

МЕТОДИ ПОКРАЩЕННЯ ТОЧНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТАМОДЕЛЕЙ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ ДЛЯ СУРОГАТНОГО СИНТЕЗУ

*Р.В. Трембовецька, В.Я. Гальченко, В.В. Тичков,
Черкаський державний технологічний університет
м. Черкаси*

Сурогатний синтез дозволяє отримати накладні вихроструміві перетворювачі (НВСП) з однорідною чутливістю [1]. В цій роботі проілюстровано побудову метамоделі НВСП із використанням обчислювальної технології [2], де в якості системи збудження ВСП використовується кругова котушка з прямокутним перетином. При цьому побудова метамоделі виконувалася при варіації тільки двох змінних $J=f(x, y)$, які є просторовими координатами, та випадку, коли $J_x, J_y=0$. Із створених майже 360 одинарних RBF-нейронних мереж-претендентів для плану з числом точок $N=255$ та кількістю прихованих нейронів від 90 до 170, відібрано 7 найкращих за чисельними показниками коефіцієнту детермінації R^2 , $S.D.ratio$, середньої відносної величини модельної похибки $MAPE, \%$. Отримані метамоделі мають середню величину модельної похибки на етапі навчання від 3,59 до 5,63 %. На етапі відтворення поверхні відгуку на значно більшій кількості точок рівній $N=1681$ дана похибка складає 4,45-7 %. Рівень похибок на етапі навчання та відтворення поверхні відгуку є доволі прийнятним, але може бути зниженим.

Методами підвищення точності метамоделей є використання множинних нейронних мереж, зокрема їх комітетів та їх композитної побудови [3-5]. Основна ідея побудови композитної нейронної мережі полягає в наступному. Отримана перша нейронна мережа використовується для навчання другої, де на етапі навчання застосовується абсолютна похибка апроксимації, яка є результатом побудови першої нейронної мережі. Дана процедура повторюється додаванням необхідної кількості нейронних мереж до тих пір, поки не отримано задовільне значення $MAPE$. Така побудова нейронних мереж дає поступове зменшення похибки апроксимації від мережі до мережі. Тобто кожна наступна додана нейронна мережа апроксимує поверхню похибки. Загальний відгук поверхні J_z отримується додаванням відгуків від кожного виходу (J_1, J_2, \dots, J_n) нейронних мереж.

Так, взявши за основу отриману одинарну метамоделю RBF-2-135-1(130) [1], що має $S.D.ratio=0,0742$, $MAPE=4,78 \%$, $MS_R=0,000575$ і застосувавши композитну побудову нейронних мереж, вдалося покращити точність отриманої метамоделі як на етапі навчання, так і на етапі відтворення (табл.1).

Таблиця 1. Чисельні показники якості композитної нейронної мережі

Композитна нейромережа	Метамоделі, що є складовими композиту	MAPE, %		MS _R	
		навчання	відтворення	навчання	відтворення
J ₁	RBF-2-135-1(130)	4,78	5,79	0,000575	0,000552
J ₂	RBF-2-147-1(73)	2,65	3,81	0,000114	0,000158
J ₃	RBF-2-156-1(8)	1,75	3,09	0,0000511	0,000099
J ₄ =J _z	RBF-2-180-1(23)	0,96	2,64	0,0000444	0,000094

На завершальному етапі виконувалася перевірка адекватності відтворюваності поверхні відгуку за допомогою отриманих математичних моделей у всій області

моделювання із застосуванням формул, які описують вихід RBF-нейронної мережі, а також проводилася їх оцінка на адекватність та інформативність. Аналіз результатів, наведених в таблиці 1 показує, що застосувавши чотири каскади нейронних мереж середню помилку апроксимації зменшено майже в 5 разів на етапі навчання та в 2 рази на етапі відтворення, що відповідно показує ефективність використаної технології побудови метамоделі.

