

О.С. Горобець, аспірант*Державний університет «Житомирська політехніка»***С.М. Горобець, к.пед.н., доц.***Житомирський державний університет імені Івана Франка***Л.О. Чепюк, к.т.н., доц.***Державний університет «Житомирська політехніка»*

Огляд сучасних методів цифрової обробки зображень для оцінки якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю

У статті розглянуто актуальну проблему підвищення об'єктивності та ефективності контролю якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю шляхом застосування методів цифрової обробки зображень. Традиційні підходи до оцінювання якості, що базуються на візуальному огляді, характеризуються суб'єктивністю та низькою відтворюваністю результатів, що зумовлює необхідність впровадження автоматизованих методів аналізу. Метою роботи є узагальнення, систематизація та порівняльна оцінка сучасних методів цифрової обробки зображень, які використовуються для визначення якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю, а також визначення перспективних напрямів їх розвитку. Для досягнення поставленої мети вирішено такі завдання: проаналізовано класичні методи обробки зображень (фільтрація, сегментація, текстурний аналіз), досліджено підходи на основі машинного навчання та згорткових нейронних мереж, а також проведено їх порівняльний аналіз. У роботі використано методи системного аналізу, узагальнення наукових джерел, порівняльного аналізу алгоритмів. Розглянуто математичні моделі обробки зображень, зокрема згорткові фільтри, порогову сегментацію та статистичні характеристики текстури. У результаті дослідження встановлено, що класичні методи характеризуються простотою реалізації та низькими обчислювальними витратами, проте мають обмежену точність в умовах складних текстур і варіативного освітлення. Методи машинного навчання та згорткові нейронні мережі забезпечують значно вищу точність розпізнавання дефектів поверхні, однак потребують значних обчислювальних ресурсів і великих обсягів навчальних даних. Проведений аналіз дозволив визначити доцільність комбінування класичних і нейромережових підходів. У висновках обґрунтовано, що перспективним напрямом є розроблення гібридних методів, які поєднують переваги традиційних алгоритмів цифрової обробки зображень і сучасних підходів штучного інтелекту, що забезпечить підвищення точності, стійкості та універсальності систем контролю якості облицювальних виробів.

Ключові слова: *цифрова обробка зображень; класичні методи обробки зображень; методи машинного навчання; методи глибинного навчання; якість поверхні облицювальних виробів з природного каменю.*

Актуальність теми. Контроль якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю є важливим етапом виробництва, оскільки стан поверхні визначає не лише декоративні характеристики виробів, але й їх фізико-механічні властивості, зокрема стійкість до руйнування, зношування та впливу зовнішнього середовища. Структура та текстура природного каменю безпосередньо впливають на його експлуатаційні характеристики, а дефекти поверхні, такі як тріщини, подряпини, пори, інші неоднорідності можуть суттєво знижувати міцність, довговічність і надійність виробів з каменю.

Проблема оцінки якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю полягає у складності виявлення та кількісної оцінки дефектів. Природний камінь є гетерогенним матеріалом і характеризується значною варіативністю текстури, кольору та мінералогічного складу, що ускладнює відокремлення природних особливостей від технологічних дефектів. Дефекти при цьому часто мають характер «аномалій текстури», які складно формалізувати через їх різноманітність. Додаткову складність створює те, що дефекти можуть виникати на різних етапах виробництва – від видобування до механічної обробки. При цьому навіть незначні пошкодження впливають на ринкову вартість продукції, оскільки декоративні властивості є визначальними для облицювальних матеріалів.

Традиційні методи контролю (візуальний огляд і контактні вимірювання) мають суттєві недоліки: суб'єктивність, залежність від кваліфікації персоналу, низьку повторюваність результатів і обмежену продуктивність. Ручний контроль не забезпечує необхідної точності, особливо в умовах масового виробництва, а людський фактор призводить до пропуску дрібних дефектів. Проблемою також є відсутність універсальних критеріїв оцінки якості поверхні, що ускладнює стандартизацію процесу.

Різноманітність дефектів і їх залежність від типу матеріалу не дозволяють сформувати єдину систему класифікації.

