

ВИКОРИСТАННЯ КЛІТИННИХ АВТОМАТІВ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ ФІЛЬТРАЦІІ ШУМІВ ТА ВИЯВЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗОБРАЖЕНЬ

У статті проведено огляд застосування клітинних автоматів для обробки та аналізу зображень. Наведено опис фільтрів, що можуть видаляти імпульсний шум із пошкоджених шумом зображень, і методів визначення контурів на зображеннях, реалізованих на основі клітинних автоматів. Продуктивність цих підходів було порівняно із традиційними методами: медіанним фільтром (для шумозаглушення) та перехресним оператором Робертса, оператором Собеля–Фельдмана, оператором Лапласа (для визначення контурів). Це порівняння засвідчує, що наведені методи на основі клітинних автоматів є дуже перспективними для фільтрації імпульсних шумів і виявлення контурів зображень.

Ключові слова: клітинні автомати, обробка зображень, шумозаглушення, визначення контурів, лінійне правило.

Вступ

Термін «клітинний автомат» (КА) не є новим. Його ввів Джон фон Нейман (після пропозиції Станіслава Улама) наприкінці 1940-х рр. [17]. Але лише наприкінці 1960-х, коли Джон Хортон Конвей розробив «Гру Життя» [14], клітинні автомати стали більш відомими та популярними. Вони є прикладом розподілених систем, основаних на простих правилах, які дають змогу реалізувати складну поведінку [25].

КА є набором простих (кінцевих) автоматів, кожен із яких змінює свої стани згідно з поточними станами своїх сусідів. Конкретизація цієї ідеї призводить до побудови клітинних автоматів, що мають досить різноманітну поведінку. Основний напрям дослідження клітинних автоматів – алгоритмічна розв’язність окремих задач [6]. На думку Стівена Вольфрама [25], не існує досліджень, які не можна змоделювати за допомогою клітинних автоматів. У наш час сліди клітинних автоматів, синхронних або асинхронних, можна знайти в різних аспектах науки, від моделювання біологічної системи до створення віртуальної соціальної мережі [20].

Одним з актуальних і перспективних напрямів є обробка зображень. Особливість задач цього напрямку полягає в розгляді зображень як системи, що складається з простих компонентів (пікселів), а поведінка кожного компонента виходить і реформується згідно з поведінкою сусідів і їхньою попередньою поведінкою. Конструктивні компоненти цих моделей систем можуть виконувати надійні та складні завдання, взаємодіючи

один з одним. Саме за допомогою задання певних правил поведінки компонентів клітинні автомати досягли значних результатів у таких ділянках обробки зображень, як шумозаглушення [18; 22], згладжування, контурування [12; 18; 19; 23], відновлення та вилучення особливостей зображень [21; 22], розпізнавання образів та текстів [2; 9; 10], а також стискання зображень [3–5]. Однак застосування цих досліджень і донині залишається лише в конкретизованих задачах, таких як обробка зображень мінних полів, обробка рентгенівських знімків у медицині чи аналіз супутникових зображень [1; 26].

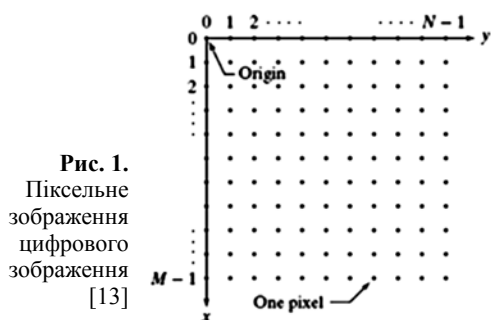
Імпульсний шум, також відомий як шум «солі та перцю» [15], може бути викликаний помилками аналого-цифрового перетворювача, помилками бітів при передаванні тощо. Він характеризується наявністю темних пікселів у яскравих регіонах і яскравих пікселів у темних регіонах (для півтонових зображень – чорні та білі пікселі). Ефективним методом усунення цих шумів є медіанний фільтр, що колись був найпопулярнішим нелінійним фільтром, через його хороше «шумопоглинання» та обчислювану ефективність. Однак, якщо рівень шуму перевищує 30 %, цей фільтр «замилує» деякі деталі та контури оригінального зображення. У цій статті наведено результати дослідження роботи фільтру для імпульсних шумів на основі клітинних автоматів.

