

## КЛАСИФІКАЦІЯ ПОВЕРХОНЬ МЕТАЛІВ ЗА СТАТИСТИЧНИМИ ОЗНАКАМИ ЗОБРАЖЕННЯ НА ОСНОВІ ДИСПЕРСІЇ

© Мельник Р., Кожух І., 2013

Наведено результати дослідження статистичних ознак зображення на основі дисперсії та їх порівняння при використанні для класифікації поверхонь металів. Для класифікації застосовується поділ всієї множини значень характеристики на діапазони, що відповідають окремим типам металевих сплавів.

**Ключові слова:** зображення, класифікація поверхонь, статистичні ознаки, дисперсія, порівняння характеристик.

**The paper contains the results of investigation of statistical features based on dispersion and their comparison in conditions of using for metal surface classification. The partitioning of whole set of characteristic values into ranges, which correspond to separate types of metal alloys, is used for classification.**

**Key words:** image, surface classification, statistical features, dispersion, characteristic comparison.

### Вступ

Дослідження текстур має важливе значення для оброблення зображень [1–6], зокрема для вивчення структурних особливостей оброблюваних поверхонь за допомогою статистичних методів, а саме: матриці кореляції [1], матриці відстаней [2], властивостей фракталів [3], розподілу ймовірностей реакцій фільтра [4], об'єднаного розподілу значень інтенсивності [5], просторового розподілу рівнів сірого [6]. Статистичні характеристики пов'язані з параметрами поверхні і можуть використовуватися для їх класифікації. Окремі методи розроблені спеціально для класифікації текстур в загальному [3–4], або адаптовані конкретно до класифікації поверхонь матеріалу [5]. Також, щоб оцінити якість поверхні матеріалу, використовуються методи виявлення та класифікації дефектів [7].

Особливістю роботи є порівняння простих статистичних ознак зображень на основі дисперсії під час класифікації поверхонь різних металів.

Метою роботи є порівняння характеристик з погляду придатності до класифікації поверхонь металу та дослідження умов їх застосування. Розрізнення і класифікації різних типів сплавів є умовою подальшого оцінювання якості зразка, пошуку і класифікації дефектів матеріалу.

### Статистичні ознаки зображень поверхні металів

Під час аналізу зображень поверхні металів потрібно враховувати їх особливості. По-перше, відмінності у структурі поверхні і якості її оброблення добре помітні лише за збільшення, тому як вхідні зображення доцільно використовувати зображення, отримані під час знімання під мікроскопом. По-друге, поверхні більшості металів (окрім, наприклад, золота чи міді) не дуже відрізняються за кольором. Тому для аналізу поверхні металу доцільно використовувати статистичні ознаки на основі інтенсивності у відтінках сірого. Крім того, алгоритми з використанням інтенсивності є універсальнішими, оскільки дозволяють ефективно працювати як з кольоровими, так і монохромними вхідними зображеннями.

Якщо вхідне зображення кольорове, то для отримання інтенсивності у відтінках сірого воно перетворюється. Кожен піксель приймає значення від чорного до білого кольору, яке позначимо як

$b$  – яскравість. Діапазон всіх можливих значень яскравості знаходиться в межах 0–255. Для перетворення використовуємо алгоритм BT709 з такими коефіцієнтами  $R, G, B$ :

$$R = 0,2125; G = 0,7154; B = 0,0721; \quad (1)$$

Як класифікаційні ознаки можна використовувати найпростіші статистичні характеристики, зокрема дисперсія [8, 9]. Для цього зображення ділиться на певні ділянки, такі як стовпці і рядки [8], вертикальні і горизонтальні фрагменти [9], вертикальні і горизонтальні сегменти [9], комірки. Розподілена дисперсія характеризує дисперсію інтенсивності пікселів у кожній такій ділянці зображення:

$$\bar{I}(s) = 1 / k_s \sum_{i=1..k_s} I_i(s) \quad (2a)$$

$$E^2(I(s)) = 1 / k_s \sum_{i=1..k_s} (I_i(s) - \bar{I}(s))^2 \quad (2b)$$

де  $k_s$  – кількість пікселів у  $s$ -й ділянці зображення,  $I_i(s)$  – інтенсивність  $i$ -го пікселя в  $s$ -й ділянці зображення,  $\bar{I}(s)$  – математичне сподівання інтенсивності в  $s$ -й ділянці зображення,  $E^2(I(s))$  – дисперсія інтенсивності пікселів в  $s$ -й ділянці зображення.

