

- Л., 1983. 311с. 7. Кулагин Б.В. Основы профессиональной психодиагностики. Л., 1984. 215с.
8. Марищук В.Л., Блудов Ю.М., Плахтиенко В.А., Серова Л.К. Методы психодиагностики в спорте. М., 1984. 190с.
9. Мельников В.М., Ямпольский Л.Т. Введение в экспериментальную психологию личности. М., 1985. 319с.
10. Практикум по психодиагностике. Дифференциальная психометрика / Под ред. В.В.Столина, А.Г.Шмелева. М., 1984.
11. Armor D. Data reliability and factor scaling//Costpor H. Sociological Methodology/ 1973-1974. San-Francisko, 1974.
12. Прогнозирование социальных потребностей молодежи / Отв. Ред. И.В.Бестужев-Лада. М., 1978. 207с.

УДК 681.325.5

ПІДСИЛЕННЯ КОНТРАСТУ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗМІНИ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІЇ НЕЧІТКОЇ НАЛЕЖНОСТІ

© Р. Воробель, О. Дацко

Фізико-механічний інститут НАН України

Запропоновано метод підсилення контрасту напівтонових зображень. Він полягає у зміні параметрів функцій нечіткої належності, підсиленні локальних контрастів в області нечіткості та відновленні зображення, у якого підсилені локальні контрасти.

The method of contrast enhancement is proposed. It consists in modification of parameters of the membership function, local contrast enhancement in fuzzy domain and restoring of image with enhanced local contrasts.

Серед багатьох підходів до поліпшення якості зображень є такі, що спрямовані на підсилення їх контрасту [1]. Поряд з методами обробки в частотній області існують методи обробки зображень в просторовій області. Вони частково розв'язують цю задачу [2], використовуючи як непряме підсилення контрасту через вирівнювання гістограми розподілу яскравостей чи їх модифікації [3], так і методи безпосереднього підсилення локальних контрастів [4]. Близькими до методів перетворення зображень в просторовій області через підсилення локальних контрастів є методи нечіткої логіки та нечітких (розмитих) множин [5-8]. Їх в основному використовують для поліпшення зображень підписів на документах [5-6], тексту [7] та напівтонових зображень друкованих плат, де за кінцеву мету ставили перетворення області зацікавлення з напівтонового зображення в бінарне чи близьке до нього [8]. Саме при розв'язанні цих задач встановлено,

що ефективним засобом перетворення зображень є використання за функцію нечіткої належності функцій, склеєних з двох симетричних відрізків степеневі функції

$$\mu_X^{(1)}(x) = \begin{cases} 2[\mu_X(x)]^r & \text{при } 0 \leq \mu_X(x) \leq 0,5, \\ 1 - 2[1 - \mu_X(x)]^r & \text{при } 0,5 \leq \mu_X(x) \leq 1, \end{cases} \quad (1)$$

де $\mu_X(x)$ – це степенева функція нечіткої належності; $r = 1, 2, \dots$. Ця функція дозволяє перенести зображення з просторової області до області нечіткості через так звану процедуру фазифікації.

Значимо, що функція належності (1) фактично відображає B -перетворення [9]. Однак симетричні щодо вузла склеювання функції (1) не завжди ефективні. Тому у роботі [10] було запропоновано використовувати S -подібні функції перетворення, склеєні із відрізків степеневих функцій, але з несиметричними властивостями. Це проявляється у тому, що вузол склеювання є не обов'язково в точці, що відповідає половині проміжку області визначення. Він може бути в довільній наперед заданій точці цього проміжку.

Тому функцію нечіткої належності $\mu_X^{(2)}(x_{ij})$ наведено у роботі [10] як

$$\mu_X^{(2)}(x_{ij}) = \begin{cases} 0 & \text{при } x_{ij} \leq a, \\ \frac{(x_{ij}-a)^2}{b-a} & \text{при } a \leq x_{ij} \leq b, \\ 1 - \frac{(x_{ij}-c)^2}{(c-b)(c-a)} & \text{при } b \leq x_{ij} \leq c, \\ 1 & \text{при } x_{ij} \geq c, \end{cases} \quad (2)$$

де x_{ij} – це яскравість елемента зображення X з координатами (i, j) , $i \in [1, N], j \in [1, M]$, a, b, c – параметри, що визначають форму S -функції, причому $a + 1 \leq b \leq c - 1$, так як a, b і c – цілі числа. Цю функцію називають ще функцією другого порядку [10], що зумовлено величиною показника степеня, який в ній використано.

