

М.С. МІХАЙЛОВА, В.І. ДУБРОВІН
 Національний університет «Запорізька політехніка»
 Ю.В. ТАРАСОВА
 IT-компанія «Freshcode»

ЗАСТОСУВАННЯ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ ДЛЯ ВИДІЛЕННЯ ПРОФІЛІВ ХВИЛЯСТОСТІ ТА ШОРСТКОСТІ ПРОФІЛОГРАМ МЕТАЛЕВИХ ПОВЕРХОНЬ

Вивчення якості поверхні є важливим інженерним питанням. Технологічні проблеми належать до низки найважливіших, оскільки їх успішне вирішення визначає, зрештою, експлуатаційні показники спроектованих виробів. Однією з таких проблем є оцінка впливу шорсткості, хвилястості і відхилень форми поверхонь деталей на їхні функціональні властивості [1–3].

Експлуатаційні властивості машин і приладів, їхня точність, надійність і довговічність залежать від якості поверхні, її мікрогеометричного і фізико-механічного стану [1–3].

Якість обробленої поверхні характеризується двома основними ознаками: фізико-механічними властивостями поверхневого шару металу і ступенем шорсткості поверхні [1–3].

Дослідження якості поверхні є надзвичайно актуальним завданням у контексті технічних і виробничих процесів. Зрозуміти взаємозв'язок між характеристиками шорсткості, хвилястості та відхиленнями форми поверхонь деталей і їхнім впливом на функціональні властивості є не лише важливим, але й необхідним для забезпечення надійної роботи машин і приладів. Адже саме ці чинники визначають експлуатаційні показники виробів і їхню довговічність.

Для дослідження шорсткості та хвилястості поверхонь широко застосовуються сучасні методи обробки зображень та математичного аналізу, зокрема вейвлет-аналіз, який дає змогу виділити ключові характеристики профілограм. Використання вейвлетів разом з цифровими технологіями дає змогу з високою точністю розрізняти структури різної природи, що є важливим для розуміння процесів, які впливають на зносостійкість, міцність і функціональність деталей. Таким чином, методи аналізу шорсткості відіграють ключову роль у вдосконаленні виробничих процесів і забезпеченні високих стандартів якості оброблених поверхонь.

Ключові слова: обробка зображень, вейвлет-аналіз, хвилястість, шорсткість.

M.S. MIKHAILOVA, V.I. DUBROVIN
 Zaporizhzhia Polytechnic National University
 YU.V. TARASOVA
 IT company “Freshcode”

APPLICATION OF IMAGE PROCESSING AND WAVELET ANALYSIS FOR EXTRACTING WAVINESS AND ROUGHNESS PROFILES FROM METALLIC SURFACE PROFILE GRAPHS

The study of surface quality is an important engineering issue. Technological problems are among the most important, since their successful solution ultimately determines the performance of the designed products. One of these problems is to assess the impact of roughness, waviness, and deviations in the shape of the surfaces of parts on their functional properties [1–3].

The operational properties of machines and devices, their accuracy, reliability, and durability depend on the quality of the surface, its microgeometric and physical-mechanical state [1–3].

The quality of the treated surface is characterized by two main features: physical and mechanical properties of the metal surface layer and the degree of surface roughness [1–3].

The study of surface quality is an extremely important task in the context of technical and production processes. To understand the relationship between the characteristics of roughness, waviness and deviations in the shape of the surface of parts and their impact on functional properties is not only important, but also necessary to ensure reliable operation of machines and devices. After all, these factors determine the performance of products and their durability.

To study of surface roughness and waviness are widely used to study of image processing and mathematical analysis, including wavelet analysis, which makes it possible to highlight the key characteristics of profile graphs. The use of

wavelets in conjunction with digital technologies allows us to distinguish structures of different nature with high accuracy structures of different nature, which is important for understanding the processes that affect wear resistance, strength, and functionality of parts. Thus, the methods of roughness analysis play a key role in improving production processes and ensuring high quality standards for machined surfaces.

Key words: image processing, wavelet analysis, waviness, roughness.

