

УДК 004.942:004.032.26:539.3

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48\(1\).196-205](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48(1).196-205)**Ю. С. Морозов¹, Т. А. Зайцева²**

¹ Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара,
аспірант кафедри комп'ютерних технологій
yury.morozov@gmail.com
ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3869-7124>

² Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара,
завідувачка кафедри комп'ютерних технологій,
кандидат технічних наук, доцент
ztan2004@ukr.net
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6346-3390>

МЕТОДИКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ ГЕНЕРАЦІЇ ВЕЛИКИХ НАБОРІВ ДАНИХ У ANSYS MECHANICAL ДЛЯ НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ

Впровадження методів глибокого навчання в механіку деформівного твердого тіла суттєво обмежується нестачею верифікованих навчальних даних. Це зумовлює необхідність розроблення більш ефективних експериментальних та чисельних методів отримання якісних Data Sets, а також удосконалення підходів до моделювання та валідації. У статті розроблено методику автоматизованого формування таких масивів на базі середовища Ansys Mechanical. Запропонована методика базується на параметричному моделюванні (модуль Parameters Set), що дозволяє варіювати геометричні характеристики та умови навантаження зі збереженням якості скінченно-елементної сітки. Для прискорення збору даних використано бібліотеку Ansys DPF, яка забезпечує пряме зчитування бінарних файлів результатів, оминаючи обмеження графічного інтерфейсу. Ефективність методики перевірено на прикладі задачі контактної взаємодії штамп з пружним півпростором, для якої автоматично згенеровано множинну рішень. Отримані структуровані набори напружень та деформацій можуть бути використані для тренування нейромереж, що спеціалізуються на уточненні результатів МСЕ-розрахунків на грубих сітках. Такий підхід дозволяє досягти прийнятної точності моделювання при значному скороченні обчислювальних витрат.

Ключові слова: нейронна мережа, контактна зона, математичне моделювання, метод скінченних елементів, генерація даних, глибоке навчання, Ansys.

1. Вступ. Упродовж останнього десятиліття нейронні мережі перетворилися з інструменту експериментальних досліджень на один із ключових методів сучасної науки та інженерії. Їхня здатність до узагальнення, навчання на великих масивах даних та відтворення складних нелінійних залежностей зробила нейромережеві архітектури універсальним засобом для моделювання процесів, які традиційні чисельні методи описують лише з великими обчислювальними витратами. Сьогодні нейронні мережі розглядаються не лише як допоміжний інструмент, а як повноцінна складова інтелектуальних систем, здатних забезпечувати прогнозування, оптимізацію та адаптивне керування.

У сфері обчислювальної механіки це призвело до появи нового напрямку — побудови наближених моделей (surrogate models), що поєднують усталені методи із алгоритмами глибокого навчання [1]. Нейронні мережі дедалі частіше застосовуються для розв'язання задач, які раніше вважалися виключно прерогативою традиційних аналітичних або чисельних методів. Це стосується напри-

клад, прогнозування напружено-деформівного стану системи, аналізу пластичних деформацій та навіть побудови цифрових двійників складних конструкцій.

2. Аналіз сучасних досліджень і публікацій. Сучасна обчислювальна механіка дедалі активніше інтегрує підходи, що базуються на даних (data-driven), фокусуючись на використанні нейронних мереж для побудови наближених моделей (surrogate models) та оптимізації розрахункового часу [1]. Успішність тренування таких нейромереж [2], здатних у реальному часі прогнозувати складні фізичні явища, прямо залежить від якості та обсягу вхідних даних. На практиці формування масштабних навчальних вибірок часто здійснюється шляхом використання математичних моделей. Для цього застосовуються, наприклад, мови програмування, такі як Python, Julia та R. Широко використовуються також інженерні та чисельні платформи, зокрема Simulink, MATLAB, COMSOL Multiphysics та інші. Такий підхід є привабливим завдяки можливості швидкої автоматизації процесів та генерації великої кількості варіантів розв'язку у відносно короткі терміни. Однак суттєвим недоліком є їхня обмежена здатність відтворювати реальну фізику складних процесів. Як наслідок, нейромережі, натреновані на такій «ідеалізованій» базі, часто виявляються непридатними для практичних інженерних задач, що вимагають прийнятної точності.

