

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВІДНОВЛЕННЯ СИГНАЛІВ ДЕТЕКТОРІВ, ЯКІ ВИЙШЛИ З ЛАДУ

Наведено результати досліджень із відновлення сигналів детекторів прямого заряду (ДПЗ), які вийшли з ладу, на основі застосування нейромережевих технологій. Представлено загальну інформацію про розвиток, удосконалення та важливість визначення лінійного енерговиділення твेलів у системі внутрішньо реакторного контролю ВВЕР. Для навчання нейронної мережі було застосовано алгоритми L-BFGS (алгоритм Бройдена–Флетчера–Гольдфарба–Шанно) і модифікований метод Левенберга–Марквардта. Названі алгоритми було застосовано для навчання нейронної мережі на даних системи внутрішньореакторного контролю з енергоблоків ЗАЕС-5, ХАЕС-1 і ХАЕС-2. Для моделювання було обрано ДПЗ із різним ступенем вигорання, а також із різним місцем розташування детектора в активній зоні. Аналіз даних моделювання для обраних ДПЗ показав, що відновлення сигналів детекторів, які вийшли з ладу, можливе з похибкою не більше 2 %, навіть на короткому періоді навчання нейронної мережі.

Ключові слова: лінійне енерговиділення твелів, детектор прямого заряду, канал нейтронних вимірювань, система внутрішньореакторного контролю, нейронна мережа.

Лінійне енерговиділення (ЛЕВ) твелів у реакторі ВВЕР є важливим експлуатаційним показником безпеки і надійності експлуатації палива. Лінійне енерговиділення (Вт/см) однозначно визначає й інші важливі показники енергонапруженості палива в активній зоні: питоме енерговиділення в паливі (Вт/см³) і щільність теплового потоку з поверхні твела (Вт/см²). Ці параметри використовуються для розрахунків критичного теплового потоку при визначенні «запасу до кризи теплообміну», а також для отримання величин температури палива і оболонки твела – важливих параметрів безпеки [1].

Однією з важливих задач сучасних систем внутрішньореакторного контролю (СВРК) є визначення параметрів енерговиділення і підігріву теплоносія в межах активної зони реактора. Завдання СВРК – отримання оперативної інформації щодо розподілу полів енерговиділення, температури та інших теплотехнічних і нейтронно-фізичних параметрів в межах активної зони реактора [2].

У перших проектах ВВЕР (ВВЕР-210, ВВЕР-440) основну увагу було приділено контролю підігріву теплоносія на виході з тепловиділяючих збірок (ТВЗ). Так, наприклад, термопари (ТП) на виході з ТВЗ у ВВЕР-210 (349 ТВЗ) було встановлено в 220 ТВЗ. І навпаки, внутрішньозонний контроль енергорозподілу, як вважалося, не був занадто важливим, і на перших проектах ВВЕР було застосовано тільки активаційний контроль енергорозподілу. Енергорозподіл по об'єму активної зони реактора визначався із застосуванням активаційних детекторів на основі міді або сталевого дроту з додаванням марганцю. Такі детектори (у формі дроту) встановлювали в спеціальні вимірювальні канали (у центральну трубку ТВЗ через кришку реактора), а після опромінення і накопичення ізотопів (⁶⁴Cu і ⁵⁶Mn відповідно) витягували з каналів. При цьому розподіл γ -випромінювачів по довжині активаційного детектора (дроту) відповідає енергорозподілу по висоті вимірювального каналу, а відповідно і ТВЗ, під час опромінення в активній зоні.

Пізніше почали використовувати стаціонарні канали нейтронних вимірювань (КНВ) з детекторами прямого заряду (ДПЗ) з родієвим емітером, кількість яких зросла з 12 КНВ у ВВЕР-365 до 36 КНВ у ВВЕР-440/В-213.

Також у перших СВРК застосовували ванадієві КНВ (1-2 шт., довжина ванадієвого ДПЗ дорівнювала висоті активної зони), а кількість родієвих ДПЗ в одному КНВ – 4 шт., рівномірно розташованих за висотою активної зони. Згодом СВРК було вдосконалено шляхом збільшення до 7 ДПЗ у КНВ. Кількість КНВ у ВВЕР-440 (349 ТВЗ) збільшилася з 12 до 36, а у ВВЕР-1000/В-320 (163 ТВЗ) встановлено 64 КНВ. У процесі розвитку СВРК кількість ТВЗ, оснащених КНВ, збільшилася з ~ 5 до ~ 40 %. Це пов'язано, по-перше, з необхідністю більш детального визначення полів енерговиділення при зростанні значень локальних енерговиділень у різних поколіннях ВВЕР, а по-друге, підтверджує важливість задачі визначення енергорозподілу по об'єму активної зони реактора для забезпечення експлуатації реактора [3].

