

ВИЯВЛЕННЯ ШУМІВ У ФРАКТАЛЬНИХ ЧАСОВИХ РЯДАХ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Кіріченко Л.О., Авсітідійський М. М.

Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

Анотація. Дослідження спрямоване на розробку методу для оцінки рівня шуму у реалізаціях фрактального броунівського руху за допомогою методів машинного навчання. Було запропоновано метод класифікації траєкторій фрактального броунівського руху з різними рівнями адитивного шуму із застосуванням згорткової нейронної мережі. Згенеровані фрактальні часові ряди з шумом були використані як вхідний набір даних. Шумові компоненти мали різні значення дисперсії, що дозволило дослідити вплив рівня шуму на систему. Результати свідчать о ефективності використання методів машинного навчання для оцінки шуму у фрактальних системах.

Ключові слова: фрактальний броунівський рух, рівень шуму, згорткова нейронна мережа

Фрактальний броунівський рух (ФБР) представляє собою випадковий процес, що виявляє самоподібність на різних масштабах. Він є важливим інструментом для моделювання різних складних процесів, таких як фінансові ринки, технічні, інформаційні та природні явища [1]. Проте, коли система, що може бути описана ФБР, діє в реальних умовах, вона піддається адитивному шуму. Наприклад, до ціни активів на фінансових ринках яка має фрактальну структуру через складний хаос та випадковість цінових змін, можуть бути додані адитивні шуми внаслідок впливу економічних подій або торговельних операцій. Часові ряди у виробництві можуть мати фрактальну структуру через складні взаємодії між різними факторами, і шум може виникати внаслідок випадкових помилок чи нестабільності обладнання. Загально відомо, що часові ряди в медичній діагностиці, такі як електрокардіограми або електроенцефалограми, мають фрактальну структуру через складний характер біологічних процесів. До цього може бути доданий адитивний шум через випадкові артефакти або електричні перешкоди. У кожному з цих випадків адитивний шум ускладнює аналіз даних та виявлення корисних сигналів, що може вимагати використання спеціалізованих методів обробки сигналів.

Задача виявлення шумів у фрактальних часових рядах є важливою і складною, оскільки шуми можуть мати різну структуру, і їх вплив на фрактальну природу даних може бути важко розрізнити. Аналізуючи та виявляючи рівень шуму в таких рядах, ми можемо суттєво поліпшувати якість даних і подальшу роботу з ними [2]. Це особливо важливо в контексті застосування фрактальних часових рядів у різних галузях, таких як наука, медицина, фінанси та інші [3]. Автоматичне виявлення та виділення важливих ознак, таких як рівень зашумленості, у зображеннях з фрактальною структурою може значно поліпшити роботу у цих галузях.

Одним з потенційних інструментів для виявлення шумів у фрактальних часових рядах є методи машинного навчання, зокрема згорткові нейронні мережі [4]. Згорткові нейронні мережі є потужним інструментом у сфері обробки зображень та аналізу візуальних даних. Їх особливість полягає у використанні шарів згортки і пулінгу, що дозволяють автоматично впізнавати ключові ознаки на зображеннях, такі як форми, текстури та риси. Це робить їх ефективними для різноманітних завдань, таких як розпізнавання об'єктів, виявлення шаблонів та класифікація зображень. Вони можуть розпізнавати абстрактні особливості на різних рівнях абстракції, розбиваючи складний набір даних на менші та більш легкі для розуміння компоненти. Це робить їх ефективним інструментом для розпізнавання складних шаблонів та виявлення відмінностей у багатьох задачах, пов'язаних з фрактальними часовими рядами.

У даній роботі проведено розпізнавання рівня зашумленості коротких фрактальних рядів на основі їх графічного зображення. Запропоновано метод класифікації траєкторій фрактального броунівського руху з різним рівнем адитивного шуму за допомогою згорткової нейронної мережі. В якості вхідного датасету було використано змодельовані часові фрактальні ряди з адитивним шумом. Шумова складова була згенерована з різними значеннями дисперсії, що дозволило досліджувати вплив рівня шуму на систему та її середовище.

Для тренування нейронної мережі було подано візуальні зображення траєкторій фрактального броунівського руху з різним значенням показника самоподібності і різними рівнями доданого шуму. Кожне зображення з

тренувальної вибірки було промарковано як один із чотирьох класів в залежності від значень його дисперсії, тобто різними рівнями шуму.