Альтернативою є використання верифікованих промислових комплексів, таких як Ansys, Abaqus або MSC Marc. Ці програмні середовища містять Solvers, здатні враховувати нюанси фізичної взаємодії, недосяжні для простих скриптів [3]. Проте генерація великих обсягів даних у такому середовищі стикається з серйозними технічними бар'єрами. Робота через стандартний графічний інтерфейс (GUI) передбачає значну кількість ручних маніпуляцій для кожного окремого сценарію, що робить ручне створення вибірки великого розміру (що є необхідним для якісного навчання нейромереж) фактично неможливим без впровадження спеціальних засобів автоматизації [4].

3. Мета і завдання роботи. Метою дослідження є розробка та практична реалізація методики автоматизованої генерації великих наборів даних, що базується на інтеграції параметричного моделювання у середовищі Ansys Workbench [5] (Ansys Free Student Software License), інструментів обробки даних Ansys DPF та керуванні процесом через Python-скрипти.

Процес дослідження здійснюється на прикладі розв'язання контактної задачі про вдавнення абсолютно жорсткого двозв'язного штамп з плоскою основою у пружний півпростір.

Об'єктом дослідження є процес моделювання контактної взаємодії жорсткого штамп з пружним півпростором у середовищі скінченно-елементного аналізу Ansys.

Предметом дослідження є методи параметризації геометрії, автоматизації розрахунків та експорту результатів для формування навчальних вибірок, придатних для тренування глибоких нейромережевих архітектур.

Завдання дослідження:

- Розробити параметричну модель контактної задачі у середовищі Ansys.
- Сформулювати таблицю Design Points (варіантів розрахунків) у Ansys Mechanical Parameters.
- Забезпечити пакетний режим розрахунку та уніфікацію даних для експор-

ту у форматі CSV, Excel.

- Порівняти ефективність традиційного Python-скриптингу та використання Ansys DPF для отримання наборів даних напружень і переміщень.
- Створити базу даних для тренування нейромереж [6].
- Провести візуалізацію отриманих даних за допомогою Python-застосунку.

4. Основний результат. У роботі було використано підхід до формування масштабних наборів даних (Dataset Generation) у середовищі Ansys, який ґрунтувався на повній параметризації розрахункової моделі. З огляду на те, що навчання глибоких нейронних мереж потребує високої варіативності вхідних даних, розрахунки виконувалися шляхом варіювання ключових параметрів об'єкта дослідження. Відповідно, початковим етапом даного процесу була параметризація геометрії моделі.

Створення параметричної геометричної моделі (в середовищах Ansys SpaceClaim або Discovery) дозволило трансформувати геометричні характеристики конструкції, такі як зони контакту, у варіювані параметри. Це усунуло необхідність перебудови топології для кожного нового розрахункового випадку. Такий підхід надав узгодженість сітки скінченних елементів (Mesh Consistency) та коректність накладання граничних умов, що є важливим для якості навчальних даних [7].

У дослідженні розглянуто задачу про вдавнення циліндричного штампа з плоскою основою під дією вертикальної сили Q , лінія дії якої проходить через центр основи. Поперечний перетин штампа займає двозв'язну область, обмежену двома лініями у формі прямокутників. Зовнішній прямокутник має (наприклад) сторони $a_1 = 120\text{мм}$ та $b_1 = 100\text{мм}$ та співвідношенням сторін 1,2. Внутрішній прямокутник є геометрично подібним до зовнішнього, концентрично розташований та має те саме співвідношення сторін 1,2, при цьому варіювання його лінійних розмірів дозволяє сформувати серію штампів різної геометрії, що відповідають прямокутним кільцям різної ширини.

У дослідженні створено параметричну модель описаного вище штампа (рис. 1). Для моделювання використано програмний пакет Ansys Discovery [5]. Для штампа використано конструкційну сталь з модулем Юнга $E_s = 200\text{ГПа}$ та коефіцієнтом Пуасона $\nu_s = 0.3$ та для пружного півпростору матеріал з модулем Юнга $E_h = 180\text{МПа}$ та коефіцієнта Пуасона $\nu_h = 0.2$ (проектний матеріал). Для побудови скінченно-елементної сітки штампа та пружного півпростору у зоні контакту використані гексаедричні елементи з основою у вигляді квадрату. Отже, у межах дослідження параметричний простір задачі формується множиною вхідних параметрів $p = \{a_1, b_1, a, b, Q, E_s, \nu_s, E_h, \nu_h\}$.