Постановка проблеми

Якість шорсткості поверхні є одним з найважливіших завдань обробної промисловості. Шорсткість поверхні є основною специфікацією для вимірювання якості продукції. Точна характеристика шорсткості та топографії поверхні має велике значення в багатьох галузях машинобудування, оскільки певні функціональні властивості матеріалів часто визначаються структурою та характеристиками поверхні. Для огляду поверхні та контролю якості необхідна автоматизована система з низькою вартістю та високою швидкістю. Цей факт змусив багатьох дослідників звернути увагу на методи комп'ютерного зору для вирішення цієї проблеми. На обробку поверхні впливають кілька факторів: параметри різання, властивості інструмента, властивості заготовки, обладнання для обробки та середовище обробки. Оброблення поверхні можна оцінити за допомогою деяких параметрів шорсткості, визначених у міжнародних стандартах. Однак розробка цих стандартів переважно орієнтована на тактильні вимірювальні пристрої, які забезпечують двовимірний запис профілю деталі. Проте технології вимірювання поверхні значно розвинулися протягом останніх десятиліть, від перших аналогових контактних пристроїв до сучасних цифрових методів. Методи вимірювання шорсткості поверхні можна класифікувати таким чином:

- підхід на основі чистого моделювання;
- підхід на основі штучного інтелекту (AI);
- підхід на основі сигналів, який включає оптику та комп'ютерний зір, звуковий сигнал, акустичну емісію, ультразвук або вібраційні сигнали.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Методи комп'ютерного зору для моніторингу операцій механічної обробки показали значне скорочення часу циклу та витрат ресурсів порівняно з традиційними методами стилуса [4–7]. Комп'ютерний зір дає змогу швидше вимірювати шорсткість поверхні з меншими витратами та меншим рівнем шуму, однак отримати точні значення шорсткості досі проблематично [4].

Традиційно аналіз зображень здійснювався в просторовій області, проте зараз усе більше дослідників переходять до частотної області, де популярними методами є перетворення Фур'є та вейвлет-перетворення [8]. Перетворення Фур'є відображає частотний розподіл, але не враховує локальні відхилення. Вейвлет-перетворення, запропоноване авторами [3; 9], дає змогу отримати багатомасштабне представлення текстури, що робить його більш ефективним для аналізу текстури, ніж методи на основі перетворення Фур'є. Багато авторів використовують енергію піддіапазонів вейвлетів для дискримінації текстур [10–13].

Інші дослідники застосовують статистичні ознаки вейвлетів або спільне виникнення вейвлетів для класифікації текстур [14; 15]. Наприклад, одні автори [14] використовували гістограми спільної появи, а інші дослідники [16] розробили систему візуального контролю текстилю на основі вейвлет-перетворення. Одні автори [17–19] продемонстрували ефективність вейвлет-перетворення для аналізу шорсткості профілю, а інші дослідники [20; 21] вивчали оптимальне вейвлет-розкладання для кращого розділення базової структури та деталей поверхні, застосовуючи різні показники, такі як ентропія Шеннона та кластеризація k-середніх.

Мета дослідження

У цьому дослідженні буде проаналізовано систему машин для контролю якості металевих деталей, оброблених токарним способом. Визначатимуться такі аспекти:

- які рівні шорсткості металевих деталей належать до бажаної якості поверхні;
- як порівнюються деталі з високою і низькою якістю за різними показниками шорсткості;
- які помилки виникають під час оцінювання шорсткості між різними класами деталей.

Основною метою є підтвердження того, що шорсткість повинна бути меншою, ніж похибка.

Виклад основного матеріалу дослідження

Для кожної частини деталі було знято вісім зображень, в результаті чого було отримано 3 960 зображень. Кожне зображення було позначено відповідним значенням шорсткості R_a , вимірним за допомогою пертометра, розрахованим як медіана трьох повторних вимірювань R_a (рис. 1) [22]. Значення шорсткості були в широкому діапазоні: від 0,89 до 21,29 мкм, залежно від використовуваних параметрів обробки.

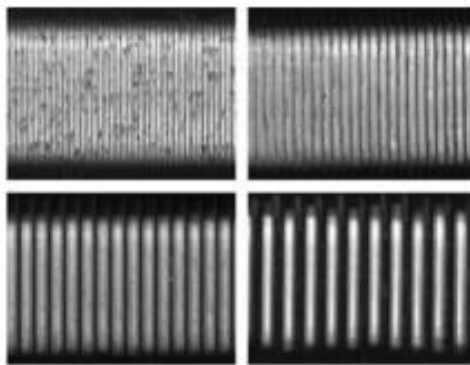


Рис. 1. Зліва вгорі: зображення поверхні з частини, що належить до класу 1; вгорі справа: до 2 класу; внизу зліва: до 3 класу і внизу справа: до класу 4 [22]

Перед аналізом зображень поверхні їх розділили відповідно до значення шорсткості поверхні. Потім для застосування вейвлет-перетворення було вибрано тип сімейства вейвлетів і один рівень вейвлет-розкладання. Набір отриманих вейвлет-коефіцієнтів використовувався для формування підзображень. Для оцінювання шорсткості поверхні за допомогою штучних нейронних мереж було отримано середнє зображення рівнів сірого вертикальної деталізації.