На рис. 1 показано реалізації фрактального броунівського руху з різним ступенем зашумленості, що відпоівдають двом різним класам: з мінімальним та максимальним рівнем шуму.

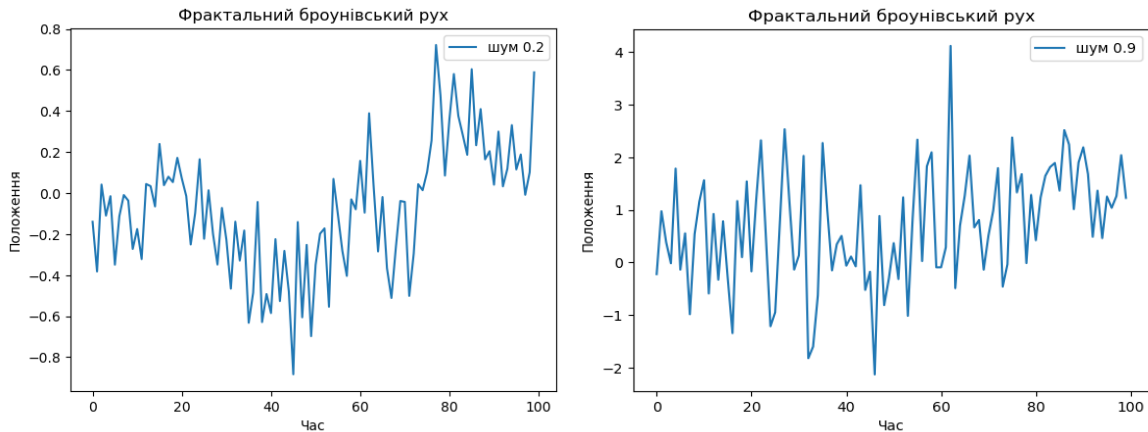


Рисунок 1 – Траєкторії фрактального броунівського руху з мінімальним (ліворуч) та максимальним рівнем шуму (праворуч),

Після тренування моделі на навчальному наборі часових рядів було проведено оцінку її ефективності за допомогою тестового набору даних. Результати показали, що модель добре справляється з класифікацією зображень за рівнем шумової компоненти, що свідчить про її потенційну застосовність у різних областях аналізу фрактальних структур та виявлення шумів у коротких часових рядах.

ЛІТЕРАТУРА

1. Lyudmyla Kirichenko, Tamara Radivilova, and Vitalii Bulakh. Machine Learning in Classification Time Series with Fractal Properties. *Data*, Vol.4, issue 1, 5, pp.1-13, 2019.
2. José R. León, Alain Latour, Corinne Berzin (2014). Inference on the Hurst parameter and the variance of diffusions driven by fractional Brownian motion (lecture notes in statistics, 216). Springer.
3. Robert H. Shumway. David S. Stoffer: (2011) Time Series Analysis and Its Applications With R Examples. Springer
4. Eli Stevens. Luca Antiga. Thomas Viehmann (2020). Deep Learning with PyTorch. Manning.

DETECTING NOISE IN FRACTAL TIME SERIES USING MACHINE LEARNING

Lyudmyla Kirichenko, Mykyta Avsitidiiskyi

Abstract. *This study concentrates on devising a method to evaluate the level of noise in fractal Brownian motion through machine learning methods. A method for classifying trajectories of fractal Brownian motion with varying levels of additive noise using a convolutional neural network has been proposed. Modeled fractal time series with additive noise were utilized as the input dataset. The noise component was generated with different dispersion values, allowing the investigation of the noise level's influence on the system and its environment. The results provide insights into the effectiveness and trustworthiness of employing these machine learning techniques for assessing noise within fractal systems.*

Keywords: *fractal Brownian motion, level of noise, convolutional neural network*

REFERENCE

1. Lyudmyla Kirichenko, Tamara Radivilova, and Vitalii Bulakh. Machine Learning in Classification Time Series with Fractal Properties. *Data*, Vol.4, issue 1, 5, pp.1-13, 2019.
2. José R. León, Alain Latour, Corinne Berzin (2014). Inference on the Hurst parameter and the variance of diffusions driven by fractional Brownian motion (lecture notes in statistics, 216). Springer.
3. Robert H. Shumway. David S. Stoffer: (2011) *Time Series Analysis and Its Applications With R Examples*. Springer
4. Eli Stevens. Luca Antiga. Thomas Viehmann (2020). *Deep Learning with PyTorch*. Manning.