

# ЕНЕРГОЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СПОЖИВАЧІВ АПК

УДК 621.3.027.2:621.3.0183

## РОЗПІЗНАВАННЯ ТИПУ НЕСИНУСОЇДАЛЬНИХ СПОТВОРЕНЬ НАПРУГИ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Мірошник О. О.

Харківський національний технічний університет сільського господарства імені Петра Василенка

Виконано аналіз нейронних мереж для розпізнавання вейвлет-образів несинусоїдальних спотворень напруги, у результаті чого обрана нейронна мережа на основі адаптивної резонансної теорії. Показаний конкретний приклад розпізнавання вейвлет-образів несинусоїдальних спотворень напруги у мережах 0,38/0,22 кВ за допомогою нейронної мережі.

**Постановка проблеми.** Розпізнавання спотворень несинусоїдальних режимів роботи мереж 0,38/0,22 кВ дуже складне питання [1], оскільки включає широкий спектр спотворень або класів, граніці яких можуть накладатися одна на одну. Основною метою розпізнавання є коректне визначення невідомого об'єкта, внаслідок чого з'являється можливість виявлення адресності несинусоїдального спотворення напруги, яке потрапляє в мережу.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** На сьогоднішній день існує велика кількість способів організації нейронних мереж, які можуть містити різну кількість шарів нейронів [2, 3]. Нейрони можуть бути зв'язані між собою як усередині окремих шарів, так і між шарами. Необхідно мати на увазі, що збільшення кількості нейронів не приводить до покращення результату розпізнавання образів, а лише сповільнює процес навчання нейронної мережі. Тому одним із основних завдань при виборі нейронної мережі стає знаходження оптимального відношення "час навчання – якість навчання" числа нейронів для вирішення даної задачі.

**Мета статті.** Вибір і обґрунтування структури нейронної мережі для розпізнавання вейвлет-образів несинусоїдальних спотворень напруги, які мають місце в мережах 0,38/0,22 кВ.

**Основні матеріали дослідження.** На сьогоднішній день, традиційні нейронні мережі не досить коректно розв'язують проблему стабільності-пластичності. Порівняно часто при навчанні нового образу повністю знищується або змінюється результат попереднього навчання. У нейронних мережах із зворотним поширенням навчальні вектори потрапляють на вхід нейронної мережі послідовно до тих пір, поки усьому вхідному набору не навчиться нейронна мережа. Однак, якщо навчена нейронна мережа має запам'ятати зовсім новий навчальний вектор, в такому випадку він може спотворити вагові коефіцієнти настільки, що необхідно буде перенавчання мережі. Насправді мережа буде зазнати постійно змінні впливи, вона може не отримати один той самий навчальний вектор декілька разів. При таких обставинах мережа досить часто не буде навчатися, і в свою чергу буде безупинно змінювати свої вагові коефіцієнти, не досягаючи задовільних результатів.

Більше того, у роботі [1] наведені приклади мережі, у якій навчальні вектори, що подаються циклічно, змушують вагові коефіцієнти мережі змінюватися весь час, ніколи не сходяться. Така нестабільність є одним з головних факторів використання адаптивної резонансної теорії (АРТ), яка є одним з важливих результатів аналізу цієї задачі [3]. Мережі та алгоритми нейронної мережі АРТ зберігають пластичність, яка потрібна для навчання новим образам, крім усього запобігається зміна образів, які були раніше запам'ятовані.

З урахуванням вищесказаного, для розпізнавання вейвлет-образів [4] несинусоїдальних спотворень напруги, які мають місце в мережах 0,38/0,22 кВ, обрана програмно реалізована модель нейронної мережі з використанням АРТ. Необхідно зазначити, нейронна мережа на базі АРТ є векторним класифікатором. Вхідний вектор класифікується залежно від схожості раніше запам'ятованих вейвлет-образів несинусоїдальних спотворень напруги. Своє рішення по ідентифікації несинусоїдального спотворення напруги мережа АРТ показує у вигляді збудження одного з нейронів шару розпізнавання. За умови невідповідності вхідного вектора жодному із запам'ятованих вейвлет-образів несинусоїдального спотворення напруги утворюється зовсім нова категорія внаслідок запам'ятовування образу несинусоїдального спотворення напруги, який в свою чергу ідентичний новому вхідному вектору. Якщо встановлено, що вхідний вектор досить схожий на один з векторів, які раніше запам'ятовані, з огляду певного критерію подібності, то запам'ятований вектор буде змінюватися під дією нового вхідного вектору доки не стане схожим на цей вхідний вектор.

