

ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМ НЕЧІТКОГО ВИВЕДЕННЯ В ЗАДАЧАХ ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Ю. Щербина, М. Туркало

Львівський національний університет імені Івана Франка,
вул. Університетська, 1, Львів, 79000, e-mail: dais@franko.lviv.ua

Розглянуто проектування та застосування системи нечіткого виведення для опрацювання зображень, а саме розв'язання задачі розпізнавання контурів об'єктів. Для знаходження контурів у цифрових зображеннях найбільш широко застосовують лінійні фільтри першого порядку. Проте вони не дають змоги отримати хороші результати для зображень зі значною зміною контрасту через нерівномірне освітлення, як це і буває в більшості реальних зображень. Результати для зображень зі значною зміною контрасту порівняли між отриманими за допомогою розробленої системи нечіткого виведення і отриманими методами Собеля та Робертса.

Ключові слова: система нечіткого виведення, задача розпізнавання контурів, нечітке опрацювання зображень, лінійний стаціонарний фільтр, метод Мамдані, фільтри Собеля та Робертса.

1. ВСТУП

Опрацювання зображень в умовах невизначеності сьогодні є найважливішою галуззю досліджень, яку називають м'якими обчисленнями. Область м'яких обчислень активно розвивається і складається з теорій нечіткої логіки, генетичних алгоритмів, еволюційних обчислень і нейронних мереж. Останні декілька років збільшилось зацікавлення до використання м'яких обчислень в розв'язуванні проблем реального життя у різних галузях [1-3].

Контури в зображеннях – це ділянки з сильною зміною контрасту. Виявлення контурів суттєво зменшує кількість даних і фільтрує надлишкову інформацію, зберігаючи важливі структурні властивості зображення [4].

Виявлення контурів – основний етап, який використовують в опрацюванні та аналізі зображень, машинному зорі. Контури надають виразну структурну інформацію зображення, тому є дуже важливою для збереження. Крім того, застосування алгоритму виявлення контурів може суттєво зменшити кількість даних для подальшого опрацювання, а також відфільтрувати менш важливу інформацію, залишивши структурні властивості зображення. Якщо етап виявлення контурів був успішним, то наступні етапи інтерпретації оригінального зображення можуть бути суттєво спрощені [5].

Виявлення контурів – найскладніше завдання опрацювання зображень, і є його фундаментальною проблемою. Інформацію про контури об'єктів часто використовують у наступних етапах аналізу зображень. [6].

Мета процесу розпізнавання контурів у цифровому зображенні – визначити границі всіх наявних об'єктів, на підставі автоматичного опрацювання кольору кожного пікселя. Розпізнавання контурів має багато застосувань в опрацюванні зображень та машинному зорі. Яскравість і геометричні особливості, умови освітлення та рівень шуму мають великий вплив на форму контурів [7].

Використання лінійних стаціонарних фільтрів (linear time-invariant, LTI) – найпоширеніший метод для задачі розпізнавання контурів та має мінімальні обчислювальні витрати. Такі методи називають градієнтними. У випадку фільтрів першого порядку контур трактують як різку зміну рівня сірого між двома сусідніми пікселями. Метою в цьому випадку є визначення, в яких точках зображення перша похідна рівня сірого має велике значення. На рис. 1 зображено цей процес до вхідного зображення I . Два фільтри h_{DX} та h_{DY} використовують для оцінки похідних у горизонтальному (x) та вертикальному (y) напрямках; точки фільтрованих зображень I_{DX} та I_{DY} , які мають значення більше від заданого порогового значення, співвідносяться з вертикальними та горизонтальними контурами, відповідно. Контури розпізнають за допомогою обчислення норми ($x, y = \sqrt{x^2 + y^2}$) кожного пікселя для I_{DX} та I_{DY} і застосування порогового значення до нового вихідного зображення.

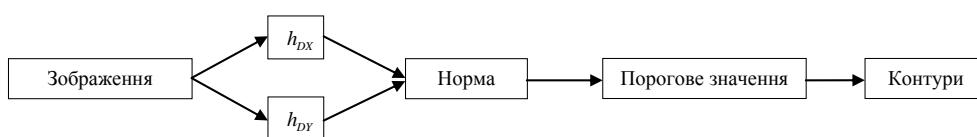


Рис. 1. Виявлення контурів за допомогою LTI фільтрів для оцінки похідних зображення в горизонтальному (h_{DX}) та вертикальному (h_{DY}) напрямках

Середньоквадратичне значення часто використовують як порогове. Фільтри h_{DX} та h_{DY} здебільшого є ядрами з 5×5 або частіше 3×3 кількістю елементів. Найчастіше використовують фільтри Собеля, Прюїт та Робертса.