Завдяки модулю Parameter Set у середовищі Ansys Workbench у дослідженні реалізовано параметричний зв'язок між геометричним редактором, модулем Mechanical та чисельним вирішувачем (Solver).

За рахунок Ansys Mechanical Parameters було визначено числові характеристики моделі як «Вхідні параметри» (Input Parameters) та «Вихідні параметри» (Output Parameters) [8]. Вхідними параметрами є геометричні розміри, властивості матеріалів, величини навантажень та параметри сітки. У графічному інтерфейсі вони активовані шляхом встановлення прапорця (символ «Р») біля відповідного поля введення. А вихідні параметри є цільовими змінними, які необхідно отримати після розрахунку, наприклад напруження та переміщення.

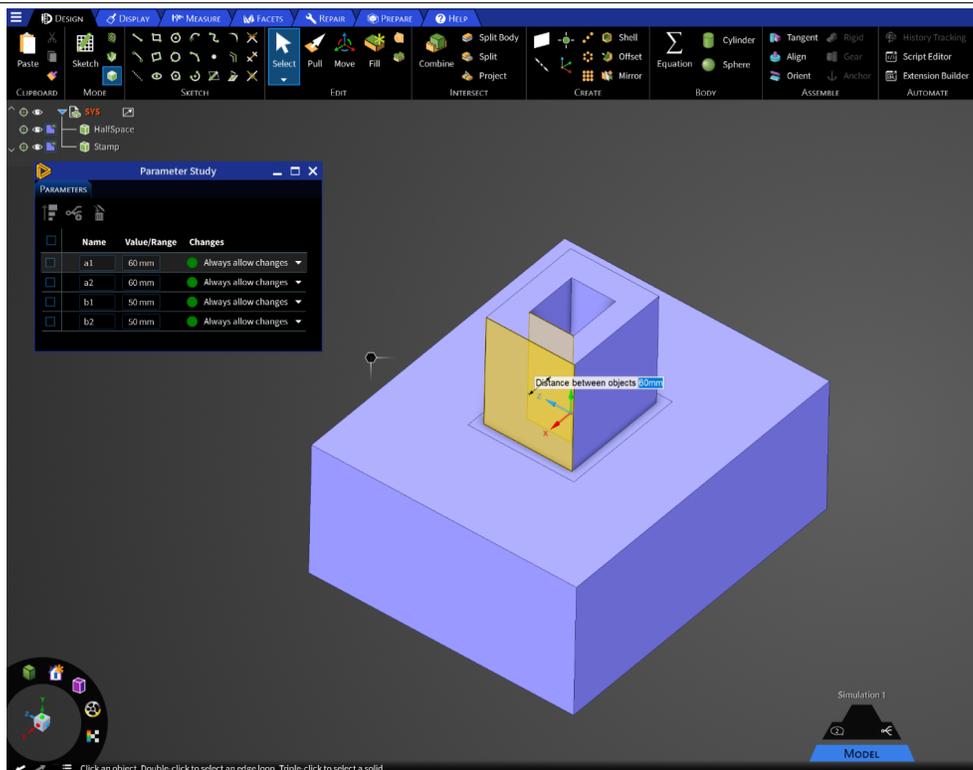


Рис. 1. Параметрична модель контакту штамп з основою у формі прямокутного кільця і пружного півпростору.

Процес використання цього інструментарію полягав у формуванні таблиці проектних точок (Table of Design Points). Кожна «Design Point» (DP) являє собою унікальний набір вхідних параметрів, який відповідає одному екземпляру даних для нейромережі (рис. 2). Після заповнення таблиці (вручну або алгоритмічно), Ansys автоматично запускав цикл оновлення. Для кожної DP згенеровано геометрію, побудовано сітку, проведено розрахунки для поставленої задачі та збережено результати [9].

У межах модельованої контактної задачі було задано чотири Design Points — варіанти вхідних параметрів, кожен з яких відповідає окремому значенню ширини кільця штамп вздовж осі Ox : 20 мм, 40 мм, 60 мм та 80 мм (рис. 2). Ширину кільця вздовж осі Oy визначено з урахуванням фіксованого співвідношення сторін прямокутника, що дорівнює 1,2. На основі побудованої моделі, як приклад, отримано розподіл нормальних напружень уздовж осі Ox на відрізок, показаному на рис. 3.