Класифікація текстур була здійснена штучними нейронними мережами (ANN). Використаною нейронною мережею був багат шаровий Персерптон з одним вузлом у вихідному шарі для класифікації. Оптимальна кількість вузлів у прихованому шарі та цикли навчання були вибрані емпірично. Алгоритм навчання належить до групи алгоритмів «зворотного поширення», зокрема оптимізована версія Левенберга-Марквадта. Методом перевірки була перехресна перевірка «K-fold» для класифікації нейронної мережі.

Перевага цього методу перед багаторазовою випадковою підвибіркою полягає в тому, що всі спостереження використовуються як для навчання, так і для перевірки, а кожне спостереження застосовується для перевірки точно один раз. У цьому дослідженні була використана 10-кратна перехресна перевірка.

Набір зображень був розділений на чотири піднабори відповідно до значення шорсткості поверхні та швидкості подачі, використаних у випробуваннях на механічну обробку. Випробування на механічну обробку з однаковою швидкістю подачі мають подібну шорсткість поверхні. Отже, було визначено діапазон шорсткості для кожного класу шорсткості (рис. 2) [22].

Діапазон Шорсткості Ra [мкм]	Клас	Кількість зображень
10-14	1	488
5-8	2	1104
2-4	3	639
0.8-2	4	834

Рис. 2. Діапазон шорсткості та кількість зображень для чотирьох піднаборів оброблених деталей [22]

Існує кілька сімейств вейвлетів. У цій роботі було вибрано вейвлети Хаара. Для вилучення інформації використовувався перший рівень вейвлет-декомпозиції. Таким чином, чотири набори вейвлет-коефіцієнтів були отримані з вейвлет-перетворення для кожної поверхні, що відповідають коефіцієнтам апроксимації, горизонтальним коефіцієнтам деталізації, вертикальним коефіцієнтам деталізації та діагональним коефіцієнтам деталізації. З цих коефіцієнтів формуються чотири підзображення.

Наступний крок полягав у вилученні інформації про текстуру з цих підзображень для характеристики поверхні. Дескриптор текстури, такий як середнє значення рівня сірого поверхневих зображень, було виконано для підзображень з вертикальним коефіцієнтом.

Нарешті, перші вектори ознак були класифіковані за допомогою штучної нейронної мережі.

Результати. Інтерес дослідження полягав у оцінці різної обробки поверхні, отриманої в широкому діапазоні умов різання. У цьому разі ми маємо чотири групи або класи якості поверхні. Проведено класифікацію між кожною парою цих рівнів, тому надійність запропонованого методу оцінки шорсткості оцінюється, коли є два рівні шорсткості ближче або коли є два рівні, що розташовані на широкій відстані. Тобто спосіб зміни показників помилок залежить від того, які два рівні шорсткості досліджуються. Цей факт аналізується, щоб дізнатися, які два рівні шорсткості можна оцінити з високою точністю. Показники помилок класифікації були отримані з використанням одного і п'яти нейронів у прихованому шарі нейронної мережі, а також 100, 300 і 500 циклів навчання (рис. 3) [22].

Кількість нейронів у Прихованому шарі	Перший клас у порівнянні	Другий клас у порівнянні	100 циклів	300 циклів	500 циклів
1	1	2	3.07	3.07	3.07
5	1	2	3.02	2.91	2.95
1	1	3	2.85	2.81	2.80
5	1	3	2.78	2.97	2.82
1	1	4	2.59	3.57	3.54
5	1	4	3.35	3.39	3.32
1	2	3	3.67	3.67	3.67
5	2	3	3.51	3.52	3.55
1	2	4	4.17	4.17	4.18
5	2	4	4.23	4.21	4.26
1	3	4	4.34	4.34	4.34
5	3	4	3.82	3.73	3.71

Рис. 3. Похибки для класів шорсткості, % [22]

Як передбачалося, результати показують, що оцінка між ближчими класами шорсткості гірша, ніж оцінка між дуже віддаленими класами. Ця початкова і доведена гіпотеза особливо примітна для класу 1, рівень помилок якого зменшується з 2,90% порівняно з класом 2 до 2,59% порівняно з класом 4 (рис. 3) [22]. Беручи до уваги ці показники помилок, пропонуємо прийнятний спосіб оцінки обробки шорсткості за допомогою особливостей у частотній області із застосуванням вейвлет-перетворення.