Незважаючи на те, градієнтний метод зображений на рис. 1, найчастіше використовують для виявлення контурів. Можна помітити, що він не дає хороших результатів, коли застосовується до зображень з нерівномірним освітленням, як це і буває у реальних зображеннях. У цьому випадку вибір порогового значення для області зображення з високим контрастом не дасть змоги розпізнати контури в областях з малим контрастом. З іншого боку, застосування меншого порогового значення в областях з малим контрастом спричинить включення точок, які не є контурами об'єктів.

Для мінімізації цієї проблеми іноді використовують оператори другого порядку. В цьому випадку LTI фільтри використовують для оцінки другої похідної рівня сірого замість h_{DX} та h_{DY} фільтрів. Контури виявлені цим методом сформовані точками, для яких друга похідна дорівнює нулю, або близька до нуля згідно з визначеним рівнем шумів. Найбільш поширеним фільтром цього класу є фільтр Лапласа-Гауса. Крім більшої обчислювальної складності, цей оператор генерує неперервну лінію для подання всіх контурів вхідного зображення, і не підходить для подання більш загальних структур [8].

Як попереднє опрацювання зображення використовують Гаусівське згладжування. Через наявність шумів, низьку яскравість та інші чинники, згадані алгоритми не дають належних результатів, тобто можуть бути виявлені контури неважливих деталей зображення. Тому для зменшення цього ефекту необхідне попереднє опрацювання зображення (фільтрація, порогове опрацювання, розрідження та ін.) [5].

Щоб вирішити проблеми шумів у градієнтних методах, Канні запропонував використати перші похідні Гаусівського фільтра для згладжування локального градієнта [9]. Розширення методу виявлення контурів Канні можна знайти в [10].

Виявлення контурів – надзвичайно важливий крок для полегшення аналізу зображення вищого рівня, тому залишається областю активного дослідження та постійним розробленням нових підходів. Сучасні підходи виявлення контурів використовують нечітку логіку, нейронні мережі або вейвлети [11-14]. Порівняння різних підходів та їхньої продуктивності можна знайти в [15-16].

Нечітка логіка – це потужний підхід для прийняття рішень. Оскільки концепція нечіткої логіки була сформульована Лотфі А. Заде (Lotfi A. Zadeh) ще в 1965 р., то багато науковців застосували її для різних сфер цифрового опрацювання зображень: оцінка зображень, розпізнавання контурів, сегментація зображень і т. д. [4].

Ми подаємо підхід до виявлення контурів за допомогою нечіткої логіки. По-перше, для кожного пікселя вхідного зображення обчислюють міру наявності контуру за допомогою лінійних фільтрів. Далі нечіткі множини зображають трьома Гаусовими функціями належності, які відповідають лінгвістичним змінним Low, Medium та High. Вони визначають рівень належності пікселя контуру. Наступний етап – застосування нечітких правил до нечітких множин, щоб отримати високі значення для пікселів, які належать контурам. Останній крок для класифікації пікселя – метод дефазифікації Мамдані.

2. АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ НЕЧІТКОГО ВИВЕДЕННЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ КОНТУРІВ

Системи нечіткого виведення успішно застосовують в сферах автоматичного керування, класифікації даних, аналізу рішень, експертних системах і машинному зорі. Через таку міжгалузеву поширеність системи нечіткого виведення мають багато імен, наприклад, системи засновані на нечітких правилах, нечіткі експертні системи, нечітке моделювання, нечітка асоціативна пам'ять, нечіткі логічні контролери та прості нечіткі системи [17].

Нечітке опрацювання зображень немає єдиної теорії, а складається з набору нечітких підходів. Загалом розпізнавання контурів за допомогою нечіткої логіки складається зі знань експерта, фазифікації, зміни функцій належності, теорії нечітких множин і дефазифікації [2] (див. рис. 2).

