

МОДЕЛЮВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ СИСТЕМИ ЯК ЗАСІБ ДЛЯ ПОБУДОВИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДЖЕРЕЛ ГАРМОНІК

© Варецький Ю.О., Наконечний Т.І., Амброз В.М., 2007

Розглянуто проблему ідентифікації напруг вищих гармонік в електричній мережі з нелінійними навантаженнями за допомогою штучної нейронної мережі. Запропоновано здійснювати вибір структури нейронної мережі, вхідної комбінації величин, а також тренувальної множини на основі даних, отриманих внаслідок моделювання характерних режимів електричної мережі.

Voltage harmonic identification problem in electrical network consisting nonlinear loads on the neural network basis is described. It was proposed to select the neural network architecture and inputs, as well as training set by results of modeling power system representative operations.

Проблема. Спостереження за рівнем гармонік у електричних мережах вимагає спеціальних вимірних пристроїв гармонік, які через їх значну вартість встановлюються вкрай рідко. У таких випадках ефективним може бути використання штучних нейронних мереж (НМ), які дозволяють на основі доступних на кожній підстанції вимірювань формувати відповідні характеристики несинусоїдних режимів. Проте актуальною проблемою залишається правильний вибір структури НМ та підбір достатньої кількості вхідних сигналів, а також створення тренувальної множини даних для тренування НМ.

Аналіз останніх досліджень. Як уже зазначалось, вимірювання гармонік у розподільчій електричній мережі вимагає спеціальних вимірних пристроїв, які рідко стаціонарно встановлюються на підстанціях (ПС) через їх значну вартість, крім того, лише на вузлових ПС є постійний черговий персонал для обслуговування цих приладів та спостереження за їх показами. Тому достатньо часто оцінюють рівень гармонік у електричній мережі розрахунковими методами.

Певні методи вирішення проблеми адекватного оцінювання джерел вищих гармонік в умовах неповного обладнання мережі засобами вимірювання, які ґрунтуються на традиційних підходах, були запропоновані у роботах [2–4]. Проте використовуючи традиційні підходи, важко здійснювати постійний моніторинг за роботою мережі та враховувати реальні залежності опорів елементів мережі від частоти. З іншого боку, деякі підходи, які використовують методологію штучних нейронних мереж для визначення характеристик джерел гармонік у електричній мережі, запропоновано у роботах [5, 6]. Зокрема, в опублікованих у [6] дослідженнях, структурну нейронну мережу було використано для визначення величин гармонік в електричній мережі з нелінійними споживачами, яка обладнана невеликою кількістю стаціонарних пристроїв вимірювання гармонік. Також у [6] запропоновано замінити відомі джерела гармонік математичними залежностями струму гармонік від частоти, проте такий підхід не завжди може забезпечити необхідну точність, оскільки така заміна не враховує топологію мережі та значення прикладеної до джерела гармонік напруги, а значить і реальну величину генерованих в електричну мережу гармонік. Крім того, сучасний рівень комп'ютерної техніки дозволяє проводити точніші моделювання реальної електричної мережі в трифазних координатах і за їх даними формувати множини вхідних даних для тренування нейронної мережі.

Завдання дослідження. Враховуючи, що сучасні системи електропостачання дуже рідко обладнані вимірювальними засобами диспетчерського контролю несинусоїдного режиму, для розв'язання цього завдання авторами запропонували і опрацювали метод віртуальної ідентифікації режиму, структура якого будується на результатах моделювання можливих режимів. Зрозуміло, що для кожного типу електричної мережі необхідний індивідуальний підхід. Тобто створення моделі, проведення відповідних розрахунків та вибір підходу, який би дозволив з заданою точністю здійснювати спостереження за рівнем гармонік у мережі. Для розв'язання цього завдання ефективним може бути використання штучних нейронних мереж. Проте, актуальною проблемою залишається правильний вибір, налагодження та тренування такої НМ.

Опис електричної мережі та її моделі. Однолінійна схема радіальної розподільної електричної мережі 110 кВ зображена на рис. 1. До складу електричної мережі входить три підстанції (ПС-1, ПС-2 та ПС-3), живлення мережі здійснюється від шин 110 кВ понижувальної підстанції (РП).