Актуальність вирішення цих проблем зростає в умовах автоматизації виробництва та підвищених вимог до якості продукції. Дефекти призводять до економічних втрат через зниження якості кінцевої продукції, додаткове сортування та рекламації. У цьому контексті перспективним напрямом є використання методів цифрової обробки зображень та комп'ютерного зору, які дозволяють автоматизувати процес контролю якості. Такі підходи забезпечують об'єктивність, високу швидкість аналізу та можливість обробки великих обсягів даних. Крім того, сучасні алгоритми здатні виявляти дефекти, невидимі для людського ока, та здійснювати їх класифікацію за різними ознаками.

Аналіз останніх досліджень та публікацій, на які спираються автори. Теоретичні основи цифрової обробки зображень розроблені в роботах таких науковців, як М.Дж. Бердж, В.Бергер, Р.Вудс, Р.Гонсалес, А.Джейн, В.Пратт, А.Розенфельд, Д.Хаффман та ін. [2; 4]. Дослідження вітчизняних науковців в цій галузі зосереджені переважно на застосуванні класичних методів обробки зображень (роботи М.В. Бондаренка, С.М. Вовка, В.О. Гороховатського, О.В. Дуболазова, В.В. Гнатушенка, В.В. Грицика, О.А. Кобиліна, І.В. Кравченка, В.І. Микитенка, І.С. Творошенко та ін.) [5; 10; 11; 13; 18] та їх адаптації до специфіки поверхні природного каменю (дослідження В.В. Коробійчука, А.О. Криворучка, Є.С. Купкіна, Ю.О. Подчашинського, Р.В. Соболевського, Л.О. Чепок, В.І. Шамрая та ін.). Основна увага приділяється аналізу текстур, геометричних характеристик дефектів та розробці алгоритмів сегментації [14–16; 19]. У міжнародній науковій спільноті спостерігається активне впровадження глибинного навчання у задачі контролю якості поверхні. Зокрема, у численних роботах показано, що згорткові нейронні мережі здатні автоматично виділяти релевантні ознаки та забезпечувати високу точність класифікації дефектів. У дослідженнях зазначається, що такі методи не лише підвищують точність, але й дозволяють створювати системи контролю в реальному часі, що є важливим для промислового застосування [1; 3; 6–9].

Метою статті є аналіз, систематизація та порівняльна оцінка сучасних методів цифрової обробки зображень, що застосовуються для визначення якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю, а також виявлення перспективних напрямів їх розвитку.

Викладення основного матеріалу. Дослідження у сфері контролю якості поверхні облицювальних виробів із природного каменю демонструють стійку тенденцію до переходу від традиційних візуальних методів оцінювання до автоматизованих систем, заснованих на цифровій обробці зображень та методах штучного інтелекту. Аналіз літературних джерел показує, що всі сучасні підходи до визначення якості поверхні можна умовно поділити на три основні групи: класичні методи обробки зображень, методи машинного навчання та методи глибинного навчання. Класичні методи цифрової обробки зображень залишаються важливою складовою сучасних систем контролю якості. Вони ґрунтуються на математичних перетвореннях цифрових зображень та забезпечують виконання основних етапів аналізу: попередньої обробки, сегментації зображень та виділення інформативних ознак дефектів.

На етапі попередньої обробки класичні методи дозволяють провести нормалізацію освітлення, фільтрацію шумів та підвищення контрасту зображень, що є надзвичайно важливим для подальшого аналізу. Зокрема, нормалізація інтенсивності зображення, яка забезпечує приведення значень яскравості до уніфікованого діапазону, описується виразом (1):

$$I' = \frac{(I - I_{\min})}{(I_{\max} - I_{\min})}, \quad (1)$$

де I – початкове значення інтенсивності пікселя; I_{\min} , I_{\max} – мінімальне та максимальне значення інтенсивності зображення. Зазначене перетворення дозволяє зменшити вплив нерівномірного освітлення та підвищити контрастність зображення, що є важливим при аналізі текстур природного каменю [8].

З метою згладжування шумів застосовується медіанна фільтрація (2) або гаусове розмиття (3):

$$I'(x, y) = \text{median}\{I(i, j) \in \Omega_{xy}\}, \quad (2)$$

де Ω_{xy} – локальна зона навколо пікселя (x, y) . Медіанна фільтрація ефективна для усунення імпульсних шумів без суттєвого спотворення границь об'єктів [4, с. 107].

