УДК 621.311

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ СХЕМИ ЗАМІЩЕННЯ ТРАНСФОРМАТОРА В УМОВАХ НЕІНВАЗІЙНОГО МОНІТОРИНГУ

РЕВА І.В. аспірант, кафедри систем електроспоживання та енергетичного менеджменту Кременчуцького національного університету ім. Михайла Остроградського, Кременчук, Україна, e-mail: cgdizainer@gmail.com;

ТОДОРОВ О.В. аспірант, кафедри систем електроспоживання та енергетичного менеджменту Кременчуцького національного університету ім. Михайла Остроградського, Кременчук, Україна, e-mail: olehtodorov@gmail.com;

БЕЗЗУБ М.А. аспірант, кафедри систем електроспоживання та енергетичного менеджменту Кременчуцького національного університету ім. Михайла Остроградського, Кременчук, Україна, e-mail: bezzubmax@gmail.com;

Мета роботи. *Застосування апарату спеціально побудованої нейромережі із задачею ідентифікації схеми заміщення параметрів у мовах неінвазійного моніторингу.*

Методи дослідження. *Використання методів електричних вимірювань методом неінвазійного моніторингу, методів ідентифікації та навчання нейронних мереж базованих на похибці попереднього та зворотного поширення, мереж типу NARX*

Отримані результати. *Силовий трансформатор важливий об'єкт енергетичної системи електричної цехової підстанції.. При цьому можливі часті переходи від режиму недовантаження до часткового перевантаження, що створює передумови до розвитку небажаних явищ у трансформаторах . Моніторинг силового трансформатора базуючись на контролі його схеми заміщення, дозволяє перейти до контролю його основних параметрів в незалежності від робочого режиму. Неінвазійний моніторинг добре справляється в контексті поставленої задачі, адже як показують дослідження параметри напруги та струму, яким оперує добре відображують в собі залежність від зміни параметрів схеми заміщення Спираючись на Т еквівалентну схему заміщення можна виявити та спрогнозувати зміни параметрів схеми заміщення відповідно до параметрів режиму струмів та напруг протікаючих в цій системі. багато нейронних мереж відпрацюють розрахунок електричних та електротехнічних еквівалентних схем як задачу ідентифікації параметрів електричних кіл в умовах статичних режимів В процесі ідентифікації перевірялося здатність нейромереж різних конструкцій ідентифікувати один із параметрів схеми заміщення, протистояти пошкодженню, що корегувало значення невідомого параметру. Проведений експеримент дав можливість отримати дані для порівняння ефективності різних архітектур нейромереж по відношенню з реальними параметрами схеми заміщення. Конкретизуючи отримані результати говоримо що архітектура NARX здатна до ідентифікації параметрів в стандартних режимах для всіх елементів схеми заміщення, що в подальшому відкриває можливість для її вдосконалення для розрахунків нелінійних елементів трансформатора при роботі що в стані насичення*

Наукова новизна. *Встановлено, що нейромережі досліджені у роботі здатні визначати параметри схеми заміщення трансформатора чи електричної машини в статичних робочих режимах , що дозволяє в подальшому контролювати стан обмоток та магнітопроводу відповідно до їх значень*

Практична цінність. *Застосовуючи в системі моніторингу нейронної мережі дозволяє отримати чіткі значення параметрів схеми заміщення незалежно від режиму, запропонований метод значно зменшує кількість часу затраченої на моніторинг параметрів трансформатора, дозволяє контролювати рівень потужності, а також, за необхідності, зменшити кількість необхідної інформації для моніторингу трансформатора*

Ключові слова: моніторинг трансформатору; неінвазійний моніторинг; нейронна мережа; ідентифікація параметрів схеми заміщення; Т-подібна схема заміщення трансформатору.

I. ВСТУП

Силовий трансформатор важливий об'єкт енергетичної системи електричної цехової підстанції. В сучасних енергомережах його навантаження завжди змінюється відповідно до режиму роботи самої підстанції та самих споживачів енергії. При цьому можливі часті переходи від режиму недовантаження до часткового перевантаження, що створює передумови до розвитку небажаних явищ у трансформаторах. Які в разі відсутності їх моніторингу та фіксації спричиняють поломки в конструктивних частинах. що в тривалій перспективі призводить до зупинки трансформатора, витрат на капітальний ремонт і його відновлення, що є не бажаним для промислових процесів та виробництв, адже впливає на їхню рентабельність. З

