УДК 620.179.1:66.046.8

О.В. ПОЛИВОДА, А.О. ДЕРКАЧЕНКО
Херсонський національний технічний університет
В.В. ПОЛИВОДА
Херсонська державна морська академія

АВТОМАТИЗОВАНЕ РОЗПІЗНАВАННЯ ДЕФЕКТІВ ПОВЕРХНІ АВТОКЛАВІВ З ВИКОРИСТАННЯМ АНАЛІЗУ ХМАР ТОЧОК

Проблема виявлення дефектів на поверхні автоклавів є надзвичайно актуальною для гарантування безпеки, якості й економічної ефективності виробництва у критично важливих галузях, як-от харчова промисловість. Дефекти, зокрема й тріщини, корозія та нерівності, створюють ризики для стерильності, якості продукції та можуть призвести до аварійних ситуацій. У статті проведено аналіз сучасних методів сканування внутрішньої поверхні автоклавів, включаючи лазерне сканування та фотограмметрію, виявлено їхні переваги та недоліки з погляду точності, швидкості та вартості. Метою дослідження є розроблення ефективного автоматизованого алгоритму обробки результатів сканування внутрішньої поверхні автоклава для виявлення дефектів. Як вхідні дані використовується хмара точок, отримана методом фотограмметрії. Описано етапи побудови щільної хмари точок на основі алгоритмів структурного відновлення руху (SfM) та багатовимірного стереозображення (MVS). Представлено розроблений алгоритм обробки хмари точок, що включає послідовну фільтрацію точок на основі аналізу координат нормалей, розрахованих за допомогою методу головних компонент (PCA) з використанням алгоритму k-найближчих сусідів. Описано п'ять етапів фільтрації, спрямованих на вилучення точок, що можуть відповідати дефектам: видалення ізольованих точок і точок із виродженою локальною геометрією (нульові нормалі), вилучення точок, що належать великим планарним поверхням і симетричним елементам (однакові значення координат нормалей), фільтрація точок із майже горизонтальною орієнтацією (z-координата нормалі близька до одиниці), виділення точок, розташованих нижче за основну поверхню (від'ємна z-координата), вибір точок із координатами нормалей, що відхиляються від горизонтальної орієнтації на порогове значення. Наведено результати застосування розробленого алгоритму до хмари точок, що відображає внутрішню поверхню автоклава зі слідами корозії. Продемонстровано візуалізацію хмари точок після кожного етапу фільтрації. Підкреслено важливість порівняння результатів поточного сканування з попередніми для моніторингу динаміки розвитку дефектів і оцінювання ефективності ремонтних робіт. Розроблений автоматизований підхід сприяє підвищенню ефективності й об'єктивності процесу виявлення дефектів на поверхні автоклавів.

Ключові слова: *автоматизоване розпізнавання дефектів, сканування поверхні, фотограмметрія, фільтрація хмари точок, контроль якості.*

O.V. POLYVODA, A.O. DERKACHENKO
Kherson National Technical University
V.V. POLYVODA
Kherson State Maritime Academy

AUTOMATED RECOGNITION OF AUTOCLAVE SURFACE DEFECTS USING POINT CLOUD ANALYSIS

The problem of detecting defects on the surface of autoclaves is extremely relevant for ensuring safety, quality, and economic efficiency of production in critical industries such as the food industry. Defects, including cracks, corrosion, and irregularities, create risks for sterility, product quality, and can lead to emergency situations. The article analyzes modern methods of scanning the internal surface of autoclaves, including laser scanning and photogrammetry, and identifies their advantages and disadvantages in terms of accuracy, speed, and cost. The aim of the research is to develop an effective automated algorithm for processing the results of scanning the internal surface of an autoclave to detect defects. The input data is a point cloud obtained by photogrammetry. The stages of building a dense point cloud based on Structure from Motion (SfM) and Multi-View Stereo (MVS) algorithms are described. The developed point cloud processing algorithm is presented, which includes sequential filtering of points based on the analysis of normal coordinates calculated using the Principal Component Analysis (PCA) method with the k-nearest neighbors algorithm. Five filtering stages aimed at extracting points that may correspond to defects are described: removal of isolated points and points with degenerate local geometry (zero normals), removal of points belonging to large planar surfaces and symmetrical elements (identical values of normal coordinates), filtering of points with a nearly horizontal orientation (z-coordinate of the normal close to one), selection of points located below the main surface (negative z-coordinate), and selection of points with normal coordinates deviating from the horizontal orientation by a threshold value. The results of applying the

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14

developed algorithm to a point cloud representing the internal surface of an autoclave with traces of corrosion are presented. Visualization of the point cloud after each filtering stage is demonstrated. The importance of comparing the results of the current scan with previous ones for monitoring the dynamics of defect development and evaluating the effectiveness of repair work is emphasized. The developed automated approach contributes to increasing the efficiency and objectivity of the process of detecting defects on the surface of autoclaves.

