де знаходяться концентровані та дисперсні зони [44].

Ентропійний аналіз може слугувати оцінкою складності системи чи процесу. Чим більший рівень ентропії, тим більша складність. Це може бути корисно для визначення рівня складності в обчислювальних задачах або в аналізі даних [44].

Ентропія допомагає виявити нерівномірність розподілу даних. Вона може бути використана для виявлення аномалій, важливих точок або взаємозв'язків, які можуть бути важливими у різних сферах, включаючи бізнес-аналітику, медицину та багато інших [44].

Ентропійний аналіз може допомогти визначити, скільки інформації потрібно для представлення або передачі даних в системі. Це важливо для оптимізації комунікацій та забезпечення ефективного обміну інформацією [44].

Ентропійний аналіз може бути використаний для оцінки якості моделей та прогнозів в різних областях, включаючи машинне навчання та штучний інтелект. Він допомагає визначити, наскільки добре модель або прогноз відповідає дійсності [44].

Ентропійний аналіз може бути використаний для прийняття рішень в умовах невизначеності. Він допомагає визначити, які варіанти мають більшу ентропію, і може служити важливим інструментом для оптимізації рішень [44].

Усі ці можливості ентропійного аналізу можуть бути корисними у різних галузях, включаючи науку, технологію, бізнес та освіту. Аналіз ентропії допомагає розуміти структуру та складність систем та процесів, що в свою чергу сприяє кращим рішенням та оптимізації діяльності [44].

Мережевий аналіз є потужним інструментом теорії складності та має широкий спектр можливостей для аналізу та оптимізації різних систем та процесів [40].

Мережевий аналіз може бути використаний для вивчення взаємодій між особами або групами у соціальних мережах. Він допомагає виявити важливих акторів, групи та впливові зв'язки [40].

У сфері інформаційних технологій мережевий аналіз допомагає вивчати структуру та взаємодію веб-сайтів, комп'ютерних мереж і соціальних медіа. Це корисно для оптимізації інтернет-маркетингу та кібербезпеки .

В біології мережевий аналіз використовується для вивчення взаємодій між біологічними об'єктами, такими як білки, гени та метаболічні шляхи. Він допомагає в розумінні біологічних систем та хвороб.

В галузі транспорту мережевий аналіз використовується для вивчення транспортних мереж та оптимізації маршрутів. Він допомагає покращити транспортну інфраструктуру та зменшити транспортну затор.

У вивченні екології мережевий аналіз допомагає виявляти взаємозв'язки між видами та екосистемами. Він може сприяти збереженню природи та управлінню ресурсами.

В освіті мережевий аналіз може бути використаний для вивчення структури навчальних програм, взаємодій учнів та вчителів, а також для адаптації навчання до потреб кожного учня.

У фінансах мережевий аналіз використовується для вивчення фінансових взаємодій та ризиків. Він допомагає в управлінні портфелем, прогнозуванні фінансових ринків та ризик-аналізі.

Мережевий аналіз дозволяє виявляти структуру, взаємодії та властивості різних систем та процесів, що допомагає приймати кращі рішення та оптимізувати діяльність в різних галузях. Він став важливим інструментом для дослідження та управління складністю в сучасному світі [40].

Мультифрактальний аналіз є потужним інструментом в теорії складності, який дозволяє вивчати системи та процеси з різними рівнями структури та складності [37].

Мультифрактальний аналіз дозволяє вивчати розподіл даних в областях з різними структурами та інтенсивністю. Він може бути використаний для виявлення нерівномірності в даних, яка може вказувати на важливі зміни чи аномалії [37].

В обробці зображень мультифрактальний аналіз допомагає визначити структуру та текстуру зображення, що корисно для відокремлення об'єктів на зображенні та визначення їхніх характеристик.

Мультифрактальний аналіз використовується для аналізу фінансових ринків та визначення складних структур цінних графіків та волатильності.

У метеорології мультифрактальний аналіз може бути використаний для аналізу різних параметрів погоди, включаючи температуру, вологість та вітряні швидкості.

У біології мультифрактальний аналіз допомагає вивчати генетичні послідовності та інші біологічні дані для виявлення складних шаблонів та структур .

У бізнесі мультифрактальний аналіз може використовуватися для аналізу різних аспектів підприємницької діяльності, включаючи фінансовий облік, логістику та аналітику клієнтів .

Мультифрактальний аналіз може бути використаний для вивчення складних динамічних систем, таких як кліматичні моделі, фізичні системи та геофізичні явища [39].

Мультифрактальний аналіз дозволяє виявляти різні рівні структури та складності в різних типах даних і систем, що може бути важливим для кращого розуміння та оптимізації різноманітних явищ і процесів у науці, технології та інших галузях [39].

1.5. Висновки до розділу 1

У розділі були представлені різні методи теорії складності, включаючи ентропійний аналіз, мультифрактальний аналіз та мережевий аналіз, а також їхні можливості і застосування в різних галузях.

Методи теорії складності можна використовувати в різних галузях, від науки до бізнесу, для аналізу та оптимізації різноманітних систем і процесів.

Ентропійний аналіз дозволяє оцінювати структуру та складність системи, визначати нерівномірність розподілу інформації і використовується для оптимізації різних процесів, включаючи навчання, прийняття рішень та багато інших.

Мультифрактальний аналіз є корисним інструментом для вивчення різних рівнів структури та складності в системах та даних. Він знаходить застосування в обробці зображень, біології, фінансах, метеорології та багатьох інших галузях.

Мережевий аналіз дозволяє вивчати взаємодії та структуру мереж, що може бути важливим в соціальних науках, інформаційних технологіях, біології, екології та інших галузях.

Ентропійний аналіз, мультифрактальний аналіз та мережевий аналіз допомагають розуміти структуру та взаємодії між компонентами системи, що є важливим для прийняття рішень та оптимізації діяльності.

Методи теорії складності, зокрема ентропійний аналіз, мультифрактальний аналіз та мережевий аналіз, можуть бути корисними інструментами для покращення інклюзивної освіти. Вони допомагають адаптувати навчання до потреб різних учнів та оптимізувати навчальні процеси.

Методи теорії складності відіграють важливу роль у сучасних наукових дослідженнях та допомагають вирішувати складні завдання, включаючи аналіз

даних великих обсягів, вивчення біологічних систем, аналіз соціальних мереж і багато інших завдань.

В цілому, теорія складності та її методи відкривають нові можливості для розуміння та оптимізації складних систем та процесів у різних галузях і впливають на наше сучасне суспільство та науковий прогрес.

РОЗДІЛ 2. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ В ІНКЛЮЗИВНІЙ ОСВІТІ

2.1. Реалізація методів теорії складності задля аналізу тексту

Реалізація методів теорії складності для аналізу тексту - це значущий крок у розумінні складності мовлення та змісту текстової інформації. Методи теорії складності можуть бути застосовані для вимірювання різних параметрів тексту, таких як складність речень, кількість унікальних слів, розподіл частоти слів тощо. Аналіз складності тексту за допомогою методів теорії складності може допомогти виявити різні аспекти тексту, які важливі для розуміння чи взаємодії з аудиторією[7].

Наприклад, ентропійний аналіз може вимірювати ступінь невизначеності тексту, мережевий аналіз може відображати зв'язки між словами чи концепціями у тексті, а мультифрактальний аналіз дозволяє розглядати структурну складність тексту на різних масштабах.

Впровадження цих методів у аналіз тексту може допомогти в оцінці рівня складності тексту, створенні адаптивних програм для навчання чи взаємодії з аудиторією, а також у покращенні комунікації та передачі інформації [7].

Для реалізації методів теорії складності в *мережевому аналізі* даних, конвертованого тексту по довжині речень, ви можете використовувати бібліотеку NetworkX в мові програмування Python. Спершу потрібно перетворити текст на мережу, де вузли представляють речення, а ребра показують зв'язки між реченнями на основі їхньої структури чи змісту [14].

Нижче наведено приклад реалізації аналізу тексту та побудови мережі на основі довжини речень та їх зв'язків:

“

```
import networkx as nx  
import re  
from nltk.tokenize import sent_tokenize  
# Текст, який потрібно аналізувати
```

```
text = "Це перше речення. Це друге речення. Третє речення містить більше слів. Четверте речення – останнє."
```

```
# Розділяємо текст на речення
```

```
sentences = sent_tokenize(text)
```

```
# Ініціалізуємо порожню неорієнтовану мережу
```

```
G = nx.Graph()
```

```
# Додаємо вузли до мережі, де вузол представляє речення
```

```
for i, sentence in enumerate(sentences):
```

```
    G.add_node(i, text=sentence)
```

```
# Приклад визначення зв'язків між реченнями (за припущенням)
```

```
for i in range(len(sentences)):
```

```
    for j in range(i + 1, len(sentences)):
```

```
        # Ваша логіка визначення зв'язків між реченнями
```

```
        # Можливо, використовуючи довжину речень, структуру чи інший
```

```
критерій
```

```
# Обчислюємо ключові метрики мережі (наприклад, центральність за ступенем)
```

```
degree centrality = nx.degree centrality(G)
```

```
# Виводимо результати
```

```
for node, centrality in degree centrality.items():
```

```
    print(f"Речення {node}: Центральність за ступенем = {centrality}")
```

```
” [16].
```

В цьому прикладі ми поділили вхідний текст на речення та створили мережу, де вузли відображають речення. Далі визначте зв'язки між реченнями, засновані на ваших критеріях (довжина, схожість тощо). Ви можете застосувати методи теорії складності до цієї мережі для аналізу тексту та виявлення ключових аспектів даних [16].

Для реалізації методів теорії складності, зокрема *ентропійного аналізу*, на конвертованому тексті по довжині речень ви можете використовувати бібліотеку

EntropyHub в мові програмування Python. Перш за все, вам потрібно імпортувати цю бібліотеку, і потім визначити функції для обчислення ентропії та інших метрик [25].

Ось приклад реалізації коду для обчислення ентропії на основі конвертованого тексту, де текст розділений на речення:

“

```
from EntropyHub import entropy
```

```
# Текст, який потрібно аналізувати
```

```
text = "Це перше речення. Це друге речення. Третє речення містить більше  
слів. Четверте речення – останнє."
```

```
# Розділяємо текст на речення
```

```
sentences = text.split(".")
```

```
# Обчислюємо ентропію для кожного речення
```

```
sentence_entropies = []
```

```
for sentence in sentences:
```

```
    sentence_entropy = entropy.calculate_entropy(sentence)
```

```
    sentence_entropies.append(sentence_entropy)
```

```
# Виводимо результати
```

```
for i, sentence_entropy in enumerate(sentence_entropies):
```

```
    print(f"Речення {i + 1}: Ентропія = {sentence_entropy}")
```

```
“[43].
```

У цьому прикладі ми використали бібліотеку EntropyHub для обчислення ентропії для кожного речення в тексті, розділеному за допомогою крапки.

Для реалізації методів теорії складності, зокрема *мультифрактального аналізу*, на конвертованому тексті по довжині речень ви можете використовувати бібліотеку neurokit2 в мові програмування Python. Neurokit2 надає інструменти для аналізу даних, включаючи аналіз біомедичних сигналів, тексту та багато іншого [56].

Ось приклад реалізації коду для використання бібліотеки neurokit2 для мультифрактального аналізу тексту, де текст розділений на речення:

“

```
import neurokit2 as nk
import numpy as np
# Текст, який потрібно аналізувати
text = "Це перше речення. Це друге речення. Третє речення містить більше
слів. Четверте речення – останнє."
# Розділяємо текст на речення
sentences = text.split(".")
# Обчислюємо мультифрактальні метрики для кожного речення
sentence_multi_fractal = []
for sentence in sentences:
    # Перетворюємо текст речення в числовий вектор (приклад: можливо,
використовуючи кількість літер)
    numerical_vector = np.array([len(word) for word in sentence.split()])
    # Обчислюємо мультифрактальні метрики
    mf_metrics = nk.mf_dfa(numerical_vector)
    sentence_multi_fractal.append(mf_metrics)
# Виводимо результати
for i, mf_metrics in enumerate(sentence_multi_fractal):
    print(f"Речення {i + 1}: Мультифрактальні метрики = {mf_metrics}")
```

“ [55].

У цьому прикладі ми використовуємо бібліотеку neurokit2 для обчислення мультифрактальних метрик на основі довжини слів у кожному реченні.