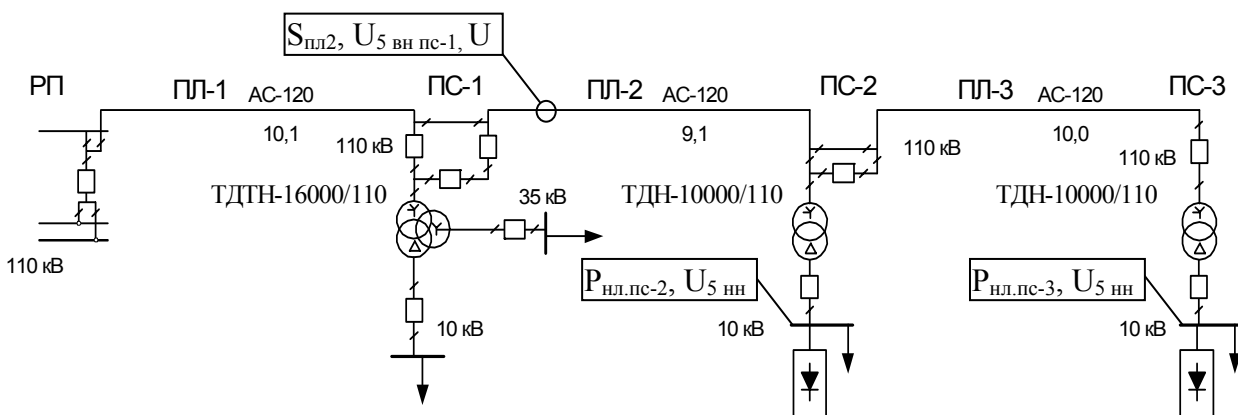


Рис. 1. Розрахункова схема досліджуваної ділянки електричної мережі

Нелінійним навантаженням системи виступають шестипульсні некеровані тиристорні перетворювачі, під'єднані до шин 10 кВ на ПС-2 та ПС-3. Відомо, що ці перетворювачі є джерелами змінних у часі вищих гармонік у електричній мережі, але ці підстанції не обладнані стаціонарними вимірними пристроями гармонік. Проте, портативні вимірні пристрої можуть бути під'єднані на цих підстанціях для зняття необхідних даних для тренування нейронної мережі. Шестипульсні некеровані тиристорні перетворювачі генерують у систему гармоніки порядків $(6 \pm 1) i$, теоретично, величина кожної гармоніки є обернено пропорційною до її порядкового номера, тобто для 5-ї гармоніки вона становитиме 20 %, для 11-ї – відповідно 9% і т.д. Довжини ліній, марки проводів, типи трансформаторів, встановлених на підстанціях вказані на рис.1. Характеристики навантажень наведені у табл. 1.

Таблиця 1

Характеристика навантажень

Назва ПС	Максимальне лінійне навантаження, МВ·А	Навантаження перетворювачів, МВт
ПС-1	$3,5 + j1,5$	0
ПС-2	$3,0 + j1,2$	0...7
ПС-3	$1,6 + j0,8$	0...7

Підстанції у досліджуваній електричній мережі забезпечені стандартними вимірними пристроями включно з ват- і варметрами, що стаціонарно встановлені на шинах підстанцій. Допуска-

