

Karolina Chorzevska
Andrzej Felski
Akademia Marynarki Wojennej

DOPASOWYWANIE OBRAZÓW SONAROWYCH W OPARCIU O METODĘ INFORMACJI WZAJEMNEJ

STRESZCZENIE

Wśród wielu zagrożeń dla współczesnej żeglugi morskiej wymienia się między innymi zagrożenie terroryzmem. Na wodach płytkich może ono przyjmować postać zagrożenia Improvised Explosive Devices (IED) umieszczanymi na dnie z pokładów dowolnych jednostek, pojawiających się na akwenu w sposób niezauważalny dla kogokolwiek. Jednym z kierunków działań zmierzających do poprawy bezpieczeństwa w tym zakresie jest koncepcja hydroakustycznego systemu ochrony portów, torów wodnych i kotwicowisk. Zakłada ona możliwość szybkiego porównywania obrazów sonarowych z obrazami archiwalnymi, dając podstawy do wykrywania zmian na ochranianym akwenu, przy czym powszechna dostępność technik cyfrowych sugeruje wykonywanie takich poszukiwań w tej właśnie technologii. Porównywanie sonogramów metodami cyfrowej analizy obrazów wymaga w pierwszej kolejności przeprowadzenia ich prawidłowego automatycznego dopasowania. Automatyzacja procesu dopasowania obrazów otwiera dodatkowo perspektywy ich zastosowania w systemach nawigacji porównawczej. W artykule przedstawiono ujęcie tego zagadnienia w sposób właściwy dla technik wyszukiwania obrazów na podstawie zawartości (*Content-Based Image Retrieval* — CBIR). Wyznaczenie najlepszego dopasowania dwóch sonogramów przeprowadzono w oparciu o metodę maksymalizacji informacji wzajemnej.

Słowa kluczowe:

sonogram, cyfrowa analiza obrazu, wyszukiwanie na podstawie zawartości, dopasowywanie obrazów.

WSTĘP

Cyfrowa analiza obrazów wykonywanych w różnych technikach znajduje obecnie szerokie zastosowanie, również w wielu obszarach związanych z działalnością człowieka na morzu. Wśród najważniejszych i pręźnie rozwijających się wyliczyć

można nawigację porównawczą, rozpoznawanie obiektów czy pozyskiwanie informacji o budowie dna morskiego. Impulsem do prowadzenia prac związanych z analizą, porównywaniem i dopasowywaniem obrazów sonarowych była koncepcja opracowania hydroakustycznego systemu ochrony portu morskiego oraz wód przybrzeżnych, działającego w oparciu o porównywanie aktualnych obrazów sonarowych dna morskiego z obrazami bazowymi. Zakłada się, że na tej podstawie możliwe będzie stwierdzenie faktu obecności na dnie nowych, być może niebezpiecznych obiektów.

Aby obrazy mogły być porównane metodami cyfrowej analizy obrazu, najpierw muszą zostać dopasowane, inaczej mówiąc — nałożone na siebie. Czynność tę może wykonać operator, na przykład poprzez wskazanie punktów referencyjnych na dwóch dopasowywanych obrazach sonarowych [2], lub można do tego wykorzystać informacje z systemu pozycjonowania użytego podczas pozyskiwania obrazu sonarowego. Przedmiotem przedstawionych analiz jest poszukiwanie możliwości automatycznego wykonywania takiej operacji i uniezależnienie od dodatkowych urządzeń.

WYSZUKIWANIE OBRAZÓW NA PODSTAWIE ZAWARTOŚCI

Punktem wyjścia podczas opracowywania opisanej poniżej metody dopasowywania obrazów były techniki wykorzystywane w procesach wyszukiwania obrazów na podstawie zawartości (*Content-Based Image Retrieval* — CBIR). W latach siedemdziesiątych ubiegłego wieku zwrócono uwagę na problem opracowania metod wyszukiwania obrazów w bazach danych. Do pierwszych prac na ten temat można zaliczyć te, które zaprezentowano na konferencji ‘Database Techniques for Pictorial Applications’ w 1979 roku we Włoszech [3]. Wówczas wyszukiwanie obrazów opierało się głównie na analizowaniu opisów tekstowych. Tego typu rozwiązanie ma wiele wad, spośród których dwie są najistotniejsze, a mianowicie:

- opis taki musi zostać utworzony przez użytkownika, a więc proces wyszukiwania nie obejmuje nieopisanego obrazu;
- opis może być w mniejszym lub większym stopniu subiektywny i niepełny, co staje się przyczyną niezadowolających wyników podczas wyszukiwania.