© Рева І.В., Тодоров О.В., Беззуб М.А., 2022
DOI 10.15588/1607-6761-2022-1-2

метою недопущення втрат параметри трансформатора підлягають моніторингу шляхом виміру доступних значень опору та індуктивності, їх порівняння з допустимим значеннями розрахованими для цього трансформаторами на рівні проектування та виробництва і ввідних випробувань. Однак із часом під впливом старіння матеріали конструкції трансформатора, особливо ізоляція обмоток, виводів та магнітопроводу, їх параметри активного опору та індуктивності зазнають зміни, що негативно позначається на показниках та їх різниці із паспортними параметрами опору та індуктивності. Для їх перевірки звертаються до методів моніторингу, таких як контроль імпедансу, виміри опорів обмоток, тестування зарядом при яких проводиться відключення трансформатора і механічне проникнення в його конструктивні частини. Однак це дає добрі результати лише при режимі Off-Line, але дає значні похибки при підключенні навантаження і встановлення змінного режиму. В такій ситуації все більше необхідності зростає в неінвазійному моніторингу [1] котрий дозволяє отримувати параметри режиму при зміні струмів та напруг для послідуючого його моніторингу параметрів трансформатора. Застосовуючи обмежений набір датчиків, що фіксують лише струм та напругу зі сторони ВН та НН досягається не пошкодження конструктивних частин трансформатору. Описана неруйнівна діагностична техніка(НДТ) зберігаючи конструкцію, дозволяє контролювати параметри режиму в режимі реального часу [2] в основі якої покладено визначення внутрішніх дефектів компонентів машини, таких як внутрішні тріщини , поверхневі тріщини, невидимі неозброєним оком. Прояв яких може впливати на форму кривих струму чи напруги відповідно як параметрів режиму, які в свою чергу можуть бути застосовані для розрахування еквівалентної схеми заміщення трансформатора .Що надає змогу контролювати та діагностувати загальний стан роботи трансформатора в практичних умовах застосування. При цьому отримані дані можна застосувати як ідентифікатори станів та процесів в трансформаторі для систем на основі експертної оцінки та Штучного інтелекту. Особливістю сучасних систем моніторингу часто ґрунтується на використанні алгоритмів пошуку та ідентифікації невідомих параметрів спираючись на аналіз доступних виміряних на вході та виході параметрів реального режиму роботи ідентифікованого об’єкта. Серед найбільш застосованих тут технологій визначають Інтелектуальні нейронні мережі (ANN) котрі часто застосовуються в захисті трансформаторів[3], що виділяються на фоні фазової логіки, математично емпіричних методів, можливістю навчання та застосування в умовах з порушенням умов, при яких інші методики видають результати зі значною похибкою або взагалі відмовляються працювати. При роботі трансформатора як нелінійної системи, використання нейронних мереж надає можливість відслідковувати динаміку зміни параметрів в динамічному середовищі робочого режиму. Крім того, для для цілей контролю моделі NN повинні бути легко запроваджені доповнення, мають відносно просту структуру, бути міцними проти збурень і змін параметрів, і мають можливість регулювати свої параметри (ваги) онлайн. Спираючись на параметри режиму доступні при НДТ струми та напруги сторін ВН та НН, із доступних місць для підключення та в деяких випадках навіть в НН при моніторингу низької напруги та потужності можуть бути застосовані для задачі ідентифікації параметрів схеми [4].

II. АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Перше описане застосування нейронної мережі як індикатор параметрів схеми заміщення, описане в роботі [5], де автор презентував методологію оцінки параметрів моделі трансформатора, що моделює його роботу в розумному широкому діапазоні частот. Штучний нейрон мережі (ANN) використовується для оцінки передатної функції обмотка трансформатора з даних, отриманих з FRA(частоти вимірювання відповіді). Структура синапсів, використана в ANN точно дотримується конструктивної форми передачі функція і алгоритм Gradient Descendent (градієнтний спуск) використовується для мінімізувати помилку зворотного поширення. Однак автор не врахував таких недоліків FRA як зазвичай його можна застосовувати лише до лінійних систем. Коли цей підхід застосовується до нелінійної системи, отриманий результат не є точним.

У роботі [6] автором представлено рішення на основі відкритої рекурентної нейронної мережі (CVORNN) що завдяки використанню комплексних чисел, розширює застосування NN за рахунок застосування даних в природній формі для електротехніки. Автор якісно розглядає нелінійність та намагніченість трансформатора та її вплив на режими роботи трансформатора, представляє покроковий алгоритм навчання нейромережі і можливостями корекції даних відповідно нелінійності та додаткового шуму в аналітичній моделі для генерування даних виконуючої моделі на базі NN. Однак незважаючи на обширну новезну система розглядається в контексті моделювання і не виконує функцію ідентифікації параметрів схеми заміщення, що не дуже добре для системи в арсеналі якої є розрахунок параметрів відповідно емпіричних залежностей опорів до температури роботи трансформатора.

Звертаючись до роботи [7] ми бачимо розгляд проблеми ідентифікації параметрів схеми заміщення Т подібної схеми трансформатора на основі реальних вимірів із інтеграцією оптимізаційних та метаурристичних алгоритмів[8] , що мають між собою суттєві відмінності, як у випадку із аналогічними дослідженнями [9] та [10] застосовані алгоритми добре себе показують в статичних мірах режиму однак складність їх розуміння вимагає специфічних математичних знань та необхідності розрахунків для кожного окремого трансформатора та випадку окремо. Слід зазначити , що застосування в роботі [7] параметрів неінвазійного

моніторингу значно здешевлює і розрахунки і побудовану таким чином вимірювану систему.

Найбільш вдалим та простим рішенням є робота автора [11] в котрій автор спираючись на Т подібну схему асинхронного двигуна та паспортні параметри , розраховує повну схему заміщення для всіх опорів та індуктивностей при цьому застосовуючи та тестуючи різноманітні структури ANN дає прекрасний результат в умовах малої кількості даних та спираючись на передаточні відношення електричної машини, що робить систему застосовану і в умовах трансформатора. З недоліком слід виділити застосування паспортних даних в параметрах вхідних даних, що незавжди можливо в умовах трансформаторів довго часу експлуатації. Аналізуючи вищеописаний матеріал виникає необхідність у застосуванні нейронної мережі для визначення параметрів схем заміщення трансформатора при цьому застосовуються лише виміряні параметри режиму як напруга та струм ВН та НН що доступні в режимах роботи трансформатора без відключення і з малим впливом на конструкцію в умовах неінвазійного моніторингу.

III. МЕТА РОБОТИ

Метою роботи є побудова структури нейронної мережі для ідентифікації параметрів схеми заміщення подібної трансформатора за наявності параметрів режиму як струму та напруга ВН та НН в умовах неінвазійного моніторингу. Процес навчання NN з можливістю виявлення пошкоджень в стаціонарних режимах

IV. ВИКЛАДЕННЯ ОСНОВНОГУ МАТЕРИАЛУ І АНАЛІЗ ОТРИМАННИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Моніторинг силового трансформатора базуючись на контролі його схеми заміщення, дозволяє перейти до контролю його основних параметрів в незалежності від робочого режиму. Неінвазійний моніторинг добре справляється в контексті поставленої задачі, адже як показують дослідження параметри напруги та струму, яким оперує добре відображують в собі залежність від зміни параметрів схеми заміщення Спираючись на Т еквівалентну схему заміщення можна виявити та спрогнозувати зміни параметрів схеми заміщення відповідно до параметрів режиму струмів та напруг протікаючих в цій системі. Тому багато нейронних мереж відпрацюють розрахунок електричних та електротехнічних еквівалентних схем як задачу ідентифікації параметрів електричних кіл в умовах статичних режимів та компонентів[12] та динамічних [13].