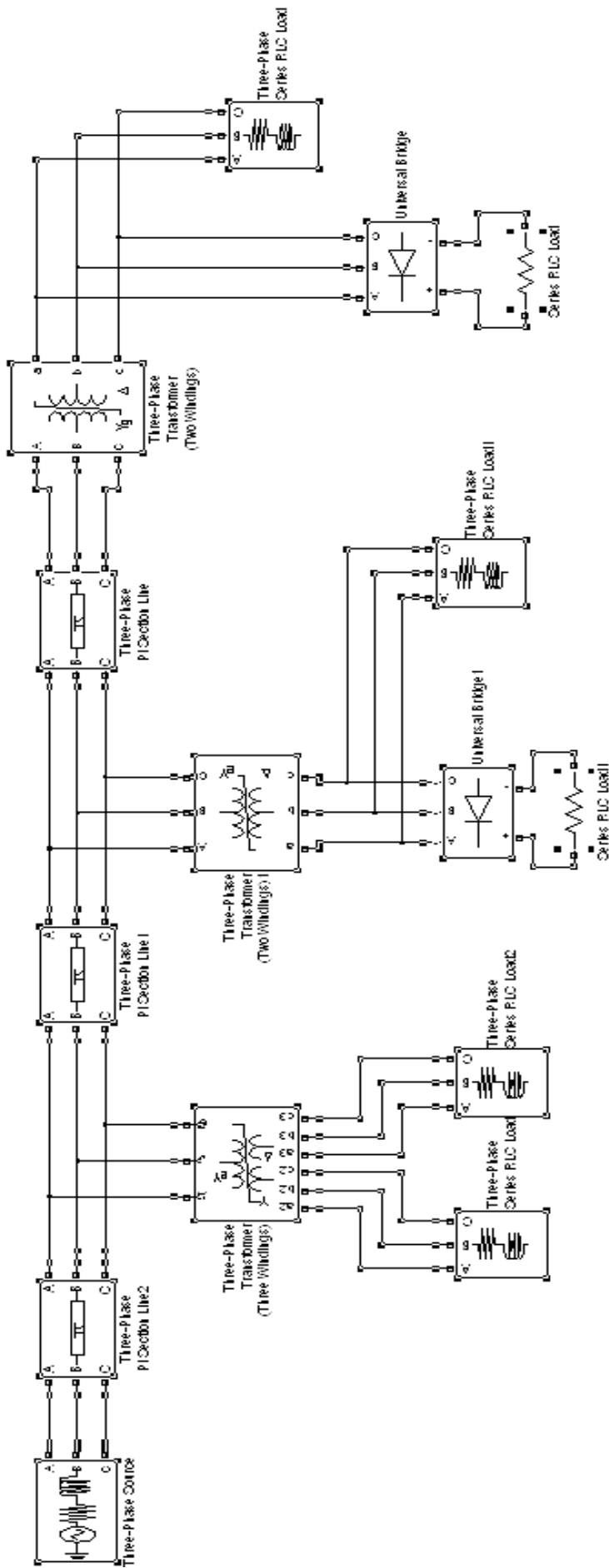


Рис. 2. Модель досліджуваної електричної мережі

ється, що у цій електричній мережі лише на ПЛ-2 буде встановлено стаціонарний вимірний пристрій гармонік. Диспетчер може спостерігати динаміку змін навантаження підстанцій у часі за допомогою телевимірів. Лінійне навантаження підстанцій змінюється за добовою характеристикою споживання електричної мережі. Величина нелінійного навантаження має імовірнісний характер і часто змінюється залежно від потреб виробництва. Тому немає чіткої відповідності між потужністю системи і варіацією гармонік у електричній мережі.

Моделювання режимів роботи електричної мережі. Моделювання електричної мережі проводилось засобами програмного забезпечення MatLab для різних режимів навантажень у трифазній еквівалентній схемі. Схема досліджуваної ділянки електричної мережі зображена на рис. 2.

Під час моделювання трансформатори розглядали з врахуванням системи намагнічування, коефіцієнтів трансформації, схем з'єднання обмоток, опорів обмоток та індуктивностей розсіювання. Лінійні навантаження зображені як паралельні імпеданси активного і реактивного опорів. Нелінійні навантаження розглядали як під'єднані до шин 10 кВ шестипульсні некеровані тиристорні перетворювачі з відповідним активним навантаженням. Трифазну систему вважали симетричною. Використання цієї програми для розрахунку миттєвих значень протягом заданого періоду часу дозволяє достатньо точно визначити значення гармонік у різних режимах роботи електричної мережі. Отримані в результаті розрахунків криві напруг і струмів представляються для аналізу у вигляді розкладу в ряд Фур'є. На рис. 3, а зображено осцилограму струму фідера живлення тягової підстанції (фаза А), зареєстровану цифровим осцилографом на ПС Клепарів-Т, а на рис. 3, б – модельну осцилограму цього режиму.

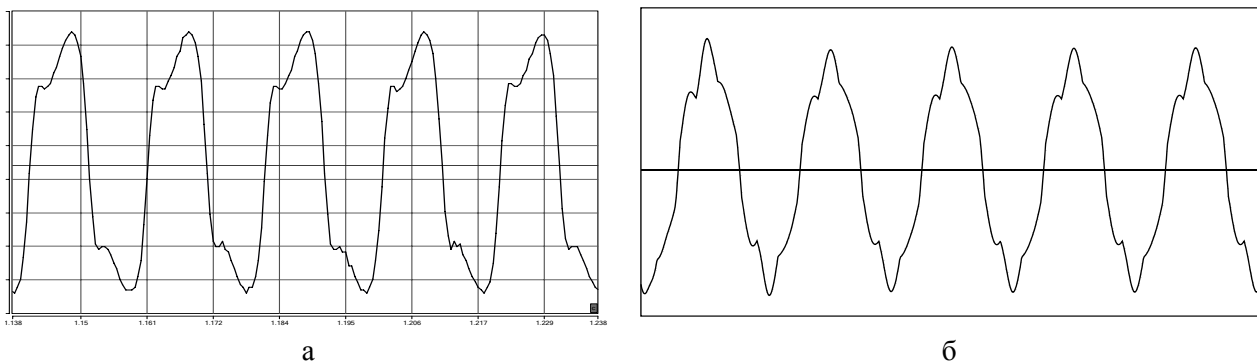


Рис. 3. Струм фідера живлення тяги (фаза А) ПС Клепарів-Т

У роботі поставлено завдання створення засобу для оцінювання рівня гармонік у радіальній розподільній електричній мережі під час використання лише одного стаціонарного вимірного пристрою гармонік. Використання нейронної мережі з відповідною структурою дасть можливість оцінювати рівні гармонік на шинах підстанцій електричної мережі за результатами непрямих вимірювань, тобто таких, які тою чи іншою мірою посередньо відображають характер несинусоїдного режиму в заданий момент часу. На практиці тренувальну множину даних для вибраної структури нейронної мережі можна отримати від відповідних портативних пристроїв вимірювання гармонік, синхронізувавши дані з іншими відповідними вхідними сигналами. У цій роботі така множина даних була отримана внаслідок моделювання певного набору режимів електричної мережі та нелінійних навантажень. Тренування НМ здійснювали на основі тренувальної множини даних, отриманої в результаті моделювання електричної мережі під час використання програмного комплексу MatLab.

