

В. О. ПАТРУШЕВ, О. І. ПАТРУШЕВА

Донецький національний технічний університет, Україна

СЕГМЕНТАЦІЯ ДВОВИМІРНОГО СИГНАЛУ, ЯКИЙ ПРЕДСТАВЛЯЄ СОБОЮ ЗОБРАЖЕННЯ ТОВАРУ, ЩО ЗАМОВЛЯЄТЬСЯ СПОЖИВАЧЕМ

Предметом вивчення в статті є засоби сегментації зображення товару, що замовляється споживачем Інтернет магазину. **Метою** є визначення засобів сегментації зображення двовимірного сигналу. **Завдання** проаналізувати існуючі методи сегментації зображення, обрати метаевристичну кластеризацію з інтерактивним завданням кількості кластерів, провести дослідження. Використано **методи** сегментації двовимірного сигналу, який представляє собою зображення товару Інтернет магазину, що замовляється споживачем. Було реалізовано метод метаевристичної кластеризації з інтерактивним завданням кількості кластерів. В основі методу закладена оптимізація рою частинок (PSO) та імітації відпалу (SA), пропонується адаптивна оптимізація рою частинок (APSO), яка лежить в основі сегментації зображення. Отримані такі **результати**. Використання імітації відпалу в запропонованій адаптивній оптимізації рою частинок забезпечує: управління швидкістю збіжності даного метаевристичного способу; дослідження на ранніх стадіях роботи всього простору пошуку, а на заключних стадіях - спрямованість пошуку. Для визначення ефективності запропонованого методу були проведені дослідження, які доводять, що середня квадратична похибка не перевищує 0.05, що в свою чергу доводить ефективність обраного методу при сегментації зображення. **Висновки**. Наукова новизна полягає у тому, що для вирішення проблеми визначення способу попередньої обробки зображень було використано метод кластеризації із заданою кількістю кластерів, а саме метаевристичний спосіб, який засновано на основі оптимізації рою частинок (PSO) і імітації відпалу (SA) з використанням адаптивної оптимізації рою частинок (APSO), яка лежить в основі сегментації зображення. Використання імітації відпалу в запропонованій адаптивній оптимізації рою частинок забезпечує: управління швидкістю збіжності даного метаевристичного способу та дослідження на ранніх стадіях роботи всього простору пошуку, а на заключних стадіях - спрямованість пошуку. В результаті чисельного дослідження було встановлено, що середня квадратична похибка не перевищує 0,05.

Ключові слова: зображення; сегментація; двовимірний сигнал; кластеризація; адаптивна оптимізація рою частинок; середньо квадратична помилка.

Вступ

В існуючих комп'ютерних системах Інтернет магазинів попередня обробка зображень товарів, що замовляються споживачем – наприклад, сегментація зображень, або не проводиться або не автоматизована, що негативно позначається на якості подальшої ідентифікації. Тому визначення способу попередньої обробки зображень є актуальним для функціонування Інтернет магазину.

Постановка задачі дослідження

Метою роботи є визначення засобів сегментації зображення двовимірного сигналу. Для досягнення поставленої мети були вирішені наступні задачі:

- проведено аналіз існуючих методів сегментації зображення;
- обрано метаевристичну кластеризацію з

інтерактивним завданням кількості кластерів для сегментації зображення;

- проведено чисельне дослідження.

Аналіз методів сегментації та кластеризації зображень

Для сегментації зображень зазвичай використовують такі методи:

- методи визначення країв (як кордонів областей вибираються пікселі з великим градієнтом інтенсивності, а також відрізняються за кольором) [1];
- методи, орієнтовані на регіони (розростання регіонів, поділу та злиття регіонів) [1];
- методи кластеризації [2];
- методи рівневих поверхонь (використовують рівняння в приватних похідних) [3].

В рамках даної роботи висувається вимога отримати високу якість сегментації. У зв'язку з цим,

а також тим, що кількість кластерів в даний час зазвичай задають інтерактивно, то має сенс зупинитися на методах кластеризації із заданою кількістю кластерів.

