



# Вимірювання приповерхневих радіальних профілів електрофізичних характеристик циліндричних об'єктів вихрострумним методом із застосуванням апріорних даних

В.Я. Гальченко, А.В. Сторчак, В.В. Тичков, Р.В. Трємбовецька

Черкаський державний технологічний університет, бульв. Шевченка, 460, 18006, Черкаси, Україна  
v.tychkov@chdtu.edu.ua

## Анотація

Створено новий багатопараметровий експрес-метод вихрострумного вимірювання радіальних приповерхневих профілів електрофізичних параметрів циліндричних об'єктів контролю з апріорним накопиченням інформації щодо них. Метод поєднує в собі натурні вимірювання та модельні розрахунки із застосуванням високопродуктивних обчислювальних технологій штучного інтелекту на основі нейронних мереж, які проводяться як попередньо з метою отримання специфічних відомостей щодо об'єктів, так і безпосередньо в процесі виконання вимірювань для швидкого отримання результату. Математично метод заснований на унікальній здатності швидкого розв'язку рівнянь Максвелла без його фактичного явного виконання завдяки апроксимації цього розв'язку глибокими нейронними мережами. Це дозволяє використовувати глибоко навчену нейронну мережу не тільки в прямому напрямку, але й у зворотному, тобто застосовувати для розв'язку обернених вимірювальних задач. Адекватність запропонованого методу доведено на числових експериментах, наведено приклади реалізації всіх етапів його застосування. Створені алгоритми та комплекс програм у середовищі Python 3, які дозволяють практичне застосування методу. Встановлена на модельних розрахунках точність вимірювання профілів характеризується максимальними відносними похибками, які не перевищують 0,5% за умови ідеальної безпомилкової фіксації сигналу перетворювача.

**Ключові слова:** електрофізичні параметри; приповерхневий профіль; вихрострумні вимірювання; апріорна інформація; нейромережева сурогатна модель; інверсія нейронної мережі.

Отримано: 10.11.2021

Відредаговано: 17.02.2022

Схвалено до друку: 28.03.2022

## Вступ

Значна частина задач електромагнітної структуроскопії в неруйнівному контролі передбачає вимірювання профілів електричної провідності (ЕП) і магнітної проникності (МП) у приповерхневому шарі металевих виробів [1, 2], причому бажано одночасного. Оригінальний підхід до розв'язку цієї оберненої багатопараметрової вимірювальної задачі із використанням апріорі накопичених даних щодо об'єкта контролю (ОК) запропоновано авторами в [3], де розглядалися критичний аналіз наявних методів, формулювання нового методу, його суть та узагальнена поетапна реалізація. Детальну інформацію щодо певних проміжних етапів методу вимірювання було надано в дослідженнях [3, 4], але останній етап, який полягає в отриманні остаточного результату вимірювань, не розглядався. Саме ці дослідження

є завершальною частиною запропонованого авторами натурно-модельного методу вимірювання й вони становлять матеріал статті, наданий фахівцям для ознайомлення.

Підсумком виконання попередніх етапів вимірювальної задачі було апріорне накопичення інформації щодо ОК, що знайшло відображення в створенні плану комп'ютерного експерименту, формуванні навчальної вибірки з використанням модельних результатів “точного” розв'язку прямої електродинамічної задачі взаємодії квазістаціонарного електромагнітного поля, яке згенеровано прохідним вихрострумним перетворювачем (ВСП), з феромагнітним циліндричним ОК, а також у побудові продуктивної в обчислювальному сенсі MLP-нейромережевої сурогатної моделі з високою узагальнюючою здатністю даних, яка виконує інтегративні функції