Виявлення контурів є основним інструментом обробки зображень у ділянках виявлення і вилучення ознак. Контур може бути визначений як межа між двома різними областями зображення, які відрізняються інтенсивністю,

кольором або текстурою. Хоча існує ряд алгоритмів для розпізнавання контурів, але досі важким завданням є витягування правильних ребер із бажаною продуктивністю. Тож одним із завдань цього дослідження було застосувати двомірний КА з моделями сусідства Мура та з її розширеною моделлю сусідства [12] для розпізнавання контурів.

1. Клітинні автомати

Цифрове зображення розглядають як двовимірний масив пікселів $M \times N$ (рис. 1). Кожен піксель може бути охарактеризований триплетом (i, j, k) , де (i, j) представляє його положення в масиві, а k являє собою пов'язаний колір. Зображення потім може розглядатися як особлива конфігурація клітинного автомата, що займає клітинний простір масиву $M \times N$, який визначається зображенням. Кожен піксель зображення являє собою комірку клітинного автомата, і стан клітинки визначається величиною пікселя в зображенні [20].



Методи обробки зображень класифікують зазвичай за кількістю пікселів, які беруть участь в одному кроці перетворення [7]:

- поточкові методи в процесі виконання перетворюють значення в точці на значення, незалежно від сусідніх точок;
- локальні методи для обчислення значення використовують значення сусідніх точок в околиці;
- глобальні методи визначають значення на основі всіх значень вихідного зображення.

Клітинні автомати мають низку переваг порівняно з традиційними методами обчислення [23]:

- простота реалізації та складність поведінки; встановлено, що системи, в основі яких лежить КА, можуть бути легко впроваджені, оскільки кожна клітина зазвичай працює за декількома простими правилами;
- КА є одночасно паралельними та просто обчислювальними;
- КА є розширюваними, тобто ми можемо розширити прості правила, використовуючи деякі нові методи обчислення;

- однією з найважливіших особливостей методу КА є те, що він підтримує категорії n -розмірів та m -міток, де кількість міток не збільшує час або складність обчислень;
- КА більш інтерактивні: користувачі можуть вносити виправлення та модифікації в будь-який час під час операцій.

Архітектура КА залежить від розмірності моделі, кількості кінцевих станів клітин, кількості сусідніх клітин і їхнього радіуса, граничних умов і перехідних функцій або правил. Радіус околиці визначається як максимальна відстань від центральної клітини, горизонтально або вертикально, до сусідніх.

Околиця клітини складається з клітини ядра (центральної клітини) і довколишніх клітин, стани яких визначають її наступний стан. Існують різні структури околиць для клітинних автоматів. Два найбільш часто використовуваних сусідства – сусідство фон Неймана та сусідство Мура (рис. 2).

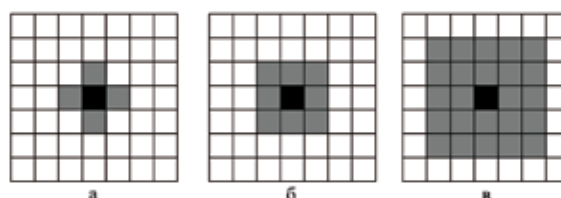


Рис. 2. Моделі сусідства (а – фон Неймана, б – Мура, в – розширена Мура)

Сусідство фон Неймана має п'ять клітин, що складаються з ядра і чотирьох безпосередніх недіагональних сусідів з радіусом 1. Сусідство Мура має дев'ять клітин, що складаються з ядра і восьми сусідів із радіусом 1. Розширене сусідство Мура складається з тих самих клітин, що і сусідство Мура, але радіус сусідства збільшений до 2.

Для двовимірного КА з двома станами та сусідством Мура існує 2^{512} правил, серед яких лише 2^9 є лінійними, а віднявши базові та нульове правило, отримаємо 502 лінійних правил [11]. Для такого самого КА, але з розширеним сусідством Мура, отримаємо 2^{25} лінійних правил відповідно [12].

Усі правила кодуються вирахованим результатом, використовуючи базові правила та XOR операції (рис. 3).

Наприклад,

$$\text{Правило}_{401} = \text{Правило}_{256} \oplus \text{Правило}_{128} \oplus \text{Правило}_{16} \oplus \text{Правило}_1$$

1048576	2097152	4194304	8388608	16777216
524288	64	128	256	512
262144	32	1	2	1024
131072	16	8	4	2048
65536	32768	16384	8192	4096

Рис. 3. Конвенція правил для моделі КА

Ці правила працюють лише з бінарними зображеннями, тож перед застосуванням алгоритму необхідно бінаризувати зображення.

