

М. П. Гаврилович¹
В. Я. Данилов¹

ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ФРАКТАЛЬНОЇ РОЗМІРНОСТІ ХІГУЧІ В ЗАДАЧІ БІОМЕТРИЧНОЇ ВЕРИФІКАЦІЇ КОРИСТУВАЧА

¹Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Пропонуючи підвищену безпеку порівняно з традиційними методами автентифікації, системи біометричної перевірки є ключовими для ідентифікації осіб на основі їхніх фізіологічних або поведінкових характеристик. Незважаючи на свої переваги, точність і надійність біометричної перевірки мають свої виклики, що вимагає інноваційних підходів для знаходження та представлення ознак. У статті запропоновано інтеграцію фрактальної розмірності Хігучі (ФРХ) як додаткової ознаки в поєднанні з автокодувальниками для поліпшення процесів генерування ознак у задачах біометричної верифікації. Очікується, що використання ФРХ, відомої здатністю розпізнавати складність і самоподібність сигналу, поліпшить дискримінаційну силу отриманих ознак, тим самим підвищуючи загальну якість та ефективність верифікації.

Дослідження зосереджено на біометричній верифікації за допомогою сигналів давачів, метою якого є вивчення та аналіз впливу додавання додаткових ознак, таких як ФРХ, на результати біометричної верифікації та метрики якості побудованої системи.

Отже, інтеграція ознак фрактальної розмірності Хігучі (ФРХ) у поєднанні з моделями на основі автокодувальників для завдань біометричної перевірки демонструє очікувано ефективний підхід до підвищення точності біометричних систем. Це дослідження підтверджує гіпотезу про те, що додаткова інформація про патерни у сигналі, які описують ознаки ФРХ, суттєво допомагає моделям ефективно розрізняти біометричні шаблони. Однак обчислювальні витрати, пов'язані з обчисленнями ФРХ, можуть становити проблему, особливо для застосунків, які потребують швидких обчислень. Майбутня робота повинна бути зосереджена на подальшому дослідженні імплементації фрактальної розмірності в системи біометричної верифікації. Це дослідження закладає основу для розширеного використання фрактальних розмірностей у біометричній верифікації, пропонуючи напрямок для майбутніх досліджень щодо підвищення точності та ефективності біометричних систем за допомогою сучасних методів оброблення сигналів.

Ключові слова: розпізнавання шаблонів руху, біометрична верифікація, рекурентні автокодувальники, автокодувальники на базі трансформера, фрактальна розмірність Хігучі.

Вступ

Системи біометричної перевірки є ключовими для ідентифікації людей на основі їхніх фізіологічних або поведінкових характеристик. Ці системи пропонують вищий рівень безпеки порівняно з традиційними методами автентифікації, такі як карти доступу, паролі чи пін-коди. Однак точність і надійність біометричної автентифікації все ще мають багато викликів та мають низький рівень толерування будь-якого типу помилок, що вимагає інноваційних підходів до виділення та представлення ознак та вибору моделей.

Аналіз сучасних досліджень демонструє потребу у розробці надійних та точних систем верифікації, які також повинні враховувати потребу у проведенні неперервного процесу автентифікації, для забезпечення найвищого можливого рівня точності. Біометрія, як фізіологічна так і поведінкова, дає змогу реалізації таких систем, адже є індивідуальною характеристикою конкретної особи, та може виконуватись неперервно з допомогою відповідних різноманітних пристроїв і давачів, які вже вбудовані у прилади щоденного використання. У цій статті пропонується включити фракталь-

ну розмірність Хігучі (ФРХ) як додаткову ознаку до входу автокодувальників для покращення процесу виділення ознак у поставлених задачах. Завдяки інтеграції ФРХ, відомої своєю здатністю виявляти складність і самоподібність сигналів, очікується покращення предиктивної сили моделі, побудованої на вилучених ознаках, таким чином підвищуючи загальну ефективність ідентифікації користувача.

Об'єктом дослідження є біометрична верифікація користувача на основі сигналів давачів.

