

О. А. Пащенко<sup>1</sup>, Є. А. Коровяка<sup>1\*</sup>, В. Л. Хоменко<sup>1</sup>,  
О. Ф. Камишацький<sup>1</sup>, С. О. Шипунов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Національний технічний університет

“Дніпровська політехніка”, м. Дніпро, Україна

\*koroviaka.ye.a@nmu.one

## **Вивчення мікроструктурних властивостей карбід вольфраму-кобальтових композитних матеріалів за допомогою перспективних способів обробки зображень**

*Розглянуто вплив мікроструктури карбід вольфраму-кобальтових (WC–Co) композитів на їхні механічні властивості, такі як твердість і зносостійкість, важливих для ріжучих інструментів і бурового обладнання. Запропоновано інноваційну методику аналізу мікроструктури на основі обробки зображень, що є більш швидкою та економічною альтернативою традиційним методам, таким як растрова електронна мікроскопія (РЕМ) і дифракція рентгенівських променів. Досліджено розподіл частинок карбіду вольфраму, сполучної фази кобальту та пористість за допомогою попередньої обробки зображень, сегментації фаз і кількісного аналізу сканів РЕМ. Отримані результати демонструють високу точність методики визначення ключових характеристик за значного скорочення часу й витрат, сприяють вдосконаленню якості та довговічності WC–Co матеріалів у промислових застосуваннях.*

**Ключові слова:** WC–Co, обробка зображень, мікроструктура, сегментація фаз, пористість, механічні властивості, композитні матеріали.

### **ВСТУП**

Композиційні матеріали на основі карбіду вольфраму (WC) та кобальту (Co) відіграють важливу роль у промисловості завдяки високій твердості, зносостійкості та міцності. Їх широко застосовують у виробництві ріжучих інструментів, бурового обладнання та деталей, що працюють в екстремальних умовах [1, 2]. Ключовим фактором, який визначає їхні експлуатаційні характеристики, є мікроструктура – розподіл частинок WC, товщина прошарків Co та пористість, що впливають на механічні властивості, зокрема твердість і опір зношуванню [3, 4]. Для бурових технологій контроль цих параметрів особливо важливий для забезпечення ефективності та довговічності обладнання [5, 6].

Традиційні методи аналізу мікроструктури, такі як рентгенівська дифракція (РД) і сканувальна електронна мікроскопія (СЕМ), є точними, але трудомісткими, дорогими та потребують складної підготовки зразків [7, 8]. Тому розробка автоматизованих методів на основі обробки зображень є актуальною для прискорення аналізу та підвищення його точності, особливо в бурінні, де швидкий контроль матеріалів впливає на безпеку й продуктивність [9, 10].

Метою роботи було створення методу обробки зображень мікроструктури WC–Co для кількісної оцінки розміру частинок WC, розподілу фаз і пористості. Для цього необхідно провести попередню обробку зображень для усу-

нення артефактів, виконати сегментацію фаз, визначити ключові параметри мікроструктури та перевірити точність результатів порівнянням із традиційними методами.

## ОБ'ЄКТИ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Композиційні матеріали на основі WC і Co є двофазною системою, яка складається з твердих частинок карбіду вольфраму, оточених зв'язувальною фазою Co. WC є однією з найтвердіших фаз, яка забезпечує матеріалу високу зношувальність і твердість. Co виступає в якості зв'язної фази, надає матеріалу пластичність і ударну в'язкість, що особливо важливо для запобігання крихкого руйнування під час динамічних навантажень [11, 12]. Мікроструктура WC–Co має розміри і форму частинок подібно WC, прошарки Co, пори та інші дефекти. Розмір частинок WC зазвичай варіюється від 0,5 до 10 мкм, а їхня форма може бути як кутастою, так і круглою, у залежності від технології виробництва [13]. Товщина прошарків Co зазвичай буває від 0,1 до 1 мкм, її розподіл є критично важливим для забезпечення високої міцності матеріалу. Пори, які можуть з'явитися в процесі спікання, негативно впливають на механічні властивості, зменшують щільність матеріалу та його опір руйнуванню. Отже, мікроструктура WC–Co відіграє ключову роль у визначенні його експлуатаційних характеристик, а її аналіз є важливим етапом у розробці та оптимізації матеріалу [14, 15].

Для аналізу мікроструктури WC–Co використовують різні методи, які можна поділити на дві основні групи: методи візуалізації та методи кількісного аналізу. До методів візуалізації відносяться оптична та електронна мікроскопія. Оптична мікроскопія дозволяє отримати зображення мікроструктури з відносно низьким збільшенням (до 1000×), що робить її корисною для попереднього аналізу. Однак через обмежений доступ цей метод не завжди дозволяє детально вивчати дрібні частинки WC та тонкі прошарки Co. Кращу роздільну здатність забезпечує СЕМ, що дозволяє візуалізувати мікроструктуру зі збільшенням до 100000×. СЕМ також дозволяє проводити елементний аналіз із допомогою енергодисперсної рентгенівської спектроскопії (ЕДРС), що особливо доцільно для ідентифікації фаз. Однак СЕМ вимагає складної підготовки зразків, зокрема напилювання провідного прошарку, що робить процес трудомістким і дорогим [16].

