

## АНАЛІЗ ТА ПІДГОТОВКА ДАНИХ ПРИ МОДЕЛЮВАННІ ПЛАЗМОХІМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ОТРИМАННЯ НАНОСИСТЕМ

*Анотація. Одним із нових напрямів промислової хімічної технології є плазмохімічна. Незважаючи на значні експериментальні та теоретичні дослідження, фізико-хімічні процеси є складними і не повністю вивченими для масштабування та контролю за ними в серійному виробництві. В низькотемпературній плазмі хімічні процеси, закономірності реакцій та основи плазмохімічної технології потребують комп'ютерного моделювання. Експериментальні дані натурних експериментів потребують додаткового аналізу і підготовки щодо подальшого їх застосування та побудови адекватних імітаційних моделей плазмохімічних процесів для розробки наносистем. У ході попереднього експерименту, який фактично включає два етапи, було оглянуто вхідні та вихідні змінні прикладного завдання. Розроблено програмний інструментарій для проведення аналізу експериментальних даних, який дозволяє зібрати статистичну інформацію, візуалізувати деякі процеси. Розглянуто та реалізовано програмно підходи побудови аналітичних та імітаційних моделей плазмохімічних процесів отримання наносистем.*

*Оглянуто два можливих напрямки щодо підходів побудови гомоморфних моделей: класичні та з використанням штучного інтелекту. Запропоновано розглянути лінійні та нелінійні регресійні моделі. В якості першого типу моделей пропонується множинна регресія та методи, які використовують регуляризацію. Альтернативою першому підходу є побудова нелінійних моделей, які базуються на методі опорних векторів. Розглянуто векторну та мультивекторну регресії. Багатовимірні регресії спрямовані на вивчення та побудову відображення багатовимірного вхідного простору ознак у багатовимірний вихідний простір. Проведено аналіз отриманих чисельних результатів та запропоновано використовувати для комп'ютерного моделювання нелінійні моделі плазмохімічних процесів для отримання наносистем, зокрема: мультивекторну регресію.*

*Ключові слова: статистичний аналіз даних, регресійні моделі, моделювання плазмохімічних процесів отримання наносистем.*

**Постановка проблеми.** Процес, у якому наноматеріали синтезуються або обробляються за допомогою плазми може відбуватися у різних установках та включати різноманітні етапи, такі як: підготовку системи, яка може включати очищення поверхні матеріалів, введення реакційних газів та інших реагентів, підготовку підкладок тощо; створення плазми, що може бути досягнуто за допомогою методів використання радіочастотної або мікрохвильової енергії для іонізації газів; ініціація реакції, яка розпочинається між реагентами та відбувається формування наночастинок або інших наноструктур; ріст та агломерація включають контроль

цих процесів для отримання бажаного розміру та форми наночастинок. Після завершення реакції, наносистема може бути видалена з реакційної камери та піддана додатковій обробці, такий як очищення або функціоналізація.

Плазмохімічні процеси можуть бути використані для отримання різноманітних наноматеріалів, таких як квантові точки, нанотрубки, нанокристали тощо. Можуть використовуватися для обробки та модифікації вже існуючих наноматеріалів з метою покращення їхніх властивостей. Очевидно, що плазмохімічні процеси є складними, ресурсо- та матеріалоємними [1-3].

Наносистеми різного складу та організації в даний час широко досліджуються в ході вдосконалення методів синтезу відповідно до вимог сучасності з можливістю обов'язкового прогнозування та управління функціональними властивостями для подальшого застосування в різних сферах.

**Мета дослідження.** Провести аналіз експериментальних даних та представити методи їх обробки при комп'ютерному моделюванні плазмохімічних процесів отримання наносистем. Запропонувати підходи щодо побудови математичних моделей вказаного процесу.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** З точки зору наноіндустрії напрямком, який відповідає сучасним вимогам, є плазморідинові методи синтезу різних конфігурацій, який, завдяки можливості різних конфігурацій і технологічних параметрів, дозволяє синтезувати наносистеми різного складу і структури. Незважаючи на значні експериментальні та теоретичні дослідження, фізико-хімічні процеси є складними і не повністю вивченими для масштабування та контролю за ними в серійному виробництві. Тому актуальним є питання комп'ютерного моделювання плазмохімічного синтезу.