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} * e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

де x , y – це відстань від початку координат по осі абсцис та осі ординат відповідно, σ – стандартне відхилення розподілу Гауса, параметр розмиття. Гаусова фільтрація дозволяє згладжувати зображення та зменшувати вплив високочастотних шумів [4, с. 109].

Попередня підготовка зображення, з використанням вищезначених методів, дозволяє підготувати зображення до подальшого аналізу та оцінки якості поверхні облицювальних виробів, однак можуть призводити до втрати зображень дрібних дефектів або спотворення текстури каменю.

Сегментація зображень є ключовим етапом виділення дефектів (тріщин, пор, включень). У класичних підходах вона здійснюється за допомогою порогових методів, градієнтного аналізу або кластеризації.

Одним із найпростіших методів сегментації є порогова обробка (4):

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & I(x, y) \geq T \\ 0, & I(x, y) < T, \end{cases} \quad (4)$$

де T – порогове значення. Порогова сегментація забезпечує розділення зображення на області «дефект/фон», проте її ефективність суттєво знижується при складній текстурі природного каменю [11; 17].

Для виділення контурів дефектів застосовується градієнтний підхід, що дозволяє визначити області різких змін інтенсивності, характерні для тріщин та сколів [10] (5):

$$|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}, \quad (5)$$

де ∇I – градієнт інтенсивності.

Для аналізу складних текстур використовується кластеризація, або метод k -середніх (6):

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2, \quad (6)$$

де C_i – множина пікселів кластера; μ_i – його центр. Цей підхід дозволяє сегментувати зображення за текстурними та колірними ознаками [4, с. 771; 12].

В цілому класичні методи обробки зображень характеризуються простотою реалізації, високою швидкістю та зрозумілою математичною природою. Як зазначають науковці, вони ефективні для задач попередньої підготовки та первинного аналізу зображень, оскільки дозволяють суттєво підвищити їх якість та виділити первинні ознаки дефектів. Однак ефективність цих методів обмежується високою залежністю від умов зйомки та встановлених параметрів алгоритмів [2; 4]. Зокрема, порогові методи сегментації та градієнтні оператори забезпечують задовільні результати лише у випадках однорідного освітлення та чітко виражених дефектів. Складна текстура природного каменю часто призводить до помилкового виділення природних структур як дефектів, що підтверджується результатами експериментальних досліджень [15]. Крім того, кластеризаційні методи дозволяють враховувати багатовимірні ознаки, проте потребують апріорного визначення кількості кластерів, що ускладнює їх практичне застосування.

У зв'язку з цим значного поширення набули методи машинного навчання, які дозволяють підвищити точність класифікації дефектів за рахунок використання статистичних закономірностей у даних. Ці методи використовують ознаки, отримані на попередніх етапах навчання. У задачах класифікації дефектів широко застосовуються лінійні моделі, зокрема логістична регресія, яка визначає ймовірність належності об'єкта до класу (7):

$$P(y = 1 | x) = \frac{1}{1 + e^{-(w^T x + b)}}, \quad (7)$$

де x – вектор ознак; w – вагові коефіцієнти; b – зміщення. Ця модель дозволяє виконувати бінарну класифікацію дефектів за заданими ознаками [1].

Для задач багатовимірної класифікації використовується метод опорних векторів (*англ.* Support Vector Machine – SVM), який базується на знаходженні гіперплощини (8), що максимізує відстань між класами:

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + b), \quad (8)$$

де $f(x)$ – рівняння гіперплощини; $\text{sign}(\ast)$ – функція знаку, яка перетворює значення на клас (наприклад, +1 – «дефект є», -1 – «дефект відсутній»); x – вектор ознак, w – вектор вагових коефіцієнтів; b – вектор зміщення [3].

Критерій оптимізації SVM має вигляд (9):

$$\min \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right), \quad (9)$$

де ξ_i – штраф за помилки класифікації; C – параметр регуляризації, який балансує ширину розділяючої смуги між класами та мінімізує помилки класифікації. Тобто, метод опорних векторів дозволяє побудувати оптимальну поверхню, що розділяє класи даних найкращим чином.