Мета дослідження полягає в тому, щоб дослідити та проаналізувати вплив додавання інших ознак, таких як фрактальна розмірність Хігучі, на результати біометричної верифікації та метрик оцінки якості. Автори також прагнуть дослідити можливі переваги та обмеження використання ФРХ як додаткової ознаки.

Огляд літератури

Фрактальна розмірність Хігучі (ФРХ) добре відома своїм застосуванням у різних обробках сигналів, надаючи можливості для виявлення закономірностей у складних даних, розуміння різних флуктуацій та складності різних сигналів. У [1] можна побачити широкий огляд того, як вона використовується в нейрофізіології. Автори окреслили значний вплив ФРХ на аналіз біологічних сигналів, але констатували, що найбільшу користь вона може надати разом із комбінацією з іншими нелінійними методами [1]. Широке застосування ФРХ у медичній сфері підкреслює її ключову роль у поліпшенні аналізу та діагностики складних фізіологічних сигналів. Примітно, що користь ФРХ в обробці медичних сигналів для аналізу сигналів електрокардіограми (ЕКГ) та електроенцефалограми (ЕЕГ) знаменує значний прогрес у виявленні та діагностиці низки захворювань і станів. Застосування ФРХ в аналізі сигналів ЕКГ відіграло важливу роль у діагностиці та прогнозуванні серцевих станів, таких як раптова серцева смерть [2], [3], а також для виявлення різних серцево-судинних захворювань у сигналах ЕКГ [4], [5]. Крім того, ФРХ продемонструвала потенціал у виявленні неврологічних розладів та аналізі динаміки мозку за допомогою аналізу сигналів ЕЕГ, ефективно розрізняючи епілептичні напади [6] та оцінюючи динаміку мозку в осіб з розладом аутистичного спектра (РАС) [7].

Інноваційне застосування фрактального виміру в області біометричної аутентифікації підкреслило його користь для підвищення точності та ефективності систем аутентифікації. У [8] автори продемонстрували значний вплив функцій фрактальної розмірності на персональну аутентифікацію за допомогою викликаних сигналів ЕЕГ, досягнувши за певних умов значення метрики рівного рівня помилок (equal error rate — EER) 0 %. Цей прорив підкреслює потенціал фрактального виміру для значного покращення процесів автентифікації. В якості моделі машинного навчання автори використовували машини опорних векторів (SVM).

Також, фрактальна розмірність використовувалася у разі верифікації підпису у [9]. У [9] автори використовували фрактальну розмірність з багатороздільною здатністю та використовували одно-класовий гауссівський процес для побудови системи верифікації. Це підкреслює цінність ФРХ для аналізу складних закономірностей, притаманних біометричним даним. Авторами в [10] успішно застосовано метод розрахунку фрактальних розмірностей у системах автентифікації дорсальних вен кисті руки, демонструючи результати в розрізненні індивідуумів на основі фізіологічних особливостей. Ще одне дослідження [11] запропонувало нову систему перевірки та автентифікації підпису, яка використовує фрактальний вимір разом з перетвореннями зображень та штучними нейронними мережами. Ця система досягла точності верифікації приблизно 96,15 % і значення коефіцієнта виявлення підробок 92 %, що ще більше ілюструє ефективність фрактального виміру в удосконаленні систем біометричної автентифікації. У [12] автори досліджували використання фрактальної геометрії для вилучення ознак у разі ідентифікації відбитків пальців. В цілому, дослідження показують багатообіцяючі результати використання фрактальних розмірностей і, зокрема, ФРХ для оброблення біологічних сигналів не тільки в медичній сфері, але і в сфері безпеки.

У наших попередніх дослідженнях детально досліджено застосування різних автокодувальників для біометричної верифікації. У [13] проведено порівняння різних типів автокодувальників разом з класичними підходами машинного навчання, а також проаналізовано вплив різних компонентів біометричного сигналу на результати системи верифікації. У [14] запропоновано гібридний автокодувальник на основі трансформера для завдань біометричної верифікації. Беручи до уваги те, що може запропонувати ФРХ з погляду вилучення інформації та розпізнавання закономірностей у складних біологічних сигналах, а також його посилення від комбінації з нелінійними методами [1], *мета дослідження* полягає в тому, щоб заповнити прогалину в наявних дослідженнях

щодо впровадження застосування ФРХ для завдання біометричної верифікації на патернах руху (сидіння, ходьба, біг і т.п.) за допомогою рекурентних та інших автокодувальників.

