

**МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ
НА ОСНОВІ НЕЧІТКИХ ЧИСЕЛ**

Вступ. На даний момент інтелектуальна обробка даних на основі нечіткої математики – це галузь науки, яка активно розвивається як за кордоном [1], так і в Україні [2 – 3]. Особливо актуальним напрямком є обробка зображень із застосуванням нечітких методів. Перші досягнення в обробці зображень на основі нечітких методів отримані ще в 1984 році [4], але активно розвиватися цей напрямок почав тільки за останні роки.

Основні проблеми існуючих підходів до обробки зображень на основі нечітких методів – це велика ступінь абстракції, націленість на певний тип зображень і на певну задачу, а використовуючи новітні технології, такі як нечіткі нейронні мережі, можна розробити комплексну систему по обробці зображень, яка не буде зв'язана з типом зображення чи конкретним завданням.

Основа такої системи являє розбиття зображення на нечіткі сегменти, які потім будуть використовуватися у навчанні нейронної мережі, статистичних дослідженнях, прогнозах тощо.

Таке розбиття виходитиме з локальних особливостей (local features) зображення шляхом їх з'єднання за участю людини або автоматично.

Потім, отримані чіткі сегменти зображення перетворюються у нечіткі, шляхом схожим з тим як з чіткого числа отримують нечітке, але якщо для представлення чіткого числа використовуються два виміри, то для представлення нечіткого двовимірного сегмента необхідно вже три виміри.

Мета цієї роботи полягає у розробці теоретичної бази та практичного підходу до розбиття зображення на сегменти з внесенням нечіткості для подальшого використання у нейронній мережі.

Розглянута проблема розбиття зображення на декілька сегментів, межі яких є нечіткими. Запропоновано метод, який дозволяє ввести нечіткість в сегменти, на які розбите зображення. Такі нечіткі сегменти в подальшому використовуються для побудови нечіткого представлення зображення. Чіткі сегменти зображення, на яких базуються нечіткі сегменти і нечітке представлення зображення, отримуються шляхом триангуляції зображення, або вручну за локальними особливостями.

О.П. Давидов, 2016

Алгоритм пошуку локальних особливостей. Вирішено використовувати бібліотеку OpenCV для передобробки зображення і знаходження локальних особливостей. OpenCV – це бібліотека для комп’ютерного зору і машинного навчання з відкритим кодом, яку було побудовано щоб забезпечити загальну інфраструктуру для додатків комп’ютерного зору і прискорити використання машинного сприйняття в комерційних продуктах.

Основна частина функцій бібліотеки OpenCV може працювати тільки з чорно-білими зображеннями, тому спочатку зображення необхідно перетворити на чорно-біле. Це перетворення здійснюється за допомогою функції CvtColor. Вона використовує наступну формулу для перетворення зображення з формату RGB у формат градієнтів сірого:

$$Y \leftarrow 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B, \quad (1)$$

де Y – це чорно-білий канал нового зображення, а R , G , B – відповідно червоний, зелений та синій канали початкового зображення.

Після цього, над отриманим зображенням виконується функція GoodFeaturesToTrack. У цьому методі використовується підхід, описаний у [5], а загалом, метод описаний J. Shi та C. Tomasi показує кращі результати, порівняно з методом, описаним С. Harris і М. Stephens у [6].

Ця функція знаходить найкращі кути зображення і також має змогу відсіяти погані кути за формулою:

$$Q_C \geq Q_{BC} \cdot Q_I, \quad (2)$$

де Q_C – показник якості кута, Q_{BC} – показник якості «кращого» кута, тобто кута з найбільшою якістю, Q_I – рівень якості, задається вручну. Всі кути, які не задовольняють обмеженню описаному в (2) відсікаються. Функція також відсіює кути, які знаходяться занадто близько один до одного. Мінімальна відстань між кутами задається додатковим параметром функції. Для функції також задається максимально можлива кількість кутів, які вона може знайти. Після відсіювання кутів за якістю і відстанню, кути сортуються за своєю якістю, і якщо їх більше, ніж максимально допустима кількість, то деяка кількість самих неякісних кутів відсіюється.