Розглянемо вказані способи обчислення розподіленої дисперсії:

1. Для обчислення розподіленої дисперсії по стовпцях вхідне зображення розбивається на  $X$  рівних за розміром стовпців, де  $X$  – ширина зображення в пікселях. Аналогічно зображення можна розбити по рядках [8].
2. Для обчислення розподіленої дисперсії по вертикальних фрагментах вхідне зображення розбивається на  $n$  фрагментів вертикальними лініями з інтервалом (кроком фрагментації)  $d=X/n$ , де  $X$  – ширина зображення в пікселях. Аналогічно зображення може бути розбите по горизонтальних фрагментах [9]. Вертикальний фрагмент з інтервалом  $d=1$  відповідає стовпцеві, а горизонтальний – рядку.
3. Для обчислення розподіленої дисперсії по сегментах кожен  $s$ -й сегмент зображення формується об'єднанням всіх фрагментів від першого зліва до  $s$ -го включно [9]. Отже, перший сегмент відповідає першому фрагменту, а останній – цілому зображенню.
4. Для обчислення розподіленої дисперсії по комірках вхідне зображення розбивається на  $n$  частин вертикальними лініями і на  $m$  частин горизонтальними лініями, як у разі фрагментації. Після чого дисперсія обчислюється для кожної з  $n \times m$  комірок.

Результатом, за будь-якого з цих чотирьох способів, є ряд значень дисперсії. А в якості загальних числових характеристик цілого зображення можуть бути використані такі характеристики:

1. Середнє значення дисперсій – обчислюється за формулою (2a), з підстановкою отриманого ряду значень дисперсії замість інтенсивності.
2. Дисперсія дисперсій – обчислюється за формулами (2), з підстановкою отриманого ряду значень дисперсії замість інтенсивності.
3. Амплітуда дисперсій – обчислюється як різниця максимального і мінімального елемента в отриманому ряді значень дисперсії.

Отже, у разі поєднання чотирьох способів обчислення дисперсії і трьох загальних числових характеристик отримаємо 12 характеристик зображення на основі дисперсії.

### Результати класифікації поверхонь за різними ознаками

За вхідні зображення взято фотографії поверхні металевих сплавів, зроблені під мікроскопом з 20-кратним збільшенням. Розмір фотографій – 300×300 пікселів, кожна з них показує квадрат поверхні зі стороною 187,5 мкм. Всього взято по чотири зразки чотирьох різних поверхонь, які наведені на рис. 1 – сірий ливарний чавун (а), сталь St37 (б), титан BT6 (в), інконель 792 (г).

