



Прийнято 01.06.2025. Прорецензовано 11.06.2025. Опубліковано 23.06.2025.

УДК 622.69:004.942

DOI: 10.31471/1993-9965-2025-1(58)-124-134

ГЕНЕРУВАННЯ СИНТЕТИЧНОГО ДАТАСЕТУ ДЕФОРМОВАНИХ ТРУБОПРОВІДІВ З ДЕФЕКТАМИ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ НАПРУЖЕНЬ НА ОСНОВІ ДАНИХ ЛАЗЕРНОГО СКАНУВАННЯ

Паньків Х. В.*

Кандидат технічних наук, доцент
Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-1390-1321>
e-mail: khrystyna.pankiv@nung.edu.ua

Паньків Ю. В.

Кандидат технічних наук, доцент
Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна
<https://orcid.org/0000-0001-6741-4732>
e-mail: yurii.pankiv@gmail.com

Анотація. Стаття представляє методологію генерації синтетичного датасету для моделювання напружено-деформованого стану трубопроводів. Основною метою є створення розмічених даних для розробки та навчання моделей машинного навчання, що прогнозуватимуть внутрішні напруження у стінках трубопроводу на основі вимірних координат його зовнішньої поверхні. Датасет враховує широкий спектр реалістичних сценаріїв. Він включає варіації геометричних параметрів, таких як внутрішній радіус, базова товщина стінки та загальна довжина циліндра. Особлива увага приділяється інтеграції локальних дефектів товщини, змодельованих за допомогою параметризованих гаусових функцій, що дозволяє контролювати їхні характеристики. Для підвищення достовірності та адаптації ШІ моделей до реальних матеріалів, властивості, як модуль Юнга, коефіцієнт Пуассона та коефіцієнт теплового розширення, стохастично варіюються для кожного циліндра. Включено вплив комплексних зовнішніх та внутрішніх навантажень: внутрішнього та зовнішнього тиску, осьових сил (розтягуючих/стискаючих), вигинаючих моментів (що симулюють нерівномірне осідання) та змін температури, які викликають термічні напруження. Ключовою особливістю методології є імітація реальних умов збору даних за допомогою лазерних сканерів. До аналітично розрахованих деформованих координат зовнішньої поверхні трубопроводу додається контрольований випадковий шум. Це відображає типові неточності оптичних вимірювань, забезпечуючи максимальне наближення вхідних даних для ШІ моделі до реальних польових умов. Запропонована методологія дозволяє ефективно створювати великі обсяги розмічених даних, незамінних для навчання та валідації алгоритмів глибокого навчання, що вирішують обернену задачу в механіці матеріалів. Це відкриває нові можливості для вдосконалення неруйнівного контролю, структурного моніторингу та прогнозування залишкового ресурсу трубопроводів.

Ключові слова: трубопроводи; напружено-деформований стан; машинне навчання; математичне моделювання.

Запропоноване посилання: Паньків, Х. В., & Паньків, Ю. В. (2025). Генерування синтетичного датасету деформованих трубопроводів з дефектами для прогнозування напружень на основі даних лазерного сканування. Науковий вісник ІФНТУНГ, 1(58), 124-134. doi: 10.31471/1993-9965-2025-1(58)-124-134

* Відповідальний автор



Copyright © The Author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Вступ

Моніторинг цілісності трубопроводів є критично важливим для забезпечення безпеки та ефективності транспортування рідин і газів. Традиційні методи оцінки стану, такі як внутрішньотрубна інспекція [1] або ультразвуковий контроль [2], надають цінну інформацію про дефекти та товщину стінки. Однак, пряме вимірювання напружень у стінках трубопроводу в експлуатаційних умовах є складним завданням.

З розвитком штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) з'явилися нові можливості для автоматизованого аналізу та прогнозування НДС. Моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейромережі (CNN) та трансформери, показали значний потенціал у виявленні патернів у складних даних сенсорів та часових рядах [3, 4, 5]. Однак, ефективність цих моделей значною мірою залежить від доступності великих, високоякісних та розмічених наборів даних.

Останні досягнення в галузі 3D-лазерного сканування дозволяють з високою точністю фіксувати геометрію поверхні об'єктів, включаючи їхні деформації під навантаженням. Це відкриває можливості для розв'язання оберненої задачі: визначення внутрішнього напружено-деформованого стану (НДС) матеріалу на основі вимірюваних деформацій поверхні [6]. Для навчання таких моделей машинного навчання (МН), особливо глибоких нейронних мереж [7], потрібні великі обсяги розмічених даних, що містять пари "деформована геометрія поверхні – відповідні напруження". Реальні дані про НДС промислових трубопроводів та резервуарів є рідкісними, високовартісними для збору, часто не містять достатньої кількості прикладів відмов або рідкісних сценаріїв, і можуть бути ускладнені шумом та пропусками [8]. Цей дефіцит даних є значною перешкодою для розроблення та валідації надійних ШІ-моделей.

Ця стаття описує створення синтетичного датасету, який моделює поведінку трубопроводів під різними впливами. Метою є генерування реалістичних вхідних даних (координати точок поверхні з шумом, як від лазерного сканера) та відповідних їм напружень, що слугуватиме основою для розробки моделей МН для неруйнівного контролю.