В даний час зазвичай використовують такі методи кластеризації із заданою кількістю кластерів:

- детермінований [4];
- нечіткий [5];
- ймовірнісний [6];
- нейромережевий [7];
- метаевристичний [8].

Характеристики цих способів представлені в табл. 1. Кращі характеристики має метаевристичний спосіб.

Інтернет магазин отримує від споживача графічний файл, який містить кольорове зображення товару, що замовляється (позначимо його як об'єкт ω) розміром $N_x * N_y$, вважається, що дані вже витягнуто з файлу і знаходяться в rgb-форматі. Спочатку проводиться сегментація цього зображення.

Для сегментації зображення слід використовувати метаевристичну кластеризацію з інтерактивним завданням кількості кластерів. У даній роботі на основі оптимізації рою частинок (PSO) і імітації відпалу (SA) пропонується адаптивна оптимізація рою частинок (APSO), яка лежить в основі сегментації зображення.

Послідовність реалізації способу ARSO

Послідовність реалізації метаевристичного способу APSO представлена на рис. 1.

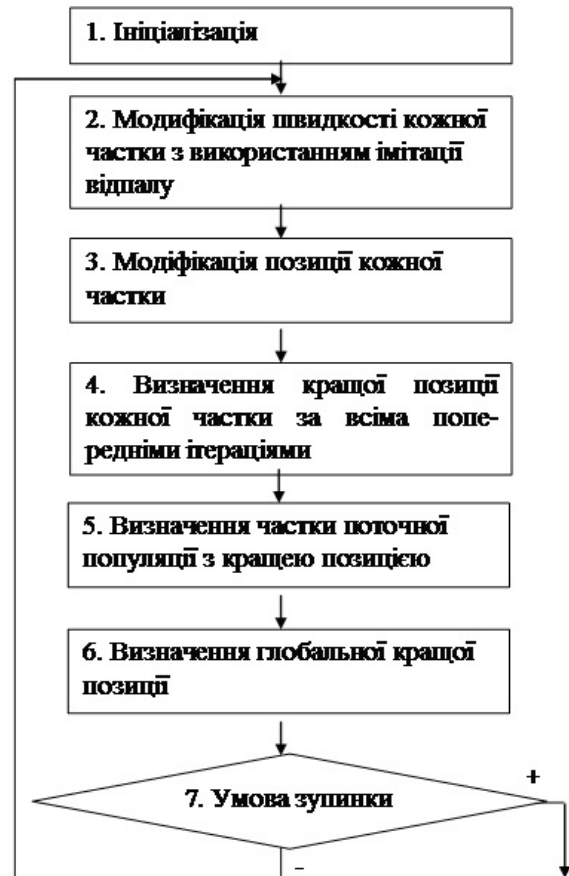


Рис. 1. Послідовність реалізації метаевристичного способу APSO

Таблиця 1

Переваги та недоліки засобів кластеризації з заданою кількістю кластерів

Засіб	Переваги	Недоліки
Детермінований (k-середніх)	Швидкий пошук рішення	Залежить від вибору початкових центрів
Нечіткий (нечітких c-середніх)	Швидкий пошук рішення	Залежить від вибору початкових центрів. Обчислювальна складність вище, ніж в детермінованого та нейромережевого
Ймовірнісний (EM-алгоритм)	Швидкий пошук рішення	Залежить від вибору початкових центрів. Обчислювальна складність вище, ніж в детермінованого та нейромережевого
Нейромережевий (самоорганізована по мапі ознак)	Швидкий пошук рішення	Залежить від вибору початкових центрів.
Метаевристичний	Швидкий пошук рішення. Найбільш висока якість сегментації, тому що не залежить від вибору початкових центрів	Обчислювальна складність вище, ніж в детермінованого та нейромережевого

В якості функції цілі пропонується середній мінімум квадратичної помилки

$$F(x) = \frac{1}{P} \sum_{\mu=1}^P \min_{j \in \overline{1, M}} \sum_{i=1}^3 (s_{\mu i} - x_{ji})^2 \rightarrow \min_x, \quad (1)$$

де $s_{\mu} = (s_{\mu 1}, s_{\mu 2}, s_{\mu 3})$ – μ -й піксель зображення в системі RGB,

$x_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3})$ – центр j -го кластеру,

M – кількість кластерів,

P – кількість пікселів зображення, $P = N_x * N_y$.