щодо апріорного накопичення інформації. Доцільно нагадати, що для реалізації регресійної комплекснозначної штучної нейронної мережі (НМ) в [4] застосовувалися дві окремі дійснозначні мережі RVNNs (Real-Valued Neural Networks) прямого поширення, які здійснювали її розщеплення окремо для значень модуля та аргументу вихідної змінної. Отже, на остаточному етапі передбачається класична однократна процедура вимірювань прохідним ВСП на фіксованій частоті збудження, тій, що використовувалася в процесі моделювання під час створення сурогатної моделі. Результатом вимірювань є зняття та збереження значень амплітуди та фази ЕРС вимірювальної котушки трансформаторного прохідного ВСП, тобто значень модуля та аргументу вихідної комплекснозначної величини НМ-сурогатної моделі. Надалі ці показники разом із сурогатною моделлю застосовуються для визначення радіальних профілів ЕП та МП ОК в результаті інверсії навченої НМ, яка і є уособленням сурогатної моделі.

#### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Глибокі НМ (DNNs-Deep Neural Networks), тобто універсальні data-driven методи багатовимірної апроксимації гіперповерхонь, є потужним засобом отримання нелінійного відображення між характеристиками ОК, який підлягає вихрострумівому вимірювальному контролю, та вихідними сигналами ВСП. Особливо важливими ці властивості є при розв'язку обернених вимірювальних задач. Навчені НМ здатні не тільки імітувати процес, відповідальний за генерацію навчальних даних, але й зворотний процес також, що реалізується їх інверсією та дозволяє вирішувати характерну для цих задач проблему неунікальності та некоректності.

У статтях [5, 6] проведено доволі повний критичний аналіз можливих методів інверсії НМ із визначенням їхніх недоліків та переваг. Розглядалися оптимізаційні методи інверсії, методи навчання з вчителем в обернених задачах (Supervised learning), такі як тандеми НМ (tandem DNNs) [7, 8], навчання без вчителя (Unsupervised learning), зокрема генеративні змагальні НМ (GANs-generative adversarial networks) та варіаційні автокодувальники (VAEs-variational auto-encoders), навчання з підкріпленням (Reinforcement learning). Не вдаючись у деталі, зазначимо, що внаслідок такої

властивості досліджуваної задачі, як необхідність визначення профілів матеріальних характеристик ОК у реальному масштабі часу, яка накладає суттєві обмеження на продуктивність обчислень, усі ці підходи практично складно реалізувати. Тому серед аналізованих методів інверсії глибоких НМ було обрано такий, що використовує здатність засобів штучного інтелекту до швидкого розв'язку рівнянь Максвелла, на яких побудовано "точну" модель Uzal-Dodd-Deeds прямої електродинамічної задачі [3], без його явного виконання. Головна ідея методу полягає у передбаченні відгуку ОК, що призводить до індукування ЕРС у вимірювальній котушці ВСП, на збудження вихрових струмів у ньому на основі попередньо проведеної НМ-апроксимації рівнянь Максвелла, яка дозволяє отримати цей відгук із незначними витратами часу на обчислення.

#### Постановка проблеми

Враховуючи попередньо отримані авторами в [3, 4] наукові результати та вищезгадане, **метою дослідження** є розроблення експрес-методу вимірювання приповерхневих радіальних профілів електрофізичних характеристик ОК з використанням апріорі накопичених даних щодо нього у вигляді багатовимірної НМ-сурогатної моделі та її наступної інверсії, а також створення алгоритмів та комплексу програм практичної реалізації методу в середовищі Python 3, що забезпечують виконання остаточного етапу розв'язку сформульованої вимірювальної оберненої задачі.

Метод є доволі універсальним внаслідок можливості внесення до переліку впливових факторів при накопиченні апріорної інформації в сурогатній моделі додаткових параметрів, як тих, що підлягають вимірюванням (наприклад, діаметр циліндричного ОК), так і тих, які сприяють їх ефективному проведенню (варіювання частотою збудження).