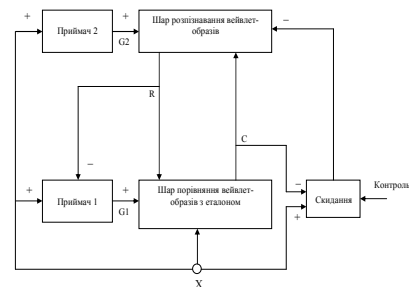


Рисунок 1 – Структурна схема мережі АРТ

На рис. 1 показана конфігурація нейронної мережі АРТ, яка показана у вигляді функціональних модулів. Вона містить два шари нейронів, так званих "шар порівняння" і "шар розпізнавання". Скидання, Приймач 1 і Приймач 2 і забезпечують необхідні для навчання та класифікації керуючі функції.

Шар порівняння одержує вхідний двійковий вектор  $X$  і пропускає його незмінним для формування вихідного вектора  $C$ . Пізніше в шарі розпізнавання створюється вектор  $R$ , який в свою чергу модифікує вектор  $C$ .

Кожний із нейронів у шарі порівняння одержує три двійкові входи:

- компонента  $x_i$  вхідного вектора  $X$ ;
- сигнал зворотного зв'язку  $R_i$  – зважена сума виходів шару розпізнавання;
- вхід від Приймача 1.

Щоб одержати на виході нейрона одиничне значення, як мінімум 2 із 3 його входів повинні бути рівні, а якщо ні, то його вихід буде рівним 0. Таким чином, реалізується правило двох третіх [3]. Спочатку вихідний сигнал  $G1$  Приймача 1 установлений в одиницю, що забезпечує один з необхідних для порушення нейронів входів, крім цього усі компоненти вектора  $R$  рівні 0. Таким чином в даний момент вектор  $C$  ідентичний вхідному вектору  $X$ .

Шар розпізнавання виконує класифікаційну градацію вхідних векторів. Причому кожний нейрон у шарі розпізнавання містить відповідний вектор вагових коефіцієнтів  $V_j$ . Необхідно мати на увазі, що один нейрон з ваговим вектором, що найбільше схожий на вхідний вектор збуджується, а усі інші нейрони залишаються загальмовані.

У процесі роботи кожний нейрон шару розпізнавання розраховує згортку вектора власних ваг і вхідного вектора  $C$ . Нейрон, у якого ваги найбільш схожі до вектора  $C$ , буде мати найбільший вихід. Таким чином він виграє змагання та за разом гальмує в шарі всі інші нейрони.

Нейрони всередині шару розпізнавання взаємно з'єднані в латерально-гальмуючу мережу. Це передбачає, що виключно один нейрон у шарі збуджується в щосекунди. Дана конкуренція реалізується введенням зв'язків з негативними вагами з виходу кожного нейрона на входи других нейронів. В результаті нейрон, який має найбільший вихід, гальмує в шарі всі інші нейрони. Необхідно мати на увазі, що кожний нейрон має зв'язок з позитивним ваговим коефіцієнтом із виходу на свій вхід.

Вихід Приймача 2 ( $G2$ ), дорівнює одиниці, якщо вхідний вектор  $X$  має хоча б один одиничний компонент. При цьому  $G2$  є логічним АБО від компонента вектора  $X$ .

Як і сигнал  $G2$ , вихідний сигнал  $G1$  Приймача 1 рівний 1, якщо хоча б один компонент двійкового вхідного вектора  $X$  дорівнює одиниці, але якщо хоча б один компонент вектора  $R$  дорівнює одиниці,  $G1$  встановлюється в нуль.

Модуль скидання вимірює подібність між векторами  $X$  і  $C$ . За умови їх відмінності сильніше, ніж потребує параметр подібності, виробляється керуючий сигнал, який дає команду на скидання в шарі розпізнавання збудженого нейрона.

В свою чергу модуль скидання обчислює подібність як відношення кількості одиниць у векторі  $C$  до їхньої кількості в самому векторі  $C$ . За умови, якщо дане відношення нижче значення параметра подібності, то в результаті виробляється сигнал скидання.

