

Roman Vorobel*, **, Magdalena Stobińska*, Krzysztof Przybyszewski***

Wykorzystanie metod kontrastu lokalnego do wykrywania krawędzi w obrazie

1. Wprowadzenie

Wstępna obróbka obrazów jest niezbędnym elementem ciągu procesów przeprowadzanych w komputerowych systemach wizyjnych, stosowanych w różnych dziedzinach. Związane jest to z faktem redukcji danych obrazowych mającym miejsce przy każdej analizie obrazu [3, 7]. Obraz, jako uogólniony obiekt analizy, zawiera duże ilości informacji, której większa część rzadko jest wykorzystywana podczas rozwiązywania konkretnego problemu komputerowego przetwarzania obrazów. Dlatego też, bardzo ważna jest umiejętność redukcji danych poprzez wyodrębnienie takich cech obrazu, które przedstawiałyby go w postaci dogodnej do zastosowania zautomatyzowanej analizy oraz prawidłowej interpretacji, w celu rozpoznania lub identyfikacji obiektów o pożądanym formach i właściwościach. Jednym z takich rozwiązań jest wykrywanie krawędzi, które po dzień dzisiejszy nie traci na swojej aktualności. Proces ten coraz częściej stosowany jest do przetwarzania, któremu poddawane są różnego rodzaju obrazy, a wyniki którego wykorzystywane są w medycynie, technice i innych dziedzinach. Często charakterystyki poziomów jasności obiektów, tworzących tło obrazu, są bardzo podobne do charakterystyki interesującego nas obiektu. Jeżeli nie jest dostępna żadna wiedza *a priori* o naturze obrazu, konieczna jest oddzielna analiza charakterystyk poziomów jasności interesujących nas obiektów, obiektów obcych oraz tła. Na ogół krawędź reprezentuje granicę pomiędzy dwoma obszarami o różnych jasnościach. Widoczne na obrazie krawędzie mogą być także wynikiem zmian: koloru, tekstury lub też mogą być wynikiem specyficznych warunków oświetlenia występującego podczas procesu akwizycji obrazu. Dlatego przejścia pomiędzy obszarami często określane są na podstawie różnic poziomów jasności pikseli z różnych obszarów [6].

Matematyczny opis zmiany poziomu jasności zawarty jest w funkcji pierwszej pochodnej lokalnej, analiza której może posłużyć do wykrycia obecności krawędzi w obrazie. Natomiast zmiana drugiej pochodnej pozwala określić rodzaj przejścia przez krawędź – czy dana krawędź jest funkcją rosnącą czy funkcją malejącą. W obróbce obrazów pierwsze

* Akademia Humanistyczno-Ekonomiczna w Łodzi

** Fizyko-Mechaniczny Instytut Ukraińskiej Akademii Nauk, Lwów, Ukraina

*** Społeczna Wyższa Szkoła Przedsiębiorczości i Zarządzania, Łódź

pochodne realizuje się przez moduł gradientu. Dla funkcji $f(x, y)$ gradient ∇f w punkcie (x, y) wyznacza się jako wektor [7]:

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Moduł gradientu (1) obliczany jest następująco:

$$h(x, y) = \left[\left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

Dla potrzeb obróbki cyfrowych obrazów cząstkowe pochodne we wzorach (1) i (2) można zastąpić różnicami skończonymi, aproksymując w ten sposób pochodne, które wyznaczamy jako wartości dwóch parametrów:

$$\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right)(i, j), \quad \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right)(i, j),$$

gdzie i, j są współrzędnymi piksela obrazu.

Biorąc powyższe pod uwagę, można wyznaczyć moduł gradientu (2) w następujący sposób:

$$\hat{h}(x, y) = \left[\left[\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right)(i, j) \right]^2 + \left[\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right)(i, j) \right]^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

Operatory wykrywania krawędzi wykorzystujące aproksymację wzoru (2) są znane jako operatory różniczkowe [4]. Ich podstawą jest obliczanie pochodnych. Dlatego też, w dalszej części pracy, omówimy wybrane rodzaje podstawowych operatorów i ocenimy ich efektywność, aby wybrać najefektywniejszą metodę zwiększenia czułości wykrywania krawędzi.