Аргументи, з якими запущена функція зберігаються, для можливості подальшого відновлення того, з якими аргументами отримано поточний результат.

Результат роботи функції – масив точок з координатами x та y теж зберігається. Цей масив точок використовується для побудови чітких сегментів зображення.

Аргументи, локальні особливості а також конфігурація системи серіалізуються та зберігаються у форматі JSON.

Розбиття зображення на чіткі сегменти з вчителем. Перед тим як перейти до внесення нечіткості, необхідно розділити зображення на чіткі сегменти. Це можна зробити з допомогою людини чи автоматично. Спочатку розглянемо перший спосіб.

Для зручного розбиття зображення на сегменти, реалізовано наступний функціонал:

- 1) додавання точок – границь сегментів;
- 2) видалення зайвих точок, які були отримані функцією GoodFeaturesToTrack (рис. 1);
- 3) проведення ліній між точками, які позначають границі сегментів;
- 4) іменування сегментів.

Зміни, які були внесені користувачем зберігаються. У подальшому передбачається аналіз збережених даних за допомогою нейронної мережі, для внесення аналогічних змін у зображення, схожі з модифікованим зображенням. Інформація про імена сегментів може бути використана для ідентифікації сегментів у нових зображеннях. Це дозволить навчити систему сегментувати зображення без вчителя для деякого визначеного типу зображень, не погіршуючи якості сегментування для зображень котрі не належать до заданого типу.

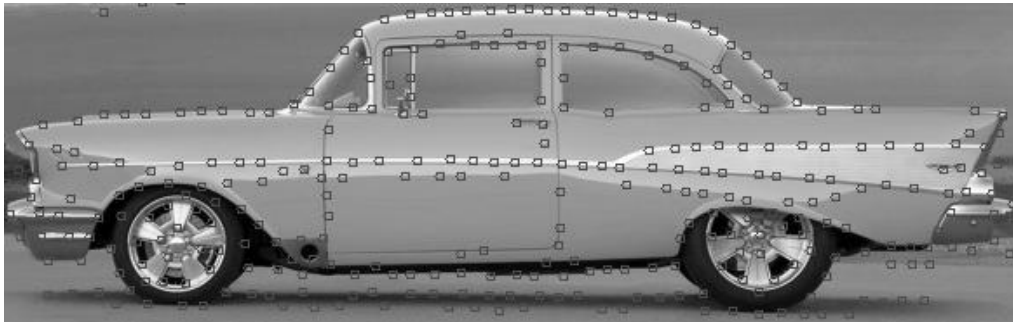


РИС. 1. Приклад роботи функції GoodFeaturesToTrack.
Отримані локальні особливості відмічені колами

Розбиття зображення на чіткі сегменти без вчителя. Проблема розбиття зображення на чіткі сегменти без учителя зводиться до триангуляції зображення по точках, отриманих з функції GoodFeaturesToTrack.

Алгоритм триангуляції вирішено розробити самостійно. Розроблений алгоритм триангуляції полягає у з'єднанні найближчих локальних особливостей, не допускаючи їх перетинань поза локальними особливостями. Детально цей алгоритм виглядає так:

- 1) вибір довільної локальної особливості;
- 2) вибір локальної особливості, найближчої до локальної особливості, вибраної у першому пункті;
- 3) робиться спроба провести лінію між двома локальними особливостями, обраними в першому і третьому пункті;
- 4) спроба вважається вдалою і лінія додається до остаточного результату, якщо виконуються наступні умови:
 - а) кількість ліній, проведених з локальної особливості, обраної у п. 1 не перевищує задану максимально допустиму кількість (у цьому випадку алгоритм повертається до п. 1 і обирає наступну довільну локальну особливість);

б) кількість ліній, проведених з локальної особливості, обраної у п. 2 не перевищує задану максимально допустиму кількість;

с) отримана лінія не перетинає ніяку іншу лінію, яка вже проведена.