Граничними умовами називають значення, якими будуть заповнені клітини, що мають неповний набір сусідів. Існують чотири типи граничних умов [16]: фіксована, періодична, адіабатична і рефлексивна.

У фіксованому граничному стані крайні клітини з'єднані з логічним станом нуль/один. Якщо крайні клітини прилягають один до одного, то це називають періодичним граничним станом. У адіабатичному граничному стані крайні клітини реплікують його стан, а в рефлексивному граничному стані дзеркальні стани замінюють крайніми клітинами.

Як приклад, розглянемо одновимірний КА довжиною п'ять клітин, із станами x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 . Сірі клітинки являють собою клітини сусідніх станів крайніх клітин (рис. 4).

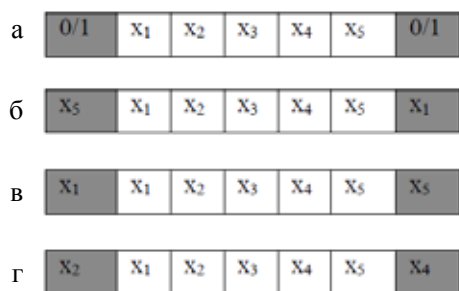


Рис. 4. Типи граничних умов:
а – фіксована, б – періодична, в – адіабатична,
г – рефлексивна [16]

2. КА для фільтрації шумів

Для вирішення цієї задачі обирають правило «більшості» [22] та сусідство Мура. Це правило застосовують, переважно, для фільтрації імпульсних шумів. Воно працює таким чином: якщо значення центрального пікселя дорівнює 0 (чорний, «перець») чи 255 (білий, «сіль»), тоді воно набуває значення більшості сусідніх пікселів. Це правило також має стан «рівності», коли визначити більшість неможливо. В такому разі, значення центрального пікселя визначається детерміновано або випадковим чином, тобто або наперед визначено, значення якого сусіда набуде центральна клітина, або цей сусід визначатиметься випадковим чином кожного разу, як правило набуватиме стану «рівності». Проте кожен із них має свій недолік. При визначенні детермінованим чином можна отримати спотворення границь об'єктів, на яких було знайдено шум, а випадковим чином – можна натрапити на інший

піксель шуму, що зрештою потребуватиме ще мінімум однієї ітерації шумозаглушення.

Тому в цій роботі застосовано додатковий аналіз значень сусідів, що відбирає значення, які зустрічаються частіше за інших, та визначати значення для центральної клітини випадковим чином вже з отриманих значень.

3. КА для виявлення контурів

Для виявлення контурів бінарного зображення застосовують лінійні правила, але не всі вони придатні для цього. Групи дослідників вивели деякі оптимальні правила, які надають відповідні результати, що можна порівняти з стандартними алгоритмами виявлення контурів.

Для моделі сусідства Мура такими правилами є № 29, № 113, № 263 і № 449, вони ще мають назву правила граней (рис. 5). Для моделі розширеного сусідства Мура – № 1040, № 1088, № 262176 (рис. 6) [12].

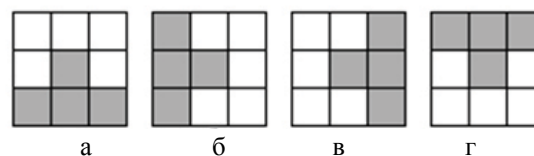


Рис. 5. Лінійні правила сусідства Мура
для виявлення контурів:
а – № 29, б – № 113, в – № 263, г – № 449

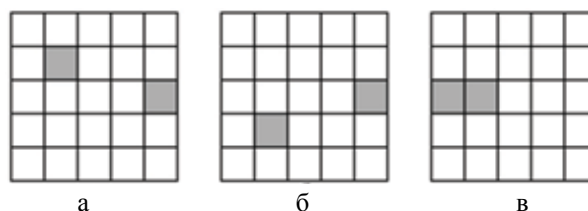


Рис. 6. Лінійні правила розширеного сусідства Мура
для виявлення контурів:
а – № 1088, б – № 1040, в – № 262176

4. Традиційні методи обробки зображень

4.1. Медіанний фільтр

Медіанна фільтрація – метод нелінійної обробки сигналів, розроблений Тьюкі [24]. Цей метод є ефективним при фільтрації шумів на зображенні. Одновимірний медіанний фільтр являє собою ковзаюче вікно, яке охоплює непарну кількість елементів зображення. Центральний елемент вікна замінюється медіаною всіх елементів у вікні. Вікно переміщується уздовж сигналу, що фільтрується, і обчислення повторюються [8].

