

6. Fuller K.N.G., Tabor D. The effect of surface roughness on the adhesion of elastic solids // Proc. R. Soc. Lond. A. – 1975. – **345**. – P.327-342.
7. Джонсон К. Механика контактного взаимодействия. – М.: Наука, 1989. – 510с.
8. Maugis D. Contact, Adhesion and Rupture of Elastic Solids. – Berlin: Springer-Verlag, 2000. – 414p.
9. Rabinovich Y.I., Adler J.J., Ata A., Singh R.K., Moudgil B.M. Adhesion between Nanoscale Rough Surfaces. I. Role of Asperity Geometry // J. Colloid Interface Science. – 2000. – **232**. – P.10-16.
10. Rabinovich Y.I., Adler J.J., Ata A., Singh R.K., Moudgil B.M. Adhesion between Nanoscale Rough Surfaces. II. Measurement and Comparison with Theory // J. Colloid Interface Science. – 2000. – **232**. – P.17-24.
11. Gotzinger M., Peukert W. Particle Adhesion Force Distributions on Rough Surfaces // Langmuir. – 2004. – **20**. – P.5298-5303.
12. Li Q., Rudolph V., Peukert W. London-van der Waals adhesiveness of rough particles // Powder Technology. – 2006. – **161**. – P.248-255.
13. Galanov B.A. Models of adhesive contact between rough elastic bodies. Int. J. Mech. Sci. 53. (2011) 968–977.
14. B.A. Galanov, I. K. Valeeva. Sliding Adhesive Contact of Elastic Solids with Stochastic Roughness // International Journal of Engineering Science 101 (2016) 64.

Поступила 23.10.2017 р.

УДК 009.4

Б.М. Гавриш¹, к.т.н., ст. викл, УАД, О.В. Тимченко^{1, 2}, д.т.н., професор,
О.О. Тимченко¹, аспірант

МЕТОДИ НЕЧІТКОГО ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ЗАДАЧ СЕГМЕНТАЦІЇ

Анотація. Розглядаються методи поліпшення якості зображень шляхом лінійної та нелінійної фільтрації та подальшого нечіткого опрацювання бінарних зображень для їх розпізнавання.

Ключові слова: нечітке опрацювання зображень, нейронні мережі.

Abstract. The methods of improving image quality through linear and nonlinear filtration and further fuzzy processing of binary images for their recognition are considered.

Keywords: fuzzy image processing, neural networks.

¹, Українська академія друкарства

² Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie

Вступ

Сучасні високі вимоги до друкованої продукції забезпечуються різноманітними технологічними процесами додрукарської підготовки видань. Найважливішими з них є системи реєстрації, опрацювання, зберігання та передачі інформації, що подається у виді цифрових зображень. В багатьох випадках необхідно вирішувати завдання покращення якості цифрових напівтонових монохромних зображень. Одночасно це завдання необхідно вирішувати і в інших областях, наприклад, для їх класифікації, аналізу та розпізнавання образів, прийняття рішень для систем технічного зору. Як правило, поліпшення цифрових зображень розглядають як результат усунення різного виду завад, впливу спотворень, за якими формувалося це зображення. Методи поліпшення якості зображень можуть бути реалізовані як в частотній так і в просторовій областях. Зауважимо, що методи поліпшення якості зображень на основі перетворень в частотній області мають дуже високу обчислювальную складність і суттєво програють методам обробки в просторовій області.

В роботі розглянуті алгоритми та методи поліпшення якості зображень для їх нечіткого опрацювання, виділення меж і сегментації.

Основна частина

Розглянемо завдання зменшення шуму цифрового зображення. В загальному випадку зменшення шумів полягає в заміні градації елемента зображення новим значення, залежним від його околу. Оскільки згладження шуму може призвести до розмиття, виникає проблема одночасного збереження країв. У достатньо гладких областях нове значення може бути усередненням околу, в той час як у областях, що містять край та дрібні деталі необхідно використання нелінійних методів фільтрації, які зберігають різкі зміни та краї об'єктів за одночасного усунення шуму. Тому найчастіше за шум на зображенні вважають імпульсні шуми, гаусівський та змішаний імпульсний та гаусівський шуми [1].

У випадку змішаного шуму можна послідовно застосовувати лінійні і нелінійні фільтри.