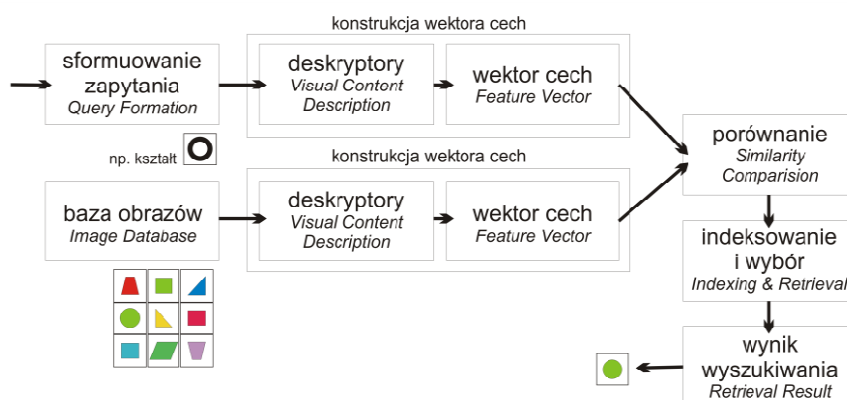
Lata dziewięćdziesiąte przyniosły dynamiczny rozwój i szeroką popularność różnego rodzaju zastosowań obrazów cyfrowych, od naukowych, przemysłowych i medycznych, poprzez sztukę i edukację, aż do rozrywki, włącznie z powszechnym udostępnianiem obrazów w Internecie. Spowodowało to konieczność zastanowienia

nad zmianą podejścia do metod wyszukiwania obrazów we wszelkiego typu bazach. Zasadniczą ideą stało się w pewnym sensie zbliżenie procesu wyszukiwania obrazu do sposobu wykonania tej czynności przez człowieka, czyli w oparciu o stronę wizualną, a nie subiektywny opis tekstowy.

Jednakże pozornie prosta dla człowieka czynność okazuje się nie być tak oczywistą z punktu widzenia techniki komputerowej i wymaga zastosowania każdorazowo specjalnej metody opracowanej dla danego przypadku. W tym celu wprowadza się pojęcie deskryptor (od łac. *descriptio* — opis). Czym są deskryptory obrazu? Deskryptorem nazywamy pewną wartość opisującą cechę danego elementu dla potrzeb katalogu lub systemu wyszukiwania. Funkcję deskryptorów w przypadku wyszukiwania obrazów mogą, dla przykładu, pełnić:

- kolor, wśród nich np. przestrzeń koloru (*Color Space*), momenty koloru (*Color Moments*), histogram (*Color Histogram*) [5], wektor spójności koloru (*Color Coherence Vector*), korelogram koloru (*Color Correlogram*) [1];
- tekstury, np. kontrast (*Contrast*), gruboziarnistość (*Coarseness*), kierunkowość (*Directionality*);
- kształt.

Ogólną ideę wyszukiwania obrazów na podstawie zawartości (CBIR) przedstawiono na rysunku 1.

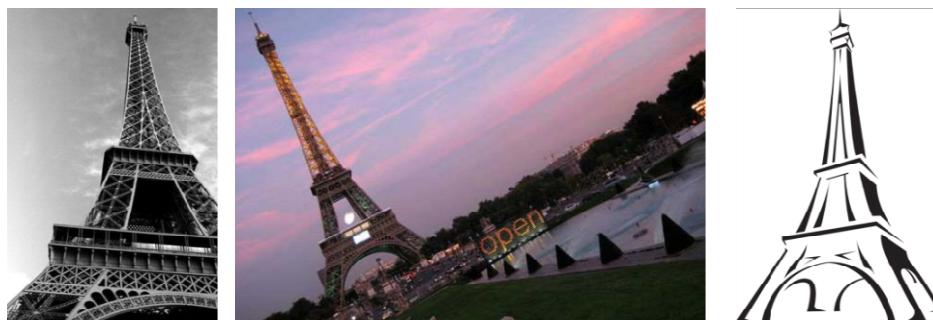


Rys. 1. Schemat wyszukiwania obrazu na podstawie zawartości

Źródło: opracowanie własne na podstawie F. Long, H. Zhang, D. D. Feng, *Fundamentals of Content-based Image Retrieval*, [w:] *Multimedia Information Retrieval and Management. Technological Fundamentals and Applications*, red. D. D. Feng, W. Siu, H. Zhang, Springer, 2003, http://www.cse.iitd.ernet.in/~pkalra/siv864/Projects/ch01_Long_v40-proof.pdf, dostęp 27.01.2012.