Спосіб APSO дозволяє знайти квазіоптимальні центри кластерів і складається з наступних блоків.

Блок 1 - Ініціалізація:

- встановити номер поточної ітерації в одиницю;

- завдання максимального числа ітерацій;

- завдання розміру рою (відповідає кількості векторів центрів кластерів);

- завдання розмірності позиції частки (відповідає кількості кластерів);

- завдання пікселів зображення;

- ініціалізація позиції (відповідає вектору центрів кластерів)

$$x_k = ((x_{k11}, x_{k12}, x_{k13}), \dots, (x_{kM1}, x_{kM2}, x_{kM3})),$$

$$x_{kji} = \text{rand}(), \quad k \in \overline{1, K}, \quad (2)$$

де $\text{rand}()$ – функція, що повертає рівномірно розподілене випадкове число в діапазоні $[0; 1]$;

- ініціалізація персональної (локальної) найкращої позиції (відповідає локальній кращій кластеризації) x_k^{best}

$$x_k^{\text{best}} = x_k, \quad k \in \overline{1, K}; \quad (3)$$

- ініціалізація швидкості (відповідає величині зміни значень вектора центрів кластерів) v_k

$$v_k = ((v_{k11}, v_{k12}, v_{k13}), \dots, (v_{kM1}, v_{kM2}, v_{kM3})),$$

$$v_{kji} = 0, \quad k \in \overline{1, K}; \quad (4)$$

- створення початкового рою часток (відповідає початковій множини векторів центрів кластерів)

$$Q = \{(x_k, x_k^{\text{best}}, v_k)\}; \quad (5)$$

- визначення частки поточної популяції з кращого позицією (відповідає кращому по функції мети вектору центрів кластерів)

$$k^* = \arg \min_{k \in \overline{1, K}} F(x_k), \quad x^* = x_{k^*}. \quad (6)$$

Блок 2 – Модифікація швидкості кожної частинки (відповідає модифікації величині зміни значень вектора центрів кластерів) з використанням імітації відпалу

$$r1_k = ((r1_{k11}, r1_{k12}, r1_{k13}), \dots, (r1_{kM1}, r1_{kM2}, r1_{kM3})),$$

$$r1_{kij} = \text{rand}(), \quad k \in \overline{1, K}, \quad (7)$$

$$r2_k = ((r2_{k11}, r2_{k12}, r2_{k13}), \dots, (r2_{kM1}, r2_{kM2}, r2_{kM3})),$$

$$r2_{kij} = \text{rand}(), \quad k \in \overline{1, K}, \quad (8)$$

$$v_k = \alpha_1(n)(x_k^{\text{best}} - x_k)(r1)^T + \alpha_2(n)(x^* - x_k)(r2)^T,$$

$$k \in \overline{1, K}, \quad (9)$$

$$\alpha_1(n) = \exp(-1/T(n)),$$

$$\alpha_2(n) = 1 - \exp(-1/T(n)),$$

$$T(n) = \beta T(n-1), \quad T(0) = T_0, \quad (10)$$

де $\alpha_1(n)$ - параметр швидкості на ітерації n ,

$\alpha_2(n)$ - параметр швидкості на ітерації n ,

T_0 – параметр, обчислюється експериментально, $T_0 > 0$,

β – параметр, обчислюється експериментально, $0 < \beta < 1$.

