

УДК 621.396.67+519.853.6

# Застосування нейрокомп'ютинга на етапі побудови метамоделей в процесі оптимального сурогатного синтезу антен

Гальченко В. Я., Трембовецька Р. В., Тичков В. В.

Черкаський державний технологічний університет

E-mail: halchul@gmail.com

Запропонована обчислювальна технологія побудови метамоделей для задач оптимального синтезу антен. Дана обчислювальна технологія створена з використанням методів інтелектуального аналізу даних, штучного інтелекту та сучасних комп'ютерних методів планування експерименту. Для побудови апроксимаційної моделі застосовано математичний апарат штучних нейронних мереж, а саме RBF-мережі. Комп'ютерний план експерименту виконано за допомогою ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей Соболя ( $\xi_1, \xi_2$ ), які в загальному випадку рівномірно заповнюють точками простір пошуку в одиничному гіперкубі. Верифікація запропонованої технології виконана на тестових функціях цілі двох змінних. Отримані метамоделі мають достатньо високу точність апроксимації та покращену обчислювальну ефективність. Створена обчислювальна технологія побудови метамоделей забезпечує високу швидкість моделювання, що робить можливим реалізацію процедури оптимального синтезу антен. Ця технологія є ефективною та коректною для більш складних задач апроксимації багатовимірних гіперповерхонь.

*Ключові слова:* синтез антен; сурогатна оптимізація; метамоделі; комп'ютерний план експерименту; ЛП<sub>τ</sub>-послідовність; поверхня відгуку; нейронна мережа

DOI: [10.20535/RADAP.2018.74.60-72](https://doi.org/10.20535/RADAP.2018.74.60-72)

## Вступ

В теорії антен задачі синтезу випромінюючих структур з апіорі заданими властивостями представляють найбільший інтерес і характеризуються суттєвими труднощами при їх рішенні [1, 2]. При цьому в якості початкових даних для проектування розглядається частіше за все заздалегідь заданий розподіл електромагнітного поля в просторі. Окрім діаграми спрямованості можуть також використовуватися і інші критерії, наприклад, такі, що формулюють вимоги до коефіцієнту спрямованої дії антени, завадозахищеності, мінімізації впливу одних випромінюючих елементів на інші. Результатом синтезу є визначення форми, просторової конфігурації та геометричних параметрів випромінюючої структури, які забезпечують реалізацію необхідних критеріальних характеристик або кожної окремо, або всіх в сукупності [3, 4]. Аналіз випромінюючої структури, як правило, виконується на основі громіздкого чисельного рішення задач електродинаміки, записаних у вигляді інтегральних чи диференціальних рівнянь теорії поля в частинних похідних із відповідними граничними та початковими умовами, що само по собі не є тривіальним і вимагає достатньо великих затрат часу [5, 6].

Структурно-параметрична постановка задач синтезу антен є більш доцільною та перспективною у порівнянні з їх можливим параметричним формулюванням в сенсі досягнення максимально ефективних технічних параметрів згенерованих випромінюючих конструкцій [7, 8]. Складнощі формалізації в реалізації такого підходу можуть бути віднесені до одного із його недоліків, але далеко не єдиного. Значні обчислювальні і часові ресурси, які необхідні для генерації структур-претендентів із обов'язковим визначенням кращих геометричних показників для кожного варіанту, призводять до важко переборних, а в деяких випадках непереконливих, складнощів при виборі оптимальної альтернативи [9, 10].

При рішенні задач синтезу даного класу ефективним представляється застосування методу сурогатної оптимізації, який використовується для широкого кола задач, зокрема в аерокосмічній промисловості, турбінобудуванні, будівництві та інших [11–15]. Основна ідея методу полягає в наступному [16–19]. Цільова функція, що задана алгоритмічно і базується на обчислювально-затратних математичних методах моделювання електродинамічних процесів, замінюється іншою, отриманою шляхом апроксимації, менш точною у порівнянні

з початковою, але яка має значно більш високу обчислювальну ефективність.

Така заміна робить реально можливим рішення задачі оптимального синтезу в оптимізаційній постановці. Замінюючу функцію, отриману в результаті апроксимації, називають метамоделлю. На відміну від побудованих на фізичних принципах метамоделі отримують із застосуванням методів інтелектуального аналізу даних та використанням навчального набору з метою максимально точної передачі поведінки функції цілі, яку моделюють. Навчальна вибірка даних складається із певної сукупності пар "точка-значення функції". Під "точкою" розуміють вхідний вектор в багатовимірному просторі, який характеризує в даному випадку ознаки конструкції антени, а також умови її функціонування. "Значення функції" представляють собою вихідний вектор, який описує критеріальні властивості випромінюючої структури, що проектується. Надалі метамоделі використовують у розв'язку задачі синтезу з використанням сучасних ефективних методів оптимізації [20–22, 27].

Має сенс на першому етапі досліджень розробити узагальнену обчислювальну технологію побудови метамоделей з наступним її тестуванням на складних поверхнях відгуку; на другому — з використанням цієї технології побудувати метамоделі антен різних типів з подальшим їх синтезом на завершальному етапі, дотримуючись логіки, запропонованої, наприклад, в роботах [23–26]. В даній статті основна увага сконцентрована на створенні загальної обчислювальної технології побудови метамоделей.

## 1 Аналіз досліджень щодо побудови метамоделей

Дослідниками в області оптимізації пропонується широке коло методів побудови метамоделей, що відрізняються підходами до апроксимації. Серед найбільш застосованих алгоритмів виділяють: алгоритми нелінійного регресійного аналізу Polynomial Regression, регресії на основі гаусівських процесів [12, 13], Multivariate Nonparametric Regression, Support Vector Regression та інш.; крігінг (ядерну регрессию); адаптивні алгоритми регресійного аналізу MARSplines [28]; еволюційні алгоритми самоорганізації, зокрема, ітераційний алгоритм групового методу обробки даних МГУА; алгоритми штучних нейронних мереж Artificial Neural Networks [29].

В поліноміальних моделях проблемою є вибір порядку моделей, отже від апіорі визначеного її виду значною мірою залежить точність відтворення поверхні відгуку функції цілі. На практиці порядок моделі змінюють ітеративно в бік підвищення.

Регресія на основі гаусівських процесів передбачає наявність апіорних знань щодо коваріаційної

функції, що є необхідним при оцінюванні параметрів цих процесів. Крім того, обчислювальна складність методу не виправдано висока.

Створенню метамоделей за допомогою крігінгу присвячена наступна робота [19]. Розрахунок параметрів моделі виконується методом максимальної правдоподібності. Метод передбачає виконання досить громіздких матричних перетворень для розрахунку виходу моделі і, як наслідок, суттєвих затрат часу зі збільшенням розмірності задачі.

Одним із методів рішення регресійних задач, де не використовують передбачення про вид функціональної залежності між змінними, є багатомірні адаптивні сплайни (MARS-сплайни). Для розрахунку невідомих коефіцієнтів використовують метод найменших квадратів або градієнтний метод. Основним недоліком методу найменших квадратів є значні часові затрати на розрахунок коефіцієнтів моделі у випадку рішення задачі великої розмірності.

Метод МГУА заснований на сортуванні поступово ускладнених моделей із вибором їх оптимальної структури. В якості базових моделей використовуються поліноми, нелінійні функції. Метод потребує додаткових затрат часу на пошук ефективного виду моделі.

Потужним апаратом для апроксимації складних залежностей є штучні нейронні мережі [30]. В багатьох випадках застосування обмежуються двома типами мереж: багатошаровим перцептроном (MLP-мережі), мережі на основі радіально-базисних функцій (RBF-мережі). Багатошаровий перцептрон прямого розповсюдження складається із вхідного шару, який має велику кількість сенсорних елементів; одного або декількох прихованих шарів обчислювальних нейронів із різноманітними функціями активації та вихідного нейрону. Для навчання нейронної мережі використовують алгоритми нелінійної оптимізації, в тому числі сучасні метаевристичні, що забезпечують пошук глобального екстремуму. Для підвищення ефективності рішення задачі за допомогою багатошарового перцептрону, окрім вдалого вибору алгоритму навчання, необхідно застосовувати методи оптимізації структури мережі для кожної конкретної задачі.

Мережа на основі радіально-базисних функцій має в своєму складі: вхідний шар, з'єднуючий мережу з середовищем спостереження; прихований шар (або проміжний) — складається з радіальних елементів з ядерними базисними функціями активації; лінійний вихідний шар — звичайний одношаровий перцептрон, який в результаті налаштування ваг визначає вихід мережі. Дана мережа має ряд переваг, серед яких наявність всього лише одного прихованого шару нейронів, що істотно спрощує характерну для нейронних мереж задачу вибору кількості прихованих шарів і робить цей вибір визначеним, і швидко навчання, обумовлене можливістю застосу-

вання добре вивчених методів лінійної оптимізації при підборі параметрів лінійної комбінації у вихідному шарі мережі. До недоліків RBF-мережі відносять більшу чутливість до “прокляття розмірності”.