5) не зважаючи на те, була спроба провести лінію вдалою чи ні, локальна особливість, обрана у п. 2 видаляється зі списку локальних особливостей, до яких робляться спроби провести лінію;

б) виконується п. 2. Як найближча локальна особливість буде обрана наступна локальна особливість, так як найближча локальна особливість видалена у п. 5.

Алгоритм завершується коли з кожної локальної особливості неможливо провести лінію, яка б не порушувала умови a, b, c (рис. 2).

Після автоматичної триангуляції до її результатів будуть застосовані зміни, які були зроблені людиною на аналогічних зображеннях.

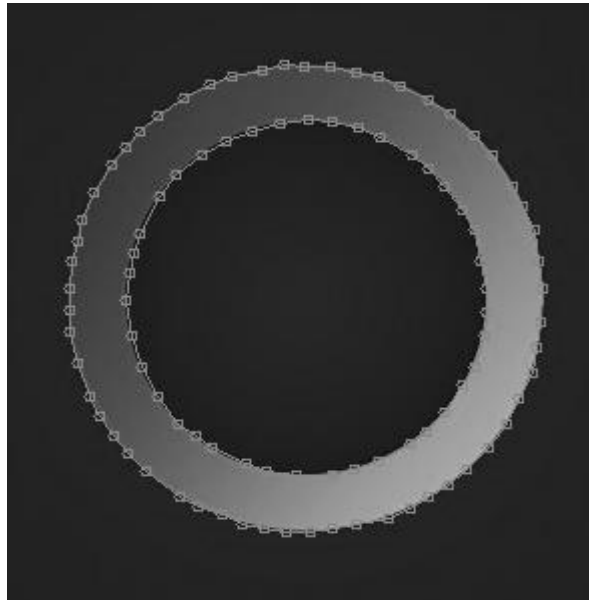


РИС. 2. Приклад роботи алгоритму триангуляції для кола. Задана максимально допустима кількість ліній – 2

Нечіткі фігури. Так само як нечітке число є узагальненням звичайного дійсного числа, нечітка фігура – це узагальнення звичайної фігури. Якщо нечітке число представити у вигляді функції

$$F(x) = \mu, \quad (3)$$

де μ – значення функції приналежності, для даного значення x , то нечітка фігура представлена у вигляді функції наступним чином:

$$F(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \mu. \quad (4)$$

Тут, μ – значення функції приналежності, для даних значень $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, n – це кількість вимірів простору, в якому побудована фігура. Для окремого випадку – двовимірного зображення, що лежить у вимірах x та y . Нечітка фігура представлена функцією:

$$F(x, y) = \mu. \quad (5)$$

Так само як нечітке число має види, наприклад існують трикутні, трапецієподібні, дзвоноподібні нечіткі числа, нечіткі фігури теж можуть бути типізовані за виглядом функції приналежності. Візьмемо чітку фігуру – прямокутник, на прикладі якої будуть будуватися нечіткі фігури з різними типами функції приналежності (рис. 3).

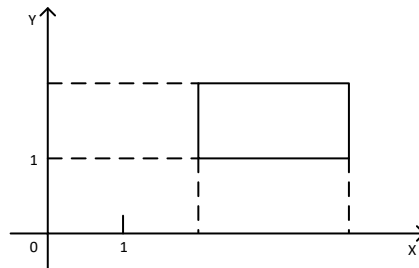


РИС. 3. Чітка фігура – прямокутник, по якому будуть будуватися подальші нечіткі фігури

Введемо нечіткість у даний прямокутник. У наступному прикладі функція приналежності нечіткої фігури має форму трапеції (рис. 4).