Для створення тренувальної множини даних нейронної мережі відбирали значення потужностей і гармонік. Приклад частини даних множини, отриманих у результаті моделювання системи електропостачання та вибраних для тренування нейронної мережі на прикладі 5-ї гармоніки, наведено у табл. 2. У цій таблиці стовпці $P_{нл.пс-2}$, $P_{нл.пс-3}$, $P_{пл2}$ і $Q_{пл2}$, $U_{5\text{ вн пс-1}}$ і $U_{ТНД}$ виступатимуть

вхідними даними для нейронної мережі, а стовпці $U_{5 \text{ нн пс-2}}$, $U_{5 \text{ нн пс-3}}$ – цільовими даними. Проводилось моделювання режимів з різними комбінаціями величин нелінійних навантажень, отже, щоб охопити з певним кроком весь можливий діапазон їх роботи.

Також у табл. 2 є тестова множина даних, яка не входила у тренувальну множину і використовується для перевірки роботи нейронної мережі.

Таблиця 2

Вибрана множина даних для 5-ї гармоніки

№ з/п	$P_{\text{нл.пс-2}}$, МВт	$P_{\text{нл.пс-3}}$, МВт	$U_{5 \text{ вн пс-1}}$, %	$U_{5 \text{ нн пс-2}}$, %	$U_{5 \text{ нн пс-3}}$, %	$U_{\text{ТНД}}$, %
1	2	3	5	6	7	8
1	1	0	0,09	1,34	0,12	0,56
2	3	0	0,25	3,80	0,34	0,99
3	5	0	0,41	6,30	0,56	1,46
4	7	0	0,56	8,47	0,75	1,78
5	0	1	0,09	0,11	1,31	0,90
6	0	3	0,26	0,34	3,85	1,61
7	0	5	0,43	0,55	6,23	2,23
8	0	7	0,58	0,74	8,61	2,66
9	1	1	0,17	1,41	1,50	1,04
10	3	1	0,34	3,77	1,74	0,95
11	5	1	0,49	6,11	2,01	1,91
12	7	1	0,62	8,21	1,93	1,54
.
.
.
21	1	7	0,65	1,95	8,69	2,3
22	3	7	0,82	4,52	8,94	2,11
23	5	7	0,99	6,75	9,15	2,44
24	7	7	1,13	8,80	9,28	3,53
Тестова множина						
25	2	5	0,59	3,07	6,55	1,56
26	5	2	0,58	6,14	3,21	1,71
27	4	6	0,84	5,57	7,99	2,10
28	6	6	0,97	7,15	7,68	2,22

Вибір структури нейронної мережі. Нейронна мережа, як певна асоціативна модель, призначена для того, щоб пов'язувати вхідні величини (дані) з вихідними. Цей підхід може бути адаптованим і для розпізнавання стану електричної мережі у випадках, коли точна функційна залежність між вибраними параметрами є складною для визначення.

Нейронні мережі уже достатньо давно використовують як ефективний засіб прогнозування та ідентифікації станів електроенергетичних систем. Відомі також дослідження, присвячені ідентифікації місцезнаходження джерел вищих гармонік у системах електропостачання і визначенню величин генерованих ними гармонік на основі нейронних мереж. Ефективність застосування таких підходів значною мірою визначається вдалим вибором структури нейронної мережі та відповідної тренувальної множини даних для її налагодження.

Основні характеристики типової двошарової нейронної мережі прямого поширення наведені в [7]. Нейронна мережа (рис. 4) переважно складається з трьох шарів – вхідного, прихованого і вихідного, а також вузлів – нейронів. Нейрони – це точки обробки даних, що отримують вхідний сигнал з нижнього шару і передають вихідний сигнал у верхній шар. Набір вхідних сигналів

формує вхідну множину, що передається до прихованого шару через вагові зв'язки нейронної мережі. У прихованому шарі отримані через ваги сигнали “обробляються” активаційною функцією. Поширеною активаційною функцією є функція насичення або так звана сигмоїдна функція (1), призначена імітувати роботу біологічних нейронів:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (1)$$

Вихідний сигнал з прихованого шару передається до входів вихідного шару через інші вагові зв'язки нейронної мережі. Таким чином нейронна мережа є класифікатором, який, отримавши вхідні дані та передавши їх на виходи, дає певну кількісну інформацію про систему. Основним завданням є “навчити” нейронну мережу, налаштувати вагові коефіцієнти так, щоб забезпечити необхідну класифікацію вхідного сигналу.