2.2. Застосування методів теорії складності в інклюзивній освіті

Застосування методів теорії складності в інклюзивній освіті може бути корисним для аналізу та порівняння різних аспектів навчання учнів з різними освітніми потребами. Використання методів теорії складності в контексті

інклюзивної освіти виявляється важливим і перспективним підходом до покращення навчання учнів з різними освітніми потребами. Ці методи дозволяють проводити дослідження та аналіз текстів, що має на меті розуміння та порівняння складності мовлення та освоєння матеріалів учнями [41].

Аналіз тексту методами теорії складності дозволяє ідентифікувати важкі для розуміння слова, фрази чи концепції для учнів, що в свою чергу дає можливість підготувати індивідуальні навчальні програми та підходи для підтримки їхнього навчання. Це дозволяє персоналізувати навчання, адаптуючи матеріали та методи навчання під особливості кожного учня [41].

Крім того, використання методів теорії складності дає змогу ефективно вимірювати прогрес учнів, виходячи зі змін у рівні складності їхніх текстів у часі. Це створює можливість для постійного моніторингу та оцінки, а також для виявлення можливих змін у навчанні [41].

Застосування методів теорії складності також відкриває можливості для розробки індивідуальних рекомендацій у навчанні, адаптації навчальних матеріалів, що відповідають потребам учнів. Це сприяє створенню більш ефективних навчальних стратегій та підходів, підвищуючи якість навчання та підтримки учнів інклюзивних класів. Ось деякі можливі застосування методів теорії складності в контексті інклюзивної освіти:

1. Аналіз тексту для порівняння учнів: Ви можете використовувати методи теорії складності для аналізу письмового тексту, створеного учнями. Цей аналіз може допомогти виявити різницю у рівнях складності мовлення між звичайними учнями та учнями на інклюзивному навчанні. Наприклад, ви можете оцінювати середню довжину речень, складність вживання слів, рівень структурованості тощо.
2. Виявлення потреб учнів: Аналіз методами теорії складності може допомогти ідентифікувати освітні потреби учнів. Наприклад, ви можете використовувати методи аналізу тексту, щоб визначити, які

слова або концепції є найбільш складними для розуміння конкретними учнями, і розробити індивідуальні підходи для надання підтримки.

3. Рекомендації в навчанні: На основі аналізу текстів та використання методів теорії складності, можна створити індивідуальні рекомендації для навчання учнів на інклюзивному навчанні. Наприклад, ви можете розробити рекомендації щодо рівня складності матеріалів, які надаються учням, чи обрати певні навчальні методи, що підходять для конкретних потреб.
4. Моніторинг та оцінка прогресу: Методи теорії складності можуть бути використані для моніторингу та оцінки прогресу учнів. Ви можете аналізувати зміни в складності їх текстів і порівнювати їх з раніше виконаними завданнями, щоб визначити, як вони розвиваються в навчанні.
5. Адаптація навчальних матеріалів: Методи теорії складності можуть бути використані для адаптації навчальних матеріалів, щоб вони відповідали потребам учнів з різними освітніми потребами. Ви можете визначити, які частини матеріалів можуть бути складними для конкретних учнів і адаптувати їх, щоб зробити навчання більш ефективним [41].

Застосування методів теорії складності в інклюзивній освіті може сприяти покращенню навчання та підтримки учнів з різними освітніми потребами, створюючи більш індивідуальні та ефективні навчальні стратегії.

2.3. Висновки до розділу 2

Використання методів теорії складності в інклюзивній освіті виявляється дуже перспективним підходом, який може значно поліпшити навчання учнів з різними освітніми потребами. Аналіз текстів та інших навчальних матеріалів з використанням методів теорії складності дозволяє створювати більш індивідуалізовані підходи до навчання, адаптувати програми та матеріали під конкретні потреби учнів, а також створювати індивідуальні рекомендації для покращення навчального процесу.

Застосування методів теорії складності також дає змогу ефективно вимірювати прогрес учнів, досліджувати досягнення та виявляти можливі зміни у навчанні. Це дозволяє вчителям та фахівцям у галузі освіти більш точно планувати і реалізовувати підтримку учнів на інклюзивному навчанні.

Реалізація коду методів теорії складності, таких як ентропійний, мережевий та мультифрактальний аналіз, дає можливість автоматизувати цей процес та зробити аналіз більш об'єктивним та точним. Використання відповідних бібліотек та інструментів спрощує обробку даних та надає можливість виокремити важливу інформацію для подальшого покращення навчального процесу.

Загалом, використання методів теорії складності може допомогти створити більш ефективні підходи до навчання учнів з різними освітніми потребами.

РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ АНАЛІЗУ ТЕКСТУ МЕТОДАМИ ТЕОРІЇ СКЛАДНОСТІ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ПОДАЛЬШОЇ МЕТОДИКИ НАВЧАННЯ

3.1. Аналіз тексту методами теорії складності

Запит на ефективність освіти для учнів з різними особливостями набуває все більшої актуальності у сучасному освітньому середовищі. Здійснення адекватної оцінки та порівняння результатів звичайних та учнів з особливими потребами є ключовим фактором у визначенні оптимальних підходів до навчання.

Для порівняльного аналізу текстів звичайного учня та тексту учня з особливими потребами, ми використали підхід конвертації слів у числа, що відображають їхню довжину у символах. Цей метод є спрощеним, але надає можливість порівняти розподіл довжини слів у різних текстах. Осі відповідні графіки конвертованого тексту двох учнів:

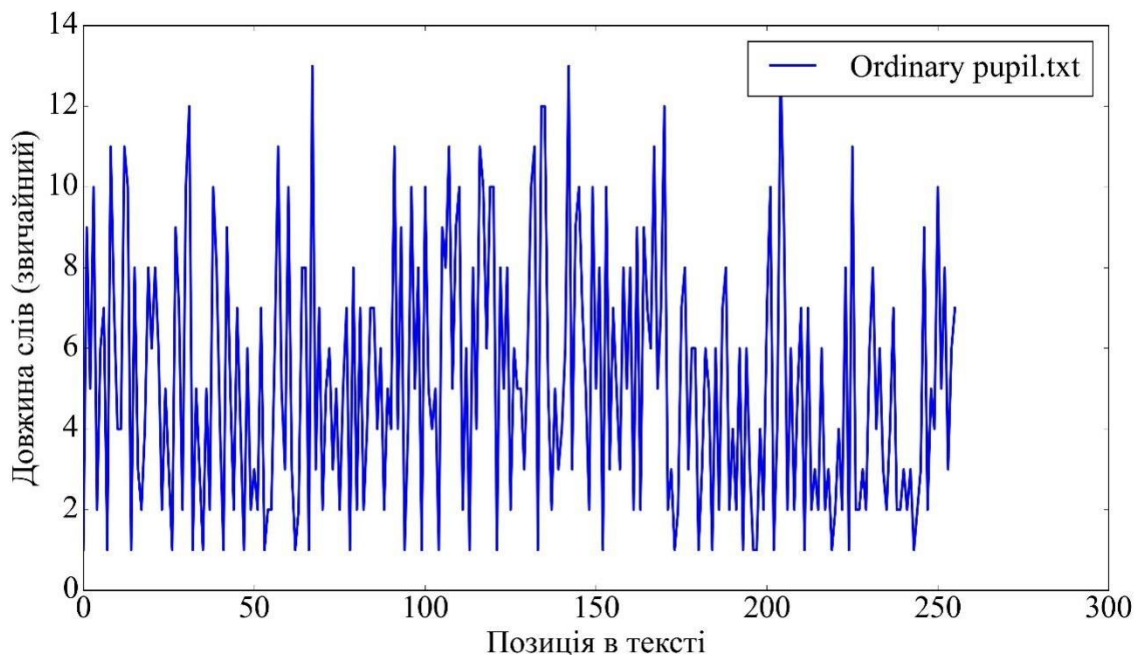


Рис. 1.1. Довжина слів тексту звичайного учня.

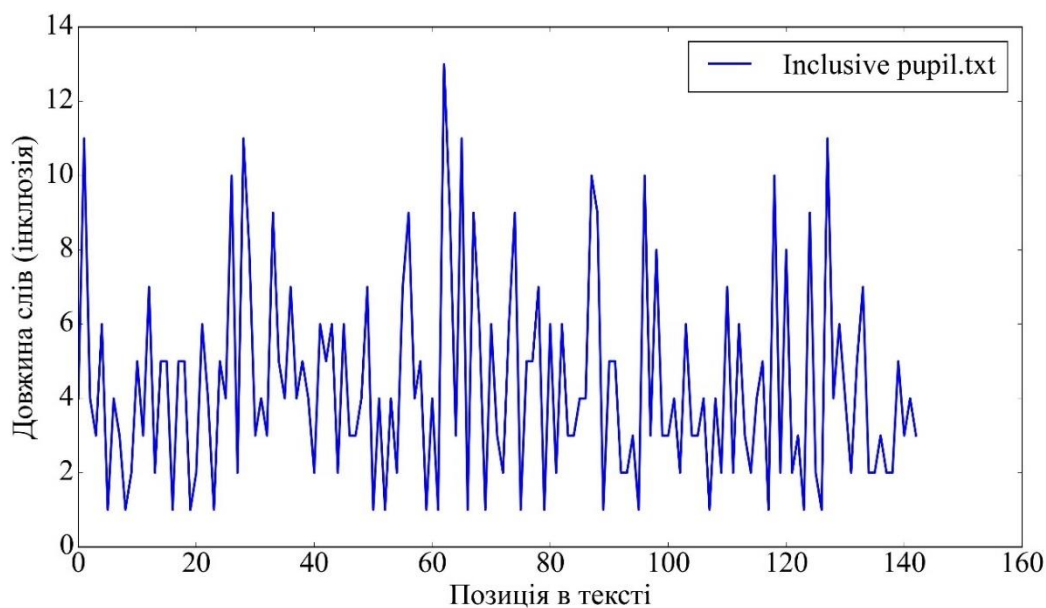


Рис. 1.2. Довжина слів тексту учня з особливими потребами.

Ентропійний аналіз тексту, застосований до текстів звичайного учня та учня з особливими потребами, може допомогти зрозуміти різноманітність і структуру їхнього мовлення. Я підбрала алгоритми, які показали коректні результати аналізу для кожного тексту. Attention entropy (Ентропія уваги), Bubble entropy (Ентропія бульбашки), Cosine similarity entropy (Ентропія косинусної подібності), Conditional entropy (Умовна ентропія), Gridded distribution entropy (Ентропія сітчастого розподілу), Dispersion entropy (Ентропія дисперсії), Permutation entropy (Ентропія перестановки), Phase entropy (Ентропія фази) – методи, які були використані для аналізу тексту звичайного учня та учня з особливими потребами. Розглянемо більш детально всі методи ентропійного аналізу.

Метод перший, відомий як **ентропія уваги (Attention entropy)**, ентропія уваги - це міра невизначеності в розподілі уваги. Вона використовується в моделях машинного навчання, що використовують увагу, щоб оцінити, наскільки увагу розподілена рівномірно.

Ентропія уваги визначається як:

$$\text{ентропія_уваги} = - \sum_{i=1}^n p(a_i) \log(p(a_i))$$

де $p(a_i)$ - ймовірність того, що увагу буде розподілено на i -й елемент, n - кількість елементів, на які може бути розподілено увагу [25].

Ентропія уваги може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Виявлення аномалій у розподілі уваги
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання, що використовують увагу

Ентропія бульбашки (Bubble entropy) – це метод машинного навчання, який використовується для виявлення аномалій у даних. Він працює шляхом поділу даних на групи, які називаються бульбашками. Кожна бульбашка містить точки даних, які мають схожі значення. Bubble entropy потім вимірює, наскільки щільно упаковані точки даних у кожній бульбашці. Якщо точки даних у бульбашці упаковані дуже щільно, це означає, що вони, ймовірно, є нормальним значенням. Якщо точки даних у бульбашці упаковані дуже нещільно, це може бути ознакою аномалії.

Bubble entropy працює за наступним алгоритмом:

1. Дані поділяються на групи, які називаються бульбашками.
2. Для кожної бульбашки обчислюється щільність.
3. Аномалії виявляються шляхом визначення бульбашок з низькою щільністю.

Щоб обчислити щільність бульбашки, Bubble entropy використовує наступну формулу:

$$\text{щільність} = \frac{n}{A}$$

, де n - кількість точок даних у бульбашці, A - площа бульбашки [25].