Key words: *automated defect recognition, surface scanning, photogrammetry, point cloud filtering, quality control.*

Постановка проблеми

Проблема виявлення дефектів на поверхні автоклавів є надзвичайно актуальною з кількох ключових причин. Автоклави використовуються у критично важливих галузях, як-от харчова промисловість, де стерильність і безпека є першорядними, а дефекти на поверхні автоклава, як-от тріщини, корозія або нерівності, можуть створювати умови для розмноження бактерій та інших мікроорганізмів, що становить серйозну загрозу для здоров'я. У виробництві харчових продуктів якість продукції безпосередньо залежить від ефективності стерилізації в автоклавах. Дефекти на поверхні автоклава можуть призвести до нерівномірного розподілу тепла та пари, що знижує ефективність стерилізації та впливає на якість продукції. Регулярний контроль і своєчасне виявлення дефектів дозволяють запобігти серйозним поломкам автоклавів, що знижує витрати на ремонт і заміну обладнання. Виявлення дефектів на ранніх стадіях дозволяє проводити локальний ремонт, що є більш економічно вигідним, ніж цілковита заміна автоклава. Окрім того, несправність автоклава через дефекти може призвести до аварійних ситуацій, травмування персоналу та пошкодження обладнання [1]. З урахуванням цих чинників можна зробити висновок, що розроблення ефективних методів виявлення дефектів на поверхні автоклавів є важливим завданням, що має велике значення для забезпечення якості, економічної ефективності та безпеки виробництва.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Різноманітність сучасних методів сканування надає технічну можливість отримати детальні дані про стан внутрішньої поверхні автоклава. Щоб визначити найбільш ефективні підходи для виявлення дефектів, проаналізуємо найбільш поширені методи сканування, кожен із яких має свої переваги та недоліки.

Лазерне сканування [2] використовує лазерний промінь для вимірювання відстані до поверхні об'єкта. Сканер випромінює лазерний промінь, який відбивається від поверхні та повертається до сканера. Час, який потрібен лазерному променю для переміщення до поверхні та у зворотному напрямку, використовується для обчислення відстані. Такий метод сканування має високу точність, швидкість сканування, роздільну здатність і придатний для сканування складних поверхонь. Проте має обмеження у скануванні дзеркальних і прозорих поверхонь та чутливий до зовнішніх умов (освітлення, пил).

Фотограмметрія [3] аналізує серію фотографій об'єкта для створення тривимірної моделі. Фотографії робляться з різних кутів, а потім обробляються за допомогою спеціального програмного забезпечення. Програмне забезпечення використовує перекриття між фотографіями для обчислення тривимірних координат точок на поверхні об'єкта. Використання цього методу надає можливість сканування великих об'єктів із високим ступенем деталізації за відносно низької вартості обладнання. До недоліків методу можна віднести потребу в якісному освітленні та тривалий процес обробки даних. Використання сферичних паралельних механізмів [4] може значно полегшити та покращити процес фотограмметричного сканування внутрішньої поверхні автоклава, особливо якщо доступ до внутрішньої частини обмежений або потрібна точна орієнтація камери.

У промисловості використовуються також ультразвуковий контроль, рентгенівське сканування, вихрострумовий контроль, магнітопорошковий контроль, капілярний контроль та інші методи.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14

Вибір оптимального методу сканування залежить від конкретних вимог до точності, швидкості та вартості. Однак ефективність виявлення дефектів залежить не лише від методу сканування, але й від методів обробки отриманих даних. Після сканування дані обробляються за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення. Процес обробки даних може включати такі етапи, як фільтрація шуму, вирівнювання та згладжування поверхні, сегментація даних, аналіз отриманих зображень, виявлення дефектів.

Мета дослідження

Метою дослідження є розроблення ефективного алгоритму обробки результатів сканування внутрішньої поверхні автоклава як комплексного набору методів, що охоплюють усі етапи, від попередньої обробки даних до остаточної візуалізації результатів, призначеного для автоматизації виявлення дефектів.