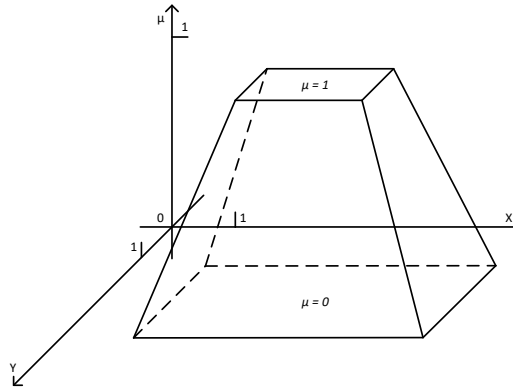


РИС. 4. Нечітка фігура – прямокутник, тип функції приналежності – трапеція

Трапецієподібний тип нечіткості для простих фігур може задаватися лише одним коефіцієнтом – коефіцієнтом подібності простих фігур K , тобто:

$$L_{\mu=0} : \{K \cdot l_1, K \cdot l_2, \dots, K \cdot l_n\} \Rightarrow L_{\mu=1} : \{l_1, l_2, \dots, l_n\}. \quad (6)$$

Тут $L_{\mu=0}, L_{\mu=1}$ – фігури, для яких функція приналежності дорівнює 0 і 1 відповідно; l_n – довжина n -ої сторони багатокутника; n – кількість сторін багатокутника; K – коефіцієнт подібності фігур.

Тобто на рівні $\mu = 1$ фігура відповідає чіткій фігурі, а на рівні $\mu = 0$ вона в K разів більша.

Інший вид функції приналежності – трикутна для нечіткої фігури буде виглядати як піраміда (рис. 5). На рівні $\mu = 0$ довжини сторін фігури відповідають довжинам сторін чіткої фігури, помноженим на коефіцієнт подібності K , так само як і для трапецієподібної функції приналежності. На рівні $\mu = 1$ фігура вироджується у точку. Схематично це виглядає так:

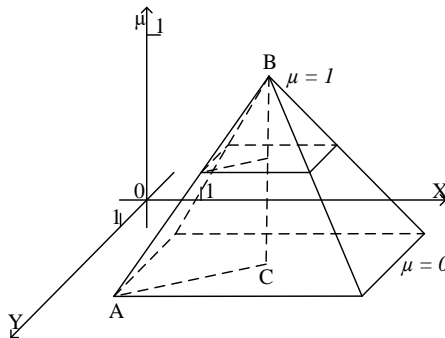


РИС. 5. Нечітка фігура – прямокутник, тип функції приналежності – трикутник

Якщо у випадку з функцією приналежності типу трапеція, значення функції приналежності для оригінальної фігури було легко отримати (значення функції приналежності дорівнювало 1), то у випадку з трикутником, ця задача не тривіальна. Розглянемо трикутник ABC (рис. 6).

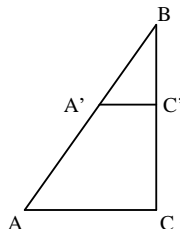


РИС. 6. Трикутник ABC

Тут нам необхідно знайти довжину відрізка CC' , при тому що нам відомо тільки те, що довжина відрізка $BC = 1$, і що відрізок AC у K разів більший за відрізок $A'C'$.

Позначимо:

$$CC' = h. \tag{7}$$

$$A'C' = l. \tag{8}$$

Виходячи з умов отримаємо:

$$BC = 1 - h. \tag{9}$$

$$AC = l \cdot K. \tag{10}$$

Зазначимо, що:

$$\begin{cases} \angle A'BC' = \angle ABC \\ \angle A'C'B = \angle ACB \end{cases} \Rightarrow \triangle ABC \sim \triangle A'BC'. \quad (11)$$

З того, що трикутники ABC і $A'BC'$ подібні, випливає що має виконуватися наступна рівність:

$$\frac{AC}{BC} = \frac{A'C'}{BC'}. \quad (12)$$

Підставляючи дані з формул (7) – (10) знаходимо що:

$$\frac{l \cdot K}{1} = \frac{1}{1-h} \Rightarrow K = \frac{1}{1-h} \Rightarrow 1-h = 1 - \frac{1}{K} \Rightarrow h = 1 - \frac{1}{K}. \quad (13)$$

Це означає, що в нечіткій фігурі, з типом нечіткості трикутник і коефіцієнтом подібності фігур K , при зрізі на рівні $\mu = 1 - 1/K$ отримаємо оригінальну чітку фігуру.