Наступним кроком у вдосконаленні оперативного контролю за параметрами енергорозподілу в активній зоні є впровадження нових збірок внутрішньореакторних детекторів (ЗВРД). Нові ЗВРД

дозволять розв'язати такі важливі для експлуатації ВВЕР задачі: розподіл температури теплоносія на вході в активну зону; визначення рівня теплоносія в корпусі реактора; зменшення або уникнення «пельного» ефекту та ін.

Ідеологія таких ЗВРД полягає в об'єднанні в одній збірці ДПЗ і температурного контролю. Кількість і розташування ДПЗ залишається незмінним - 7 ДПЗ по висоті активної зони. Кількість і розташування ТП може варіюватися: частина ЗВРД має 2-3 ТП, одна з яких розташована на вході в активну зону, а друга на виході з ТВЗ (вище палива, але нижче «пельних» трубок), додаткова ТП у деяких ЗВРД може бути розташована на різних рівнях у верхній частині верхнього об'єму реактора для індикації рівня теплоносія в реакторі. Такі типи ЗВРД уже застосовуються на АЕС «Козлодуй» (Болгарія) і АЕС «Гяньвань» (Китай) [4].

У процесі еволюції СВРК підтверджено, що енергорозподіл, у тому числі і ЛЕВ твелів, є одним із важливих показників безпеки та надійності експлуатації палива ВВЕР. Задача надійного контролю ЛЕВ є найбільш важливою серед задач контролю СВРК [5].

Особливої гостроти задача визначення ЛЕВ у СВРК отримала останнім часом у зв'язку з впровадженням нових паливних циклів і розширенням номенклатури застосовуваних видів палива для формування паливних завантажень, у тому числі й різних виробників (ТВЕЛ, Wesninghouse), а також плани по використанню ВВЕР-1000 в маневровому режимі [6].

Контроль ЛЕВ у СВРК за період експлуатації ВВЕР зазнав кількох модернізацій, зумовлених, перш за все, впровадженням сучасних технічних засобів і прикладного програмного забезпечення, а також підвищенням вимог до точності визначення ЛЕВ.

Контроль енергорозподілу є дуже важливим для безпечної експлуатації реактора, підтвердженням цього є вимога регламентів експлуатації щодо зниження потужності реактора або повної його зупинки в разі деградації каналів нейтронного або температурного контролю. Критичним є кількість ТВЗ, що втратили нейтронний контроль. Тому задача обґрунтування можливості надійного відновлення сигналів ДПЗ, які вийшли з ладу, є актуальною.

Для вирішення такої задачі може бути застосовано технологію нейронних мереж, яка вже набула широкого застосування [7, 8].

Нейронні мережі являють собою спрощену модель біологічної нервової системи. Принципи функціонування та структура цих мереж відображають уже відомі факти і правила функціонування біологічної нервової тканини.

Нейронні мережі сягають корінням у багато дисциплін: математику, фізику, статистику, комп'ютерні науки і техніку. Вони знаходять своє застосування в таких областях, як обробка цифрових сигналів, аналіз часових рядів, розпізнавання образів, моделювання. Їхньою головною особливістю є те, що вони можуть навчатися на основі даних [9].

Навчена нейронна мережа, на основі моніторингу вхідної інформації, може з високим ступенем точності передбачити появу дефектів в обладнанні й оцінити ступінь його технічного стану.