Методи машинного навчання ефективні за умови використання якісних ознак, отриманих на попередніх етапах обробки. Застосування логістичної регресії та методу опорних векторів забезпечує кращі результати порівняно з класичними методами, особливо при використанні інформативних ознак, отриманих на основі текстурного аналізу та геометричних характеристик дефектів [1; 10; 13].

Подальший розвиток досліджень пов'язаний із впровадженням методів глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж (*англ.* Convolutional Neural Networks – CNN). Як зазначається у сучасних оглядових роботах, CNN реалізують принципово інший підхід, у якому виділення релевантних ознак із зображень виконуються автоматично, що усуває необхідність ручного проектування ознак і значно підвищує точність аналізу [6; 7; 9]. Основою їх функціонування є операція згортки (10), яка забезпечує виділення локальних ознак, таких як границі, текстури та дефекти:

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i - m, j - n) K(m, n), \quad (10)$$

де I – вхідне зображення; K – ядро згортки розмірністю (m, n) .

Після згортки застосовується функція активації (11):

$$f(x) = \max(0, x), \quad (11)$$

що забезпечує нелінійність моделі [3].

Для зменшення розмірності даних використовується операція підвибірки (12):

$$S(i, j) = \max_{(m,n) \in \Omega} I(m, n), \quad (12)$$

де Ω – локальна область. Це дозволяє зменшити обчислювальні витрати та підвищити стійкість до шумів [7].

Навчання нейронних мереж здійснюється шляхом мінімізації функції втрат. Для задач класифікації використовується крос-ентропійна функція (13):

$$L = - \sum_{i=1}^n y_i \log(\hat{y}_i), \quad (13)$$

де y_i – істинні значення; \hat{y}_i – прогнозовані значення.

Оновлення параметрів виконується методом градієнтного спуску (14):

$$w_{\{t+1\}} = w_t - \eta \nabla L(w_t), \quad (14)$$

де η – швидкість навчання.

Результати досліджень свідчать, що застосування CNN дозволяє досягати значно вищої точності виявлення дефектів порівняно з класичними методами та методами машинного навчання, особливо у випадках складної текстури та неоднорідного освітлення. Водночас зазначається, що ефективність таких підходів суттєво залежить від обсягу та якості навчальних даних, а також потребує значних обчислювальних ресурсів [3;].

Порівняльна характеристика розглянутих методів представлена в таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика методів цифрової обробки зображень

Критерій	Класичні методи	Методи машинного навчання	Згорткові нейронні мережі (CNN)
Принцип роботи	Фіксовані алгоритми	Навчання на ознаках	Автоматичне навчання ознак
Потреба у даних	Низька	Середня	Висока
Точність	Середня	Висока	Дуже висока
Стійкість до шумів	Низька	Середня	Висока
Інтерпретованість	Висока	Середня	Низька
Обчислювальні витрати	Низькі	Середні	Високі
Придатність для виробів з природного каменю	Обмежена	Задовільна	Висока

Висновки та перспективи подальших досліджень. Отже, класичні методи цифрової обробки зображень мають суттєві переваги з точки зору простоти реалізації та швидкодії. Вони не потребують значних обчислювальних ресурсів і можуть бути реалізовані у системах реального часу. В цілому, вони найбільш ефективні для вирішення задач попередньої обробки та первинного аналізу зображень.

Однак застосування класичних методів для аналізу поверхні виробів із природного каменю обмежується низкою факторів: високою варіативністю текстури, залежністю результатів від умов зйомки, складністю вибору параметрів та недостатньою адаптивністю до різних типів дефектів. Крім того, такі методи не здатні ефективно враховувати складні просторові залежності, що обмежує їх точність у реальних виробничих умовах.

Методи машинного навчання забезпечують більш гнучкий підхід до аналізу зображень, оскільки дозволяють враховувати статистичні закономірності у даних. Вони демонструють кращі результати порівняно з класичними методами, особливо при наявності якісних ознак. Проте застосування методів машинного навчання у задачах аналізу якості поверхні природного каменю супроводжується рядом специфічних проблем. Основною з них є обмеженість навчальних вибірок, оскільки формування репрезентативних баз даних дефектів є складним та трудомістким процесом. Також важливим фактором є

залежність результатів від умов зйомки, зокрема освітлення, кута огляду та роздільної здатності. У промислових умовах це ускладнює впровадження таких систем без додаткового калібрування.