До того ж, автори прагнуть продовжити дослідження застосування автокодувальників для біометричної верифікації та дослідити, як додаткова обробка сигналів, таких як фрактальна розмірність, може вплинути на якість верифікації та зафіксувати складні закономірності в даних давачів [13], [14].

Теоретичні відомості

Фрактальна розмірність Хігучі (ФРХ)

Фрактальна розмірність Хігучі (ФРХ) пропонує надійний метод аналізу фрактальної структури даних часових рядів, даючи уявлення про складність і самоподібність сигналів у різних масштабах. Його математичне формулювання та застосування забезпечують глибше розуміння його корисності в аналізі сигналів. ФРХ запропоновано в 1988 році Хігучі в [15]. ФРХ базується на припущенні, що фрактальна геометрія демонструє складність, яку можна кількісно визначити за допомогою фрактальної розмірності, яка часто не є цілим числом. Метод ФРХ передбачає створення k нових часових рядів з вихідного набору даних, кожен з яких отримується шляхом вибірки набору даних з інтервалом k , і обчислення довжини цих вибірових кривих. Процес математично деталізовано в [16].

1. Для заданого часового ряду, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ сконструюйте k нових рядів X_m^k для $m = 1$ до k шляхом вибірки кожної k -ї точки даних, починаючи з m -ї точки

$$X_m^k = \{x_m, x_{m+k}, x_{m+2k}, \dots\}.$$

2. Довжина $L_m(k)$ для кожного k -інтервального ряду обчислюється як

$$L_m(k) = \frac{(N-1)}{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor} \sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor} |x_{m+ik} - x_{m+(i-1)k}|.$$

3. Середня довжина $L(k)$. Для всіх k -інтервальних рядів задається усередненням $L_m(k)$ більше для $m = 1$ до k

$$L(k) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_m(k).$$

4. Фрактальна розмірність D оцінюється шляхом аналізу взаємозв'язку між $L(k)$ і інтервалом k в логарифмічному масштабі. Якщо $L(k)$ шукали з k як $\log(L(k)) \propto -D \log(k)$, то D можна оцінити з ухилу лінії на логарифмічній ділянці $L(k)$ проти $1/k$.

Автокодувальники

Автокодувальники — це нейронні мережі, призначені для навчання без учителя, спрямовані на вивчення стисненого, закодованого представлення даних. Автокодувальник складається з двох основних частин: кодера і декодера. Кодувальник зіставляє вхід x з прихованим представленням h , а декодер намагається реконструювати вхідні дані з цього прихованого представлення.

Щоб застосувати автокодувальник для однокласової класифікації, необхідно визначити поріг прийняття рішення ϵ . З вибраним порогом під час висновків система зможе надати нам бінарний вихід, залежно від того, чи це справжній користувач, чи зловмисник.

Набір даних для проведення експериментів

Набір даних: набір даних з відкритим вихідним кодом, поданий в [17] з даними, зібраними з нагрудного акселерометра (52 Гц) від 15 осіб з сімома типами активності.

Як давач у досліджуваному наборі даних використано нагрудний акселерометр, який має на виході сигнал, що складається з показів трьох осей та вимірює прискорення.

Для моделей глибокого навчання розбиваємо дані на вікна з перекриттям 50 відсотків довжиною 52 (через відповідну частоту акселерометра). Схематичне зображення показано на рис. 1.

Після того, як розбито дані часового ряду на вікна, обчислюємо та додаємо значення ФРХ з $k_{\max} = 10$ для кожної осі вікна. Процес показано на рис. 2.