Як уже зазначалось, у цьому випадку вхідними сигналами нейронної мережі виступають потужності $P_{\text{нл.пс-2}}$, $P_{\text{нл.пс-3}}$, $P_{\text{пл2}}$ і $Q_{\text{пл2}}$ та напруги $U_{5 \text{ вн пс-1}}$ і $U_{\text{ТНД}}$, які надходять від стаціонарно встановлених на підстанціях вимірних пристроїв. Для порівняння було проведено дослідження НМ, у якій вхідними даними були б лише потужності $P_{\text{нл.пс-2}}$, $P_{\text{нл.пс-3}}$ та напруги $U_{5 \text{ вн пс-1}}$ і $U_{\text{ТНД}}$ і не враховувався перетік по ПЛ-2. Вибір саме таких вихідних сигналів ґрунтувався на проведених для цієї нейронної мережі дослідженнях, метою яких було визначення мінімально необхідної кількості вхідних сигналів (вимірювань) для забезпечення її задовільної роботи НМ. Також враховувалась можливість реалізації таких вимірювань на підстанціях електричної мережі та їх передача на диспетчерський пункт ПС-2. Для покращання роботи НМ кількість вхідних сигналів може бути збільшена або ж розширена множина тренувальних даних. Нейронну мережу було треновано для оцінювання напруг гармонік ($U_{5 \text{ нн пс-2}}$, $U_{5 \text{ нн пс-3}}$) на шинах 10 кВ ПС-2 та ПС-3 даної електричної мережі. Для збільшення інформаційної пам'яті та покращання збіжності нейронну мережу поділено на ряд паралельних мереж, окремо для кожної гармоніки, з однаковими входами та двома виходами, як показано на рис. 4.

У цій роботі використовувалась нейронна мережа прямого поширення зі зворотним поширенням похибки. У нейронній мережі використано лише один прихований шар. Кількість нейронів у прихованому шарі приймали такою, що дорівнює півсумі кількості вхідних та вихідних сигналів – $(6 + 2) / 2 = 4$. Для створення нейронної мережі використано підпрограму NNTool з панелі інструментів Neural Network програмного комплексу MatLab.

Для нейронів прихованого шару задавалась передавальна функція (transfer function) гіперболічний тангенс (tansig), що обчислюється за формулою $n = 2/(1 + \exp(-2 \times n)) - 1$; передавальною функцією для нейронів другого шару була “проста лінія” (purelin), оскільки така функція може набувати будь-яких значень в широкому діапазоні. Вагові коефіцієнти налаштувалися так, щоб мінімізувати повну квадратичну похибку S між тренувальною множиною виходів X_{pi} для всіх зразків p множини реальних виходів V_{pi} :

$$S = \sum_p \sum_i (X_{pi} - V_{pi})^2 \quad (2)$$

Для тренування нейронної мережі використовували функцію масштабного спряженого градієнта зі зворотним поширенням похибки (TRAINSCG – Scaled conjugate gradient backpropagation). Можливим є також використання й інших функцій (TRAINGDM, TRAINGDA, TRAINGDX), проте, як показали дослідження, тренувальний процес для цих функцій вимагає більшої кількості ітерацій.

Досліджували також можливість використання окремої нейронної мережі для кожного виходу ($U_{5 \text{ нн пс-2}}$ та $U_{5 \text{ нн пс-3}}$). Використання такого типу НМ покращує точність визначення вихідного сигналу, проте для цього випадку показана на рис. 4 нейронна мережа забезпечує задовільну точність оцінки, тому вона може бути прийнята для використання.