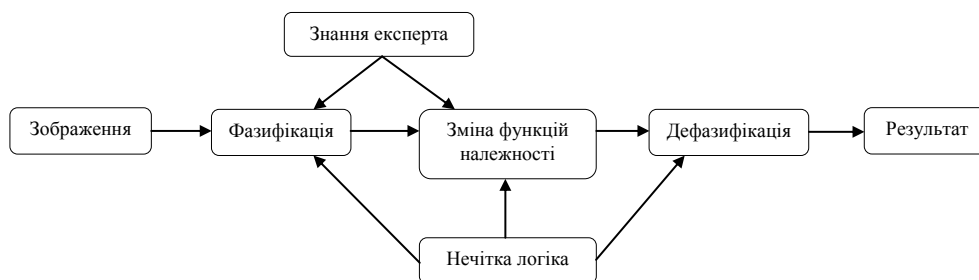


Рис. 2. Загальна структура нечіткого опрацювання зображення

Кодування даних зображення (фазифікація) та декодування результатів (дефазифікація) можна опрацьовувати методами нечіткого виведення. Основний етап нечіткого опрацювання зображень – середній етап зміни функцій належності. Після

того як зображення перетворюється з рівня сірого в площину функцій належності (фазифікація), відповідні нечіткі методи змінюють значення належності. Ними можуть бути нечітка кластеризація, підхід нечітких правил, нечітке інтегрування та ін.

Нечітке опрацювання зображень відіграє важливу роль у зображенні невизначених даних і має багато переваг. По-перше, нечіткі методи можуть ефективно працювати з невизначеністю, двозначністю та неточністю даних. По-друге, нечітка логіка є легкою для розуміння. Нечітка аргументація досить проста з погляду математичних концепцій.

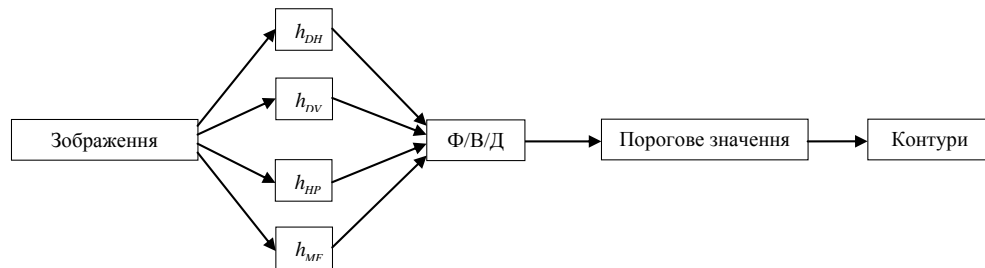


Рис. 3. Система нечіткого виведення застосована до розпізнавання контурів зображення

Нечітке виведення – це процес відображення від заданих входних даних до результату, використовуючи нечітку логіку. Процес нечіткого виведення охоплює такі компоненти: функції належності, нечіткі логічні оператори та правила ЯКЦО-ТО [18].

У багатьох програмах опрацювання зображень часто використовують знання експерта. Знання експерта у вигляді правил ЯКЦО-ТО використовують для роботи з нечіткими даними за допомогою теорії нечітких множин і нечіткої логіки.

Вхід системи нечіткого виведення є оригінальним зображенням, яке складається з фільтрів першого порядку, високочастотного та низькочастотного фільтрів (рис. 3).

В системі нечіткого виведення h_{DH} та h_{DV} є операторами Собеля і використовують для оцінки першої похідної зображення у горизонтальному та вертикальному напрямках, h_{HP} та h_{MF} є ядрами високочастотного та низькочастотного фільтрів. F, I та D це стадії фазифікації, виведення та дефазифікації [19].

3. ВИЯВЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

За допомогою MATLAB Fuzzy Logic Toolbox була реалізована система нечіткого виведення Мамдані, з 4 входами, 1 виходом та 11 правилами.