Аналіз сучасних закордонних і вітчизняних досліджень і публікацій

Синтетичні набори даних стають все більш важливим доповненням до реальних да-

них, особливо для подолання дефіциту інформації про рідкісні або небезпечні сценарії пошкоджень.

Генерування синтетичних даних пропонує кілька значних переваг:

- подолання дефіциту реальних даних: це особливо актуально для сценаріїв пошкоджень, які рідко зустрічаються в реальному світі або є небезпечними для збору даних [9];

- створення різноманітних сценаріїв: синтетичні дані дозволяють генерувати різноманітні, доменно-специфічні та контрольовані сценарії, що охоплюють варіації місця розташування, освітлення та інших умов [10];

- контроль над умовами: можна точно контролювати параметри пошкоджень, умови навколишнього середовища та навантаження, що дозволяє проводити цілеспрямоване навчання моделей [11];

- зниження витрат та часу: генерування синтетичних наборів даних може бути значно швидшою та дешевшою, ніж збір та анотування реальних даних.

Аналіз методом скінченних елементів (МСЕ) є потужним інструментом для моделювання складних структурних механізмів, теплопередачі, електромагнетизму та акустики. Програмне забезпечення МСЕ, таке як Ansys Mechanical, FEATool Multiphysics, Elmer, FreeFEM та Code-Aster, дозволяє інженерам вирішувати складні проблеми структурної механіки, аналізувати напруження, деформації, втому, руйнування та контактну механіку [12, 13]. Корисними є також аналітико-числові моделі деформування трубопроводів в складних геотехнічних умовах, які дозволяють оцінювати напружений стан труби, спричинений кінематичними [14] і силовими [15–17] впливами пошкодженої основи, та граничноелементні підходи (МГЕ) до аналізу граничної рівноваги оболонок з тріщиноподібними дефектами [18,19]. Усе це дозволяє генерувати дані про поведінку матеріалів та структур під різними навантаженнями та умовами, що є ідеальним для створення синтетичних наборів даних про деформації та напруження.

Синтетичні дані відіграють важливу роль у навчанні моделей МН, особливо коли реальні дані обмежені або їх важко отримати. Вони можуть використовуватися для попереднього навчання моделей, а потім калібрування на невеликих обсягах реальних даних для підвищення узагальнюваності та надійності. Цей підхід є перспективним для розроблення надійних систем виявлення пошкоджень, особливо для рідкісних або складних сценаріїв, де

збір достатньої кількості реальних даних є непрактичним.

Висвітлення невирішених раніше частин загальної проблеми

Хоча існує багато даних про дефекти або зображення корозії, вкрай бракує великих, розмічених наборів даних, які безпосередньо пов'язують виміряні деформації поверхні (отримані, наприклад, лазерним скануванням або цифровою кореляцією зображень) з внутрішніми напруженнями. Більшість існуючих робіт зосереджені на прямих задачах (прогнозування деформацій за заданим навантаженням) або на виявленні дефектів на візуальних даних, а не на кількісному визначенні повного НДС за деформованою геометрією.

Існуючі аналітичні моделі та навіть багато чисельних симуляцій часто обмежуються аналізом впливу одного або двох домінуючих факторів навантаження (наприклад, лише внутрішнім тиском). Реальні трубопроводи знаходяться під впливом складної комбінації внутрішнього/зовнішнього тиску, осьових сил, вигинаючих моментів (що виникають через нерівномірне осідання ґрунту, температурні перепади або зовнішні дії) та температурних змін. Створення датасету, який систематично та різноманітно варіює всі ці взаємодіючі фактори, є складним завданням.

Хоча дефекти товщини можуть бути ідентифіковані традиційними методами, їхній кількісний вплив на загальний деформований стан та розподіл напружень по всій поверхні (особливо за наявності інших навантажень) рідко стає основою для тренувальних даних ШІ моделей, які працюють з даними сканування. Потреба в синтетичних даних, що включають такі дефекти та їхній реалістичний вплив на зовнішню форму, є очевидною.

Реальні дані, отримані за допомогою таких технологій, як лазерне сканування, завжди містять певний рівень шуму та невизначеності. Ігнорування цього шуму в навчальних даних може призвести до розробки ШІ моделей, які є крихкими і погано узагальнюються на реальні зашумлені вимірювання. Систематичне включення шуму вимірювань у синтетичні дані є важливим, але часто недооцінюваним аспектом для підвищення надійності моделей.

Формулювання цілей статті

Основна проблема, якій присвячена ця стаття, полягає у відсутності достатніх обсягів високоякісних, розмічених даних для навчання моделей машинного навчання, які могли б

прогнозувати напруження у стінках трубопроводу на основі його деформованої зовнішньої геометрії, виміряної, наприклад, лазерним сканером. Вирішення цієї оберненої задачі є критично важливим для переходу до більш ефективних методів моніторингу цілісності та прогнозного обслуговування.

З огляду на вищезазначене, основними цілями цієї статті є розроблення комплексної методології генерування синтетичного датасету для циліндричних трубопроводів, який повноцінно відображає їхній напружено-деформований стан (НДС) під впливом широкого спектру реалістичних експлуатаційних та дефектних сценаріїв, додаючи контрольований випадковий шум до деформованих 3D-координат поверхні, щоб відобразити неточності реальних вимірювань та підвищити надійність майбутніх ШІ моделей.