Для кількісного аналізу мікроструктури використовують методи обробки зображень, які дозволяють автоматизувати процес і підвищити його точність. Одним із найбільш розповсюджених підходів є порогова сегментація, за якої зображення розділяють на області, які відповідають різним фазам, на основі їхньої яскравості. Метод Оцу [17], наприклад, автоматично визначає оптимальний поріг для розділення фаз. Для більш складних випадків, коли фази слабконтрастні або перекриваються, використовують методи на основі градієнтів, такі як алгоритм Ганні [18], який виділяє границі між фазами. Останнім часом також активно удосконалюють методи машинного навчання, такі як U-Net, які дозволяють сегментувати зображення з високою точністю навіть у складних умовах [19]. Однак, не зважаючи на значні успіхи в області обробки зображень, аналіз мікроструктури WC–Co, як і раніше, зіштовхується з багатьма проблемами.

Однією з основних проблем аналізу мікроструктури WC–Co є слабконтрастність фаз. WC та Co можуть мати подібну яскравість на зображеннях, які отримані з допомогою оптичної мікроскопії, що ускладнює їхнє розділення. Навіть на зображеннях, які отримані з допомогою СЕМ, контраст між фазами

може бути недостатнім для такої сегментації. Це особливо актуально для тонких прошарків  $Co$ , які можуть практично не розрізнятися на фоні частинок  $WC$ . Другою проблемою є перекривання частинок, які часто зустрічаються в матеріалах із високою щільністю. Частинки  $WC$ , які перекриваються, можуть бути помилково інтерпретовані як одна крупна частинка, що призводить до помилок у визначенні їхніх розмірів і розподілу. Крім того, на зображеннях можуть бути присутніми шуми та артефакти, такі як подряпини, пил або нерівномірне освітлення, які також утруднюють аналіз. Шуми можуть бути викликані як особливостями підготовки зразків, так і технічними обмеженнями мікроскопів. Наприклад, на зображеннях, які одержанні з допомогою СЕМ, можуть бути артефакти, які зв'язані з накопиченням заряду на поверхні зразка [20]. Всі ці проблеми вимагають розробки спеціалізованих методів попереднього опрацювання зображень, таких як фільтрація шумів і корекція освітлення, а також використання більш складних алгоритмів сегментації, таких як машинне навчання.

Отже, аналіз мікроструктури  $WC-Co$  є складним завданням, яке вимагає використання сучасних методів обробки зображень. Незважаючи на проблеми, що існують, такі як слаба контрастність фаз, перекриття частинок і наявність шумів, розробка нових алгоритмів та підходів дозволяє значно підвищити точність та ефективність аналізу.

Запропонована методика враховує ці проблеми та надає рішення для їхнього подолання, що робить її актуальною та корисною для досліджень в області матеріалознавства.

Калібрування масштабу необхідне для переведення пікселів зображення у фізичні одиниці виміру, наприклад мікрометри. Для цього використовують еталонний масштаб, наприклад, мікрометрову решітку, знімки якої роблять за тих же умов, що і знімки зразка. Масштабний коефіцієнт  $k$ , піксель/мкм, вираховують за формулою

$$k = \frac{N_{\text{pix}}}{L_{\text{et}}}, \quad (1)$$

де  $N_{\text{pix}}$  – кількість пікселів, що займає еталон на зображення;  $L_{\text{et}}$ , мкм – відома довжина еталону.

Нерівномірність освітлення може спотворювати результати аналізу. Для корекції використовують Тор-Нат фільтр [21], який виділяє дрібні деталі на тлі інтенсивності, яка повільно змінюється. Фільтр визначають як різницю між вихідним зображенням  $I(x, y)$  і його морфологічним відкриттям  $I_{\text{open}}(x, y)$ :

$$I_{\text{TopHat}}(x, y) = I(x, y) - I_{\text{open}}(x, y), \quad (2)$$

де  $I_{\text{open}}(x, y)$  одержують за допомогою морфологічної операції відкриття з використанням структурного елемента  $B$ .

Для усунення шуму використовують медіанний фільтр і гауссове згладжування [22]. Медіанний фільтр замінює значення кожного пікселя на медіану значень навколо нього:

$$I_{\text{med}}(x, y) = \text{median}\{I(x + i, y + j) \mid (i, j) \in W\}, \quad (3)$$

де  $W$  – вікно фільтрації (наприклад,  $3 \times 3$  або  $5 \times 5$ ). Гауссове згладжування згладжує зображення з допомогою згортки з ядром Гаусса:

$$I_{\text{Gauss}}(x, y) = I(x, y)G(x, y), \quad (4)$$

де  $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(\frac{-x^2 + y^2}{2a^2}\right)$  – ядро Гаусса з параметром  $\sigma$ .

Метод Оцу [17] автоматично визначає оптимальне порогове значення  $T$ , що є результатом мінімізації внутрішньокласової дисперсії:

$$T = \arg \min_t (\omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t)), \quad (5)$$

де  $\omega_1(t)$  і  $\omega_2(t)$  – частка пікселів у двох класах, які розділені порогом  $t$ , а  $\sigma_1^2(t)$  та  $\sigma_2^2(t)$  – їхні дисперсії,  $t$  – змінна, яка представляє можливе порогове значення інтенсивності пікселів, що розглядають під час оптимізації. Адаптивні порогови використовують для зображень із нерівномірним освітленням, де поріг вираховують локально для кожної ділянки зображення.

Алгоритм Ганні [18] виділяє границі фаз із допомогою пошуків максимумів градієнта. Градієнт зображення  $I(x, y)$  вираховують з допомогою операторів Собеля:

$$G_x = I(x, y)S_x, \quad G_y = I(x, y)S_y, \quad (6)$$

де  $S_x$  і  $S_y$  – ядра Собеля. Потім вираховують значення градієнта:

$$\nabla I(x, y) \propto \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (7)$$

Алгоритм Ганні використовує придушення немаксимумів та гістерезисну порогову фільтрацію для виділення чітких границь [23, 24].