Для будь-якої нейромережі , що моніторить електрообладнання, необхідний обсяг даних, що відображає роботу цього обладнання в різних режимах, і містить сигнали що допомагають його ідентифікувати на прикладі X вектору вхідного сигналу ознак та Y вектору вихідного сигналу цілей. На практиці найбільш застосовується сигнал вхідних та вихідних електричних параметрів [14].Для подальшої наглядності звернемося до електричної еквівалентної схеми представленої на (рис. 1), де відображена еквівалентна схема параметрів трансформатора, де відображено роботу лінійного трансформатора при цьому гілка опору R_1 та індуктивності L_1, відображає роботу первинної обмотки де діє напруга U_1 та протікає струм I1, послідовно підключена гілка опору R_2 та індуктивності L_2 відображає відображає роботу вторинної обмотки де діє напруга U_2 та протікає струм I_2, паралельно підключено гілка опору R_m та індуктивності L_m відображає контур магнітопроводу трансформатора

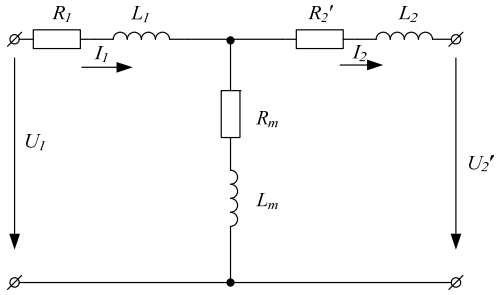


Рисунок 1. Представлена Т-подібна еквівалентна замісна схема трансформатора

З метою отримання вхідного сигналу від яке електричне обладнання трансформатора на практиці може бути змодельована як сигнал еквівалентної електричної заступної схеми з параметрами частоти, амплітуди, фазовим кутом відхилення. Було побудовано модель Т-подібної схеми електричного кола в математичному програмному пакеті візуального програмування. Де склад моделі має опис як блок *Ac Voltage Source* до якого послідовно буде підключена гілка опору R_1 та індуктивності L_1, а за ними послідовно підключена гілка опору R_2 та індуктивності L_2, між ними паралельно підключено гілка опору R_m та індуктивності L_m. Гілка опору R_2 та індуктивності L_2 послідовно з'єднується із навантаженням, котрим слугує блок *AC Current Source* , котрий замикає зовнішній контур кола послідовним підключенням до *Ac Voltage Source*. Паралельно *AC Current Source* підключаємо резистор *RmLm2* для зменшення впливу перехідних явищ. Отриманий результат зображено на Рис 2.

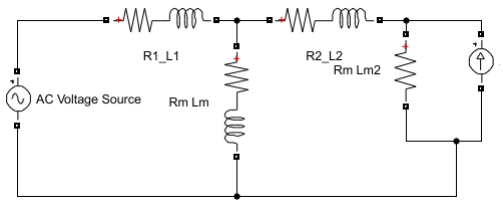


Рисунок 2. Побудована Т-подібна модель трансформатора у вигляді Т-подібної електричної схеми

Де параметри блоків представлені як *Ac Voltage Source*=220sqrt(2)В; R_1=1Ом; L_1=0.0016Гн; *AC Current*

Source=15А; R_m=50Ом; L_m=0.016Гн; R_2=0.9Ом; L_2=0.0001Гн; Проведемо моделювання при якому спостерігаємо змінні у часі параметри режиму такі як миттєві значення напруги U_1, струму I_1, напруги U_2 та струму I_2 та незмінні параметри R_1, L_1, R_2, L_2. Тоді сформуємо гіпотезу, що при зміні значень параметрів блоків схеми заміщення R_1, L_1, R_2, L_2 внаслідок пошкодження значення параметрів режиму напруги U_1 , струму I_1, напруги U_2 та струму I_2 зміниться відповідно до впливу кожної гілки схеми заміщення на них. У зв'язку з тим, що на практиці робота трансформатора, часто має змінний характер від недовантаженого до перевантаженого, введемо подібні режими до експерименту встановивши значення струму в діапазоні -50-+50%. Аналогічно задаємо значення значення параметрів R_1, L_1, R_2, L_2. Перед запуском роботи моделі ввімкнемо вимір параметрів режиму на головних гілках моделі, та побудуємо блок систему збереження масиву даних режиму, що буде складатися із блок *Mulltimeter* котрий шляхом виміру миттєвих значень параметрів U_1 , I_1 та U_2 , I_2, передає їх значення на блок *Fourier* де проводиться розклад в ряди Фурьє із вибором значення амплітуди сигналу та її подальшого розрахунку RMS_i та його фазового кута відхилення ϕ_i, після цього отримані будуть передані на блок *ZOH* задля квантування нульового сигналу та зберігаються в блоці зберігання даних *Data*. Схема блоку представлена на (рис. 3)

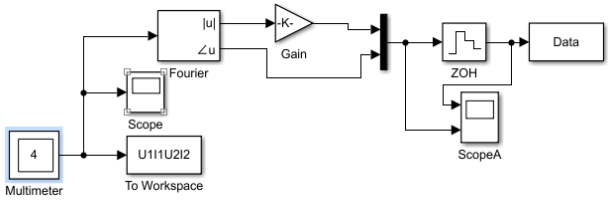


Рисунок 3. Побудована система виміру сигналу досліджуваної моделі трансформатора у вигляді Т подібної електричної схеми

В результаті моделювання розраховуються параметри режиму напруги U_1 , струму I_1, напруги U_2 та струму I_2 відповідно до зміни значень параметрів R_1, L_1, R_2, L_2 та струму *AC Current Source* в в діапазоні -50-+50%.Експортуємо ці дані із блоку зберігання даних *Data* в таблицю 1 даних для навчання нейромережі. Відповідно аналізуючи таблицю 1 формуємо вектори X вектору вхідного сигналу ознак та Y вектору вихідного сигналу цілей у вигляді вектору 240 рядів 8 стопців параметрів котрі шляхом транспонуванням переводимо в 240 стопців 8 рядків:

$$X = \left[U_{1RMS}, I_{1RMS}, U_{2RMS}, I_{2RMS}, \varphi_{U_{1RMS}}, \varphi_{I_{1RMS}}, \varphi_{U_{2RMS}}, \varphi_{I_{2RMS}}\right]^T \quad (1)$$

$$Y = \left[R_1, L_1, R_m, L_m, R_2, L_2\right]^T \quad (2)$$

Отримані вектори застосуємо як вектор вхідних сигналів для вектору X та Y як вектор цілевих значень нейронної мережі. Наступним кроком буде вибір параметрів архітектури доступних у застосунку *NNtool. NNTool Matlab Neural Toolboox*, де спочатку вибираємо наявні X,Y і встановлюємо їм відповідні пріоритети як *NNInput* для вхідних даних та цільові значень як *NNtarget* , далі вибираємо відповідно потрібну архітектуру нейромережі.