Після закінчення розрахунків у Solver для всіх Design Points набори даних експортовано для подальшого використання, а саме, для навчання нейронних мереж, візуалізації та інших застосувань. Якщо для стандартних інженерних розрахунків достатньо отримати деякі шукані величини (наприклад, максимальне напруження), то для тренування глибоких нейромереж краще мати повні набори даних (Full Field Data) — масиви значень у кожному вузлі скінченно-елементної сітки.

У середовищі Ansys існує два основні шляхи реалізації цього етапу. Або

Outline of Schematic A1: Parameters				Table of Design Points									
ID	Parameter Name	Value	Unit	Name	P1 - a1	P2 - a2	P3 - b1	P4 - b2	P5 - Normal Stress Maximum	P6 - Normal Stress Minimum	Retain	Retained Data	Note
1				DP-0 (Current)	60	60	50	50	68.455	-6602.3	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
2				DP-1	80	80	66.8	66.8	70.038	-6312.6	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
3				DP-2	-40	-40	33.2	33.2	61.427	-7885.7	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
4				DP-3	20	20	16.8	16.8	60.284	-11595	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	

Рис. 2. Таблиця проектних точок в Ansys Mechanical Parameters.

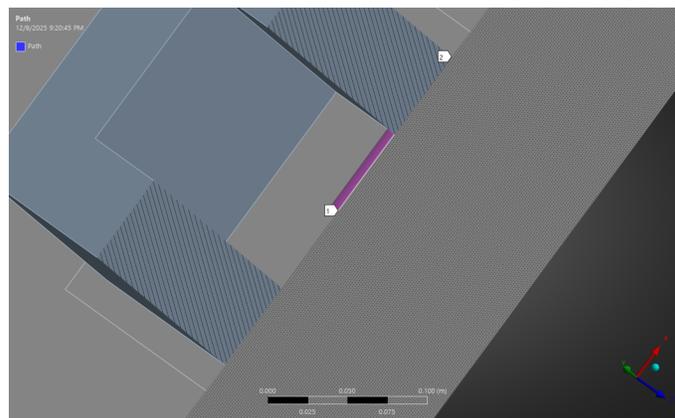


Рис. 3. Відрізок, на якому визначено розподіл нормальних напружень.

Python Scripting в середовищі Ansys Mechanical, або прямий доступ до даних через Ansys DPF (Data Processing Framework). Python Scripting в Ansys Mechanical базується на використанні вбудованого інтерпретатора Python та API Ansys Mechanical (Scripting Interface). Такий підхід імітує дії користувача. Скрипт програмно звертається до дерева проекту, створює об'єкти (наприклад, Probes або User Defined Results), ініціює їх обчислення та експортує дані у текстові файли. Це забезпечує інтеграцію з інтерфейсом, можливість керувати налаштуваннями Solver та граничними умовами у процесі розрахунків, але забезпечує низьку продуктивність при обробці великих масивів даних. Процес вилучення результатів відбувається через шар графічної оболонки (GUI), що створює значні витрати пам'яті та часу. Крім того, експорт результатів для багаточисельних ітерацій через цей інтерфейс є обчислювально неефективним і інколи займає більше часу, ніж сам розрахунок задачі.

Прямий доступ до даних через Ansys DPF є більш ефективним методом, орієнтованим на роботу з великими даними. DPF (Data Processing Framework) — це спеціалізована бібліотека, яка дозволяє зчитувати результати безпосере-

дньо з бінарних файлів розв'язку (.rst, .rth), оминаючи завантаження повного інтерфейсу Mechanical [10]. На відміну від повільного COM-інтерфейсу, DPF базується на оптимізованих алгоритмах, розроблених на C++, що прискорює зчитування результатів на кілька порядків. Бібліотека `ansys-dpf-core` є Python обгорткою, яка дозволяє застосовувати зазначений метод в середі Python. Важливою особливістю є те, що інструмент оперує векторними полями, дозволяючи автоматично конвертувати тензори напружень у масиви NumPy — формат, який безпосередньо використовується для навчання нейромереж. Крім того, такий підхід забезпечує автономність.