2. Podstawowe operatory wykrywania krawędzi

Najprostszy operator wykrywania krawędzi opisywany jest wzorem [8]:

$$\begin{aligned} \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right)(i, j) &= f(i, j+1) - f(i, j), \\ \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right)(i, j) &= f(i+1, j) - f(i, j). \end{aligned}$$

Odpowiadają mu następujące maski:

$$\begin{array}{|c|c|} \hline -1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \text{oraz} \quad \begin{array}{|c|} \hline -1 \\ \hline 1 \\ \hline \end{array}$$

Wadą tego operatora jest to, iż nie jest on symetryczny i jest bardzo czuły na szum. Podobne wady są również charakterystyczne dla operatora Robertsa [9] wykorzystującego różnice diagonalne, maski którego można przedstawić w postaci następujących macierzy:

$$\begin{array}{|c|c|} \hline 0 & 1 \\ \hline -1 & 0 \\ \hline \end{array} \quad \text{oraz} \quad \begin{array}{|c|c|} \hline 1 & 0 \\ \hline 0 & -1 \\ \hline \end{array}$$

W celu usunięcia niesymetryczności pochodnej, w pracy [2] zaproponowano zastosowanie różnic centralnych zdefiniowanych poniższymi wzorami:

$$\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right) (i, j) = f(i, j+1) - f(i, j-1),$$

$$\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right) (i, j) = f(i+1, j) - f(i-1, j).$$

W celu obniżenia czułości w stosunku do szumu addytywnego, zwiększają one rozmiar masek, co jest równoznaczne wstępnemu wygładzaniu obrazu. Wśród tych metod najbardziej znane są operatory: Prewitta [8], Kirsha [5] i Sobela [10]. Operator Sobela wykorzystuje maski, których postać macierzową można zapisać następująco:

$$h_x: \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -2 & 0 & 2 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} \quad \text{oraz} \quad h_y: \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline \end{array}$$

Wykorzystywane są również inne operatory wykrywania krawędzi, takie jak laplasjan gaussowski, różnica Gaussów, Canny'ego [1, 4] i inne. Lecz najbardziej popularną pozostaje metoda Canny'ego, w której zastosowanie operatora Sobela jest jednym z kroków realizacji metody. Z tego względu, dla bardziej precyzyjnej analizy, wybraliśmy operator Sobela.

Dla maski Sobela możemy zapisać operatory kierunkowe $h_x(i, j)$ oraz $h_y(i, j)$ w następującej postaci:

$$h_x(i, j) = \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right) (i, j) = f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1) - \\ - f(i-1, j-1) - 2f(i, j-1) - f(i+1, j-1) = h_{x1}(i, j) - h_{x2}(i, j) \quad (4)$$

gdzie:

$$h_{x1}(i, j) = f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1),$$

$$h_{x2}(i, j) = f(i-1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i+1, j-1);$$

oraz:

$$h_y(i, j) = \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right) (i, j) = f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1) -$$

$$- f(i+1, j-1) - 2f(i+1, j) - f(i+1, j+1) = h_{y1}(i, j) - h_{y2}(i, j) \quad (5)$$

gdzie:

$$h_{y1}(i, j) = f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1),$$

$$h_{y2}(i, j) = f(i+1, j-1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1).$$

Znany jest również fakt, iż operator Sobela charakteryzuje się niedostateczną czułością względem poziomu nasycenia krawędzi. Dlatego też celem naszych prac stało się skonstruowanie operatora wykrywania krawędzi charakteryzującego się zwiększoną czułością i opartego na masce operatora Sobela. W celu rozwiązania tak sformułowanego zagadnienia zastosowaliśmy metodę obliczania kontrastu lokalnego, analogiczną do tradycyjnej operacji wykrywania krawędzi realizowanej poprzez obliczanie gradientu (3), składowymi którego są pochodne kierunkowe (4) i (5) w kierunku odpowiednio osi X oraz Y , oraz metodę progu globalnego poziomu jasności. W dalszej części pracy omówimy zaproponowaną metodę konstruowania operatora wykrywania krawędzi oraz przedstawimy wyniki eksperymentalne obróbki przykładowych obrazów.