#### Виклад основного матеріалу

З використанням числових експериментів проілюструємо застосування запропонованого авторами методу вимірювання радіальних профілів ЕП та МП. Вважатимемо, що ЕРС, індукована у вимірювальній котушці ВСП, обумовлена профілями зміни ЕП та МП відповідно до степеневі функції їх апроксимації (див. табл. 5 [3])

Таблиця 1

Вихідні дані для розрахунків за моделлю Uzal-Dodd-Deeds

$r_{d1}$ , мм	$r_{d2}$ , мм	$l_{d1}$ , мм	$l_{d2}$ , мм	$r_s$ , мм	$l_s$ , мм	$r_1$ , мм	$r_{s1}$ , мм	$\sigma_1$ , См/м	$\sigma_{s1}$ , См/м	$\mu_{r1}$	$\mu_{r_{s1}}$	$W$	$I$ , А
16	19	47,5	52,5	13,5	50	9	10	$7 \times 10^6$	$3 \times 10^6$	1	10	100	1

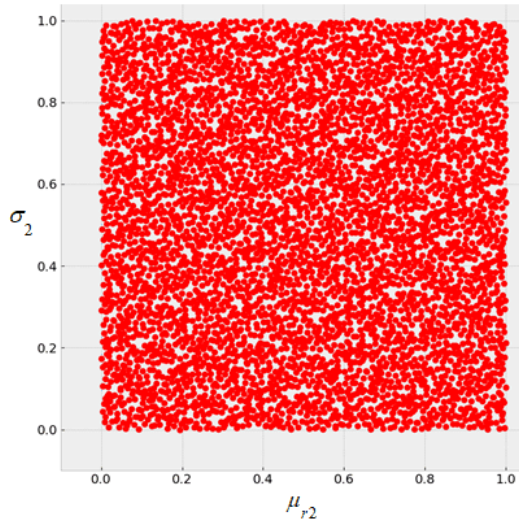


Рис. 1. Однорідний комп'ютерний план експерименту для побудови сурогатної моделі

при сталому значенні частоти струму збудження  $2,5 \times 10^3$  Гц. Приповерхневу зону ОК товщиною 1 мм умовно було рівномірно поділено на 50 шарів з номерами від 2-го до 51-го (1-й шар відповідав “сирому” матеріалу, що не підлягав структурним змінам), у межах яких матеріальні характеристики вважалися сталими. Для розв'язку оберненої вимірювальної задачі необхідна велика кількість навчальних прикладів, які отримані моделюванням з вихідними даними із табл. 1 (див. пояснення до позначень змінних у [3]), де  $\sigma_1, \mu_{r1}; \sigma_{51}, \mu_{r51}$  – початкові та кінцеві значення відповідних параметрів зони апроксимації профілів ЕП та МП, тобто приповерхневого шару ОК.

Для побудови сурогатної моделі – носія апріорної інформації щодо ОК було створено в одиничному квадраті однорідний комп'ютерний

план експерименту на основі  $\xi_1$  та  $\xi_2$  ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей Соболя з обсягом вибірки 5000 об'єктів й низькими показниками центрованого і циклічного розходження [9], наведений на рис.1.

Чисельне моделювання за математичною моделлю Uzal-Dodd-Deeds на основі створеного в середовищі Python 3 програмного комплексу дозволило сформувати вибірку апріорних даних обсягом 5000 об'єктів, у якій відповідно до визначеного плану експерименту для кожного об'єкта вибірки обчислювалися модуль та фаза індукованої ЕРС. Вибірку своєю чергою було попередньо довільно розділено на три частини: навчальну (64% обсягу), тестову (16%) й контрольну (20%), які використовувалися для ефективного створення сурогатної моделі з контролем за показниками, детально наведеними в [4]. Технікам створення НМ-сурогатних моделей для багатовимірних гіперповерхонь відгуку, що надалі використовуються в дослідженнях, присвячені статті [10, 11]. Для приведення вхідних даних НМ до єдиної шкали та через незначні зміни вихідної інформації перед процедурою навчання мереж попередньо виконувалося нормування [0~1] початкових даних. Для гарантування найкращої швидкості навчання цей показник встановлювався на рівні  $5 \times 10^{-4}$ , що також забезпечує необхідну точність. У результаті отримано дві глибокі RVNNs із трьома прихованими шарами відповідно для амплітуди та фази вихідного сигналу ВСП з однаковими структурами 102-256(Sigmoid)-128(Sigmoid)-64(Sigmoid)-1 та високими показниками продуктивності понад 93%. Рис. 2 ілюструє діаграми розсіювання та гістограми розподілу абсолютних похибок для амплітуд і фаз