Для створення навчального набору даних, що містить інформацію про розподіл полів напружень та деформацій у зоні контакту, використання Ansys DPF є зручним засобом з точки зору продуктивності та зручності подальшої обробки даних методами машинного навчання, тому для експортування даних для поставленої контактної задачі застосовано саме цей метод.

На рис. 4 представлено загальну схему генерації даних (pipeline), що автоматизує процес побудови геометрії, налаштування сітки та граничних умов, забезпечуючи формування рішень за допомогою механізму Design Points.

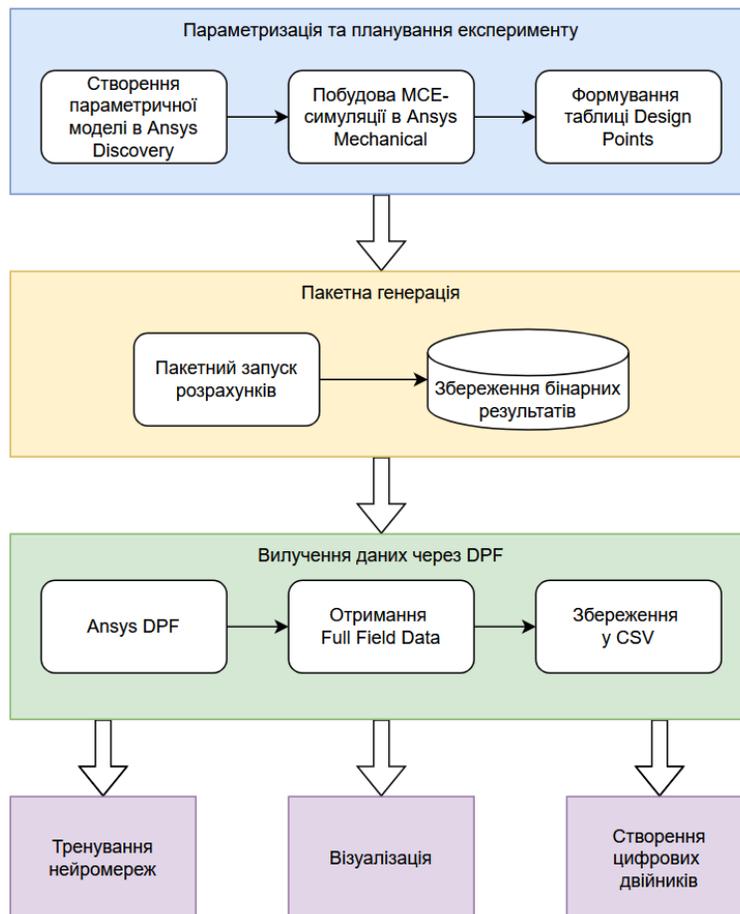


Рис. 4. Схема генерації даних.

У статті [11] наведено чисельно-аналітичний розв'язок контактної задачі вдавнення циліндричного штампа з плоскою основою під дією вертикальної си-

ли, що проходить через центр тяжіння штампу. Поперечний переріз штампу має форму двозв'язної області, обмеженої двома прямокутними контурами. Отримані в цій роботі [11] результати слугують основою для перевірки коректності розрахунків, виконаних у межах даного дослідження.

Візуалізацію отриманих результатів проведено за допомогою створеного Python застосунка (рис. 5), у який передаються результати — розподіл контактних напружень на відрізку, зазначеному на рис. 3 для чотирьох Design Points та відбувається їх візуалізація за допомогою бібліотеки matplotlib. Ці ж самі дані використано для створення тренувальної бази спеціалізованих нейромережових архітектур. За фіксованих значень вхідних параметрів і однакової версії Ansys результати розрахунків, зчитані безпосередньо з бінарних файлів за допомогою Ansys DPF, є детермінованими та відтворюваними.