Одним із відомих підходів побудови метамоделей є використання декількох моделей [31, 32], тобто гібридний. Такий підхід використовують, якщо розмірність простору вхідних параметрів достатньо велика, а апроксимуюча залежність характеризується нелінійною та нерегулярною поведінкою і використання стандартних методів побудови метамоделей не дає необхідну точність. Тоді передбачається розбиття простору пошуку на декілька областей, в яких виконується побудова апроксимаційної залежності, а загальна метамоделюється за допомогою “зшивки” апроксимацій. Але цей метод відзначається значною складністю та використовується на практиці рідко.

Таким чином, для побудови апроксимаційної моделі, на думку авторів, найбільш перспективним є математичний апарат штучних нейронних мереж. Для подальших досліджень в чисельних експериментах використовується RBF-мережа з ядерною функцією активації Гауса.

Метою даних досліджень є створення адекватної обчислювальної технології побудови метамоделей, яка дозволяє забезпеченням високої швидкості моделювання, ефективну реалізацію в прийнятному часовому відрізку процедури оптимізації антен і яка є першим етапом виконання задачі сурогатного синтезу.

Реалізація технології вимагає рішення декількох задач, які мають значний вплив одна на одну: побудови метамоделі засобами багатовимірної апроксимації поверхні відгуку, що тягне за собою задачу вибору плану експерименту і, на завершальному етапі, встановлення інформативності і валідності отриманої метамоделі.

## 2 Побудова метамоделей

Вихід RBF-мережі формується як лінійна комбінація виходів нейронів прихованого шару і описується виразом:

$$\hat{f}(\vec{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \cdot \varphi_k(\vec{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \cdot \exp\left(-\frac{r_k^2}{a_k^2}\right), \quad (1)$$

де  $\vec{x}$  – вхідний вектор  $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_l)$ ,  $l$  – кількість змінних цільової функції;  $m$  – кількість нейронів прихованого шару;  $w_k$  – вага зв'язку вихідного нейрона з  $k$ -м нейроном прихованого шару;  $\varphi_k(\vec{x})$  – гаусівська функція активації прихованого шару;  $a_k$  – ширина  $k$ -го нейрона;  $r_k$  – радіус  $k$ -го нейрона:

$$r_k = \|\vec{x} - \vec{c}_k\| = \sqrt{(x_1 - c_{x_1k})^2 + (x_2 - c_{x_2k})^2 + \dots + (x_l - c_{x_lk})^2},$$

$\vec{c}_k$  – вектор координат центру  $k$ -го нейрона, який містить координати  $c_{x_1k}, c_{x_2k}, \dots, c_{x_lk}$ .

Завдання апроксимації RBF-мережею зводиться до оптимального вибору ваг вихідного шару, кількості радіальних функцій (нейронів), а також їх параметрів: центрів розташування цих функцій та їх ширини, які є нелінійними параметрами прихованого шару. З цією метою мінімізується функціонал похибки, який являє собою суму квадратів відхилень

$$\varepsilon(\vec{x}) = \left[ \sum_{k=1}^m w_k \cdot \varphi_k(\vec{x}) - f_k \right]^2 \rightarrow \min,$$

де  $f_k$  – відповідне істинне значення функції відгуку в точках заданого плану.

Оскільки процес навчання нейронної мережі виконується за точними значеннями цільової функції в точках вхідного вектора  $\vec{x}$ , то виникає завдання побудови плану експерименту. Топологія гіперповерхні відгуку може бути досить складною, тому доцільним є використання не класичних методів планування експерименту, а комп'ютерних методів заповнення багатовимірного простору пошуку випробувальними точками. Комп'ютерні методи забезпечують однорідне заповнення точками простору пошуку, в яких в подальшому розраховуються значення точної цільової функції. Відомими комп'ютерними алгоритмами, що реалізують цю операцію, є генератори послідовності точок Холтона, Чебишева, Соболя. На даний час ЛП<sub>τ</sub>-послідовності Соболя мають кращі властивості рівномірного розподілу точок в одиничному гіперкубі ніж будь-які інші відомі науці послідовності. Теорія побудови ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей  $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{52})$ , алгоритми їх генерації та властивості наведені в роботі [33]. ЛП<sub>τ</sub>-послідовності дозволяють у порівнянні із регулярними планами отримати таке розташування точок плану експерименту, коли вони забезпечують з максимальною ймовірністю їх близьке розміщення до екстремумів та перегинів багатовимірної поверхні відгуку. Слід також відзначити, що в задачах багатовимірної апроксимації поверхні саме точки екстремуму та перегину є найбільш інформативними для створення метамоделі.

Перелічені переваги застосування ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей при плануванні багатofакторного експерименту для отримання регресійних моделей дозволяють їх ефективне використання для вирішення задач сурогатної оптимізації. Рис. 1 а графічно демонструє результати застосування ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей Соболя  $(\xi_1, \xi_4)$  для планів з різною кількістю точок в одиничному квадраті. За допомогою ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей Соболя можна отримати різноманітні плани, комбінуючи варіанти можливих рівномірних послідовностей, наприклад,  $(\xi_1, \xi_3)$ ,  $(\xi_1, \xi_7)$  і т.п. (див. рис. 1 б, в). На рис. 1 г показано розташування ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей для малої кількості точок  $N=16$  в тривимірному просторі

$k=3$ , а на рис. 1 д розташування вказаних точок в підпросторах меншої розмірності  $k = 2$  для поєднання факторів  $(\xi_1, \xi_2, \xi_4)$ . ЛП $_{\tau}$ -послідовності характеризуються наступною властивістю: проєкції  $N$  точок в  $k$ -вимірному просторі на будь-яку грань багатомірного одиночного куба утворюють також рівномірно розподілені послідовності і, тому, містять  $N$  проєкцій точок [33].

Аналіз розташування точок (див. рис. 3 г) на двовимірних проєкціях (рис. 1 е) показує, що в кожному із підінтервалів факторів довжиною 0,125, по кожному фактору рівномірно розташовано дві точки, а в кожному із квадратів (або на його границі) розміром  $0,125 \times 0,125$  розташована одна точка. При використанні ЛП $_{\tau}$ -послідовностей бажаною є перевірка кореляції згенерованих послідовностей, проте ця процедура не є обов'язковою, оскільки доведено факт слабкої корельованості згенерованих ЛП $_{\tau}$ -послідовностей [34] та виявлено послідовності із помірно корельованістю, яких необхідно уникати. Також доведеним є той факт, що із збільшенням кількості точок плану  $N$  ймовірність отримання в плані експерименту точок, достатньо близько розташованих до точок екстремумів та перегинів поверхні відгуку, наближається до одиниці, при цьому коефіцієнт кореляції між різноманітними ефектами наближається до нуля [34].

Для верифікації запропонованої технології використовувалися тестові функції цілі двох змінних

$f_1(x, y), f_2(x, y), f_3(x, y)$ , для яких розраховувалися значення функції в точках плану експерименту  $N = 255$ , згенерованих за допомогою ЛП $_{\tau}$ -послідовностей  $(\xi_1, \xi_2)$  (рис. 2). Вибір таких функцій з малим числом змінних обумовлено можливістю візуалізації чисельних результатів досліджень для подальшого аналізу. Але слід зазначити, що створена обчислювальна технологія є ефективною та коректною для більш складних задач апроксимації багатовимірних гіперповерхонь.

Отримані координати зондувальних точок та розраховані значення цільової функції в цих точках (рис. 2 б, г, е) складають таблицю вихідних даних для виконання другого етапу — побудови метамоделі. Для побудови RBF-метамоделей використано автоматичну та задану користувачем стратегії побудови з випадковим поділом вибірок у наступному співвідношенні: 70 % — навчальна, 15 % — контрольна, 15 % — тестова. Навчальна та контрольна вибірки застосовувалися при побудові метамоделі, а тестова — для крос-верифікації. На етапі навчання нейронних мереж відбір кращих проводився за показниками: коефіцієнт детермінації  $R^2$ ; відношення стандартних відхилень похибки прогнозу та навчальних даних  $S.D.ratio$ ; середня відносна величина модельної похибки MAPE,%; залишковий середній квадрат похибки  $MS_R$ ; гістограми залишків; діаграми розсіювання.