Відповідно до проведених досліджень найбільш застосованими мережами є Elman Backprop[15],Feed forward Backprop (FFB), FFB with TM, FFB with Delay[15],LayerRecurent[15],NARX[16],Perceptron вказуючи функцію для тренування як trainGD та LearnGDM , LearnGDM за [17].

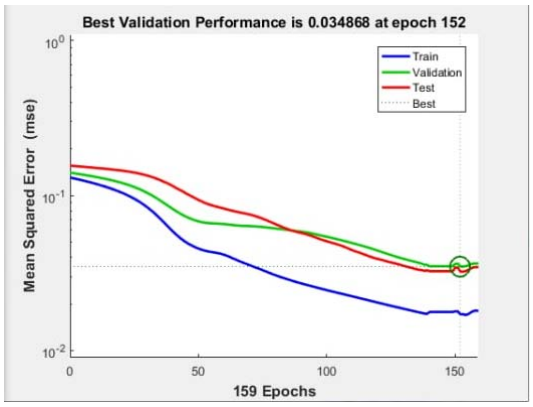
.

Таблиця 1. Масив даних для навчаючої вибірки

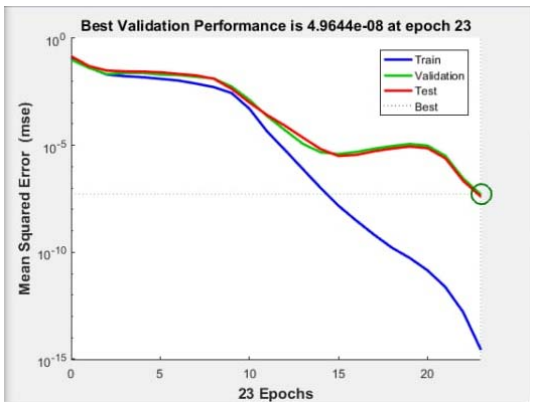
№	Параметри режиму експерименту								Параметри схеми заміщення					
var	U_{1RMS} (В)	I_{1RMS} (А)	U_{2RMS} (В)	I_{2RMS} (А)	ϕU_1 (◦)	ϕI_1 (◦)	ϕU_2 (◦)	ϕI_2 (◦)	R_1 (Ом)	L_1 (мГн)	R_m (ОМ)	L_m (мГн)	R_2 (Ом)	L_2 (Гн е-5)
1	219,9	14,6	195,6	10,6	-0,4	-2,5	-2,5	-0,4	1	1,6	50	16	0,9	10
2	219,9	9,4	205,5	5,3	-0,4	-3,4	-1,6	-0,4	1	1,6	50	16	0,9	10
3	219,9	14,8	202,8	10,6	-0,4	-2,6	-2,5	-0,4	0,5	1,6	50	16	0,9	10
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
239	219,9	14,8	198,0	10,6	-0,4	-2,9	-3,6	-0,4	0,5	2.4	50	16	1,35	5
240	219,9	20,0	188,5	15,9	-0,4	-2,4	-5,0	-0,4	0,5	2,4	50	16	1,35	5

В ході вибору оптимальної архітектури було проведено порівняння двох архітектур застосованих на прак-

тицію. В ході досліджень спочатку була відібрана архітектура на рівні 35.15.1 нейронів однак під час тренування виявилося що така структура не для всіх нейромереж дає хорошу валідацію та точності, в порівнянні із в результаті при 15.8.1 яка дало меншу похибку Кількість шарів нейронної мережі, кількість нейронів відповідно до кожного шару було підібрано відповідно до результату. див (рис .4.)



а)



б)

Рисунок 4. Значення валідації похибки при різних кількостях нейронів а) 35.15.1; б) 15.8.1

Функцію перетворення була задана для всіх у вигляді тангеційної виду:

$$a = \tan sig(n) \quad (3)$$

Тренуємо нейромережу і проводимо конвертування в блок Simulink за допомогою команди gensim (netName,1);Сам процес тренування для наочності зображено на Рис. 5

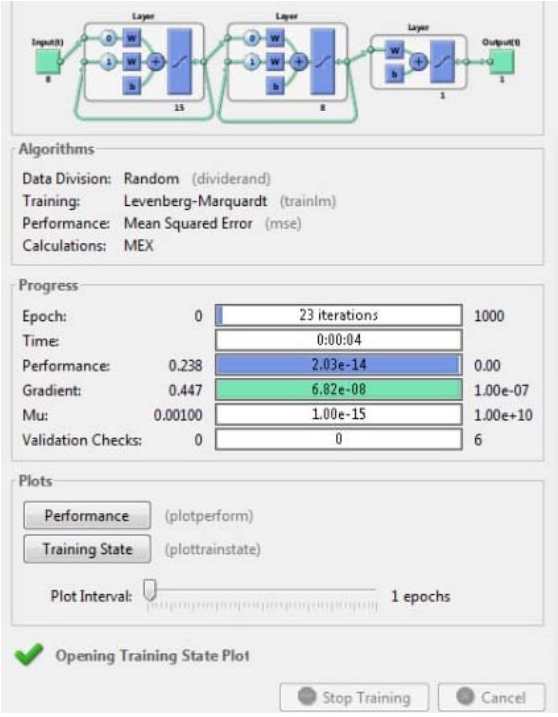


Рисунок 5. Приклад тренування нейромережі із певною архітектурою

Наступним етапом є підключення нейромережі до симульованої моделі із метою розрахунку реальних значень схеми заміщення. Для цього на вхід нейромережі, що складається із 8 входів подаються параметри відповідно до рівняння 1, а на виході з нейромережі отримуємо параметри відповідно до рівняння 2 див (рис 6.).