Якщо щільність бульбашки нижче певного порога, вона вважається аномалією. Цей поріг зазвичай визначається вручну або за допомогою методу машинного навчання, такого як навчений набір правил.

Bubble entropy має кілька переваг порівняно з іншими методами виявлення аномалій. Він простий у реалізації і не вимагає великої кількості даних для навчання. Крім того, він може виявляти аномалії в різних типах даних, включаючи числові, текстові та графові дані.

Однак Bubble entropy також має деякі недоліки. Він може бути ненадійний для виявлення невеликих аномалій. Крім того, він може бути чутливий до шуму в даних.

Bubble entropy може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Моніторинг систем для виявлення збоїв або інших проблем.
- Обробка даних для виявлення шахрайства або інших зловживань.
- Оцінка якості даних.

Косинусна подібність - це міра подібності між двома векторами. Вона визначається як добуток векторів, поділений на їхню довжину.

$$\text{косинусна_подібність}(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \cdot \|y\|}$$

, де x і y - два вектори, $\|x\|$ - довжина вектора x , $\|y\|$ - довжина вектора y [25].

Косинусна подібність може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Пошук подібних документів
- Кластеризація даних
- Виявлення аномалій

Косинусна подібність ентропії (Cosine similarity entropy) - це метод, який використовує косинусну подібність для оцінки ентропії набору даних. Ентропія - це міра невизначеності в даних [25].

Для розрахунку косинусної подібності ентропії необхідно спочатку обчислити косинусну подібність між усіма парами векторів у наборі даних. Потім, для кожного вектору, можна обчислити ентропію його косинусних подібностей з іншими векторами.

$$\text{ентропія}(x) = - \sum_{y \in X} p(y) \log(p(y))$$

, де x – вектор, X - набір даних, $p(y)$ - ймовірність, що косинусна подібність між векторами x і y буде дорівнювати y [25].

Ентропія косинусних подібностей може використовуватися для виявлення аномалій у наборі даних. Аномальні точки даних, як правило, мають нижчу ентропію косинусних подібностей, ніж нормальні точки даних.

Умовна ентропія (Conditional entropy) - це міра невизначеності в одній випадковій змінній, коли відома інша випадкова змінна. Вона визначається як:

$$H(X|Y) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log(p(x|y))$$

, де X - випадкова змінна, Y - випадкова змінна, $p(x, y)$ - спільна ймовірність того, що випадкова змінна X прийме значення x і випадкова змінна Y прийме значення y , $p(x|y)$ - умовна ймовірність того, що випадкова змінна X прийме значення x , якщо випадкова змінна Y прийняла значення y [25].

Умовна ентропія може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Вимірювання взаємозв'язку між двома випадковими змінними
- Виявлення аномалій у даних
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання

Ентропія сітки (Gridded distribution entropy) - це метод оцінки ентропії розподілу ймовірностей, що використовує дискретну сітку для представлення розподілу. Спочатку розподіл ймовірностей поділяється на ряд клітин сітки. Потім, для кожної клітини, обчислюється ймовірність того, що значення розподілу потрапить у цю клітину. Нарешті, ентропія розподілу обчислюється як сума ентропій кожної клітини сітки [25].

Ентропія сітки може бути використана для різних цілей, таких як:

- Вимірювання невизначеності в розподілі ймовірностей.
- Виявлення аномалій у даних.
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання.

Ентропія дисперсії (Dispersion entropy) - це міра невизначеності в розподілі ймовірностей, що використовує дисперсію для представлення розподілу. Вона визначається як:

$$H_D(X) = \frac{1}{2} \log \left(\frac{\pi e}{(2\sigma)^n} \right)$$

, де X - випадкова змінна, n - кількість вимірів випадкової змінної, σ - дисперсія випадкової змінної [25]

Ентропія дисперсії може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Вимірювання невизначеності в розподілі ймовірностей
- Виявлення аномалій у даних
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання

Ентропія перестановки (Permutation entropy) - це міра невизначеності в динамічній системі, що використовує перестановки для представлення динаміки системи. Вона визначається як:

$$H_P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{p \in S_n} P(p) \log(P(p))$$

, де S_n - група перестановок n елементів, $P(p)$ - ймовірність того, що перестановка p відбудеться [25].

Ентропія перестановки може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Виявлення хаосу в динамічних системах.
- Виявлення аномалій у даних.
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання.

Ентропія фази (Phase entropy) - це міра невизначеності в фазовому просторі динамічної системи. Вона визначається як:

$$H_P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{x \in X} p(x) \log(p(x))$$

, де X - фазовий простір системи, $p(x)$ - ймовірність того, що система буде в точці x [25].

Ентропія фази може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Виявлення хаосу в динамічних системах.
- Виявлення аномалій у даних.
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання.

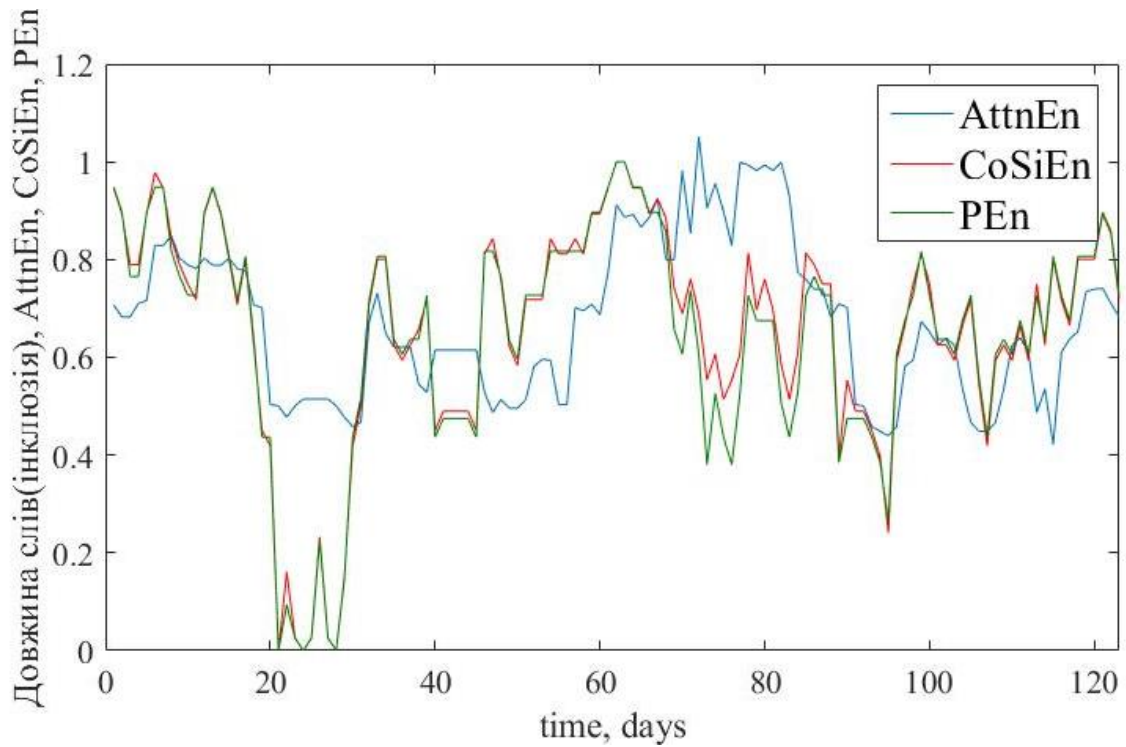


Рис. 1.3. Ентропійний аналіз тексту учня з особливими потребами (Attention entropy, Cosine similarity entropy, Phase entropy).

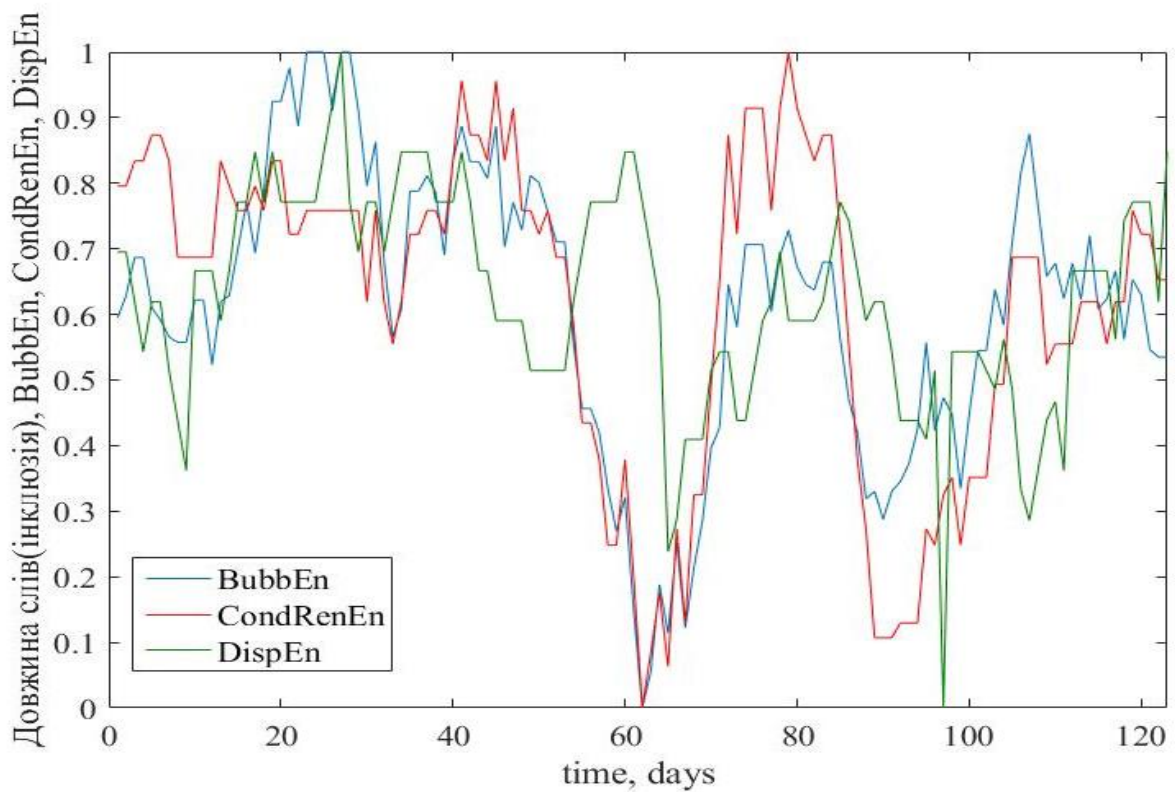


Рис. 1.4. Ентропійний аналіз тексту учня з особливими потребами (Bubble entropy, Conditional Renyi Entropy, Dispersion entropy).

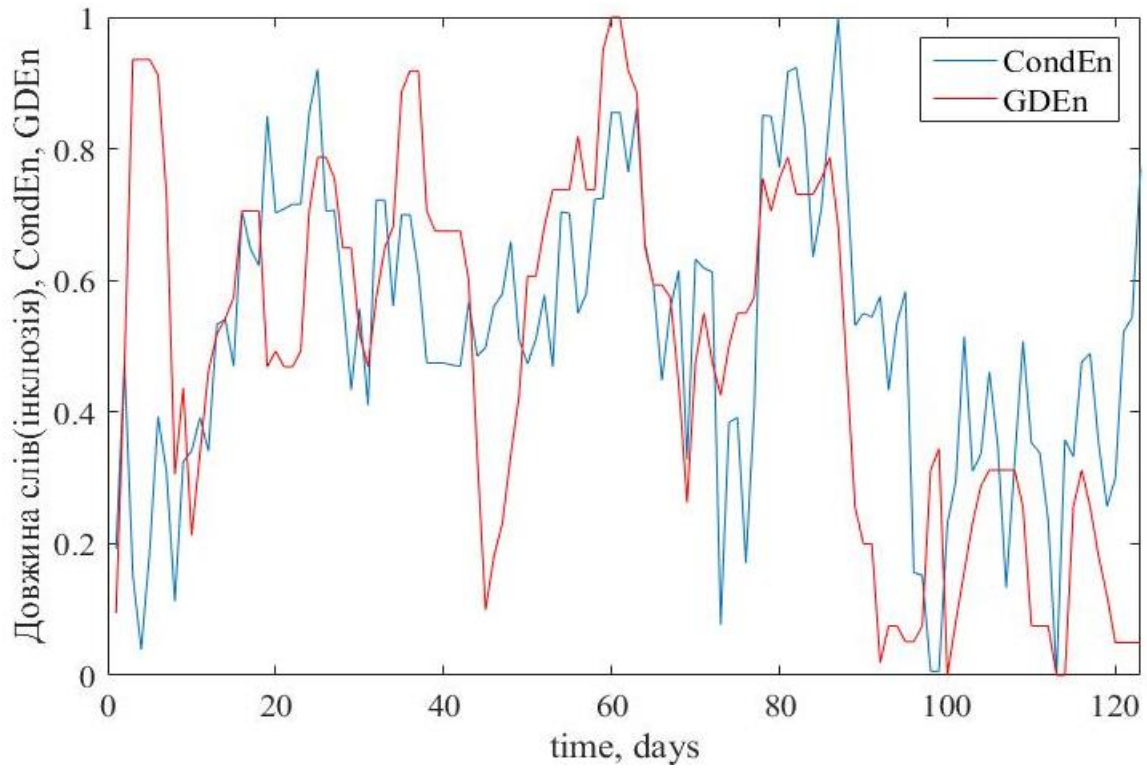


Рис. 1.5. Ентропійний аналіз тексту учня з особливими потребами (Conditional entropy, Gridded distribution entropy).