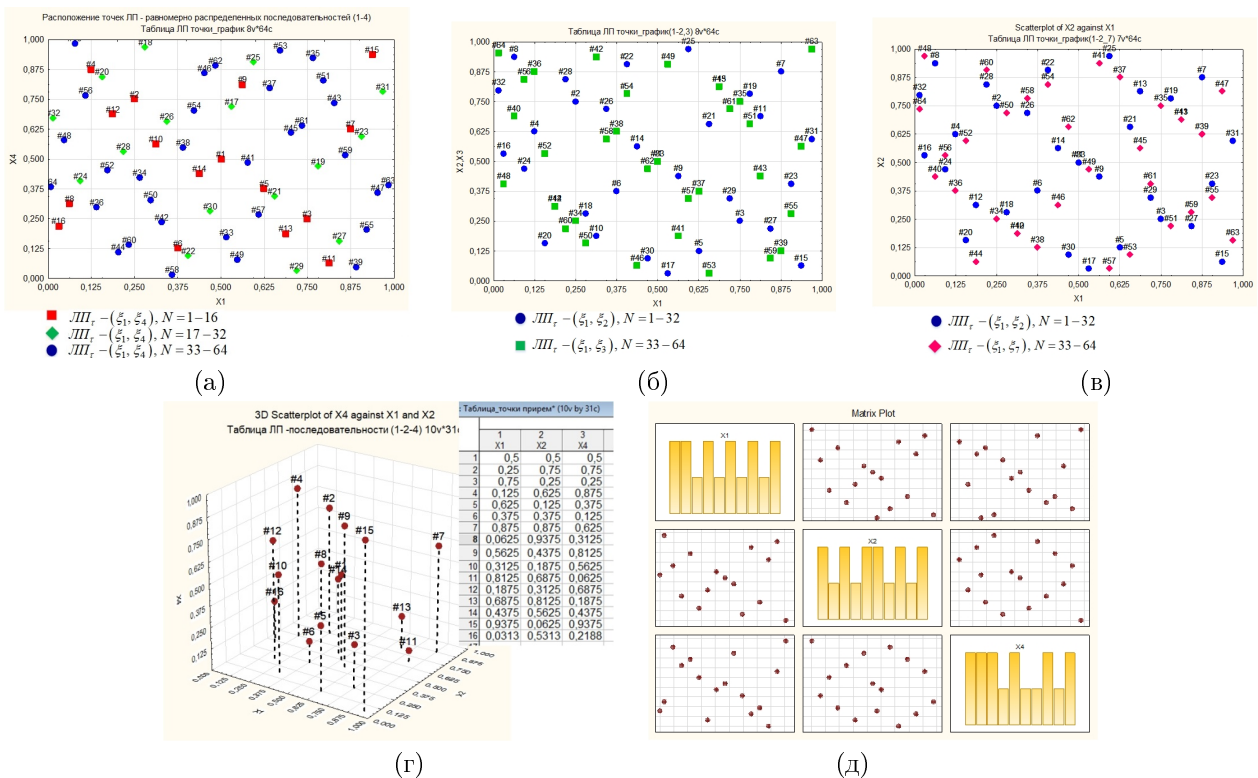


Рис. 1. Генерація ЛП $_{\tau}$ -послідовностей для заповнення простору пошуку точками зондування: а) послідовності  $(\xi_1, \xi_4)$  при різній кількості точок  $N = 1..16, 32, 64$ ; б), в) послідовності  $(\xi_1, \xi_2)$ ,  $(\xi_1, \xi_3)$  та  $(\xi_1, \xi_2)$ ,  $(\xi_1, \xi_7)$  відповідно; г) розташування точок ЛП $_{\tau}$ -послідовностей  $(\xi_1, \xi_2, \xi_4)$  в тривимірному факторному просторі; д) матричне представлення послідовностей  $(\xi_1, \xi_2, \xi_4)$  в двовимірних проєкціях

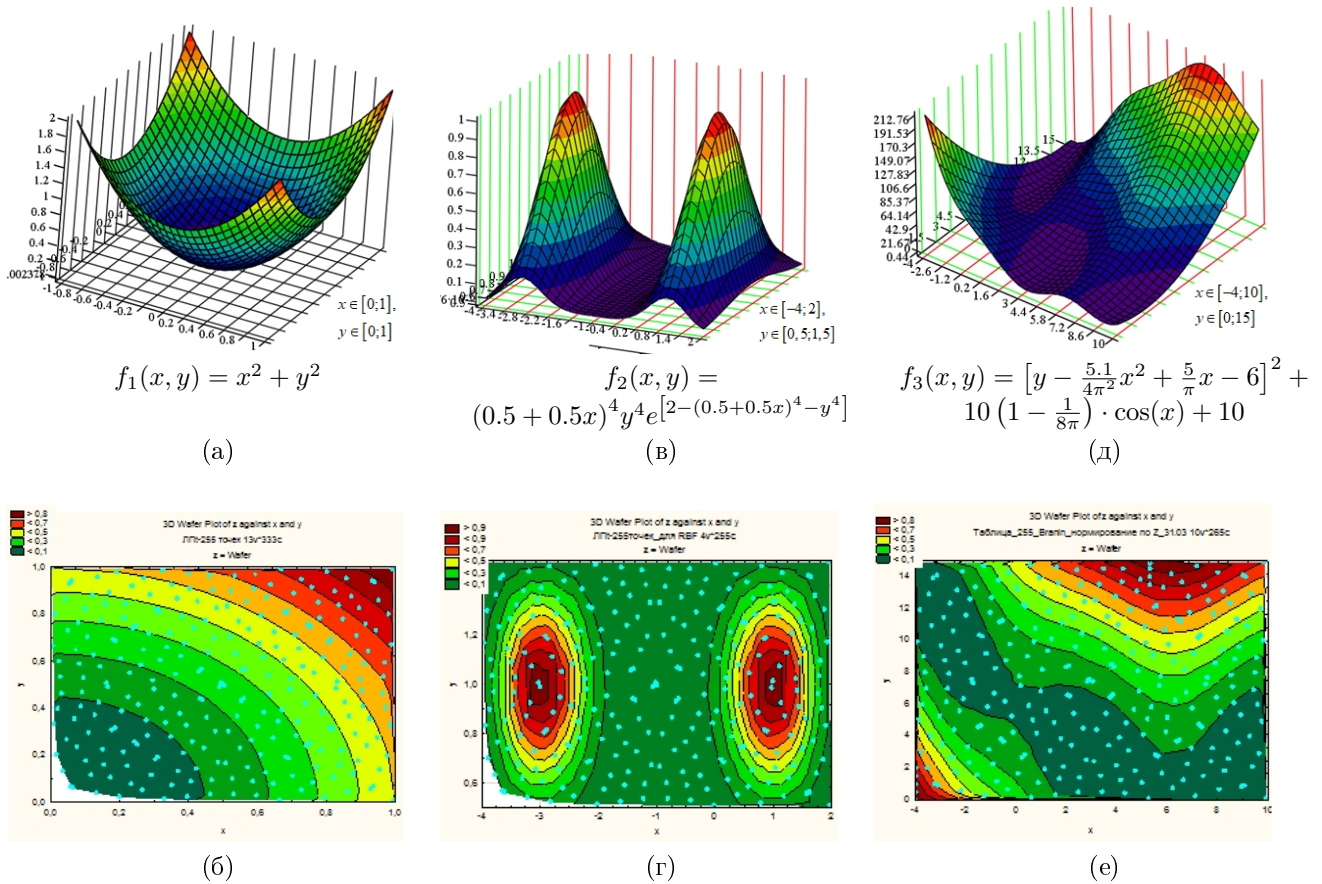


Рис. 2. Поверхні відгуку точних функцій цілі: а), в), д) – ціліві функції  $f_1(x, y)$ ,  $f_2(x, y)$ ,  $f_3(x, y)$  відповідно; б), г), е) – плани апроксимації  $N = 255$ , нанесені на лінії рівня цільових функцій  $f_1(x, y)$ ,  $f_2(x, y)$ ,  $f_3(x, y)$

В табл. 1 наведені найкращі RBF-метамоделі за вказаними показниками для тестових цільових функцій.

На рис. 3 а, в, д наведено результати чисельного моделювання та відновлення поверхні відгуку, відтвореної за допомогою метамоделі RBF-2-130-1(44) на точках навчальної вибірки поверхні відгуку  $f_1(x, y)$ , на рис. 4 а, в, д – за допомогою метамоделі RBF-2-150-1(6) для поверхні відгуку  $f_2(x, y)$ , на рис. 5 а, в, д – за допомогою метамоделі RBF-2-185-1(10) для поверхні відгуку  $f_3(x, y)$ .

Заключним етапом побудови метамоделі є перевірка її адекватності. В процесі її створення виконується багатоступенева валідація, мета якої полягає в контролі багатьох чисельних показників, отриманих при побудові метамоделі, включаючи якість нейронної мережі та оцінки відновлення з її використанням поверхні відгуку. Для перевірки відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним необхідно визначити: адекватність математичної моделі за критерієм Фішера (адекватність зазвичай встановлюється перевіркою  $F$ -критерію гіпотези про статистичну незначну відмінність дисперсії адекватності  $\sigma_D^2$  та дисперсії відтворюваності  $\sigma_D^2$  результатів експериментів, за якими були отри-

мані коефіцієнти математичної моделі [34]. Якщо

$$F_{\nu_D; \nu_R}^{\text{експ}} > F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{\text{крит}},$$

де  $F_{\nu_D; \nu_R}^{\text{експ}} = \frac{MS_D}{MS_R}$  модель адекватна і прогноз результатів по моделі не суперечить результатам дослідів; оцінку відповідності нулю різниці (залишків) між фактичним і прогнозованим значенням залежної змінної; оцінку відповідності залишків нормальному розподілу (для перевірки нормальності розподілу залишків використовують критерій Колмогорова-Смірнова,  $\chi^2$ -квадрат та інші).