Для генерування датасету використовується аналітичний підхід, заснований на розширених рівняннях Ламе та принципах опору матеріалів та теорії пружності у товстостінних циліндрах під дією комбінованих навантажень із застосуванням гаусових функцій для програмного моделювання та створення різноманітних локальних дефектів товщини стінки. Для включення стохастичних (випадкових) варіацій у властивості матеріалів, параметри навантаження та моделювання неточностей лазерного сканування для підвищення різноманітності та узагальнюваності датасету використовується статистичне моделювання. Це дозволяє точно розраховувати НДС для ідеалізованих та деформованих циліндричних оболонок. Весь процес генерування датасету реалізується за допомогою Python для забезпечення автоматизації, масштабованості та відтворюваності, що дозволяє легко генерувати великі обсяги даних.

Висвітлення основного матеріалу дослідження

Трубопровід моделюється як товстостінний циліндр з внутрішнім радіусом $R_{\text{вн}}$ та зовнішнім радіусом $R_{\text{зовн}}$. Товщина стінки $t = R_{\text{зовн}} - R_{\text{вн}}$.

Для моделювання локальних дефектів товщини стінки (наприклад, стоншення внаслідок корозії) зовнішній радіус $R_{\text{зовн}}$ розглядається як функція осьової координати z : $R_{\text{зовн}}(z) = R_{\text{вн}} + t(z)$. Функція товщини $t(z)$ генерується за допомогою базової товщини $t_{\text{баз}}$ та Гаусової функції, що імітує локальне стоншення (або потовщення) у певній ділянці [20]:

Таблиця 1 – Фактори навантаження

Вид навантаження	Позначення	Опис
Внутрішній тиск	$P_{\text{вн}}$	Тиск робочого середовища всередині труби
Зовнішній тиск	$P_{\text{зовн}}$	Тиск ґрунту або води, що оточує трубу
Осьова сила	$F_{\text{осьова}}$	Розтягуюча або стискаюча сила, прикладена вздовж осі труби
Вигинаючий момент	$M_{\text{вигин}}$	Момент, що викликає вигин труби (наприклад, від нерівномірного осідання ґрунту). Моделюється як синусоїдальна функція вздовж осі z з випадковими амплітудою та фазою
Зміна температури	ΔT	Відхилення температури труби від початкової, що викликає температурні напруження, якщо осьові деформації обмежені

Таблиця 2 – Компоненти осьових напружень

Компонента	Формула
від осьової сили	$\sigma_{z,F} = \frac{F_{\text{осьова}}}{A_{\text{перерізу}}}$
від вигинаючого моменту	$\sigma_{z,M} = \frac{M_{\text{вигин}} \cdot y}{I}$ де y – відстань від нейтральної осі, I – момент інерції перерізу.
від температурної зміни	$\sigma_{z,T} = -E\alpha\Delta T$ (для обмеженої деформації)
від ефекту Пуассона (для закритого циліндра)	$\sigma_{z,P} = \frac{P_{\text{вн}}R_{\text{вн}}^2 - P_{\text{зовн}}R_{\text{зовн}}^2}{R_{\text{зовн}}^2 - R_{\text{вн}}^2}$

$t(z) = t_{\text{баз}} - A \cdot e^{-\frac{(z-z_0)^2}{2\sigma^2}}$,
де A – амплітуда дефекту (частка від $t_{\text{баз}}$),
 z_0 – центральне положення дефекту,
 σ – параметр, що визначає "ширину" дефекту.

Мінімальна товщина обмежується, щоб уникнути нереалістичних значень. Для кожного згенерованого циліндра властивості матеріалу (Модуль Юнга E , коефіцієнт Пуассона ν , коефіцієнт теплового розширення α) випадково варіюються в заданих діапазонах, щоб підвищити узагальнюючу здатність майбутньої моделі.

Розглянуті фактори навантаження наведено в таблиці 1.

Напруження в стінці циліндра розраховують за принципом суперпозиції для трьох основних компонентів [20]:

- радіальне напруження (σ_r) та тангенціальне (кільцеве) напруження (σ_t), які обчислюються за розширеними рівняннями Ламе, що враховують як $P_{\text{вн}}$, так і $P_{\text{зовн}}$.

$$\sigma_r(r) = A - \frac{B}{r^2};$$

де

$$\sigma_t(r) = A + \frac{B}{r^2},$$

$$A = \frac{P_{\text{вн}}R_{\text{вн}}^2 - P_{\text{зовн}}R_{\text{зовн}}^2}{R_{\text{зовн}}^2 - R_{\text{вн}}^2};$$

$$B = \frac{(P_{\text{вн}} - P_{\text{зовн}})R_{\text{вн}}^2R_{\text{зовн}}^2}{R_{\text{зовн}}^2 - R_{\text{вн}}^2};$$

- осьове напруження (σ_z), що є сумою кількох компонентів [21], наведених в таблиці 2.