3. Operator wykrywania krawędzi wykorzystujący kontrast względny

Z analizy wzorów (4) i (5) wynika, że ich podstawą jest różnica poziomów jasności obrazu. Normalizując tę różnicę w taki sposób, aby jej wartości należały do przedziału $[0, 1]$, można pochodną potraktować jako reprezentację kontrastu absolutnego [11], np.:

$$C_{abs}(h_1, h_2) = \frac{h_1 - h_2}{h_{\max}} \quad (6)$$

gdzie:

$$h_1 = f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1),$$

$$h_2 = f(i-1, j-1) - 2f(i, j-1) - f(i+1, j-1),$$

$$h_{\max} = 4 fMAX, \quad fMAX = 2^n - 1,$$

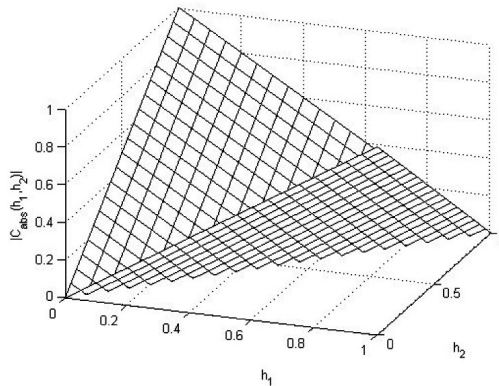
n – liczba bitów na piksel prezentujących obraz f .

Na rysunku 1 pokazana jest postać graficzna modułu funkcji kontrastu absolutnego, która potwierdza, iż wartość $|C_{abs}(\cdot)|$ jest maksymalna, jeżeli $h_1 = 0$ i $h_2 = 1$ lub odwrotnie, jeżeli $h_1 = 1$ i $h_2 = 0$. Funkcja $|C_{abs}(\cdot)|$ (6) potwierdza liniową zależność kontrastu od różnicy $|h_1 - h_2|$.

Ponieważ celem artykułu jest zdefiniowanie metody konstrukcji operatora wykrywania krawędzi, który by miał większą czułość, to rozwiązanie takiego zagadnienia odpowiada otrzymaniu dla tych samych h_1 i h_2 większych wartości $h_x(i, j)$ oraz $h_y(i, j)$ w porównaniu z metodą zastosowania maski Sobela.

Do osiągnięcia takiego celu wykorzystamy funkcji kontrastu względnego [12–15], która opisywana jest następującym wzorem:

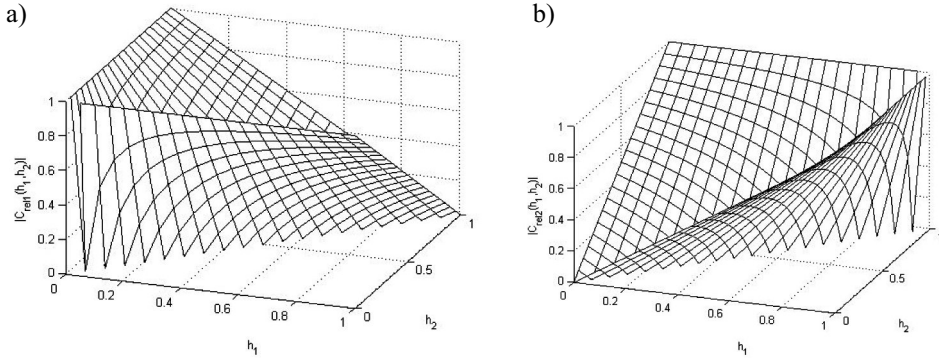
$$C_{rel1}(h_1, h_2) = \frac{|h_1 - h_2|}{\max\{h_1, h_2\}} \quad (7)$$