Використання функції належності (2) є більш ефективним через очевидну її перевагу над застосуванням функції (1), яка полягає у можливості зміни місця знаходження вузлової точки b . Саме це дозволило реалізувати у роботі [1] вибір оптимального значення параметра b через обчислення ентропії $H(x)$ нечітких множин, що формуються різними перетвореннями зображення в області нечіткості:

$$H(x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M S_i(\mu_X^{(2)}(x_{ij})),$$

де $S_i(\cdot)$ є функцією Шеннона

$$S_i(\mu_X^{(2)}(x_{ij})) = -\mu_X(x_{ij}) \log_2 \mu_X(x_{ij}) - (1 - \mu_X(x_{ij}))(1 - \log_2 \mu_X(x_{ij})),$$

$i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M; N, M$ – розміри зображення в кількостях елементів.

Вибір того перетворення, яке забезпечує максимальну ентропію нечіткої множини, сформованої елементами зображення з області нечіткості, означає вибір системи з

більшою невизначеністю. Це свідчить про більшу її інформативність. Саме тут можливість зміни параметра b дозволяє реалізувати вибір такого його значення $b = b_{opt}$, при якому ентропія нечіткої множини є максимальною. Тобто

$$H_{\max}(X; a, b_{opt}, c) = \max\{H(X; a, b, c | L_{\min} \leq a < b < c \leq L_{\max})\}, \quad (3)$$

де L_{\min} та L_{\max} – відповідно мінімальне та максимальне значення яскравості елементів вхідного зображення.

Можливість отримання в області нечіткості зображення, що має максимальну ентропію, стала основою побудови методу підсилення контрасту [11]. Суть описаного в цій роботі методу полягає у реалізації процедури, що складається з таких чотирьох етапів.

Етап 1. За певною методикою аналізується вхідне зображення X і гістограма розподілу яскравостей його елементів x_{ij} . Результатом цього аналізу є вибір точок відтинання, що будуть обмежувати яскравості елементів зображення знизу (якщо $x_{ij} \leq a$, то $x_{ij} := a$) та зверху (якщо $x_{ij} \geq c$, то $x_{ij} := c$) при його перетворенні в область нечіткості.

Етап 2. Використовуючи функцію нечіткої належності (2) та змінюючи параметр b від $a + 1$ до $c - 1$ шукають таке перетворення вхідного зображення з просторової області в область нечіткості, при якому ентропія нечіткої множини, сформованої елементами нечіткого зображення, є максимальною (3). Отримане в такий спосіб зображення в області нечіткості \tilde{X} є основним для підсилення локального контрасту за методом, описаним у роботі [12].

Етап 3. Для кожного елемента зображення \tilde{x}_{ij} в області нечіткості \tilde{X} підсилюють його локальний контраст за відомим методом [12]. При цьому формується зображення \tilde{X}^* з підсиленими локальними контрастами.

Етап 4. Використовуючи функцію, обернену до функції (2), відновлюють з області нечіткості \tilde{X}^* зображення X^* в просторовій області з поліпшеними локальними контрастами.

Однак описаний вище на основі роботи [11] підхід не дозволяє ефективно керувати контрастом перетворених зображень X^* . Це зумовлено тим, що функція належності (2) може змінюватися при фіксованих a та c тільки завдяки зміні параметра b . Для усунення цього недоліку пропонуємо використовувати функцію належності, яка би поєднувала як властивості функції (1) – довільне значення показника степеня r , так і функції (2) – наявність параметрів a , b , c та їх зміни. Окрім цього забезпечимо можливість використання за параметр r не тільки цілих чисел, але і дробових, тобто $r > 0$. При цьому зазначимо, що випадок побудови функції належності для $r = 2, 3, 4$ описаний у роботі [10].

Функцію належності, яка би задовольняла зазначені вище вимоги, будемо шукати у вигляді

$$\mu_{\tilde{X}}^{(r)}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{при } x \leq a, \\ S_1 & \text{при } a < x \leq b, \\ S_2 & \text{при } b < x \leq c, \\ 1 & \text{при } x > c, \end{cases} \quad (4)$$

де

$$S_1(x; a, b, c) = \frac{(x-a)^r}{K_1}, \quad S_2(x; a, b, c) = 1 - \frac{(c-x)^r}{K_2}, \quad (5)$$

а $x \equiv x_j$.

Параметри K_1 і K_2 визначаються з умов, що накладаються на функцію (4):

- а) неперервність функції та її першої похідної в точці b ;
- б) рівність нулю в точці a ;
- в) рівність нулю першої похідної в точках a і c ;
- г) рівність одиниці в точці c .