Блок 3 - Модифікація позиції кожної частинки (відповідає модифікації значень кожного вектора центрів кластерів)

$$x_k = x_k + v_k, \quad k \in \overline{1, K}. \quad (11)$$

Блок 4 – Визначення персональної (локальної) кращої позиції кожної частинки (відповідає локальному кращому вектору центрів кластерів)

$$\text{Якщо } F(x_k) \leq F(x_k^{\text{best}}), \text{ то } x_k^{\text{best}} = x_k, \quad k \in \overline{1, K}.$$

Блок 5 – Визначення номеру частинки поточної популяції з кращою позицією (відповідає номеру поточного кращого вектора центрів кластерів)

$$k^* = \arg \min_{k \in \overline{1, K}} F(x_k). \quad (12)$$

Блок 6 – Визначення глобальної кращої позиції (відповідає глобальному кращому вектору центрів кластерів)

Якщо $F(x_{k^*}) < F(x^*)$, то $x^* = x_{k^*}$.

Блок 7 – Умова зупинки.

Якщо $\exp(-1/T(n)) \geq \varepsilon$, де ε – заданий поріг, то збільшити номер ітерації на одиницю і перейти до блоку 2.

Кластеризація зображення виконується у вигляді

$$J_{\mu}^* = \arg \min_{j \in \{1, M\}} \sum_{i=1}^3 (s_{\mu i} - x_{ij})^2, \quad \mu \in \overline{1, P}. \quad (13)$$

Використання імітації відпаду в запропонованій адаптивній оптимізації рою частинок забезпечує:

- управління швидкістю збіжності даного метаевристичного способу;

- дослідження на ранніх стадіях роботи всього простору пошуку, а на заключних стадіях - спрямованість пошуку.

Після кластеризації оператор інтерактивно вибирає потрібні йому області (кластера), після чого пікселям інших областей присвоюється заданий однаковий колір фону, а обрані області розглядаються як єдиний об'єкт ω отриманого зображення I .

В результаті чисельного дослідження було встановлено, що середня квадратична похибка не перевищує 0.05.

Приклад використання

Приклад зображення товару до і після сегментації наведено на рисунку 2 та 3.



Рис. 2. Початкове зображення товару



Рис. 3. Зображення товару після сегментації

Функціонал по якому оцінюється точність сегментації наведений у вигляді

$$F(x) = \frac{1}{3NP} \sum_{n=1}^N \sum_{\mu=1}^P (e_{n\mu} - x_{n\mu})^2 \rightarrow \min_x \quad (14)$$

де $e_{n\mu} = (e_{n\mu 1}, e_{n\mu 2}, e_{n\mu 3})$ – μ -й піксель n -го зображення в системі RGB, яке сегментовано вручну,

$x_{n\mu} = (x_{n\mu 1}, x_{n\mu 2}, x_{n\mu 3})$ – μ -й піксель n -го зображення в системі RGB, яке сегментовано автоматизовано за допомогою алгоритму APSO,

P – кількість пікселів зображення, $P = N_x * N_y$,

N – кількість зображень.

У таблиці 2 представлені точності кластеризації, отримані на базі даних BSDS500 відповідно до функціоналу (14) на основі k -середніх, нечітких s -середніх, EM-алгоритм, що самоорганізується по мапі ознак та запропонованого APSO.

Таким чином, найкращі результати дає APSO.

Таблиця 2

Точність кластеризації зображення

Засіб	Середньоквадратичне відхилення
k -середніх	0,05
Нечітких s -середніх	0,06
EM-алгоритм	0,04
Алгоритм, що самоорганізується по мапі ознак	0,05
APSO	0,02

Висновки

1. Для вирішення проблеми визначення способу попередньої обробки зображень було проведено дослідження існуючих методів сегментації зображення, враховуючи вимогу отримання високої якості сегментації має сенс

використовувати метод кластеризації із заданою кількістю кластерів.

2. Для отримання найбільш якісного зображення було обрано із існуючих методів кластеризації із заданою кількістю кластерів, метод, що володіє кращими характеристиками – метаевристичний спосіб, який засновано на основі оптимізації рою частинок (PSO) і імітації відпалу (SA) з використанням адаптивної оптимізації рою частинок (APSO), яка лежить в основі сегментації зображення.

3. Використання імітації відпалу в запропонованій адаптивній оптимізації рою частинок забезпечує: управління швидкістю збіжності даного метаевристичного способу та дослідження на ранніх стадіях роботи всього простору пошуку, а на заключних стадіях – спрямованість пошуку. В результаті чисельного дослідження було встановлено, що середня квадратична похибка не перевищує 0,05.