Побудова адекватних імітаційних моделей плазмохімічних процесів наносистем та комп'ютерне моделювання з ними дозволяють вирішувати прикладні задачі в даній предметній області. Моделювання процесів в рідині під впливом плазми складне і вимагає розуміння комплексного впливу процесів і рідин на межі розподілу фаз «рідина-плазма».

Очевидно, що для побудови моделей можна застосовувати як класичні підходи, так і підходи з використанням елементів штучного інтелекту [4, 5]. Якщо приділити увагу традиційним методам, то тут можна виділити два напрями: побудова аналітичних або імітаційних моделей [4, 6]. Технології обчислювального інтелекту надають можливість використовувати неklasичні підходи щодо побудови математичних моделей хімічних процесів [6]. Нейромережеві технології, наприклад, дозволяють створювати математичні імітаційні моделі різних процесів [6-8].

Автори вважають за доцільне провести спочатку аналіз вхідних даних, які застосовуються при побудові аналітичних або імітаційних моделей при використанні різних технологій, а потім перейти до розгляду безпосередньої побудови моделей плазмохімічного процесу отримання наносистем.

**Викладення основного матеріалу.** Маємо результати експериментальних дослідів з отримання наночасток із розчину нітрату срібла ( $\text{AgNO}_3$ ), одержаний розчин в подальшому може використовуватись в різних галузях господарської діяльності.

Симуляція плазмохімічних процесів, у тому числі отримання наносистем, потребує попереднього аналізу експериментальних даних та подальшого їх використання, наприклад,

для побудови моделей та роботи з ними. Натурні експерименти з отримання наносистем у фізико-хімічних процесах проводились неодноразово, тому їх можна використовувати як множину даних (вхідних та вихідних).

В якості вхідних параметрів розглядаються:

- концентрація прекурсора  $\text{AgNO}_3$  ( $x_1$ , г/л);
- співвідношення прекурсора та стабілізатора ( $x_2$ , г/л);
- тривалість обробки ( $x_3$ , с. та  $x_4$ , ум. од.);
- довжина хвилі ( $x_5$ , нм та  $x_6$ , в долях);
- вид стабілізатора ( $x_7$ );
- сила струму ( $x_8$ , мВ та  $x_9$ , в долях);
- тиск газової фази ( $x_{10}$ , мПа);
- напруження ( $x_{11}$ , В).

Вихідними параметрами є:

- розмір отриманих наночастинок ( $y_1$ , нм);
- індекс полідисперсності (IPD) ( $y_2$ );
- Z-потенціал ( $y_3$ ).

Інтервали варіювання усіх змінних та їх експериментальні значення є відомими, але залежність між ними невідома. На етапах попереднього експерименту при аналізі даних можна не враховувати деякі змінні (рис. 1а) тому, що вони безпосередньо впливають на технологічний процес, але вони є незмінними на протязі проведення натурального експерименту та, як наслідок, їх можна записати як константи при дослідженні вхідних даних. Таким чином, пропонується з одинадцяти вхідних змінних залишити значно меншу кількість. Наприклад, незмінними є: тиск газової фази або напруження. Стосовно змінної сила струму, то значення, які вона може приймати – це є або 120 мВ, або 220 мВ. Тому можна рекомендувати розглядати два типи моделей для вказаних відповідних значень. Очевидно, що наведені параметри впливають на сам плазмохімічний процес отримання наночастинок, але для аналізу даних та для побудови моделей ці змінні є константами та не несуть інформативності, тому їх пропонується не враховувати при аналізі даних [4].

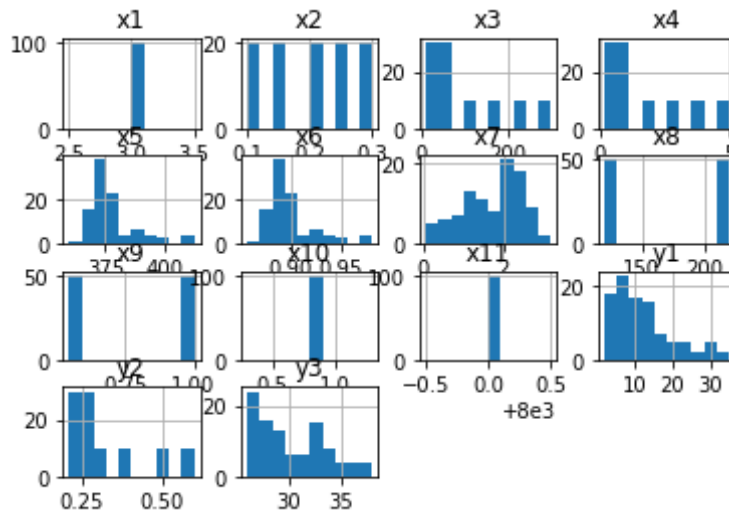
Таким чином, замість одинадцяти змінних маємо чотири вимірний простір  $X^4$  вхідних незалежних змінних, а на виході тривимірний  $Y^3$  залежних параметрів. Завдання полягає у знаходженні такої моделі/моделей, які дозволяють виконати відображення простору  $X^4$  на простір  $Y^3$ .