Для випадку побудови метамоделі нерухомого НВСП із варіюванням трьох параметрів $J=f(x, y, r)$, де r – радіус котушки збудження, в межах $x = 0...30$ мм; $y = 0...30$ мм; $r = 1...15$ мм створено майже 320 одинарних RBF-нейронних мереж для плану з числом точок $N = 2048$ та кількістю прихованих нейронів від 280 до 350, з яких відібрані найкращі за вище вказаними показниками. Отримані найкращі метамоделі мають середню величину модельної похибки від 22 % до 29 %. В цьому випадку підвищення точності апроксимаційної задачі було досягнуто іншим методом побудови метамоделі за допомогою комітету із шести нейронних мереж [4]. Проте отримати суттєвого зменшення похибки апроксимації із застосуванням комітету нейронних мереж не вдалося, так на етапі навчання нейронної мережі отримано $MAPE = 18.08$ %, а на етапі відтворення 19.8 % відповідно. Тому як варіант підвищення точності метамоделі також застосовано технологію побудови композитної нейронної мережі. Для подальшого удосконалення метамоделі за основу взята нейронна мережа RBF-3-282-1(156), яка є першою в композиції мереж. Для композитної мережі, яка має вісім каскадів, отримано наступні показники якості на етапі навчання та відтворення (табл.2).

Таблиця 2. Чисельні показники якості композитної нейронної мережі

Композитна нейромережа	Метамоделі, що є складовими компонентами компоненту	MAPE, %		MS _r	
		навчання $N=2048$	відтворення $N=7166$	навчання	відтворення
J ₁	RBF-3-282-1(156)	22,6	31	0,00057	0,000558
J ₂	RBF-3-280-1(31)	21,52	28,76	0,000274	0,000279
J ₃	RBF-3-308-1(39)	18,22	24,35	0,000186	0,000204
J ₄	RBF-3-278-1(14)	17,13	22,06	0,000154	0,000168
J ₅	RBF-3-292-1(24)	14,95	19,98	0,000123	0,000144
J ₆	RBF-3-301-1(25)	13,49	17,85	0,0001	0,000121
J ₇	RBF-3-305-1(10)	12,21	16,79	0,0000844	0,000104
J ₈ =J _Σ	RBF-3-301-1(4)	10,12	15,93	0,0000709	0,0000923

Таким чином, застосувавши композитну побудову із шести каскадів нейронних мереж, отримано результати середньої похибки апроксимації, які співвимірні із результатами при використанні комітету нейронних мереж. Проте зі збільшенням кількості каскадів точність метамоделі підвищується. Тобто побудова метамоделі за допомогою комітету нейронних мереж та композитних мереж дають покращення середньої величини модельної похибки у порівнянні із одиночними мережами.

1. Гальченко В. Я. Нейромережева метамоделі циліндричного накладного вихрострумовевого перетворювача як складова сурогатного оптимального синтезу [Текст] / В. Я. Гальченко, Р. В. Трємбовецька, В. В. Тичков // Вісник Херсонського національного технічного університету. – 2018. – № 3 (66). – Т. 1. – С. 32–38.

2. Гальченко В. Я. Застосування нейрокомп'ютерного синтезу антен на етапі побудови метамоделей в процесі оптимального сурогатного синтезу антен / В. Я. Гальченко, Р. В. Трємбовецька, В. В. Тичков // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2018. – № 74. – С. 60-72.

3. Ковалевский С. В. *Аппроксимация функций с помощью каскадных нейронных сетей [Текст] / С. В. Ковалевский, В. Б. Гитис // Штучний інтелект. – 2008. - №4. – С. 589-593.*

4. *Neural Network Based Response Surface. Methods – a Comparative Study / [W. Beyer, M. Liebscher, M. Beer et al] // LS-DYNA Anwenderforum, Ulm. – 2006. – P.29-37.*

5. Хайкин Саймон. *Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.*