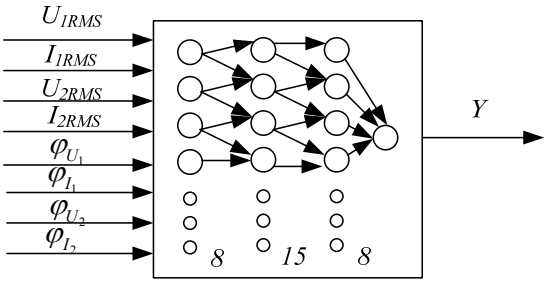


Рисунок 6. Відображення роботи нейромережі відповідно до параметрів симуляційної моделі

Отримана нейромережа була підключена до мережі з метою перевірки значень ідентифікації параметрів кола, для цього була побудована структура для контролю та порівняння вихідного параметру *Y* матиме вигляд на (рис 7.)

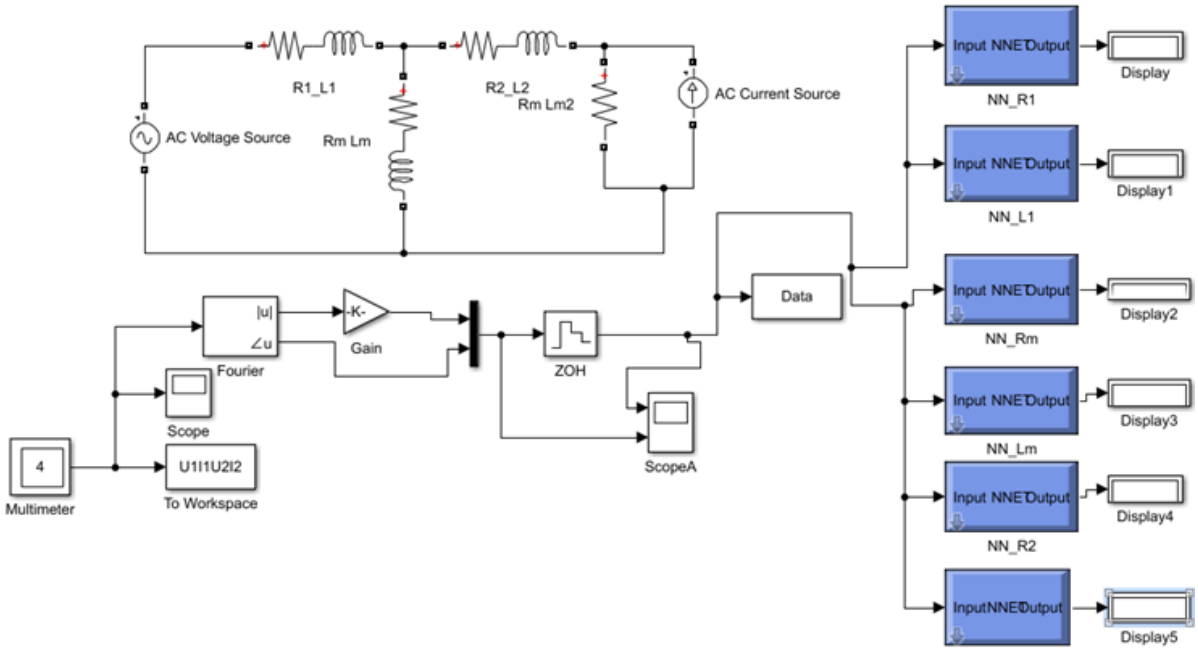


Рисунок 7. Фіксація виходу показників за межі довірчих інтервалів

Таблиця 2. Результати експерименту при значенні параметру опору R1

Type of Network	Type of LA	N Layers	N neurons	Type of Eror	Result	Eror
Elman Backprop	trainGD LearnGDM	3	35/10/1	MSE	0.7382	0.26
Feed forward Backprop (FFB)	trainGD LearnGDM	3	35/15/1	MSE	0.07191	0.2809
FFB with TM	RANDOM Levenberg-Marquardt	3	15/8/1	MSE	1.197	0.196
FFB with Delay	RANDOM Levenberg-Marquardt	3	15/8/1	MSE	0.9984	0.0015
Layer Recurent	trainLm LearnGDM	3	15/8/1	MSE	1.5	0.5
NARX	RANDOM Levenberg-Marquardt	3	15/8/1	MSE	0.9911	0.0089
Perceptron	Cyclical Weight/ Bias Rule				1	0

В ході досліджень виявлено, що нейромережі з архітектурою 15/8/1 показають більш точний

результат на коротких проміжках часу Найбільш точними виявилися мережі FFB with Delay та NARX з найменшою виміряною похибкою. Найбільш вдалі архітектури для визначення параметрів схеми заміщення короткотривалий період див.(рис. 8.)

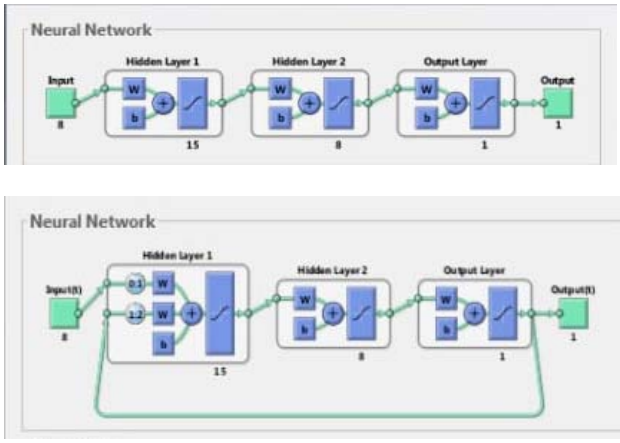


Рисунок 8. Представлені найбільш вдалі архітектури a)FFB with Delay , b) NARX з найменшою виміряною похибкою відповідно до результатів похибки ідентифікованого опору

В процесі ідентифікації перевірялося здатність нейромереж різних конструкцій ідентифікувати один із параметрів схеми заміщення, протистояти пошкодженню, що корегувало значення невідомого параметру. В результаті більшість нейромереж показали задовільно в діапазоні 0.30 абсолютних одиниць протягом більшості часу експерименту T =5c однак мережі FFB with Delay та NARX досягли результатів 0.0015 та 0.0089 , що задовольняє умови технічного завдання для системи моніторингу Для подальшого дослідження вибрані нейронні мережі були навчені визначати всі параметри схеми заміщення. Проведений експеримент дав можливість отримати дані для порівняння ефективності обох архітектур по відношенню з реальними параметрами схеми заміщення. Отримані результати було представлено в таблиці 3.