U-Net – це згорткова нейрона мережа, яку використовують для сегментації зображень. Вона складається із кодувальної та декодувальної частини, що дозволяє точно виділити границі фаз. Random Forest – ансамблевий метод, який класифікує пікселі на основі їхніх ознак, таких як інтенсивність та структура [25, 26].

Морфологічне закриття [27, 28] заповнює дрібні отвори та з'єднує близькі об'єкти:

$$I_{\text{close}}(x, y) = (I \oplus B) \ominus B. \quad (8)$$

де  $\oplus$  і  $\ominus$  – операції дилатації та ерозії відповідно. Морфологічне відкриття видаляє дрібні об'єкти та згладжує границі:

$$I_{\text{open}}(x, y) = (I \ominus B) \oplus B. \quad (9)$$

Заповнення отворів виконують з допомогою морфологічної реконструкції [29], яка заповнює області, які оточені границями.

Розміри частинок визначають з допомогою аналізу зв'язаних компонентів [30]. Еквівалентний діаметр  $D_{\text{ekv}}$  вираховують як діаметр кола з тією ж площею  $A$ :

$$D_{\text{ekv}} = 2\sqrt{\frac{A}{\pi}}. \quad (10)$$

Розподіл розмірів частинок будують у вигляді гістограми, де на осі  $x$  відкладають розміри частинок, а на осі  $y$  – їхню кількість або частку. Статистичні параметри, такі як середній розмір  $\mu$  і стандартне відхилення  $\sigma$ , вираховують за формулами

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_i, \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (D_i - \mu)^2} \quad (11)$$

де  $D_i$  – розмір  $i$ -ї частинки;  $N$  – загальна кількість частинок.

Міжфазові границі аналізують з допомогою скелетонізації [31], яка виділяє центральні лінії границь. Орієнтацію частинок визначають з допомогою аналізу головних компонент (PCA – principal component analysis), де кут орієнтації  $\theta$  вираховують як

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}\right), \quad (12)$$

де  $\mu_{11}$ ,  $\mu_{20}$ ,  $\mu_{02}$  – центральні моменти інерції.

Ця методика забезпечує повний цикл обробки зображень, що починається з попередньої обробки та закінчується кількісним аналізом мікроструктури WC–Co [32].

Отже, методика обробки зображень для визначення морфологічних характеристик композиту WC–Co містить такі етапи.

Обробку зображення починають з його перетворення у відтінки сірого, якщо воно є кольоровим:

$$I_{\text{gray}} = 0,2989R + 0,5870G + 0,1140B. \quad (13)$$

Потім використовують гістограмну еквалізація [33, 34] для вирівнювання яскравості:

$$I_{\text{eq}} = \frac{I_{\text{gray}} - \min(I_{\text{gray}})}{\max(I_{\text{gray}}) - \min(I_{\text{gray}})}. \quad (14)$$

Використовують морфологічний Top-Hat фільтр для локального корегування освітлення:

$$I_{\text{TopHat}} = I_{\text{eq}} - \text{opening}(I_{\text{eq}}, S). \quad (15)$$

Потім виконують придушення шуму медіанним фільтром і гауссовим згладжуванням [35]:

$$I_{\text{median}} = \text{median}(I_{\text{TopHat}}, S); \quad (16)$$

$$I_{\text{blur}} = G_{\sigma} I_{\text{median}}. \quad (17)$$

де  $G_{\sigma}$  – гауссове розмиття параметром  $\sigma = 0,3$ . Потім використовують підсилення різкості:

$$I_{\text{sharp}} = I_{\text{blur}} + \lambda(I_{\text{blur}} - \text{gaussian}(I_{\text{blur}})). \quad (18)$$

Адаптивну порогову обробку виконують через локальний поріг Оцу або медіанний поріг:

$$T(x, y) = \text{median}(I_{\text{sharp}}, W) - C. \quad (19)$$

Бінаризацію здійснюють за правилом

$$I_{\text{bin}}(x, y) = \begin{cases} 1, & I_{\text{sharp}}(x, y) > T(x, y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (20)$$

Видаляють дрібні об'єкти розміром менше 10 пікселів, потім виділяють границі методом Ганні:

$$I_{\text{edges}} = \nabla^2 I_{\text{bin}} \quad (21)$$

Після цього зображення сегментують та виконують морфологічне закриття для об'єднання частинок:

$$I_{\text{closed}} = \text{closing}(I_{\text{bin}}, S). \quad (22)$$

Частинки ідентифікують методом зв'язаних компонент і розраховують розміри частинок:

$$D_{eq} = 2\sqrt{\frac{A}{\pi}}, \quad (23)$$

де  $A$  – площа частинки. Визначають границі зерен скелетизацією:

$$I_{skeleton} = skeletonize(I_{edges}). \quad (24)$$

Вираховують середній розмір частинок і границь:

$$D'_{eq} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{eq,i}. \quad (25)$$

Фазовий склад визначають кількістю пікселів у бінарних областях. Площинну частку карбиду вольфраму, кобальту та границь вираховують як

$$P_{WC} = \frac{A_{WC}}{A_{total}} \cdot 100\%, \quad (26)$$

$$P_{Co} = \frac{A_{Co}}{A_{total}} \cdot 100\%, \quad (27)$$

$$P_{border} = \frac{A_{border}}{A_{total}} \cdot 100\%, \quad (28)$$

де  $A_{WC}$ ,  $A_{Co}$  и  $A_{border}$  – площі, які зайняті карбідом вольфраму, кобальтом і границями.