Оскільки, як було зазначено вище, що в якості вхідних змінних залишилися наступні змінні (рис. 1б), то наведемо інтервали їх варіювання:

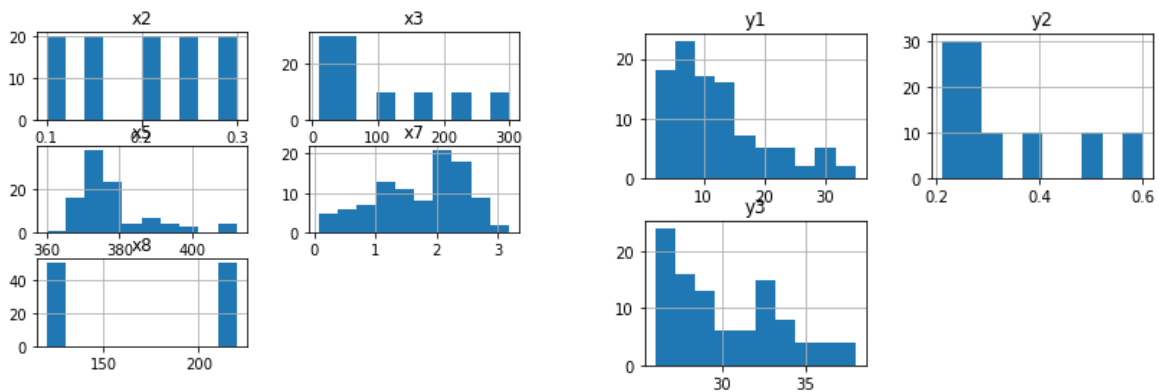
- співвідношення прекурсора та стабілізатора ( $x_2 \in [0,10; 0,30]$ );
- тривалість обробки ( $x_3 \in [10; 300]$  с.);
- довжина хвилі ( $x_5 \in [360; 412]$  нм);
- вид стабілізатора ( $x_7 \in [0,86; 0,98]$ ).

Стосовно вихідних даних (рис. 1в), то вони є незмінними: розмір частинок ( $y_1$ ), полідисперсність ( $y_2$ ), дзета потенціал ( $y_3$ ).

У роботі розроблено програмний інструментарій, який дозволяє працювати з експериментальними даними та будувати аналітичні моделі. Для сформованого датасету плазмохімічного процесу отримання наносистем є можливість одержати деякі статистичні характеристики, побудувати гістограми усіх залежних та незалежних змінних (рис. 1), побудувати теплову карту (кореляційну матрицю), діаграми для змінних квантль-квантиль, тощо.



а) Початкові незалежні та залежні змінні



б) Вхідні незалежні змінні

в) Вихідні залежні змінні

Рисунок 1 – Вхідні та вихідні експериментальні дані

З метою аналізу наявних експериментальних даних та побудови можливих моделей для використання у плазмохімічних процесах отримання наносистем було програмно реалізовано та побудовано різні математичні моделі (табл. 1). Слід зауважити, що незважаючи на простоту побудови, наприклад, лінійних регресійних моделей, автори вважають за доцільне навести і їх, та провести аналіз отриманих чисельних результатів.