Фільтр Гауса (лінійний) усереднює по закону Гауса пікселі в околі точки зображення $(x, y) \in Z^2$:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right).$$

Зауважимо, що даний фільтр є сепарабельним, фільтрування може виконуватись по рядках і стовпцях матриці зображення, оскільки розкладається на два незалежних фільтри по різних координатах.

Суть медіанного фільтру (нелінійного) полягає у виборі медіани із набору пікселів околу:

$$Im_{i,j} = \text{med}\left[Im_{i+s,j+t}, (s,t) \in W\right]; (i,j) \in Z^2.$$

Спочатку усі значення пікселів околу (s,t) відносно пікселя зображення $(i, j) \in Z^2$ сортуються у певному порядку (зростання) та вибирається медіанне значення, яким замінюється центральний піксель околу. Виявлено, що медіанний фільтр найкраще справляється із імпульсним шумом.

Зауважимо, що проблема обробки зображень завдяки нечіткості та розмитості даних на сьогодні є однією з ключових в теорії та практиці розробки інформаційних систем. Одним з простих алгоритмічно методів обробки зображень є “м’які обчислення” із застосуванням нечіткої логіки. Це дозволить поліпшити його візуальну якість через збільшення розрізнення деталей і підвищення детальності в цілому для подальшої класифікації і розпізнавання зображень.

Нечітке опрацювання зображень – це множина різних нечітких підходів, якими є розуміння, представлення, опрацювання зображень, їх сегментація і класифікація. У процесі розпізнавання зображень величезне значення має процес попереднього нечіткого опрацювання зображень, оскільки саме від нього залежить якість даних, які надходять на входи нейронної мережі. Алгоритм попереднього нечіткого опрацювання можна представити у вигляді такої послідовності кроків (рис. 1): отримання зображення (наприклад, за допомогою веб-камери); перетворення отриманого кольорового зображення в зображення в градаціях сірого; нечітка обробка зображень (фазифікація, система нечіткого виведення, дефазифікація) [2].

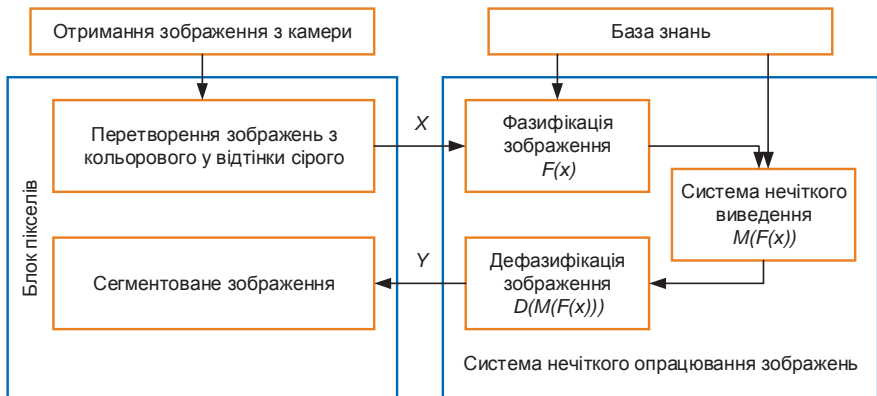


Рис. 1. Алгоритм попереднього нечіткого опрацювання зображень для їх сегментації

Першим кроком попереднього нечіткого опрацювання є перетворення зображення з кольорового у відтінки сірого. Для цього колірна палітра представляється у вигляді куба (звичайно RGB), вершини якого відповідають відповідним кольорам. Сіра шкала розташована по діагоналі куба, що з’єднує початок координат $(000 - \text{чорну})$ і $(111 - \text{білу вершини})$ [3].

Для перетворення зображення у відтінки сірого для кожної точки зображення виділяються інтенсивності червоної R , зеленої G і синьої B складової кольору, а потім здійснюється перетворення кольору за такою формулою:

$$Y = 0.255R + 0.255G + 0.255B, \quad (1)$$

де Y – нове значення кольору. Отримуємо відтінки сірого між 0 і 1.