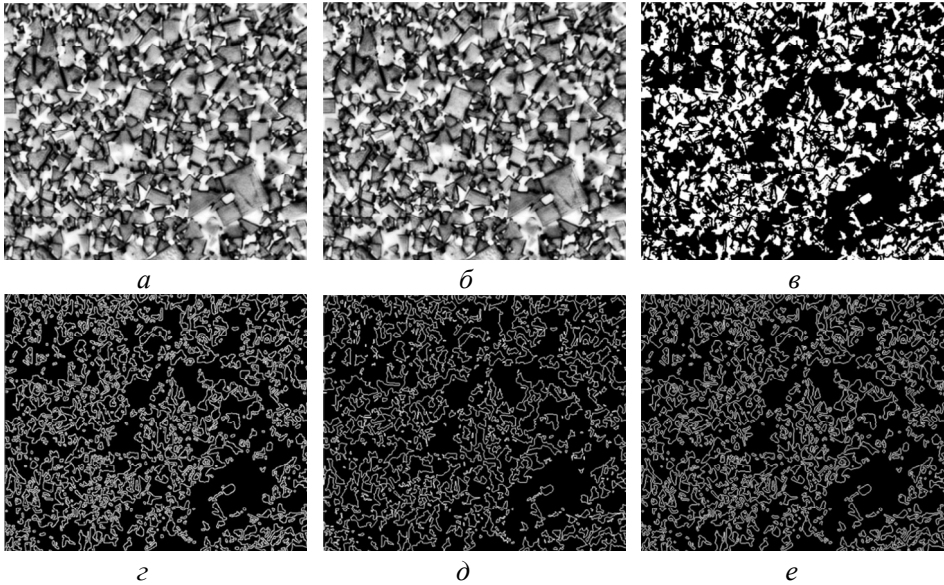
Результати візуалізують у вигляді гістограми розподілу розмірів частинок і контурів границь на зображенні.

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОБГОВОРЕННЯ

Методика була апробована на зразках WC–Co (90 % (за масою) WC, 10 % (за масою) Co), виготовлених порошковою металургією: змішування, пресування, спікання за температури 1400 °C в аргоні та полірування алмазною пастою. Мікроструктуру візуалізували оптичною мікроскопією (збільшення 1000×) та СЕМ (до 10000×). Для обробки зображень використали OpenCV (попередня обробка, фільтрація), Scikit-image (сегментація, аналіз компонентів), Python (програмування), Matplotlib і Seaborn (візуалізація). Вихідні та оброблені зображення WC–Co наведено на рисунку (частинки WC – темні, Co – світлі).

Аналіз перетворення зображень, виконаний за допомогою складного каналу опрацювання, призначеного для сегментації та кількісної оцінки мікроструктурних компонентів, забезпечує ґрунтовне розподілення цементованого карбідного матеріалу, зафіксованого в напівтоновому зображенні. Цей процес починається із завантаження зображення через інтерактивний інтерфейс у хмарному середовищі, перетворення його в напівтоні кольори, якщо воно спочатку було кольоровим, та використання адаптивного вирівнювання яскравості з помірним обмеженням обрізки для нормалізації освітлення по всьому зображенню. Наступні кроки ще більше підсилюють контраст за допомогою вирівнювання гістограмою, усувають фоновий шум за допомогою точкового перетворення з використанням круглого структурного елемента радіусом 10 пікселів і уточнюють зображення за допомогою медіанної фільтрації (з використанням невеликого диску), гауссового згладжування з легкою сигмою та нерізкого маскуванню 1 піксель, а також коефіцієнтом підсилення  $\lambda = 3$ .

Потім використовують автоматичний пороговий метод для генерування бінарного зображення, яке очищають через видалення маленьких об'єктів, розмір яких менший 10 пікселів та морфологічно закривається  $3 \times 3$  ядром для з'єднання областей частинок. Контури реєструють за допомогою алгоритму Кенні з використанням сігми 1.0. Ці контури і є зведене до мінімуму зображення в структурному вигляді. З використанням вище наведених даних, запропоновано такі репрезентативні результати: кількість частинок – 356, середній розмір частинок – 10,58 мкм, середній розмір контурів – 2,89 мкм, частка карбіду вольфраму – 88,32 %, частка кобальту – 10,4 %, частка контурів – 0,32 %.



Візуалізація робочих етапів методики: *a* – оригінальне зображення; *б* – вирівнювання гістограми; *в* – адаптивна порогова сегментація; *г* – межі (Ганні); *д* – виділені контури частинок; *е* – прикордонний скелет.

### Кількість частинок WC

Кількість окремих зерен WC, ідентифікованих після сегментації морфологічно закритого двійкового зображення в марковані інтервали, властивості яких аналізують, дорівнює 356. Ця кількість дає можливість мати мікроструктуру з щільним компонуванням, типовим для цементованих карбідів, де численні тверді частинки вбудовані у зв'язувальну матрицю. Морфологічне закриття з допомогою  $3 \times 3$  ядра, ймовірно, з'єднало декілька зерен, які перекриваються або близько розташовані, що потенційно знижує підрахунок, якщо границі були мало помітними або нерегулярними, хоча число зерен 356 вказує на присутність більш темної карбідної фази на фоні більш світлого кобальту. Така висока щільність частинок вказує на матеріал зі значним твердофазним покриттям, що підтверджує і візуальний вихід, який показує сегментовані зони.