Rys. 1. Graficzna reprezentacja funkcji modułu kontrastu absolutnego $C_{abs}(h_1 - h_2)$

Na rysunku 2a przedstawiono obraz funkcję kontrastu względnego. Analiza tej funkcji wskazuje na to, iż dla funkcji przybliżającej pochodną jako różnicę, najlepsze oszacowania otrzymuje się dla obszaru, w którym $h_1 + h_2 \geq 1$. Najlepiej jest to widoczne dla obszarów wartości: $h_1 = 1$ i $h_2 \in [0, 1]$ oraz $h_2 = 1$ i $h_1 \in [0, 1]$. Ale takie właściwości funkcji kontrastu są potrzebne w obszarze, w którym $h_1 + h_2 \leq 1$. Takie właściwości posiada funkcja kontrastu, przedstawiona na rysunku 2b, której zapis algebraiczny można przedstawić w postaci następującej:

$$C_{rel2}(h_1, h_2) = |h_1 - h_2| / \max\{1 - h_1, 1 - h_2\} \quad (8)$$



Rys. 2. Funkcje kontrastu względnego: a) $C_{rel1}(h_1, h_2)$ (7); b) $C_{rel2}(h_1, h_2)$ (8)

W takim przypadku funkcja $C_{rel2}(h_1, h_2)$ (8) w obszarze, w którym $h_1 + h_2 \leq 1$, spełnia warunki: jeżeli $h_1 = 0$, to $h_2 \in [0, 1]$ oraz: jeżeli $h_2 = 0$ to $h_1 \in [0, 1]$. Łącząc funkcję kontrastu $C_{rel1}(h_1, h_2)$ (7) oraz $C_{rel2}(h_1, h_2)$ (8) w jedną całość otrzymujemy uogólnioną funkcję oceny kontrastu:

$$C_{rel}(h_1, h_2) = \begin{cases} \frac{|h_1 - h_2|}{\max\{1 - h_1, 1 - h_2\}}, & \text{jeżeli } h_1 + h_2 \leq 1 \\ \frac{|h_1 - h_2|}{\max\{h_1, h_2\}}, & \text{jeżeli } h_1 + h_2 \geq 1 \end{cases} \quad (9)$$

Postać graficzną funkcji (9) przedstawiono na rysunku 3.

Porównanie funkcji oceny kontrastu $C_{abs}(h_1, h_2)$ (6) oraz $C_{rel}(h_1, h_2)$ (9) potwierdza nieliniową zależność oceny kontrastu względnego (9) od różnicy $|h_1 - h_2|$. Ta nieliniowość jest pożądanym rezultatem, który gwarantuje zwiększenie czułości wykrywania krawędzi. Ilustruje to na rysunku 4 różnica funkcji $C_{dif}(h_1, h_2) = C_{rel}(h_1, h_2) - C_{abs}(h_1, h_2)$, która wizualnie przedstawia wzmocnienie różnic $|h_1 - h_2|$.