Тобто:

$$\left\{ \begin{array}{l} S_1(x; a, b, c) = 0 \text{ при } x = a, \\ \frac{dS_1(x; a, b, c)}{dx} = 0 \text{ при } x = a, \\ \frac{dS_2(x; a, b, c)}{dx} = 0 \text{ при } x = c, \\ S_2(x; a, b, c) = 1 \text{ при } x = c, \\ S_1(x; a, b, c) = S_2(x; a, b, c) \text{ при } x = b, \\ \frac{dS_1(x; a, b, c)}{dx} = \frac{dS_2(x; a, b, c)}{dx} \text{ при } x = b, \end{array} \right.$$

Розв'язавши цю систему рівнянь, отримаємо

$$K_1 = (b-a)^{r-1}(c-a); \quad K_2 = (c-b)^{r-1}(c-a). \quad (6)$$

Враховуючи отриманий результат (6) та вираз (5), можемо подати S -подібну функцію належності (4) порядку r як

$$\mu_X^{(r)}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{при } x \leq a, \\ \frac{(x-a)^r}{(b-a)^{r-1}(c-a)} & \text{при } a < x \leq b, \\ 1 - \frac{(c-x)^r}{(c-b)^{r-1}(c-a)} & \text{при } b < x \leq c, \\ 1 & \text{при } x > c. \end{cases} \quad (7)$$

Однак для відновлення зображення з області нечіткості \tilde{X}^* в просторову область X^* потрібно знати функцію, обернену до функції належності. Тому у роботі [11] для функції належності $\mu_X^{(r)}(x)$ (2) встановлено їй обернену як

$$x_{ij}^* = \begin{cases} L_{\min} & \text{при } \mu_{\bar{X}}^{(2)}(x_{ij}) = 0, \\ L_{\min} + \frac{L_{\max} - L_{\min}}{(c-a)} \sqrt{\mu_{\bar{X}}^{(2)}(x_{ij})(b-a)(c-a)} & \text{при } 0 \leq \mu_{\bar{X}}^{(2)}(x_{ij}) \leq \frac{b-a}{c-a}, \\ L_{\min} + \frac{L_{\max} - L_{\min}}{(c-a)} \left[c-a - \sqrt{(1-\mu_{\bar{X}}^{(2)}(x_{ij}))(b-a)(c-a)} \right] & \text{при } \frac{b-a}{c-a} < \mu_{\bar{X}}^{(2)}(x_{ij}) < 1, \\ L_{\max} & \text{при } \mu_{\bar{X}}^{(2)}(x_{ij}) = 1. \end{cases} \quad (8)$$

Для запропонованої функції належності з довільним $r > 0$ обернену функцію можемо записати як:

а) в загальному

$$x_{ij}^* = \begin{cases} a + \left[(b-a)^{r-1} (c-a) \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \right]^{\frac{1}{r}} & \text{при } 0 \leq \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \leq \frac{b-a}{c-a}, \\ c - \left[(c-b)^{r-1} (c-a) (1 - \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij})) \right]^{\frac{1}{r}} & \text{при } \frac{b-a}{c-a} \leq \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \leq 1, \end{cases} \quad (9)$$

б) обернену з розтягом на проміжок (L_{\min}, L_{\max})

$$x_{ij}^* = \begin{cases} L_{\min} & \text{при } \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) = 0, \\ L_{\min} + \frac{L_{\max} - L_{\min}}{(c-a)} \left[(b-a)^{r-1} (c-a) \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \right]^{\frac{1}{r}} & \text{при } 0 < \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \leq \frac{b-a}{c-a}, \\ L_{\min} + \frac{L_{\max} - L_{\min}}{(c-a)} \left\{ c-a - \left[(c-b)^{r-1} (c-a) (1 - \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij})) \right]^{\frac{1}{r}} \right\} & \text{при } \frac{b-a}{c-a} \leq \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) < 1, \\ L_{\max} & \text{при } \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) = 1. \end{cases} \quad (10)$$

в) обернену з розтягом на максимальний діапазон яскравостей $(0, LMAX)$, де $LMAX$ – максимально можлива яскравість елемента зображення

$$x_{ij}^* = \begin{cases} 0 & \text{при } \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) = 0, \\ \frac{LMAX}{c-a} \left[(b-a)^{r-1} (c-a) \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \right]^{\frac{1}{r}} & \text{при } 0 < \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) \leq \frac{b-a}{c-a}, \\ \frac{LMAX}{c-a} \left\{ c-a - \left[(c-b)^{r-1} (c-a) (1 - \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij})) \right]^{\frac{1}{r}} \right\} & \text{при } \frac{b-a}{c-a} \leq \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) < 1, \\ LMAX & \text{при } \mu_{\bar{X}}^{(r)}(x_{ij}) = 1. \end{cases} \quad (11)$$

Запропонована функція належності (7) та відповідна їй обернена функція (9) з модифікаціями (10)-(11) дозволили реалізувати керованість підсиленням контрасту перетворених зображень, чим розширила можливості та ефективність обробки зображень порівняно з відомим підходом [11].