Радіальне переміщення (u_r) обчислюється на основі рівнянь Ламе [20] та осьового напруження:

$$u_r(r) = \frac{1}{E}((1-\nu)Ar + (1+\nu)\frac{B}{r} + \nu\sigma_z r).$$

Осьова деформація (ϵ_z) обчислюється за формулою:

$$\epsilon_z = \frac{1}{E}(\sigma_z - \nu(\sigma_r + \sigma_t)) + \alpha\Delta T.$$

Осьове переміщення (u_z) розраховується кумулятивно шляхом інтегрування осьової деформації вздовж осі z .

Для кожної з точок на зовнішній поверхні циліндра:

Таблиця 3 – Структура датасету

Категорія	Назва ознаки	Опис
Вхідні ознаки	scanned_X, scanned_Y, scanned_Z	декартові координати точки на деформованій зовнішній поверхні з шумом сканера
Цільові вихідні дані	target_sigma_radial_outer	радіальне напруження на зовнішній поверхні
	target_sigma_tangential_outer	тангенціальне напруження на зовнішній поверхні
	target_sigma_axial_outer	осьове напруження на зовнішній поверхні
Метадані / додаткові ознаки	cylinder_id	ідентифікатор циліндра
	z_coord_original	початкова координата по осі z
	theta_deg	кутове положення в градусах
	original_X, original_Y, original_Z	недеформовані координати точки
	thickness_at_z_original	товщина стінки в точці (з урахуванням дефекту)
	youngs_modulus	модуль Юнга (матеріальна властивість)
	poissons_ratio	коефіцієнт Пуассона (матеріальна властивість)
	thermal_expansion_coeff	коефіцієнт теплового розширення
	internal_pressure_input	внутрішній тиск
	external_pressure_input	зовнішній тиск
	axial_force_input	осьове зусилля
	bending_moment_magnitude_input	момент згину
	temp_change_input	зміна температури
	defect_magnitude_frac_input	відносна глибина дефекту
	defect_location_z_input	положення дефекту вздовж осі z
	defect_length_frac_input	відносна довжина дефекту
	true_deformed_X, true_deformed_Y, true_deformed_Z	деформовані координати без шуму
	true_radial_displacement_outer	істинне радіальне переміщення на зовнішній поверхні
	true_axial_strain_outer	істинне осьове деформування
	true_axial_displacement_outer	істинне осьове переміщення

1. визначаються початкові (недеформовані) декартові координати (X_{orig} , Y_{orig} , Z_{orig});

2. обчислюються деформовані декартові координати (X_{def} , Y_{def} , Z_{def}) на основі розрахованих радіальних та осьових переміщень;

3. до деформованих координат додається випадковий шум (з нормальним розподілом та заданим стандартним відхиленням), що імітує неточність вимірювання реального лазерного сканера. Ці "зашумлені" координати (X_{scan} , Y_{scan} , Z_{scan}) є основними вхідними даними для моделі.

Кожен циліндр у датасеті генерується з унікальним набором випадкових параметрів (властивості матеріалу, параметри дефекту,

навантаження). Для кожного циліндра дані збираються у дискретних точках вздовж його довжини (z) та по колу (θ). Датасет зберігається у форматі CSV (Comma Separated Values). Його структура наведена в таблиці 3.

Результати генерування показано на рисунках 1–3.

На рисунку 1 показано моделювання дефекту за допомогою зміни профілю товщини вздовж осьової координати.

На рисунку 2 показано, як змінюються напруження на ділянці дефекту, а саме: зміну тангенціальних (а) та осьових (б) напружень вздовж осьової координати.

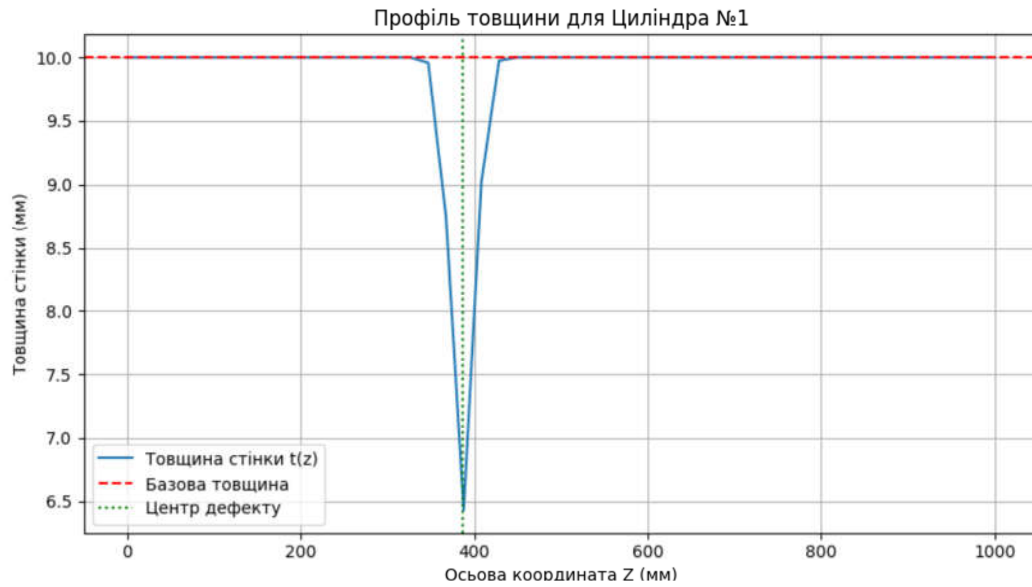
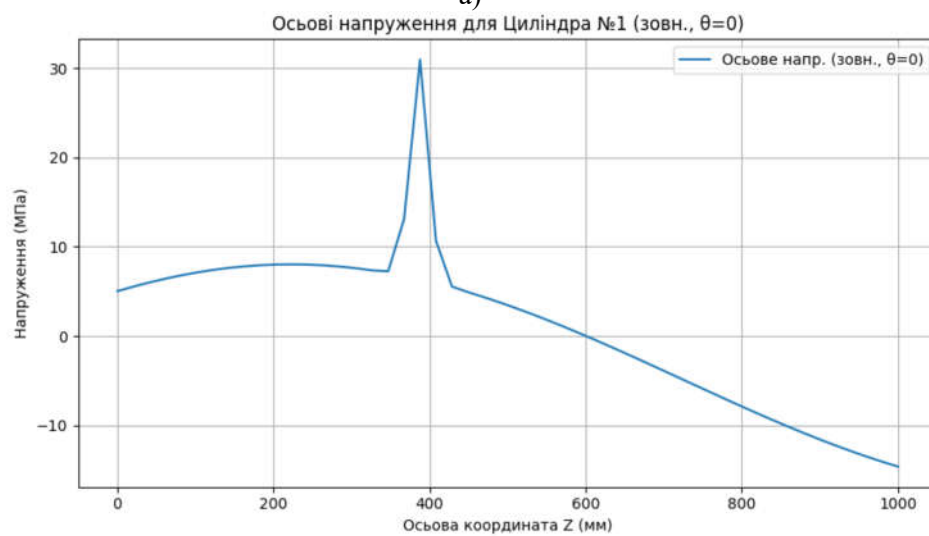