Таблиця 3. Результати порівняння оптимальних інфрастуктур нейомереж

Параметр	Схема	FTD	NARX
R1 (Ом)	1	0.9984	0.9911
ВП+%	0	0.0015+(0.1)	0.00859 (0.8)
L1 (Гн)	0.0016	0.0022	0.001577
ВП+%	0	(-0.41) (41)	0.01422(1.4)
R1(Ом)	50	63.5	51.39
ВП+%	0	(0.27)(27)	(-0.027)(2.7)
Lm (Гн)	0.016	0.01272	0.016
ВП+%	0	0.2047(20)	(0.0030)(00.3)
R2 (Ом)	0.9	0.8041	0.8839
ВП+%	0	0.1066(10)	0.01785(1.7)
L2 (Гн)	0.0001	8.93e-05	8.11e-05
ВП+%	0	0.1882 (18)	0.1067(10)

Аналізуючи таблицю 3 можна говорити що нейромережі побудовані на архітектурі NARX більш точно розраховують параметри схеми заміщення і зберігають мінімальну похибку протягом установленого часу , попри точність в одиночному визначенні параметрів мережі на базі архітектури FFB з часом збільшують свою чутливість та похибку від інших параметрів, що призводить до критичної похибки в розрахунках становила від 20 -40 % що є не бажаним для промислового вимірювального інтелектуального обладнання. Конкретизуючи отримані результати говоримо що архітектура NARX здатна до ідентифікації параметрів в стандартних режимах для всіх елементів схеми заміщення, що в подальшому відкриває можливість для її вдосконалення в розрахунках нелінійних елементів трансформатора при роботі що в стані насичення.

У результаті отримано систему ідентифікації параметрів Т подібної схеми заміщення в статичних режимах відповідно до принципів неінвазійного моніторингу параметрів режиму див (рис. 9.)

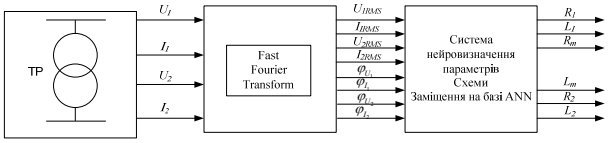


Рисунок 9. Представлена система ідентифікації параметрів Т подібної схеми заміщення в статичних режимах

V. ВИСНОВКИ

У ході виконання роботи представлено алгоритм тренування нейромереж для визначення параметрів Т подібних схем заміщення для нелінійних елементів. Визначені та експериментально підтверджені най-

більш архітектури нейронних мереж. Наступним кроком для подальшої роботи є закладений перехід на ідентифікацію та визначення нелінійних параметрів схем заміщення в режимах із нелінійними показниками. Робота має практичну цінність для побудови нейроінтерфейсів для визначення параметрів в системах статичного моніторингу параметрів електричного обладнання спираючись на неінвазійний метод моніторингу в умовах неінвазійного моніторингу.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

[1] Montana, J., Candelo-Becerra, J., Racines, D.-. (2018). Non-Intrusive Electrical Load Monitoring System Applying Neural Networks with Combined Steady-State Electrical Variables. *Tehnicki Vjesnik*, 25, 1321-1329, Doi:10.17559/TV-20170317203817..

[2] Mohanty, A. R. (2015), Machinery condition monitoring: principles and practices. (1st ed.)., CRC Press, doi.org/10.1201/9781351228626

[3] Li, Z., Jiao, Z., He, A., (2020) Knowledge-based Artificial Neural Network for Power Transformer Protection, *IET General Transmission & Distribution.* 14(24), 5782-5791, DOI:10.1049/iet-gtd.2020.0542

[4] Reeve, D., Barton, B, (2020) Low Voltage Monitoring, Primer and Guideline, October 2020, 113, https://www.ena.org.nz/resources/publications/document/805

[5] Zambrano, G. M. V., A. C. Ferreira, Caloba, L. P., (2006), Power transformer equivalent circuit identification by artificial neural network using frequency response analysis, *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 6, doi: 10.1109/PES.2006.1708931.

[6] Minin, A. S, Chistyakov Y.S. A., Kholodova E.V, & Zimmermann, H. G., Knoll, A. (2012). Complex-valued open recurrent neural network for power transformer modeling. *International. Journal of. Applied Mathematics and. Informatics.*,6(1),.41-48,

[7] Kuczmann, M., Szъcs, A., Kovбcs, G., (2021), Transformer Model Identification by Ārtap: A Benchmark Problem, *Periodica Polytechnica Electrical Engineering and Computer Science*, 65(2), 123–130. https://doi.org/10.3311/PPee.17606

[8] Abdelaziz, A. Y, Aleem S. H. E. A., and Yadav. A, (2021), Artificial Intelligence Applications in Electrical Transmission and Distribution Systems Protection, CRC Press, Boca Raton, 512, doi.org/10.1201/9780367552374.

[9] Abdelwanis, M. I., Abaza, A., El-Sehiemy, R. A., Ibrahim, M. N., Rezk, H., (2020), Parameter Estimation of Electric Power Transformers Using Coyote Optimization Algorithm With Experimental Verification , *Preceding's in IEEE Access*, 8, 50036-50044, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978398..