Перевірка моделі на інформативність проводиться шляхом розрахунку множинного коефіцієнту кореляції  $R$  та перевірки його статистичної значущості. Для подальших обчислень зручно використовувати  $R^2$ -коефіцієнт детермінації (міру визначеності). Коефіцієнт детермінації  $R^2$  показує відношення між розсіюванням, що зумовлено рівнянням регресії  $\hat{f}_i$  відносно загального середнього за всіма результатами дослідів  $\bar{f}$ , та розсіюванням результатів спостережень  $f_i$  відносно загального середнього за всіма результатами дослідів  $\bar{f}$ :

$$R^2 = \frac{SS_D}{SS_T} = \frac{SS_T - SS_R}{SS_T} = 1 - \frac{SS_R}{SS_T}. \quad (2)$$

Табл. 1 Краці RBF-метамоделі

№ п/п	Метамодель	$R^2$ для навчальної, контрольної, тестової вибірок	$S.D.ratio$	MAPE,%	$MS_R$
цільова функція $f_1(x, y)$					
1	RBF-2-115-1(5)	0,998;0,994; 0,996	0,0533	11,13	0,000276
2	RBF-2-120-1(1)	0,996;0,995;0,991	0,0756	10,34	0,000455
3	RBF-2-130-1(44)	0,998;0,997;0,997	0,0439	6,42	0,000201
4	RBF-2-200-1(146)	0,999;0,99;0,994	0,0604	8,41	0,000266
5	RBF-2-190-1(138)	0,999;0,977;0,981	0,0978	7,47	0,000592
цільова функція $f_2(x, y)$					
6	RBF-2-149-1(10)	0,998;0,996;0,997	0,666	18,14	0,109
7	RBF-2-120-1(126)	0,998; 0,99; 0,989	0,0711	10,42	0,000519
8	RBF-2-142-1(143)	0,97; 0,95;0,97	0,0763	8,74	0,000577
9	RBF-2-150-1(5)	0,9994;0,998;0,998	0,0303	7,6	0,000107
10	RBF-2-150-1(6)	0,997; 0,996; 0,997	0,0256	7,13	0,0000824
цільова функція $f_3(x, y)$					
11	RBF-2-185-1(4)	0,992; 0,989; 0,991	0,0405	6,6	0,000103
12	RBF-2-185-1(7)	0,995; 0,993; 0,995	0,0411	3,4	0,000105
13	RBF-2-185-1(8)	0,991; 0,99; 0,993	0,0413	10,94	0,000107
14	RBF-2-185-1(3)	0,996; 0,989; 0,992	0,0441	7,1	0,000103
15	RBF-2-185-1(13)	0,996;0,992; 0,991	0,0401	3,6	0,000102
16	RBF-2-185-1(10)	0,995; 0,994; 0,992	0,0308	5,39	0,000092

Перевірку гіпотези про значущість множинного коефіцієнту кореляції (інформативність моделі) виконують з використанням  $F$ -критерію Фішера ( $F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} > F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{крит}$ , де  $F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} = \frac{R^2}{1-R^2} \cdot \frac{\nu_R}{\nu_D}$ ). Модель вважають інформативною при  $R^2 > 0,95$  та значимо достовірною при рівні значущості за  $F$ -критерієм  $p \leq 0,05$  (достовірність  $\geq 0,95$ ) [34].

На етапі відтворення поверхні відгуку адекватність отриманої метамоделі оцінювалася за показниками:

- сума квадратів регресії

$$SS_D = \sum_{i=1}^N (\hat{f}_i - \bar{f})^2;$$

- сума квадратів залишків

$$SS_R = \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i)^2;$$

- загальна сума квадратів

$$SS_T = \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2;$$

- середні квадрати регресії –  $MS_D = \frac{SS_D}{\nu_D}$ , залишків –  $MS_R = \frac{SS_R}{N-n-1}$ , загальний –  $MS_T = \frac{SS_T}{\nu_T}$ , де  $\nu_D = n$ ,  $\nu_R = N - n - 1$ ,  $\nu_T = N - 1$  число степенів свободи;

- дисперсія відтворюваності  $\sigma_D^2 = \frac{SS_D}{N-1}$ , дисперсія адекватності  $\sigma_R^2 = \frac{SS_R}{N-n-1}$ , загальна дисперсія  $\sigma_T^2 = \frac{SS_T}{N-1}$ ;

- стандартні похибки оцінки відтворюваності –  $s_D = \sqrt{\sigma_D^2}$ , оцінки адекватності –  $s_R = \sqrt{\sigma_R^2}$ , загальна –  $s_T = \sqrt{\sigma_T^2}$ ;

- коефіцієнт множинної детермінації  $R^2$ ;

- відношення стандартних відхилень

$$S.D.ratio = \frac{S.D_R}{S.D_T};$$

- середня відносна величина модельної похибки (або середня похибка апроксимації)

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{u}_i|}{f_i},$$

де  $\hat{u}_i = f_i - \hat{f}_i$  – залишки;  $f_i$  – задана залежна змінна;  $\hat{f}_i$  – вихідний параметр розрахований за допомогою регресійної моделі;  $N$  – кількість спостережень;  $n$  – кількість заданих незалежних змінних.

### 3 Результати чисельних експериментів

На рис. 3б, г, е наведено результат відновлення поверхні відгуку, отриманої за допомогою метамоделе-



лі RBF-2-130-1(44), що виконано у всьому діапазоні  $x \in [0; 1]$ ,  $y \in [0; 1]$  з кроком 0,033, тобто на 900 точках. В табл. 2 наведено результати розрахунків

щодо перевірки адекватності метамоделі на етапі відтворення поверхні відгуку.

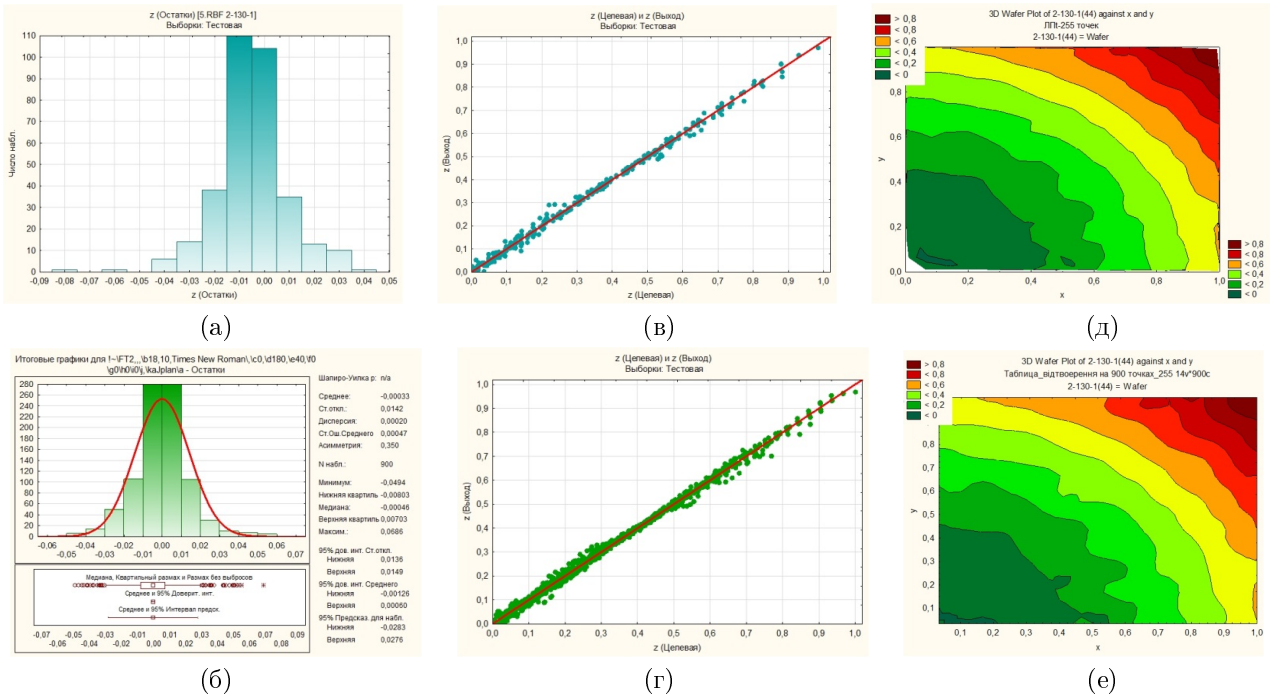


Рис. 3. Нейронна мережа RBF-2-130-1(44): а) гістограма залишків метамоделі  $N=255$ ; б) гістограма залишків відтвореної функції; в) діаграма розсіювання значень цільової та апроксимаційної функцій; г) діаграма розсіювання значень цільової та відновленої функцій; д) лінії рівня відтвореної на точках навчальної вибірки поверхні відгуку; е) лінії рівня відновленої поверхні відгуку  $N=900$