3.1. ВХОДИ СИСТЕМИ НЕЧІТКОГО ВИВЕДЕННЯ

Під час етапу попереднього опрацювання зображення використано 4 лінійні фільтри (рис. 2). Оператори Собеля h_{DH} та h_{DV} є ядрами розміру 3×3 елементи, які використовують для оцінки першої похідної зображення в горизонтальному та вертикальному напрямках [9]

$$h_{DH} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$h_{DV} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}.$$

Високочастотним фільтром також є ядро розміру 3x3

$$h_{HP} = \begin{bmatrix} -1/16 & -1/8 & -1/16 \\ -1/8 & 3/4 & -1/8 \\ -1/16 & -1/8 & -1/16 \end{bmatrix}$$

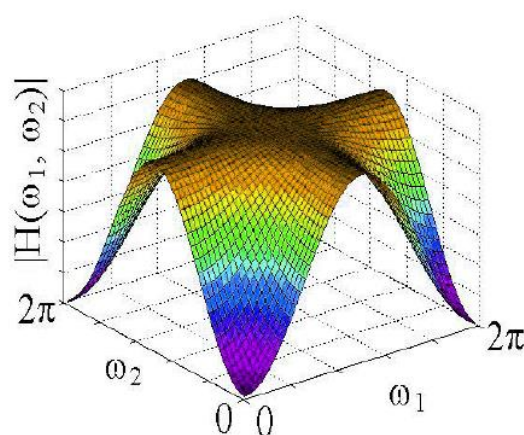


Рис. 4. Дискретне перетворення Фур'є високочастотного фільтра

Високочастотний фільтр визначає контраст зображення для гарантії виявлення контурів у областях з досить низькою контрастністю. Щоб продемонструвати його поведінку, використаємо амплітудно-частотну характеристику. Вона свідчить про кількісну міру вихідного спектра системи у відповідь на частоту вхідного сигналу сталої амплітуди, і використовується для характеристики динаміки системи. На рис. 4 зображено амплітудно-частотну характеристику високочастотного фільтра [9]. Зауважимо, що величина більша для вищих частот, а це означає, що фільтр є бажаною поведінкою.

Фільтр MF обрано так, щоб гарантувати, що кожен піксель вихідного зображення є середнім арифметичним рівня сірого сусідніх 5x5 елементів

$$h_{MF} = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

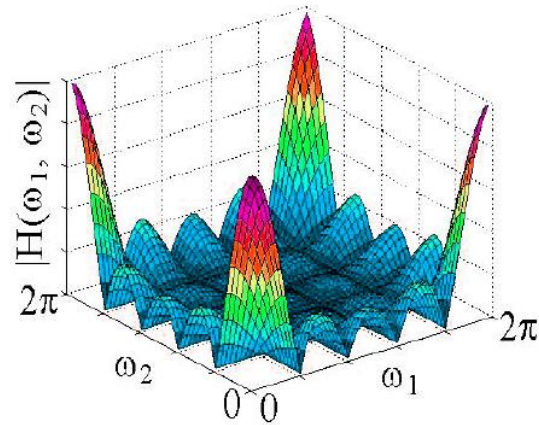


Рис. 5. Дискретне перетворення Фур'є низькочастотного фільтра

Низькочастотний фільтр допомагає визначати пікселі в областях, де середнє значення рівня сірого є нижчим. Амплітудно-частотна характеристика цього фільтра зображена на рис. 5 [9]. У цьому випадку величина більша для менших частот, а це означає, що фільтр має низькочастотну поведінку.

Мета цього процесу – побудова системи, яка буде враховувати контури в областях з низьким контрастом та виключати контури, спричинені ефектом шуму.

Маючи ядра для кожного фільтра, фільтровані зображення можна обчислити за допомогою двовимірної операції згортки

$$DH = h_{DH} * I$$

$$DV = h_{DV} * I$$

$$HP = h_{HP} * I$$

$$M = h_{MF} * I .$$

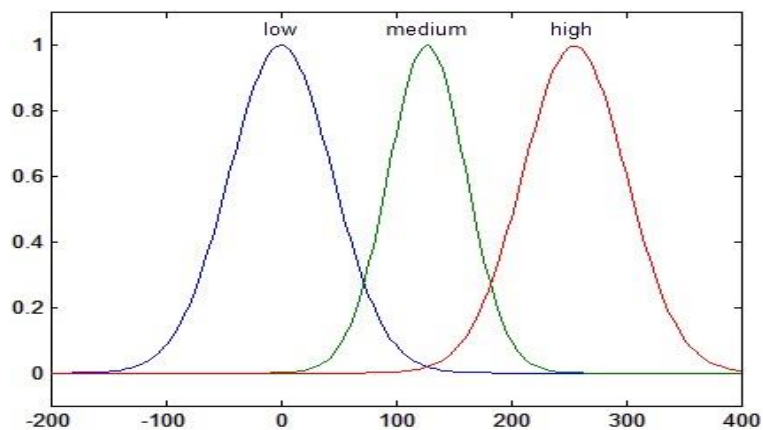


Рис. 6. Функції належності для входів DH , DV , M та HP виходу $Edge$

3.2. ВИЗНАЧЕННЯ НЕЧІТКИХ МНОЖИН І ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТІ

Система була реалізована з огляду на те, що вхідне та вихідне зображення отримали після дефазифікації, воно є 8-бітними. У цьому випадку їхні рівні сірого завжди в межах 0 та 255. Ці значення визначають робочий інтервал вихідної та вхідної змінної M (для інших вхідних змінних немає гарантії бути меншими від 255). Крім того, створено три нечіткі множини для зображення інтенсивностей кожної змінної, ці множини порівняли з лінгвістичними змінними “low”, “medium” та “high”.

Функціями належності для нечітких множин обрано Гаусівські функції, з середніми значеннями 0, 127.5 та 255 (рис. 6).

3.3. НЕЧІТКІ ПРАВИЛА ВИВЕДЕННЯ

Нечіткі правила сформовано так, щоб вихід системи нечіткого виведення (“Edge”) був високим тільки для тих пікселів вхідного зображення, які належать контурам. Формулюючи правила, були враховані зміни яскравості різних областей в зображенні.

Перші три правила свідчать про загальну ймовірність наявності контуру залежно від зміни рівня сірого в горизонтальному та вертикальному напрямках.

1. IF (DH is low) AND (DV is low) THEN (Edge is low).
2. IF (DH is medium) AND (DV is medium) THEN (Edge is medium).
3. IF (DH is high) AND (DV is high) THEN (Edge is high).

Для того, щоб гарантувати виявлення контурів у досить слабо освітлених областях, задано такі правила. Область зображення з низькою яскравістю виявляється за допомогою вхідної лінгвістичної змінної “HP” (високочастотний фільтр), яка набуває значення “low”.

4. IF (DH is low) AND (HP is low) THEN (Edge is medium).
5. IF (DV is low) AND (HP is low) THEN (Edge is medium).
6. IF (DH is medium) AND (HP is low) THEN (Edge is high).
7. IF (DV is medium) AND (HP is low) THEN (Edge is high).

Ці правила вибрали так, щоб уникнути врахування пікселів, які належать областям з низьким середнім значенням рівня сірого. Такі області спричинені шумом, який наявний по всьому зображенню. Мета – розробити системи, які охоплюватимуть пікселі зі слабо освітлених областей і ігноруватимуть пікселі спричинені шумом.

8. IF (DH is high) AND (M is low) THEN (Edge is medium).
9. IF (DV is high) AND (M is low) THEN (Edge is medium).
10. IF (DH is medium) AND (M is low) THEN (Edge is low).
11. IF (DV is medium) AND (M is low) THEN (Edge is low).

3.4. НЕЧІТКІ ЛОГІЧНІ ОПЕРАЦІЇ ТА ДЕФАЗИФІКАЦІЯ

Для реалізації операцій “AND” та “OR” обрали функції мінімуму та максимуму, відповідно. Для дефазифікації обрано метод Мамдані, тобто нечіткі множини отримані застосуванням нечітких правил об’єднані за допомогою операції об’єднання. Результатом системи є центроїд вихідної функції належності.

Вихід системи P_{Final} – це ймовірність того чи піксель належить контуру чи ні. Метод Мамдані [20] задано як

$$P_{Final} = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{k_i}^l (\alpha_i) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \mu_{k_i}^l (\alpha_i) \right)},$$

де α_i – нечіткі множини асоційовані з нечіткими правилами; \bar{y}^j – вихідний центр класу, а M – кількість нечітких правил, які розглядають.

4. ЕКСПЕРИМЕНТИ

Запропоновану систему протестували, використовуючи MATLAB 2011b на різних зображеннях, а її продуктивність порівняли з наявними алгоритмами виявлення контурів.

Хоча переважно для позначень контурів використовують білі лінії на чорному фоні, заради економії тонера принтера та нерівномірного затінення в областях чорного кольору використано чорні лінії на білому фоні.

На рис. 7, *a* оригінальне зображення, *в*, *г* – контури, які отримали за допомогою алгоритмів Собеля та Робертса з автоматично оціненим пороговим значенням.