Dla każdego obrazu z bazy danych tworzony jest wektor cech (*Feature Vector*) zawierający informacje o wartościach poszczególnych deskryptorów obrazu (*Visual Content Description*). Pierwszym etapem procesu wyszukiwania jest sformułowanie zapytania (*Query Formation*). Zapytaniem może być podanie wartości lub zakresu wartości dla jednego lub kilku deskryptorów lub wskazanie obrazu, do którego wynik wyszukiwania ma być w określony sposób podobny. Dla obrazu wzorcowego wyznaczany jest, w taki sam sposób jak dla obrazów bazy danych, wektor cech. Następnie spośród wektorów cech obrazów bazy wybiera się te, które są najbardziej zbliżone do wektora wzorcowego. Odpowiadający im obraz lub obrazy są wynikami wyszukiwania. Niektóre systemy CBIR umożliwiają stosowanie sprzężenia zwrotnego, co oznacza, że po uzyskaniu wyników wyszukiwania użytkownik może wskazać najlepiej dopasowane, doprecyzowując tym samym kryteria wyszukiwania.

Wyżej wymienione przykłady należą do grupy deskryptorów niskiego poziomu (*Low Level Descriptors*). Są powszechnie stosowane, jednak nie zawsze wystarczające. Deskryptory wyższych poziomów mają za zadanie uwzględnić również warstwę znaczeniową obiektów na obrazie. Próba podniesienia deskryptorów na wyższy poziom, lepiej oddający zawartość informacyjną obrazu, spowodowała pojawienie się kolejnego problemu, tak zwanej luki semantycznej (*Semantic Gap*). W kontekście analizy obrazu jest to niezgodność pomiędzy informacją pochodzącą z procesu analizy obrazu a interpretacją zawartości obrazu przez użytkownika. Przykładem mogą być obrazy przedstawione na rysunku 2. Każdy, kto na nie spojrzy, bez trudu rozpozna na nich tę samą słynną budowlę. Jednak bardzo trudno byłoby znaleźć między zamieszczonymi tu ilustracjami silne korelacje, traktując te obrazy tylko jako zbiory barwnych pikseli.



Rys. 2. Przykład obrazów, dla których może wystąpić luka semantyczna w kontekście cyfrowej analizy

Źródło: <http://eiffeltowerfacts.org/>, <http://ieiffeltower.com/eiffel-tower-cartoon/>.

Pojawia się więc pytanie, w jaki sposób wybrać najbardziej zbliżone wektory cech? Oznaczmy przez P_Q obraz będący zapytaniem, a przez P_{DBi} i -ty obraz z przeszukiwanej bazy danych. Dla każdej pary $P_Q - P_{DBi}$ wyznacza się wartość zwaną metryką, która określa stopień podobieństwa między obrazami P_Q i P_{DBi} . Metryka może być na przykład odległością między wektorami cech obrazów P_Q i P_{DBi} . Proces wyszukiwania obrazów sprowadza się wówczas do znalezienia par o najmniejszych odległościach między wektorami cech (najmniejszych wartościach metryk). Istnieje wiele zależności pozwalających wyznaczyć odległość między wektorami. Do najpopularniejszych należą metryki Minkowskiego (wśród nich Euklidesowa, uliczna i Czebyszewa), kwadratowe (np. Mahalanobisa) czy metryki Bhattacharryya [7].

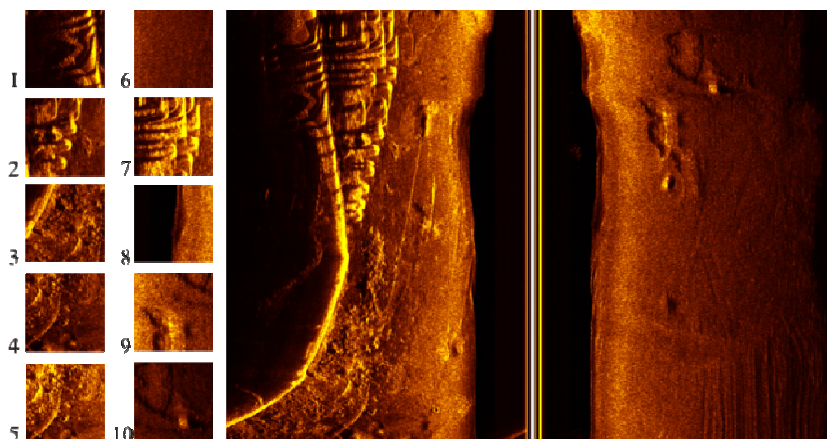
Metody działające w oparciu o wymienione wyżej metryki nazywamy minimaloodległościowymi. Należą do najprostszych, a jednocześnie bardzo popularnych metod stosowanych w CBIR. Jednak należy wyraźnie stwierdzić, że bardzo powszechnie stosuje się również metryki niebędące odległościami.