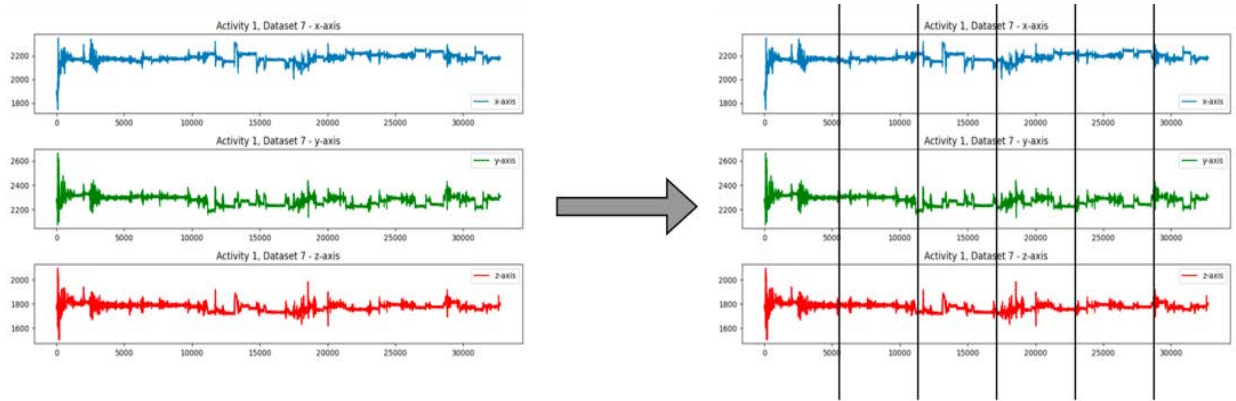


Рис. 1. Розбиття вхідного часового ряду з трьома осями на вікна

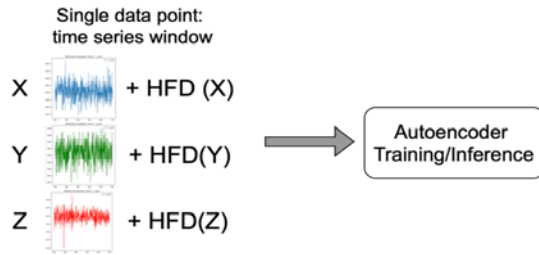


Рис. 2. Процес додавання функцій ФРХ до вікна часових рядів

Вихідний набір даних розділено таким чином: 33 % для тестового датасету, а решту — для тренувального датасету.

Архітектура використаних моделей автокодувальників подана в табл. 1 і табл. 2. Модель навчалася в 10 епохах, з оптимізатором Adam і середньою абсолютною похибкою (MAE).

Автокодувальники імплементовано за допомогою Python на бібліотеці Keras та бекенді Tensorflow. Для розрахунку ФРХ використано пакет hfda [18].

Таблиця 1

Архітектура моделі автокодувальника LSTM з типом, формою та кількістю параметрів шарів

Type	Layer Shape	# of Params
LSTM	(None, 52, 20)	1760
LSTM	(None, 10)	1240
RepeatVector	(None, 52, 10)	0
Dropout	(None, 52, 10)	0
LSTM	(None, 52, 10)	840
LSTM	(None, 52, 20)	2480
TimeDistributed	(None, 52, 3)	21

Таблиця 2

Архітектура моделі автокодувальників на основі трансформерів [14] з типом, формою та кількістю параметрів шарів

Type	Output Shape	# of Params
InputLayer	(None, 52, 3)	0
Encoder(x2)		
MultiHeadAttention	(None, 52,3)	723
Dropout	(None, 52, 3)	0
Add	(None, 52, 3)	0
LayerNormalization	(None, 52, 3)	6
Conv1D	(None, 52, 12)	48
Dropout	(None, 52, 12)	0
Conv1D	(None, 52, 3)	39
Add	(None, 52, 3)	0
GlobalAveragePooling1D	(None, 3)	0
Dense	(None, 32)	128
Dropout	(None, 32)	0
Dense	(None, 3)	99
RepeatVector	(None, 52, 3)	0
Dense	(None, 52, 24)	96
Dropout	(None, 52, 24)	0
Dense	(None, 52, 3)	75

Формулу порогу використано як в [14].

Як метрики вибрані: *EER* (equal error rate); *FAR* (false accept rate); *FRR* (false reject rate); *AUC* (площа під кривою).