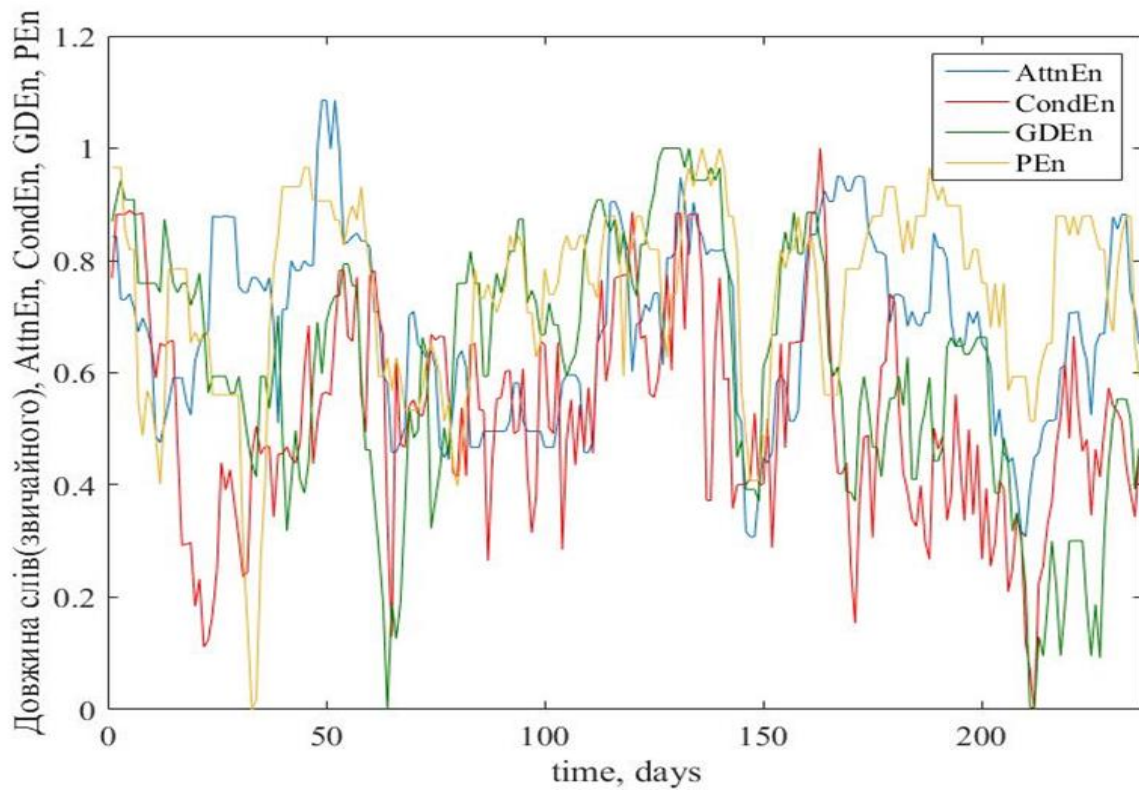


Рис. 1.6. Ентропійний аналіз тексту звичайного учня (Attention entropy, Conditional entropy, Gridded distribution entropy, Phase entropy)

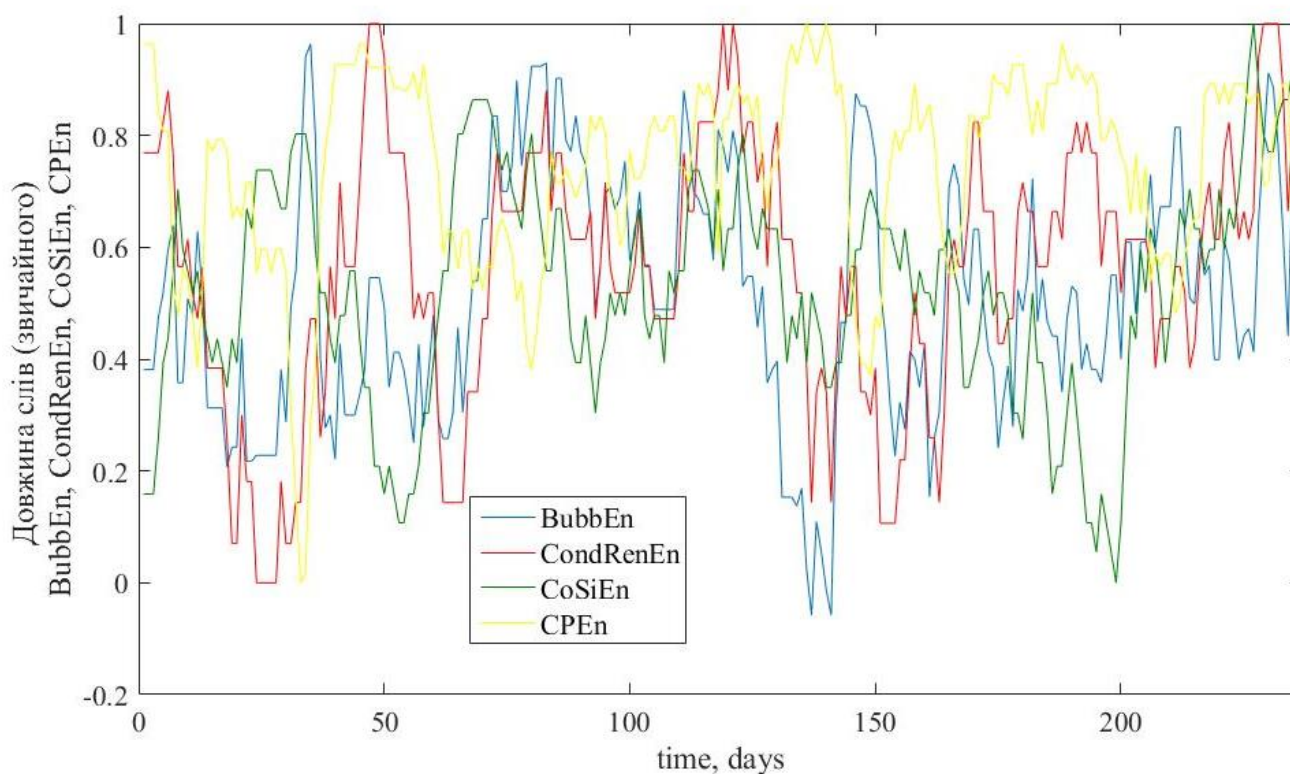


Рис. 1.7. Ентропійний аналіз тексту звичайного учня(Bubble entropy, Conditional Renyi Entropy, Cosine similarity entropy, CPEn)

Ентропійний аналіз дозволив визначити, що мовлення учнів з особливими потребами має тенденцію бути менш різноманітним та непередбачуваним у порівнянні з мовленням звичайних учнів.

Виявлено, що учні з особливими потребами мають більш однорідну структуру тексту, оскільки їх мовлення має менше різноманітних елементів. За результатами дослідження у звичайних учнів мовлення є більш послідовним та структурованим.

Використання мережевого аналізу тексту для порівняння текстів звичайного учня та учня з особливими потребами може допомогти також виявити особливості та взаємодії у їхньому мовленні.

Алгебраїчна зв'язність - це міра незалежності підмножин фазового простору динамічної системи. Вона визначається як:

$$\lambda_2(L)$$

де L - оператор Лапласа фазового простору, λ_2 - другий власний вектор оператора Лапласа [57].

Алгебраїчна зв'язність може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Виявлення хаосу в динамічних системах
- Виявлення аномалій у даних
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання

Спектральний радіус - це міра ексцентризациї графа. Він визначається як:

$$r(G) = \max_i |\lambda_i|$$

, де G – граф, λ_i - i -й власний вектор оператора Лапласа графа[57].

Спектральний радіус може використовуватися для різних цілей, таких як:

- Виявлення кластерів у даних
- Виявлення аномалій у даних
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання

Спектральний момент - це міра розподілу власних чисел оператора Лапласа графа. Він визначається як:

$$m_k(G) = \frac{\sum_i |\lambda_i|^k}{n}$$

, де G – граф, λ_i - i -й власний вектор оператора Лапласа графа, n - кількість вершин графа [57].

Спектральні моменти можуть використовуватися для різних цілей, таких як:

- Виявлення кластерів у даних
- Виявлення аномалій у даних
- Покращення продуктивності моделей машинного навчання

Центральність близькості - це міра центральності в мережі, яка обчислюється як обернене значення середнього відстані найкоротшого шляху до всіх інших вузлів у графіку. Таким чином, чим більш центральний вузол, тим він

ближчий до всіх інших вузлів. Центральність близькості є корисною мірою для ідентифікації вузлів, які є важливими для потоку інформації або впливу в мережі.

Обчислення центральності близькості. Центральність близькості можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$C(v) = \frac{1}{n-1} \sum_{u \neq v} d(v, u)$$

, де $C(v)$ - центральність близькості вузла v , n - кількість вузлів у графіку, $d(v, u)$ - відстань найкоротшого шляху від вузла v до вузла u [57].

Центральність інформації - це міра центральності в мережі, яка вимірює, наскільки вузол важливий для потоку інформації в мережі. Центральність інформації може бути використана для ідентифікації вузлів, які є важливими для поширення інформації в мережі або для обміну інформацією між різними частинами мережі.

Центральність інформації можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$I(v) = \sum_{u \neq v} \frac{1}{d(v, u)}$$

, де $I(v)$ - центральність інформації вузла v , n - кількість вузлів у графіку, $d(v, u)$ - відстань найкоротшого шляху від вузла v до вузла u [57].

Центральність проміжності - це міра центральності в мережі, яка відображає, як часто вузол лежить на найкоротших шляхах між іншими вузлами. Вузол з високою центральністю проміжності стратегічно розташований для контролю потоку інформації або впливу в мережі.

Центральність проміжності можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma(s, t|v)}{\sigma(s, t)}$$

, де $C_B(v)$ - центральність проміжності вузла v , s - вузол у мережі, t - вузол у мережі, $\sigma(s, t)$ - загальна кількість найкоротших шляхів між s і t , $\sigma(s, t | v)$ - кількість найкоротших шляхів між s і t , які проходять через v [57].

Центральність гармонії - це міра центральності в мережі, яка вимірює, наскільки вузол важливий для потоку інформації в мережі. Центральність гармонії є інверсією центральності близькості.

Центральність гармонії можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$H(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v} \frac{1}{d(v,u)}}$$

, де $H(v)$ - центральність гармонії вузла v , $d(v, u)$ - відстань найкоротшого шляху від вузла v до вузла u [57].

Квадратне кластеризація - це метод кластеризації, який використовується для групування вузлів у мережі на основі їх близькості. Квадратне кластеризація працює шляхом обчислення відстані між кожною парою вузлів у мережі. Потім вузли об'єднуються в кластери, якщо відстань між ними є меншою за певний пороговий рівень. Для обчислення відстані між вузлами у квадратному кластеризації можна використовувати різні метрики. Деякі поширені метрики включають:

1. Евклідова відстань: Евклідова відстань - це найкоротша відстань між двома точками в евклідовому просторі;
2. манхеттенська відстань: Манхеттенська відстань - це сума абсолютних значень різниць між відповідними координатами двох точок;
3. чебишовська відстань: Чебишовська відстань - це максимальна різниця між відповідними координатами двох точок [57].