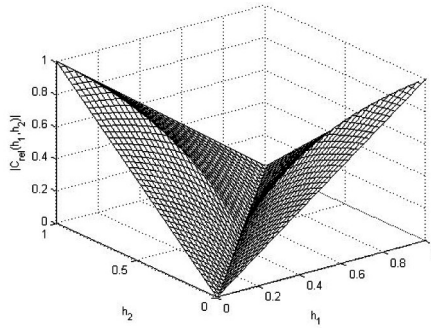
Po określeniu metody obliczania pochodnej lokalnej (9) przez wykorzystanie względnych kontrastów lokalnych (7) i (8), możemy przedstawić końcowy wzór, na podstawie którego obliczamy składowe. Punktem wyjścia jest założenie, iż każdy piksel obrazu jest reprezentowany przez 8-bitową liczbę, co odpowiada maksymalnemu poziomowi jasności, czyli $fMAX = 2^8 - 1 = 255$. Dla takich warunków:

$$h_x(i, j) = \begin{cases} fMAX \frac{|h_{x1} - h_{x2}|}{\max\{4 \cdot fMAX - h_{x1}, 4 \cdot fMAX - h_{x2}\}}, & \text{jeżeli } h_{x1} + h_{x2} \leq 4 \cdot fMAX, \\ fMAX \frac{|h_{x1} - h_{x2}|}{\max\{h_{x1}, h_{x2}\}}, & \text{jeżeli } h_{x1} + h_{x2} > 4 \cdot fMAX, \end{cases}$$

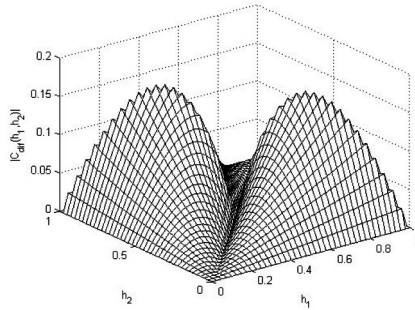
$$h_y(i, j) = \begin{cases} fMAX \frac{|h_{y1} - h_{y2}|}{\max\{4 \cdot fMAX - h_{y1}, 4 \cdot fMAX - h_{y2}\}}, & \text{jeżeli } h_{y1} + h_{y2} \leq 4 \cdot fMAX, \\ fMAX \frac{|h_{y1} - h_{y2}|}{\max\{h_{y1}, h_{y2}\}}, & \text{jeżeli } h_{y1} + h_{y2} > 4 \cdot fMAX. \end{cases}$$

Końcowa wartość poziomu jasności piksela dla progowania wynosi:

$$f^*(i, j) = 4 \cdot \left([h_x(i, j)]^2 + [h_y(i, j)]^2 \right)^{1/2}.$$



Rys. 3. Funkcja kontrastu $C_{rel}(h_1, h_2)$















Rys. 4. Funkcja $C_{dif}(h_1, h_2)$ wzmocnienia absolutnych różnic $|h_1 - h_2|$ jako różnica funkcji $C_{rel}(h_1, h_2)$ i $C_{abs}(h_1, h_2)$

4. Badania eksperymentalne nowej metody wykrywania krawędzi

Do badań zaproponowanej metody wybraliśmy trzy obrazy. Wyniki wykrywania krawędzi podane są w tabeli 1. Stosowane były następujące progi binaryzacji inwertowanych obrazów: 120 (obraz *Lena*, a); 170 (obraz *Billsface*, b) i 210 (obraz *Pout*, c).

Na rysunkach *d*, *e* i *f* w tabeli 1 przedstawiono wyniki wykrywania krawędzi zaproponowaną metodą. Na rysunkach *g*, *h* oraz *i* są przedstawione wyniki wykrywania krawędzi z wykorzystaniem metody Sobela. Na rysunkach *j*, *k* oraz *l* przedstawiono czarnymi kropkami piksele, które zostały wykryte za pomocą nowej metody jako należące do krawędzi i które nie zostały wykryte metodą Sobela. Znaczna ilość nowych pikseli, wykrytych jako należące do krawędzi na rysunkach *j* – *l* potwierdza efektywność zaproponowanego rozwiązania zagadnienia zwiększenia czułości wykrywania krawędzi.