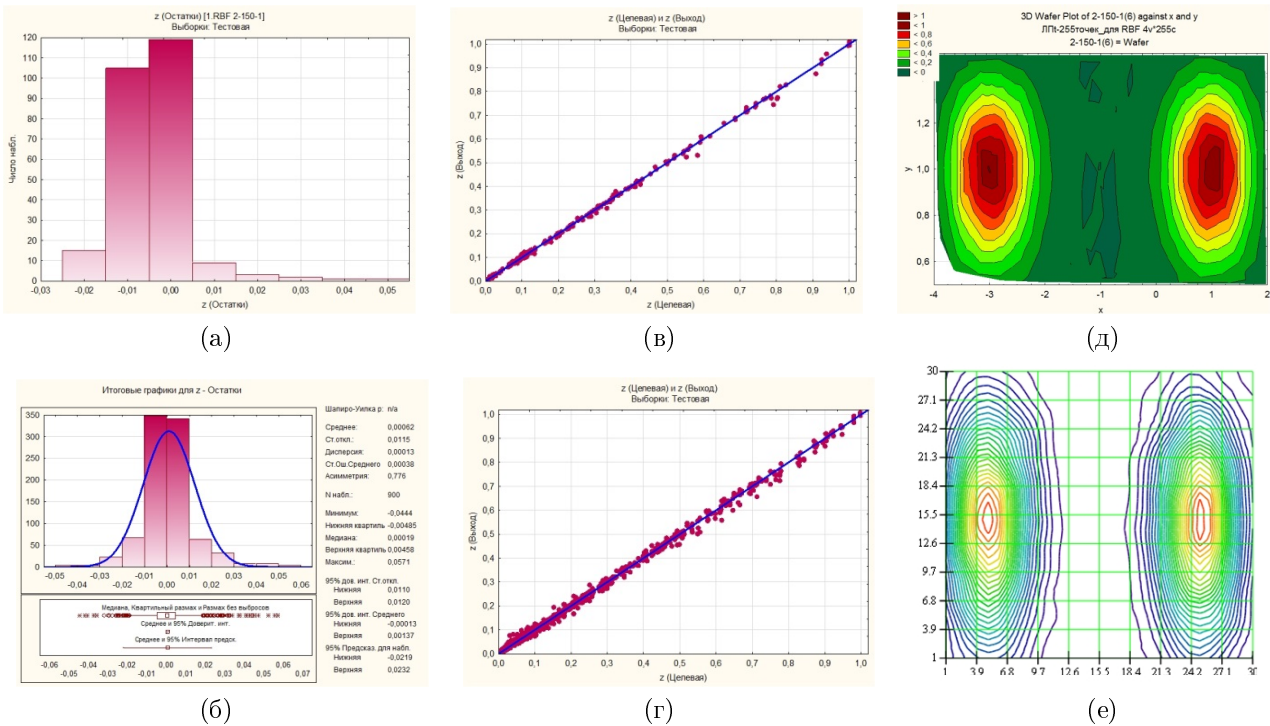


Рис. 4. Нейронна мережа RBF-2-150-1(6): а) гістограма залишків метамоделі  $N = 255$ ; б) гістограма залишків відтвореної функції; в) діаграма розсіювання значень цільової та апроксимаційної функцій; г) діаграма розсіювання значень цільової та відновленої функцій; д) лінії рівня відтвореної на точках навчальної вибірки поверхні відгуку; е) лінії рівня відновленої поверхні відгуку  $N = 900$

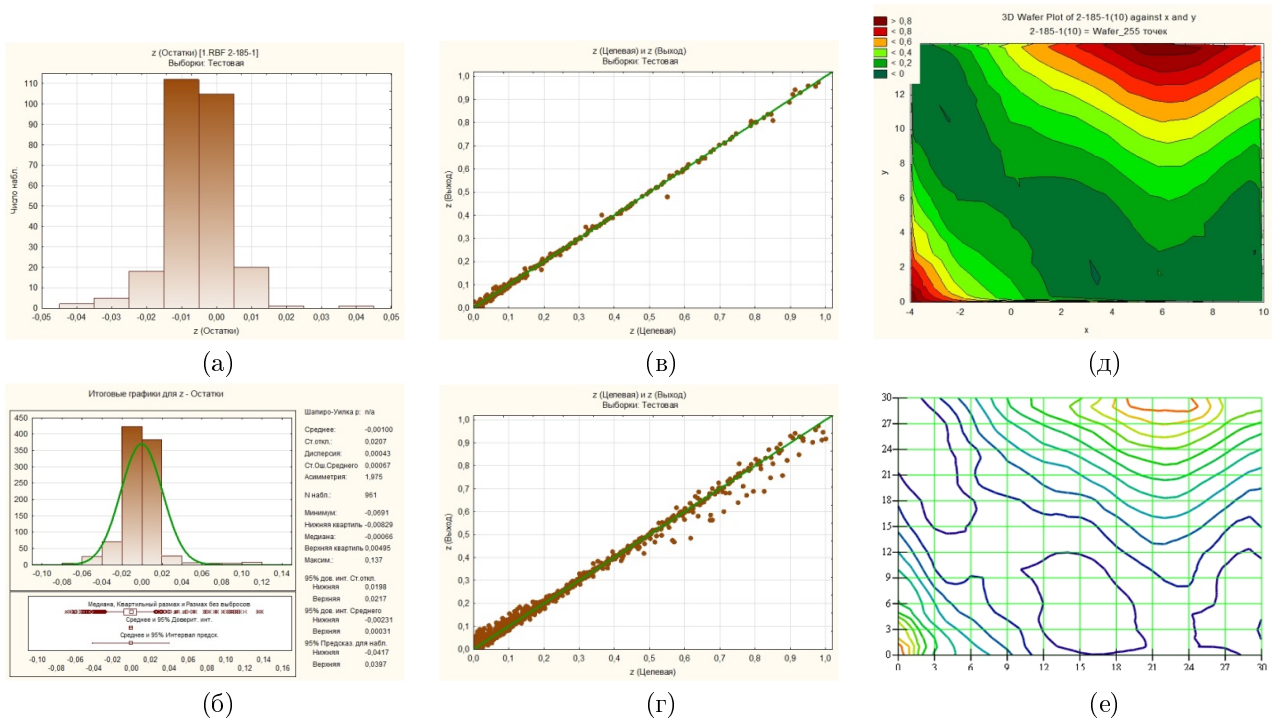


Рис. 5. Нейронна мережа RBF-2-185-1(10): а) гістограма залишків метамоделі  $N = 255$ ; б) гістограма залишків відтвореної функції; в) діаграма розсіювання значень цільової та апроксимаційної функцій; г) діаграма розсіювання значень цільової та відновленої функцій; д) лінії рівня відтвореної на точках навчальної вибірки поверхні віддуку; е) лінії рівня відновленої поверхні віддуку  $N = 961$

Табл. 2 Перевірка адекватності та інформативності метамоделі RBF-2-130-1(44)

Компонент дисперсії $N=900$	Сума квадратів	Середній квадрат	Дисперсія	Стандартна похибка оцінки
регресії	$SS_D=42,4325$	$MS_D=21,2162$	$\sigma_D^2=0,0472$	$s_D=0,217254$
залишків	$SS_R=0,1819$	$MS_R=0,000202$	$\sigma_R^2=0,000202$	$s_R=0,000416$
загальної	$SS_T=42,5156$	$MS_T=0,04724$	$\sigma_T^2=0,047292$	$s_T=0,217468$
критерій $F_{\nu_D;\nu_R}^{експ} > F_{\alpha;\nu_D;\nu_R}^{крит}$	$F_{2;897}^{експ} = 105030; F_{0,05;2;897}^{крит} = 2,99873$			
коефіцієнт детермінації	$R^2=0,995726$			
середня помилка апроксимації	$MAPE=9,06\%$			
відношення стандартних відхилень	$S.D.ratio=0,0447$			

На рис. 4 б, г, е наведено результат відновлення поверхні віддуку, отриманої за допомогою метамоделі RBF-2-150-1(6), що виконано у всьому діапазоні  $x \in [-4; 2]$ ,  $y \in [0; 5; 1, 5]$  з кроком 0,033, тобто на 900 точках. В табл. 3 наведено результати розрахунків щодо перевірки адекватності метамоделі на етапі відтворення поверхні віддуку.