Обчислення кластерів. Після обчислення відстаней між усіма парами вузлів у мережі, вузли об'єднуються в кластери, використовуючи алгоритм

кластеризації. Деякі поширені алгоритми кластеризації, які можна використовувати для квадратного кластеризації, включають:

- Алгоритм кластеризації агломерації: Алгоритм кластеризації агломерації об'єднує вузли в кластери, починаючи з окремих вузлів і продовжуючи об'єднувати найближчі кластери до тих пір, поки всі вузли не будуть об'єднані в один кластер [57].
- Алгоритм кластеризації кластеризації: Алгоритм кластеризації кластеризації починає з одного кластера, що містить всі вузли в мережі, і потім розділяє кластер на два кластери, використовуючи певний критерій. Цей процес повторюється до тих пір, поки не буде досягнуто заданого числа кластерів [57].

Середнє ступеневе з'єднання - це міра з'єднання мережі, яка обчислюється як середня кількість ребер, пов'язаних з кожним вузлом. Середнє ступеневе з'єднання є інваріантом масштабу, тобто воно не залежить від розміру мережі.

Середнє ступеневе з'єднання можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$k_{av} = \frac{\sum_i k_i}{n}$$

, де k_{av} - середнє ступеневе з'єднання мережі, k_i - ступінь вузла i , n - кількість вузлів у мережі [57].

Щільність мережі - це міра того, наскільки зв'язана мережа. Щільність мережі обчислюється як відношення кількості ребер у мережі до максимально можливої кількості ребер, якщо всі вузли у мережі були б зв'язані один з одним.

Щільність мережі можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$d = \frac{m}{\frac{n(n-1)}{2}}$$

, де d - щільність мережі, m - кількість ребер у мережі, n - кількість вузлів у мережі [57].

Глобальна ефективність мережі - це міра того, наскільки ефективно інформація може поширюватися в мережі. Глобальна ефективність мережі обчислюється як середня відстань між будь-якими двома вузлами у мережі.

Глобальну ефективність мережі можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$E = \frac{1}{\sum_{i,j} d(i,j)}$$

, де E - глобальна ефективність мережі, $d(i,j)$ - відстань між вузлами i та j .

Переглянемо графіки мережевого аналізу для звичайного учня та учня з особливими потребами [57].

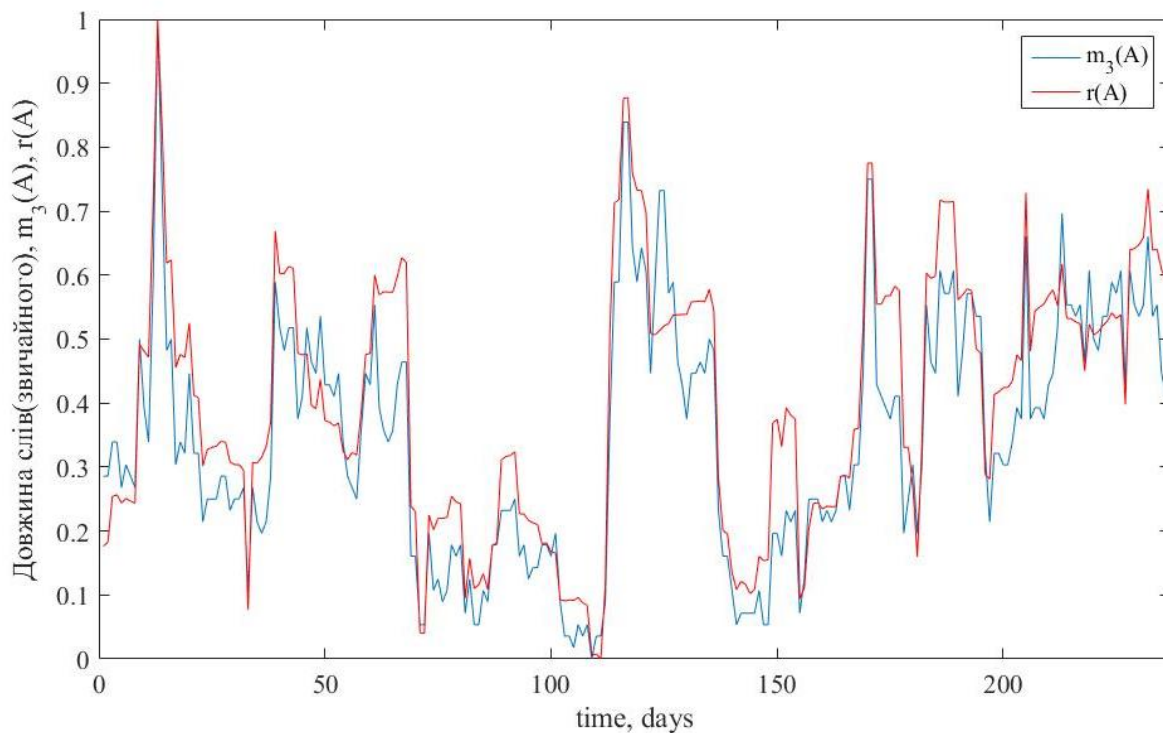


Рис. 2.1. Мережевий аналіз тексту звичайного учня.

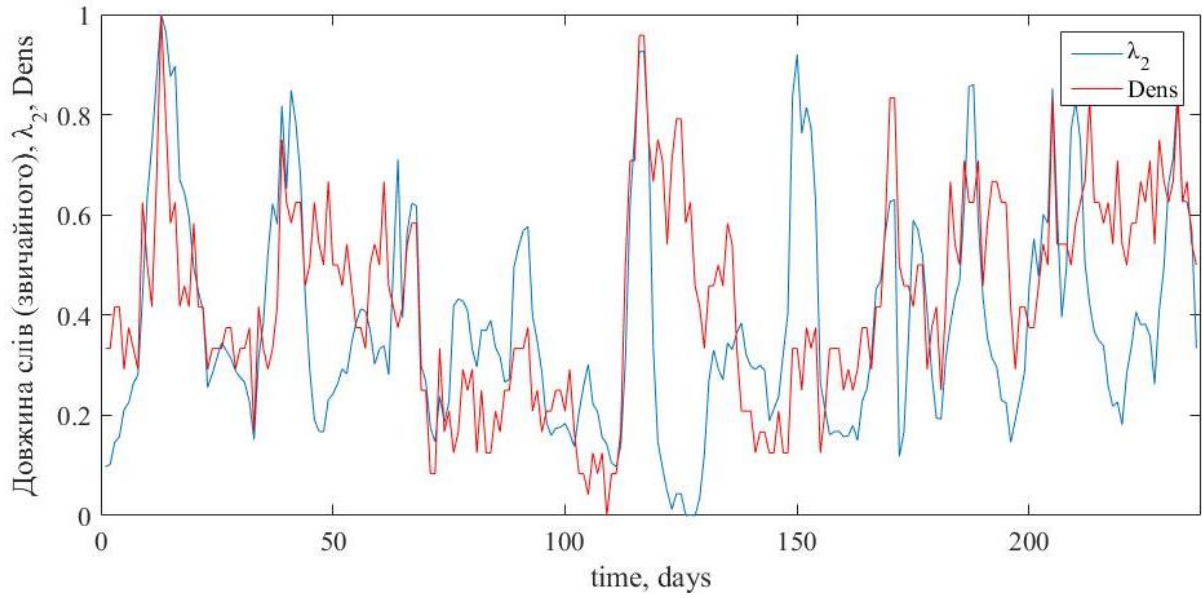


Рис. 2.2. Мережевий аналіз тексту звичайного учня.

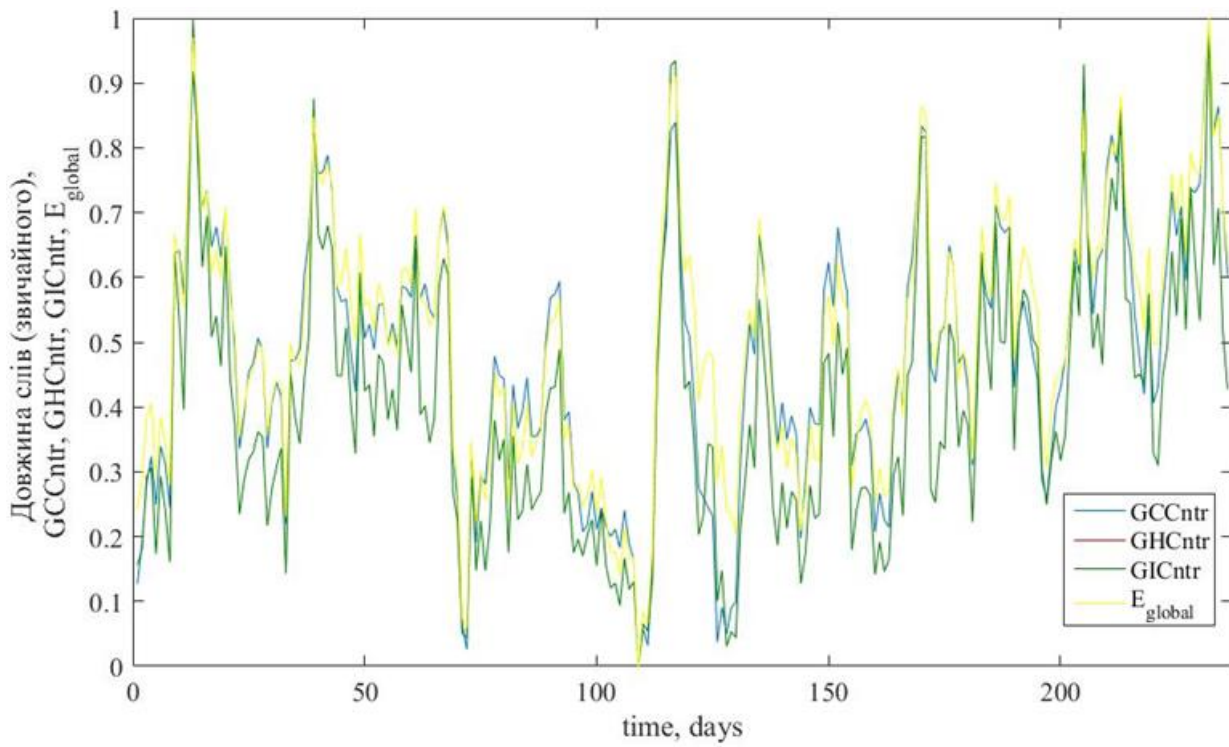


Рис. 2.3. Мережевий аналіз тексту звичайного учня.

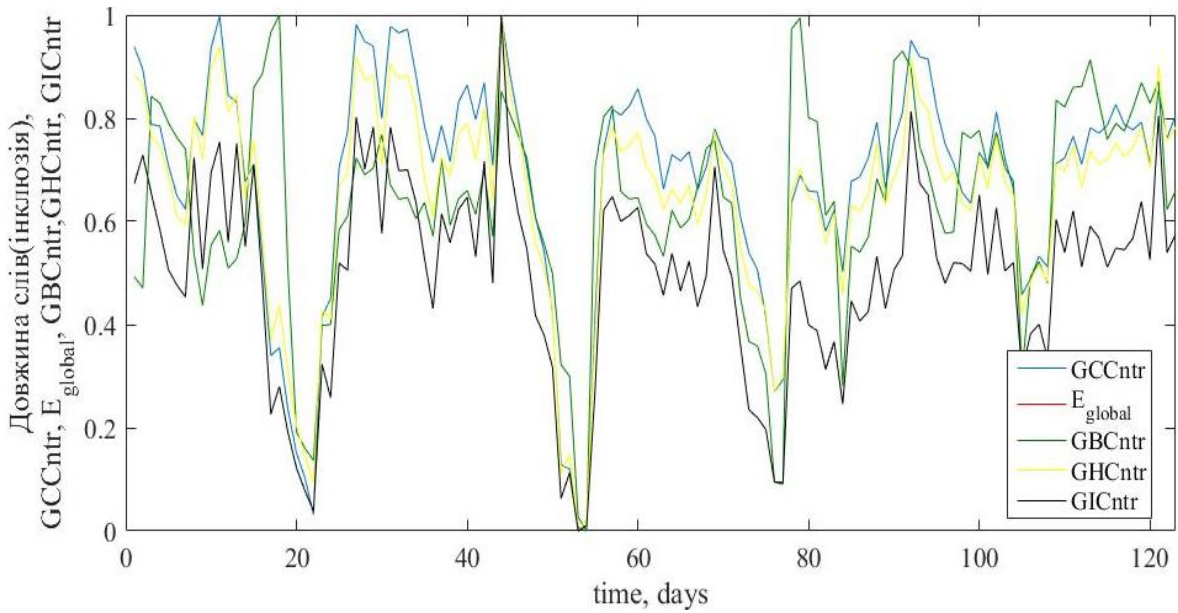


Рис. 2.4. Мережевий аналіз тексту учня з особливими потребами.