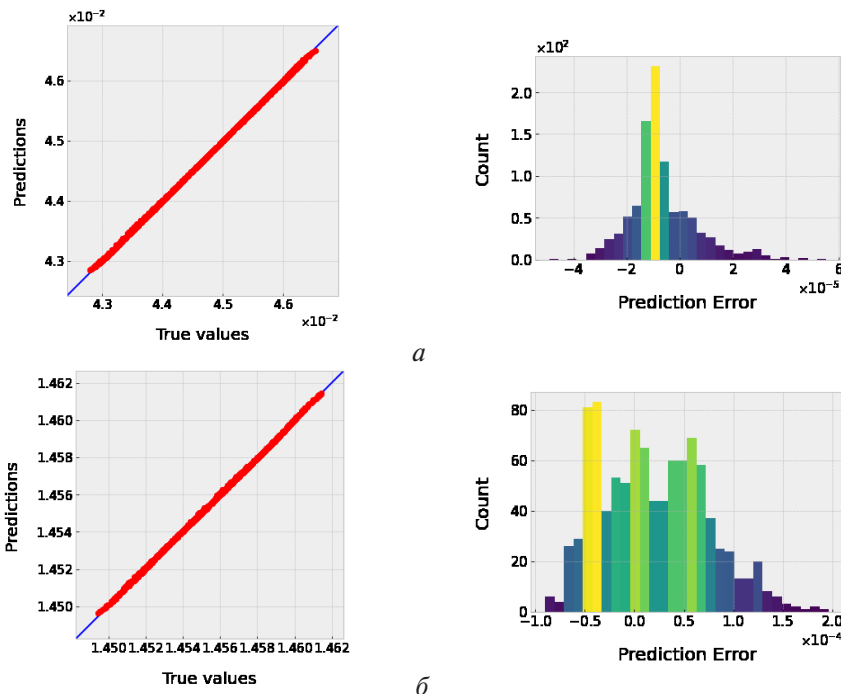


Рис. 2. Діаграми розсіювання та гістограми розподілу абсолютних похибок індукованої у вимірювальному витку ВСП ЕРС: а – для амплітуд; б – для фаз

індукованої у вимірювальному витку ВСП ЕРС, які отримані з використанням створених сурогатних моделей на даних контрольної вибірки. Графіки на рис. 2 демонструють високу якість апроксимацій, що забезпечується створеними сурогатними моделями.

Для чисельної імітації вимірювань запропонованим авторами методом вважатимемо дані, які згенеровані за допомогою “точної” електродинамічної моделі Uzal-Dodd-Deeds та які не містилися в жодній із раніше згаданих вибірок, такими, що отримані в результаті натурних вимірювань ВСП на ОК із частотою збудження 2,5 кГц. При цьому відомими є не тільки амплітуда  $|E|$  та фаза сигналу  $\arg(E)$ , а й профілі ЕП і МП, які його обумовили, але які фактично є незаними. Інформація щодо цих даних міститься в табл. 2, 3.

Глибоке навчання надає не тільки нову обчислювальну платформу для швидкої апроксимації розв'язку системи рівнянь Максвелла з відповідними граничними умовами, але й фундаментальну зміну парадигми та суттєвий потенціал у розв'язку обернених задач електродинаміки з відтворення неперервних параметрів ОК.

