

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МОДЕЛІ ДЛЯ ЕФЕКТИВНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ МОДИФІКОВАНИХ ТРАДИЦІЙНИХ АВТОМАТИЧНИХ ВИЯВЛЮВАЧІВ

На сьогоднішній день в радіолокаційних системах актуальною проблемою є автоматизація процесу виявлення цілей, оскільки оператор значно програє в багатьох аспектах машині. В свою чергу традиційні методи автоматичного виявлення цілей, на практиці показують свою неефективність при роботі по групі цілей, а також в умовах нестационарних шумів.

У зв'язку з цим в нашій роботі представлений варіант покращення якості роботи радіолокаційних станцій в складних умовах з використанням нейромережових методів. Дану задачу умовно можна розділити на три основних частини, а саме:

- 1) Розглянути розв'язання часткових під задач, критичних для ефективності методу в цілому, для оцінки виграшу даного методу та області його використання.
- 2) Також слід розглядати можливість покращення швидкодії, завдяки паралелізму обчислень нейронних мереж.
- 3) Розробка неромережової архітектури для реалізації даного методу.

Рішення першої задачі є свого роду об'єднанням методу виявлення з адитивним порогом та рангового виявлення. Вирішуюче правило для даного методу можна записати наступним виразом:

$$x_0 > l \prod_{i=N_{\max}+1}^{N-N_{\min}} y_i,$$

де x_0 – величина сигналу в досліджуваній дискреті, $y_i (i = \overline{1, N})$ – значення елементів упорядкованої опорної вибірки, N – розмір опорної вибірки, l – порогове число.

В результаті розрахунків ймовірності виявлення для поодинокі цілі та групи цілей показують найгірші значення ми маємо при виявленні групи цілей з чотирьох об'єктів. Також аналіз показав, що залежність енергетичних втрат від вибору числа N є незначними (найменші втрати при $N = 4$). Також отриманні результати вказують на те, що при $N_{\min} = 8 \dots 10$ забезпечується задана ймовірність хибної тривоги, оскільки використовується критерій Неймана-Прірсона. Однак повної стабілізації при даному алгоритмі не досягається, що вказує на необхідність усунення недоліка на етапі пачечної обробки.

Щодо швидкодії, то тут одно значно можна виділити, що найбільш складною та часо затратною є процедура сортування. Оскільки більшу частину часу розрахунків йде на упорядкування вектору спостереження. Завдяки можливостям нейронних мереж працювати з ранжуванням векторів з високою обчислювальною точністю. Для сортування доцільно використати нейромережу MAXNET, котра за кінцеву кількість кроків виділяє значення максимального елемента за рахунок продавлення менших входів. Також ми розглянули алгоритмічний спосіб виграшу у швидкодії підчас сортування, ним є алгоритм Кохонена. В результаті сортування за даним алгоритмом на вході ми отримаємо вектор для самоорганізуючої нейромережі. Далі нейромережа, почав з випадкових значень вагів, адаптується до розподілу вхідних величин в ході навчання. Після закінчення навчання кожен елемент вхідного вектору співвідноситься з одним із вихідних нейронів, котрі відповідно і утворюють вектор відсортованих величин. Аналіз роботи самоорганізуючої нейромережі Кохонена показує, що сортування проходить дуже швидко і частково навіть покращує обмеження по $[\log_2 N]$ порівнянь, за $O(N)$ операцій.

Щодо задачі накопичення сигналів. Як відомо оптимальний накопичувач повинен порівнювати суму імпульсів з певним порогом. Однак при нестационарних завадах традиційний суматор перестає бути оптимальним. Тому доцільно замінити його на критерійний накопичувач, котрий є по суті жорстким пороговим пристроєм, після котрого йде звичайний суматор. Це доволі просто реалізувати за допомогою звичайної одношарової нейромережі, в котрій реалізується функція активації нейронів лінійна або порогова, в залежності від потрібної. Таким чином ми забезпечимо високу стабільність рівня хибної тривоги в імпульсних завадах.