Висновки

У роботі пропонується метод проведення перевірки якості на шорсткість металевих токарних деталей за допомогою системи комп'ютерного зору. Метод запропоновано як альтернативу класичним методам, заснованим на використанні перетометрів.

Перевагами методу комп'ютерного зору є можливість виконання вимірювань на машині та змога провести вичерпний контроль обробки поверхні, оскільки вимірювання займає менше часу. У цьому контексті було проаналізовано надійність дескрипторів текстури в частотній області на основі вейвлет-перетворення. Також було отримано мінімальні коефіцієнти помилок для кожного діапазону шорсткості поверхні (рис. 4) [22].

Мінімальні показники помилок (%)		
Клас 1	Клас 2	2.90
Клас 1	Клас 3	2.78
Клас 1	Клас 4	2.59
Клас 2	Клас 3	3.51
Клас 2	Клас 4	4.17
Клас 3	Клас 4	3.71

Рис. 4. Мінімальні показники помилок для кожного діапазону шорсткості поверхні [22]

Результати показують, що можна використовувати вейвлет-дескриптори текстури для оцінки шорсткості металевих деталей у контексті якості продукції.

Список використаної літератури

1. Твердохліб Ю.В., Дубровін В.І., Каморкін П.А. Метод виділення профілів хвилястості та шорсткості профілограм металевих поверхонь за допомогою вейвлет-аналізу. *Адаптивні системи автоматичного управління*. 2015. № 1 (26). С. 26–31.
2. Tverdohleba J.V., Dubrovin V.I. Processing of ECG signals based on wavelet transformation. *International journal of advanced science and technology*. 2011. Vol. 30. P. 73–81.
3. Дубровін, В.І., Твердохліб, Ю.В. Спосіб визначення оптимального вейвлету для аналізу сигналів на основі дослідження його амплітудно-частотної характеристики. Запорізький національний технічний університет. Пат. 90102 Україна, МПК6 G01R 23/16. Заявл. 20.12.13; опубл. 12.05.14, бюл. № 9. 3 с.
4. Lee B., Juan H., Yu S. A study of computer vision for measuring surface roughness in the turning process. *Advanced Manufacturing Technology*. 2002. Vol. 19. P. 295–301.
5. Castejo'n M., Alegre E., Barreiro J. Herna'ndez L.K. On-line tool wear monitoring using geometric descriptors from digital images. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*. 2007. Vol. 47. P. 1847–1853.