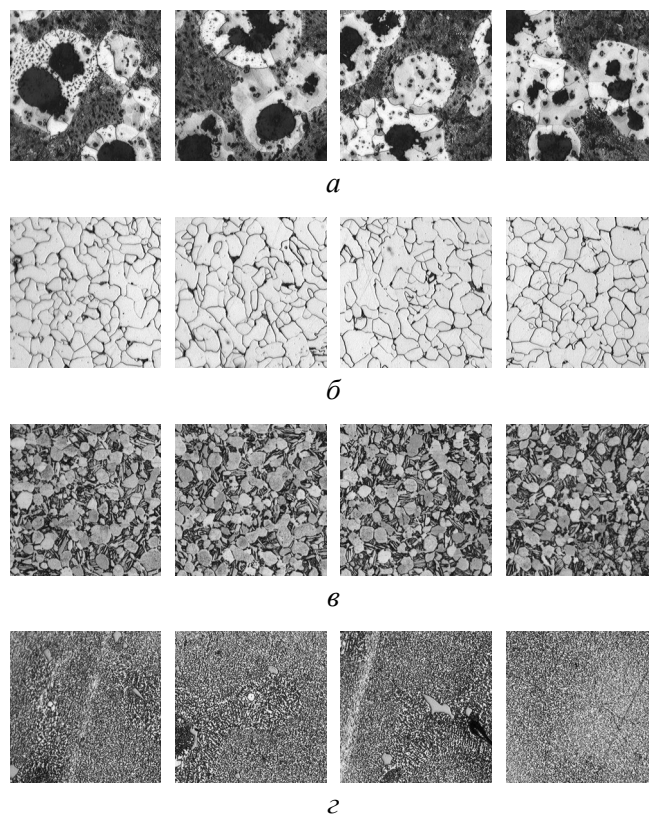


Рис. 1. Зображення поверхні металевих сплавів з 20-кратним збільшенням

Щоб дослідити характеристики зображення на основі дисперсії і виявити найпридатніші для класифікації поверхонь, було проведено низку експериментів. Для кожного з 16 зображень поверхонь, наведених на рис. 1, обчислено всі 12 характеристик, а результати згруповано за цими характеристиками. Під час обчислення розподіленої дисперсії по фрагментах і сегментах зображення розбито на 10 фрагментів (крок фрагментації – 30 пікселів), у разі обчислення розподіленої дисперсії по комірках зображення розбито сіткою 15×15 на 225 квадратних комірок (розміром 20×20 пікселів). Розподілену дисперсію для всіх способів, крім комірок, обчислювали двічі (по горизонталі і по вертикалі), щоб отримані результати дали змогу оцінити характеристику незалежно від орієнтації зображення.

У кожному експерименті значення характеристики для різних зразків одного сплаву об'єднано в один діапазон. Щоб характеристика могла використовуватись як класифікаційна ознака, необхідно, щоб діапазони значень для різних сплавів не перетинались між собою.

У результаті здійснених експериментів встановлено, що для повної класифікації заданих поверхонь може бути застосована лише дисперсія розподілених дисперсій по комірках. Відповідні значення характеристики та їх діапазони наведені в табл.1. Межі діапазонів заокруглені до  $10^5$ .

Таблиця 1

**Дисперсія розподілених дисперсій по комірках**

Сплав	Сірий лив. чавун	Сталь St37	Титан BT6	Інконель 792
Зразок №1	2'229'995	1'154'452	725'139	437'084
Зразок №2	2'291'441	1'605'382	742'369	415'060
Зразок №3	3'193'452	1'398'365	757'441	371'893
Зразок №4	2'661'398	1'181'823	541'519	220'271
<b>Діапазон значень, <math>10^6</math></b>	2,2..3,2	1,1..1,7	0,5..0,7	0,2..0,5

Отже, з використанням цих діапазонів значень, зразки металевих сплавів можуть бути автоматично прокласифіковані за допомогою обчислення дисперсії розподілених дисперсій по комірках. Крім того, наявність діапазонів, в які не потрапляють значення жодного з заданих сплавів (наприклад,  $0,7 \times 10^6 \dots 1,1 \times 10^6$  або  $1,7 \times 10^6 \dots 2,2 \times 10^6$ ), дає змогу застосувати цю характеристику і для більше ніж чотирьох різних типів поверхонь.

Також в результаті експериментів встановлено, що для часткової класифікації (без розрізнення кольорових сплавів – титану ВТ6 та інконелю 792) можуть бути використані середні значення розподілених дисперсій: по стовпцях і рядках, або по фрагментах, або по сегментах. Середні значення розподілених дисперсій по стовпцях і рядках та їх діапазони подані в табл.2. Межі діапазонів заокруглені до  $10^2$ .

Таблиця 2

### Середні значення розподілених дисперсій по стовпцях і рядках

Сплав	Сірий лив. чавун		Сталь St37		Титан ВТ6		Інконель 792	
	по стовпцях	по рядках	по стовпцях	по рядках	по стовпцях	по рядках	по стовпцях	по рядках
Зразок №1	4406	4314	1625	1677	2954	2974	2679	2697
Зразок №2	4285	4312	1946	1959	3218	3209	3652	3618
Зразок №3	5009	5131	1904	1934	3299	3340	3448	3575
Зразок №4	5055	4110	1879	1905	2970	2959	2804	2808
<b>Діапазон значень</b>	4100..5200		1600..2000		2900..3400		2600..3700	

Як видно з результатів, діапазони значень для титану ВТ6 та інконелю 792 перетинаються, тому ця характеристика не може бути використана для їх розрізнення. Схожі результати отримано і для середніх значень розподілених дисперсій по фрагментах і по сегментах.

Для решти характеристик перетинаються три і більше діапазонів значень, тому такі характеристики для класифікації цих сплавів практично непридатні.

### Дослідження дисперсії розподілених дисперсій по комірках

Щоб дослідити умови застосування дисперсії розподілених дисперсій по комірках для класифікації поверхонь, проведено додаткові експерименти, які дають змогу виявити залежність від кількості комірок і кратності збільшення зображення під мікроскопом.