Для визначення світлоти кольору використовується середнє значення між двома найбільш і найменш значущими кольорами:

$$G_{lightness} = \frac{1}{2}(\max(R, G, B) + \min(R, G, B)) \quad (2)$$

У методі середнього використовується середнє значення всіх трьох кольорів:

$$G_{lightness} = \frac{1}{3}(R + G + B). \quad (3)$$

У методі визначення яскравості використовується зважене середнє значення всіх трьох кольорів, що враховує людське сприйняття. Оскільки людське око найбільш сприятливе до зеленого кольору, його вага вважається найбільш важливою:

$$G_{luminance} = (0.3R + 0.59G + 0.11B). \quad (4)$$

Метод визначення яскравості використовується у програмному забезпеченні для обробки зображень. Він реалізований функцією «rgb2gray» в середовищі MATLAB і часто використовується для систем комп'ютерного зору [4]. Процес попереднього нечіткого опрацювання включає процес перетворення зображень з кольорового (RGB) у відтінки сірого за допомогою методу визначення яскравості. Далі зображення перетворюється з відтінків сірого в бінарне чорно-біле (0 1) (рис. 2).

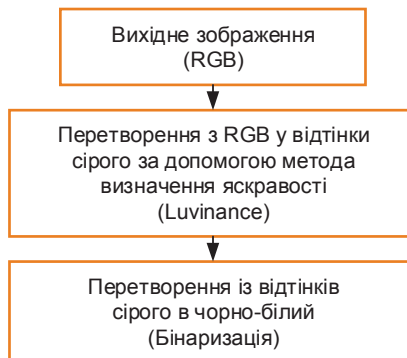


Рис. 2. Процес перетворення зображення з кольорового у бінарне

Бінаризація зображення

Бінаризація зображення це процес перетворення зображення, що складається з градації одного кольору (в даному випадку – сірого), в бінарне зображення, тобто зображення, в якому кожен піксель може мати тільки два кольори (чорний і білий). В результаті такого перетворення, колір пікселя умовно вважають рівним нулю або одиниці, при цьому, пікселі з нульовим значенням (білого кольору) називають заднім планом, а пікселі зі значенням рівним одиниці (чорного кольору) називають переднім планом. Проте бінарне зображення, отримане в результаті такого перетворення, спотворюється, у порівнянні з оригіналом, що характеризується появою розривів і розмитостей на об'єктах, виникненням зашумлення зображення в однорідних областях, а також до втрати цілісності структури об'єктів.

Ці явища виникають через ряд причин, таких як, нерівномірність освітлення об'єкта або накладення об'єктів один на одного. Особливу складність в опрацюванні викликає саме накладення (або дотикання – як окремий випадок накладання), тому що з одного боку, зображення декількох об'єктів може бути інтерпретовано як один об'єкт, а з іншого боку, алгоритми, які перевіряють геометричну цілісність об'єкта, в місцях накладення формуватимуть розриви, представляючи ці області у вигляді заднього плану. Складність опрацювання полягає у відсутності теоретичного рішення задачі інтерпретації накладення об'єктів, оскільки частина інформації загублена.

Порогове опрацювання перетворює кольорове або сіре зображення в чорно-біле зображення. Порогове перетворення займають центральне місце в прикладних задачах сегментації зображень завдяки інтуїтивно зрозумілим властивостям і простоті реалізації. Для кожного пікселя в зображенні, його рівень інтенсивності досліджений, якщо його значення вище деякого порогового рівня, це відповідає білому кольору. Якщо нижче порога набору, це встановлено в чорний. Граничний рівень буде між 0 і 255.

В даний час існує велика кількість методів бінаризації. Суть такого перетворення растрових зображень полягає в порівняльному аналізі яскравості поточного пікселя $P(x, y)$ з деяким пороговим значенням $P_T(x, y)$:

якщо $P(x, y) > P_T(x, y)$, то піксель на бінарному зображенні – білий, інакше – чорний.

Пороговою поверхнею P_T є матриця, розмірність якої відповідає розмірності вихідного зображення [5].

В процесі бінаризації всі методи діляться на дві групи за принципом побудови порогової поверхні – це методи глобального і локального опрацювання бінаризації. В методах глобального опрацювання бінаризації порогова поверхня є площиною з постійним значенням порогової яскравості, тобто значення порога розраховується виходячи з аналізу гістограми всього зображення і є однаковим для всіх пікселів вихідного зображення. Глобальне порогове опрацювання має істотний недолік – якщо вихідне зображення має неоднорідне освітлення, області, які освітлені гірше, цілком класифікуються

як передній план. У локальних методах опрацювання бінаризації порогове значення змінюється для кожної точки виходячи з деяких ознак області, що належить деякому околу даної точки. Недоліком такого роду перетворень є низька швидкість роботи алгоритмів, пов'язана з перерахунком порогових значень для кожної точки зображення.