6. Barreiro J., Castejo'n M. Alegre E. Herna'ndez L.K. Use of descriptors based on moments from digital images for tool wear. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*. 2008. Vol. 48. P. 1005–1013.
7. Barreiro J., Alaiz R., Alegre E., Ablanedo D. Surface finish control in machining processes using textural descriptors based on moments. Proceedings of 6th International Conference of *DAAAM Baltic Industrial Engineering*. Tallinn-Estonia, 24–26 April 2008. Tallinn, 2008. P. 209–214.
8. Bharati M.H., Liu J.J., MacGregor J.F., Image texture analysis: methods and comparisons. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2004. Vol. 72 (1). P. 57–71.
9. Mallat S. Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1989. Vol. 11. P. 674–693.
10. Huang K., Aviyente S. Information-theoretic wavelet packet subband selection for texture classification. *Signal Processing*. 2006. Vol. 86 (7). P. 1410–1420.
11. Hiremath P.S., Shivashankar, S. Wavelet based co-occurrence histogram features for texture classification with an application to script identification in a document image. *Pattern Recognition Letters*. 2008. Vol. 29. P. 1182–1189.
12. Kim S.C., Kang, T.J. Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model. *Pattern Recognition*. 2007. Vol. 40 (4). P. 1207–1221
13. Dettori L., Semler L. A comparison of wavelet, ridge let, and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography. *Computers in Biology and Medicine*. 2007. Vol. 37. P. 486–498.
14. Arivazhagan S., Ganesan L. Texture segmentation using wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*. 2003. Vol. 24 (16). P. 3197–3203.
15. Latif-Ameta A., Ertuzun A. Ercil, A. An efficient method for texture defect detection: sub-band domain co-occurrence matrices. *Image and Vision Computing*. 2000. Vol. 18. P. 543–553.
16. Lin H.D. Automated visual inspection of ripple defects using wavelet characteristic based multivariate statistical approach. *Image and Vision Computing*. 2007. Vol. 25 (11). P. 1785–1801.
17. Grzesik W., Brol S. Wavelet and fractal approach to surface roughness characterization after finish turning of different workpiece materials. *Journal of Materials Processing Technology*. 2009. Vol. 209 (5). P. 2522–2531.
18. Твердохліб Ю.В., Дубровін В.І. Вейвлет-перетворення в задачі дослідження профіля металевих поверхонь. *Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: зб. тез наук.-техн. конф. Дніпро: НметАУ, 2014. С. 6–7.*
19. Твердохліб Ю.В. Вейвлет-перетворення в задачі розділення профілю поверхні. *Збірник тез XX Міжнародної наукової конференції студентів, аспірантів та молодих учених (секція «Обчислювальна математика та кібернетика»)*. Ломоносов, 2013. С. 61–62.
20. Дубровін В.І., Твердохліб Ю.В. Дослідження змін ентропії та енергії на етапах декомпозиції сигналу. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2013. № 2 (29). С. 54–58.
21. Sun W., Mukherjee R., Stroeve P., Palazoglu A., Romagnoli, J.A. A multi- resolution approach for line-edge roughness detection. *Microelectronic Engineering*. 2009. Vol. 86 (3). P. 340–351.
22. Siqian Yan, Hua Yao, Haiyi Bian. Multi-Feature Extraction of Metal Cracks using Based on Wavelet Neural Network. *Journal of Physics: Conference Series (JPCS)*. 2023. Vol. 2467. P. 1–7.

References

1. Tverdokhlib, Y.V., Dubrovin, V.I., & Kamorkin, P.A. (2015). Metod vydilennia profiliv khvyliastosti ta shorstkosti profilohram metalevykh poverkhoń za dopomohoiu veivlet-analizu [Method for isolating profiles of waviness and roughness of metal surface profilograms using wavelet analysis]. *Adaptyvni Systemy Avtomatychnoho Upravlinnia. Mizhvidomchyi naukovotekhnichniy zbirnyk*, 1 (26), 26–31 [in Ukrainian].

2. Tverdokhlib, J.V., & Dubrovin, V.I. (2011). Processing of ECG signals based on wavelet transformation. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 30, 73–81 [in English].
3. Dubrovin, V.I., & Tverdokhlib, Y.V. (2014). Sposib vyznachennia optymalnogo veivletu dlia analizu syhnaliv na osnovi doslidzhennia yoho amplitudno-chastotnoi kharakterystyky [Method for determining the optimal wavelet for signal analysis based on the study of its amplitude-frequency characteristics]. (Patent No. 90102). Zaporizhzhia National Technical University. Ukraine Patent Office. [in Ukrainian].
4. Lee, B., Juan, H., & Yu, S. (2002) A study of computer vision for measuring surface roughness in the turning process. *Advanced Manufacturing Technology*, 19, 295–301 [in English].
5. Castejón, M., Alegre, E., Barreiro, J. & Hernández, L.K. (2007). On-line tool wear monitoring using geometric descriptors from digital images. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 47, 1847–1853 [in English].
6. Barreiro, J., Castejón, M., Alegre, E. & Hernández, L.K. (2008). Use of descriptors based on moments from digital images for tool wear. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 48, 1005–1013 [in English].
7. Barreiro, J., Alaiz, R., Alegre, E., & Ablanedo, D. (2008). Surface finish control in machining processes using textural descriptors based on moments. Proceedings of the 6th International Conference of DAAAM Baltic Industrial Engineering. Estonia [in English].
8. Bharati, M.H., Liu, J.J., & MacGregor, J.F. (2004). Image texture analysis: methods and comparisons. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 72 (1), 57–71 [in English].
9. Mallat, S. (1989). Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11, 674–693 [in English].
10. Huang, K., & Aviyente, S. (2006). Information-theoretic wavelet packet subband selection for texture classification. *Signal Processing*, 86 (7), 1410–1420 [in English].
11. Hiremath, P.S. & Shivashankar, S. (2008). Wavelet based co-occurrence histogram features for texture classification with an application to script identification in a document image. *Pattern Recognition Letters*, 29, 1182–1189 [in English].
12. Kim, S.C., & Kang, T.J. (2007). Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model. *Pattern Recognition*, 40 (4), 1207–1221 [in English].
13. Dettori, L., & Semler, L. (2007). A comparison of wavelet, ridge let, and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography. *Computers in Biology and Medicine*, 37, 486–498 [in English].
14. Arivazhagan, S., & Ganesan, L. (2003). Texture segmentation using wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*, 24 (16), 3197–3203 [in English].
15. Latif-Ameta, A., Ertuğrul, A. & Ercil, A. (2000). An efficient method for texture defect detection: sub-band domain co-occurrence matrices. *Image and Vision Computing*, 18, 543–553 [in English].
16. Lin, H.D. (2007). Automated visual inspection of ripple defects using wavelet characteristic-based multivariate statistical approach. *Image and Vision Computing*, 25(11), 1785–1801 [in English].
17. Grzesik, W., & Brol, S. (2009). Wavelet and fractal approach to surface roughness characterization after finish turning of different workpiece materials. *Journal of Materials Processing Technology*, 209 (5), 2522–2531 [in English].
18. Tverdokhlib, Yu.V., & Dubrovin, V.I. (2014). Veivlet-peretvorennia v zadachi doslidzhennia profilia metalevykh poverkhoń [Wavelet transformation in the task of studying profilograms of metallic surfaces]. *Zbirnyk tez naukovo-tekhnichnoi konferentsii “Informatsiini tekhnologii v metalurhii ta mashynobuduvanni”* [Proceedings of the scientific and technical conference