### Середній розмір частинок WC

Середній еквівалентний діаметр цих 356 частинок, що був розрахований як діаметр кола, співпадає з площиною кожної зони після маркування дорівнює 10,58 мкм. Це значення дає підставу віднести матеріал до матеріалів

середньої та крупної зернистості, що використовують для твердих сплавів (їхні частинки, як правило, мають розміри від одного субмікрона до більше 10 мкм). Розмір 10,58 мкм означає, що така мікроструктура сприяє високій міцності в порівнянні з екстремальною твердістю, тому що більш крупні гранули підвищують стійкість до розривів, але можуть зменшувати стійкість проти спрацювання в порівнянні з більш дрібними зернами. Етапи попередньої обробки (тобто, медіана фільтрація, гауссівське розмивання та нерізде маскування) підсилюють краї частинок та сприяють необхідній зв'язаності, водночас розміри частинок можуть збільшитися, якщо відбулося злиття прилеглих зерен. Візуалізовані контури із товщиною 1 піксель, підтверджують ці границі, хоча надмірне згладжування може трішки перебільшувати середній діаметр.

### **Середній розмір контурів**

Середній розмір контурів, що дорівнює 2,89 мкм, вказують на середній діаметр граничних областей, одержаних зі зведених до мінімуму кромки, їх визначають за допомогою використання алгоритму Кенні до опрацьованого бінарного зображення. Середнє значення цих границь (це найтемніші смуги на рисунку) вказує що тонкі границі між більш крупними зернами карбиду вольфраму, ймовірно, заповнені кобальтом або є контактами зерно-зерно. Наявність кромки виявила характерні границі, а зведення їх до мінімуму, що дорівнює одному пікселю, забезпечило те, що лише помітні особливості відображаються в даному визначенні. Розмір контурів, який складає 2,89 мкм, вказує на наявність граничної сітки в тісно зв'язаній мікроструктурі, хоча слабкі та фрагментовані края могли бути пропущені, що трохи спотворює уявлення про їхню справжнє значення. Такі відомості до мінімуму візуалізують таку складну сітку і підтверджують необхідність точного встановлення границь.

### **Частка WC**

Доля площі, яку займає WC дорівнює 88,32 %, її вираховують за допомогою обчислення кобальту та крайніх пікселів із загальної області зображення та впорядковану відносно незваженої кількості всіх компонентів. Така переважаюча частка WC відповідає стандартному складу твердого сплаву (70–95 % (за масою)), де він забезпечує жорстку стійкість. На відміну від деяких скорегованих підходів, відсутність вагових множників у даному методі припускає використання прямого співвідношення кількості пікселів на основі порогового опрацювання, де більш темний карбід відділяється від більш світлого кобальту та граничних областей. Такий високий вміст WC підкреслює придатність даного матеріалу до використання в абразивних робочих умовах або для різання з вирівнюванням яскравості та підсиленням контрастності та забезпеченням точного розмежування карбідної фази у двійковому виході.

### **Частка Co**

Частка площі, яку займає Co, визначена із суми пікселів у бінарному зображенні (більш світлі зони) та впорядкована відносно незваженого загального числа, дорівнює 10,4 %. Такий вміст Co знаходиться в межах стандартного діапазону для твердих сплавів (5–15 % (за масою)), де Co зв'язує тверді зерна WC та робить їх твердими та пластичними. Без поправочного коефіцієнта згадане вище відображає пряму кількість пікселів, що підсилюються адаптивною компенсацією яскравості та гістограми і покращує візуальну доступність Co на фоні більш темного WC та границь. Частка кобальту, що дорівнювала 10,4 %, припускає наявність збалансованої мікроструктури та ство-

рює зв'язність, яка достатня для запобігання крихкості за збереження високої твердості, що видно з двійкової сегментації.

### Частка границь

Частка площі найтемніших зон границь, які вираховані зі зведених до мінімуму крайніх пікселів, дорівнює 0,32 %. Їх було поділено на три частини з метою зменшення їхньої участі та впорядковано відносно загальної кількості. Така значно менша частка відображає мінімальну роль країв як тонких граничних прошарків, а не як об'ємної фази, що відповідає за їхнє відтворення за допомогою виділення контурів і зведення їх до мінімуму. Ділення на три підкреслює тонкий характер, який зв'язує їх по відношенню до об'ємної вагомості та підтверджує зосередженість даного алгоритму на виділення тільки найтемніших особливостей. Така незначна частка, візуалізована після аналізу границь і зведення до мінімуму, може привести до недооцінки реальної граничної області, якщо кромки були дуже нечіткими або переривчастими, однак це відповідає мікроструктурі, в якій переважають кобальт і карбід.

Загалом, такі результати відображають мікроструктуру твердого сплаву з високим вмістом WC (88,32 %) для надзвичайної міцності, помірним вмістом зв'язувального Co (10,4 %) для пружності та з гранично тонкими краями (0,32 %, 2,89 мкм) для полегшення зчеплення між зернами. 356 частинок, середній розмір яких складає 10,58 мкм, вказує на крупнозернисту щільно упаковану структуру, що успішно обробляється каналом обробки зображень, який підсилює контраст, видаляє шуми та сегментує компоненти за допомогою визначення порогу, виявлення країв і використання морфологічних процесів. Гістограма розмірів частинок, розмір яких досягає 10–11 мкм, а також шестипанельна візуалізація (тобто оригінальне зображення, відображення після вирівнювання гістограмою, порогова сегментація, виявлення кромки, контури частинок і зображення границь у структурному вигляді) підтверджують цей аналіз. Потенційні обмеження враховують злиття зерен, які збільшують розмір частинок, або недостатнє виявлення країв, яке зменшує їхню площинну частку; а втім, така пропорційність не заперечує типовому складу цементованого карбіду. Незважена нормалізація спрощує такі процентні значення, пропонує дзеркальне відображення піксельних зон і припускає точне напівтонове розділення на етапах попередньої обробки.