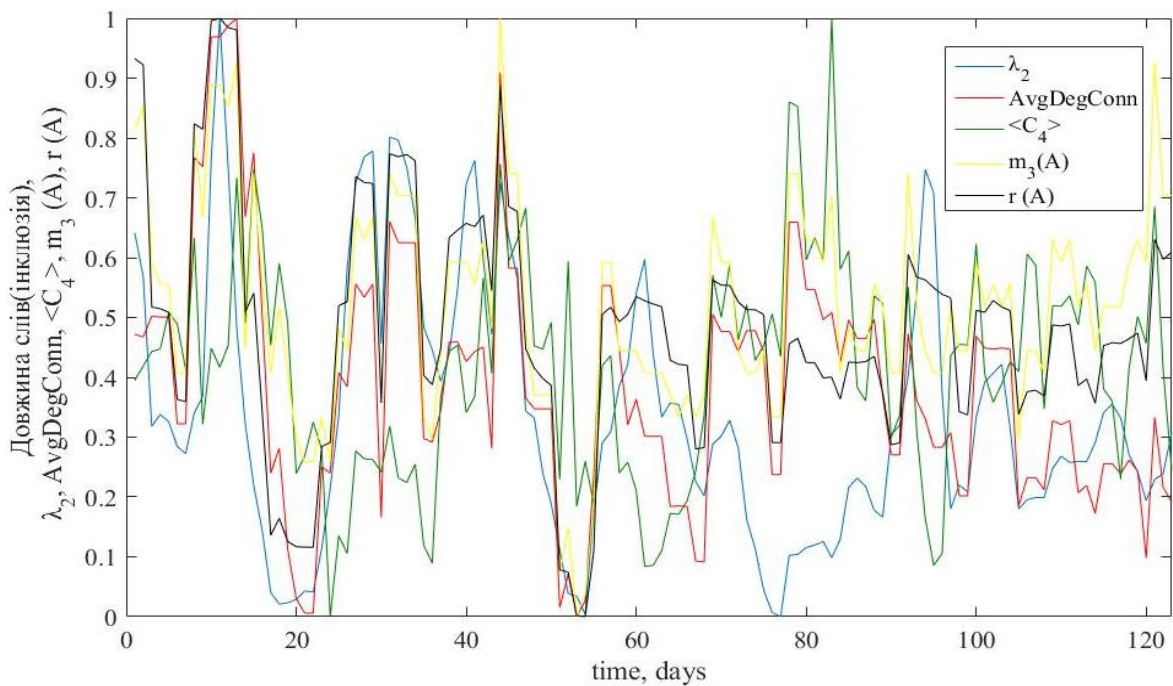


Рис. 2.5. Мережевий аналіз тексту учня з особливими потребами.

За допомогою мережевого аналізу ми побачили, що текст учня є більш структурованим та має більше взаємозв'язків між словами в порівнянні з мовленням учня з особливими потребами. Тобто текст звичайного учня складніше.

Розглянемо мультифрактальний аналіз тексту, який допомагає глибше розуміти складність та різноманітність мовлення учнів і виявити особливості їхнього мовлення. Цей аналіз може бути корисним для розробки індивідуальних підходів до навчання та підтримки учнів з особливими потребами. Я обрала методи, які найкраще впоралися зі своєю задачею.

Херста - це метод, який є мірою асиметрії розподілу даних.

Показник Херста можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$H = \frac{\sum_i \left(\frac{x_{2i} - x_i}{x_i} \right)^2}{\sum_i \left(\frac{x_{2i} - x_i}{x_i} \right)^4}$$

, де H - показник Херста, x_i - значення даних на масштабі i [23].

Бета - це метод, який є мірою зміни ймовірності того, що відстань між двома випадковими точками у даних дорівнює певному значенню.

Показник бета можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$\beta = \frac{d \log P(q)}{d \log q}$$

, де β - показник бета, $P(q)$ - ймовірність того, що відстань між двома випадковими точками у даних дорівнює q [23]

D₂ - це метод, який є мірою зміни кількості точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше певного значення один від одного.

Показник D_2 можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$D_2 = \lim_{q \rightarrow 0} \frac{\log N(q)}{\log q}$$

, де D_2 - показник D_2 , $N(q)$ - кількість точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше q один від одного [23]

Seveik - це метод, який є мірою зміни ймовірності того, що відстань між двома випадковими точками у даних дорівнює певному значенню.

Показник Seveik можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$Seveik = \frac{1}{\log(2)} \int_0^{\infty} \log(P(q)) dq$$

, де Seveik - показник Seveik, $P(q)$ - ймовірність того, що відстань між двома випадковими точками у даних дорівнює q [23].

NLDens - це метод, який є мірою зміни щільності даних при зміні масштабу.

Показник NLDens можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$NLDens = \int_0^{\infty} \frac{d \log N(q)}{d \log q} dq$$

, де NLDens - показник NLDens, $N(q)$ - кількість точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше q один від одного [23].

Гамма - це метод, який є мірою зміни середнього розміру фрактала при зміні масштабу.

Показник гамма можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$\gamma = \frac{d \log \tau(q)}{d \log q}$$

, де γ - показник гамма, $\tau(q)$ - середній розмір фрактала на масштабі q [23].

D_1 - це метод, який є мірою зміни кількості точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше певного значення один від одного.

Показник D_1 можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$D_1 = \lim_{q \rightarrow 0} \frac{\log N(q)}{\log q}$$

, де D_1 - показник D_1 , $N(q)$ - кількість точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше q один від одного [23].

D_f - це метод, заснований на використанні показника D_f , який є мірою того, як дані змінюються при зміні масштабу, який є мірою зміни кількості точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше певного значення один від одного.

Показник D_f можна обчислити за допомогою наступної формули:

$$D_f = \frac{\log N(q)}{\log q^f}$$

, де D_f - показник D_f , $N(q)$ - кількість точок у наборі даних, які знаходяться на відстані не більше q один від одного, f - експонента, яка визначає масштаб, на якому дані змінюються [23].

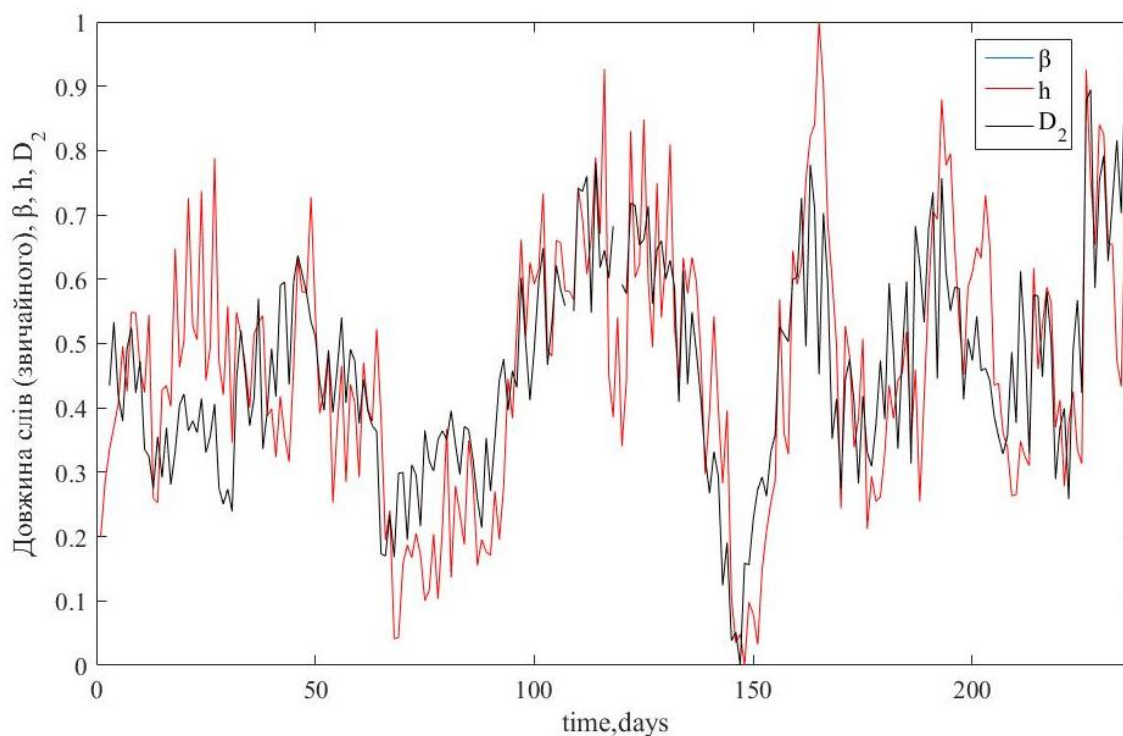


Рис. 3.1. Мультифрактальний аналіз тексту звичайного учня.

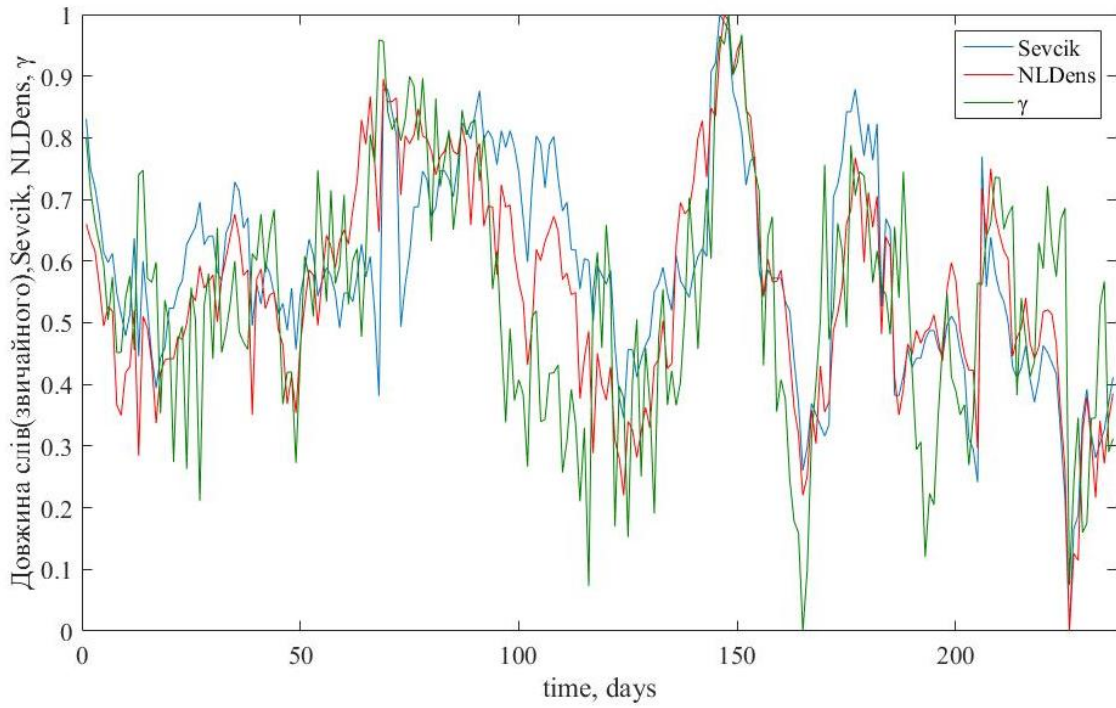


Рис. 3.2. Мультифрактальний аналіз тексту звичайного учня.