Duży potencjał metod wyszukiwania obrazów na podstawie zawartości, a także znaczna liczba problemów wciąż nierozwiązanych sprawiają, że CBIR jest jedną z najbardziej dynamicznie rozwijających się dziedzin cyfrowej analizy obrazu.

ZAŁOŻENIA PROPONOWANEJ METODY I JEJ ZWIĄZEK Z CBIR

Celem przedstawionej poniżej metody jest automatyczne dopasowanie fragmentu sonogramu dna do mozaiki obrazów sonarowych stanowiącej obraz bazy. W przykładach wykorzystano obrazy uzyskane w Basenie Marszałka Piłsudskiego portu w Gdyni za pomocą sonaru holowanego EdgeTech 272-TD, pracującego na częstotliwości 390 kHz, na zakresie 25 m. Obrazy bazy i porównywane wykonywane były przy stosowaniu różnych wartości wzmocnienia sygnału (zarówno *Gain*, jak i *TVG*¹), co w kontekście cyfrowej analizy obrazu skutkuje uzyskaniem zróżnicowanych wartości jasności pikseli dla tych samych obiektów na różnych obrazach. Podczas obliczeń nie uwzględniano jednak wpływu zniekształceń, w tym rotacji i skalowania, dopasowywanych obrazów. Obraz bazy, który został wykorzystany w czasie obliczeń oraz przykładowe jego fragmenty, przedstawiono na rysunku 3.

¹ TVG — *Time Variable Gain*.



Rys. 3. Obraz sonarowy i przykładowe jego fragmenty

Źródło: opracowanie własne.

Dopasowywane fragmenty obrazu są odpowiednikami zapytań (*Query*) w CBIR, natomiast bazę stanowią wycięte z mozaiki obrazy o wymiarach odpowiadających obrazowi-zapytaniu. W referowanych badaniach obrazy tworzące bazę wycinane są co jeden piksel w obu kierunkach. Próby wycinania obrazów co większą liczbę pikseli zmniejszały ilość obliczeń i skracały czas dopasowywania, jednak nie dawały zadowalających wyników. Aby zredukować liczbę wykonywanych operacji, zastosowano do obu obrazów wstępną redukcję danych, stanowiącą element przygotowania obrazów do procesu dopasowywania.

Obrazy sonarowe niosą informację o jasności pikseli odpowiadającej poziomości sygnału odebranego przez przetwornik sonaru. Zazwyczaj wyświetlane są w różnych paletach barwnych, wybieranych przez operatora wedle upodobań, ale mogą być również analizowane jako obrazy monochromatyczne. Za wyborem skali szarości przemawia też funkcjonalność wielu metod analizy i przetwarzania obrazów cyfrowych.

Metoda maksymalizacji informacji wzajemnej została przedstawiona w [8] jako narzędzie umożliwiające wyznaczenie współczynników transformacji afinicznych obrazu źródłowego. Poniżej przedstawiono próbę użycia tej metody (po pewnych modyfikacjach) do dopasowywania obrazów sonarowych.

ALGORYTM DOPASOWYWANIA OBRAZÓW

Dopasowywanie obrazów według przedstawionej tu metody przebiega w następujących etapach:

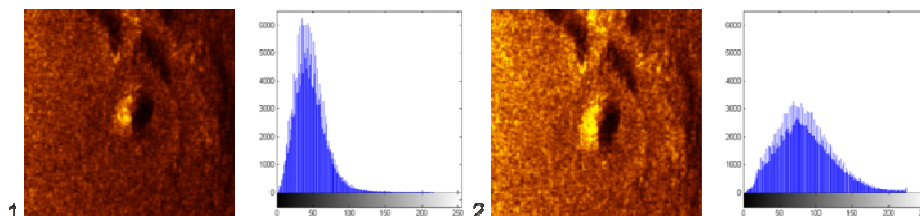
I. Etap pierwszy — przygotowanie obrazów (*pre-processing*):

1. Dopasowywanie histogramów porównywanego fragmentu i obrazu bazowego.
2. Redukcja danych.
3. Wycinanie obrazów tworzących bazę.

II. Etap drugi — dopasowywanie metodami CBIR:

1. Ekstrakcja cech.
2. Obliczanie wartości metryk.
3. Określenie lokalizacji porównywanego fragmentu na mozaice na podstawie najlepszej wartości metryki.

Zmiana wartości wzmocnienia podczas uzyskiwania sonogramu skutkuje zmianą wartości jasności pikseli w obrazie cyfrowym. Przykładem są obrazy przedstawione na rysunku 4. Zwiększenie wzmocnienia wiąże się z przesunięciem histogramu w kierunku większych wartości jasności.