Виклад основного матеріалу дослідження

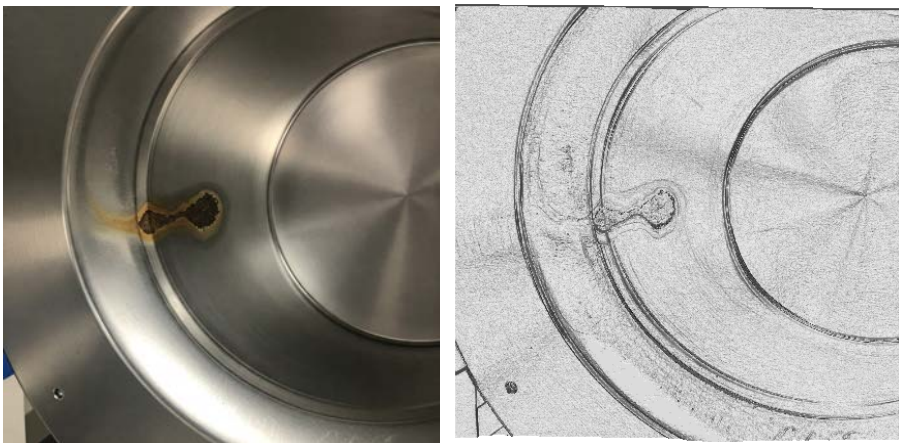
Використання хмар точок у задачі автоматизованого сканування поверхні автоклава є перспективним сучасним підходом, що надає низку вагомих переваг, які роблять цей метод особливо ефективним для виявлення дефектів. Хмари точок – це набори точок у тривимірному просторі, які являють собою геометричну поверхню об’єкта або простору. Хмари точок забезпечують надзвичайно високу точність вимірювань, що дозволяє детально відтворити навіть найдрібніші дефекти поверхні автоклава, що особливо важливо для виявлення тріщин, подряпин, корозії та інших дрібних дефектів, які можуть бути непомітними за використання інших методів. Отримується повна тривимірна інформація про поверхню автоклава, що дозволяє аналізувати не тільки поверхневі дефекти, але й їхню глибину та форму. Методи сканування, що використовуються для створення хмар точок, зазвичай є неруйнівними і не пошкоджують поверхні автоклава під час сканування. Обробка хмар точок може бути автоматизована за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення, що дозволяє швидко й ефективно аналізувати великі обсяги даних і виявляти дефекти. Хмари точок дозволяють візуалізувати результати сканування у тривимірному просторі, що полегшує аналіз дефектів і їх локалізацію, сприяє використанню алгоритмів машинного навчання для виявлення дефектів. Алгоритми машинного навчання можуть бути навчені розпізнавати різні типи дефектів на основі характеристик хмари точок, що дозволяє автоматизувати процес класифікації дефектів і підвищити точність їх виявлення.

Для побудови хмар точок за фото об’єкта існує різне спеціалізоване програмне забезпечення, що використовує алгоритми фотограмметрії, наприклад: RealityCapture – відоме своєю швидкістю та ефективністю в обробці великих обсягів фотографій; 3DF Zephyr – надає широкий спектр інструментів для фотограмметрії, зокрема й побудову хмар точок і тривимірних моделей; Meshroom – безкоштовне та відкрите програмне забезпечення для фотограмметрії.

Основні алгоритми, які використовуються у фотограмметричному програмному забезпеченні для побудови хмар точок із фотографій, це алгоритм структурного відновлення руху (Structure from Motion (далі – SfM)) [5], який аналізує серію таких, що перекриваються, фотографій для визначення положення камери й орієнтації фотографій, виявляє спільні точки на фотографіях і використовує їх для розрахунку тривимірних координат точок. Ще один алгоритм – багатовимірне стереозображення (Multi-View Stereo (далі – MVS)) [6] – використовує інформацію про положення камери й орієнтацію фотографій, отриману із SfM, для створення щільної хмари точок, аналізує перекриття між фотографіями для визначення тривимірних координат точок із високою точністю.

Ці програми й алгоритми дозволяють отримувати точні та детальні хмари точок із фотографій, що можна використати для обробки зображень внутрішньої поверхні автоклава. На рис. 1 наведено фото автоклава зі слідами корозії та відповідну згенеровану хмару точок.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14



а) б)

Рис. 1. Автоклав зі слідами корозії:
а) фото фрагмента; б) згенерована хмара точок

Для розрахунку нормалей для кожної точки хмари точок використаємо алгоритм головних компонент (далі – PCA) [7]. Для кожної точки хмари визначимо її сусідні точки за допомогою алгоритму k – найближчих сусідів [8]. Це алгоритм машинного навчання, який базується на припущенні, що схожі об'єкти розташовані близько один до одного.