- “Information Technologies in Metallurgy and Mechanical Engineering”]. Dnipropetrovsk [in Ukrainian].
19. Tverdokhlib, Yu.V. (2013). Veivlet-peretvorennia v zadachi rozdilennia profilu poverkhni [Wavelet transformation in the task of separating the surface profile]. *Zbirnyk tez XX Mizhnarodnoi naukovoï konferentsii studentiv, aspirantiv ta molodykh uchenykh (seksiia “Obchysliuvalna matematika ta kibernetyka”)* [Abstracts of the XX International Scientific Conference of Students, Postgraduates, and Young Scientists (section “Computational Mathematics and Cybernetics”)]. Lomonosov [in Ukrainian].
 20. Dubrovin, V.I., & Tverdokhlib, Yu.V. (2013). Doslidzhennia zmin entropii ta enerhii na etapakh dekompozytsii syhnalu [Research on entropy and energy changes during signal decomposition stages]. *Radioelektronika, informatyka, upravlinnia* [Radioelectronics, Informatics, Control], 2 (29), 54–58 [in Ukrainian].
 21. Sun, W., Mukherjee, R., Stroeve, P., Palazoglu, A., & Romagnoli, J.A. (2009). A multi-resolution approach for line-edge roughness detection. *Microelectronic Engineering*, 86 (3), 340–351 [in English].
 22. Siqian, Yan, Hua, Yao, & Haiyi, Bian. (2023). Multi-Feature Extraction of Metal Cracks using Based on Wavelet Neural Network. *Journal of Physics: Conference Series (JPCS)*, 2467, 1–7 [in English].

Міхайлова Марія Сергіївна – студентка кафедри програмних засобів Національного університету «Запорізька політехніка». E-mail: mariamihajlova31@gmail.com, ORCID: 0009-0009-5513-2135.

Дубровін Валерій Іванович – професор кафедри програмних засобів Національного університету «Запорізька політехніка». E-mail: vdubrovin@gmail.com, ORCID: 0000-0002-0848-8202.

Тарасова Юлія Володимирівна – к.т.н., Web Developer ІТ-компанії “Freshcode”, Запоріжжя, Україна. E-mail: julia.tverdohleb@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2814-7907.

Mikhailova Maria Serhiyivna – Student of the Software Engineering Department of Zaporizhia Polytechnic National University. E-mail: mariamihajlova31@gmail.com, ORCID: 0009-0009-5513-2135.

Dubrovin Valery Ivanovych – Professor at the Department of Software of Zaporizhia Polytechnic National University. E-mail: vdubrovin@gmail.com, ORCID: 0000-0002-0848-8202.

Tarasova Yulia Volodymyrivna – PhD in Engineering, is a Web Developer at the IT company “Freshcode” in Zaporizhzhia, Ukraine. E-mail: julia.tverdohleb@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2814-7907.