Згорткові нейронні мережі є найбільш ефективним інструментом для задач виявлення дефектів поверхні, оскільки вони здатні автоматично виділяти суттєві ознаки та враховувати складні просторові залежності. Вони демонструють найвищу точність і стійкість до шумів, що є критично важливим для природного каменю. Разом із тим існують і певні недоліки. Зокрема, ці методи потребують великих обсягів навчальних даних, значних обчислювальних ресурсів та тривалого часу навчання. Крім того, моделі часто є «чорними скриньками», що ускладнює інтерпретацію результатів. Важливою проблемою є також перенавчання нейронної мережі та її залежність від якості навчальної вибірки. Все це є суттєвим обмеженням для їх широкого застосування.

Узагальнюючи результати аналізу літературних джерел, можна зробити висновок, що найбільш перспективним напрямом розвитку є комбінування класичних методів обробки зображень із нейронними мережами, де перші використовуються для попередньої обробки та зменшення шумів, а другі – для аналізу та класифікації дефектів. Такий підхід дозволяє досягти оптимального балансу між точністю, швидкодією та обчислювальною складністю алгоритмів системи контролю якості.

Водночас важливими залишаються проблеми підвищення якості навчальних даних, спрощення алгоритмів та адаптації методів до специфіки природного каменю. Подальший розвиток досліджень у цьому напрямі сприятиме створенню ефективних автоматизованих систем контролю якості, які можуть бути інтегровані у виробничі процеси.

Список використаної літератури:

1. *Bishop C.* Pattern Recognition and Machine Learning / *C.Bishop* [Electronic resource]. – Access mode : <https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf>.
2. *Burger W.* Principles of Digital Image Processing: Fundamental Techniques / *W.Burger, M.J. Burge*. – London: Springer-Verlag, 2013. – 273 p.
3. *Goodfellow I.* Deep Learning / *I.Goodfellow, Y.Bengio, A.Courville*. – Cambridge : MIT Press, 2016. – 775 p.
4. *Gonzalez R.* Digital Image Processing: 4th ed. / *R.Gonzalez, R.Woods*. – Pearson, 2017. – 1024 p.
5. Researching the possibilities of using AI technologies for digital image processing: review and applications / *O.V Dubolazov, O.G. Ushenko, I.V. Soltys and other*. DOI: 10.31649/1681-7893-2024-48-2-78-87.
6. Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review / *A.Ma'arif, W.Rahmaniar, H.Fathurrahman and other* [Electronic resource]. – Access mode: https://www.researchgate.net/publication/367157330_Understanding_of_Convolutional_Neural_Network_CNN_A_Review.
7. *Rawat W.* Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review / *W.Rawat, Z.Wang* // *Neural Computation*. – 2017. – Vol. 29, № 9. – P. 2352–2449.
8. *Schmid S.* Image Intensity Normalization in Medical Imaging / *S.Schmid* [Electronic resource]. – Access mode: <https://medium.com/@susanne.schmid/image-normalization-in-medical-imaging-f586c8526bd1>.
9. A review of convolutional neural networks in computer vision / *X.Zhao, L.Wang, Y.Zhang and other*. DOI: 10.1007/s10462-024-10721-6.
10. *Вовк С.М.* Методи обробки зображень та комп'ютерний зір: навч. посібн. / *С.М. Вовк, В.В. Гнатушенко, М.В. Бондаренко*. – Д. : ЛІРА, 2016. – 148 с.
11. *Грицик В.В.* Дослідження уніфікації стандартних порогових методів сегментації зображень / *В.В. Грицик*. DOI: 10.32782/KNTU2618-0340/2020.3.2-1.8.
12. Огляд засобів ефективної сегментації зображень з використанням методів кластеризації даних / *Д.Я. Зайцев, Т.В. Філімончук, А.С. Гук, Г.В. Майстренко*. DOI: 10.26906/SUNZ.2024.1.077.
13. *Кобилін О.А.* Методи цифрової обробки зображень: навч. посібн. / *О.А. Кобилін, І.С. Творошенко*. – Х. : ХНУРЕ, 2021. – 124 с.
14. Оцінка якості блочної сировини та облицювальної продукції з природного каменю. Ч. I : навч. посібн. / *В.В. Коробійчук, А.О. Криворучко, Н.С. Ремез та інші*. – Житомир : ЖДТУ, 2012. – 188 с.
15. *Подчашинський Ю.О.* Застосування автоматизованих та інформаційних систем з цифровими зображеннями при відкритій розробці родовищ природного каменю / *Ю.О. Подчашинський, В.А. Кирилович, О.О. Лугових*. DOI: 10.26642/ten-2022-2(90)-161-169.
16. *Подчашинський Ю.О.* Фрактальні перетворення в цифровій обробці відеозображень поверхні виробів з природного каменю / *Ю.О. Подчашинський, Н.С. Давидчук, Л.О. Четюк* [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://eztuir.ztu.edu.ua/123456789/3405>.
17. *Романенко І.О.* Аналіз ефективності сучасних методів сегментації цифрових зображень / *І.О. Романенко* // *Системи обробки інформації*. – 2016. – Вип. 3 (140). – С. 172–174.
18. Цифрова обробка сигналів та зображень. Ч. 1. / уклад. *І.В. Кравченко, В.І. Микитенко*. – К. : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2025. – 76 с.
19. *Шамрай В.І.* Управління декоративними показниками природного каменю на основі фактурної обробки : монографія / *В.І. Шамрай*. – Житомир : Житомирська політехніка, 2021. – 134 с.