Результати експериментів

У виконаних авторами експериментах використано всі наявні види фізичних активностей, представлених у наборі даних. У табл. 3 подано попередній розрахунок значення ФРХ, розрахованого для різних осей для різних фізичних активностей, для надання уявлення про складність сигналу та варіативність значень ФРХ в залежності від типу активності. Важливо зазначити, що висока ФРХ може сигналізувати не тільки про складний сигнал, але і про зашумленість в ньому, тому необхідно провести подальші експерименти аби оцінити вплив ФРХ ознаки.

Таблиця 3

Значення ФРХ по осям давача в залежності від фізичної активності

Активність	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>z</i>
Working at Computer	1,795728	1,816538	1,817725
Standing Up, Walking and Going UpDown stairs	1,745635	1,741851	1,763078
Standing	1,398189	1,431215	1,513287
Walking	1,395676	1,355194	1,488189
Going UpDown Stairs	1,416290	1,395801	1,496528
Walking and Talking with Someone	1,397371	1,279473	1,469142
Talking while Standing	1,470182	1,464775	1,584679

У табл. 4 подано середнє значення для 15 користувачів *EER*, *AUC*, *FRR* і *FAR* для автокодувальника LSTM і різницю між значеннями метрик якості.

Таблиця 4

Середні значення *EER*, *AUC*, *FRR* і *FAR* з LSTM автокодувальником

Метрика якості	Без ФРХ	З ФРХ	Різниця, %
Середній <i>EER</i>	0,16	0,14	-12,5
Середня <i>AUC</i>	0,89	0,91	+2,25
Середній <i>FAR</i>	0,029	0,026	-10,34
Середній <i>FRR</i>	0,15	0,138	-8

У табл. 5 подано середнє значення для 15 користувачів *EER*, *AUC*, *FRR* і *FAR* для автокодувальника на основі трансформера з ФРХ і без нього, а також різницю.

Таблиця 5

Середні значення *EER*, *AUC*, *FRR* і *FAR* з автокодувальником на основі трансформера

Метрика якості	Без ФРХ	З ФРХ	Різниця, %
Середній <i>EER</i>	0,15	0,13	-13,33
Середня <i>AUC</i>	0,90	0,92	+ 2,22
Середній <i>FAR</i>	0,021	0,02	-4,76
Середній <i>FRR</i>	0,174	0,149	-14,37

З погляду витраченого часу на обчислення, розрахунок ФРХ для однієї осі вікна часового ряду довжиною 52 становитиме близько 0,0024 с, а для трьох осей — 0,007 с. Хоча це може здатися не таким значним, воно значно збільшує загальний час обробки великих пакетів даних.

Обговорення результатів

У статті досліджено підвищення точності біометричної верифікації на базі автокодувальників за рахунок інтеграції ознак ФРХ, отриманих з даних часових рядів з трьома осями. Ознаки ФРХ підвищили точність моделі, підтвердивши гіпотезу про те, що патерни, виявлені ФРХ, додають цінну інформацію для представлення для подальшого використання в системах верифікації.

Зокрема, додавання ознак ФРХ приводить до зниження EER на більше ніж 10 % порівняно з версією без ознаки ФРХ як в випадку LSTM автокодувальника, так і з автокодувальником на основі трансформера.

Однак обчислювальні витрати на обчислення функцій ФРХ вказують на можливу необхідність компромісу між точністю та тривалістю обчислень. Збільшення часу попередньої обробки через обчислення ФРХ може обмежити застосування цього підходу в реальному часі, особливо в сценаріях, де швидкість оброблення є критичною. Тому необхідно враховувати цей критерій під час вибору моделі та побудови системи верифікації.

Висновки

Інтеграція ознак фрактальної розмірності Хігучі (ФРХ) у моделі на основі автокодувальника для завдань біометричної верифікації демонструє перспективний підхід до підвищення точності біометричних систем. Емпіричні дані цього дослідження підтверджують гіпотезу про те, що додаткова інформація про біологічний сигнал, отримана з значенням ФРХ, значно сприяє здатності моделей ефективно розрізняти біометричні патерни. Спостережуване підвищення точності в різних архітектурах автокодувальників, включаючи рекурентні автокодувальники та автокодувальники на основі трансформерів, підкреслює надійність і потенціал ознак ФРХ у біометричній верифікації.