На рис. 5 б, г, е наведено результат відновлення поверхні віддуку, отриманої за допомогою метамоделі RBF-2-185-1(10), що виконано у всьому діапазоні  $x \in [-4; 10]$ ,  $y \in [0; 15]$  з кроком 0,033, тобто на 961 точках. В табл. 4 наведено результати розрахунків

щодо перевірки адекватності метамоделі на етапі відтворення поверхні віддуку.

Досить цікавим є порівняльний аналіз метамоделей тестових функцій, отриманих за допомогою MLP – [35] та RBF-нейронних мереж. Чисельні експерименти показали, що для функції, представленої на рис. 2 в, більшу точність отримано для MLP-моделі ( $MAPE_{RBF} = 7,13\%$ ,  $MAPE_{MLP} = 5,57\%$ ). Але для інших тестових функцій ця закономірність не завжди витримується. Так для функції, яка ілюструється на рис. 2 д, більшої точності ( $MAPE = 3,4\%$ ) вдалося отримати для RBF-метамоделі.



Табл. 3 Перевірка адекватності та інформативності метамоделі RBF-2-150-1(6)

Компонент дисперсії N=900	Сума квадратів	Середній квадрат	Дисперсія	Стандартна похибка оцінки
регресії	$SS_D=56,2631$	$MS_D=28,1315$	$\sigma_D^2=0,070153$	$s_D=0,264864$
залишків	$SS_R=0,1169$	$MS_R=0,000145$	$\sigma_R^2=0,000145$	$s_R=0,012$
загальна	$SS_T=57,1428$	$MS_T=0,071162$	$\sigma_T^2=0,07125$	$s_T=0,266928$
критерій $F_{\nu_D;\nu_R}^{\text{експ}} > F_{\alpha;\nu_D;\nu_R}^{\text{крит}}$	$F_{2;897}^{\text{експ}} = 194010; F_{0,05;2;897}^{\text{крит}} = 2,99873$			
коефіцієнт детермінації	$R^2=0,998$			
середня помилка апроксимації	MAPE=11,86%			
відношення стандартних відхилень	$S.D.ratio=0,0331$			

Табл. 4 Перевірка адекватності та інформативності метамоделі RBF-2-185-1(10)

Компонент дисперсії N=961	Сума квадратів	Середній квадрат	Дисперсія	Стандартна похибка оцінки
регресії	$SS_D=49,4749$	$MS_D=24,7374$	$\sigma_D^2=0,05135$	$s_D=0,227014$
залишків	$SS_R=0,4131$	$MS_R=0,000429$	$\sigma_R^2=0,000429$	$s_R=0,020721$
загальної	$SS_T=52,1664$	$MS_T=0,054283$	$\sigma_T^2=0,05434$	$s_T=0,233109$
критерій $F_{\nu_D;\nu_R}^{\text{експ}} > F_{\alpha;\nu_D;\nu_R}^{\text{крит}}$	$F_{2;958}^{\text{експ}} = 57662; F_{0,05;2;958}^{\text{крит}} = 2,99873$			
коефіцієнт детермінації	$R^2=0,992$			
середня помилка апроксимації	MAPE=11,26%			
відношення стандартних відхилень	$S.D.ratio=0,0724$			

Таким чином, представляється доцільним використання обох підходів до побудови метамоделей, а їх вибір визначається особливостями поверхні відгуку апроксимованої функції.

## Висновки

Аналіз отриманих результатів чисельних експериментів свідчить щодо високої ефективності запропонованої обчислювальної технології побудови метамоделей, яка створена з використанням методів інтелектуального аналізу даних, штучного інтелекту та сучасних комп'ютерних методів планування експерименту. Метамоделі, що побудовані з її використанням, характеризуються досить високою точністю апроксимації та покращеною обчислювальною ефективністю. Саме ці переваги дозволяють їх використання при оптимальному сурогатному синтезі антен.

## Перелік посилань

1. Зелкин Е.Г. Методы синтеза антен. Фазированные антенные решетки и антенны с непрерывным раскрывом / Е.Г. Зелкин, В.Г. Соколов. – М.: Советское радио, 1980. – 296 с.
2. Rahmat-Samii Y. Special Issue on Synthesis and Optimization Techniques in Electromagnetic and Antenna System Design / Y. Rahmat-Samii, C. Christodoulou // IEEE Transactions on Antennas and Propagation. – 2007. – Vol. 55, pp. 518-522.
3. Газизов Т.Т. Синтез оптимальных проводных антенн / Т.Т. Газизов. – Томск: Изд-во Томск. гос. ун-та систем упр. и радиоэлектроники. – 2013. – 120 с.
4. Андрийчук М.И. Синтез антен по амплитудной диаграмме направленности. Численные методы и алгоритмы / М.И. Андрийчук, Н.Н. Войтович, П.А. Савенко, В.П. Ткачук. – К.: Наук. думка, 1993. – 256 с.
5. Григорьев А.Д. Методы вычислительной электродинамики. – М.: Физматлит, 2012. – 432 с.
6. Ильинский А.С. Математические модели электродинамики // А.С. Ильинский, В.В. Кравцов, А.Г. Свешников. – М.: Высшая школа. – 1991. – 224 с.

7. Гальченко В.Я. Использование генетических алгоритмов в структурном синтезе источников магнитных полей с заданными свойствами / В.Я. Гальченко, М.А. Воробьев // Информационные технологии. — 2003. — № 7. — С. 7-12.
8. Galchenko V.Ya. Structural Synthesis of Attachable Eddy-Current Probes with a Given Distribution of the Probing Field in the Test Zone / V.Ya. Galchenko, M. A. Vorob'ev // Russian Journal of Nondestructive Testing. — 2005. — Vol. 41, No 1. — pp. 29–33.
9. Galchenko V.Ya. Solution of the Inverse Problem of Creating a Uniform Magnetic Field in Coercimeters with Partially Closed Magnetic Systems / V.Ya. Galchenko, A.N. Yakimov, D.L. Ostapushchenko // Russian Journal of Nondestructive Testing. — 2011. — Vol. 47, No 5. — pp. 295–307.
10. Galchenko V.Ya. Pareto-Optimal Parametric Synthesis of Axisymmetric Magnetic Systems with Allowance for Nonlinear Properties of the Ferromagnet / V.Ya. Galchenko, A.N. Yakimov, D.L. Ostapushchenko // Technical Physics. — 2012. — Vol. 57, No 7. — pp. 893–899.
11. Гарифуллин М.Р. Суррогатное моделирование в строительстве / М.Р. Гарифуллин, Е.А. Наумова, О.В. Жувак, А.В. Барабаш // Строительство уникальных зданий и сооружений. — 2016. — №2 (41). — С. 118-132.
12. Бурнаев Е.В. Сравнительный анализ процедур оптимизации на основе гауссовских процессов [Электронный ресурс] / Е.В. Бурнаев, М. Панов, Д. Кононенко, И. Коноваленко. — Режим доступа : <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602385.pdf>
13. Бурнаев Е.В. Методология построения суррогатных моделей для аппроксимации пространственно-неоднородных функций / Е.В. Бурнаев, П.В. Приходько // Труды МФТИ. Информатика, математика. — 2013. — Т. 5, No 4. — С. 122-132.
14. Бедринцев А.А. Выпуклая аппроксимация пространства дизайна в задаче оптимизации крыла самолета / А.А. Бедринцев, В.В. Чепыжов // Информационные процессы. — 2016. — т. 16, № 2. — С. 91-102.
15. Бондаренко М.А. Методы оптимизации с применением поверхностей отклика, адаптированные к решению задач анализа и синтеза конструктивных параметров тонкостенных машиностроительных конструкций / М.А. Бондаренко // Вісник Нац. техн. ун-ту "ХПИ": зб. наук. пр. Сер.: Нові рішення в сучасних технологiях. — 2016. — № 42 (1214). — С. 22-28.
16. Bandler J. Space Mapping, The State of the Art / J. Bandler, Q. Cheng, S. Dakrouy, A. Mohamed, M. Bakr, K. Madsen, J. Sondergaard // IEEE Transaction on Microwave Theory and Techniques. — 2004. — Vol. 52, No. 1. — pp. 337-361.
17. Bandler J.W. A space-mapping interpolating surrogate algorithm for highly optimized EM-based design of microwave devices / J.W. Bandler, D.M. Hailu, H. Madsen, F. Pedersen // IEEE Transactions on MTT. — 2004. — Vol. 52. — P. 2593-2600.
18. Bakr M.H. Neural space mapping EM optimization of microwave structures / M.H. Bakr, J.W. Bandler, M.A. Ismail, J.E. Rayas-Sánchez, Q.J. Zhang // IEEE MTT-S Int. Microwave Symp. Dig., Boston, MA, Jun. — 2000. — p. 879-882.
19. Queipo N.V. Surrogate-based analysis and optimization / N.V. Queipo, R.T. Haftka, W. Shyy, T. Goel, R. Vaidyanathan, P.K. Tucker // Progress in Aerospace Sciences. — 2005. —Vol. 41 — №. 1 — pp. 1-28.
20. Coleman C.M. Investigation of Simulated Annealing, Ant-Colony Optimization, and Genetic Algorithms for Self-Structuring Antennas / C.M. Coleman, E.J. Rothwell, J.E. Ross // IEEE Transactions on Antennas and Propagation — 2004 — Vol. 52, No 4. — P. 1007-1014.
21. Kabir H. Smart modeling of microwave devices / H. Kabir, L. Zhang, M. Yu, P.H. Aaen, J. Wood, Q.J. Zhang // IEEE Microwave Magazine. — 2010. — Vol. 11, No 3. — P. 105–118.
22. Bo L. SADEA-II: A generalized method for efficient global optimization of antenna design / L. Bo, S. Koziel, A. Nazar // Journal of Computational Design and Engineering. — 2017. — Vol. 4. № 2. — pp. 86-97.
23. Дубровка Ф.Ф. Нейронно-генетичний метод синтезу антен та пристроїв НВЧ / Ф.Ф. Дубровка, Д.О. Василенко // Вісник НТУУ "КПІ". Серія: Радіотехніка. Радіоапаратобудування. — 2008. — No 36. — С. 60-66.
24. Дубровка Ф.Ф. Синтез ультраширокопasmової планарної дипольної bow-tie антени нейронно-генетичним методом / Ф.Ф. Дубровка, Д.О. Василенко // Вісник НТУУ "КПІ". Серія: Радіотехніка. Радіоапаратобудування. — 2008. — № 37. — С. 53-60.
25. Дубровка Ф.Ф. Конструктивний синтез планарних антен с помощью природных алгоритмов оптимизации / Ф.Ф. Дубровка, Д.О. Василенко // Известия вузов. Радиоэлектроника. — 2009. — No 4 — С. 3-22.
26. Vasylenko D.O. Genetic algorithm based inversion of neural networks applied to the optimized design of UWB planar antennas / D.O. Vasylenko, P. Edenhofer, F.F. Dubrovka // Electronics Letters. — 2008. — Vol. 44, No 3. — P. 177–179. DOI:10.1049/el:20083395
27. Han G. Perturbation alternating projections method for pattern synthesis of phased array antenna / G. Han, W. Wu, B. Du // 5th Global Symposium on Millimeter Waves (GSMM 2012). — 2012. — P. 385-388. — DOI:10.1109/GSMM.2012.6314080
28. Целых В.Р. Многомерные адаптивные регрессионные сплайны / В.Р. Целых // Машинное обучение и анализ данных. — 2012. — т.1, No 3. — С. 272-278.
29. Афонин П.В. Оптимизация моделей сложных систем на основе метаэвристических алгоритмов и нейронных сетей / П.В. Афонин // Инженерный вестник. — 2016. — No 11. — С. 508-516.
30. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. — М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. — 1104 с.
31. Беляев М.Г. Аппроксимация многомерных зависимостей по структурированным выборкам / М.Г. Беляев // Искусственный интеллект и принятие решений. — 2013. — No 3. — С. 24–39.
32. Беляев М.Г. Особенности оптимизационной задачи, возникающей при построении аппроксимации многомерной зависимости / М.Г. Беляев, А.Д. Любин // Тр. конф. "Информационные Технологии и Системы". — 2011. — С. 415–422.
33. Соболев И.М. Выбор оптимальных параметров в задачах со многими критериями / И.М. Соболев, Р.Б. Статников [2-е изд., перераб. и доп.]. — М.: Дрофа, 2006. — 175 с.
34. Радченко С.Г. Методология регрессионного анализа / С.Г. Радченко. — К.: "Корнійчук", 2011. — 376 с.