Рисунок 1 – Результати генерування: зміна товщини вздовж осьової координати



а)



б)

Рисунок 2 – Результати генерування: зміна тангенціальних (а) та осьових (б) напружень вздовж осьової координати

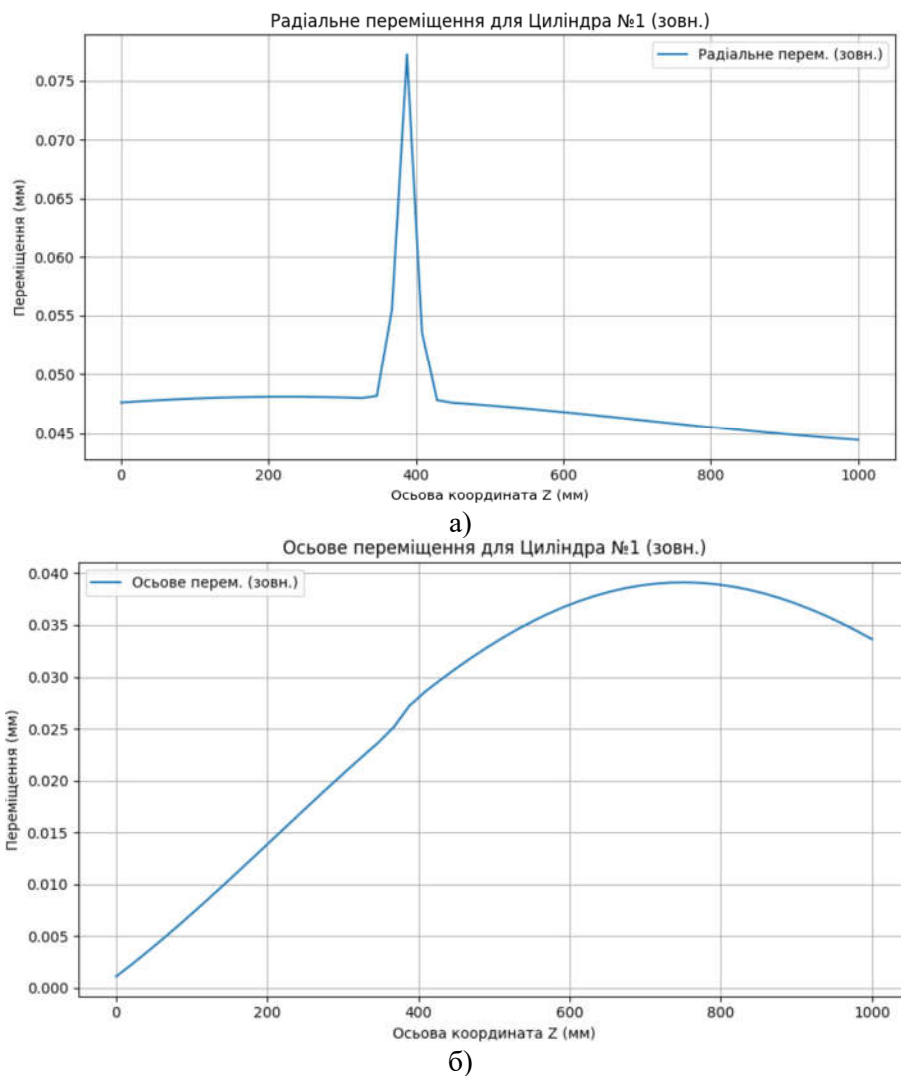


Рисунок 3 – Результати генерування: зміна радіальних (а) та осьових (б) переміщень вздовж осьової координати