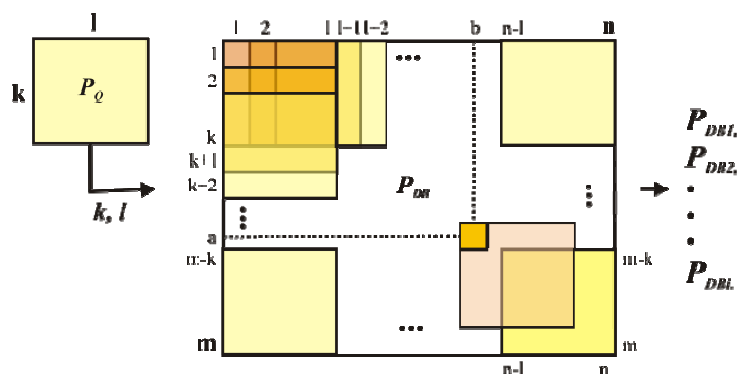
Rys. 4. Fragmenty sonogramów wykonanych na różnych wartościach wzmocnienia i ich histogramy

Źródło: opracowanie własne.

Aby zminimalizować ten efekt, przeprowadzono modyfikację wartości jasności obrazu dopasowywanego tak, aby jego histogram dostosować do histogramu mozaiki, z której utworzone zostaną obrazy tworzące bazę.

Następnie oba obrazy poddano procesowi redukcji danych. Proces ten polega na podziale obrazu na segmenty o określonej wielkości. Każdy z segmentów zastąpiony zostaje na obrazie wynikowym jednym pikselem o wartości jasności równej zaokrąglonej do części całkowitych średniej wartości pikseli tworzących segment. Redukcja danych pozwala ograniczyć ilość wykonywanych później obliczeń. Wielkość segmentu jest tak dobrana, aby nie doprowadzić do utraty informacji o znaczących echach na sonogramie.

Z mozaiki po redukcji danych wycinane są obrazy tworzące bazę danych. Schemat tego etapu dopasowywania przedstawiono na rysunku 5.



Rys. 5. Schemat tworzenia bazy obrazów na podstawie obrazu bazowego — mozaiki sonogramów

Źródło: opracowanie własne.

Każdy z wyciętych obrazów identyfikowany jest swoim położeniem na mozaice (współzrędnymi obrazowymi (a, b) piksela leżącego w górnym lewym rogu wyciętego obrazu). Do tych współrzędnych zostaną później przypisane wartości metryk i na ich podstawie odbędzie się wybór najlepszego dopasowania.

Oznaczmy w dalszym ciągu przez P_Q obraz będący zapytaniem, a przez P_{DBi} i -ty obraz z przeszukiwanej bazy. Obliczanie metryk dla poszczególnych par $P_Q - P_{DB}$ rozpoczęto od wyznaczenia entropii każdego z obrazów. Termin ten, zdefiniowany jako określona liczbowo ilość informacji, wprowadził C. E. Shannon w jednej ze swoich najważniejszych prac *A Mathematical Theory of Communication* [4, 6]. Dla wyznaczenia entropii zbioru n prawdopodobieństw p_1, p_2, \dots, p_n zaproponował on następującą zależność:

$$H = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2(p_i). \quad (1)$$

Można przyjąć, że prawdopodobieństwami p_i z powyższego wzoru są prawdopodobieństwa wystąpienia na obrazie pikseli o określonej jasności. Zakłada się wówczas, że wartość danego piksela nie zależy od wartości pikseli sąsiednich. Ogólnie takie założenie nie jest prawdziwe, zazwyczaj bowiem w różnego rodzaju obrazach cyfrowych (włączając w to sonogramy) występują korelacje przestrzenne. Pomijając jednak warstwę znaczeniową rozmieszczenia pikseli o poszczególnych jasnościach i koncentrując się tylko na ich wartościach i położeniu, można traktować wartość jasności piksela jak zmienną losową. Uproszczenie takie jest dość często stosowane w analizie obrazów cyfrowych, bowiem umożliwia „dostosowanie”

pewnych metod teorii informacji do specyficznego rodzaju danych, jakim jest zdigitalizowany obraz.

Odzwierciedleniem rozkładu prawdopodobieństwa wystąpienia określonej wartości jasności na obrazie cyfrowym jest histogram znormalizowany. Jego wyznaczenie polega na podzieleniu każdego słupka histogramu przez sumę jego wartości, czyli przez liczbę wszystkich pikseli na obrazie:

$$P(L) = \frac{1}{m \cdot n} H(L), \quad (2)$$

gdzie:

m, n — wymiary obrazu (w pikselach);

L — wartość jasności (luminancja) piksela;

$H(L)$ — histogram obrazu.