Суть запропонованого методу полягає в наступному. Складовою методу є генерування множини екземплярів-кандидатів ОК, які різняться профілями ЕП та МП. Такі кандидати

на розв'язок мають бути попередньо підготовлені чисельним моделюванням за значно більш детальним планом експерименту, що відрізняється суттєво більшим обсягом даних. Кандидатів необхідно готувати з урахуванням властивих для конкретного технологічного процесу законів розподілу ЕП та МП у приповерхневих шарах ОК. Також при їх підготовці треба брати до уваги фактично можливий розкид параметрів  $\sigma_1, \mu_{r1}; \sigma_{51}, \mu_{r51}$ . Надалі мережі прямого моделювання використовуються у зворотному напрямку, щоб знайти найкращого кандидата на розв'язок серед “випадкових” на вході НМ. Для цього здійснюється перебір можливих вхідних даних для НМ з метою мінімізації різниці її виходу з результатом натурних вимірювань за допомогою ВСП. Завдяки винятковій обчислювальній продуктивності НМ це можливо реалізувати в реальному масштабі часу. Незважаючи на неможливість знаходження глобального оптимуму, в результаті вдається відшукати найприйнятніший варіант розв'язку задачі серед кандидатів.

Вибірка кандидатів на розв'язок має обсяг 10000 об'єктів. Дані щодо знайденого найкращого кандидата на розв'язок наведені в табл. 2, 3. Оцінку розбіжностей фактичних розподілів електрофізичних параметрів та визначених внаслідок застосування запропонованого методу ілюструють табл. 2, 3.

Таблиця 2

Результат натурних вимірювань ВСП та результати вимірювань профілю ЕП запропонованим методом

Параметри	$\sigma_2$	$\sigma_3$	...	$\sigma_{25}$	...	$\sigma_{51}$	$ E , \text{В}$	$\arg(E), \text{рад}$
“Незнаний” приповерхневий профіль ЕП $\times 10^6$ , См/м та виміряний сигнал ВТП	6,988536	6,987984	...	5,656428	...	3,820992	0,042860	1,450994
Виміряний приповерхневий профіль ЕП $\times 10^6$ , См/м та “невідомий” сигнал ВТП	6,988537	6,987986	...	5,657640	...	3,823872	0,042873	1,450985
Модуль абсолютної похибки визначення радіального профілю ЕП та сигналу ВТП	1,330223	1,831568	...	1211,864	...	2879,791	0,000013	0,000009

Таблиця 3

Результат натурних вимірювань ВСП та результати вимірювань профілю МП запропонованим методом

Параметри	$\mu_{r2}$	$\mu_{r3}$	...	$\mu_{r25}$	...	$\mu_{r51}$	$ E , \text{В}$	$\arg(E), \text{рад}$
“Незнаний” приповерхневий профіль МП та виміряний сигнал ВТП	1,003479	1,004791	...	4,170150	...	8,533325	0,042860	1,450994
Виміряний приповерхневий профіль МП та “невідомий” сигнал ВТП	1,003486	1,004800	...	4,176391	...	8,548156	0,042873	1,450985
Модуль абсолютної похибки визначення радіального профілю МП $\times 10^{-6}$ та сигналу ВТП	6,850934	9,432968	...	6241	...	14829	0,013	0,009

Якщо припустити, що точність вимірювання сигналу ВСП є ідеальною, то максимальна відносна похибка для визначеного профілю ЕП становить 0,0753%, а середня квадратична похибка визначення профілю –  $1,247 \times 10^3$  См/м. Для реконструйованого профілю МП аналогічні похибки становлять 0,1738% та  $6,423 \times 10^{-3}$  відповідно.