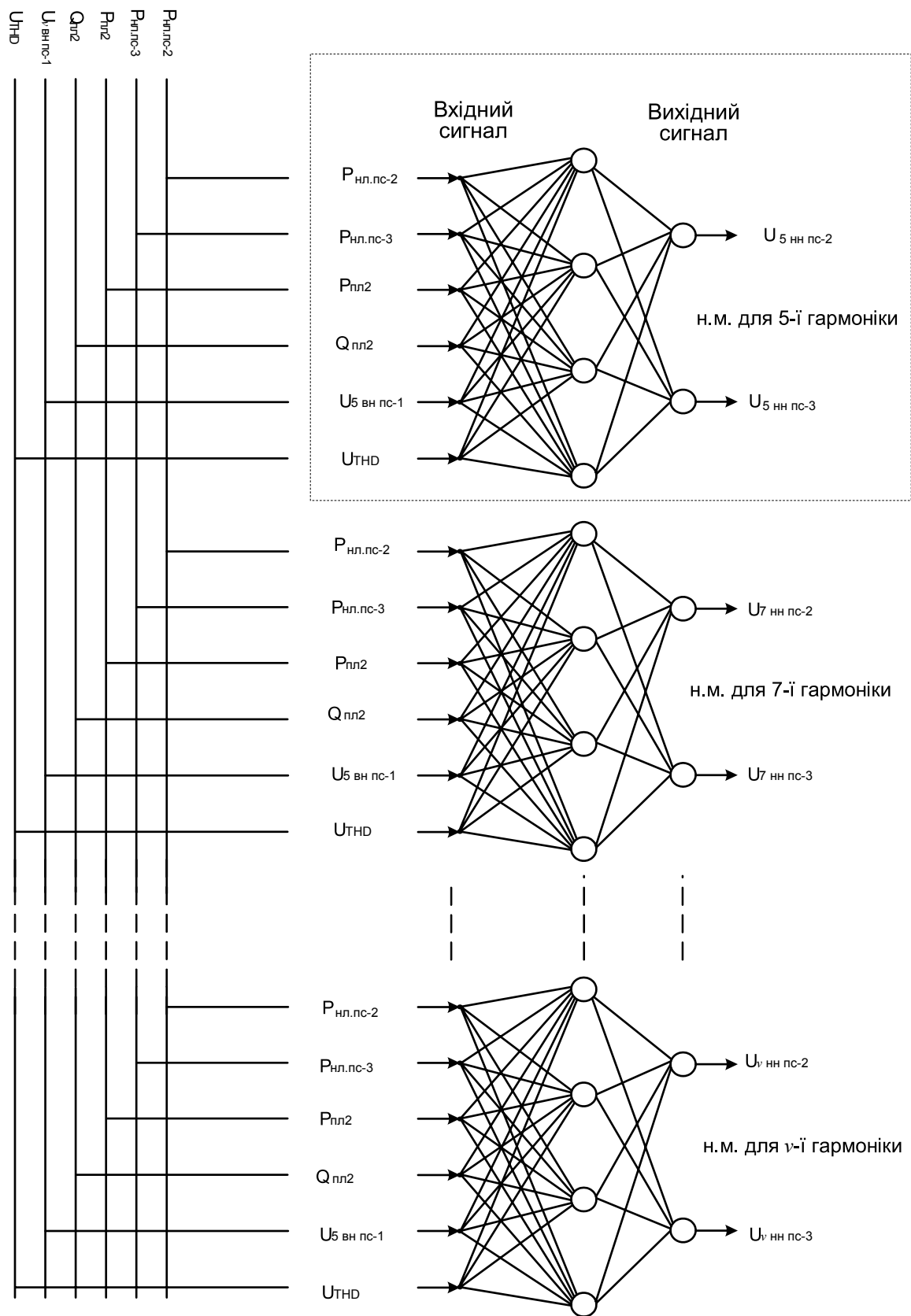


Рис. 4. Нейронна мережа для оцінювання рівня гармонік

Результати тренування нейронної мережі. У табл. 3 наведено результати тренування нейронної мережі (для 5-ї гармоніки) для випадку коли входніми сигналами виступають $R_{\text{нл.пс-2}}$, $R_{\text{нл.пс-3}}$, $R_{\text{пл2}}$ і $Q_{\text{пл2}}$ та напруги $U_{5 \text{ вн пс-1}}$ і $U_{\text{ТНД}}$ (структура I), а в табл. 4 – для випадку коли входніми

сигналами були лише потужності $P_{\text{нл.пс-2}}$, $P_{\text{нл.пс-3}}$ та напруги $U_{5 \text{ вн пс-1}}$ і $U_{\text{ТНД}}$ (структура II). Як видно з цього випадку, похибка у обох випадках практично однакова, навіть для випадку неврахування $P_{\text{пл2}}$ і $Q_{\text{пл2}}$ вона є дещо нижчою. Проте неврахування перетоків по ПЛ-2 не дає можливості НМ реагувати на ввімкнення у мережі компенсуючих пристроїв та зміни у споживанні активного та реактивного навантаження тощо. Зрозуміло, що кращим випадком було б включення у вхідну множину НМ даних про споживання реактивної потужності на вводах 10 кВ трансформаторів ПС-2 та ПС-3 або навіть на фідерах споживачів, у яких є наявні компенсуючі пристрої.