Uwzględniając powyższe, entropia obrazu będzie wyznaczana z zależności:

$$H_{P_Q} = - \sum_{i=1}^N P_i(L) \log_2 P_i(L). \quad (3)$$

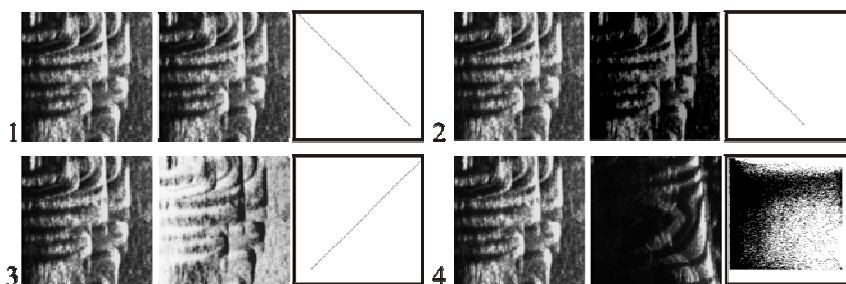
Wyznaczenie właściwej metryki, czyli unormowanej informacji wzajemnej, wymaga, oprócz znajomości entropii poszczególnych obrazów, obliczenia entropii ich histogramu wzajemnego. Analogicznie wykorzystano zależność:

$$H_{P_Q, P_{DB}} = - \sum_{i,j} P_{ij} \log_2 P_{ij}, \quad (4)$$

gdzie:

P_{ij} — znormalizowany histogram wzajemny.

Pod pojęciem histogramu wzajemnego będziemy rozumieli macierz o wymiarach N na N pikseli (gdzie N to liczba poziomów szarości, w tym wypadku 256). Na pozycji (x_H, y_H) tej macierzy wpisuje się liczbę przypadków, w których na jednym obrazie na określonej pozycji znajduje się piksel o wartości równej x_H , a na drugim obrazie na tej samej pozycji piksel o wartości y_H [8]. Przykłady par obrazów i ich histogramów wzajemnych (w płaszczyźnie x, y) przedstawiono na rysunku 6. Histogram wzajemny dwóch jednakowych obrazów ma formę linii prostej. Warto zwrócić uwagę na histogram wzajemny obrazu i jego negatywu. Pomimo zupełnie różnych wartości jasności poszczególnych pikseli, entropia histogramu wzajemnego będzie taka sama jak dla obrazów jednakowych.



Rys. 6. Przykłady histogramów wzajemnych: 1) dwóch jednakowych obrazów; 2) dwóch obrazów tej samej sceny o różnych zakresach jasności; 3) obrazu i jego negatywu; 4) dwóch różnych obrazów

Źródło: opracowanie własne.

Informację wzajemną (*Mutual Information*) wyznacza się z zależności:

$$MI = H_{P_Q} + H_{P_{DB}} - H_{P_Q P_{DB}}. \quad (5)$$

Po podzieleniu tej wartości przez entropię wzajemną otrzymuje się wartość znormalizowanej informacji wzajemnej (*Normalized Mutual Information*), czyli w kontekście przedstawianej tu metody — wartość metryki dla danej pary obrazów:

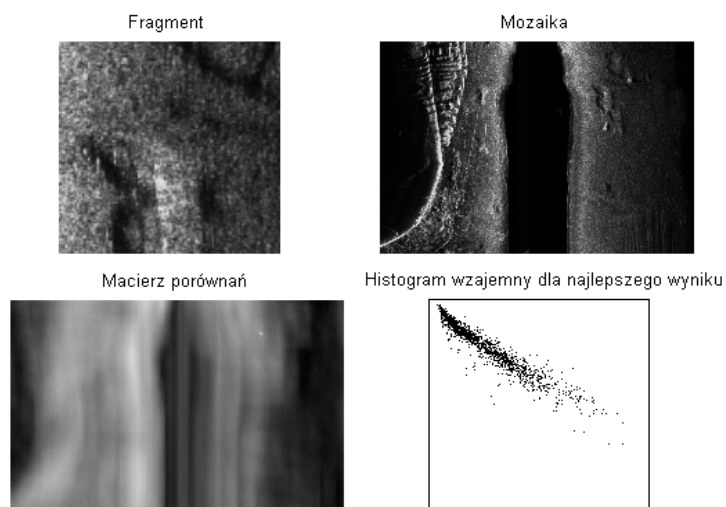
$$NMI = \frac{H_{P_Q} + H_{P_{DB}} - H_{P_Q P_{DB}}}{H_{P_Q P_{DB}}} = \frac{H_{P_Q} + H_{P_{DB}}}{H_{P_Q P_{DB}}} - 1. \quad (6)$$

Największa wartość metryki odpowiada w przedstawionej metodzie najlepszemu dopasowaniu obu obrazów.