В нижче наведеній таблиці подано результати експериментальних досліджень відомого [11] та запропонованого методів підсилення контрасту напівтонового ($x_{ij} \in [0, 255]$) тестового зображення *Lena* розміром 256×256 елементів. Для реалізації відомого алгоритму [11] використовувалася функція нечіткої належності (2) з показником степеня $\alpha = 0,75$ підсилення локальних контрастів в області нечіткості та розмірами ковзного вікна 15×15 елементів і такі значення додаткових параметрів $a = 24$, $b = 25$, $c = 215$. Для визначення контрасту використано метод, що описаний у роботі [13] і полягає у знаходженні узагальненого контрасту K_{gen} зображення при лінійному описі контрасту його елементів. При цьому для вхідного зображення *Lena* $K_{gen} = 0,3412$, а для зображення, обробленого за описаною в роботі [11] методикою $K_{gen} = 0,4994$. У випадку ж використання запропонованої функції належності (7) та відповідної їй оберненої функції (10) значення узагальнених контрастів K_{gen} при різних величинах r подані у таблиці:

Аналіз отриманих результатів засвідчує, що змінюючи величину параметра, можна ефективно керувати підсиленням контрасту в перетворених за запропонованою технологією зображеннях. Це дозволяє стверджувати, що запропонований підхід до поліпшення зображень є більш загальний. Він включає як частковий випадок відомі підходи [10, 11] і цим забезпечує розширення функціональних можливостей щодо перетворення зображень з метою зміни їх контрасту.

Значення узагальненого контрасту перетвореного зображення *Lena*

Показник степеня r	Узагальнений контраст K_{gen}
0,1	0,4432
0,3	0,4454
0,5	0,4490
0,7	0,4533
0,9	0,4583
1,25	0,4684
1,5	0,4770
2,0	0,4994
2,5	0,5289
3,0	0,5461
3,75	0,6159

1. Прэрт У. Цифровая обработка изображений. М., 1982.
2. Gonzalez R.C., Wintz P. Digital image processing. Massachusetts. Addison-Wesley. 1987.
3. Ярославский Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии. Введение в цифровую оптику. М., 1987.
4. Воробель Р.А. Цифрова обробка зображень на основі теорії контрастності. / Автореф. дис. д-ра техн. наук, Львів: ДНДІ ІІ, 1999.
5. Pal S.K., King R.A. Image Enhancement using fuzzy set // Electronics Letters. 1980. Vol. 16. №10. P. 376-378.
6. Pal S.K., King R.A. Image Enhancement using smoothing with fuzzy sets // IEEE Transactions on systems, man and cybernetics. 1981. Vol. SMC-11. №7. P. 494-501.
7. Sattar F., Tay D.B.H. Enhancement of document images using multiresolution and fuzzy logic techniques // IEEE Signal processing letters. 1999. Vol. 6. №10. P. 249-255.
8. Choi Y.S., Krishnapuram R. A robust approach to image enhancement based on fuzzy logic // IEEE Transactions on image processing. 1997. Vol. 6. № 6. P. 811-825.
9. Мирошников М.М., Нестерук В.Ф., Тимофеева Г.Ф. Преобразование оптических изображений для информационного согласования их со зрительным восприятием // Оптико-механическая промышленность. 1991. №11. С. 4-13.
10. Li H., Yang H.S. Fast and reliable image enhancement using fuzzy relaxation technique // IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics. 1989. Vol. 19. № 5. P. 1276-1281.
11. Cheng H.D., Xu H. A novel fuzzy logic approach to contrast enhancement // Pattern recognition. 2000. Vol.33. №5. P. 809-819.
12. Dash L., Chatterji B.N. Adaptive contrast enhancement and de-enhancement // Pattern recognition. 1991. Vol.24. №4. P.289-302.
13. Воробель Р.А. Сприйняття сюжетних зображень та кількісна оцінка їх контрасту на основі лінійного опису визначення контрастності елементів // Доповіді НАН України. 1998. С.103-108.