Алгоритм k – найближчих сусідів складається з таких етапів:

1. Визначається кількість найближчих сусідів k, які будуть використовуватися для ухвалення рішення. Вибір k істотно впливає на результати алгоритму, адже мале значення k робить модель чутливою до шуму та викидів, а велике – згладжує рішення, що може призвести до втрати локальних особливостей і деталей сканованого об'єкта. Дрібні дефекти або нерівності на поверхні можуть бути проігноровані, оскільки вони не будуть досить представлені серед великої кількості сусідів, тому важливо вибрати оптимальне значення k, яке забезпечить баланс між згладжуванням рішень і локальною чутливістю.

2. Обчислюється відстань між новою точкою даних x і кожною точкою даних x_i із навчального набору.

$$d\left(x, x_i\right) = \sqrt{\sum\left(x_j - x_{ij}\right)^2},$$

де x – нова точка даних, x_i – точка даних із навчального набору, x_j – j-та координата x, x_{ij} – j-та координата x_i.

3. Вибираються k точок даних із навчального набору, які мають найменшу відстань до нової точки даних.

Для кожної точки та її сусідніх точок будуємо коваріаційну матрицю C, яка описує розсіювання точок у просторі. Коваріаційна матриця обчислюється за формулою:

$$C = \frac{1}{k-1}\left(A - \mu\right)^{\mathrm{T}}\left(A - \mu\right),$$

де k – задана кількість сусідніх точок, A – матриця сусідніх точок, розмірністю $\left[k \times 3\right]$, μ – вектор середніх значень координат сусідніх точок $\left[\mu X_c \quad \mu Y_c \quad \mu Z_c\right]$, який віднімається від кожного рядка матриці A.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14

Для коваріаційної матриці розрахуємо власні вектори та власні значення. Аналіз власних векторів дає можливість оцінити напрямки головних компонент, а власні значення – дисперсію точок у цих напрямках.

Власні вектори v та власні значення λ коваріаційної матриці обчислюються з рівняння $Cv = \lambda v$, згідно з яким власні (характеристичні) значення розраховуються з умови:

$$|\lambda I - C| = 0,$$

де I – одинична матриця тієї ж розмірності, що і матриця C.

Нормаль $N = [N_X, N_Y, N_Z]$ до поверхні в точці дорівнює власному вектору, що відповідає найменшому власному значенню. Цей власний вектор вказує напрямок, у якому точки найменше розсіюються, тобто напрямок, перпендикулярний до поверхні. Також необхідно враховувати, що якість розрахунку нормалей залежить від щільності хмари точок.

У таблиці 1 наведено результати розрахунків вибіркових координат нормалей точок хмари, наведеної на рис. 1-б.

Таблиця 1

Результати обчислень координат нормалі точок хмари

№ точки у хмарі	Координати точки			Координати нормалі		
	X	Y	Z	N_x	N_y	N_z
1	22.518	−289.489	15	$9.78\cdot10^{-4}$	$9.78\cdot10^{-4}$	1
5000	−162.176	−275.391	−7.083	0.191	$1.145\cdot10^{-3}$	0.982
10000	116.444	−217.202	−9.47	$1.145\cdot10^{-3}$	0.191	0.982
15000	285.499	−158.799	−2.115	0.225	−0.897	0.38
20000	−59.489	−104.301	9.368	0.881	0.241	0.408
25000	20.756	−50.37	−2.529	$9.78\cdot10^{-4}$	$9.78\cdot10^{-4}$	1
30000	−30.247	7.148	−11.793	0.269	0.675	0.687
35000	−295.945	64.738	−7.677	0.191	$1.145\cdot10^{-3}$	0.982
40000	−255.319	122.229	−8.328	$1.145\cdot10^{-3}$	−0.191	0.982
45000	−145.082	180.942	−7.565	−0.191	$1.145\cdot10^{-3}$	0.982
50000	−53.512	239.934	−4.546	0.748	−0.635	0.192

У процесі аналізу отриманої хмари точок було проведено фільтрацію в декілька етапів. Результати етапів обробки, представлені на площині *XOY*, та кількість точок *n*, що залишилася у хмарі точок після кожного етапу, наведені на рис. 2.