В розробленому алгоритмі вихідне півтонове зображення, задане в цифровому вигляді, поділяється на квадратні матриці S розміром $h \times h$ з елементами $S(x, y) \in [0, 1]$. Кожна матриця S перетворюється в бінарну матрицю r того ж розміру. Перетворення $S \rightarrow r$ здійснюється за умови рівності яскравості матриці (1):

$$\text{Ent} \sum_{x,y} S(x, y) = \sum_{x,y} r(x, y) = b, \quad (5)$$

де яскравістю будемо називати суму елементів кожної матриці. Яскравість бінарної матриці дорівнює числу одиниць b . Алгоритм працює наступним чином. При кожному з $k = \overline{1, b}$ обходів елементів матриці S в ній знаходиться позиція елементу з максимальним значенням. На місці цієї позиції в S записується нуль, а в бінарній матриці r записується одиниця [7].

Алгоритми бінаризації, які використовують умову рівності яскравості, в загальному випадку складні з обчислювальної точки зору. Це пов'язано з тим, що одним з критеріїв побудови бінарної матриці є мінімум евклідової відстані між бінарною і півтоновою матрицями. Тоді задача полягає у виборі з 2^n матриць. Алгоритм здійснює пошук максимального елементу матриці S , тому потрібна кількість кроків порядку bn . Для конкретних розрахунків було обрано значення $h = 12$. На відміну від методів псевдотонування [8] спосіб розташування нулів і одиниць в досліджуваному алгоритмі дозволяє перетворити півтоновий блок з урахуванням його гістограми яскравості. Візуально це проявляється в більш точному відтворенні деталей і меж об'єктів в бінарному зображенні.

Алгоритм нечіткого опрацювання для виділення меж і сегментації зображень

Після бінаризації зображення поступає на вхід системи нечіткого опрацювання зображення (НОЗ) (рис. 4).

Нечітке опрацювання зображень складається з трьох основних етапів: фазифікації зображень F , системи нечіткого виведення M на значеннях приналежності і дефазифікація зображень D . Головне нечітке опрацювання зображень знаходиться в середньому кроці (система нечіткого виведення M). Після передачі даних зображення з сірого рівня в фазифікації, система нечіткого виведення визначається значенням приналежності. Фазифікація – кодування даних зображень і дефазифікація – декодування результатів, які дозволяють опрацювати зображення нечіткими методами.

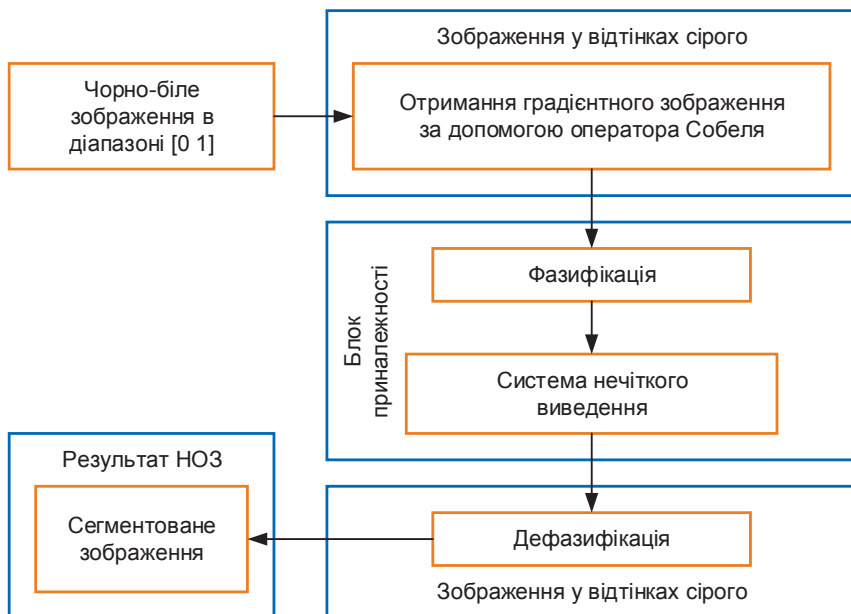


Рис. 4. Алгоритм нечіткого опрацювання зображень для виділення меж

Зображення X – розміру $M \times N$ з L рівнями сірого $g=0,1,2,\dots,L-1$ може бути визначено як масив нечіткої одноточкова множина (нечіткі множини можна підтримувати тільки з однією точкою), яка вказує значення приналежності кожного пікселя відносно по задалегідь властивості зображення (наприклад, яскравість, гладкість тощо).

$$X = \bigcup_{m=1}^M \bigcup_{n=1}^N \frac{\mu_{mn}}{g_{mn}}, \mu_{mn} \in [0,1] \quad (6)$$

де μ_{mn} і g_{mn} – призначення пікселя mn в нечіткій множині. Визначення значень приналежності залежить від конкретних вимог особливого застосування і від відповідної бази знань.