35. Трёмбовецька Р.В. Застосування MLP-метамоделей в задачах сурогатної оптимізації // Р.В. Трёмбовецька, В.Я. Гальченко, В.В. Тичков // Молодий вчений. — 2018. — №2 (54). — С. 32-39.

## References

- [1] Zelkin E.G., Sokolov V.G. (1980) *Metody sinteza antenn. Fazirovannye antennye reshetki i anteny s nepreryvnyim raskryvom* [Methods of Synthesizing Antennas. Fixed Antenna Arrays and Antennas with Continuous Opening]. Moscow, Soviet radio, 296 p.
- [2] Rahmat-Samii Y. and Christodoulou C. (2007) Guest Editorial for the Special Issue on Synthesis and Optimization Techniques in Electromagnetics and Antenna System Design. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 55, Iss. 3, pp. 518-522. DOI: 10.1109/tap.2007.891879
- [3] Gazizov T.T. (2013) *Sintez optimal'nykh provodnykh antenn* [Synthesis of Optimal Wired Antennas]. Tomsk, 120 p.
- [4] Andriichuk M.I., Voitovich N.N., Savenko P.A. and Tkachuk V.P. (1993) *Sintez antenn po amplitudnoi diagramme napravlenosti. Chislennyye metody i algoritmy* [Synthesis of Antennas from the Amplitude Pattern. Numerical Methods and Algorithms]. Kyiv, Naukova dumka, 256 p.
- [5] Grigor'ev A.D. (2012) *Metody vychislitel'noi elektrodinamiki* [Methods of Computational Electrodynamics]. Moscow, Fizmatlit, 432 p.
- [6] Il'inskii A.S., Kravtsov V.V. and Sveshnikov A.G. (1991) *Matematicheskie modeli elektrodinamiki* [Mathematical Models of Electrodynamics]. Moscow, Vysshaya shkola, 224 p.
- [7] Gal'chenko V.Ya. and Vorob'ev M.A. (2003) Ispol'zovanie geneticheskikh algoritmov v strukturnom sinteze istochnikov magnitnykh polei s zadannymi svoystvami [The use of genetic algorithms in the structural synthesis of sources of magnetic fields with specified properties]. *Informatsionnyye tekhnologii*, No 7, pp. 7-12.
- [8] Gal'chenko V.Y. and Vorob'ev M.A. (2005) Structural synthesis of attachable eddy-current probes with a given distribution of the probing field in the test zone. *Russian Journal of Nondestructive Testing*, Vol. 41, Iss. 1, pp. 29-33. DOI: 10.1007/s11181-005-0124-7
- [9] Galchenko V.Y., Yakimov A.N. and Ostapushchenko D.L. (2011) Solution of the inverse problem of creating a uniform magnetic field in coercimeters with partially closed magnetic systems. *Russian Journal of Nondestructive Testing*, Vol. 47, Iss. 5, pp. 295-307. DOI: 10.1134/s1061830911050056
- [10] Gal'chenko V.Y., Yakimov A.N. and Ostapushchenko D.L. (2012) Pareto-optimal parametric synthesis of axisymmetric magnetic systems with allowance for nonlinear properties of the ferromagnet. *Technical Physics*, Vol. 57, Iss. 7, pp. 893-899. DOI: 10.1134/s1063784212070110
- [11] Garifullin M.R., Naumova E.A., Zhuvak O.V. and Barabash A.V. (2016) Surrogate modeling in construction. *Construction of Unique Buildings and Structures*, No 2 (41), pp. 118-132. (in Russian)
- [12] Burnaev E.V., Panov M., Kononenko D. and Konovalenko I. (2012) Comparative analysis of optimization procedures based on Gaussian processes. *Informatsionnyye tekhnologii i sistemy* pp. 167-172. (in Russian)
- [13] Burnaev E.V. and Prikhod'ko P.V. (2013) Metodologiya postroeniya surrogatnykh modelei dlya approksimatsii prostranstvenno-neodnorodnykh funktsii [Methodology for constructing surrogate models for the approximation of spatially inhomogeneous functions]. *Trudy MFTI. Informatika, matematika*, Vol. 5, No 4, pp. 122-132.
- [14] Bedrintsev A. and Chepyzhov V. (2016) Convex approximation of the design space in the aircraft wing optimization problem. *Informatsionnyye protsessy*. Vol. 16, No 2, pp. 91-102.
- [15] Bondarenko M. (2016) Optimization methods using response surfaces adapted to the tasks of analysis and synthesis of thin-walled machine structures design parameters. *Bulletin of the National Technical University «KhPI» Series: New solutions in modern technologies*, Iss. 42 (1214), pp. 22-28. DOI: 10.20998/2413-4295.2016.42.04
- [16] Bandler J., Cheng Q., Dakroury S., Mohamed A., Bakr M., Madsen K. and Sondergaard J. (2004) Space Mapping: The State of the Art. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 52, Iss. 1, pp. 337-361. DOI: 10.1109/tmtt.2003.820904
- [17] Bandler J., Hailu D., Madsen K. and Pedersen F. (2004) A Space-Mapping Interpolating Surrogate Algorithm for Highly Optimized EM-Based Design of Microwave Devices. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 52, Iss. 11, pp. 2593-2600. DOI: 10.1109/tmtt.2004.837197
- [18] Bakr M., Bandler J., Ismail M., Rayas-Sanchez J. and Zhang Q. (2000) Neural space mapping EM optimization of microwave structures. *2000 IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest (Cat. No.00CH37017)*. DOI: 10.1109/mwsym.2000.863320
- [19] Queipo N.V., Haftka R.T., Shyy W., Goel T., Vaidyanathan R. and Tucker P.K. (2005) Surrogate-based analysis and optimization. *Progress in Aerospace Sciences*, Vol. 41, Iss. 1, pp. 1-28. DOI: 10.1016/j.paerosci.2005.02.001
- [20] Coleman C., Rothwell E. and Ross J. (2004) Investigation of Simulated Annealing, Ant-Colony Optimization, and Genetic Algorithms for Self-Structuring Antennas. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 52, Iss. 4, pp. 1007-1014. DOI: 10.1109/tap.2004.825658
- [21] Kabir H., Zhang L., Yu M., Aaen P., Wood J. and Zhang Q. (2010) Smart Modeling of Microwave Devices. *IEEE Microwave Magazine*, Vol. 11, Iss. 3, pp. 105-118. DOI: 10.1109/mmm.2010.936079
- [22] Liu B., Koziel S. and Ali N. (2017) SADEA-II: A generalized method for efficient global optimization of antenna design. *Journal of Computational Design and Engineering*, Vol. 4, Iss. 2, pp. 86-97. DOI: 10.1016/j.jcde.2016.11.002
- [23] Dubrovka, F. F., Vasylenko, D. O. (2008) Neural-genetic method for synthesis of antennas and microwave devices. *Visn. NTUU KPI, Ser. Radiotekh. radioaparato buduv.*, no. 36, pp. 60-66. (in Ukrainian) DOI: 10.20535/RADAP.2018.72.42-46
- [24] Dubrovka, F. F., Vasylenko, D. O. (2008) Synthesis of ultrawideband planar dipole bow-tie antenna by neural-genetic method. *Visn. NTUU KPI, Ser. Radiotekh. radioaparato buduv.*, no. 37, pp. 53-60. (in Ukrainian) DOI: 10.20535/RADAP.2008.37.53-60
- [25] Dubrovka F.F. and Vasylenko D.O. (2009) Synthesis of UWB planar antennas by means of natural optimization algorithms. *Radioelectronics and Communications Systems*, Vol. 52, Iss. 4, pp. 167-178. DOI: 10.3103/s0735272709040013