Також, подальші дослідження специфічних характеристик біометричних даних, які сприяють ефективності та оптимізації обчислення ознак ФРХ, можуть дати глибше розуміння оптимальної інтеграції фрактального аналізу в системах біометричної верифікації.

Напрацьовані методики з побудови систем верифікації користувача, досліджені в цій статті дозволяють побудову ефективніших та точніших систем верифікації, що є особливо актуальним у безпековій та медичній сфері.

Це дослідження закладає основу для розширеного використання фрактальних розмірностей у біометричній верифікації, вказуючи на плідний напрямок для подальших досліджень у підвищенні точності та ефективності біометричних систем за допомогою передових методів обробки сигналів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] S. Kesić, and S. Z. Spasić, "Application of Higuchi's fractal dimension from basic to clinical neurophysiology: A review," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 133, pp. 55-70, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.05.014>.
- [2] F. Lopez-Caracheo, A. B. Camacho, C. A. Perez-Ramirez, M. Valtierra-Rodriguez, A. Dominguez-Gonzalez, and J. P. Amezcua-Sanchez, "Fractal Dimension-based Methodology for Sudden Cardiac Death Prediction," in *2018 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, 2018, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/ROPEC.2018.8661371>.
- [3] R. Piña-Vega, M. Valtierra-Rodriguez, C. A. Perez-Ramirez, and J. P. Amezcua-Sanchez, "Early Prediction of Sudden Cardiac Death Using Fractal Dimension and Ecg Signals," *Fractals*, vol. 29, no. 03, pp. 2150077, Dec. 2020. <https://doi.org/10.1142/S0218348X21500778>.
- [4] P. F. H. N. Gustavo Gallegos Dávalos, "Application of fractal algorithms to identify cardiovascular diseases in ECG signals," *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, vol. 4, no. 5, pp. 143-150, 2019. <https://doi.org/10.25046/aj040519>.
- [5] S. Sharanya, and S. P. Arjunan, "Fractal Dimension Techniques for Analysis of Cardiac Autonomic Neuropathy (Can)," *Biomed Eng (Singapore)*, vol. 35, no. 03, pp. 2350003, Feb. 2023. <https://doi.org/10.4015/S1016237223500035>.
- [6] M. K. M. Rabby, A. K. M. K. Islam, S. Belkasim, and M. U. Bikdash, "Wavelet transform-based feature extraction approach for epileptic seizure classification," in *Proceedings of the 2021 ACM Southeast Conference*, ACM SE '21. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021, pp. 164-169. <https://doi.org/10.1145/3409334.3452078>.
- [7] M. Radhakrishnan, D. Won, T. A. Manoharan, V. Venkatachalam, R. M. Chavan, and H. D. Nalla, "Investigating electroencephalography signals of autism spectrum disorder (ASD) using Higuchi Fractal Dimension," vol. 66, no. 1, pp. 59-70, 2021. <https://doi.org/10.1515/bmt-2019-0313>.
- [8] K. Mukai, and I. Nakanishi, "Introduction of Fractal Dimension Feature and Reduction of Calculation Amount in Person Authentication Using Evoked EEG by Ultrasound," in *2020 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, 2020, pp. 567-572. <https://doi.org/10.1109/TENCON50793.2020.9293921>.
- [9] S. Shariatmadari, S. Al-maadeed, Y. Akbari, I. Rida, and S. Emadi, "Off-line Persian Signature Verification using Wavelet-based Fractal Dimension and One-class Gaussian Process," in *2018 NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS)*, 2018, pp. 168-173. <https://doi.org/10.1109/AHS.2018.8541467>.
- [10] M. E. Cimen, O. F. Boyraz, M. Z. Yildiz, and A. F. Boz, "A new dorsal hand vein authentication system based on fractal dimension box counting method," *Optik (Stuttg)*, vol. 226, pp. 165438, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2020.165438>.
- [11] M. I. Quraishi, A. Das, and S. Roy, "A novel signature verification and authentication system using image transformations and Artificial Neural Network," in *2013 World Congress on Computer and Information Technology (WCCIT)*, 2013, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1109/WCCIT.2013.6618680>.
- [12] M. Farhan, L. George, and T. Hussein, "Fingerprint Identification Using Fractal Geometry," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 4, pp. 52-61, Feb. 2014.
- [13] M. Havrylovych, V. Danylov, and A. Gozhyj, "Comparative analysis of using recurrent autoencoders for user biometric