Таблиця 3

Результати тренування нейронної мережі (структура I)

№ з/п	Дійсні значення		Результати тренування		Абсолютна похибка	
	$U_{5 \text{ нн пс-2}}, \%$	$U_{5 \text{ нн пс-3}}, \%$	$U_{5 \text{ нн пс-2}}, \%$	$U_{5 \text{ нн пс-3}}, \%$	$\Delta U_{5 \text{ нн пс-2}}, \%$	$\Delta U_{5 \text{ нн пс-3}}, \%$
1	1,34	0,12	1,35	0,20	-0,01	-0,08
2	3,80	0,34	3,70	0,44	0,1	-0,1
3	6,30	0,56	6,17	0,65	0,13	-0,09
4	8,47	0,75	8,49	0,81	-0,02	-0,06
5	0,11	1,31	0,29	1,26	-0,18	0,05
6	0,34	3,85	0,39	3,78	-0,05	0,07
7	0,55	6,23	0,57	6,32	-0,02	-0,09
8	0,74	8,61	0,76	8,67	-0,02	-0,06
9	1,41	1,50	1,36	1,39	0,05	0,11
10	3,77	1,74	3,72	1,64	0,05	0,1
11	6,11	2,01	6,18	1,83	-0,07	0,18
12	8,21	1,93	8,39	2,07	-0,18	-0,14
.
.
.
21	1,95	8,69	1,87	8,83	0,08	-0,14
22	4,52	8,94	4,34	9,07	0,18	-0,13
23	6,75	9,15	6,82	9,31	-0,07	-0,16
24	8,80	9,28	9,02	9,42	-0,22	-0,14
Результати для тестової множини						
25	3,07	6,55	2,92	6,60	0,15	-0,05
26	6,14	3,21	6,27	3,11	-0,13	0,1
27	5,57	7,99	5,60	8,05	-0,03	-0,06
28	7,15	7,68	7,19	7,85	-0,04	-0,17

Множина дійсних значень в рядках 1–24 табл. 3 та 4 взята з відповідних рядків табл. 2 (стовпці 6 і 7). Після тренування нейронної мережі її було перевірено на можливість моніторингу “відомих джерел гармонік” в електричній мережі. Тобто, перевірено здатність нейронної мережі визначати стан електричної мережі за даними, що не ввійшли у тренувальну множину. Рядки 25–28 в табл. 3 та 4 показують результати оцінювання джерел гармонік за даними тестової множини. Точність оцінювання джерел вищих гармонік за даними тестової множини визначалась порівняно з результатами моделювання електричної мережі. Абсолютна похибка у табл. 3 та 4 визначалась як різниця між реальними і тренуваними виходами.

Отже, наведені у табл. 3 та 4 результати показують можливість застосування пропонованого методу для моніторингу джерел гармонік у розподільчій електричній мережі. Вибір вхідних даних для НМ залежить від конфігурації електричної мережі та можливих режимів її роботи, наявності компенсуючих пристроїв, можливості забезпечення тими чи іншими телевимірами тощо.

Результати тренування нейронної мережі (структура II)

№ з/п	Дійсні значення		Результати тренування		Абсолютна похибка	
	$U_{5 \text{ нн пс-2}}, \%$	$U_{5 \text{ нн пс-3}}, \%$	$U_{5 \text{ нн пс-2}}, \%$	$U_{5 \text{ нн пс-3}}, \%$	$\Delta U_{5 \text{ нн пс-2}}, \%$	$\Delta U_{5 \text{ нн пс-3}}, \%$
1	1,34	0,12	1,27	0,14	0,07	-0,02
2	3,80	0,34	3,74	0,38	0,06	-0,04
3	6,30	0,56	6,15	0,61	0,15	-0,05
4	8,47	0,75	8,31	0,81	0,16	-0,06
5	0,11	1,31	0,16	1,28	-0,05	0,03
6	0,34	3,85	0,37	3,88	-0,03	-0,03
7	0,55	6,23	0,58	6,38	-0,03	-0,15
8	0,74	8,61	0,77	8,56	-0,03	0,05
9	1,41	1,50	1,37	1,40	0,04	0,1
10	3,77	1,74	3,85	1,66	-0,08	0,08
11	6,11	2,01	6,24	1,87	-0,13	0,14
12	8,21	1,93	8,33	2,04	-0,12	-0,11
.
.
.
21	1,95	8,69	1,97	8,67	-0,02	0,02
22	4,52	8,94	4,44	8,91	0,08	0,03
23	6,75	9,15	6,77	9,14	-0,02	0,01
24	8,80	9,28	8,76	9,30	0,04	-0,02
Результати для тестової множини						
25	3,07	6,55	2,99	6,55	0,08	0
26	6,14	3,21	6,32	3,24	-0,18	-0,03
27	5,57	7,99	5,60	8,05	-0,03	-0,06
28	7,15	7,68	7,72	8,21	-0,57	-0,53

Висновки. Запропоновано метод моніторингу вищих гармонік у радіальній розподільній електричній мережі, який ґрунтується на використанні штучної нейронної мережі. Для вибору архітектури та тренування нейронної мережі використано репрезентативні множини параметрів, отримані в результаті моделювання несинусоїдних режимів електричної мережі.