Варто відзначити, що іноді спостерігають незначні відхилення від літературних даних, особливо в частині розподілення розмірів частинок. Це може бути зв'язано з особливостями підготовки зразків або обмеженнями методики аналізу. Наприклад, якщо частинки карбіду вольфраму мають складну форму або перекриваються, це може привести до завищення їхніх розмірів. Проте, загалом результати підтверджують, що розроблена методика дозволяє досить точно аналізувати мікроструктуру WC–Co.

Попри високу точність і відтворюваність, розроблена методика має ряд обмежень, які необхідно враховувати під час її використання.

Однією з основних проблем є перекриття частинок карбіду вольфраму, що утруднює їхнє точне розділення. У такому разі алгоритми сегментації можуть помилково інтерпретувати декілька частинок, які перекриваються як одну крупну, що призводить до завищення їхніх розмірів. Це особливо актуально для матеріалів з високою щільністю пакування, де частинки розташовані близько одна до одної. Для вирішення цієї проблеми можна використовувати більш складні методи, такі як водороздільна трансформація [36], яка дозволяє розділяти об'єкти, які перекриваються, на основі їхніх градієнтів.

Шуми й артефакти, такі як подряпини, пил або нерівномірне освітлення, можуть спотворювати результати аналізу. Наприклад, шуми можуть бути помилково інтерпретовані як дрібні частинки або пори, що призводить до завищення пористості. Для мінімізації впливу шумів використовують методи попередньої обробки, такі як медіана фільтрація та гауссове згладжування, але вони не завжди повністю усувають проблему. Іноді необхідна ручна корекція зображень, що знижує автоматизацію процесу.

WC та кобальт можуть мати подібну яскравість на зображеннях, що ускладнює їхнє розділення. Це особливо актуально для тонких прошарків кобальту, які можуть бути практично нерозрізнені на тлі частинок WC. Для вирішення цієї проблеми можна використовувати методи машинного навчання, такі як U-Net, що дозволяють більш точно виділяти слабкоконтрастні фази.

Для подолання обмежень і підвищення точності аналізу мікроструктури WC-Co можна запропонувати наступні покращення.

Методи глибокого навчання, такі як Mask R-CNN, дозволяють більш точно сегментувати зображення, особливо в складних випадках, коли фази слабкоконтрастні або перекриваються. Mask R-CNN поєднує можливості виявлення об'єктів та їхнього точного виділення (сегментації), що робить його ідеальним інструментом для аналізу мікроструктури [37, 38]. Навчання моделі на анотованих зображеннях мікроструктури WC-Co дозволить значно підвищити точність сегментації та автоматизувати процес аналізу.

Двомірні зображення, отримані з допомогою оптичної або електронної мікроскопії, не завжди дозволяють повністю описати тримірну структуру матеріалу. Для більш точного аналізу можна використовувати методи тримірної реконструкції, такі як рентгенівська томографія. Цей метод дозволяє одержати тримірне зображення мікроструктури, що особливо корисно для аналізу розподілення фаз, пористості та міжфазних границь. Тримірна реконструкція також дозволяє більш точно оцінювати розміри та форму частинок, що неможливо зробити на основі двомірних зображень.

Для підвищення точності й достовірності результатів можна інтегрувати розроблену методику з іншими методами аналізу, такими як РД або ЕДРС. Це дозволить не тільки аналізувати морфологію мікроструктури, але й визначити її хімічний склад і кристалічну структуру.

Для покращення якості зображень та зменшення впливу шумів можна використовувати більш складні алгоритми попередньої обробки, такі як нелокальне осереднення або адаптивна фільтрація. Ці методи дозволяють ефективно видаляти шуми, зберігати водночас важливі деталі зображення.

## ВИСНОВКИ

Розроблена методика обробки зображень мікроструктури WC-Co довела свою ефективність у кількісній оцінці ключових параметрів матеріалу, таких як розміри частинок карбіду вольфраму, розподіл фаз (WC, Co, пори) та пористість. Вона автоматизує процес аналізу, значно скорочуючи час обробки даних порівняно з ручними методами, і може бути адаптована для дослідження інших композиційних матеріалів, наприклад, TiC-Ni, Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-ZrO<sub>2</sub> або SiC-Al, що підтверджує її універсальність. Результати, отримані за допомогою методики, узгоджуються з даними наукової літератури, що свідчить про її точність і надійність.

Методика відкриває перспективи для аналізу мікроструктури різних матеріалів, таких як кераміка, металічні сплави чи полімерні композити. Напри-

клад, її можна застосувати для вивчення розподілу частинок у кераміці на основі  $\text{Al}_2\text{O}_3$  або структури сплавів із карбідними вкрапленнями. Крім того, вона придатна для оптимізації технологічних процесів виробництва, таких як спікання, гаряче пресування чи адитивне виробництво завдяки можливості контролю розміру частинок і фазового розподілу в реальному часі, що забезпечує стабільну якість продукції.

Отже, розроблена методика є ефективним інструментом для кількісного аналізу мікроструктури, поєднує високу точність, автоматизацію та універсальність. Її подальший розвиток, зокрема інтеграція з методами машинного навчання та 3D-реконструкцією, може поглибити розуміння структури матеріалів і вдосконалити технологічні процеси, що робить її важливим внеском у матеріалознавство та промисловість.

## ФІНАНСУВАННЯ

Ця робота була підтримана постійним інституційним фінансуванням. Жодних додаткових грантів на проведення чи керівництво цим дослідженням отримано не було.

## КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Автори цієї роботи заявляють, що не мають конфлікту інтересів.

O. A. Pashchenko<sup>1</sup>, Ye. A. Koroviaka<sup>1</sup>, V. L. Khomenko<sup>1</sup>,  
O. F. Kamyshatskyi<sup>1</sup>, S. O. Shypunov<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dnipro University of Technology, Dnipro, Ukraine

Exploring microstructural properties of tungsten carbide-cobalt composites using advanced image processing techniques

*The role of the microstructure of tungsten carbide-cobalt (WC-Co) composites in determining their mechanical properties, such as hardness and wear resistance, critical for cutting tools and drilling equipment, is examined. An innovative image processing-based methodology is proposed as a faster and more cost-effective alternative to traditional methods like scanning electron microscopy (SEM) and X-ray diffraction. The distribution of tungsten carbide particles, cobalt binder phase, and porosity was investigated through image preprocessing, phase segmentation, and quantitative analysis of SEM scans. The results demonstrate the methodology's high accuracy in assessing key characteristics while significantly reducing time and costs, enhancing the quality and durability of WC-Co materials for industrial applications.*

**Keywords:** WC-Co, image processing, microstructure, phase segmentation, porosity, mechanical properties, composite materials.

1. Ratov B.T., Mechnik V.A., Gevorkyan E.S., Bondarenko N.A., Kolodnitskyi V.M., Akhmetova N.S., Korostyshevskiy D.L., Bayamirova R.U. Investigating the wear resistance of Cdiamond-(WC-Co)-ZrO<sub>2</sub> composite impregnated crowns in granite drilling. *J. Superhard Mater.* 2024. Vol. 46, no. 4. P. 314–321.
2. Pashchenko O., Ratov B., Khomenko V., Gusmanova A., Omirzakova E. Methodology for optimizing drill bit performance. *SGEM.* 2024. Vol. 24, no. 1.1. P. 623–631.
3. Ratov B.T., Mechnik V.A., Gevorkyan E.S., Kolodnitskyi V.M., Bondarenko N.A., Kutybayev A.E., Muratova S.K., Korostyshevskiy D.L. Effect of the CrB<sub>2</sub> additive content on the structure, mechanical properties, and performance characteristics of diamond-containing Cdiamond-(WC-Co) composite materials formed by spark plasma sintering. *J. Superhard Mater.* 2023. Vol. 45, no. 3. P. 161–174.
4. Ratov B.T., Mechnik V.A., Rucki M., Gevorkyan E.S., Bondarenko N.A., Kolodnitskyi V.M., Chishkala V.A., Kudaikulova G.A., Muzaparova A.B., Korostyshevskiy D.L. Cdiamond-(WC-Co)-ZrO<sub>2</sub> composite materials with improved mechanical and adhesive properties. *J. Superhard Mater.* 2023. Vol. 45, no. 2. P. 103–117.

5. Koroviaka Y.A., Ihnatov A.O., Pavlychenko A.V., Valouch K., Rastsvietaiev V.O., Matyash O.V., Mekshun M.R., Shypunov S.O. Studying the performance features of drilling rock destruction and technological tools. *J. Superhard Mater.* 2023. Vol. 45, no. 6. P. 466–476.
6. Pashchenko O., Khomenko V., Ishkov V., Kirin R., Shypunov S. Protection of drilling equipment against vibrations during drilling. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* 2024. Vol. 1348, no. 1, art. 012004.
7. Alderton D. X-ray diffraction (XRD). *Encyclopedia of Geology*: Vol. 1–6. 2nd ed. Elsevier. 2020. P. 520–531.
8. Pease R.F.W. Towards higher-resolution scanning electron microscopy. *AIEP.* 2004. Vol. 133. P. 187–193.
9. Khomenko V., Pashchenko O., Ratov B., Kirin R., Svitlychnyi S., Moskalenko A. Optimization of the technology of hoisting operations when drilling oil and gas wells. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* 2023. Vol. 1348, no. 1, art. 012008.
10. Khomenko V.L., Ratov B.T., Pashchenko O.A., Davydenko O.M., Borash B.R. Justification of drilling parameters of a typical well in the conditions of the Samskoye field. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* 2023. Vol. 1254, no. 1, art. 012052.
11. Maksymovych O., Lazorko A., Sudakov A., Hnatiuk O., Mazurak A., Dmitriiev O. Stress concentration in bounded composite plates with carbon reinforcement. *Mater. Sci. Forum.* 2021. Vol. 1045. P. 147–156.
12. Ratov B., Pavlychenko A., Kirin R., Pashchenko O., Khomenko V., Tileuberdi N., Kamyshatskiy O., Serebriak S., Seidaliyev A., Muratova S. Using machine learning to model mechanical processes in mining: Theory, practice, and legal considerations. *Eng. Sci.* 2025.
13. Ratov B.T., Bondarenko N.A., Mechnik V.A., Strelchuk V.V., Prikhna T.A., Kolodnitskiy V.M., Nikolenko A.S., Lytvyn P.M., Danylenko I.M., Moshchsl V.E., Borash A.R., Muzapparova A.B. A study of the structure and strength properties of the WC–Co drill insert with different CrB<sub>2</sub> content sintered by vacuum hot pressing. *SOCAR Proc.* 2022. Vol. 1. P. 37–46.
14. Ratov B.T., Mechnik V.A., Kolodnitskiy V.M., Kuttybayev A., Muzapparova A. Drilling inserts of the WC–Co–CrB<sub>2</sub> system with increased mechanical properties. *21st Int. Multidiscip. Sci. Geoconf.: Science and Technologies in Geology, Exploration and Mining, SGEM 2021.* 2021. P. 617–626.
15. Mechnik V.A., Rucki M., Ratov B.T., Bondarenko N.A., Gevorkyan E.S., Kolodnitskiy V.M., Chishkala V.A., Morozova O.M., Kulich V.G. Structure of C<sub>diamond</sub>–(WC–6Co)–ZrO<sub>2</sub> composites formed by electrical plasma spark sintering. *J. Superhard Mater.* 2022. Vol. 44, no. 5. P. 301–322.
16. Bull P.A., Morgan R.M. The scanning electron microscope in geomorphology. *Treatise on Geomorphology.* 2013. Vol. 1–14. Elsevier. P. 257–261.
17. Dong Y. Review of Otsu Segmentation Algorithm. *Adv. Mater. Res.* 2014. Vol. 989–994. P. 1959–1961.
18. Pogudin G. Persistent components in Canny's generalized characteristic polynomial. *J. Symb. Comput.* 2025. Vol. 1281, art. 102397.
19. Ramos L.T., Sappa A.D. Leveraging U-Net and selective feature extraction for land cover classification using remote sensing imagery. *Sci. Rep.* 2025. Vol. 15, no. 1, art. 784.
20. Zeng M., Li J., Peng Z. The design of Top-Hat morphological filter and application to infrared target detection. *Infrared Phys. Techn.* 2006. Vol. 48, no. 1. P. 67–76.
21. Sun F., Zhang Y. Image segmentation algorithm based on top-hat transformation. *Proc. - 2018 33rd Youth Acad. An. Conf. of Chinese Association of Automation, YAC 2018. IEEE.* 2018. P. 156–161.
22. Du Z., Jin Y., Li X., Guo Y., Yang X. The blur kernel recovery from the retouched image via Gaussian blur. *Comput. Aided Des. Comput Graph.* 2014. Vol. 26, no. 10. P. 1801–1809.
23. Wu C., Ma H., Jiang H., Huang Z., Cai Z., Zheng Z., Wong C.-H. An improved Canny edge detection algorithm with iteration gradient filter. *Proc. of the 2022 6th Int. Conf. Imag., Signal Pro. Commun., ICISPC 2022. IEEE.* 2022. P. 16–21.
24. Xu G., Zhang Y., Yue Q., Liu X. A deep learning framework for real-time multi-task recognition and measurement of concrete cracks. *Adv. Eng. Inform.* 2025, art. 103127.
25. Yuan D., Huang J., Yang X., Cui J. Improved random forest classification approach based on hybrid clustering selection. *Proc. of the 2020 Chinese Automation Congress, CAC 2020. IEEE.* 2020. P. 1559–1563.
26. Jonnala N., Bheemana R.C., Prakash K., Bansal S., Jain A., Pandey V., Faruque M.R.I., Al-mugren K.S. DSIA U-Net: deep shallow interaction with attention mechanism U-Net for remote sensing satellite images. *Sci. Rep.* 2025. Vol. 15, no. 1, art. 549.