Нейронна мережа може бути описана за допомогою архітектури та синаптичних ваг. Виділяють три фундаментальних класи архітектури: одношарові мережі прямого розповсюдження, багатошарові мережі прямого розповсюдження, рекурентні мережі [10]. У нашій роботі були застосовані мережі без прихованих шарів, з одним прихованим шаром та з двома прихованими шарами. З'єднання мережі йдуть від вхідного шару до першого з прихованих (якщо він є), потім до другого (якщо він є), потім – до вихідного. На вхід нейронної мережі подавалися сигнали ДПЗ від 63 КНВ, в якості вихідного сигналу слугував ДПЗ, що перевірявся. Для навчальної вибірки були використані дані СВРК: 26 та 27 паливних кампаній ЗАЕС-5; 27 та 28 паливних кампаній ХАЕС-1; 11 та 12 паливних кампаній ХАЕС-2. Для навчання нейронної мережі було застосовано (табл. 1): алгоритм L-BFGS (алгоритм Бройдена–Флетчера–Гольдфарба–Шанно з обмеженим використанням пам'яті), що відноситься до квазіньютонівських методів, а також модифікований метод Левенберга–Марквардта [11]. Алгоритм L-BFGS добре підходить для розв'язання задач великої розмірності, критерієм зупинки слугує малий крок. Алгоритм Левенберга–Марквардта часто виявляється швидшим за L-BFGS для задач малої і середньої розмірності і не потребує задачі критеріїв зупинки. У статті представлено результати моделювання для даних ЗАЕС-5, а навчання нейронних мереж було проведено на п'яти перших наборах даних.

Результати розрахунків показали добру узгодженість між фактичними значенням сигналу ДПЗ та розрахунковим навіть при навчанні на п'ятьох тренувальних вибірках.

Таблиця 1. Застосовані алгоритми для навчання нейронної мережі для ДПЗ різних енергоблоків

№	Блок	ДПЗ	ТВЗ	Розташування ТВЗ в активній зоні	Кількість прихованих шарів	Алгоритм навчання
1	ЗАЕС-5	ДПЗ-1	ТВЗ-81	центр	0	Левенберга - Марквардта
2					1	
3					2	
4					0	L-BFGS
5					1	
6	ХАЕС-1	ДПЗ-1	ТВЗ-27	периферія	0	Левенберга - Марквардта
7		ДПЗ-4				
8	ХАЕС-2	ДПЗ-1	ТВЗ-29	середина		

Нижче наведено результати моделювання для перших трьох позицій табл. 1.

1. ЗАЕС-5. *Нейронна мережа без прихованих шарів, метод навчання Левенберга-Марквардта.* Оцінка струмів ДПЗ-1 КНВ-2 (ТВЗ-81) на основі струмів ДПЗ від решти 63 КНВ. Рік КНВ – 1, рік ТВЗ – 3, 26-а паливна кампанія. ТВЗ-81 знаходиться майже в центрі активної зони. Результати для ДПЗ-1 представлено в табл. 2, а також на рис. 1 і 2.

Таблиця 2. Струм ДПЗ-1, КНВ-2 для 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5. Розрахункове значення струму отримане на основі оцінки нейронної мережі без прихованих шарів

Етап набору даних	№ набору даних	Фактичне значення	Розрахункове значення	Відхилення, %
Навчання	1	1,2267	1,2265	-0,02
	2	0,9303	0,9301	-0,02
	3	0,9670	0,9668	-0,03
	4	1,5550	1,5548	-0,01
	5	1,0250	1,0248	-0,02
Тест	6	1,2770	1,2829	0,46
	7	1,3567	1,3701	0,98
	8	1,4034	1,4115	0,57
	9	1,0094	1,0176	0,81
	10	1,0052	1,0133	0,81
	11	1,0338	1,0331	-0,06
	12	1,0341	1,0323	-0,17
	13	1,0113	1,0090	-0,22
	14	1,4797	1,4801	0,03
	15	1,4789	1,4800	0,07
	16	1,0322	1,0313	-0,09
	17	1,0461	1,0405	-0,54
	18	1,0339	1,0267	-0,69
	19	1,0491	1,0419	-0,68
	20	1,0323	1,0176	-1,43
	21	1,0111	0,9918	-1,91

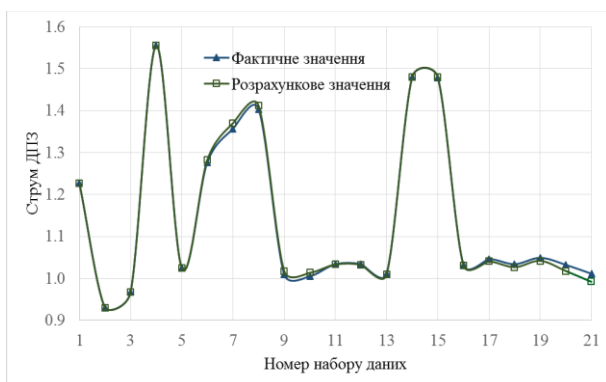


Рис. 1. Оцінка струму ДПЗ-1, КНВ-2 для 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5 (позиція 1 табл. 1).