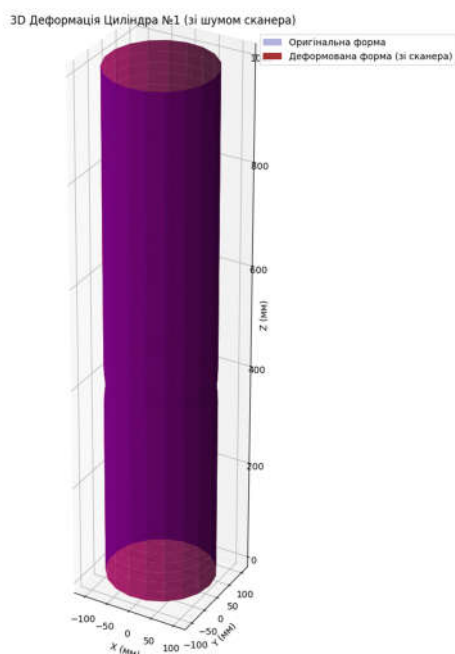


Рисунок 4 – Результати моделювання: 3D зображення трубопроводу з дефектом

На рисунку 3 показано, як змінюються переміщення з ділянці дефекту, а саме: зміну радіальних (а) та осьових (б) переміщень вздовж осьової координати.

На рисунку 4 показано 3D модель згенерованого циліндра зі змодельованим дефектом.

Висновки

Згенерований датасет містить тисячі точок даних для кожного циліндра, що дозволяє відобразити складні взаємозв'язки між деформацією поверхні та внутрішніми напруженнями. Візуалізація 3D-моделей показує чіткі відмінності між оригінальною та деформованою формами, а також вплив дефектів та навантажень на профіль товщини, напруження та переміщення вздовж циліндра. Додавання шуму сканера робить вхідні дані більш реалістичними для навчання моделей.

Цей датасет може бути використаний для навчання регресійних моделей МН (наприклад, нейронних мереж) для прогнозування напружень за 3D-координатами, дослідження чутливості напружень до різних факторів впливу, розробки алгоритмів виявлення та класифікації дефектів на основі деформацій поверхні та інших досліджень.

Цей датасет містить ряд обмежень. Зокрема, модель базується на спрощених аналітичних формулах, які можуть не повністю відображати складну поведінку матеріалів (наприклад, пластичні деформації, втомне руйнування) або точну взаємодію з ґрунтом. Також слід звернути увагу на те, що дефекти моделюються як гладкі гаусові стоншення, тоді як реальні дефекти можуть мати більш складну та нерегулярну форму. Також у поточній моделі не враховуються зсувні напруження, викликані крученням або складними поперечними силами.

У подальших дослідженнях планується включати інтеграцію даних МСЕ аналізу для моделювання більш складних дефектів та нелінійної поведінки матеріалів, а також розширення типів зовнішніх впливів, таких як динамічні навантаження.

Подяки

Відсутні.

Конфлікт інтересів

Відсутній.

Список використаних джерел / References

1. NACE International. SP0102-2010: In-Line Inspection of Pipelines. NACE International, 2018.
2. American Society for Nondestructive Testing (ASNT). Nondestructive Testing Handbook. Vol. 7: Ultrasonic Testing. 3rd ed. ASNT, 2016.
3. Yang Z, Yu C.-H. Buehler M. J. Deep learning model to predict complex stress and strain fields in hierarchical composites.. *Science Advances*. 2021. Vol. 7, No. 15. eabd7416. DOI: <http://dx.doi.org/10.1126/sciadv.abd7416>
4. Application of Artificial Intelligence to Support Design and Analysis of Steel Structures / S. Sarfarazi et al. *Metals*. 2025, Vol. 15, No. 4. Art. no. 408. DOI: <https://doi.org/10.3390/met15040408>
5. AI for Smarter Pipeline Management in Oil and Gas Industry [Electronic resource]. – Numalis. URL: <https://numalis.com/ai-pipeline-management-in-oil-and-gas-industry/> (дата звернення: 02.06.2025).
6. Мартинюк Х. В., Олійник А. П. Математичне моделювання напружено-деформованого стану ділянок трубопроводу з оптимізацією процедури згладжування початкових даних. *Методи та прилади контролю якості*. 2005. № 13. С. 21–25.
7. Паньків Х. В., Паньків Ю. В. Використання згорткової глибокої нейромережі для визначення зміни напружено-деформованого стану вертикальних сталевих циліндричних резервуарів за переміщеннями їх поверхні. *Методи та прилади контролю якості*. 2020. № 2. С. 5–12. DOI: [https://doi.org/10.31471/1993-9981-2020-2\(45\)-5-12](https://doi.org/10.31471/1993-9981-2020-2(45)-5-12)
8. Digital Transformation in the Oil & Gas Sector [Electronic resource]. Rimini Street. URL: <https://www.riministreet.com/blog/digital-transformation-in-the-oil-and-gas-sector-navigating-the-future-of-energy/> (дата звернення: 01.06.2025).
9. Machine learning for structural health monitoring: Challenges and opportunities / F.-G. Yuan et al. Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering, Huang H., Sohn H., Zonta D. (Eds.). Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2020, 27 April – 8 May 2020, None. SPIE. 2020. Vol. 11379. Art. no. 1137903. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2561610>