UZYSKANE WYNIKI

Poniżej przedstawiono wyniki przeprowadzenia opisanych obliczeń dla dziesięciu przykładowych fragmentów z rysunku 3. Próbowano ustalić ich lokalizację na mozaice sonogramów, również przedstawionej na tym rysunku. Mozaika i fragmenty sonogramów wykonywane były na różnych wartościach wzmocnienia, jednak w takich zakresach, aby spełniały wymagania prawidłowo wykonanego obrazu sonarowego. Na rysunku 7. przedstawiono wyniki obliczeń wykonywanych z użyciem pakietu Matlab dla przykładowego fragmentu (nr 9 z rys. 3.). Macierz porównań przedstawia schematycznie wartości metryk (unormowanej informacji wzajemnej) w funkcji współrzędnych obrazowych. Jaśniejsze wartości pikseli odpowiadają większym wartościom

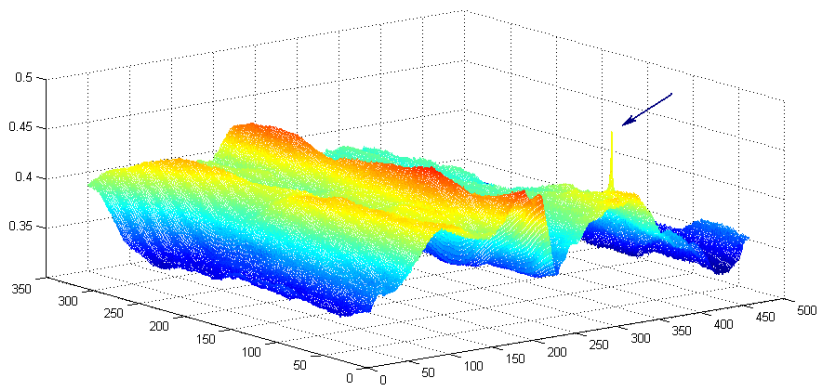
metryk, czyli lepszemu dopasowaniu. Histogram wzajemny pary obrazów daleki jest od linii prostej (inne wartości jasności odpowiadających sobie pikseli), jednak można na nim zauważyć wyraźną koncentrację wartości.



Rys. 7. Rezultaty obliczeń dla przykładowego fragmentu sonogramu

Źródło: opracowanie własne.

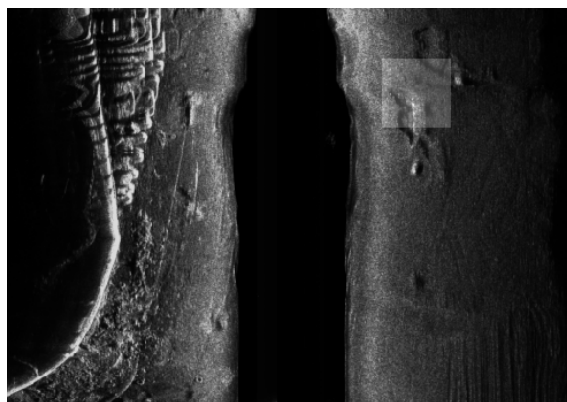
Wartości metryk w funkcji współrzędnych obrazowych (macierz porównań) można również przedstawić w formie trójwymiarowego wykresu funkcji dwóch zmiennych (rys. 8.). Strzałką zaznaczono największą wartość metryki odpowiadającą najlepszemu dopasowaniu.



Rys. 8. Wartości metryk w funkcji współrzędnych obrazowych

Źródło: opracowanie własne.

Na podstawie współrzędnych największej wartości metryki na macierzy porównań i wymiarów dopasowywanego obrazu wyznaczono obszar najlepszego dopasowania. Został on zaznaczony jaśniejszym kolorem na rysunku 9., przedstawiającym mozaikę po opisywanej wcześniej redukcji danych.

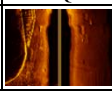
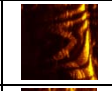

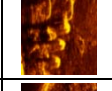
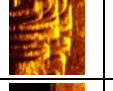
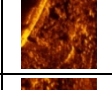
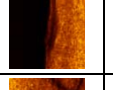
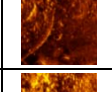
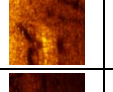
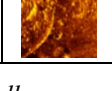
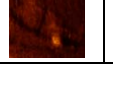


Rys. 9. Mozaika sonogramów z zaznaczonym dopasowanym fragmentem

Źródło: opracowanie własne.