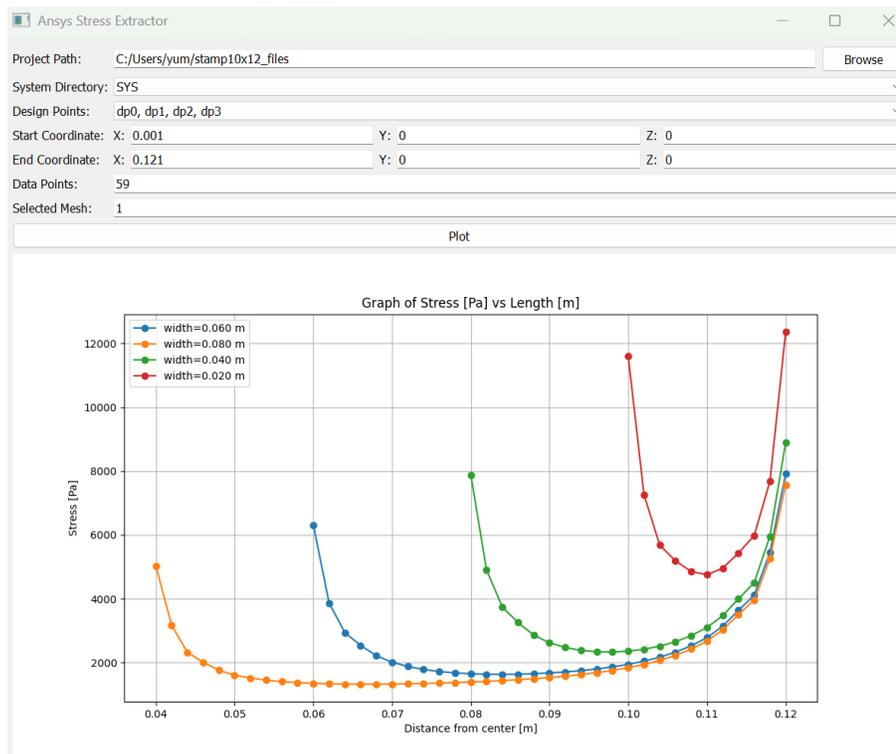


Рис. 5. Інтерфейс застосунка візуалізації напружень для різних Design Points.

5. Висновки та перспективи подальших досліджень. У роботі запропоновано та практично реалізовано методику автоматизованої генерації великих наборів даних на прикладі задачі контактної механіки. Методика базується на інтеграції параметричного моделювання в середовищі Ansys Workbench та інструментів обробки даних Ansys DPF. У межах дослідження розроблено параметричну скінченно-елементну модель контактної задачі про вдавнення циліндричного штампу з плоскою основою під дією вертикальної сили, що проходить через центр тяжіння штампу. Сформовано таблицю Design Points, що забезпечує формалізований опис розрахункових сценаріїв та можливість їх автоматизованого перебору.

Розроблений підхід (pipeline) усуває необхідність ручного втручання на етапах побудови геометрії, налаштування сітки та граничних умов і дозволяє реа-

лізувати пакетний режим розрахунку з уніфікованим збереженням результатів. Отримані дані структуровано у форматах, придатних для подальшого експорту та аналізу (CSV, Excel), що відповідає вимогам підготовки навчальних вибірок для методів машинного навчання.

У роботі проведено порівняльний аналіз традиційного Python-скриптингу в середовищі Ansys Mechanical та прямого доступу до результатів за допомогою фреймворку Ansys DPF. Показано, що використання DPF забезпечує значно ефективніше зчитування даних напружень і переміщень безпосередньо з бінарних файлів розв'язку, що є критично важливим для роботи з великими обсягами даних (Big Data).

На основі згенерованих результатів сформовано базу даних для тренування нейромережових архітектур, орієнтованих на уточнення результатів МСЕ, отриманих на грубій сітці. Застосування такого підходу дозволяє досягти точності, співмірної з розрахунками на густій сітці, при суттєво менших обчислювальних витратах. Додатково проведено верифікацію та візуалізацію отриманих даних за допомогою спеціалізованого Python-застосунку, що підтвердило коректність сформованих наборів даних та їх придатність для подальшого використання в задачах глибокого навчання.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що не мають конфлікту інтересів щодо даного дослідження, включаючи фінансовий, особистий, авторський або будь-який інший, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, представлені в даній статті.

Фінансування

Дослідження було проведено без фінансової підтримки.

Доступність даних

Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису.

Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що при створенні даної роботи вони не використовували технології штучного інтелекту.

Внесок авторів

Ю. С. Морозов: концептуалізація, курація даних, формальний аналіз, дослідження, програмне забезпечення, валідація, візуалізація, написання — початковий варіант, Т. А. Зайцева: концептуалізація, формальний аналіз, методологія, адміністрування проекту, наукове керівництво, валідація, написання — рецен-

зування та редагування.