10. Synthetic training data generation for deep learning based quality inspection / P. Gutierrez et al. Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering Terada K., Nakamura A., Komuro T., Shimizu T. (Eds.). 15th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 12 May – 14 May 2021, Tokushima. SPIE. 2021. Vol. 11794. Art. no. 1179403. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2586824>
11. A High-Quality Sample Generation Method for Improving Steel Surface Defect Inspection / Y. He et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 8. Art. no. 2642. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24082642>
12. Logg A., Mardal K.-A., Wells G. N. Automated Solution of Differential Equations by the Finite Element Method: The FEniCS Book. Springer, 201– ISBN: 978-3-642-23099-8. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-23099-8>
13. Best Finite Element Analysis (FEA) Software – April 2025 Reviews & Comparison [Electronic resource]. SourceForge. URL: <https://sourceforge.net/software/finite-element-analysis-fea/> (дата звернення: 02.06.2025).
14. Shatskyi I., Struk A., Vaskovskyi M. Static and dynamic stresses in pipeline built on damaged foundation. *Trans. VŠB – TU Ostrava, Civ. Eng. Ser.* 2017. Vol. 17, No. 2. P. 119–124. DOI: <https://doi.org/10.1515/tvsb-2017-0036>
15. Kryzhaniv's'kyi, E.I., Rudko, V.P., Shats'kyi, I.P. Estimation of admissible loads upon a pipeline in the zone of sliding ground. *Mater. Sci.* 2004. Vol. 40, No. 4. P. 547–551. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11003-005-0076-z>
16. Zhang J., Liang Z., Han C. J. Finite element analysis of wrinkling of buried pressure pipeline under strike-slip fault. 2015. Vol. 21, No. 3. P. 31–36. DOI: <https://doi.org/10.5755/j01.mech.21.3.8891>
17. Analytical model of oil pipeline overground transitions, laid in mountain areas / A.S. Velychko-vych et al. *Oil & Gas Science and Technology–Revue d'IFP Energies nouvelles*. 2019. Vol. 74. Art. no. 65. DOI: <https://doi.org/10.2516/ogst/2019039>
18. Shats'kyi, I.P., Makoviichuk, M.V. Analysis of the limiting state of cylindrical shells with cracks with regard for the contact of crack lips. *Strength Mater.* 2009. Vol. 41. P. 560–564. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11223-009-9166-8>
19. Shats'kyi, I.P. Closure of a longitudinal crack in a shallow cylindrical shell in bending. *Mater. Sci.* 2005. Vol. 41, No. 2. P. 186–191. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11003-005-0149-z>
20. Timoshenko S. P., Goodier J. N. Theory of Elasticity. 3rd ed. London : McGrawHill Book Company, 1970. 608 p.
21. Beer F. P., Johnston E. R., DeWolf J. T., Mazurek D. F. Mechanics of Materials. 7th ed. – New York : McGraw-Hill Education, 2014. 896 p. ISBN: 978-0-07-339823-5.

References

1. NACE International. SP0102-2010: In-Line Inspection of Pipelines. NACE International, 2018.
2. American Society for Nondestructive Testing (ASNT). Nondestructive Testing Handbook. Vol. 7: Ultrasonic Testing. 3rd ed. ASNT, 2016.
3. Yang Z., Yu C.-H. Buehler M. J. Deep learning model to predict complex stress and strain fields in hierarchical composites.. *Science Advances*. 2021. Vol. 7, No. 15. eabd7416. DOI: <http://dx.doi.org/10.1126/sciadv.abd7416>
4. Application of Artificial Intelligence to Support Design and Analysis of Steel Structures / S. Sarfarazi et al. *Metals*. 2025, Vol. 15, No. 4. Art. no. 408. DOI: <https://doi.org/10.3390/met15040408>
5. AI for Smarter Pipeline Management in Oil and Gas Industry [Electronic resource]. – Numalis. URL: <https://numalis.com/ai-pipeline-management-in-oil-and-gas-industry/> (accessed: 02.06.2025).
6. Martyniuk Kh. V., Oliinyk A. P. Matematychni modeliuvannia napruzhenno-deformovanoho stanu dilianok truboprovodu z optymizatsiieiu protsedury zghladzhuvannia pochatkovykh danykh. *Metody ta prylady kontroliu yakosti*. 2005. No 13. P. 21–25. [in Ukrainian]
7. Pankiv Kh. V., Pankiv Yu. V. Vykorystannia zghortkovoi hlybokoi neiromerezhi dlia vyznachennia zminy napruzhenno-deformovanoho stanu vertykalnykh stalevykh tsylindrychnykh rezervuariv za peremishchenniamy yikh poverkhni. *Metody ta prylady kontroliu yakosti*. 2020. No 2. P. 5–12. DOI: [https://doi.org/10.31471/1993-9981-2020-2\(45\)-5-12](https://doi.org/10.31471/1993-9981-2020-2(45)-5-12) [in Ukrainian]