4.2. Методи виявлення контурів

Традиційні методи виявлення контурів використовують обчислення дискретного градієнта. Значення модуля градієнта вираховують, застосовуючи оператори Робертса, Собеля, Лапласа, звідки й пішли назви методів виявлення контурів. Слід зазначити, що застосування будь-яких градієнтних операторів дає зазвичай подібні результати. Відмінності спостерігаються лише в їхній стійкості до шуму, наприклад, оператори Робертса та Собеля є більш стійкими до впливу шумів.

5. Приклади роботи та порівняння із традиційними підходами

У цьому розділі продемонстровано результати реалізованих алгоритмів фільтрації шумів

і визначення контурів, а також наведено порівняння із традиційними підходами.

Рис. 7 ілюструє реконструйоване стандартне зображення Lena 512×512 пікселів (двотонове), з рівнем шуму 15 % за допомогою КА та медіанного фільтра.

На рис. 8 подано реконструйоване зображення Lena (півтонове сіре), з рівнем шуму 35 %. На зображеннях добре видно підтвердження того, що медіанний фільтр працює гірше зі збільшенням відсотка шуму.

Також було виявлено неповну фільтрацію шумів за допомогою КА на зображеннях, де містяться чорні та білі плями, що обробляються як потенційні шуми (рис. 9). Алгоритм залишає невелику кількість шумів, зосереджених у тих «плямах». Проте, задіявши алгоритм знову, можна досягти кращого результату.



Рис. 7. Фільтрація шумів зображення Lena 15 %:
а – зашумлене, б – КА з сусідством Мура, в – КА з розширеним сусідством Мура,
г – медіанний фільтр 3×3, д – медіанний фільтр 5×5



Рис. 8. Фільтрація шумів зображення Lena 35 %:
а – зашумлене, б – КА з сусідством Мура, в – КА з розширеним сусідством Мура,
г – медіанний фільтр 3×3, д – медіанний фільтр 5×5

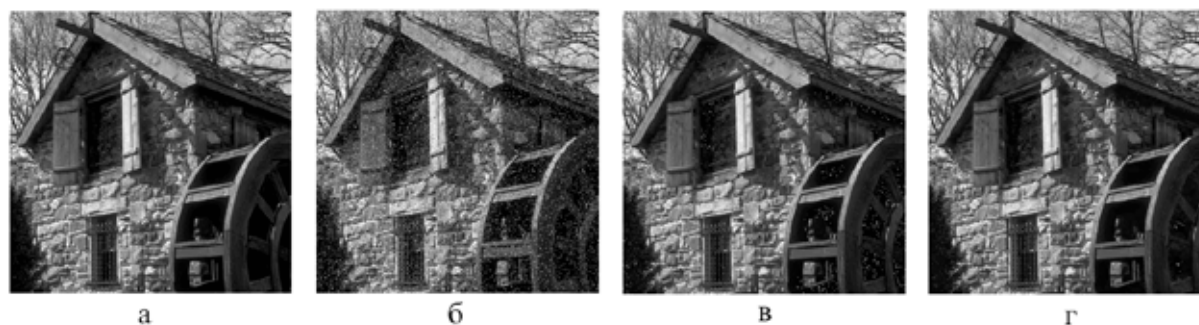


Рис. 9. Фільтрація шумів зображення House 10 %:
а – оригінал, б – зашумлене 10 %, в – КА з сусідством Мура (ітерація 1),
г – КА з сусідством Мура (ітерація 7)