Як показали дослідження, використання двошарової нейронної мережі прямого поширення для ідентифікації вищих гармонік у таких електричних мережах є достатньо ефективним і може бути реалізовано за умови наявності необхідної кількості вимірних пристроїв активної та реактивної потужностей і застосуванні лише одного стаціонарного пристрою вимірювання гармонік. Отримана точність визначення величин гармонік є задовільною в задачі моніторингу роботи мережі, проте вона може бути покращена введенням додаткових вимірювань (наприклад, реактивної потужності споживачів підстанції) або збільшенням кількості статистичних даних.

1. "Time varying harmonics: part I – characterizing measured data", *Probabistic Aspects Task Force of the Harmonic Working Group Subcommittee of the T&D Committee // IEEE Trans. Power Deliv.* – July 1998. – Vol. 13. – P. 938–944. 2. Heydt G.T. Identification of harmonic sources by a state estimation technique // *IEEE Trans. Power Deliv.* – 1989. – Vol. 4. – P. 569–575, no. 1. 3. Najjar M. and Heydt G.T. A hybrid nonlinear least squares estimation of harmonic signal levels in power systems // *IEEE Trans. Power Deliv.* – 1991. – Vol. 6. – P. 282–288, no. 1. 4. Farach J.E., Grady M.V., Arapostathis A. An optimal procedure placing sensors and estimating the locations of harmonic sources in power systems // *IEEE Trans. Power Deliv.* – 1993. – Vol. 8. – P. 1303–1310, no.3. 5. Hong R.K., and Chen Y.C. Application of algorithms and artificial-intelligence approach fo locating multiple harmonics in distributin systems //

IEEE Trans. Industry Appl. – 1993. – Vol. 29. – P. 202–208, no. 1. 6. Hartana Y.Y. and Richards G.G. *Constrained neural network-based identification of harmonic sources // IEE Proc. – Gener. Transm. Distr.* – May 1999. – Vol. 146. – P. 325–329. 7. Mark H.S. and Burch R.F. *Applicability of Neural Networks to Industrial and Commercial Power Systems: A Tutorial Overview // IEEE Trans. Ind. Applicat.* – 1997. – Vol. 33. – P. 1355–1361, no. 5.

УДК 621.3.01:537.212.001.2

А.А. Щерба¹, Ю.В. Перетятко²

¹Институт электродинамики НАН Украины, г. Киев

²НТУУ “Киевский политехнический институт”, г. Киев

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕОДНОРОДНЫХ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ПОЛЕЙ В ВЫСОКОВОЛЬТНОЙ ТВЕРДОЙ ПОЛИМЕРНОЙ ИЗОЛЯЦИИ С ГЕТЕРОГЕННЫМИ МИКРОВКЛЮЧЕНИЯМИ

© Щерба А.А., Перетятко Ю.В., 2007

Розроблено тривимірну цифрову модель для аналізу неоднорідних електричних полів у твердій полімерній ізоляції високовольтних кабелів та самоутримних ізольованих проводів. Модель розроблено з використанням пакета прикладних програм FEMLAB. На моделі досліджено розподіл напруженості електричного поля в областях твердої поліетиленової ізоляції між мікрровключеннями води та всередині газових мікрровключень. Показано, що напруженість поля може значно зростати у разі зменшення відстані між двома мікрровключеннями. Ще значнішим може бути зростання напруженості у разі виникнення на поверхні включень витягнутих мікрровиступів (так званих триїнгів, або дендритів).

The three-dimensional digital model for the analysis of the nonuniform electric fields in solid polymer insulation of high-voltage cables and self-holding insulated conductors has been developed. The model has been developed using the program package FEMLAB. On model the electric field intensity distribution in the areas of solid polyethylene insulation between water micro-inclusions and inside gas micro-inclusions have been studied. It is shown, that the electric field intensity can increase considerably with decreasing of distance between two micro-inclusions. The intensity growth can be even more considerable at initiation of prolate micro-protrusions (so-called treeings or dendrites) on inclusion surface.

Трудность решения задач моделирования неоднородных электрических полей (ЭП) внутри и вне различных электроэнергетических систем определяется необходимостью учета сложной конфигурации границ раздела сред с различными электрофизическими параметрами [1–3]. Задача моделирования ЭП в высоковольтной твердой полиэтиленовой изоляции еще более усложняется при достижении в ней критических напряженностей электрического поля возле имеющихся внутри жидких и газовых микровключений, что может приводить к возникновению частичных разрядов (ЧР) и изменению конфигурации таких гетерогенных микровключений. Известно аналитическое решение задачи распределения напряженности ЭП внутри диэлектрической среды при наличии в ней одного включения сферической или эллипсоидной формы [4]. Однако при необходимости учета сложной конфигурации включений и границ раздела сред аналитический расчет ЭП в настоящее время не возможен, поэтому для решения таких задач применяются различные конечно-разностные методы моделирования. Для расчета неоднородных ЭП в так называемых замкнутых