[10] Arenas-Acuña, C. A. Rodriguez-Contreras, J. A. Montoya, O. D., Rivas-Trujillo, E., (2021) Black-Hole Optimization Applied to the Parametric Estimation in Distribution Transformers Considering Voltage and Current Measures, *Computers*, 10(10), 124, http://dx.doi.org/10.3390/computers10100124

[11] Çetin, Z O., Dalcalı, A., Temurtaş, F., A (2020) Comparative study on parameters estimation of squirrel cage induction motors using neural networks with unmemorized training, *International Journal Engineering Science and Technology*,23(5) 1126-1133, doi.org/10.1016/j.jestch.2020.03.011.

[12] Andrejevic Stosovic, Miona & Litovski, Vanco. (2003). Electronic circuit modeling using artificial neural network. Journal of Automatic Control. 13. 10.2298/JAC0301031A.

[13] Jin, Z. and Kaba, S. (2021) Deep Neural Network Based Behavioral Model of Nonlinear Circuits. Journal of Applied Mathematics and Physics, 9, 403-412. doi: 10.4236/jamp.2021.93028.

[14] Stegmayer, G.,(2004) Volterra series and neural networks to model an electronic device nonlinear behavior, 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541), 4, 2907-2910 doi: 10.1109/IJCNN.2004.1381123.

[15] Narendra K. S., Parthasarathy, K., (1990), Identification and control of dynamical systems using neural networks, Preceding's in IEEE Transactions on Neural Networks,1(1), 4-27, doi: 10.1109/72.80202.

[16] Ramírez J., Valenzuela O., Rojas F., Herrera L.J., Pomares H., Rojas I. (2020) Power Transformer Forecasting in Smart Grids Using NARX Neural Networks, *2019 Conference Theory and Applications of Time Series Analysis (ITISE 2019)*.,835-842 Springer, https://doi.org/10.1007/978-3-030-56219-9_26

[17] Scales, L. E., (1985), Introduction to non-linear optimization, Springer-Verla, New York ,243,doi: 10.1007/978-1-349-17741-7

Стаття надійшла до редакції 20.01.2022

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ СХЕМЫ ЗАМЕЩЕНИЯ ТРАНСФОРМАТОРА В УСЛОВИЯХ НЕИНВАЗИВНОГО МОНИТОРИНГА

РЕВА І.В. аспирант, кафедры систем електроснабжения та енергетического менеджмента Кременчуцького національного університету ім. Михайла Остроградського, Кременчук, Україна, e-mail: cgdizainer@gmail.com;

ТОДОРОВ О.В. аспирант, кафедри систем електроснабжения и енергетического менеджмента Кременчуцького національного університету ім. Михайла Остроградського, Кременчук, Україна, e-mail: olehtodorov@gmail.com;

БЕЗЗУБ М.А. аспирант, кафедри систем електроснабжения и енергетического менеджмента Кременчуцького національного університету ім. Михайла Остроградського, Кременчук, Україна, e-mail: bezzubmax@gmail.com;

Цель работы. *Применение аппарата специально построенной нейросети с задачей идентификации схемы замещения параметров в условиях неинвазивного мониторинга..*

Методы исследования. *Использование методов электрических измерений методом неинвазивного мониторинга, методов идентификации и обучения нейронных сетей, основанных на погрешности переднего и обратного распространения, сетей типа NARX..*

Полученные результаты. *Силовой трансформатор важный объект энергетической системы электрической цеховой подстанции. При этом возможны частые переходы от режима недогрузки к частичной перегрузке, что создает предпосылки к развитию нежелательных явлений в трансформаторах. Мониторинг силового трансформатора базируясь на контроле его схемы замещения, позволяет перейти к контролю его основных параметров в независимости от рабочего режима. Неинвазивный мониторинг хорошо справляется в контексте поставленной задачи, ведь как показывают исследования параметры напряжения и тока, которым оперирует хорошо отражающие в себе зависимость от изменения параметров схемы замещения. Опираясь на Т эквивалентную схему замещения можно выявить и спрогнозировать изменения параметров схемы замещения в соответствии с параметрами режима токов и напряжений, протекающих в этой системе. многие нейронные сети отрабатывают расчет электрических и элетротехнических эквивалентных схем как задачу идентификации параметров электрических цепей в условиях статических режимов. Проведенный эксперимент позволил получить данные для сравнения эффективности различных архитектур нейросетей по отношению с реальными параметрами схемы замещения. Конкретизируя полученные результаты говорим, что архитектура NARX способна к идентификации параметров в стандартных режимах для всех элементов схемы замещения, что в дальнейшем открывает возможности для ее совершенствования в расчете нелинейных элементов трансформатора при работе в состоянии насыщения..*

Научна новизна. *Установлено, что нейросети исследованные в работе способны определять параметры схемы замещения трансформатора или электрической машины в статических рабочих режимах, что позволяет в дальнейшем контролировать состояние обмоток и магнитопровода в соответствии с их значениями..*

Практическая ценность. *Применяя в системе мониторинга нейронной сети позволяет получить четкие значения параметров схемы замещения независимо от режима, предложенный метод значительно уменьшает количество времени затраченной на мониторинг параметров трансформатора, позволяет контролировать уровень мощности, а также при необходимости уменьшить количество необходимой информации для мониторинга трансформатора.*

Ключевые слова: мониторинг трансформатора; неинвазионный мониторинг; нейронная сеть; идентификация параметров схемы замещения; Т подобна схема замещения трансформатора.