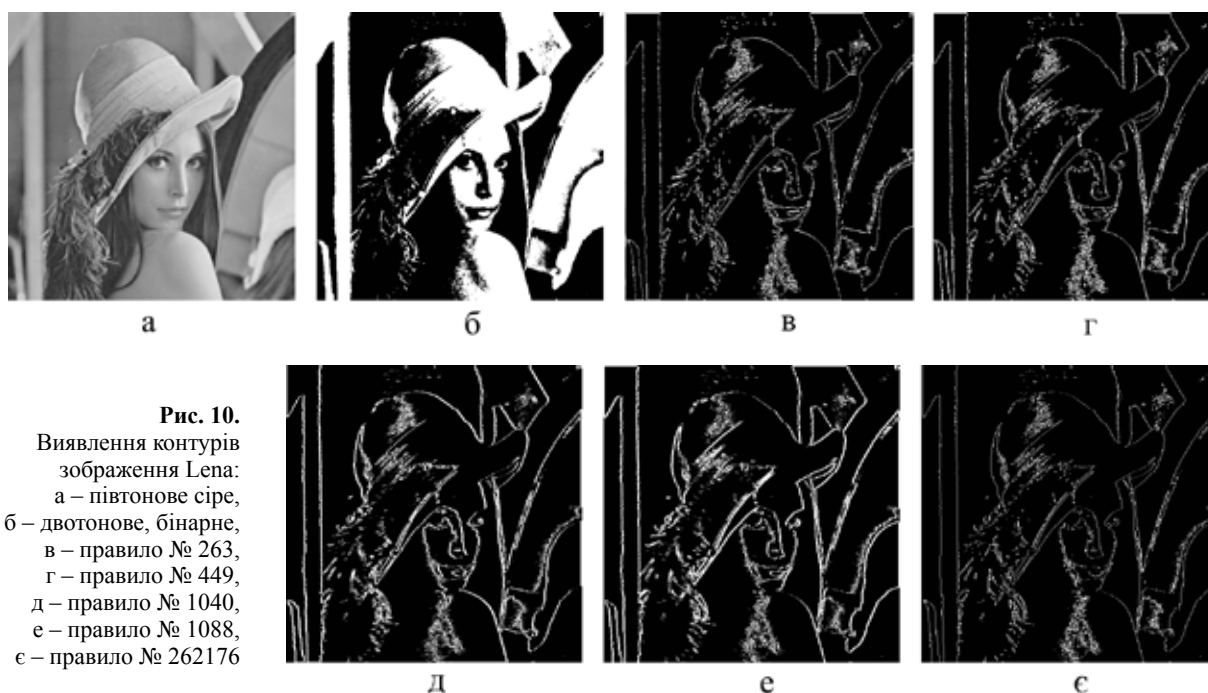


Рис. 10. Виявлення контурів зображення Lena: а – півтонове сіре, б – двотонове, бінарне, в – правило № 263, г – правило № 449, д – правило № 1040, е – правило № 1088, є – правило № 262176

Рис. 10 демонструє результат задіяння алгоритмів виявлення контурів, реалізованого на основі КА для двотонового зображення Lena.

На рис. 11 продемонстровано порівняння результатів роботи алгоритмів виявлення контурів на основі КА та традиційних методів Робертса, Собеля–Фельдмана та Лапласа.

Висновки

Результати відфільтрованих зображень за допомогою КА показали, що він може використовуватися як ефективний фільтр імпульсних шумів у цифрових зображеннях. Зокрема цей фільтр працював краще за стандартний медіанний фільтр на всіх протестованих рівнях шуму, що також підтверджують результати дослідження [22].

Виявлення країв на основі градієнтних операторів і операторів Лапласа потребує значного обчислювального часу. Зі зростанням попиту на високошвидкісну обробку зображень у реальному часі необхідність паралельних алгоритмів замість послідовних алгоритмів стає все більш важливою. Як, власне, паралельна обчислювальна модель клітинні автомати можуть задовольнити цю потребу. Реалізований спосіб дає краще визначення контурів зображення, ніж розглянуті традиційні методи з погляду контрастного підсилення. Тобто результати більш придатні для подальшого аналізу.

Для покращення результатів слід дослідити використання неоднорідних КА, де для обробки зображення використовують одразу декілька правил у різних ділянках зображення.