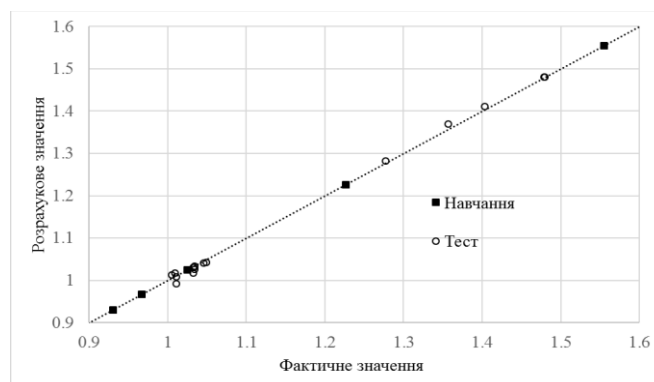


Рис. 2. Порівняння фактичного значення струму ДПЗ-1, КНВ-2 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5 із розрахунковим значенням (позиція 1 табл. 1).

2. ЗАЕС-5. *Нейронна мережа з одним прихованим шаром, у прихованому шарі 10 нейронів, метод навчання Левенберга–Марквардта.* Оцінка струмів ДПЗ-1 КНВ-2 (ТВЗ-81) на основі струмів ДПЗ від решти 63 КНВ. Рік КНВ – 1, рік ТВЗ – 3, 26-а паливна кампанія. ТВЗ-81 знаходиться майже в центрі активної зони. Результати для ДПЗ-1 представлено в табл. 3, а також на рис. 3 і 4.

Таблиця 3. Струм ДПЗ-1, КНВ-2 для 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5. Розрахункове значення струму отримане на основі оцінки нейронної мережі з одним прихованим шаром

Етап набору даних	№ набору даних	Фактичне значення	Розрахункове значення	Відхилення, %
Навчання	1	1,2267	1,2262	-0,04
	2	0,9303	0,9318	0,16
	3	0,9670	0,9666	-0,04
	4	1,5550	1,5530	-0,13
	5	1,0250	1,0248	-0,02
Тест	6	1,2770	1,2730	-0,32
	7	1,3567	1,3513	-0,40
	8	1,4034	1,3937	-0,70
	9	1,0094	1,0113	0,19
	10	1,0052	1,0009	-0,42
	11	1,0338	1,0302	-0,34
	12	1,0341	1,0306	-0,33
	13	1,0113	1,0084	-0,28
	14	1,4797	1,4629	-1,14
	15	1,4789	1,4524	-1,80
	16	1,0322	1,0191	-1,27
	17	1,0461	1,0351	-1,05
	18	1,0339	1,0219	-1,16
	19	1,0491	1,0372	-1,13
	20	1,0323	1,0280	-0,42
	21	1,0111	1,0129	0,18

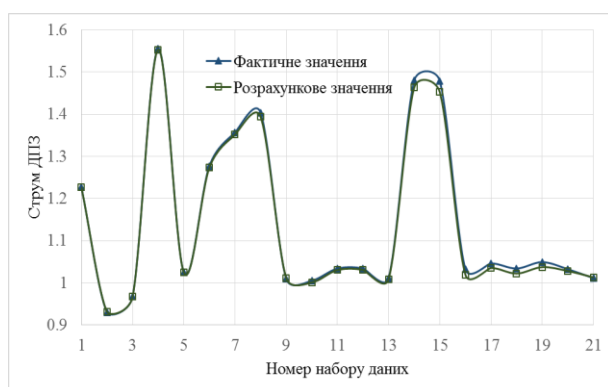


Рис. 3. Оцінка струму ДПЗ-1, КНВ-2 для 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5 (позиція 2 табл. 1).

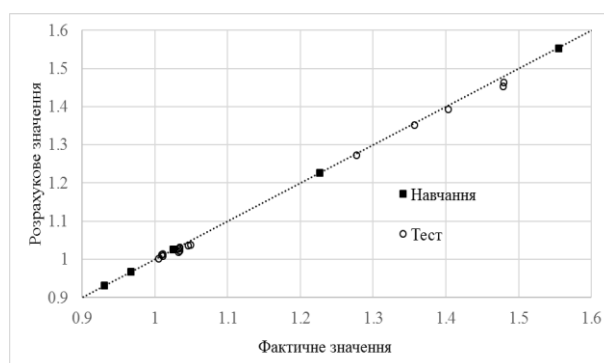


Рис. 4. Порівняння фактичного значення струму ДПЗ-1, КНВ-2 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5 із розрахунковим значенням (позиція 2 табл. 1).