На першому етапі з початкової хмари точок (рис. 2-а) були видалені точки, у яких усі координати нормалі дорівнюють нулю [N_x, N_y, N_z,] (рис. 2-б). Такі точки належать до ізольованих точок, які не мають належної кількості сусідів для визначення локальної поверхні. Якщо алгоритм намагається розрахувати нормаль для ізольованої точки, він може повернути нульовий вектор як ознаку невизначеності. Усі координати нормалі дорівнюють нулю також у разі виродженої локальної геометрії, якщо сусідні точки збігаються з розглядуваною точкою. У такому разі коваріаційна матриця *C* буде нульовою, власні вектори *v* будуть невизначені або нульовими. Ще одним випадком, коли вектор нормалі нульовий, є лінійне розташування точок. Якщо всі сусідні точки лежать на одній прямій лінії, дотична площина не є однозначно визначеною у тривимірному просторі, розрахунок нормалі може бути некоректним.

На другому етапі вилучені точки, координати нормалі яких мають однакові значення, що вказує на визначені характеристики сканованої поверхні, як-от наявність великих планарних поверхонь (рис. 2-в). Якщо значна частина сканованої поверхні є плоскою, то нормалі до цих

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14

точок будуть паралельними або матимуть однакові (або дуже близькі) значення координат. Велика кількість таких точок вказує на те, що значна частина об'єкта може складатися з однієї або кількох великих плоских ділянок, орієнтованих в одному напрямку. Іноді, особливо в разі з'єднання кількох знімків, можуть виникати спотворення, які призводять до того, що велика кількість точок отримує однакові або дуже схожі нормалі. Це може бути пов'язано з помилками реєстрації або калібрування сканера. На цьому етапі вилучаються також точки, що належать симетричним або геометрично простим об'єктам, адже якщо сканований об'єкт має значну симетрію або просту геометричну форму (наприклад, циліндр із плоскою основою), то великі частини поверхні можуть мати однакові нормалі.

На третьому етапі видалені точки, координата нормалі яких за віссю аплікат *Z,* дорівнюватиме одиниці або приблизно одиниці (рис. 2-г). Якщо N_z – координата нормалі дорівнює одиниці, то локальна поверхня є ідеально плоскою та горизонтальною, паралельною площині *XY*, вектор нормалі є одиничним і спрямованим точно вгору. Більш реалістичний сценарій за сканування реальних об'єктів спостерігається тоді, коли координата нормалі N_z близька до одиниці. Локальна поверхня може мати невеликі відхилення від ідеальної горизонтальності. Наприклад, трохи нахилена площина або слабо викривлена поверхня, де переважає горизонтальна орієнтація. На практиці, за локальної апроксимації майже плоских горизонтальних ділянок складної поверхні, якщо локально сусідні точки утворюють майже горизонтальну площину, компонента нормалі N_z буде близькою до 1.

На четвертому етапі з точок, що залишились у хмарі точок, вибираємо точки, що мають координату *Z* менше нуля (рис. 2-д). З погляду дефектоскопії, якщо координата *Z* сканованої поверхні менше за нуль, це може вказувати на кілька важливих ситуацій, пов'язаних із наявністю або характеристиками дефектів. Якщо сканована поверхня в нормі має координати *Z*, що знаходяться в певному діапазоні (наприклад, близько нуля або вище), то точки з координатами *Z* значно меншими за нуль можуть вказувати на заглиблення, вм'ятини або інші види дефектів на поверхні. Ці заглиблення можуть бути наслідком механічних пошкоджень, корозії, ерозії або виробничих дефектів. У разі наявності тріщини, особливо якщо вона має визначені ширину і глибину, точки всередині розкритої тріщини можуть мати z-координати значно менші, ніж основна поверхня навколо неї. Це дозволяє не лише ідентифікувати наявність тріщини, але й оцінити її глибину або ширину.