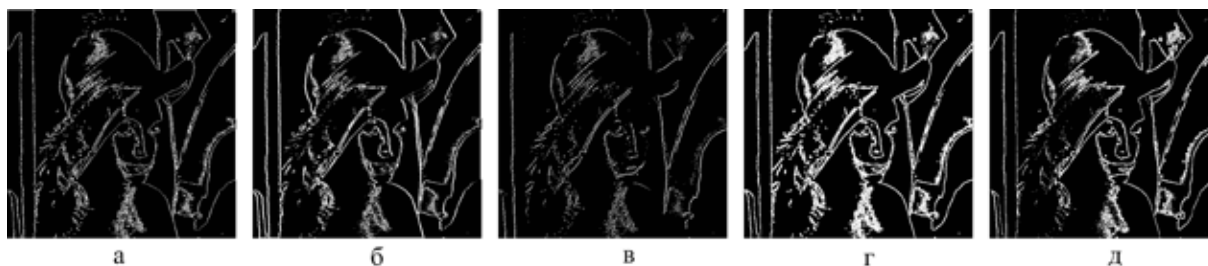


Рис. 11. Виявлення контурів зображення Lena алгоритмами: а – КА правило № 449, б – КА правило № 1040, в – оператор Робертса, г – оператор Собеля–Фельдмана, д – оператор Лапласа

Список літератури

1. Большаков А. А. Использование клеточных автоматов для обработки изображений минных полей / А. А. Большаков, Н. С. Булдаков // Вестник Саратовского государственного технического университета. – 2010. – Т. 4, № 2 (50). – С. 120–124.
2. Евсютин О. О. Исследование дискретных ортогональных преобразований, получаемых с помощью динамики клеточных автоматов / О. О. Евсютин // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 2. – С. 315–321.
3. Евсютин О. О. Метод сжатия цифровых изображений на основе блочных клеточных автоматов: дис. ... канд. техн. наук / О. О. Евсютин. – Томск, 2012. – 174 с.
4. Евсютин О. О. Програмный комплекс для построения и исследования декоррелирующих клеточных преобразований и сжатий цифровых изображений на их основе / О. О. Евсютин // Евсютин О. О., Шелупанов А. А., Рососек С. К., Мещеряков Р. В. Сжатие цифровых изображений. – Москва, 2013.
5. Евсютин О. О. Сжатие цифровых изображений, используемых в геоинформационной системе электронного генерального плана промышленного предприятия / О. О. Евсютин, М. М. Милихин // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2012. – № 2 (26), ч. 1. – С. 224–229.
6. Клітинний автомат [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BB%D1%96%D1%82%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%B0%D0%B2%D1%82%D0%BE%D0%BC%D0%B0%D1%82. – Назва з екрана.
7. Обработка изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ru.wikibooks.org/wiki/%D0%9E%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%82%D0%BA%D0%B0_%D0%B8%D0%B7%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D1%8F. – Заглавие с экрана.
8. Прэтт У. Цифровая обработка изображений / У. Прэтт; пер. с англ. – Москва: Мир, 1982. – Кн. 2. – 480 с.
9. Суясов Д. И. Выделение структурных признаков изображений символов на основе клеточных автоматов с метками / Д. И. Суясов // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2008. – Т. 48. – С. 14–20.
10. Туркменова Р. Т. Методы распознавания текста на узбекском языке на основе клеточных автоматов / Р. Т. Туркменова // Современные материалы, техника и технологии. – 2016. – № 1 (4). – С. 215–220.
11. Choudhury P. P. Theory and Applications of Two-dimensional, Null boundary, Nine neighborhood, Cellular Automata Linear rules / P. P. Choudhury, B. K. Nayak, S. Sahoo, S. P. Rath // arXiv: 0804.2346, 2008.
12. Deepak R. A cellular automata based Optimal Edge Detection Technique using twenty-five neighborhood model / Nayak R. Deepak, Sahu K. Sumit, Mohammed Jahangir // International Journal of Computer Applications. – 2014. – No. 84 (10).
13. Digital image processing using MATLAB: digital image representation [Electronic resource]. – Mode of access: <https://blogs.mathworks.com/steve/2011/08/26/digital-image-processing-using-matlab-digital-image-representation/>. – Title from the screen.
14. Gardner M. The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life" / M. Gardner // Scientific American. – 1970. – No. 223. – P. 120–123.
15. Gonzalez R. C. Digital Image Processing / Rafael C. Gonzalez; Richard E. Woods. – Pearson Prentice Hall, 2007.
16. Mohammed J. An Efficient Edge Detection Technique by Two Dimensional Rectangular Cellular Automata / Jahangir Mohammed, Deepak Ranjan Nayak. – 2010.
17. Neumann J. von Theory of Self-Reproducing Automata / J. von Neumann. – University of Illinois Press, 1966.
18. Peer M. A. Investigations of Cellular Automata Game of Life Rules for Noise Filtering and Edge Detection / M. A. Peer, Qadir Fasel, K. A. Khan // I. J. Information Engineering and Electronic Business. – 2012. – No. 2. – P. 22–28.
19. Rosin P. L. Edge Detection Using Cellular Automata / P. L. Rosin, Sun Xianfang // P. Rosin, A. Adamatzky, Sun Xianfang. Cellular Automata in Image Processing and Geometry. – Springer, 2014.
20. Rosin P. L. Cellular Automata in Image Processing and Geometry / P. L. Rosin, A. Adamatzky, Sun Xianfang. – Springer, 2014.
21. Rosin P. L. Training cellular automata for image processing // Scandinavian Conference on Image Analysis, 2005. – P. 195–204.
22. Selvapeter P. J. Cellular Automata for Image Noise Filtering / P. Jebaraj Selvapeter, Wim Hordijk // World Congress on Nature Biologically Inspired Computing, 2009. – P. 193–197.
23. Shukla A. P. Training Cellular Automata for Image Edge Detection / Ahand Prakash Shukla // Romanian Journal of Information Science and Technology. – 2016. – No. 19 (4). – P. 338–359.
24. Tukey J. W. Exploratory Data Analysis / J. W. Tukey. – Addison-Wesley, Reading, Mass, 1971.
25. Wolfram S. A. New Kind of Science / S. A. Wolfram. – Wolfram Media, 2002.
26. Wongthanavasu S. Cellular Automata for Medical Image Processing / Sartra Wongthanavasu // Salcido A. (ed.) Cellular Automata – Innovative Modelling for Science and Engineering. – 2001. – P. 395–410.