## Результати чисельних експериментів

Побудована модель	Похибка моделі на тестових даних	Коефіцієнт детермінації, $R^2$
Лінійні моделі		
Множинна регресія (Linear Regression)	1,1045 (MSE) 0,7090 (MAE)	0,889
Ласо регресія (Lasso Regression)	4,7621 (RMSE)	0,518
Гребнева (Ridge Regression)	3,1638 (RMSE)	0,755
Еластична регресія (ElasticNet Regression)	4,7719 (RMSE)	0,509
Нелінійні моделі		
Поліноміальна першого порядку	2,0619 (MSE)	0,885
Поліноміальна третього порядку	0,4029 (MSE)	0,972
Поліноміальна п'ятого порядку	0,0501 (MSE)	0,997
Векторна регресія (Support Vector Regression - SVR)	16,9769 (MSE) 00,0033 (MSE) 11,15082 (MSE)	0,733 0,798 0,700
Мульти векторна регресія (MultiOutput SVR)	01,3505 (MSE)	0,904

Вибір критерію якості роботи моделі характеризується наступними метриками: квадратний корінь із середньоквадратичної похибки (Root Mean Squared Error – RMSE), середня абсолютна похибка (Mean Absolute Error – MAE) та середня квадратична похибка (Mean Squared Error – MSE), які є відомими та не потребують додаткових пояснень [9].

Проведемо аналіз отриманих результатів чисельних експериментів. Якщо розглядати найпростіші моделі, то, на перший погляд, може здатися, що множинна лінійна регресія (Linear Regression) має кращий результат та більш-менш непоганий має гребнева регресія (Ridge Regression), коефіцієнти детермінації яких відповідно є 0,889 та 0,755.

У таблиці не наведені безпосередньо отримані коефіцієнти самих моделей, але при аналізі їх маємо, що у моделях гребневої та еластичної регресії у всіх моделях для змінних  $x_2$  та  $x_7$  коефіцієнти дорівнюють нулю. Останнє може свідчити про те, що ці змінні можна відкинути, але було проведено попередній аналіз для побудови гомоморфних математичних моделей та залишено лише ті змінні, які не можуть не враховуватись.

Додатковий аналіз змінних  $x_5$  та  $x_7$  на VIF (variance inflation factor) або коефіцієнт інфляції дисперсії показує, що саме ці змінні мають найбільшу міру мультиколінеарності між змінними у моделі регресії. Таким чином, може бути ситуація, коли одна змінна може бути лінійно залежною від інших, має занадто велике значення VIF, і, як наслідок, це може призвести до нестабільності оцінок коефіцієнтів у моделі та до зміни їх інтерпретації.

Слід зауважити, що для побудови, наприклад, найпростішої лінійної моделі необхідна перевірка та виконання достатньо нетривіальних умов, у тому числі: відсутність мультиколінеарності; нормальний розподіл похибок; гомоскедастичність похибок; відсутність викидів (аномалій) тощо [10-13].

Програмна реалізація дозволяє реалізувати перевірку вказаних вимог. Наприклад, робота з похибками на тестовому наборі для усіх трьох вихідних змінних (голубий для  $y_1$ , рожевий –  $y_2$ , зелений –  $y_3$ ) наведено на рисунку 2 в якості графіку розподілу похибок.

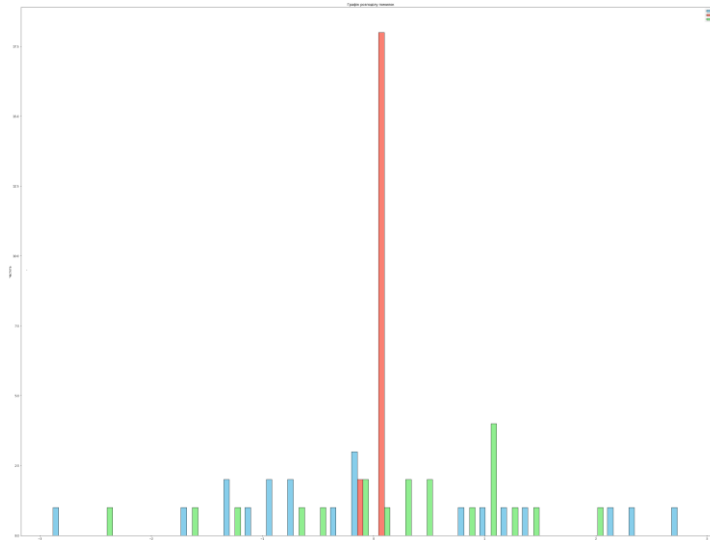


Рисунок 2 – Графік розподілу похибок

Як відомо, похибки моделі повинні мати нормальний розподіл тому, що це важливо для точних статистичних висновків та довірчих інтервалів для параметрів. Похибки повинні бути однорідними по всьому діапазону значень ознак. Інакше, якщо дисперсія похибок неоднакова, то може виникнути проблема гетероскедастичності.