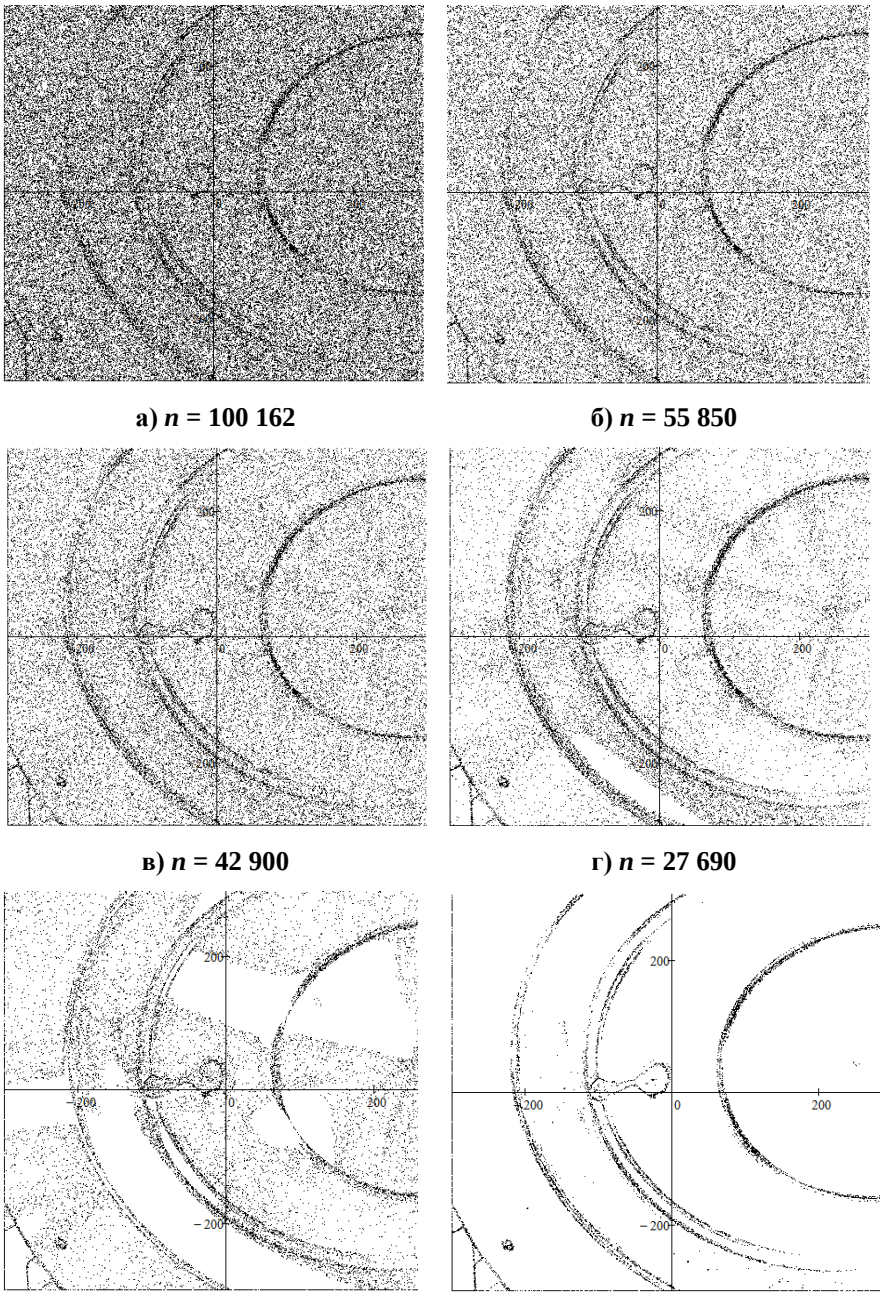
Корозія може призвести до втрати матеріалу з поверхні, створювати ділянки зі зниженими координатами *Z*. Особливо це стосується пітингової корозії, яка створює глибокі точкові ураження. Значний знос або деформація поверхні може призвести до локальних ділянок зі зниженими координатами *Z* порівняно з номінальною формою. Якщо на поверхні є пори або сторонні включення, які заглиблені щодо основної поверхні, їх скановані точки також можуть мати менші координати *Z*. Важливо зазначити, що значення координат *Z* залежить від вибраної системи координат під час сканування і обробки даних. Тому порівняння з нулем має розглядатися в контексті загальної геометрії об'єкта та налаштувань сканера.

На п'ятому етапі вибираємо точки, координата N_z нормалі яких буде менше за експериментально визначене порогове значення N_z<0,5 (рис. 2-е). Координата N_z нормалі точки із хмари точок сканованої поверхні буде менше за 0.5 (для одиничного вектора нормалі), якщо локальна поверхня в цій точці значно відхиляється від горизонтальної орієнтації, де вісь *z* спрямована вгору. На цьому етапі можливе виявлення таких особливостей сканованої поверхні та дефектів:

1. Похилі або вертикальні ділянки поверхні. Значення N_z<0,5 означає, що вектор нормалі має значні складники вздовж осей *x* та/або *y*. Геометрично це відповідає ділянкам поверхні, які не є горизонтальними, а мають значний нахил або навіть є вертикальними. Самі собою похилі або вертикальні ділянки не є дефектами, якщо вони відповідають геометрії об'єкта.