Наведений модельний приклад наявно підтверджує адекватність запропонованого експрес-методу вимірювання радіальних профілів ЕП та МП приповерхневого шару ОК, що піддавалися технологічним операціям, які приводили до структурних змін матеріалу. Своєю чергою це дозволяє контролювати якість проведення таких операцій, оцінювати ступінь напружено-деформованого стану об'єкта тощо.

### Висновки

Отже, в результаті проведених досліджень створено новий багатопараметровий експрес-метод вихрострумового вимірювання радіальних приповерхневих профілів електрофізичних параметрів циліндричних об'єктів контролю з апіорним накопиченням інформації щодо них.

Метод поєднує в собі натурні вимірювання та модельні розрахунки із застосуванням високопродуктивних обчислювальних технологій штучного інтелекту на основі нейронних мереж, які проводяться як попередньо з метою отримання специфічних відомостей щодо об'єктів, так і безпосередньо в процесі виконання вимірювань для швидкого отримання результату. Математично метод заснований на винятковій здатності швидкого розв'язку рівнянь Максвелла без його фактичного явного виконання завдяки апроксимації глибокими нейронними мережами цього розв'язку. Метод є універсальним та може бути поширений на багатопараметровий вимірювальний контроль з одночасним додатковим визначенням діаметра циліндричного об'єкта, а також узагальнений на аналогічні вимірювання накладними вихрострумовими перетворювачами профілів електрофізичних параметрів плоских об'єктів. Встановлена на модельних розрахунках точність вимірювання профілів характеризується максимальними відносними похибками, які не перевищують 0,5% за умови ідеальної безпомилкової фіксації сигналу перетворювача.

## Измерения приповерхностных радиальных профилей электрофизических характеристик цилиндрических объектов вихретоковым методом с использованием априорных данных

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

Черкасский государственный технологический университет, бульв. Шевченко, 460, 18006, Черкассы, Украина  
v.tychkov@chdtu.edu.ua

### Аннотация

Предложен новый многопараметровый экспресс-метод вихретокового измерения радиальных приповерхностных профилей электрофизических параметров цилиндрических объектов контроля с априорным накоплением информации о них. Метод сочетает в себе натурные измерения и модельные расчеты с применением высокопроизводительных вычислительных технологий искусственного интеллекта на основе нейронных сетей. Математически метод основан на уникальной способности быстрого решения уравнений Максвелла без его фактического явного выполнения в результате аппроксимации глибокими нейронными сетями этого решения. Адекватность предлагаемого метода доказана на численных экспериментах, приведены примеры реализации всех этапов его применения. Созданы алгоритмы и комплекс программ в среде Python 3, позволяющие практически реализовать метод. Установленная на модельных расчетах точность измерения профилей характеризуется максимальными относительными погрешностями, не превышающими 0,5% при условии идеальной безошибочной фиксации сигнала преобразователя. Указаны перспективные пути применения метода для более сложных случаев.

**Ключевые слова:** электрофизические параметры; приповерхностный профиль; вихретоковые измерения; априорная информация; нейросетевая суррогатная модель; инверсия нейронной сети.

# Measurements of near-surface radial profiles of electrophysical characteristics of cylindrical objects by the eddy current method using a priori data

V. Halchenko, A. Storchak, V. Tychkov, R. Trembovetska

Cherkasy State Technological University, Shevchenko Blvd., 460, 18006, Cherkasy, Ukraine  
v.tychkov@chdtu.edu.ua