27. Chow B.-S. A fast hierarchical morphological image processing. *Proc. IASTED Int. Conf. on Automation, Control, and Information Technology – Information and Communication Technology, ACIT-ICT 2010*. IASTED. 2010. P. 130–134.
28. Sun B., Cao S. Research of image segmentation based on watershed transformation. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2012. Vol. 212. P. 801–809.
29. Gee G.W., Bauder J.W. Particle-size analysis. *Methods of Soil Analysis, Part 1: Physical and Mineralogical Methods*. *Soil Science Society of America, SSSA*. 2018. P. 383–411.
30. Cantor B., Chang I.T.H., Knight P., Vincent A.J.B. Microstructural development in equia-tomic multicomponent alloys. *Mater. Sci. Eng.: A*. 2004. Vol. 375–377, no. 1–2 SPEC. ISS. P. 213–218.
31. Wang B., Fan S. An improved CANNY edge detection algorithm. *Proc. 2nd Int. Workshop on Computer Science and Engineering, WCSE 2009. IEEE*. 2009. Vol. 1. P. 497–500.
32. Li J., Ding S. A research on improved Canny edge detection algorithm. *Proc. of the 2011 Int. Conf. on Applied Informatics and Communication, ICAIC 2011*. Springer. 2011. Vol. 228. P. 102–108.
33. Bakasa W., Viriri S. Intelligent automated pancreas segmentation using U-Net model variants. *Lecture Notes in Computer Science: 15th International Conference on Computational Collective Intelligence, ICCCI*. 2023. Vol. 14162. P. 606–618.
34. Lotufo R.A., Audigier R., Saúde A.V., Machado R.C. *Morphological image processing. Microscope Image Processing, Second Edition*. Elsevier, 2022. P. 75–117.
35. Sun Q., Chen M., Zhang L., Li C., Kang W. Similarity-constrained task-related component analysis for enhancing SSVEP detection. *J. Neural Eng.* 2021. Vol. 18, no. 4, art. 046080.
36. Mu L., Lei B., Liu D. A multi-kernel principal component analysis method for quality-related fault detection. *Proc. 2022 37th Youth Acad. Ann. Conf. of Chinese Association of Automation, YAC 2022. IEEE*. 2022. P. 1404–1408.
37. Niu S., Jia Y., Liu P. Gradient vector flow and watershed transformation combined segmentation algorithm. *Proc. 2nd Int. Conf. AI, Management Sci., Electronic Commerce, AIMSEC 2011*. 2011. P. 4003–4006.
38. Elumalai G., Gokulakrishnan M., Ganesan M. Deep learning-based hand wrist segmentation using Mask R-CNN. *Int. Arab J. Inf. Technol.* 2022. Vol. 19, no. 5. P. 785–792.

Надійшла до редакції 02.04.25

Після доопрацювання 10.04.25

Прийнята до опублікування 17.04.25