Можна помітити, що результат згенерований нечітким методом (рис. 7, *б*) знайшов контури зображення більш виразно, ніж алгоритми Собеля та Робертса. Система нечіткого виведення ліпше виявляє контури і має множину нечітких правил для ефективної роботи.

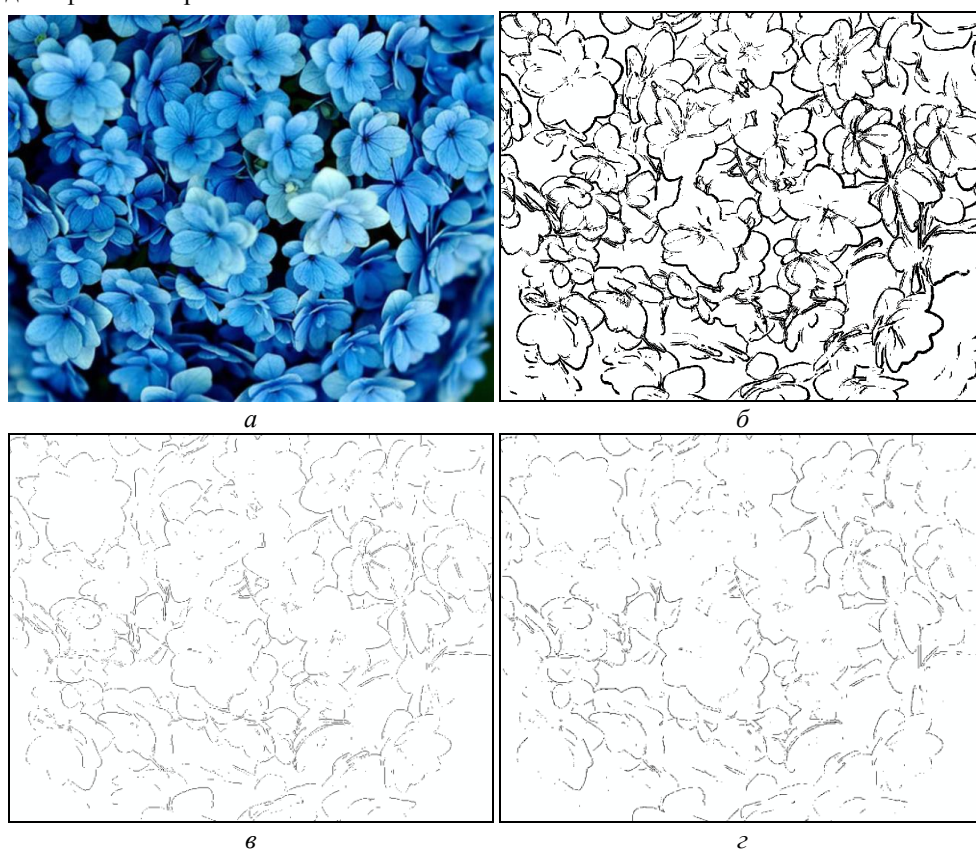


Рис. 7. Використання різних методів для визначення контурів зображення

Зі згаданих експериментів можна зробити висновок, що не має значення, які зображення були протестовані, яскраві чи темні, природні або штучні, система

нечіткого виведення, запропонована в цій праці, є кращою для виявлення контурів, ніж алгоритми Собеля чи Робертса.

Відображені результати засвідчують перевагу алгоритму нечіткої логіки над методами Собеля та Робертса.

5. ВИСНОВОК

Було запропоновано простий, але ефективний алгоритм, який заснований на нечіткій логіці. Розроблений метод використовує концепції штучного інтелекту та цифрового опрацювання зображень. Було виконано порівняння методом Собеля та Робертса для виявлення контурів.