- [26] Vasylenko D., Edenhofer P. and Dubrovka F. (2008) Genetic algorithm based inversion of neural networks applied to optimised design of UWB planar antennas. *Electronics Letters*, Vol. 44, Iss. 3, pp. 177. DOI: 10.1049/el:20083395
- [27] Guodong H., Wei W. and Biao D. (2012) Perturbation alternating projections method for pattern synthesis of phased array antenna. *Proceedings of 2012 5th Global Symposium on Millimeter-Waves*. DOI: 10.1109/gsmm.2012.6314080
- [28] Tselykh V.R. (2012) Multivariate adaptive regression splines. *Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh*, Vol. 1, No 3, pp. 272-278. (in Russian)
- [29] Afonin P.V. (2016) Optimizatsiya modelei slozhnykh sistem na osnove metaevristicheskikh algoritmov i neuronnykh setei [Optimization of models of complex systems based on meta-heuristic algorithms and neural networks]. *Inzhenernyi vestnik*, No 11, pp. 508-516.
- [30] Haykin S. (1998) *Neural networks. A comprehensive foundation (2nd Edition)*, Prentice Hall, 864 p.
- [31] Belyaev M.G. (2013) Approksimatsiya mnogomernykh zavisimostei po strukturirovannym vyborkam [Approximation of multivariate dependencies on structured samples]. *Iskusstvennyi intellekt i prinyatie reshenii*, No 3, pp. 24-39. Approximation problem for factorized data. No 3, pp. 24-39.
- [32] Belyaev M.G. and Lyubin A.D. (2011) Osobennosti optimizatsionnoi zadachi, vznikayushchei pri postroenii approksimatsii mnogomernoi zavisimosti [Features of the optimization problem arising in the construction of the approximation of a multidimensional dependence]. *Informatsionnye Tekhnologii i Sistemy*, pp. 415-422.
- [33] Sobol' I.M. and Statnikov R.B. (2006) *Vybor optimal'nykh parametrov v zadachakh so mnogimi kriteriyami* [The choice of optimal parameters in problems with many criteria]. Moscow, Drofa, 175 p.
- [34] Radchenko S.G. *Metodologiya regressionnogo analiza* [The methodology of regression analysis: monograph]. Kyiv, Kornichuk, 376 p.
- [35] Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya. and Tychkov V.V. (2018) Zastosuvannya MLP-metamodelei v zadachakh surohatnoi optymizatsii [Application of MLP-metamodels in surrogate optimization tasks]. *Molodyi vchenyi*, No 2 (54), pp. 32-39.

## Применение нейрокомпьютинга на этапе построения метамоделей в процессе оптимального суррогатного синтеза антенн

Гальченко В. Я., Трёмбовецкая Р. В., Тычков В. В.

Предложена вычислительная технология построения метамоделей для задач оптимального суррогатного синтеза антенн. Данная вычислительная технология создана с использованием методов интеллектуального анализа данных, искусственного интеллекта и современных компьютерных методов планирования эксперимента. Для построения аппроксимационной модели применен математический аппарат искусственных нейронных сетей, а именно RBF-сети. Компьютерный план эксперимента выполнен с помощью ЛП<sub>7</sub>-последовательностей

Соболя  $(\xi_1, \xi_2)$ , которые в общем случае равномерно заполняют точками пространство поиска в единичном гиперкубе. Верификация предложенной технологии выполнена на тестовых функциях цели двух переменных. Полученные метамоделей имеют достаточно высокую точность аппроксимации и улучшенную вычислительную эффективность. Созданная вычислительная технология построения метамоделей обеспечивает высокую скорость моделирования, что делает возможным реализацию процедуры оптимального синтеза антенн. Эта технология является эффективной и корректной для более сложных задач аппроксимации многомерных гиперповерхностей.

**Ключевые слова:** синтез антенн; суррогатная оптимизация; метамоделей; компьютерный план эксперимента; ЛП<sub>7</sub>-последовательность; поверхность отклика; нейронная сеть

## The neurocomputing using of the development metamodels stage in the optimal surrogate antennas synthesis process

Halchenko V. Ya., Trembovetska R. V., Tychkov V. V.

**Introduction.** A computational developing metamodels technology for optimal antenna synthesis problems is proposed. This computational technology is created using methods of data mining, artificial intelligence and modern computer methods of experiment planning. To develop an approximation model, the mathematical apparatus of artificial neural networks, namely the RBF-network, is applied.

**Analysis of metamodels developing research.** The computer experiment plan is performed with the help of Sobol's LP<sub>7</sub>-sequences  $(\xi_1, \xi_2)$ , which in the general case uniformly fill the points with the search space in the unit hypercube. Verification of the proposed technology is performed on test functions of the two variables goal. The obtained metamodels have rather high accuracy of approximation and improved computational efficiency. The created computing metamodels developing technology of provides high modeling speed which makes a possible realization of optimum antennas synthesis procedure. This technology is effective and correct for more complex problems of approximating multidimensional hypersurfaces.

**Metamodels developing.** To develop the RBF-metamodel, an automatic and user-defined strategy with random sampling is used in the ratio: 70% - training, 15% - control, 15% - test. Training and control samples were used in the metamodel developing, and the test - for cross-verification. At the stage of training best neural networks selection was carried out by indicators: determination coefficient  $R^2$ ; standard forecast error deviations ratio and learning data *S.D.ratio*; average relative model error magnitude MAPE,%; residual average squared error *MS\_R*; residues histogram; scattering diagrams.

**Results of numerical experiments.** Obtained metamodels for test functions  $f_1(x, y)$  - RBF-2-130-1 (44);  $f_2(x, y)$  - RBF-2-150-1 (6);  $f_3(x, y)$  - RBF-2-185-1 (10) have a high enough approximation accuracy and improved computational efficiency. For these metamodels, we checked the adequacy and informativeness of Fisher's criterion.

The results of metamodels checking adequacy calculations at the stage of response surface recovery are presented. The created computing metamodels developing technology provides a high simulation speed, which makes possible the implementation of the procedure for optimal antennas synthesis. This technology is effective and correct for more complex problems of multidimensional hypersurfaces approximation.

**Conclusions.** The numerical experiments results analysis is evidence of the high efficiency of the proposed computing developing metamodels technology, which is

created using methods of intellectual data analysis, artificial intelligence and modern computer experiment planning methods. The metamodels developing with its use are characterized by fairly high accuracy of approximation and improved computational efficiency. It is these advantages that allow their using with the optimal surrogate antennas synthesis.

*Key words:* antenna synthesis; surrogate optimization; metamodel; computer experiment plan;  $LP_r$ -sequence; response surface; neural network