APPLICATION OF A NEURAL NETWORK FOR DETERMINING THE PARAMETERS OF A TRANSFORMER ELIMINATION CIRCUIT UNDER THE CONDITIONS OF NON-INVASIVE MONITORING

REVA I.V. PhD student, Department of electricity consumption system and power management of the Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi national university, Kremenchuk, Ukraine, e-mail:

cgdizainer@gmail.com;

TODOROV O.V. PhD student, Department of electricity consumption system and power management of the Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi national university, Kremenchuk, Ukraine, e-mail: olehtodorov@gmail.com;

BEZZUB M.A. PhD student, Department of electricity consumption system and power management of the Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi national university, Kremenchuk, Ukraine, e-mail: bezzubmax@gmail.com;

Purpose. *Application of a specially constructed neural network with the task of identifying the parameter substitution scheme in non-invasive monitoring conditions.*

Methodology. *Use of electrical measurement methods by non-invasive monitoring, methods of identification and training of neural networks based on anterior and back propagation error, NARX networks.*

Findings. *The power transformer is an important object of the power system of the electric shop substation. At the same time, frequent transitions from underload to partial overload mode are possible, which creates preconditions for the development of undesirable phenomena in transformers. Monitoring of the power transformer based on control of its substitution scheme, allows to pass to control of its basic parameters irrespective of an operating mode. Non-invasive monitoring works well in the context of the task, because research shows that the parameters of voltage and current, which it operates well reflect the dependence on changes in the parameters of the substitution scheme. Based on T equivalent the substitution scheme can detect and predict changes in parameters substitution schemes according to the parameters of the current and voltage regime flowing in this system. Many neural networks will work out the calculation of electrical and electrotechnical equivalent circuits as a task of identifying the parameters of electrical circuits in static conditions. In the process of identification, the ability of neural networks of different designs to identify one of the substitution scheme parameters, to resist damage was tested, which corrected the value of an unknown parameter. The experiment made it possible to obtain data for comparing the effectiveness of various architectures of neural networks in relation to the real parameters of the equivalent circuit. Concretizing the obtained results, we say that the NARX architecture is able to identify parameters in standard modes for all elements of the substitution circuit, which further opens up opportunities for its improvement in the calculation of nonlinear elements of the transformer when operating in a saturated state.*

Originality. *It is established that the neural boundaries studied in the work are able to determine the parameters of the replacement circuit of a transformer or electric machine in static operating modes, which allows in the future to monitor the state of windings and magnetic circuit according to their values.*

Practical value. *Using a neural network in the monitoring system allows you to get clear values of the equivalent circuit parameters, regardless of the mode, the proposed method significantly reduces the amount of time spent on monitoring the transformer parameters, allows you to control the power level, and, if necessary, reduce the amount of information required for the transformer monitoring.*

Keywords: transformer monitoring; non-invasive monitoring; neural network; identification of the substitution scheme parameters; T is a similar transformer replacement scheme

REFERENCES

[1] Montana, Johny & Candelo-Becerra, John & Racines, Diana. (2018). Non-Intrusive Electrical Load Monitoring System Applying Neural Networks with Combined Steady-State Electrical Variables. Tehnicki Vjesnik. 25. 1321-1329. 10.17559/TV-20170317203817..

[2] Mohanty, A. R. (2015). Machinery condition monitoring: principles and practices. http://www.crcnetbase.com/isbn/9781466593053..

[3] Li, Zongbo, Zaibin Jiao, and Anyang He. "Knowledge-based Artificial Neural Network for Power Transformer Protection." Iet Generation, Transmission & Distribution. 14.24 (2020): 5782-5791. Print.

[4] D. Reeve and B. Barton Low Voltage Monitoring ,Primer and Guideline,October 2020,p113, https://www.ena.org.nz/resources/publications/document/805

[5] G. M. V. Zambrano, A. C. Ferreira and L. P. Caloba, "Power transformer equivalent circuit identification by artificial neural network using frequency response analysis," 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2006, pp. 6 pp.-, doi: 10.1109/PES.2006.1708931.

[6] Minin, Alexey & Chistyakov, Yury & Kholodova, E. & Zimmermann, Hans & Knoll, A.. (2012). Complex-valued open recurrent neural network for power transformer modeling. Int. J. Appl. Math. Inform. Issue 1, Volume 6, 2012 6. pp41-48.

[7] Kuczmann, M., Szъcs, A., Kovбcs, G. "Transformer Model Identification by Ārtap: A Benchmark Problem", Periodica Polytechnica Electrical Engineering and Computer Science, 65(2), pp. 123–130, 2021. https://doi.org/10.3311/PPee.17606

[8] Abdelaziz, Almoataz Y, Aleem S. H. E. Abdel, and Anamika Yadav. Artificial Intelligence Applications in Electrical Transmission and Distribution Systems Protection. , 2022. Internet resource.

[9] M. I. Abdelwanis, A. Abaza, R. A. El-Sehiemy, M. N. Ibrahim and H. Rezk, "Parameter Estimation of Electric Power Transformers Using Coyote Optimization Algorithm With Experimental Verification," in IEEE Access, vol. 8, pp. 50036-50044, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978398..

[10] C. A. Arenas-Acuña, J. A. Rodriguez-Contreras, O. D. Montoya, and E. Rivas-Trujillo, "Black-Hole Optimization Applied to the Parametric Estimation in Distribution Transformers Considering Voltage and Current Measures," Computers, vol. 10, no. 10, p. 124, Oct. 2021 [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/computers10100124

[11] Z O. Çetin, A. Dalcalı, F. Temurtaş,A comparative study on parameters estimation of squirrel cage induction motors using neural networks with unmemorized training,Engineering Science and Technology, an International Journal,Volume 23, Issue 5,2020 ,p.1126-1133,doi.org/10.1016/j.jestch.2020.03.011.

[12] Andrejevic Stosovic, Miona & Litovski, Vanco. (2003). Electronic circuit modeling using artificial neural network. Journal of Automatic Control. 13. 10.2298/JAC0301031A.

[13] Jin, Z. and Kaba, S. (2021) Deep Neural Network Based Behavioral Model of Nonlinear Circuits. Journal of Applied Mathematics and Physics, 9, 403-412. doi: 10.4236/jamp.2021.93028.

[14] G. Stegmayer, "Volterra series and neural networks to model an electronic device nonlinear behavior," 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541), 2004, pp. 2907-2910 vol.4, doi: 10.1109/IJCNN.2004.1381123.

[15] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," in IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, March 1990, doi: 10.1109/72.80202.

[16] Ramírez J. et al. (2020) Power Transformer Forecasting in Smart Grids Using NARX Neural Networks. In: Valenzuela O., Rojas F., Herrera L.J., Pomares H., Rojas I. (eds) Theory and Applications of Time Series Analysis. ITISE 2019. Contributions to Statistics. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-56219-9_26

[17] Scales, L. E. Introduction to non-linear optimization / L.E. Scales Springer-Verlag New York 1985