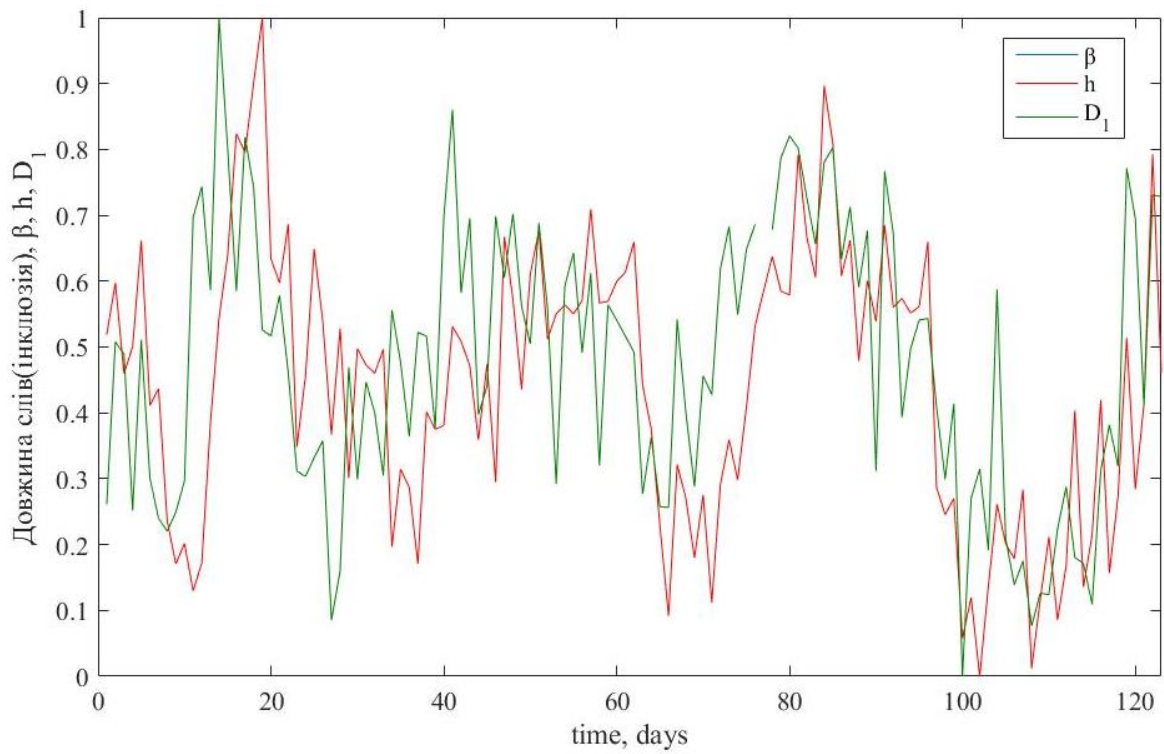


Рис. 3.3. Мультифрактальний аналіз тексту учня з особливими потребами.

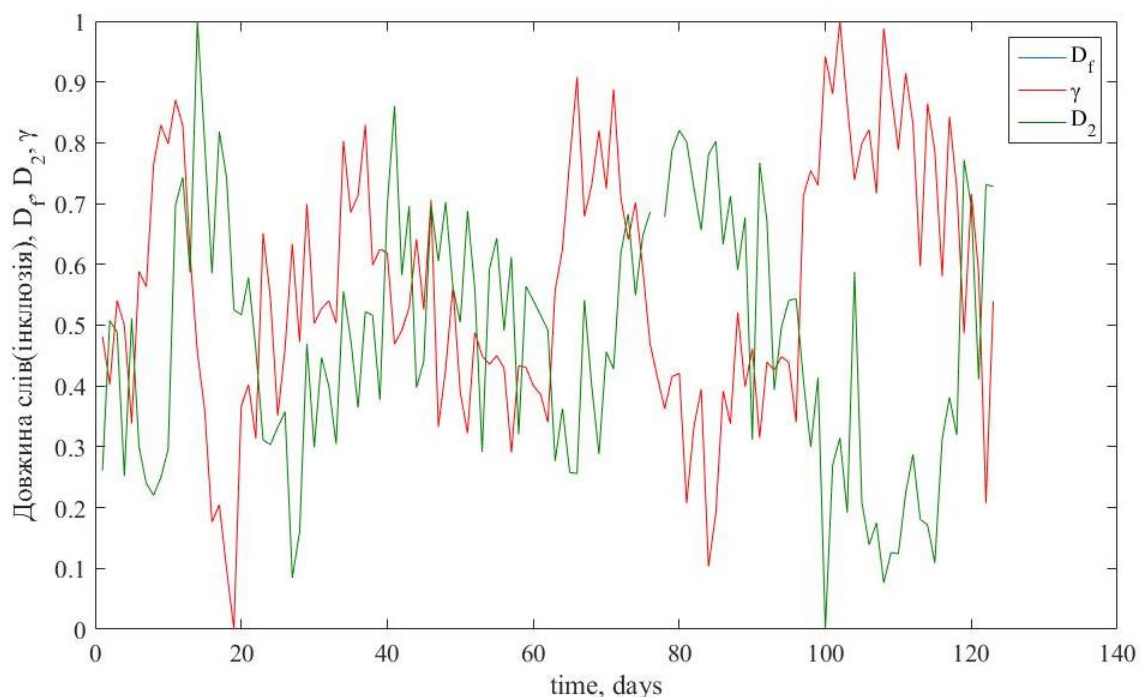


Рис. 3.4. Мультифрактальний аналіз тексту учня з особливими потребами.

Зазначимо результат аналізу мультифрактального аналізу: текст учня з особливими потребами є більш простим та односкладним, в порівнянні з тестом звичайного учня, який є більш різноманітним та складним.

Результати аналізу вказують на необхідність персоналізованого підходу до навчання учнів з особливими потребами. Вчителям та освітнім спеціалістам слід враховувати різницю у рівні різноманітності та структури мовлення при розробці програм та методів навчання.

3.2. Рекомендації щодо подальшої методики навчання

Розробка ефективної методики написання есе для інклюзивних дітей вимагає індивідуального підходу та розгляду конкретних потреб кожної дитини. Наведемо конкретні поради та вправи для поліпшення процесу написання есе:

- *Опитування та визначення інтересів.* Поспілкуйтеся з дитиною, щоб визначити її основні інтереси та теми, які вона відчуває себе комфортно. Можливо, вона вже має улюблену тему для написання есе.

- *Створення мозаїки слів.* Складіть разом із дитиною "мозаїку слів" на тему її есе. Запишіть на окремих картках слова або фрази, які пов'язані з темою. Далі дитина може використовувати ці картки для формування речень та ідеї.
- *Інтерактивна обговорення та мапа понять.* Проведіть інтерактивне обговорення теми з дитиною, питаючи її про її думки та досвід. Спробуйте разом створити "мапу понять" (concept map) або ментальну карту на тему, яка візуалізує головні ідеї та підтеми.
- *Планування есе.* Допоможіть дитині створити простий план для есе, де вказані заголовки розділів і короткі ключові ідеї для кожного розділу.
- *Збір інформації.* Пошук інформації може включати спільний перегляд книг, відео або ресурсів в Інтернеті. Покажіть дитині, як шукати та використовувати інформацію для її есе.
- *Підтримка написання.* Якщо дитина має труднощі з письмом, надайте можливість використовувати допоміжні засоби, такі як комп'ютер або голосовий диктофон, для запису ідей.
- *Редагування та коригування.* Разом із дитиною редагуйте та коригуйте написане есе. Наголосіть на важливості правильності та чіткості висловлення.
- *Заохочення та підтримка.* Завжди підтримуйте дитину та заохочуйте її намагання. Похваліть її за зусилля та досягнення.
- *Використання візуальних допоміжних засобів.* Якщо це можливо, додайте візуальні підказки, які допоможуть дитині легше розуміти тему та організувати її думки.
- *Підтримка у виявленні власного голосу.* Сприяйте розвитку власного голосу дитини та її виразності в есе. Нехай вона розповість свою історію та думки.

Ці вправи та рекомендації спрямовані на полегшення процесу написання есе для інклюзивних дітей та сприяють розвитку їхніх навичок виразного письма та самовираження.

Розширення словникового запасу для інклюзивної дитини вимагає особливого підходу та може бути адаптоване до її потреб. Розглянемо декілька вправ, які можуть допомогти:

- *Зорові картки зі словами.* Створіть картки зі словами та відповідними малюнками. Поясніть значення слова та покажіть малюнок, який його ілюструє.
- *Словникова гра "Знайди пару".* Напишіть слова на картках та згорніть їх на пів. Дитина повинна відкривати дві картки і шукати слова, які спільно позначені на картках, тобто слова зі схожими або протилежними значеннями.
- *Словниковий кросворд.* Створіть словниковий кросворд зі словами та питаннями для визначення значення кожного слова.
- *Ігровий словниковий диктант.* Обирайте слова, які дитина вивчає, та використовуйте їх у формі словникового диктанту під час гри.
- *Інтерактивне читання.* Читайте інклюзивній дитині казки або книги, під час яких вона може ставити питання та з'ясовувати значення незнайомих слів.
- *Використання аудіокниг та відеоуроків.* Використовуйте аудіокниги та відеоуроки для знайомства з новими словами, слухання вимови та контексту вживання.
- *Створення словникового журналу.* Разом із дитиною створюйте словниковий журнал, де вона може записувати нові слова та їхні визначення.

- *Словникова казка.* Разом з дитиною створіть казку, в якій вона повинна використовувати нові слова. Це допоможе закріпити їх в пам'яті.
- *Зображення речей.* Давайте дитині зображення предметів і спільно пишiть їх назви та визначення.
- *Словникові ігри в команді.* Грайте в словникові ігри, такі як "Хто знає більше слів з даної букви?" або "Знайди слова за певними правилами."

Ці вправи сприяють розвитку словникового запасу інклюзивної дитини, роблять процес вивчення слів цікавим та доступним для неї.

3.3. Висновки до розділу 3

Після застосування методів теорії складності для аналізу тексту учня з особливими потребами та звичайного учня можна зробити наступні висновки:

Ентропійний аналіз дозволив виміряти різноманітність та непередбачуваність слів у тексті. Використання цього методу показало, що мовлення учня з особливими потребами є менш різноманітним та творчим у порівнянні з звичайним учнем. Звичайний учень має більш різноманітне мовлення.

Мережевий аналіз дозволив виявити зв'язки та взаємодії між словами у тексті. Використання цього методу показало, що учень з особливими потребами має менш складні структури тексту, які відрізняються від тексту звичайного учня.

Мультифрактальний аналіз дозволив оцінити складність та різноманітність тексту. Використання цього методу показало, що мовлення учня з особливими потребами має однорідну структуру тексту, вказуючи на більшу складність та різноманітність виразу тексту звичайного учня.

З урахуванням висновків аналізу, важливо надавати індивідуалізовану підтримку дитині з особливими потребами, враховуючи її освітні потреби. Враховуючи більшу потребу в творчості мовлення учнів, важливо стимулювати їх креативність та виразність. Ефективним може бути використання різноманітних методик навчання, які сприяють розвитку різних аспектів мовлення та сприйняття інформації.

Аналіз тексту за допомогою методів теорії складності надає можливість краще розуміти особливості мовлення учнів з особливими потребами та розробляти індивідуальні стратегії для майбутнього розвитку.

ВИСНОВКИ

Зазначимо, що теорія складності грає важливу роль у розвитку обчислювальних наук та вирішенні складних завдань. Різні методи, такі як мультифрактальний, ентропійний та мережевий аналіз, допомагають досліджувати складні системи з різних аспектів. Ці знання корисні для вирішення реальних завдань у багатьох галузях. Галузь, яку ми розглядали це інклюзивна освіта. Застосування методів теорії складності дозволило нам ефективно оцінити прогрес учня з особливими потребами у порівнянні з звичайним учнем. Розглянемо результати:

- Ентропійний аналіз: дозволив виміряти різноманітність та творчість мовлення. Учня з особливими потребами мають менш різноманітне мовлення порівняно зі звичайного учня.

- Мережевий аналіз: виявив зв'язки та взаємодії між словами у тексті. Мовлення учня з особливими потребами має менш складні структури порівняно з мовленням звичайного учня.

- Мультифрактальний аналіз: оцінив складність та різноманітність тексту. Мовлення учня з особливими потребами має однорідну структуру, що вказує на більшу складність та різноманітність виразу тексту звичайного учня.

Розуміння унікальності мовлення учнів дозволяє розробляти індивідуальні стратегії для навчання та розвитку. Зокрема для учнів з особливими потребами, для яких виявлено меншу різноманітність та складність мовлення.