Аналіз отриманих результатів (рис. 2) може свідчити, що усі розподіли похибок по залежним змінним не схожі та не мають нормального закону розподілу. Особливу увагу привертає те, що розподіл для полідисперсності  $y_2$  має аномально великі значення похибок. Очевидно, що це може вказувати що модель: 1) не враховує всіх факторів, які впливають на змінну  $y_2$ , або може бути сигналом про те, що дані містять велику кількість шуму та/або випадкових варіацій; 2) може вказувати на те, що сама змінна  $y_2$  має велику дисперсію або широкий діапазон значень; 3) може бути результатом непередбачуваних несподіваних аспектів датасету.

Стосовно експериментальних даних, то початкову підготовку та їх обробку було зроблено ще на етапах попереднього експерименту, тобто питання шуму та варіацій можна зняти. Якщо подивитися на діапазон зміни цієї змінної полідисперсності, то не можна вважати його широким,  $[0,21; 0,60]$ , крім того дисперсія та стандартне відхилення дорівнюють відповідно 0,016 та 0,13.

Для підтвердження або спростування факту, що закон розподілу похибок нормальний або ні, пропонується додатково перевірити за допомогою квантилів похибок (по вертикалі) (рис. 3). Представлено квантиль графік, який допомагає порівняти розподіл похибок з теоретичним нормальним (або будь-яким іншим) розподілом (по горизонталі). Аналіз отриманих результатів свідчить, що всі точки на графіку не лежать приблизно на прямій, це означає, що розподіл похибок не відповідає теоретичному розподілу.

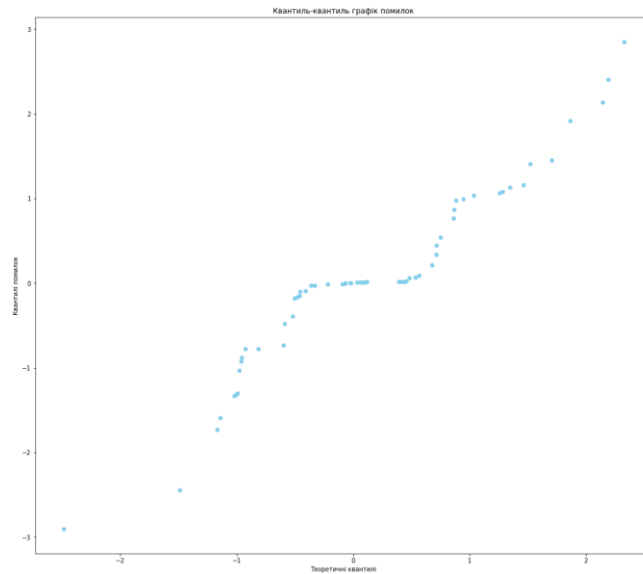


Рисунок 3 – Квантилі похибок для лінійної регресії

В будь-якому випадку, звісно, важливо додатково проаналізувати дані для розуміння причин великих значень в змінних або похибках. Якщо говорити про проведення додаткових натурних експериментів, то цей процес можливий, але матеріально затратний.

Очевидно, що використання множинної лінійної регресії є проблематичним, тому було зроблено спробу використання інших варіантів з використанням регуляризації, таких як: ласо (Lasso Regression - Least Absolute Shrinkage and Selection Operator Regression), гребнева (Ridge Regression), комбінована (Lasso та Ridge) регресії.

За для запобігання та вирішення проблеми перенавчання було використано Lasso Regression, але результати навчання, які мають коефіцієнт детермінації рівним 0,518, є суттєво недостатніми для її використання. Крім того, запропонована модель містить ще більше нулів в якості отриманих коефіцієнтів моделі, що теж свідчить не на її користь.

Спроба використання комбінованої моделі ElasticNet Regression, яка використовує типи штрафів для коефіцієнтів моделі, з метою зменшення перенавчання та покращення узагальнюючих можливостей моделі, теж показала не самий кращий результат. Відповідно до отриманих та очікуваних результатів, стосовно використання лінійних моделей, автори вважають за доцільне звернутися до нелінійних моделей.

Друга частина таблиці 1 містить нелінійні моделі, які автори вважають за потрібне прокоментувати. Якщо розглядати поліноміальні моделі, то в принципі результати можна вважати такими, що можуть бути використані у подальшому моделюванні. Єдине зауваження, яке може бути висунуте для таких моделей, то яким чином обрати степінь полінома при застосуванні поліноміальних моделей. Очевидно, що це питання може бути вирішено хіміками-користувачами експериментальним шляхом. В цілому цей блок моделей показує достатньо непогану здатність до прогнозування, але отримані похибки мають бути кращими.