Література

1. Ильев, В. П. О задачах кластеризации графов [Текст] / В. П. Ильев, С. Ильева // *Вестн. Ом. ун-та.* – 2016. – № 2. – С. 16–18.

2. Нейский, И. М. Классификация и сравнение методов кластеризации [Электронный ресурс] / И. М. Нейский. – Режим доступа: http://it-claim.ru/Persons/Neyskiy/Article2_Neiskiy.pdf. – 12.12.2018.

3. Цицашвили, Г. Ш. Алгоритмы кластеризации графов [Текст] / Г. Ш. Цицашвили, М. Осипова, А. С. Лосев // *Вестник ВГУ. Серия: Физика. Математика.* – 2016. – № 1. – С. 145–149.

4. Клышинский, Э. С. Метод кластеризации на основе анализа плотности точек [Текст] / Э. С. Клышинский // *Новые информационные технологии в автоматизированных системах.* – 2014. – С. 150–159.

5. Ren, S. *Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks* [Electronic resource] / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/1506.01497.htm>. – 12.12.2018.

6. Dai, J. *BoxSup: Exploiting Bounding Boxes to Supervise Convolutional Networks for Semantic Segmentation* [Electronic resource] / J. Dai, K. He, J. Sun. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/1503.01640.html>. – 12.12.2018.

7. David, G. *Lowe Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints* [Electronic resource] / G. David. – Access mode: <http://link.springer.com/article/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>. – 12.12.2018.

8. *Nature Inspired Partitioning Clustering Algorithms: A Review and Analysis* [Text] / B. Saemi, A. A. R. Hosseinabadi, M. Kardgar, V. E. Balas,

H. Ebadi // *Proceedings of the 7th International Workshop Soft Computing Applications.* – 2016. – P. 96–116.

9. *An intelligent approach for variable size segmentation of non-stationary signals* [Text] / Hamed Azami, Hamid Hassanpour, Javier Escudero, and Saeid Sanei // *Journal of Advanced Research.* – 2014. – Vol. 6(5). – P. 687–698. doi: 10.1016/j.jare.2014.03.004.

10. Wang, Wuli. *Fast Image Segmentation Using Two-Dimensional Otsu Based on Estimation of Distribution Algorithm* [Text] / Wuli Wang, Liming Duan, Yong Wang // *Journal of Electrical and Computer Engineering.* – 2017. – Volume 2017. – Article ID 1735176. – 12 p. Doi: 10.1155/2017/1735176.

11. Wang, Xi-Huai. *Hybrid particle swarm optimization with simulated annealing* [Text] / Xi-Huai Wang, Jun-Jun Li // *Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (IEEE Cat. No.04EX826), 26–29 Aug. 2004.* DOI: 10.1109/ICMLC.2004.1382205.

12. Yan, Z. C. *A Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Simulated Annealing* [Text] / Z. C. Yan and Y. S. Luo // *Materials Science, Computer and Information Technology.* – 2014. – Vols. 989–994. – P. 2301–2305.

Doi: 0.4028/www.scientific.net/AMR.989-994.2301

13. Javidrad, F. *A new hybrid particle swarm and simulated annealing stochastic optimization method* [Text] / F. Javidrad, M. Nazari // *Applied Soft Computing.* – 2017. – vol. 60, iss. C. – P. 634–654.

Doi: 10.1016/j.asoc.2017.07.023.

14. *Energy-efficient dynamic scheduling for a flexible flow shop using an improved particle swarm optimization* [Text] / D. Tang, M. Dai, M. A. Salido, A. Giret // *Computers in Industr.* – 2016. – Vol. 81. – P. 82–95. DOI: 10.1016/j.compind.2015.10.001.

References

1. Iliev, V. P., Ilyeva, S. On problems of graph clustering. *Vestnik Omskogo universiteta*, 2016, no.2, pp. 16–18. (In Russian).