Узагальнюючи, застосування методів теорії складності в інклюзивній освіті може сприяти більш ефективному навчанню та розвитку учнів з особливими освітніми потребами, дозволяючи адаптувати навчання до індивідуальних потреб та створювати стратегії, спрямовані на поліпшення навчання цих учнів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. M. Ausloos. Measuring complexity with multifractals in texts. Translation effects //M. Ausloos. — Chaos, Solitons & Fractals, 2012, Pages 1349-1357.
2. Turing, A. M. "On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem." // Proceedings of the London Mathematical Society (1936). — 42(1). — p. 230-265.
3. Davis, M. "The Universal Computer: The Road from Leibniz to Turing." // W. W. Norton & Company (2000).
4. Garey, M. R., & Johnson, D. S. "Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness." // W. H. Freeman & Co. (1979).
5. Arora, S., & Barak, B. "Computational Complexity: A Modern Approach." // Cambridge University Press (2009).
6. Introduction to Algorithms : Third Edition : [пер. з англ.] / Томас Г. Кормен, Чарлз Е. Лейзерсон, Роналд Л. Рівест, Кліфорд Стайн, —К. : К. І. С., 2019. — p. 1056-1087.
7. Соловйов В. М. Аналіз когнітивних траєкторій методами теорії складних мереж// В. М. Соловйов, В. М. Пірогов, О. О.Ярмольська. — КДПУ: Комп'ютерне моделювання в освіті, 2018. — 25-29 с.
8. Соловйов В. М. Моделювання складних систем / В. М. Соловйов, О. А. Сердюк, Г. Б. Данильчук. — Черкаси : Видавець Вовчок О. Ю., 2016. — 204 с.
9. Kurt G. On formally undecidable propositions of Principia Mathematica and related systems I in Solomon Feferman// Kurt Gödel, 1986. — Kurt Gödel Collected works, Vol. I. Oxford University Press: 144—195.
10. Alonzo C. An unsolvable problem of elementary number theory // Alonzo Church, American Journal of Mathematics. — 1936. — Vol. 58. — P. 345—363. — doi:10.2307/2371045.
11. Hartmanis, J., Stearns R. E. "On the Computational Complexity of Algorithms." Communications of the ACM, 8(10), 1965. — p. 555-563.

12. S. A. Cook "The Complexity of Theorem-Proving Procedures." Proceedings of the Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing (STOC '71), 1971. – p. 151-158.
13. Karp, R. M. "Reducibility Among Combinatorial Problems." Complexity of Computer Computations, 1972. – p. 85-103.
14. Boccaletti S. Complex networks: structure and dynamics / S. Boccaletti, V. Latora, Y. Moreno, M. Chavez, D.-U. Hwang // Physics Reports. – 2006. – Vol. 424. – Iss. 4-5. – P. 175-308.
15. Sipser, M. (2006). "Introduction to the Theory of Computation." Cengage Learning.
16. Bianconi G. Interdisciplinary and physics challenges in network theory / Ginestra Bianconi // Europhysics Letters. – 2015. – Vol. 111. – Num. 5. – P. 56001-p1–56001-p7.
17. Arora, S., & Barak, B. (2009). "Computational Complexity: A Modern Approach." Cambridge University Press.
18. Introduction to Algorithms : Third Edition : [пер. з англ.] / Томас Г. Кормен, Чарлз Е. Лейзерсон, Роналд Л. Рівест, Кліффорд Стайн, —К. : К. І. С., 2019. — С. 1056-1087.
19. Jacob, R. J. K., & Girouard, A. (2012). "Inclusive Information and Communication Technologies for People with Disabilities." IGI Global.
20. Соловйов В. М. Мережні міри складності соціально-економічних систем / В. М. Соловйов // Вісник Черкаського університету. Серія Прикладна математика. Інформатика. – 2015. – № 38 (371). – С. 67-79.
21. Amancio D. R. On the concepts of complex networks to quantify the difficulty in finding the way out of labyrinths / D. R. Amancio, O. N. Oliveira Jr., L. da F. Costa. – Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2011. – Vol. 390. – Iss. 23-24. – P. 4673-4683.

22. Grabska-Gradzińska I. Complex network analysis of literary and scientific texts/ I. Grabska-Gradzińska, A. Kulig, J. Kwapien, S. Drozd. – International Journal of Modern Physics C Vol. 23, No. 7 (2012) 1250051 (15 pages).
23. Grabska-Gradzińska I. Multifractal analysis of sentence lengths in English literary texts / I. Grabska-Gradzińska, A. Kulig, J. Kwapien, P. Oświęcimka, S. Drozd. – International Journal of Modern Physics (2012).
24. Soloviev V. Complexity Theory and Dynamic Characteristics of Cognitive Processes/ Vladimir Soloviev, Natalia Moiseienko, Olena Tarasova. – ICTERI 2019: Information and Communication Technologies in Education, Research, and Industrial Applications pp 231–253.
25. Lyda R. “Using Entropy Analysis to Find Encrypted and Packed Malware” / Robert Lyda, James Hamrock – IEEE, 2007.
26. Christianson N. H. Architecture and evolution of semantic networks in mathematics texts / Christianson, Nicolas H.; Sizemore Blevins, Ann; Bassett, Danielle S. (2020) Proc. R. Soc. A 476: 20190741. <http://dx.doi.org/10.1098/rspa.2019.0741>.
27. Ajayakumar V. Parsing text with Python [Электронный ресурс] / Vipin Ajayakumar// Сайт vipinajayakumar - Режим доступа: <https://www.vipinajayakumar.com> // (дата звернення: 19.06.2023).
28. Rutten, N., Van Joolingen, R., Van der Veen, J.T.: The learning effects of computer simulations in science education. Comput. Educ. 58(1), 136–153 (2012).
29. Lamb, R., Premo, J.: Computational modeling of teaching and learning through application of evolutionary algorithms. Computation 3, 427–443 (2015).
30. Mayor, J., Gomez, P.: Computational Models of Cognitive Processes: Proceedings of the 13th Neural Computation and Psychology Workshop (NCPW13). World Scientific Publishing Co., Singapore (2014).
31. Nikolis, G., Prigogine, I.: Exploring Complexity: An Introduction. W. H. Freeman and Company, New York (1989).

32. Arnold, V.I.: Matematika i matematicheskoe obrazovanie v sovremennom mire (Math and math education in the modern world). *Matematicheskoe obrazovanie* **2**, 109–112 (1997).
33. Harasim, L.: Shift happens: online education as a new paradigm in learning. *Internet High. Educ.* **3**(1–2), 41–61 (2000).
34. Goh, W.P., Kwek, D., Hogan, D., Cheong, S.A.: Complex network analysis of teaching. *EPJ Data Sci.* (2014). <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-014-0034-9>.
35. Soloviev, V.M., Serdyuk, O.A., Danilchuk, G.B.: *Modelyuvannya skladnih system (Complex systems modeling)*. Publisher Vovchok O.Yu, Cherkasy (2016).
36. Hausdorff, J., Zeman, L., Peng, C.-K., Goldberger, A.L.: Maturation of gait dynamics: stride-to-stride variability and its temporal organization in children. *J. Appl. Physiol.* **86**(3), 1040–1047 (1999).
37. Delignieres, D., Torrex, K.: Fractal dynamics of human gait: a reassessment of the 1996 data of Hausdorff et al. *J. Appl. Physiol.* **106**, 1272–1279 (2009).
38. Van Rooij, M.M.J.W., Nash, B.A., Rajaraman, S., Holden, J.G.: A fractal approach to dynamic inference and distribution analysis. *Front. Physiol.* **4**(1), 1–16 (2013).
39. Ausloos, M.: Generalized Hurst exponent and multifractal function of original and translated texts mapped into frequency and length time series. *Phys. Rev. E* **86**(3), 031108 (2012).
40. Liu, X.F., Tse, C.K., Small, M.: Complex network structure of musical compositions: algorithmic generation of appealing music. *Physica A* **389**, 126–132 (2010).
41. Meyer A., Rose D. H. "Universal Design for Learning: Theory and Practice", Anne Meyer ta David H. Rose, 2014.
42. Schmid, U., Ragni, M., Gonzalez, C., Funke, J.: The challenge of complexity for cognitive systems. *Cogn. Syst. Res.* **12**, 211–218 (2011).

43. Bentz, C., Alikaniotis, D., Cysouw, M., Ferrer-i-Cancho, R.: The entropy of words-learnability and expressivity across more than 1000 languages. *Entropy* **19**(6), 275–279 (2017).
44. Keshmiri, S., Sumioka, H., Yamazaki, R., Ishiguro, H.: Multiscale entropy quantifies the differential effect of the medium embodiment on older adults prefrontal cortex during the story comprehension: a comparative analysis. *Entropy* **21**, 199–215 (2019).
45. Hernandez-Gomez, C., Basurdo-Flores, R., Obregon-Quintana, B., Guzman-Vargas, L.: Evaluating the irregularity of natural languages. *Entropy* **19**, 521–621 (2017).
46. Wu, M., Liao, L., Luo, X., et al.: Children development using gait signal dynamics parameters and ensemble learning algorithms. *BioMed. Res. Int.* **2016**, 8 pages (2016). <https://doi.org/10.1155/2016/9246280>.
47. Wijnants, M.L.: A review of theoretical perspectives in cognitive science on the presence of 1/f scaling in coordinated physiological and cognitive processes. *J. Nonlinear Dyn.* **2014**, 17 pages (2014). <https://doi.org/10.1155/2014/962043>.
48. Soloviev, V., Belinskij, A.: Methods of nonlinear dynamics and the construction of cryptocurrency crisis phenomena precursors. In: Ermolayev, V., et al. (eds.) *Proceedings of the 14th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer. Volume II: Workshops, Kyiv, Ukraine, 14–17 May 2018. CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2014, pp. 116–127.
49. Soloviev, V.N., Belinskiy, A.: Complex systems theory and crashes of cryptocurrency market. In: Ermolayev, V., Suárez-Figueroa, M.C., Yakovyna, V., Mayr, H.C., Nikitchenko, M., Spivakovsky, A. (eds.) *ICTERI 2018. CCIS*, vol. 1007, pp. 276–297. Springer, Cham (2019).
50. Soloviev, V., Belinskij, A., Solovieva, V.: Entropy analysis of crisis phenomena for DJIA index. In: Ermolayev, V., et al. (eds.) *Proceedings of the 15th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications.*

Integration, Harmonization and Knowledge Transfer. Volume II: Workshops, Kherson, Ukraine, 12–15 June 2019. CEUR Workshop Proceedings, vol. 2393, pp. 434–449. http://ceur-ws.org/Vol-2393/paper_375.pdf.

51. Soloviev, V., Moiseienko, N., Tarasova, O.: Modeling of cognitive process using complexity theory methods. In: Ermolayev, V., et al. (eds.) Proceedings of the 15th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer. Volume II: Workshops, Kherson, Ukraine, 12–15 June 2019. CEUR Workshop Proceedings, vol. 2393, pp. 905–918. http://ceur-ws.org/Vol-2393/paper_356.pdf.

52. McClendon, M.S.: The complexity and difficulty of a maze. In: Sarhangi R., Jablan S. (eds.) Proceedings of Bridges 2001. Mathematical connections in art, music, and science, pp. 213–220. Southwestern College Winfield, Kansas (2001).

53. Kiv, A.E., Orischenko, V.G., Tavalika, L.D., Holmes, S.: Computer testing of operator's creative thinking. *Comput. Model. New Technol.* **4**(2), 107–109 (2000).

54. Kiv, A.E., Orischenko, V.G., Polozovskaya, I.A., Zakharchenko, I.G.: Computer modelling of the learning organization. In: Kidd, P.T., Karwowski, W. (eds.) *Advances in Agil Manufacturing*, 553–556. IOS Press, Amsterdam (1994).

55. Martincic-Ipsic, S., Margan, D., Mestrovic, A.: Multilayer networks of language: a unified framework for structural analysis of linguistic subsystems. *Physica A* **457**, 117–128 (2016).

56. Boccaletti, S., Bianconi, G., Criado, R., et al.: The structure and dynamics of multilayer networks. *Phys. Rep.* **544**(1), 1–122 (2014).

57. Network Analysis in Python [Электронный ресурс] Сайт NetworkX. - Режим доступа: // <https://networkx.org/documentation/stable/index.html> (дата звернення: 20.09.2023).