References

- Bol'shakov, A. A., & Buldakov, N. S. (2010). Ispol'zovanie kletochnyh avtomatov dlja obrabotki izobrazhenij minnyh polej. *Vestnik Saratovskogo gosudarstvennogo universiteta*, 4, 2 (50), 120–124 [in Russian].
- Choudhury, P. P., Nayak, B. K., Sahoo, S., & Rath S. P. (2008). *Theory and Applications of Two-dimensional, Null boundary, Nine neighborhood, Cellular Automata Linear rules*. arXiv:0804.2346, cs.DM;cs.CC; cs.CV.
- Deepak, R., Nayak, Sumit K. Sahu, & Jahangir, Mohammed (2014). A cellular automata based Optimal Edge Detection Technique using twenty-five neighborhood model. *International Journal of Computer Applications*, 84 (10).
- Digital image processing using MATLAB: digital image representation. Retrieved from <https://blogs.mathworks.com/steve/2011/08/26/digital-image-processing-using-matlab-digital-image-representation>.
- Evsjutin, O. O. (2014). Issledovanie diskretnyh orthogonal'nyh preobrazovanij, poluchaemyh s pomoshh'ju dinamiki kletochnyh avtomatov. *Komp'yuternaja optika*, 38, 2, 315–321 [in Russian].
- Gardner, M. (1970). The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life". *Scientific American*, 223, 120–123.
- Gonzalez, Rafael C., & Woods, Richard E. (2007). *Digital Image Processing*. Pearson Prentice Hall.
- Evsjutin, O. O. (2012). *Metod szhatija cifrovyyh izobrazhenij na osnove blochnyyh kletochnyh avtomatov* (Dis. kand. tehn. nauk). Tomsk [in Russian].
- Evsjutin, O. O. (2013). Programnyj kompleks dlja postroenija i issledovanija dekorrelirujushhih kletochnyh preobrazovanij i szhatij cifrovyyh izobrazhenij na ih osnove. In Evsjutin, O. O., Shelupanov, A. A., Rososhek, S. K., & Meshherjakov, R. V. *Szhatije cifrovyyh izobrazhenij*. Moskva [in Russian].