8. Digital Transformation in the Oil & Gas Sector [Electronic resource]. Rimini Street. URL: <https://www.riministreet.com/blog/digital-transformation-in-the-oil-and-gas-sector-navigating-the-future-of-energy/> (дата звернення: 01.06.2025).
9. Machine learning for structural health monitoring: Challenges and opportunities / F.-G. Yuan et al. Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering, Huang H., Sohn H., Zonta D. (Eds.). Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2020, 27 April – 8 May 2020, None. SPIE. 2020. Vol. 11379. Art. no. 1137903. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2561610>
10. Synthetic training data generation for deep learning based quality inspection / P. Gutierrez et al. Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering Terada K., Nakamura A., Komuro T., Shimizu T. (Eds.). 15th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 12 May – 14 May 2021, Tokushima. SPIE. 2021. Vol. 11794. Art. no. 1179403. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2586824>
11. A High-Quality Sample Generation Method for Improving Steel Surface Defect Inspection / Y. He et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No. 8. Art. no. 2642. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24082642>
12. Logg A., Mardal K.-A., Wells G. N. Automated Solution of Differential Equations by the Finite Element Method: The FEniCS Book. Springer, 201– ISBN: 978-3-642-23099-8. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-23099-8>
13. Best Finite Element Analysis (FEA) Software – April 2025 Reviews & Comparison [Electronic resource]. SourceForge. URL: <https://sourceforge.net/software/finite-element-analysis-fea/> (дата звернення: 02.06.2025).
14. Shatskyi I., Struk A., Vaskovskyi M. Static and dynamic stresses in pipeline built on damaged foundation. *Trans. VŠB – TU Ostrava, Civ. Eng. Ser.* 2017. Vol. 17, No. 2. P. 119–124. DOI: <https://doi.org/10.1515/tvsb-2017-0036>
15. Kryzhaniv's'kyi, E.I., Rudko, V.P., Shats'kyi, I.P. Estimation of admissible loads upon a pipeline in the zone of sliding ground. *Mater. Sci.* 2004. Vol. 40, No. 4. P. 547–551. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11003-005-0076-z>
16. Zhang J., Liang Z., Han C. J. Finite element analysis of wrinkling of buried pressure pipeline under strike-slip fault. 2015. Vol. 21, No. 3. P. 31–36. DOI: <https://doi.org/10.5755/j01.mech.21.3.8891>
17. Analytical model of oil pipeline overground transitions, laid in mountain areas / A.S. Velychko-nych et al. *Oil & Gas Science and Technology–Revue d'IFP Energies nouvelles*. 2019. Vol. 74. Art. no. 65. DOI: <https://doi.org/10.2516/ogst/2019039>
18. Shats'kyi, I.P., Makoviichuk, M.V. Analysis of the limiting state of cylindrical shells with cracks with regard for the contact of crack lips. *Strength Mater.* 2009. Vol. 41. P. 560–564. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11223-009-9166-8>
19. Shats'kyi, I.P. Closure of a longitudinal crack in a shallow cylindrical shell in bending. *Mater. Sci.* 2005. Vol. 41, No. 2. P. 186–191. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11003-005-0149-z>
20. Timoshenko S. P., Goodier J. N. Theory of Elasticity. 3rd ed. London : McGrawHill Book Company, 1970. 608 p.
21. Beer F. P., Johnston E. R., DeWolf J. T., Mazurek D. F. Mechanics of Materials. 7th ed. – New York : McGraw-Hill Education, 2014. 896 p. ISBN: 978-0-07-339823-5.

GENERATION OF A SYNTHETIC DATASET OF DEFORMED PIPELINES WITH DEFECTS FOR STRESS PREDICTION BASED ON LASER SCANNING DATA

Pankiv Kh. V.

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor
Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas
76019, Karpatska Str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-1390-1321>
e-mail: khrystyna.pankiv@nung.edu.ua

Pankiv Yu. V.

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor
Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas
76019, Karpatska Str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-6741-4732>
e-mail: yurii.pankiv@gmail.com

Abstract. The article presents a methodology for generating a synthetic dataset for modeling the stress-strain state of pipelines. The main goal is to create labeled data for developing and training machine learning models that will predict internal stresses in the pipeline walls based on measured coordinates of its outer surface. The dataset takes into account a wide range of realistic scenarios. It includes variations in geometric parameters such as the inner radius, the base wall thickness, and the total length of the cylinder. Special attention is paid to the integration of local thickness defects modeled using parameterized Gaussian functions, which allows controlling their characteristics. To increase the reliability and adapt the AI models to real materials, properties such as Young's modulus, Poisson's ratio, and thermal expansion coefficient are stochastically varied for each cylinder. The influence of complex external and internal loads is included: internal and external pressure, axial forces (tensile/compressive), bending moments (simulating non-uniform settlement) and temperature changes that cause thermal stresses. The key feature of the methodology is the simulation of real data collection conditions using laser scanners. Controlled random noise is added to the analytically calculated deformed coordinates of the outer surface of the pipeline. This reflects the typical inaccuracies of optical measurements, ensuring that the input data for the AI model are as close as possible to real field conditions. The proposed methodology allows for the efficient creation of large volumes of labeled data, indispensable for training and validation of deep learning algorithms that solve the inverse problem in materials mechanics. This opens up new opportunities for improving non-destructive testing, structural monitoring and prediction of the remaining resource of pipelines.

Key words: pipelines, stress-strain state, machine learning, mathematical modeling.