Мережа навчається внаслідок зміни вагових коефіцієнтів таким чином, що в результаті пред'явлення вхідного вектора змушує мережу активізувати нейрони в шарі розпізнавання, які зв'язані з подібним запам'ятованим вектором [5]. Навчання проводиться таким чином, що відсутня руйнація запам'ятованих раніше образів, в результаті запобігається тимчасова нестабільність. Це завдання керується на рівні вибору критерію подібності. Заново створений вхідний образ не буде відповідати запам'ятованим раніше образам з огляду параметра подібності, внаслідок чого формується новий образ. Якщо вхідний образ, у достатньому ступені відповідає одному із запам'ятованих образів раніше і не буде формувати нового екземпляра, то він буде модифікувати образ, на який він досить схожий. У такий спосіб при відповідному виборі критерію подібності виключається запам'ятовування образів, які були раніше вивчені.

Для прикладу розглянемо алгоритм розпізнавання несинусоїдальних спотворень напруги по їх вейвлет-образам рис. 6.

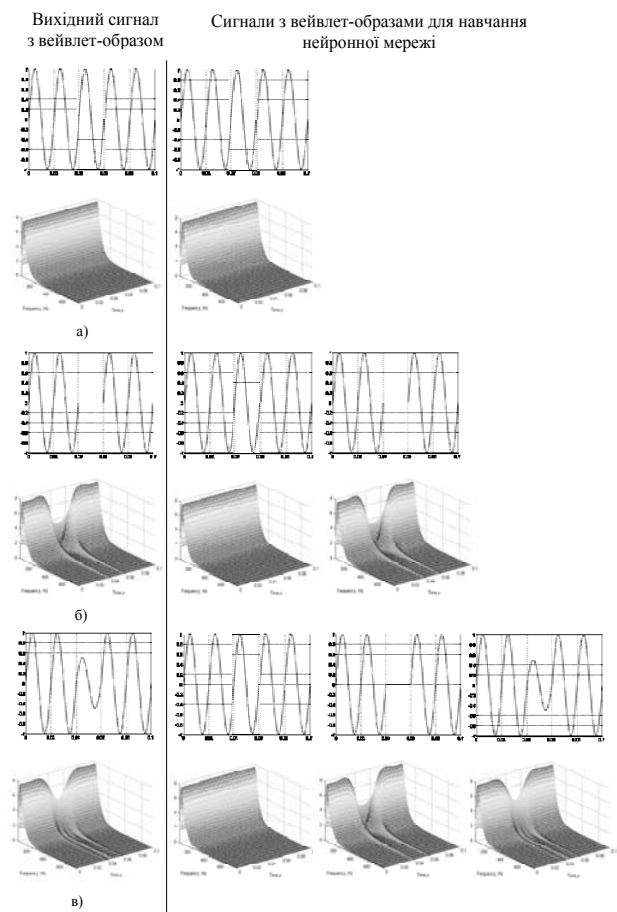


Рисунок 2 – Процес навчання АРТ

- неспотворена синусоїдальна напруга, що містить основну гармоніку 50 Гц (рис. 2, а);

- зникнення синусоїдальної напруги протягом одного періоду (рис. 2, б);

- провал синусоїдальної напруги протягом одного періоду (рис. 2, в).

На рис. 2 показаний типовий сеанс навчання мережі АРТ. Кожний вейвлет-образ представляє компонент вектора  $X$  з одиничним значенням. Вейвлет-образи праворуч представляють запам'ятовані образи, кожний з яких є набором величин компонента вектора  $T_j$ .

Спочатку на вхід нейронної мережі подається перший вейвлет-образ (рис. 2, а). Так як відсутні запам'ятовані образи, то фаза пошуку закінчується неуспішно. Новий нейрон виділяється в шарі розпізнавання, і ваги  $T_j$  встановлюються однаковими відповідним компонентам вхідного вектора. Необхідно враховувати, що при цьому ваги  $V_j$  являють собою масштабовану версію вхідного вектора.