## Abstract

A new multiparameter express method for eddy-current measurement of radial near-surface profiles of electrophysical parameters of cylindrical control objects with a priori accumulation of information about them is proposed. The method combines in-situ measurements and model calculations using high-performance computing technologies of artificial intelligence based on neural networks, carried out both in advance in order to obtain specific information about objects, and directly in the process of performing measurements to quickly obtain a result. Mathematically, the method is based on the unique ability to quickly solve Maxwell's equations as a result of its approximation by deep neural networks without actually explicitly executing this solution. This allows deep learning to be used not only in the forward direction, but also in the opposite direction, i.e. apply to solve inverse measuring problems. The method is universal and can be extended to multiparameter measurement control with simultaneous additional determination of the diameter of a cylindrical object. The adequacy of the proposed method by numerical experiments is proved; examples of the implementation of all stages of its application are given. Algorithms and a complex of programs in the Python 3 environment have been created, which make it possible to practically implement the method. The profile measurement accuracy established on model calculations is characterized by maximum relative errors not exceeding 0.5%, provided that the probe signal is perfectly fixed. It is possible to generalize the use of the proposed method to similar eddy current measurements with surface probes of profiles of material parameters of flat objects.

**Keywords:** electrophysical parameters; near-surface profile; eddy current measurements; a priori information; neural network surrogate model; neural network inversion.

## Список літератури

1. Тетерко А.Я., Назарчук З.Т. Селективна вихрострумова дефектоскопія. Львів: НАН України, Фіз.-мех. ін-т ім. Г.В. Карпенка, 2004. 247 с.
2. Назарчук З.Т., Рыбачук В.Г., Учанин В.Н. Электромагнитная структуроскопия конструкционных материалов. *Нові матеріали і технології в металургії та машинобудуванні*. 2011. № 1. С. 8–16. URL: [http://journal.zntu.edu.ua/nmt/files/NMT12011/NMT\(1\)\\_2011.pdf](http://journal.zntu.edu.ua/nmt/files/NMT12011/NMT(1)_2011.pdf)
3. Гальченко В.Я., Тичков В.В., Сторчак А.В., Трёмбовецька Р.В. Відновлення приповерхневих радіальних профілів електрофізичних характеристик циліндричних об'єктів при вихрострумівих вимірюваннях із наявністю апріорних даних. Формування вибірки для побудови сурогатної моделі. *Український метрологічний журнал*. 2020. № 1. С. 35–50. doi: <https://doi.org/10.24027/2306-7039.1.2020.204226>
4. Гальченко В.Я., Сторчак А.В., Трёмбовецька Р.В., Тичков В.В. Створення сурогатної моделі для відновлення приповерхневих профілів електрофізичних характеристик циліндричних об'єктів. *Український метрологічний журнал*. 2020. № 3. С. 27–35. doi: <https://doi.org/10.24027/2306-7039.3.2020.216824>
5. Padmanabha G.A., Zabarar N. Solving inverse problems using conditional invertible neural networks. *J. Comput. Phys.*, 2021, vol. 433, 110194. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2021.110194>
6. So S., Badloe T., Noh J., Bravo-Abad J., Rho J. Deep learning enabled inverse design in nanophotonics. *Nanophotonics*, 2020, vol. 9, issue 5, pp. 1041–1057. doi: <https://doi.org/10.1515/nanoph-2019-0474>
7. Jiang J., Chen M., Fan J.A. Deep neural networks for the evaluation and design of photonic devices. *Nature Reviews Materials*, 2021, vol. 6, pp. 679–700. doi: <https://doi.org/10.1038/s41578-020-00260-1>
8. Phan A.D., Nguyen C.V., Linh P.T., Huynh T.V., Lam V.D., Le A.-T., Wakabayashi K. Deep Learning for the Inverse Design of Mid-Infrared Graphene Plasmons. *Crystals*, 2020, vol. 10 (2), 125. doi: <https://doi.org/10.3390/cryst10020125>

