

**ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ГІБРИДНОЇ НЕЙРО-ФАЗЗИ СИСТЕМИ (ANFIS) ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ СТІЙКОСТІ ДО ШУМУ В ЗАДАЧАХ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ**

Литвиненко С.В., Дейнеко Ж.В.

e-mail: serhii.lytvynenko@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. МСТ  
м. Харків, Україна

This paper presents an optimized Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for improved noise resilience in image recognition. ANFIS integrates fuzzy logic and neural networks to handle uncertain data, but its performance heavily depends on parameter selection. To enhance robustness, we apply metaheuristic optimization techniques such as Genetic Algorithms (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO). Experimental results demonstrate that the optimized ANFIS outperforms conventional models by maintaining higher classification accuracy and better resistance to noise. The proposed approach is suitable for applications in medical imaging, security, and industrial automation.

Сучасні системи розпізнавання образів часто працюють в умовах зашумлених або спотворених даних, що негативно впливає на їхню точність. Відомо, що наявність шуму в даних призводить до зниження показників класифікації [1]. Тому актуальною є розробка методів, здатних зберігати високу якість розпізнавання за наявності перешкод. Гібридні нейро-фаззи системи (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) привертають увагу дослідників завдяки здатності ефективно працювати з невизначеністю та нечіткістю даних [2]. Поєднання нейронних мереж із нечіткою логікою дозволяє ANFIS навчатися на емпіричних даних і одночасно враховувати нечіткі правила, що особливо корисно для даних із шумом. Метою даного дослідження є підвищення стійкості до шуму в задачах розпізнавання образів шляхом розробки гібридної ANFIS-системи з оптимізацією параметрів. Запропоновано підхід, у якому параметри ANFIS автоматично налаштовуються за допомогою алгоритмів оптимізації, щоб забезпечити надійне розпізнавання навіть за умов значних завад.

Існує ряд підходів до підвищення завадостійкості систем розпізнавання. Одним із найпоширеніших є попередня обробка сигналів, що включає різні методи фільтрації шуму, такі як медіанний, гаусівський та вейвлет-фільтри. Вони дозволяють зменшити рівень завад, зберігаючи при цьому важливу інформацію. Однак ці методи не завжди ефективні для складних шумових спотворень, таких як імпульсний або адитивний шум, які можуть значно спотворювати структуру даних [3]. Крім того, методи попередньої обробки не забезпечують адаптації до нових типів шуму, що може обмежувати їх ефективність у реальних сценаріях.

Ще одним напрямом є навчання моделей на спеціально підготовлених наборах даних, що містять зашумлені зразки (augmentation). Це дозволяє моделям адаптуватися до різних умов, роблячи їх стійкішими до шуму. Такий підхід широко використовується в глибокому навчанні, де моделі тренуються на збільшених вибірках із варіаціями освітлення, контрасту та рівня шуму. Проте навіть цей метод має свої обмеження: якщо шумові спотворення відрізняються від тих, що використовувалися під час навчання, модель може демонструвати недостатню ефективність [3].

Нечіткі системи є ще одним підходом до підвищення стійкості до шуму. Вони демонструють здатність працювати з невизначеними даними завдяки нечітким множинам і правилам. Однак основним недоліком таких систем є необхідність ручного налаштування параметрів, що ускладнює їхнє використання для масштабних або динамічних завдань. Це робить традиційні нечіткі системи менш ефективними в умовах значної варіативності шуму [4].

Штучні нейронні мережі, зокрема згорткові нейромережі (CNN), також широко використовуються для задач розпізнавання образів у складних умовах. Вони здатні навчатися складним нелінійним залежностям у даних і автоматично виділяти важливі ознаки. Проте вони можуть втрачати продуктивність у присутності шуму, особливо якщо не використовуються додаткові механізми стабілізації та регуляції. Крім того, глибокі нейромережі потребують великих обчислювальних ресурсів та обсягів даних для тренування, що може ускладнювати їхнє застосування в реальних умовах [4].

Гібридні нейро-фаззі системи ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) поєднують можливості нейромереж і нечіткої логіки, забезпечуючи гнучке моделювання складних залежностей. Відомо, що такі системи успішно застосовувалися в різних задачах, де дані містять шум або невизначеність. Наприклад, у завданні очищення зображень від імпульсного шуму ANFIS перевершила класичні методи фільтрації за якістю відновлення зображення [4]. Важливою перевагою ANFIS є її здатність автоматично налаштовувати параметри на основі вхідних даних. Однак її ефективність значною мірою залежить від вибору функцій належності, вагових коефіцієнтів і правил виведення, що може ускладнювати процес адаптації до нових типів шуму [4].

Нещодавні дослідження показують, що поєднання ANFIS із сучасними алгоритмами оптимізації дозволяє суттєво підвищити її стійкість до шуму. Зокрема, генетичні алгоритми (GA) та методи рою частинок (PSO) використовуються для налаштування параметрів ANFIS, забезпечуючи оптимальне співвідношення точності та стійкості. Оптимізовані моделі демонструють вищу продуктивність у задачах класифікації зашумлених зображень, перевершуючи як стандартні нейронні мережі, так і нечіткі системи без адаптації [5].

Таким чином, поєднання нейронних мереж із нечіткою логікою та алгоритмами оптимізації дозволяє суттєво покращити якість розпізнавання образів у складних умовах. ANFIS із оптимізацією параметрів може бути адаптована до змінних умов, наприклад, для даних із часозалежними шумами. Це додасть вагомості перспективам використання. Оптимізована ANFIS-система виявилася значно ефективнішою за традиційні підходи, особливо коли вхідні дані містять шум. Це підтверджує, що правильне налаштування параметрів може зробити модель більш стійкою до спотворень та покращити її здатність до узагальнення інформації. ANFIS з оптимізаторами перевершує інші сучасні методи. Наприклад, у порівнянні з глибокими нейронними мережами (DNN), ANFIS може бути більш обчислювально ефективною та простішою у налаштуванні.

Наступним етапом досліджень може стати розробка багаторівневих систем, які поєднують ANFIS з глибокими нейронними мережами для подальшого підвищення точності. Цей підхід відкриває великі можливості для подальших досліджень. Наступний логічний крок – випробувати гібридну ANFIS у реальних застосуваннях, де дані не тільки містять шум, а й можуть змінюватися в часі. Також цікавим напрямом буде інтеграція цієї технології з глибокими нейронними мережами, що може ще більше підняти рівень точності та адаптивності сучасних систем розпізнавання.

Список використаних джерел:

1. Mutasher M. et al., (2024). Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Optimized by Genetic Algorithm for Predictive Modelling in Medical Diagnosis // *Journal of Medical Systems*, 18 (5), 1358-1372.
2. Ayothi S., Duela J., Prabavathi R., Sara D. (2021). Performance Evaluation of ANFIS Over FIS with Optimization Algorithm in De-noising of Images // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*.
3. Jang J.-S. R., (1993) ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*.
4. Rashed M., Popescu N. (2024). Medical Image-Based Diagnosis Using Hybrid ANFIS Optimized by GA with a Deep Network Model // *Mathematics*. MDPI, Vol. 12(5), 1-32.
5. Cristianini N., Shawe-Taylor J. (2000). *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods* / Cambridge University Press. 2000. 204 p. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511801389>.