Далі на вхід нейронної мережі подається другий вейвлет-образ (рис. 2, б). Він також викликає неуспішне закінчення фази пошуку, а також розподіл нового нейрона. Даний процес повторюється для третього вейвлет-образу (рис. 2, в). Після накопичення достатньої кількості екземплярів вейвлет-образів можна запускати перевірочні вейвлет-образи, які мають спотворення в одній із точок координат. Наприклад, третій вейвлет-образ з спотворенням в одній із точок координат (рис. 2, в) подається на вхід нейронної мережі. Він досить точно відповідає запам'ятованому третьому вейвлет-образу (рис. 2, в), щоб витримати перевірку на подібність, в зв'язку з цим застосовується для навчання мережі. Спотворення в одній із точок координат вейвлет-образу встановлює в 0 відповідний компонент вектора  $S$ , змушуючи навчальний алгоритм встановити ці вагові коефіцієнти запам'ятованого образу в 0, тим самим відтворюється в запам'ятованому образі спотворення. Додаткове ізолюване спотворення в одній із точок координат вейвлет-образу не змінює запам'ятованого образу, тому що не відповідає одиниці в запам'ятованому образі.

Наприклад, наступним вейвлет-образом може бути третій вейвлет-образ (рис. 6, в) із спотвореннями у двох точках координат. Він не відповідає раніше запам'ятованому образі ( $S$  менше ніж  $\rho$ ), тому для його запам'ятовування виділяється новий нейрон.

Запропонований приклад показує важливість вибору певного значення критерію подібності. Якщо значення критерію занадто велике, то в даному випадку більшість образів не будуть підтверджувати свою подібність із раніше запам'ятованих і нейронна мережа буде виділяти зовсім новий нейрон. В свою чергу це викликає погане узагальнення в нейронній мережі, в наслідок чого навіть невеликі зміни одного із образів будуть створювати інші нові категорії. Якщо кількість категорій буде збільшуватись, то усі доступні нейрони будуть розподілятися, і здатність даної системи до сприйняття нових даних нівелюється. І навпаки, якщо критерій подібності занадто малі, то образи, які сильно відрізняються, будуть групуватися разом, тим самим спотворюючи запам'ятований образ до тих пір, поки в результаті не буде мінімальна схожість з одним із них.

**Висновки.** Запропоновано спосіб розпізнавання вейвлет-образів несинусоїдальних спотворень напруги, які мають місце в мережах 0,38/0,22 кВ, за допомогою нейронних мереж на основі адаптивної резонансної теорії, що дозволить визначити адресність винуватця цих спотворень.

## Література

1. Мірошник О. О. Представлення несинусоїдальних режимів в системах електропостачання за допомогою вейвлет-аналізу / О. О. Мірошник, І. О. Фурман // Вісник ХНТУСГ ім. П. Василенка "Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України" – Харків : ХНТУСГ, 2015. – Вип. 154. – С. 57–58.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. / Ф. Уоссермен. Перевод на русский язык, Ю. А. Зуев, В. А. Точенов, 1992. – 184 с.
3. Anil K. Jain, Jianchang Mao, K.M. Mohiuddin. Artificial Neural Networks: A Tutorial, Computer, Vol.29, No.3, March. -1996.
4. Мірошник О. О. Застосування перетворень Фур'є та вейвлет-спектрограм для ідентифікації спотворень режимів роботи розподільних мереж 0,38/0,22 кВ / П. Д. Лежнюк, О. О. Мірошник // Вісник Вінницького Політехнічного Інституту – Вінниця : ВНТУ, 2015. – №1(118). – С. 71–79.
5. Мірошник А. А. Распознавание типа несинусоидальных искажений с помощью нейронной сети / А. А. Мірошник // Энергетика і автоматика. – 2014. – 3. – С. 86 – 95.

## Анотація

### РАСПОЗНАВАНИЕ ТИПА НЕСИНУСОИДАЛЬНЫХ ИСКАЖЕНИЙ НАПРЯЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Мирошник А. А.

*Выполнен анализ нейронных сетей для распознавания вейвлет-образов, в результате чего выбрана нейронная сеть на основе адаптивной резонансной теории. Показан конкретный пример распознавания вейвлет-образов несинусоидальных искажений в сетях 0,38/0,22 кВ с помощью нейронной сети.*

## Abstract

### RECOGNITION TYPE NON-SINUSOIDAL VOLTAGE DISTORTION WITH NEURAL NETWORKS

O. Miroshnyk

*The analysis of neural networks for pattern recognition wavelet images, whereby the neural network is selected on the basis of adaptive resonance theory. Shows a specific example of wavelet image recognition of non-sinusoidal distortion in networks 0.38 / 0.22 kV using a neural network.*