Треба окремо підкреслити, що для більш складних нечітких фігур буде спостерігатися така проблема: невизначеність кута нахилу нечіткої фігури. Неможливо у загальному випадку і для будь-якої фігури визначити, де саме знаходиться точка (чи фігура) зі значенням функції приналежності 1 (рис. 7). Для простих фігур – трикутників чи випуклих чотирикутників, така точка інтуїтивно буде знаходитися на лінії, що пересікає центри мас двох фігур: чіткої фігури, і збільшеної на коефіцієнт K . Для більш складних фігур такий метод теж можна застосувати, але він зводиться до додаткової тріангуляції фігури, розбиття її на трикутники, знаходження центра мас кожного трикутника і знаходження центра мас всієї фігури. На жаль такий метод може не дати якісних результатів з декількох причин:

- 1) центр мас, визначений за наведеним методом може не співпадати з «логічним» центром фігури;
- 2) зображення не передає щільність окремих сегментів, і тому обчислений центр мас може не співпадати з центром мас реальної фігури.

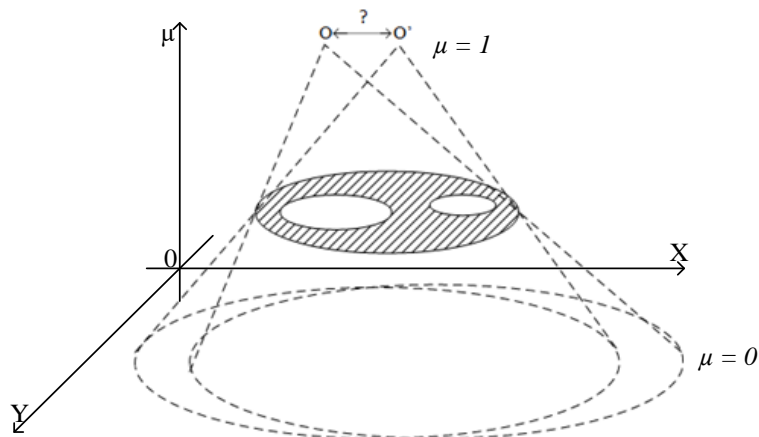


РИС. 7. Графічне зображення проблеми невизначеності нахилу нечіткої фігури

Виходячи з наведених пунктів буде доцільно після автоматичного визначення центру мас складної фігури надавати користувачеві змогу редагувати нечіткі фігури, змінюючи їх тип, коефіцієнт подібності та точку (фігуру), функція приналежності якої дорівнює 1.

Побудова нечіткого представлення зображення. Маючи інформацію про кожен нечітку зону зображення, можна побудувати її нечітке представлення. Нечітке представлення – це сума усіх нечітких сегментів зображення, яке буде з'єднанням усіх нечітких сегментів. Функція нечіткого представлення – знаходження значення функції приналежності в деякій точці одночасно для декількох нечітких сегментів, з подальшим передбаченням того, до якого сегменту ця точка відноситься. На рис. 8 показано приклад розбиття зображення автомобіля (схематично) на сегменти з подальшим внесенням нечіткості і з'єднання декількох нечітких сегментів. На рисунку можна бачити перетини декількох нечітких сегментів. Якщо при $Y = 1$, X прийме значення, яке буде знаходитися у середині такого перетину, рішення про те, до якого сегменту належить точка буде нечітким. Чітке рішення отримаємо тільки у випадку, коли X співпаде з точкою, у якій значення функції приналежності дорівнює 1. Видно, що при деяких значеннях X , можемо отримати чітке рішення про те, що точка не належить жодному з сегментів, наприклад при $X = 0$.