3. ЗАЕС-5. *Нейронна мережа з двома прихованими шарами, у прихованих шарах по 10 нейронів, метод навчання Левенберга–Марквардта.* Оцінка струмів ДПЗ-1 КНВ-2 (ТВЗ-81) на основі струмів ДПЗ від решти 63 КНВ. Рік КНВ – 1, рік ТВЗ – 3, 26-а паливна кампанія. ТВЗ-81 знаходиться майже в центрі активної зони. Результати для ДПЗ-1 представлено в табл. 4, а також на рис. 5 і 6.

Таблиця 4. Струм ДПЗ-1, КНВ-2 для 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5. Розрахункове значення струму отримане на основі оцінки нейронної мережі з двома прихованими шарами

Етап набору даних	№ набору даних	Фактичне значення	Розрахункове значення	Відхилення, %
Навчання	1	1,2267	1,2275	0,06
	2	0,9303	0,9318	0,16
	3	0,9670	0,9656	-0,14
	4	1,5550	1,5543	-0,05
	5	1,0250	1,0247	-0,03
Тест	6	1,2770	1,2349	-3,30
	7	1,3567	1,3230	-2,49
	8	1,4034	1,3621	-2,95
	9	1,0094	0,9936	-1,56
	10	1,0052	0,9988	-0,64
	11	1,0338	1,0343	0,05
	12	1,0341	1,0366	0,24
	13	1,0113	1,0136	0,23
	14	1,4797	1,4910	0,77
	15	1,4789	1,4579	-1,42
	16	1,0322	1,0132	-1,84
	17	1,0461	1,0392	-0,66
	18	1,0339	1,0313	-0,25
	19	1,0491	1,0445	-0,44
	20	1,0323	1,0711	3,75
	21	1,0111	1,0845	7,26

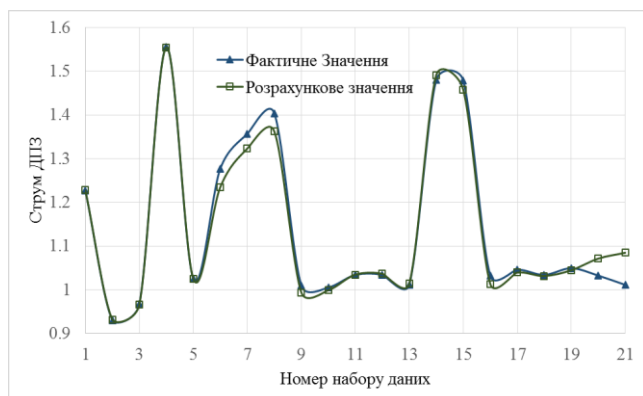


Рис. 5. Оцінка струму ДПЗ-1, КНВ-2 для 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5 (позиція 3 табл. 1).

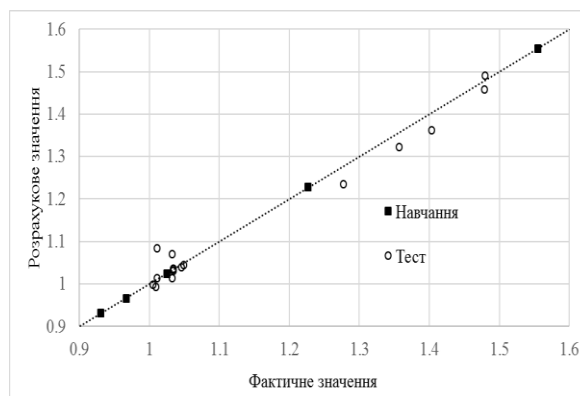


Рис. 6. Порівняння фактичного значення струму ДПЗ-1, КНВ-2 26-ї паливної кампанії ЗАЕС-5 із розрахунковим значенням (позиція 3 табл. 1).