References:

1. Bishop, C., *Pattern Recognition and Machine Learning*, [Online], available at: <https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf>
2. Burger, W. and Burge, M.J. (2013), *Principles of Digital Image Processing: Fundamental Techniques*, Springer-Verlag, London, 273 p.
3. Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville, A. (2016), *Deep Learning*, MIT Press, Cambridge, 775 p.
4. Gonzalez, R. and Woods, R. (2017), *Digital Image Processing*, 4th ed., Pearson, 1024 p.
5. Dubolazov, O.V., Ushenko, O.G., Soltys, I.V. et al., «Researching the possibilities of using AI technologies for digital image processing: review and applications», doi: 10.31649/1681-7893-2024-48-2-78-87.
6. Ma'arif, A., Rahmani, W., Fathurrahman, H. et al., «Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review», [Online], available at: https://www.researchgate.net/publication/367157330_Understanding_of_Convolutional_Neural_Network_CNN_A_Review
7. Rawat, W. and Wang, Z. (2017), «Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review», *Neural Computation*, Vol. 29, No. 9, pp. 2352–2449.
8. Schmid, S., *Image Intensity Normalization in Medical Imaging*, [Online], available at: <https://medium.com/@susanne.schmid/image-normalization-in-medical-imaging-f586c8526bd1>
9. Zhao, X., Wang, L., Zhang, Y. et al., «A review of convolutional neural networks in computer vision», doi: 10.1007/s10462-024-10721-6.
10. Vovk, S.M., Hnatushenko, V.V. and Bondarenko, M.V. (2016), *Metody obrobky zobrazen ta kompiuterni zir, navch. posibn.*, LIRA, D., 148 p.
11. Hrytsyk, V.V., «Doslidzhennia unifikatsii standartnykh porohovykh metodiv sehmentatsii zobrazen», doi: 10.32782/KNTU2618-0340/2020.3.2-1.8.
12. Zaitsev, D.Ya., Filimonchuk, T.V., Huk, A.S. and Maistrenko, H.V., «Ohliad zasobiv efektyvnoi sehmentatsii zobrazen z vykorystanniam metodiv klasteryzatsii danykh», doi: 10.26906/SUNZ.2024.1.077.
13. Kobylin, O.A. and Tvoroshenko, I.S. (2021), *Metody tsyfrovoy obrobky zobrazen, navch. posibn.*, KhNURE, Kh., 124 p.
14. Korobiichuk, V.V., Kryvoruchko, A.O., Remez, N.S. et al. (2012), *Otsinka yakosti blochnoi syrovyny ta oblytsiuvalnoi produktsii z pryrodnoho kameniu. Ch. I*, navch. posibn., ZhDTU, Zhytomyr, 188 p.
15. Podchashynskyi, Yu.O., Kyrylovych, V.A. and Luhovykh, O.O., «Zastosuvannia avtomatyzovanykh ta informatsiinykh system z tsyfrovymy zobrazhenniamy pry vidkrytii rozrobtsi rodovyshch pryrodnoho kameniu», doi: 10.26642/ten-2022-2(90)-161-169.
16. Podchashynskyi, Yu.O., Davydchuk, N.S. and Chepiuk, L.O., «Fraktalni peretvorennya v tsyfrovii obrobsi videozobrazen poverkhni vyrobiv z pryrodnoho kameniu», [Online], available at: <http://eztuir.ztu.edu.ua/123456789/3405>
17. Romanenko, I.O. (2016), «Analiz efektyvnosti suchasnykh metodiv sehmentatsii tsyfrovyykh zobrazen», *Systemy obrobky informatsii*, Issue 3 (140), pp. 172–174.
18. Kravchenko, I.V. and Mykytenko, V.I. (eds.) (2025), *Tsyfrova obrobka syhnaliv ta zobrazen. Ch. I*, KPI im. Ihoria Sikorskoho, K., 76 p.
19. Shamrai, V.I. (2021), *Upravlinnia dekoratyvnymy pokaznykamy pryrodnoho kameniu na osnovi fakturnoi obrobky, monohrafiia*, Zhytomyrska politekhnika, Zhytomyr, 134 p.