Авторські права ©



(2026). Морозов Ю. С., Зайцева Т. А. Ця робота ліцензується відповідно до Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Список використаної літератури

1. Sahin, T., von Danwitz, M., & Popp, A. (2024). Solving forward and inverse problems of contact mechanics using physics-informed neural networks. *Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences*, 11, Article 11. <https://doi.org/10.1186/s40323-024-00265-3>
2. Zghurovskiy, M. Z., & Zaychenko, Y. P. (2024). *Artificial intelligence systems*. Kyiv: Akadempriodyka. <https://doi.org/10.15407/akadempriodyka.551.744> [in Ukrainian].
3. Madenci, E., & Guven, I. (2015). *The Finite Element Method and Applications in Engineering Using ANSYS*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7550-8>
4. Ramnath, S., Adrian, A., Bolar, A., Alawadhi, I., Sunkara, S., Kumar, P., Davidson, J., & Shah, J. (2025). Springback prediction using machine learning: an application for simplified automotive body-in-white structures. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 139(3), 1253–1273. <https://doi.org/10.1007/s00170-025-15958-1>
5. Ansys Free Student Software Downloads. Retrieved from <https://www.ansys.com/academic/free-student-products>
6. Liang, L., Liu, M., Martin, C., & Sun, W. (2018). A deep learning approach to estimate stress distribution: a fast and accurate surrogate of finite-element analysis. *Journal of The Royal Society Interface*, 15(138), Article 20170844. <https://doi.org/10.1098/rsif.2017.0844>
7. Stolarski, T., Nakasone, Y., & Yoshimoto, S. (2018). *Engineering Analysis with ANSYS Software (2nd ed.)*. Oxford: Butterworth-Heinemann. Retrieved from <https://inspectioncopy.elsevier.com/book/details/9780081021644>
8. Lee, H. H., & Schilling, P. J. (2025). Finite Element Simulations with ANSYS Workbench 2025. *Theory, Applications, Case Studies, KS: SDC Publications*. Retrieved from <https://perlego.com/book/5205547/finite-element-simulations-with-ansys-workbench-2025-theory-applications-case-studies-pdf>
9. Ansys® Workbench User's Guide, Release 2023 R1. (2023). Canonsburg, PA: Ansys, Inc. Retrieved from <https://ansyshelp.ansys.com>
10. Ansys DPF-Core: Data Processing Framework via Python. (2024). Canonsburg, PA: Ansys, Inc. Retrieved from <https://dpf.docs.pyansys.com>
11. Shyshkanova, G., Zaytseva, T., & Frydman, O. (2016). Method of approximation of stress fields in elastic bodies using neural networks. *Metallurgical and Mining Industry*, (4), 94–98. Retrieved from https://www.metaljournal.com.ua/assets/Journal/english-edition/MMI_2016_4/12_Ganna-Shyshkanova.pdf

Morozov Y. S., Zaytseva T. A. Methodology for generating complex datasets in Ansys Mechanical for analysis, visualization, and neural network training in contact mechanics problems.

The integration of deep learning methods into the mechanics of deformable solids is significantly limited by the scarcity of verified training data. This creates a need for the development of more efficient experimental and numerical methodologies for the generation of high-quality datasets, as well as for the refinement of modeling and validation approaches. The present paper develops a methodology for the automated generation of such datasets based on the Ansys Mechanical environment. The proposed methodology relies on parametric modeling (Parameters Set module), which allows for varying geometric characteristics and loading conditions while maintaining finite element mesh quality. To accelerate data acquisition, the Ansys DPF library is utilized, providing direct reading

of binary result files and bypassing the limitations of the graphical user interface. The methodology's efficiency is verified using the problem of contact interaction between a stamp and an elastic half-space, for which a solution set was automatically generated. The obtained structured datasets of stresses and strains can be used to train neural networks designed to refine FEA results on coarse meshes. This approach makes it possible to achieve acceptable modeling accuracy while significantly reducing computational costs, as well as to support other deep learning tasks.

Keywords: neural network, contact zone, mathematical modeling, finite element method, data generation, deep learning, Ansys.

Отримано: 02.12.2025

Прийнято: 20.12.2025

Опубліковано: 29.01.2026