Останні два рядки таблиці 1 представляють використання варіантів методу опорних векторів (Support vector machine – SVM): Support Vector Regression [14] та MultiOutput SVR [15].

Запропоновані підходи дозволяють будувати нелінійні регресійні моделі для прогнозування неперервних числових значень з урахуванням умови максимізації ширини регресійного коридору. SVR дозволяє деякий функціональний шум, оскільки не всі точки можуть точно потрапляти в регресійний коридор через нерегулярність в даних. Знаходження оптимального регресійного коридору у просторі є можливим за рахунок використання ядерних функцій. Оскільки у роботі розглядається невеликий датасет та має місце нелінійна залежність між вхідними та вихідними змінними, то використання Support Vector Regression є доцільним. Звісно, що необхідно звертати увагу на чутливість до вибору параметрів (тип ядра, степінь полінома та параметри регуляризації) моделі SVR.

Як відомо, мульти векторна регресія (MultiOutput SVR) є методом машинного навчання, який розширює підхід SVR на випадок, коли є багатовимірні вихідні дані. MultiOutput SVR надає змогу моделі адаптуватися до складних залежностей між вхідними та вихідними змінними в багатовимірному просторі та використовується в задачах регресії, де потрібно передбачити кілька вихідних змінних одночасно.

Результати застосування математичної моделі, побудованої з використанням поліноміальної та мульти векторної регресії, можна вважати найкращими серед запропонованих, якщо враховувати отримані для останньої моделі метрики: середньо квадратична похибка  $MSE = 01,3505$  та коефіцієнт детермінації  $R^2 = 0,904$ .

Порівняльний аналіз моделей у двох останніх рядках таблиці 1 свідчить, що використання декількох окремих моделей SVR все ж таки очікувано видає гірші результати, аніж використання однієї моделі MultiOutputSVR. Остання модель ефективніше використовує кореляцію між цільовими змінними та враховує її для прогнозування. Як наслідок, це призводить до більш точних прогнозів та кращої узагальнюючої здібності моделі. Єдине, що слід зауважити, що при використанні цієї моделі може все одно виникнути необхідність її налаштування. Наприклад, підбір гіперпараметрів моделі. Зауважимо, що останні результати було отримано для параметру регуляризації  $C = 4,5$  та ширини коридору, який дорівнює  $\epsilon = 0,001$ .

**Висновки.** Пропонується робота з даними, які отримані експериментально при проведенні плазмохімічних процесів для отримання наносистем. Виконується аналіз цих даних та розглядаються можливості побудови математичних моделей для подальшого їх використання у комп'ютерному моделюванні таких процесів.

Оглянуто найпростіші моделі та зроблено аналіз щодо їх використання. Запропоновано застосування нелінійних моделей, зокрема, мульти векторну регресію (MultiOutput SVR).

Результати чисельних експериментів дозволяють стверджувати, що такий підхід може непогано працювати з даними, які мають складну структуру та неоднорідний розподіл. Застосування методу дозволяє моделювати складні нелінійні залежності між вхідними та вихідними змінними за допомогою використання ядерних функцій та має здатність ефективно працювати з невеликими вибірками даних, оскільки використовує опорні вектори для моделювання регресійного коридору.



ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Zhang T., Song Y.-J., Zhang X.-Y., and Wu J.-Y. Synthesis of silver nanostructures by multistep methods. *Sensors*, 2014. vol. 14, no. 4, pp. 5860–5889.
2. Skiba M. I., Vorobyova V. I. Synthesis of silver nanoparticles using orange peel extract prepared by plasmochemical extraction method and degradation of methylene blue under solar irradiation. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2019. P.1-8.
3. Skiba M., Vorobyova V., Pivovarov A., Makarshenko N. Green synthesis of silver nanoparticles in the presence of polysaccharide: optimization and characterization. *Journal of Nanomaterials*, 2019. P.1-10.
4. Makarchenko V., Korotka L., Skiba M. Neural network modeling of plasma-chemical processes of obtaining nanosystems. *International scientific and technical conference Information Technologies in Metallurgy and Machine building (ITMM 2023)*, 2023. p. 99-101 (DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.024)
5. Verma S.; Chugh S.; Ghosh S.; Rahman B.M. Artificial Neural Network Modelling for Optimizing the Optical Parameters of Plasmonic Paired Nanostructures. *Nanomaterials*, 2022. 12, 170. <https://doi.org/10.3390/nano12010170>
6. Зеленцов Д.Г., Коротка Л.І. Технології обчислювального інтелекту в задачах моделювання складних систем: монографія. Баланс-Клуб, Дніпро. 2018. 178 с.
7. Коротка Л.І. Функціональна підсистема раціонального вибору архітектури нейронної мереж. *Вісник Херсонського національного технічного університету*, 2017. 3(62), Том I. (Фундаментальні науки). С. 55-59.
8. Коротка Л.І. Аналіз нейромережових моделей в задачах оптимізації технології енергоконденсованих систем. *Математичне моделювання*, 2018. № 1 (38). С. 69-76.
9. Жерон Орельєн Прикладне машинне навчання за допомогою Scikit-Learn та TensorFlow: концепції, інструменти та техніки для створення інтелектуальних систем. Пер. з англ. - СпБ.: ООО «Альфа-книга», 2018. - 688 с.: іл.
10. Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie and Robert Tibshirani. An Introduction to Statistical Learning. *Springer Texts in Statistics*, 2013. 426 p.
11. Muhammad Raza, Mumtaz Ahmed, Shahid Razzaque, Hafsa Hina. Testing for Heteroskedasticity in The Presence of Outliers. *Journal of Education and Social Studies*, 2023. 4(2):313-329. (DOI: 10.52223/jess.2023.4209)
12. Mike X Cohen. Practical Linear Algebra for Data Science: From Core Concepts to Applications Using Python. *O'Reilly Media*, 2022. 326 p.
13. Roderick J.A. Little та Donald B. Rubin. Statistical Analysis with Missing Data. *Wiley. John Wiley & Sons, LTD*, 2019. 462 p.
14. Alex J. Smola and Bernhard Schölkopf. A Tutorial on Support Vector Regression. *Statistics and Computing*, 2004. No.14: 199–222.
15. Shuo Xu, Xin An, Xiaodong Qiao, Lijun Zhu, Lin Li. Multi-output least-squares support vector regression machines. *Pattern Recognition Letters*, 2013. Volume 34, Issue 9. P. 1078-1084.

Received 10.05.2024.

Accepted 13.05.2024.

***Analysis and preparation of data during modeling  
of plasma-chemical processes of obtaining nanosystems***

*One of the new directions of industrial chemical technology is plasma chemical. Despite significant experimental and theoretical research, physicochemical processes are complex and not fully understood for scaling and control in mass production. In low-temperature plasma, chemical processes, regularities of reactions, and the basics of plasma chemical technology require computer modeling. The experimental data of natural experiments require additional analysis and preparation for their further application and the construction of adequate simulation models of plasma-chemical processes for the development of nanosystems. In the course of the preliminary experiment, which includes two stages, the input and output variables of the application task were examined. A software toolkit has been developed for the analysis of experimental data, which allows collecting statistical information and visualizing some processes. The software approaches to building analytical and simulation models of plasma-chemical processes of obtaining nanosystems were considered and implemented.*

*Two possible approaches to the construction of homomorphic models are reviewed: classical and with the use of artificial intelligence. Without limiting judgment, linear and non-linear regression models were reviewed. The first type of model is multiple regression and methods that use regularization. As an alternative, the construction of nonlinear models based on the method of support vectors is proposed. Vector and multi-vector regressions are considered. Multidimensional regression is aimed at studying and constructing a mapping of a multidimensional input feature space into a multidimensional output space. The obtained numerical results were analyzed and it was proposed to use nonlinear models of plasma-chemical processes for obtaining nanosystems for computer simulation, in particular: multi-vector regression.*

*Keywords: statistical data analysis, regression models, simulation of plasmatic processes of obtaining nanosystems.*

**Макарченко Віктор Сергійович** - аспірант кафедри інформаційних систем за спеціальністю «Комп'ютерні науки», Український університет науки і технологій.

**Коротка Лариса Іванівна** - к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційних систем, Український університет науки і технологій.

**Makarchenko Viktor Serhiyovych** - Postgraduate at the Department of Information Systems, with a specialty «Computer Science», Ukrainian State University of Science and Technology.

**Korotka Larysa Ivanivna** - Candidate of Technical Sciences, Docent, Associate Professor at the Department of Information Systems, Ukrainian State University of Science and Technology.