Для дослідження залежності від кількості комірок за вхідні зображення взято ті ж зображення з 20-кратним збільшенням, що і в попередніх експериментах (рис. 1). Діапазони значень характеристики кожного з металевих сплавів, отримані за різної кількості комірок, наведені в табл. 3. Межі діапазонів заокруглені до  $10^5$ . Діапазони, які не перетинаються з жодним іншим діапазоном за заданої кількості комірок, виділені сірим кольором.

Таблиця 3

### Діапазони значень дисперсії для зображень з 20-кратним збільшенням

Розмір сітки	Кількість комірок	Діапазони значень, $10^6$			
		Сірий лив. чавун	Сталь St37	Титан ВТ6	Інконель 792
2×2	4	0,1..0,4	0,0..0,2	0,0..0,1	0,0..0,2
5×5	25	2,3..3,0	0,0..0,3	0,0..0,2	0,1..0,3
10×10	100	2,6..3,5	0,5..0,9	0,2..0,5	0,1..0,4
15×15	225	2,2..3,2	1,1..1,7	0,5..0,7	0,2..0,5
20×20	400	1,9..2,6	1,4..2,1	0,8..1,2	0,2..0,5
50×50	2500	0,7..1,3	1,7..3,0	1,2..1,7	0,5..1,1
100×100	10000	0,2..0,6	1,0..2,0	0,6..1,1	1,0..1,7

Для дослідження залежності від кратності збільшення за вхідні зображення взято фотографії поверхні металевих сплавів, зроблені під мікроскопом з 50-кратним збільшенням. Розмір фотографій – 300×300 пікселів, кожна з них становить квадрат поверхні зі стороною 75мкм. Разом взято по три зразки трьох різних поверхонь, які наведені на рис.2. – сірий ливарний чавун (а), сталь St37 (б), титан ВТ6 (в).

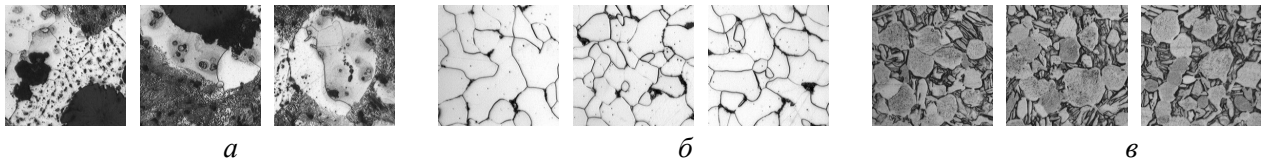


Рис. 2. Зображення поверхні металевих сплавів з 50-кратним збільшенням

Діапазони значень характеристики кожного з металевих сплавів, отримані за різної кількості комірок, наведені в табл.4. Межі діапазонів заокруглені до  $10^5$ . Діапазони, які не перетинаються з жодним іншим діапазоном за заданої кількості комірок, виділені сірим кольором.

Таблиця 4

Діапазони значень дисперсії для зображень з 50-кратним збільшенням

Розмір сітки	Кількість комірок	Діапазони значень, $10^6$		
		Сірий лив. чавун	Сталь St37	Титан ВТ6
2×2	4	0,1..1,9	0,0..0,4	0,0..0,2
5×5	25	1,0..3,2	0,8..1,8	0,0..0,3
10×10	100	1,5..2,5	1,8..3,0	0,4..0,6
15×15	225	1,2..2,0	2,0..3,5	0,5..0,8
20×20	400	0,8..2,0	2,2..3,5	0,6..0,9
50×50	2500	0,4..1,2	1,3..2,1	0,5..0,8
100×100	10000	0,2..0,4	0,5..0,8	0,1..0,3

Як видно з результатів, всі діапазони значень дисперсії розподілених дисперсій по комірках не перетинаються тільки у разі розбиття зображення сіткою 15×15. Останній експеримент підтверджує, що це справедливо також і для зображень, отриманих під іншим збільшенням.

### Висновки

Досліджено прості за реалізацією та часом отримання статистичні ознаки на основі дисперсії та здійснено їх порівняння з погляду придатності до класифікації зображень поверхні металів.