Największa wartość metryki w powyższym przykładzie wynosi 0,48. Wyniki dla pozostałych obrazów z rysunku 3. przedstawiono w tabeli 1.

Tabela 1. Wyniki obliczeń dla przykładowych fragmentów sonogramów

	P_Q	Gain	NMI	Dopasowanie		P_Q	Gain	NMI	Dopasowanie
		-4 dB	-	-	-	-	-	-	-
1.		-2 dB	0,55	prawidłowe	6.		-6 dB	0,46	nieprawidłowe
2.		-6 dB	0,49	prawidłowe	7.		-2 dB	0,49	prawidłowe
3.		-6 dB	0,46	prawidłowe	8.		-2 dB	0,53	prawidłowe
4.		-6 dB	0,45	prawidłowe	9.		-2 dB	0,48	prawidłowe
5.		-2 dB	0,45	prawidłowe	10.		-6 dB	0,51	prawidłowe

Źródło: opracowanie własne.

Z przedstawionych przykładowych fragmentów tylko jeden nie został prawidłowo dopasowany do obrazu bazowego. Jednak takiego rodzaju fragment (bez charakterystycznych ech) byłby bardzo trudny do prawidłowego dopasowania również innymi metodami, na przykład poprzez wskazywanie punktów referencyjnych, szczególnie jeśli mozaika zawiera obraz większego obszaru dna bez silnych ech lub cieni akustycznych. Wydaje się, że w dalszych badaniach należałoby również ocenić niezbędny stopień zróżnicowania obrazów, przy którym podobne operacje nabierają sensu.

PODSUMOWANIE

Na podstawie przedstawionych powyżej wyników obliczeń można stwierdzić, że metoda dopasowywania sonogramów oparta na unormowanej informacji wzajemnej w większości przypadków daje zadowalające wyniki. Może z powodzeniem stać się punktem wyjścia do opracowania zasad dopasowywania obrazów uwzględniających bardziej złożone przypadki i silniejsze zniekształcenia.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Huang J. i in., *Image indexing using color correlogram*, 'IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition', Puerto Rico 1997, pp. 762–768.
- [2] Kopicki Ł., Szulc D., *Detekcja obiektów podwodnych w oparciu o cyfrową analizę obrazów sonarowych*, „Forum Nawigacji”, 2009, nr 1, s. 83–90.
- [3] Long F., Zhang H., Feng D. D., *Fundamentals of Content-based Image Retrieval*, [w:] *Multimedia Information Retrieval and Management. Technological Fundamentals and Applications*, red. D. D. Feng, W. Siu, H. Zhang, Springer, 2003, http://www.cse.iitd.ernet.in/~pkalra/siv864/Projects/ch01_Long_v40-proof.pdf, dostęp 27.01.2012.
- [4] Mazur M., *Jakościowa teoria informacji*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1970.
- [5] Sankowski D., Mosorov V., Strzecha K., *Przetwarzanie i analiza obrazów w systemach przemysłowych*, Wydawnictwa Naukowe PWN, Warszawa 2011.

- [6] Shannon C. E., *A Mathematical Theory of Communication*, 'The Bell System Technical Journal', 1948, Vol. 27, pp. 379–423, 623–656, <http://cm.bell-labs.com/cm/ms/what/shannonday/shannon1948.pdf>, dostęp 03.02.2012.
- [7] Tadeusiewicz R., Flasiński M., *Rozpoznawanie obrazów*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 1991.
- [8] Zieliński T. P., *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów. Od teorii do zastosowań*, Wydawnictwa Komunikacji i Łączności, Warszawa 2009.

MATCHING SONAR IMAGES BASED ON THE MUTUAL INFORMATION METHOD

ABSTRACT

Among many threats to the present maritime navigation the terrorism has risen to the rank of one of the most serious. In shallow waters there is a possibility of using the improvised explosive devices which can be placed on the seabed impromptu and imperceptible for anybody from deck of any watercraft or from a harbor quay. One of the proposals to improve the safety in this area is the idea of hydro acoustic surveillance system of ports, fairways and anchorages. It is based on the assumption that sonar images can be quickly compared with archived images leading to detecting changes in the waters protected. Widespread access to digital technologies suggests using them to deal with the problem mentioned. However, to compare sonograms with the digital picture analysis methods requires, first of all, their proper automatic adjustment. The automation of the image-matching process also opens perspectives for using it in systems based on the comparative navigation. The paper presents the approach to the issue based on Content-Based Image Retrieval (CBIR). The Mutual Information method is employed to best match two sonograms.

Keywords:

sonogram, digital image analysis, content-based image retrieval, image matching.