Аналіз даних моделювання, проведених для різних ДПЗ (як за роком використання так і за місцем розташування у активній зоні), а також для різних енергоблоків відповідно до табл.1 показав, що найкращі результати з відновлення струму ДПЗ отримано при застосуванні алгоритму навчання Левенберга-Марквардта. Алгоритм L-BFGS показав кращу швидкість, ніж алгоритм Левенберга-Марквардта, особливо великою є різниця для нейронних мереж із прихованими шарами, де різниця становила декілька порядків. Додавання одного прихованого шару не призвело до зменшення похибки розрахунку струмів ДПЗ, а при додаванні двох прихованих шарів похибка значно збільшилася. Отже, для розглянутої задачі може бути рекомендовано використання нейронної мережі без прихованих шарів з алгоритмом навчання Левенберга-Марквардта.

Результати розрахунків показали придатність застосування нейронних мереж для відновлення струму ДПЗ, які вийшли з ладу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. *Горохов А. К.* Методика определения эксплуатационного предела линейного энерговыделения в усовершенствованных активных зонах ВВЭР-1000 и его обеспечение в условиях ксеноновых колебаний : автореф. дис. ... канд. техн. наук / А. К. Горохов. - Подольск, 2008. - С. 20.
2. *Системы внутриреакторного контроля АЭС с ВВЭР* / В. А. Брагин, И. В. Батенин, М. Н. Голованов, А. С. Кужиль. - М. : Энергоатомиздат, 1987. - С. 128.
3. *Борисенко В. И.* Модель формирования сигнала внутризонного детектора нейтронов / В. И. Борисенко, Ю. Ф. Пионтковский, В. В. Горанчук // *Ядерна фізика та енергетика*. - 2016. - Т. 17, № 4. - С. 364 - 373.
4. *Опыт эксплуатации каналов измерения нейтронного потока и температуры (КНИТ) на АЭС «Тяньвань»* / М. Г. Мительман, В. М. Троценко, О. В. Титов, С. А. Кушманов // *Сб. докл. 6-я МНТК «Обеспечение безопасности АЭС с ВВЭР»*. ОКБ «Гидропресс», Подольск, Россия 26 - 29 мая 2009 г.
5. *Игнатьев Д. Н.* Экспериментальное исследование поведения твэлов ВВЭР в условиях аварии с большой течью из первого контура РУ : автореф. дис. ... канд. техн. наук / Д. Н. Игнатьев. - Подольск, 2009. - С. 25.
6. *Халимончук В. А.* Функционирование программного обеспечения СВРК ВВЭР-1000 верхнего уровня в условиях реализации в Украине расширенной программы по диверсификации ядерного топлива / В. А. Халимончук // *Ядерна та радіаційна безпека*. - 2015. - Вип. 1. - С. 7 - 12.
7. *Turkcan E., Ciftcioglu Ö.* Neural Network Benchmark for SMORN-VII – SMORN VII, Avignon, June 1995. P. 504–519.
8. *Fantoni F. P., Mazzola A.* Transient and Steady State Signal Validation in Nuclear Power Plants using Autoassociative Neural Networks and Pattern Recognition – SMORN VII, Avignon, June 1995. P. 423–434.
9. *Хайкин С.* Нейронные сети : полный курс. - 2-е изд. – М. : ООО "И. Д. Вильямс", 2006. – 1104 с.
10. *Haykin S.* Neural networks and learning machines. Third Edition. McMaster University. Hamilton, Ontario, Canada. 2009. P. 936.
11. ALGLIB - C++/C# numerical analysis library [Электронный ресурс] : [Веб-сайт]. – Електронні дані. – Нижній Новгород 1999 - 2018 – Режим доступу: www.alglib.net (дата звернення 14.02.2018) – Назва з екрана.

В. И. Борисенко, И. И. Горанчук

Институт проблем безопасности АЭС НАН Украины, ул. Лысогорская, 12, Киев, 03028, Украина

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ СИГНАЛОВ ДЕТЕКТОРОВ, КОТОРЫЕ ВЫШЛИ ИЗ СТРОЯ

Представлены результаты исследований по восстановлению сигналов детекторов прямого заряда (ДПЗ), которые вышли из строя, на основе применения нейросетевых технологий. Представлена общая информация о развитии, совершенствовании и важности определения линейного энерговыделения твэлов в системе внутриреакторного контроля ВВЭР. Для обучения нейронной сети были применены алгоритмы L-BFGS (алгоритм Бройдена – Флетчера – Гольдфарба - Шани) и модифицированный метод Левенберга - Марквардта. Названные методы были применены для обучения нейронной сети на данных системы внутриреакторного контроля с энергоблоков ЗАЭС-5, ХАЭС-1 и ХАЭС-2. Для моделирования были выбраны ДПЗ с разной степенью выгорания, а также с различным местоположением детектора в активной зоне. Анализ данных моделирования для выбранных ДПЗ показал, что восстановление сигналов детекторов, которые вышли из строя, возможно с погрешностью не более 2 %, даже на коротком периоде обучения нейронной сети.