verification with wearable accelerometer,” in *CEUR Workshop Proceedings*, 2020.

[14] M. Havrylovych, and V. Danylov, “Research on hybrid transformer-based autoencoders for user biometric verification,” *System research and information technologies*, no. 3, pp. 42-53, Sep. 2023. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2023.3.03> .

[15] T. Higuchi, “Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory,” *Physica D*, vol. 31, no. 2, pp. 277-283, 1988, [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(88\)90081-4](https://doi.org/10.1016/0167-2789(88)90081-4) .

[16] J. A. Wanliss, and G. E. Wanliss, “Efficient calculation of fractal properties via the Higuchi method,” *Nonlinear Dyn*, vol. 109, no. 4, pp. 2893-2904, 2022, <https://doi.org/10.1007/s11071-022-07353-2> .

[17] P. O. Casale and P. P. Radeva, *Activity Recognition from Single Chest-Mounted Accelerometer*, 2014.

[18] H. Kojima, “HFDA,” *GitHub repository*, 2023. [Electronic resource]. Available: <https://github.com/hiroki-kojima/HFDA> . Accessed: 20 February 2024.

Рекомендована кафедрою системного аналізу та інформаційних технологій ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 21.02.2024

Гаврилович Марія Павлівна — аспірантка кафедри штучного інтелекту, e-mail: mariia.havrylovych@gmail.com ;

Данилов Валерій Якович — д-р техн. наук, професор, професор кафедри штучного інтелекту, e-mail: daniilov1950@ukr.net .

Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського”, Київ

M. P. Havrylovych¹
V. Ya. Danylov¹

Research of Higuchi Fractal Dimension Impact in the Task of Biometric Verification of the User

¹National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”

Biometric verification systems are pivotal for identifying individuals based on their physiological or behavioral characteristics, offering enhanced security over traditional authentication methods. Despite their advantages, the accuracy and reliability of biometric verification present challenges, necessitating innovative approaches for feature extraction and representation. This paper proposes integrating Higuchi’s Fractal Dimension (HFD) as an additional feature in autoencoder architectures to enhance feature extraction processes in biometric verification tasks. The incorporation of HFD, known for capturing signal complexity and self-similarity, is anticipated to improve the discriminative power of extracted features, thereby enhancing overall verification efficacy.

The study focuses on biometric verification using sensor signals, aiming to examine and analyze the impact of adding additional features such as HFD on biometric verification results and evaluation metrics.

In conclusion, the integration of Higuchi Fractal Dimension (HFD) features into autoencoder-based models for biometric verification tasks demonstrates a promising approach to enhancing the accuracy of biometric systems. This research confirms the hypothesis that additional signal information, provided by HFD features, substantially aids models in effectively distinguishing biometric patterns. However, computational costs associated with HFD calculations pose a challenge, particularly for applications requiring low latency. Future work should focus on developing optimized algorithms for HFD computations or exploring alternative methods to capture signal complexity with lower computational overheads. This study lays the groundwork for extended use of fractal dimensions in biometric verification, suggesting a fruitful direction for future research in improving the accuracy and efficiency of biometric systems through advanced signal processing methods.

Keywords: motion patterns recognition, biometric verification, recurrent autoencoders, transformer autoencoders, higuchi fractal dimension.

Havrylovych Mariia P. — Post-Graduate Student of the Chair of Artificial Intelligence of Institute of Applied System Analysis, e-mail: mariia.havrylovych@gmail.com ;

Danylov Valeriy Ya. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Artificial Intelligence of Institute of Applied System Analysis, e-mail: daniilov1950@ukr.net