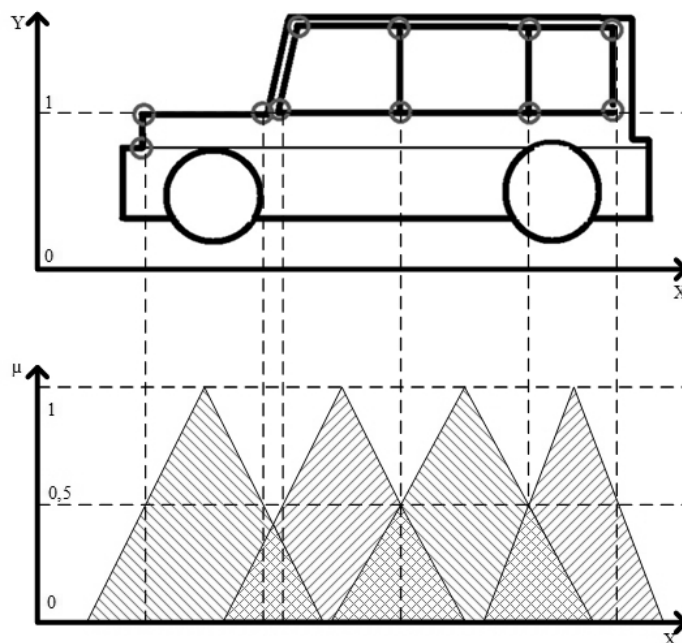


РИС. 8. Графічна інтерпретація нечіткого представлення зображення.

Тип фігур – прямокутники. Тип функції приналежності – трикутна.

Коефіцієнт подібності $K = 2$. Зріз по Y зроблено на рівні $Y = 1$

Висновок. У даній статті запропоновано новий метод сегментації зображень, заснований на нечітких числах. Суть цього метода полягає у розбитті зображення на чіткі сегменти з подальшим внесенням нечіткості на рівні кожного окремого сегменту. Механізм внесення нечіткості у чіткий сегмент схожий з механізмом внесення нечіткості в чітке число, але якщо нечітке число має лише два виміри – значення числа і значення його функції приналежності, то у випадку з нечітким сегментом кількість вимірів зростає. Алгоритм пошуку чітких сегментів виглядає так: знаходження локальних особливостей зображення, триангуляція зображення на чіткі сегменти, внесення правок до результатів триангуляції людиною з запам'ятовуванням внесених змін для подальшого аналізу і застосування схожих змін для подібних зображень. Подальші дослідження можливі в наступних областях: покращення алгоритму початкової триангуляції зображень; реалізація системи по застосуванню змін, внесених людиною до подібних зображень; розробка теоретичної і практичної бази для додаткових типів функції приналежності нечіткої фігури; знаходження рішення для проблеми нахилу нечіткої фігури, кращого за знаходження центра мас чіткої фігури.

А.П. Давыдов

МЕТОД СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ ЧИСЕЛ

Предложено метод сегментации изображений на нечеткие сегменты, которые строятся на основе четких сегментов, полученных с помощью нахождения локальных особенностей изображения и дальнейшей триангуляции изображения по полученным точкам. Детально описан механизм преобразования четкого сегмента в нечеткий.

О.Р. Davydov

IMAGE SEGMENTATION METHOD BASED ON FUZZY NUMBERS

A method for splitting an image into fuzzy segments is described. Fuzzy segments are based on distinct ones obtained by image triangulation with the use of local features as triangulation points. A technique for transformation of a fuzzy segment into a distinct one is described in detail.

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польского И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия – Телеком, 2004. 452 с.
2. Ершов С.В. Принципы построения нечетких мультиагентных систем в распределенной среде. *Компьютерная математика*. Вып. 2.– К.: Ин-т кибернетики имени В.М. Глушкова НАН Украины. 2009. С. 54 – 61.
3. Парасюк І.М., Єршов С.В., Карпінка Є.С., Верьовка О.В. Інформаційна технологія для оцінки і класифікації станів складних систем на базі нечітких даних та знань у високопродуктивному паралельному середовищі. *Проблеми програмування*. 2006. № 2 – 3. С. 140 – 149.
4. Azzriel Rosenfeld. The fuzzy geometry of image subsets. *Pattern Recognition Letters*. 1984. N 2. С. 311 – 317.
5. Carlo Tomasi, Shi. Jianbo. Good Features to Track. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1994. N 94.
6. Harris C., Stephens M. A Combined Cornet and Edge Detector. *Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference*. 1988. С. 147 – 151.

Одержано 07.11.2016

Про автора:

Давидов Олександр Павлович,
аспірант Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України.
E-mail: duff1994@gmail.com