Горобець Олександр Сергійович – аспірант кафедри інформаційно-вимірювальних технологій Державного університету «Житомирська політехніка».

<https://orcid.org/0009-0008-3756-7453>.

Наукові інтереси:

- комп'ютеризовані інформаційно-вимірювальні системи;
- цифрова обробка зображень.

Горобець Сергій Миколайович – кандидат педагогічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій Житомирського державного університету імені Івана Франка.

<https://orcid.org/0000-0001-7639-9714>.

Наукові інтереси:

- цифрова обробка зображень, інженерна та комп'ютерна графіка;
- бази даних.

Чепюк Ларіна Олексіївна – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційно-вимірювальних технологій Державного університету «Житомирська політехніка».

<http://orcid.org/0000-0002-8072-8186>.

Наукові інтереси:

- комп'ютеризовані інформаційно-вимірювальні системи;
- цифрова обробка сигналів і відеозображень;
- метрологія, засоби вимірювання;
- системний аналіз складних технічних систем.

Horobets O.S., Horobets S.M., Chepiuk L.O.

Review of modern digital image processing methods for assessing the surface quality of natural stone facing products

The article considers the current problem of increasing the objectivity and efficiency of quality control of natural stone facing products by applying digital image processing methods. Traditional approaches to quality assessment based on visual inspection are characterized by subjectivity and low reproducibility of results, which necessitate the introduction of automated analysis methods. The aim of the work is to generalize, systematize and comparatively evaluate modern digital image processing methods used to determine the surface quality of natural stone facing products, as well as to identify promising areas for their development. To achieve the goal, the following tasks were solved: classical image processing methods (filtering, segmentation, texture analysis) were analyzed, approaches based on machine learning and convolutional neural networks were investigated, and their comparative analysis was conducted. The work used methods of system analysis, generalization of scientific sources, and comparative analysis of algorithms. Mathematical models of image processing are considered, in particular convolutional filters, threshold segmentation and statistical characteristics of texture. As a result of the study, it was found that classical methods are characterized by simplicity of implementation and low computational costs, but have limited accuracy in conditions of complex textures and variable lighting. Machine learning methods and convolutional neural networks provide significantly higher accuracy of surface defect recognition, but require significant computing resources and large volumes of training data. The analysis made it possible to determine the feasibility of combining classical and neural network approaches. The conclusions substantiate that a promising direction is the development of hybrid methods that combine the advantages of traditional digital image processing algorithms and modern artificial intelligence approaches, which will ensure increased accuracy, stability and versatility of quality control systems for facing products.

Keywords: digital image processing; classical image processing methods; machine learning methods; deep learning methods; surface quality of facing products made of natural stone.

Стаття надійшла до редакції 30.12.2025.