2. Край дефекту. У багатьох випадках краї дефектів, як-от тріщини, відколи, вм'ятини або виступи, характеризуються різкою зміною орієнтації поверхні. Точки, розташовані на краю

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14



а) *n* = 100 162 **б) *n* = 55 850**

в) *n* = 42 900 **г) *n* = 27 690**

д) *n* = 19 550 **е) *n* = 10 170**

Рис. 2. Результати обробки хмари точок

такого дефекту, часто матимуть нормалі, значно відхилені від нормалей основної поверхні без дефектів. Якщо основна поверхня є переважно горизонтальною, з нормаллю, близькою до $[N_x, N_y, N_z]=[0,01]$, то на краях дефекту N_z може бути значно меншим за 0.5.

3. Поверхня дефекту, орієнтована під кутом. Сам дефект може мати поверхню, орієнтовану під деяким кутом до основної поверхні. Наприклад, відкол або тріщина може мати фаски або нерівні краї, де нормалі будуть мати значні N_x та N_y складники, що призведе до малого N_z складника.

4. Нерівності та шорсткість. На шорсткій або нерівній поверхні локальні нормалі можуть дуже коливатися. Якщо загальна тенденція поверхні є горизонтальною, то окремі мікронерівності можуть мати нормалі зі значно меншим N_z складником. Однак у дефектоскопії зазвичай розглядаються більш макроскопічні відхилення.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14

5. Виступи або нарости. Подібно до заглиблень, виступи або нарости на поверхні також можуть мати краї та власні поверхні, орієнтовані під кутом до основної поверхні, що призведе до меншого значення N_z.

Для остаточної ідентифікації дефектів потрібно виконати порівняння опрацьованої хмари точок сканованої поверхні з референтною поверхнею (номінальною моделлю або із сусідніми ділянками без дефектів) для виділення ділянок поверхні, що відповідають геометрії об'єкта.

Порівняння результатів поточного сканування з попередніми результатами дозволяє відстежувати зміни, які відбулися із часом, що особливо важливо для виявлення дефектів, що прогресують, як-от корозія, тріщини, деформації або знос. Регулярне порівняння може виявити дефекти на ранніх стадіях їхнього розвитку, коли вони ще не є критичними і їх усунення є менш витратним. Порівняння допомагає виявити нові пошкодження внаслідок експлуатації, зовнішніх впливів або інших чинників.

Висновки

Проведене дослідження підтверджує актуальність проблеми виявлення дефектів на поверхні автоклавів, зумовлену критичністю їх застосування в галузях із високими вимогами до стерильності та безпеки, а також економічними наслідками несвоєчасного виявлення пошкоджень. Аналіз сучасних методів сканування показав перспективність використання хмар точок для детального відображення поверхні автоклавів. Застосування фотограмметрії як методу отримання хмар точок є економічно вигідним і дозволяє сканувати об'єкти великих розмірів із високою деталізацією. Розроблений алгоритм обробки хмари точок, що включає етапи фільтрації на основі аналізу координат нормалей і координат точок, демонструє можливість ефективного виділення потенційних ділянок з дефектами. Видалення точок із нульовими та близькими до одиниці значеннями компоненти N_z нормалей дозволяє відфільтрувати ізольовані, планарні та горизонтальні ділянки, зосереджувати увагу на геометричних аномаліях. Виділення точок із від'ємними значеннями координат Z є індикатором заглиблень та інших дефектів, пов'язаних із втратою матеріалу або зміною геометрії поверхні. Аналіз нормалей із малою компонентою N_z дозволяє виявляти краї дефектів і похилі ділянки. Проте для ефективного виявлення і аналізу дефектів необхідно враховувати не лише значення окремої компоненти нормалі, але й комплексний аналіз розподілу нормалей на сканованій поверхні, а також порівняння з очікуваними нормалями для поверхні без дефектів. Різкі зміни й аномальні значення нормалей часто є ключовими ознаками наявності дефектів. Запропонований підхід до обробки хмар точок є важливим кроком до автоматизації процесу виявлення дефектів на поверхні автоклавів. Для остаточної ідентифікації дефектів необхідним є порівняння опрацьованої хмари точок із референтною моделлю або результатами попередніх сканувань, що дозволить виділити значущі відхилення та відстежувати динаміку розвитку дефектів із часом, підвищувати ефективність контролю якості, економічність обслуговування та безпеку експлуатації автоклавів.