- Evsjutin, O. O., & Milihin, M. M. (2012). Szhatie cifrovyyh izobrazhenij, ispol'zuemyh v geoinformacionnoj sisteme jelektronnogo general'nogo plana promyshlennogo predpriyatija. *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravlenija i radiojelektroniki*, 2 (26), 224–229 [in Russian].
- Klitynniy avtomat. Retrieved from https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BB%D1%96%D1%82%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%B0%D0%B2%D1%82%D0%BE%D0%BC%D0%B0%D1%82.
- Mohammed, J., & Deepak, R. N. (2010). *An Efficient Edge Detection Technique by Two Dimensional Rectangular Cellular Automata*.
- Neumann, J. von. (1966). *Theory of Self-Reproducing Automata*. University of Illinois Press.
- Obrabotka izobrazhenij. Retrieved from https://ru.wikibooks.org/wiki/%D0%9E%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%82%D0%BA%D0%B0_%D0%B8%D0%B7%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D1%8F.
- Peer, M. A., Fasel, Qadir, & Khan, K. A. (2012). Investigations of Cellular Automata Game of Life Rules for Noise Filtering and Edge Detection. *I. J. Information Engineering and Electronic Business*, 2, 22–28.
- Prett, U. (1982). *Cifrovaja obrabotka izobrazhenij*. Kniga 2. Moskva [in Russian].
- Rosin, P. L., Adamatzky, A., & Xianfang, Sun. (2014). *Cellular Automata in Image Processing and Geometry*. Springer.
- Rosin, P. L., & Xianfang, Sun. (2014). Edge Detection Using Cellular Automata. In Rosin, P. L., Adamatzky, A., & Xianfang, Sun. *Cellular Automata in Image Processing and Geometry*. Springer, 85–103.
- Rosin, P. L. (2005). Training cellular automata for image processing. In *Scandinavian Conference on Image Analysis*, 195–204.
- Selvapeter, P. J., & Wim, Hordijk (2009). Cellular Automata for Image Noise Filtering. In *World Congress on Nature Biologically Inspired Computing*, 193–197.
- Shukla, A. P. (2016). Training Cellular Automata for Image Edge Detection. *Romanian Journal of Information Science and Technology*, 19, 4, 338–359.
- Sujasov, D. I. (2008). Vydelenie strukturnykh priznakov izobrazhenij simvolov na osnove kletochnyh avtomatov s metkami. *Nauchno-tehnicheskij vestnik informacionnyh tehnologij, mehaniki i optiki*, 48, 14–20 [in Russian].
- Tukey, J. W. (1971). *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wesley, Reading, Mass.
- Turkmenova, R. T. (2016). Metody raspoznavanija teksta na uzbekskom jazyke na osnove kletochnyh avtomatov. *Sovremennye materialy, tehnika i tehnologii*, 1 (4), 215–220 [in Russian].
- Wolfram, S. A. (2002). *New Kind of Science*. Wolfram Media.
- Wongthanavas, S. (2001). Cellular Automata for Medical Image Processing. In Salcido A. (ed.). *Cellular Automata – Innovative Modelling for Science and Engineering*, 395–410.

O. Zhezherun, B. Kalitovskiy

CELLULAR AUTOMATA FOR IMAGE NOISE FILTERING AND EDGE DETECTION

Cellular Automata (CA) are the most common and simple models of parallel computations. CA can be successfully applied in image processing, where we consider images as a system of simple components (pixels), and the behaviour of each component is obtained and reformed according to the behaviour of their neighbours and their previous behaviour. The constructive components of these systems can perform reliable and complex tasks by interacting with each other. Precisely by setting certain rules of the behaviour of the components, the cellular automata achieved significant results in such areas of image processing as noise filtering, smoothing, edge detection, restoring and extracting the features of images, figures and texts recognition, image compression. However, up to these days corresponding researches remain being used only in order to solve specified tasks, such as image processing of minefields, the processing of X-ray images in medicine, or the analysis of satellite imagery.

This paper reviews the application of CA for image analysis and processing. It demonstrates an image noise filter based on CA, which can remove impulse noise from a noise-corrupted image and compares it with the median filter. Meanwhile, the edge detection appears to be one of the most crucial tasks in image processing (especially for biological and medical images processing). So CA based edge detection has potential benefits over known traditional approaches since it is computationally efficient, and can be tuned for specific applications by appropriate selection or learning of rules. Several CA based edge detection methods are implemented and tested to enable an initial comparison between existing traditional methods (the Roberts cross operator, Sobel-Feldman operator, Laplace operator). This comparisons show that the provided CA-based methods are very perspective for impulse noise filtering and image edge detection.

Keywords: cellular automata, image processing, noise filtering, edge detection, linear rule.

Матеріал надійшов 01.06.2019