Встановлено, що для цього типу зображень як класифікаційну ознаку найдоцільніше використовувати дисперсію розподілених дисперсій по комірках. Оптимальний розмір сітки для розбиття на комірки становить 15×15 і не змінюється залежно від кратності збільшення під мікроскопом. За даних умов можлива повна класифікація зразків поверхні за типом сплаву.

1. Venkat Ramana K., Ramamoorthy B. Statistical methods to compare the texture features of machined surfaces // *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 9, Sep. 1996, pp. 1447–1459. 2. Wu C.M., Chen Y.C. Statistical feature matrix for texture analysis // *Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, no. 5, Sep. 1992, pp. 407–419. 3. Varma M., Garg R. Locally invariant fractal features for statistical texture classification // *Proc. of the IEEE 11<sup>th</sup> Int. Conf. on Computer Vision*, Rio de Janeiro, Brazil, Oct. 2007, pp. 1–8. 4. Varma M., Zisserman A. A statistical approach to texture classification from single images // *Int. Journal of Computer Vision*, vol. 62, no. 1–2, 2005, pp. 61–85. 5. Varma M., Zisserman A. A statistical approach to material classification using image patch exemplars // *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 11, Nov. 2009, pp. 2032–2047. 6. Kim J.K., Park H.W. Statistical textural features for detection of microcalcifications in digitized mammograms // *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 18, no. 3, Mar. 1999, pp. 231–238. 7. Tian G.Y., Sophian A. Defect classification using a new feature for pulsed eddy current sensors // *NDT & E International*, vol. 38, no. 1, Jan. 2005, pp. 77–82. 8. Melnyk R., Kozhukh I. Surface Analysis by Image Statistical Features // *Proc. of 12<sup>th</sup> Int. Conf. "The*

*Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)", Polyana-Svalyava, Ukraine, Feb. 2013, pp. 252–254. 9. Мельник Р., Кожух І. Статистичні ознаки поверхні матеріалів за сегментами і фрагментами // Мат. III Всеукр. школи-семінару молодих вчених і студентів "Сучасні комп'ютерні інформаційні технології". – Тернопіль, Україна, трав. 2013. – с. 140–141.*

УДК 621.8

V. Lytvynenko

Kherson National Technical University,  
Dept. of Informatics & Computer Science

## THE INDUCTIVE METHOD FOR THE SYNTHESIS OF COOPERATIVE IMMUNE NETWORK TO MEET THE CHALLENGES FORECASTING

© Lytvynenko V., 2013

**Запропоновано та описано GMDH алгоритм синтезу кооперативної імунної мережі у вирішенні задач прогнозування часових рядів. Проведено порівняльні експерименти показали, що використання зовнішніх критеріїв підвищує адаптивність, надійність і точність одержуваних рішень.**

**Ключові слова: індуктивне моделювання, GMDH, кооперативний імунний алгоритм, часові ряди, прогноз, зовнішній критерій.**

**The article suggests and describes a GMDH algorithm for the synthesis of co-operative immune network in the solution of tasks of forecasting of time series. Conducted comparative experiments have shown that the use of external criteria improves adaptability, robustness and accuracy of the obtained solutions.**

**Key words: Inductive modeling, GMDH, Cooperative Immune Algorithm, time series, Forecasting, External Criteria.**

### Introduction

Recently a great attention is paid to of researchers the development of hybrid systems and algorithms. This is caused by that application of methods a corresponding computing paradigm does not always lead to success. In a hybrid architecture inefficiency of one approach, compensated by different approach. By combining different approaches can overcome the drawbacks that are each method alone. Integration and hybridization of different methods and information technology allows to solve complex tasks that can not be solved on the basis of any separate methods. In the case of the integration of diverse information technologies can be expected synergy effects of a higher order than when combining different models within the same technology. In the article [5] was a detailed analysis of hybridization methods of neural networks, fuzzy networks and evolutionary algorithms with GMDH. Using GMDH for hybridization with other computing paradigms because GMDH has some of unique properties [6]. Algorithms are tremendously noise-resistant - with a ratio of noise/signal  $\theta = 20-30\%$  algorithms are used to obtain an accurate physical model, the algorithms do not lose their health up to the ratio  $\theta = 300-400\%$  [7]. The noise-immune algorithm models of self-organizing algorithms when selecting the type and consistency of application of the criteria can obtain reasonably accurate forecasts in the conditions when the noise power exceeds the power of the useful signal. Immunity to interference algorithms for self-