2. Neysky, I. M. Classification and comparison of clustering methods. Available at: http://it-claim.ru/Persons/Neyskiy/Article2_Neiskiy.pdf (accessed 12.12.2018) (In Russian).

3. Tsitsiashvili, G. Sh., Osipova, M., Losev, A. S. Graph Clustering Algorithms. *VSU Bulletin. Series: Physics. Mathematics*, 2016, no. 1, pp.145–149. (In Russian).

4. Klyshinsky, E. S. The clustering method based on the analysis of point density. *New information technologies in automated systems*, 2014, pp. 150–159. (In Russian).

5. Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J. *Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1506.01497.html> (accessed 12.12.2018)

6. Dai, J., He, K., Sun, J. *BoxSup: Exploiting Bounding Boxes to Supervise Convolutional Networks for Semantic Segmentation*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1503.01640.html> (accessed 12.12.2018)
7. David, G. *Low Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*. Available at: <http://link.springer.com/article/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94> (accessed 12.12.2018)
8. Saemi, B., Hosseinabadi, A. A. R., Kardgar, M., Balas, V. E., Ebadi, H. Nature Inspired Partitioning Clustering Algorithms: A Review and Analysis. *Proceedings of the 7th International Workshop Soft Computing Applications*, 2016, pp. 96-116.
9. Azami, Hamed., Hassanpour, Hamid., Escudero, Javier., Sanei, Saeid. An intelligent approach for variable size segmentation of non-stationary signals. *Journal of Advanced Research*, 2014, vol. 6(5), pp. 687–698. Doi: 10.1016/j.jare.2014.03.004.
10. Wang, Wuli., Duan, Liming., Wang, Yong. Fast Image Segmentation Using Two-Dimensional Otsu Based on Estimation of Distribution Algorithm. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2017, vol. 2017, Article ID 1735176. 12 p. Doi: 10.1155/2017/1735176.
11. Wang, Xi-Huai., Li, Jun-Jun. Hybrid particle swarm optimization with simulated annealing. *Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (IEEE Cat. No.04EX826)*, 26-29 Aug. 2004. DOI: 10.1109/ICMLC.2004.1382205.
12. Yan, Z. C., Luo, Y. S. A Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Simulated Annealing. *Materials Science, Computer and Information Technology*, 2014, vols. 989-994, pp. P. 2301-2305. Doi: 0.4028/www.scientific.net/AMR.989-994.2301.
13. Javidrad, F., Nazari, M. A new hybrid particle swarm and simulated annealing stochastic optimization method. *Applied Soft Computing*, 2017, vol. 60, iss. C, pp. 634-654. Doi: 10.1016/j.asoc.2017.07.023.
14. Tang, D., Dai, M., Salido, M. A., Giret, A. Energy-efficient dynamic scheduling for a flexible flow shop using an improved particle swarm optimization. *Computers in Industr*, 2016, vol. 81, pp. 82–95. DOI: 10.1016/j.compind.2015.10.001.