9. Santner T.J., Williams B.J., Notz W.I. The Design and Analysis of Computer Experiments. Springer, 2019. 452 p.
  10. Koziel S., Bekasiewicz A. Multi-Objective Design of Antennas Using Surrogate Models. World Scientific Publishing Europe Ltd, 2016. 362 p.
  11. Halchenko V., Trembovetska R., Tychkov V. Surrogate synthesis of frame eddy current probes with uniform sensitivity in the testing zone. *Metrology and measurement systems*, 2021, vol. 28, no. 3, pp. 551–564. doi: <https://doi.org/10.24425/mms.2021.137128>
- References**
1. Teterko A.Ja., Nazarchuk Z.T. Selektivna vyhrostrumova defektoskopija [Selective eddy current flaw detection]. Lviv, 2004. 247 p. (in Ukrainian).
  2. Nazarchuk Z.T., Rybachuk V.G., Uchanin V.N. Elektromagnitnaya strukturoskopiya konstrukcionnykh materialov [Electromagnetic structuroscopy of structural materials]. *Innovative materials and technologies in metallurgy and mechanical engineering*, 2011, no. 1, pp. 8–16 (in Russian). Available at: [http://journal.zntu.edu.ua/nmt/files/NMT12011/NMT\(1\)\\_2011.pdf](http://journal.zntu.edu.ua/nmt/files/NMT12011/NMT(1)_2011.pdf)
  3. Halchenko V., Tychkov V., Storck A., Trembovetska R. Vidnovlennia pryverkhnevnykh radialnykh profiliv elektrofizychnykh kharakterystyk tsylindrychnykh ob'ektiv pry vykhrostrumovykh vymiruvanniakh iz naiavnistiu apriornykh danykh. Formuvannia vybirky dlia pobudovy surohatnoi modeli [Reconstruction of surface radial profiles of the electrophysical characteristics of cylindrical objects during eddy current measurements with a priori data. The selection formation for the surrogate model construction]. *Ukrainian Metrological Journal*, 2020, no. 1, pp. 35–50 (in Ukrainian). doi: <https://doi.org/10.24027/2306-7039.1.2020.204226>
  4. Halchenko V., Storck A., Trembovetska R., Tychkov V. Stvorennia surohatnoi modeli dlia vidnovlennia pryverkhnevnykh profiliv elektrofizychnykh kharakterystyk tsylindrychnykh ob'ektiv [The creation of a surrogate model for restoring surface profiles of the electrophysical characteristics of cylindrical objects]. *Ukrainian Metrological Journal*, 2020, no. 3, pp. 27–35 (in Ukrainian). doi: <https://doi.org/10.24027/2306-7039.3.2020.216824>
  5. Padmanabha G.A., Zabarar N. Solving inverse problems using conditional invertible neural networks. *J. Comput. Phys.*, 2021, vol. 433, 110194. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2021.110194>
  6. So S., Badloe T., Noh J., Bravo-Abad J., Rho J. Deep learning enabled inverse design in nanophotonics. *Nanophotonics*, 2020, vol. 9, issue 5, pp. 1041–1057. doi: <https://doi.org/10.1515/nanoph-2019-0474>
  7. Jiang J., Chen M., Fan J.A. Deep neural networks for the evaluation and design of photonic devices. *Nature Reviews Materials*, 2021, vol. 6, pp. 679–700. doi: <https://doi.org/10.1038/s41578-020-00260-1>
  8. Phan A.D., Nguyen C.V., Linh P.T., Huynh T.V., Lam V.D., Le A.-T., Wakabayashi K. Deep Learning for the Inverse Design of Mid-Infrared Graphene Plasmons. *Crystals*, 2020, vol. 10(2), 125. doi: <https://doi.org/10.3390/cryst10020125>
  9. Santner T.J., Williams B.J., Notz W.I. The Design and Analysis of Computer Experiments. Springer, 2019. 452 p.
  10. Koziel S., Bekasiewicz A. Multi-Objective Design of Antennas Using Surrogate Models. World Scientific Publishing Europe Ltd, 2016. 362 p.
  11. Halchenko V., Trembovetska R., Tychkov V. Surrogate synthesis of frame eddy current probes with uniform sensitivity in the testing zone. *Metrology and measurement systems*, 2021, vol. 28, no. 3, pp. 551–564. doi: <https://doi.org/10.24425/mms.2021.137128>