Звичайно використовують наступні функції приналежності (Membership Function):

1. Трикутна (або функція класу t); вона задається у виді:

$$L(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a, x \geq c; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x < b; \\ \frac{c-x}{c-b}, & b < x < c \end{cases}$$

де b — координата максимуму, (a, c) — відрізок, де $L(x)$ відрізняється від нуля.

2. Трапецієвидна, має вигляд:

$$L(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a, x \geq d; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x < b; \\ 1, & b \leq x \leq c; \\ \frac{d-x}{d-c}, & c < x < d, \end{cases}$$

3. Гаусова:

$$L(x) = \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right).$$

4. Сигмоїдна:

$$L(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))}.$$

Оскільки симетричні щодо вузла склеювання функції не завжди ефективні, то намагання використовувати нечітку логіку до поліпшення якості напівтонових зображень призвело до необхідності побудови S-подібних функцій нечіткої приналежності, які мають змінений центр симетрії (місце з'єднання двох ланок степеневих функцій). Це дало змогу розширити клас S-подібних функцій, які можуть бути використані як функції нечіткої приналежності. Такий підхід був запропонований у роботі [9], де функції нечіткої приналежності описані як склеєні дві параболічні ланки з неперервною похідною у місці склеювання. Такі функції називають ще функціями другого порядку, що зумовлено величиною показника степеня, який в ній використано.

При переході від нечіткого виведення до чіткого виходу використовують різні методи:

- центр ваги (визначається абсциса центру ваги кривої за функцією приналежності);
- перший максимум (вибирається перший елемент нечіткої множини при

якому досягається максимум значення функції приналежності);

- середнього максимуму;
- найменшого максимуму;
- кластеризація нечітких середніх.

Найчастіше використовується «центр ваги» функції приналежності нечіткої множини. Конкретний вибір методів суперпозиції і дефазифікації здійснюють в залежності від бажаної поведінки нечіткого вивиду.

Вихід системи Y для вхідних системи X очевидно описується залежністю:

$$Y = D(M(F(X))). \quad (7)$$

Висновок

Розглянуто основні етапи опрацювання цифрових зображень для завдань сегментації та подальшого розпізнавання. Детально розглянуто алгоритм попереднього опрацювання за допомогою нечіткої логіки і процес бінаризації зображення. Побудований алгоритм нечіткого опрацювання для виділення меж в зображенні.

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Веснин Е.Н., Вето А.В., Царев В.А. К вопросу о разработке и применении адаптивных оптоэлектронных систем технического зрения// Автоматизация в промышленности, 2009.- № 11.- С. 48-52.
3. Клевалин В.А., Поливанов А.Ю. Цифровые методы распознавания в системах технического зрения промышленных роботов// Мехатроника, автоматизация, управление, 2008, № 5.- С. 56-56.
4. Михайлов С.В., Романов В.В., Заикин Д.А. Система технического зрения для диагностики процесса резания материалов // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2007, № 3.- С. 12-19.
5. Семин М.С. Обзор решения прикладных задач с помощью систем технического зрения // <http://www.videoscan.ru/page/718#13>.
6. Гавриш Б.М., Тимченко О.В., Полищук М.Б., Левицька Г.Н., Друк Н.Р. Дослідження алгоритмів бінаризації у вивідних пристроях додрукарської підготовки // Поліграфія і видавнича справа. Наук.-техн. зб. Вип. № 2 (72). – Львів, УАД, 2016. – С.93-99.
7. Floyd R.W., Steinberg L. An adaptive algorithm for spatial grayscale Proceedings Society Information Display. 1976. Vol. 17, № 2. P. 75-78.
8. Foley J., van Dam A et al. Computer Graphics: principle and Practice Second Edition, 1990. P. 568-573.
9. Li H. Fast and reliable image enhancement using fuzzy relaxation technique / H. Li, H.S. Yang // IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics. – 1989. – Vol. 19. – No. 5. – P. 1276–1281.

Поступила 2.10.2017 р.