Поступила в редакцію 20.12.2018, рассмотрена на редколлегии 15.03.2019

СЕГМЕНТАЦИЯ ДВУМЕРНОГО СИГНАЛА, КОТОРЫЙ ПРЕДСТАВЛЯЕТ СОБОЙ ИЗОБРАЖЕНИЕ ЗАКАЗЫВАЕМОГО ТОВАРА ПОТРЕБИТЕЛЕМ

В. А. Патрушев, О. И. Патрушева

Предметом исследования в данной статье являются средства сегментации изображения заказываемого товара потребителем Интернет магазина. **Целью** является определение средств сегментации изображения двумерного сигнала. **Задачи:** проанализировать существующие методы сегментации изображения, выбрать метаэвристическую кластеризацию с интерактивным заданием количества кластеров, провести многочисленные исследования. **Использованные методы:** сегментация двумерного сигнала, который представляет собой изображение товара, заказываемого потребителем в Интернет магазине. Был реализован метод метаэвристической кластеризации с интерактивным заданием количества кластеров. В основе метода заложена оптимизация роя частиц (PSO) и имитации отжига (SA), предлагается адаптивная оптимизация роя частиц (APSO), которая лежит в основе сегментации изображения. **Получены следующие результаты.** Использование имитации отжига в предложенной адаптивной оптимизации роя частиц обеспечивает: управление скоростью сходимости данного метаэвристического способа; исследования на ранних стадиях работы всего пространства поиска, а на заключительных стадиях – направленность поиска. Для определения эффективности предложенного метода были проведены многочисленные исследования, которые доказывают, что средняя квадратичная погрешность не превышает 0,05, что в свою очередь доказывает эффективность выбранного метода при сегментации изображения. **Выводы.** Научная новизна заключается в том, что для решения проблемы определения способа предварительной обработки изображений был использован метод кластеризации с заданным количеством кластеров, а именно метаэвристический способ, основанный на основе оптимизации роя частиц (PSO) и имитации отжига (SA) с использованием адаптивной оптимизации роя частиц (APSO), которая лежит в основе сегментации изображения. Использование имитации отжига в предложенной адаптивной оптимизации роя частиц обеспечивает: управление скоростью сходимости данного мета эвристического способа и исследования на ранних стадиях работы всего пространства поиска, а на заключительных стадиях – направленность поиска. В результате численного исследования было установлено, что средняя квадратичная погрешность не превышает 0,05.

Ключевые слова: изображение; сегментация; двумерный сигнал; кластеризация; адаптивная оптимизация роя частиц; средне квадратичная ошибка.

SEGMENTATION OF A BIDDED SIGNAL, WHICH REPRESENTS A PICTURE OF ORDERED GOODS BY THE CONSUMER*V. A. Patrushev, O. I. Patrusheva*

The subject of study in this article is the means of segmentation of the image of the ordered goods by the consumer online store. **The goal** is to determine the means of segmentation of the image of a two-dimensional signal. **Objectives:** analyze existing methods of image segmentation, select metaheuristic clustering with an interactive task of the number of clusters, conduct research. **Methods used:** segmentation of a two-dimensional signal, which is an image of a product ordered by a consumer in an online store. A meta-heuristic clustering method was implemented with an interactive assignment of the number of clusters. The method is based on the optimization of particle swarm (PSO) and annealing simulation (SA), an adaptive optimization of particle swarm (APSO), which underlies the image segmentation, is proposed. **The following results were obtained.** The use of simulated annealing in the proposed adaptive optimization of a particle swarm provides: control of the rate of convergence of a given metaheuristic method; research in the early stages of the entire search space, and in the final stages - the focus of the search. To determine the effectiveness of the proposed method, studies have been conducted that prove that the mean square error does not exceed 0.05, which in turn proves the effectiveness of the chosen method in image segmentation. **Conclusions.** The scientific novelty lies in the fact that to solve the problem of determining the method of image preprocessing, a clustering method with a given number of clusters was used, namely a metaheuristic method based on optimizing the particle swarm (PSO) and simulating annealing (SA) using adaptive particle swarm optimization (APSO), which underlies the image segmentation. The use of simulated annealing in the proposed adaptive optimization of a swarm of particles provides: control of the rate of convergence of a given meta-heuristic method and research in the early stages of the entire search space, and in the final stages the direction of the search. As a result of a numerical study, it was found that the mean square error does not exceed 0.05.

Keywords: image; segmentation; two-dimensional signal; clustering; adaptive optimization of swarm particles; mean square error.

Патрушев Володимир Олександрович – старший викладач ДВНЗ «Донецький національний технічний університет», Покровськ, Україна.

Патрушева Ольга Ігорівна – асистент ДВНЗ «Донецький національний технічний університет», Покровськ, Україна.

Patrushev Vladimir Aleksandrovich – Senior Lecturer of Donetsk National Technical University, Pokrovsk, Ukraine, e-mail: volodymyr.patrushev@donntu.edu.ua.
ORCID Author ID: 0000-0002-4061-4424.

Patrusheva Olga Igorivna – assistant of the Donetsk National Technical University State University, Pokrovsk, Ukraine, e-mail: olga.patrusheva@donntu.edu.ua.
ORCID Author ID: 0000-0003-2874-8507.