З результатів експериментів можна зробити висновок, що хоча система нечіткого виведення більш обчислювально складна, вона набагато надійніша для виявлення контурів, контури визначаються точно, а також чисто видаляються шуми.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. *Нікольський Ю.В.* Системи штучного інтелекту: навчальний посібник / Ю.В. Нікольський, В.В. Пасічник, Ю.М. Щербина. – 2010. – 279 с.
2. *Леоненков А.В.* Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А.В. Леоненков. – 2005. – 736 с.
3. *Suryakant N.K.* Edge Detection using Fuzzy Logic in Matlab / N.K. Suryakant // International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering. – 2012. – Vol. 2.
4. *Shahana B.* A New Approach for Edge Detection Using First Order Techniques / B. Shahana, B. Prasad, E.D. Nagendra, T. Prasad // International Journal of Computer Science and Telecommunications. – 2011. – Vol. 2. – P. 78-82.
5. *Patel J.* Fuzzy Inference based Edge Detection System using Sobel and Laplacian of Gaussian Operators / J. Patel, J. Patwardhan, K. Sankhe, R. Kumbhare // International Conference and Workshop on Emerging Trends in Technology. – Sardar Patel Institute of Technology, Mumbai, India. – 2011.
6. *Mittal V.* Edge Detection Technique By Using Nero Fuzzy System / V. Mittal, M. S. Batra // Proceedings of 2nd National Conference on Challenges & Opportunities in Information Technology. – March 29, 2008, RIMT-Institute of Engineering & Technology, Mandi Gobindgarh, India. – 2008.
7. *McCane B.* “Edge detection” / B. McCane // Course note. – February, 2001, University of Otago, Dunedin, Newzeland. – 2001.
8. *Miosso C.J.* Fuzzy Inference System Applied to Edge Detection in Digital Images / Cristiano Jacques Miosso, Adolfo Bauchspiess // Proceedings of the V Brazilian Conference on Neural Networks. – April 2–5, 2001 PUC, Rio de Janeiro, Brazil. – 2001. – P. 481-486.
9. *Canny J.F.* A computational approach to edge detection / J.F. Canny // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. 8. – P. 679-698.
10. *Laligant F.T.* Edge detection by multiscale merging / F. Truchete Laligant, J. Miteran // Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis. – 1994. – P. 237-240.

11. Sun M. Symmetric wavelet edge detector of the minimum length / M. Sun, R.J. Sclabassi // International Conference on Image Processing. – 1995. – P. 177-180.
12. Law T. Image filtering, edge detection, and edge tracing using fuzzy reasoning / T. Law, H. Itoh, H. Seki // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1996. – Vol. 18. – P. 481-491.
13. Bezdek J.C. A new fuzzy model for edge detection / J.C. Bezdek, R. Chandrasekhar, Y. Attikiouzel // In Applications of Fuzzy Logic Technology III. – 1996. – Vol. 2761. – P. 11-28.
14. Wang R. An Edge detection method by combining fuzzy logic and neural networks / R. Wang, L. Gao, S. Yang, Y. Liu // Machine Learning and Cybernetics. – 2005. – Vol. 7. – P. 18-21.
15. Demigny D. Evaluation of edge detectors performances with a discrete expression of Canny's criteria / D. Demigny, F.G. Lorca, L. Kessal // International Conference on Image Processing. – 1995. – P. 169-172.
16. Ramesh V. An integrated gradient edge detector. Theory and performance evaluation / V. Ramesh, R.M. Haralick // ARPA Image Understanding Workshop. – 1994. – P. 689-702
17. Kaur J. Evaluation of Fuzzy Inference System in Image Processing / Jaideep Kaur, Poonam Sethi // International Journal of Computer Applications. – 2013. – Vol. 68.
18. Nachtegael M. Fuzzy techniques in image processing: Three case studies / M. Nachtegael, D. Van der Weken, E.E. Kerre // Int. J. Comput. Anticipatory Syst. – 2002. – Vol. 12. – P. 89-104.
19. Abdallah A. Edge Detection in Digital Images Using Fuzzy Logic Technique / A. Abdallah Alshennawy, A. Aly Ayman // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2009. – Vol. 51. – P. 178-186.
20. Aborisade D.O. Fuzzy Logic Based Digital Image Edge Detection / D.O. Aborisade // Global Journal of Computer Science and Technology. – 2010. – Vol. 10. – P. 78-83.

Стаття: надійшла до редколегії 02.09.2015

доопрацьована 14.10.2015

прийнята до друку 28.10.2015

DESIGN OF FUZZY INFERENCE SYSTEMS IN IMAGE PROCESSING PROBLEMS

Y. Shcherbyna, M. Turkalo

*Ivan Franko National University of Lviv,
Universytetska Str., 1, Lviv, 79000, e-mail: dais@franko.lviv.ua*

Fuzzy inference system design is considered for processing images. Problem recognition contours of objects is considered. Apply linear filters of the first order. The results compared with the methods Sobel and Roberts.

Key words: fuzzy inference system, identifying contours in images, accurate processing of images, stationary linear filter, method Mamdani, filters, Sobel, Roberts.