Список використаної літератури

1. Про затвердження технічного регламенту обладнання, що працює під тиском : постанова Кабінету Міністрів України від 16 січня 2019 р. № 27. *Офіційний вісник України.* 2019. № 9. С. 90.
2. Wang J., Zhang J., Xu Q. Research on 3D laser scanning technology based on point cloud data acquisition. *2014 International Conference on Audio, Language and Image Processing*, Shanghai, China, 2014. P. 631–634. DOI: 10.1109/ICALIP.2014.7009871.
3. Дорожинський О.Л. Фотограмметрія та дистанційне зондування: актуальний стан і тенденції вдосконалення. *Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва*. 2011. Вип. II (22). С. 34–39.
4. Lebedenko Y., Polyvoda O., Derkachenko A., Modlo Y., Demishonkova S., Pylypenko Y. Research of Control Systems for Robotic Spatial Planning Platforms, *2022 IEEE 4th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenchuk, Ukraine, 2022. P. 1–4. DOI: 10.1109/MEES58014.2022.10005765.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14

5. Shapiro G.L., Stockman C.G. Computer Vision. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2001.
6. Furukawa Y., Hernández C. Multi-View Stereo: A Tutorial. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*. 2013. Vol. 9. № № 1–2. P. 1–148.
7. Abdi H., Williams L.J. Principal component analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2010. Vol. 2. P. 433–459.
8. Bishop C.M. Pattern recognition and machine learning. Springer, 2006. 778 p.

References

1. Pro zatverdzhennia tekhnichnoho rehlamentu obladnannia, shcho pratsiuie pid tyskom : postanova Kabinetu Ministriv Ukrainy vid 16 sichnia 2019 r. № 27 [Resolution of the Cabinet of Ministers of Ukraine on Approval of Technical Regulations for Pressure: Equipment from January 16, 2019, № 27]. (2019). *Ofitsiinyi visnyk Ukrainy*. №. 9. p. 90. [in Ukrainian].
2. Wang, J., Zhang, J. & Xu, Q. (2014). Research on 3D laser scanning technology based on point cloud data acquisition. *2014 International Conference on Audio, Language and Image Processing*, Shanghai, China. pp. 631–634. DOI: 10.1109/ICALIP.2014.7009871 [in English].
3. Dorozhynskyi, O.L. (2011). Fotohrammetriia ta dystantsiine zonduvannia: aktualnyi stan i tendentsii vdoskonalennia [Photogrammetry and remote sensing: current status and improvement trends]. *Suchasni dosiahnennia heodezychnoi nauky ta vyrobnytstva*, II (22), 34–39. [in Ukrainian].
4. Lebedenko, Y., Polyvoda, O., Derkachenko, A., Modlo, Y., Demishonkova, S., & Pylypenko, Y. (2022). Research of Control Systems for Robotic Spatial Planning Platforms. *2022 IEEE 4th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenchuk, Ukraine. 1–4. DOI: 10.1109/MEES58014.2022.10005765 [in English].
5. Shapiro, G.L., & Stockman, C.G. (2001). *Computer Vision*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall. [in English].
6. Furukawa, Y., & Hernández, C. (2013) Multi-View Stereo: A Tutorial. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 9 (1–2), 1–148. [in English].
7. Abdi, H., & Williams, L.J. (2010). Principal component analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, **2**, 433–459. [in English].
8. Bishop, C.M. (2006). *Pattern recognition and machine learning.* Springer. [in English].

Поливода Оксана Валеріївна – к.т.н., доцент, доцент кафедри автоматизації, робототехніки і мехатроніки Херсонського національного технічного університету. E-mail: pov81@ukr.net, ORCID: 0000-0002-6323-3739.

Деркаченко Анатолій Олегович – аспірант кафедри автоматизації, робототехніки і мехатроніки Херсонського національного технічного університету. E-mail: toldk98@gmail.com, ORCID: 0000-0002-0443-0329.

Поливода Владислав Володимирович – к.т.н., доцент, доцент кафедри експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики Херсонської державної морської академії. E-mail: polyvodavv@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7742-255X.

Polyvoda Oksana Valeriivna – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Automation, Robotics and Mechatronics of the Kherson National Technical University. E-mail: pov81@ukr.net, ORCID: 0000-0002-6323-3739.

Derkachenko Anatolii Olehovych – Postgraduate Student at the Department of Automation, Robotics and Mechatronics of the Kherson National Technical University. E-mail: toldk98@gmail.com, ORCID: 0000-0002-0443-0329.

Polyvoda Vladyslav Volodymyrovych – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Ship Electrical Equipment and Automatic Devices Operation of the Kherson State Maritime Academy. E-mail: polyvodavv@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7742-255X.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-14