Tabela 1
Porównanie metod wykrywania krawędzi

| | | |
|---|---|--|
|  <p>a)</p> |  <p>b)</p> |  <p>c)</p> |
|  <p>d)</p> |  <p>e)</p> |  <p>f)</p> |
|  <p>g)</p> |  <p>h)</p> |  <p>i)</p> |
|  <p>j)</p> |  <p>k)</p> |  <p>l)</p> |

5. Wnioski

Wykorzystując metody kontrastu lokalnego, oparte na wyznaczeniu kontrastu względnego, zdefiniowaliśmy prostą metodę wykrywania krawędzi, charakteryzującą się zwiększoną czułością względem poziomu różnicy jasności. Umożliwia ona wykrycie krawędzi, w przypadku, gdy różnica jasności jest minimalna, ze względu na zwiększoną czułość metody obliczania pochodnej wykorzystującej różnicę względne, a nie różnice absolutne. Opisaną metodę wykrywania krawędzi możemy stosować w bardziej skomplikowanych obliczeniowo metodach wykrywania krawędzi, jaką jest na przykład metoda Canny'ego, zamiast metody Sobela. Stwarza to nowe możliwości zwiększenia precyzyjności metod wykrywania krawędzi.

Literatura

- [1] Canny J., *A computational approach to edge detections*. IEEE Transactions on PAMI, vol. 8, No 6, 1986, 679–698.
- [2] Chien R.T., Jacobus C., Proc. of 3rd Intern. Joint Conf. on Pattern Recognition, 1976, 684–688.
- [3] Cytowski J., Gielecki J., Gola A., *Cyfrowe przetwarzani obrazów medycznych. Algorytmy. Technologie. Zastosowania*. AOW EXIT, Warszawa, 2008.
- [4] Gonzalez R.C., Woods R.E., *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 2002.
- [5] Kirsche R., *Computer determination on the constituent structure of biological images*. Computers and Biomedical Research, vol. 4, No 3, 1971, 315–328.
- [6] Malina W., Smiatacz M., *Cyfrowe przetwarzanie obrazów*. AOW EXIT, Warszawa, 2008.
- [7] Pratt W.K., *Digital Image Processing*. John Wiley & Sons, 2001.
- [8] Prewitt J.M.S., *Object enhancement and extraction*. [w:] B.S. Lipkin, A. Rosenfeld (red.), Picture Processing and Psychopictorics. Academic Press, New York, 1970.
- [9] Roberts L.G., *Machine perception of three-dimensional solids*. [w:] J.T. Tippet *et al.* (red.), Optical and Electro-Optical Information Processing. MIT Press, Cambridge, 1965, 159–197.
- [10] Sobel I., Feldman G., *A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing*. I. Sobel, G. Feldman // Presented at a talk at the Stanford Artificial Project in 1968. (oryginał w: Duda R., Hart P., *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons, 1973, 271–272).
- [11] Vorobel R.A., *Perception of the subject images and quantitative evaluation of their contrast based on the linear description of elements of contrast*. Reports of the Ukrainian Academy of Sciences, No. 9, 1998, 103–108.
- [12] Vorobel R., *Kernels for the evaluations of the image element contrast*. Information Extraction and Processing, vol. 11, No 87, 1997, 96–100.
- [13] Vorobel R., *Kontrast lokalny jako podstawa konstrukcji składowych wysoko-częstotliwościowych obrazu*. Automatyka (półrocznik AGH), t. 3, z. 3, 2003, 525–535.
- [14] Vorobel R., Stobińska M., *Dwuskładnikowy multiplikatywny model obrazu jako podstawa dla wzmacniania kontrastu*. 4-ta Ukraińsko-Polska konferencja Mechanika środowiska, metody informatyczne, symulacje, Lwów, 24–26 czerwca 2004 r., Cz. 2, 156–164.
- [15] Vorobel R., Stobińska M., *Histogram transformation using contrast as a function of visual perception*. [w:] A. Cader, L. Rutkowski, R. Tadeusiewicz, J. Zurada (red.), Artificial Intelligence and Soft Computing. AOW EXIT, Warszawa, 2006, 367–374.