Ключевые слова: линейное энерговыделение твэлов, детектор прямого заряда, канал нейтронных измерений, система внутриреакторного контроля, нейронная сеть.

V. I. Borysenko, V. V. Goranchuk

Institute for Safety Problems of Nuclear Power Plants, NAS of Ukraine, Lysogirska str., 12, Kyiv, 03028, Ukraine

USE OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES TO RECOVER FAILED DETECTOR SIGNAL

The paper presents the results of research on the restoration of signals of failed self-powered neutron detector (SPND) based on the application of neural network technologies. The general information on the development, improvement and importance of determining the linear energy release of the fuel rod in the VVER in-core monitoring system is presented. L-BFGS algorithm and the modified Levenberg - Marquardt method were used for the training of the neural network. These algorithms were used to study the neural network based on the in-core monitoring system data from the power units of ZNPP-5, KhNPP-1 and KhNPP-2. Self-powered neutron detectors with different degree of burn-up and in different core positions were chosen for simulation. The analysis of simulation data for selected SPNDs has shown that failed detector signal recovery is possible even at a short training set of the neural network with an error not more than 2 %.

Keywords: fuel rod linear energy release, self-powered neutron detector, neutron flux measuring channel, in-core monitoring system, neural network.

REFERENCES

1. *Gorohov A. K.* Method for determining the operational limit of linear energy release in the improved core of VVER-1000 and its ensuring under conditions of xenon oscillations. The abstract of the thesis for a degree of Cand. Tech. Sci. / A. K. Gorohov. – Podolsk, 2008. - P. 20. (Rus)
2. *In-core* monitoring systems for VVER type NPP / V. A. Bragin, I. V. Batenin, M. N. Golovanov, A. S. Kuzhil. – Moskva : Energoatomizdat, 1987. - P.128. (Rus)
3. *Borysenko V. I.* Model of formation of in-core neutron detector signal / V. I. Borysenko, Yu. F. Piontkovskyi, V. V. Goranchuk // *Yaderna fizyka ta energetyka*. - 2016. - Vol. 17, № 4. - P. 364 - 373. (Rus)
4. *Experience* in operating neutron and temperature measurement channels (NTMCs) at Tianwan NPP / M. G. Mitelman, V. M. Trotsenko, O. V. Titov, S. A. Kushmanov // *Proceedings. The 6th International Scientific and Technical Conference «Safety Assurance of NPP with VVER»*. ОКБ «Gidropress», Podolsk, Russia, 26 - 29 May 2009. (Rus)
5. *Ignatyev D. N.* Experimental study of the behavior of VVER fuel elements in an accident with a large leak from the first loop of the reactor plant. The abstract of the thesis for a degree of Cand. Tech. Sci. / D. N. Ignatyev. - Podolsk, 2009. - P. 25 (Rus)
6. *Khalimonchuk V. A.* Top-Level Software for VVER-1000 In-core Monitoring System under Implementation of Expanded Nuclear Fuel Diversification Program in Ukraine / V. A. Khalimonchuk // *Yaderna ta radiatsiyna bezpeka*. - 2015. – Iss. 1. - P. 7 – 12. (Rus)
7. *Turkcan E., Ciftcioglu Ö.* Neural Network Benchmark for SMORN-VII – SMORN VII, Avignon, June 1995. P. 504 – 519.
8. *Fantoni F. P., Mazzola A.* Transient and Steady State Signal Validation in Nuclear Power Plants using Autoassociative Neural Networks and Pattern Recognition – SMORN VII, Avignon, June 1995. P. 423 – 434.
9. *Haykin S.* Neural networks. A Comprehensive Foundation. Second Edition. – Moskva : LLC "Viliams", 2006. - P. 1104. (Rus)
10. *Haykin S.* Neural networks and learning machines. Third Edition. McMaster University. - Hamilton, Ontario, Canada. - 2009. - P. 936.
11. ALGLIB - C++/C# numerical analysis library [Electronic resource] : [website]. – digital data. – Nizhny Novgorod 1999 - 2018 – Access mode: www.alglib.net (date 14.02.2018) – Title from the screen.

Надійшла 05.04.2018

Received 05.04.2018