

**Wojciech JAMROZIK, Marek FIDALI**

POLITECHNIKA ŚLĄSKA, Wydział Mechaniczny Technologiczny, Katedra Podstaw Konstrukcji Maszyn,  
ul. Konarskiego 18a, 44-100 Gliwice

## Metody dopasowania termogramów i obrazów wizyjnych dla dynamicznie zmieniającej się struktury obserwowanej sceny

Mgr inż. Wojciech JAMROZIK

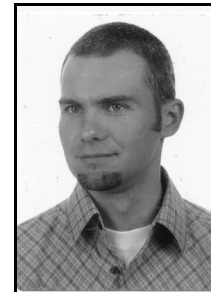
Absolwent Wydziału Mechanicznego Technologicznego Politechniki Śląskiej. Od 2007 uczestnik studiów doktoranckich w Katedrze Podstaw Konstrukcji Maszyn. Podstawowe kierunki prac badawczych obejmują metody diagnostyki technicznej i termowizji, przetwarzania, analizy i rozpoznawania obrazów oraz fuzji informacji niepewnej w diagnostyce maszyn i procesów.



e-mail: wojciech.jamrozik@polsl.pl

Dr inż. Marek FIDALI

Absolwent Wydziału Mechanicznego Technologicznego Politechniki Śląskiej. Od 2003 zatrudniony na stanowisku adiunkta w Katedrze Podstaw Konstrukcji Maszyn. Podstawowe zainteresowania i kierunki badań dotyczą metod diagnostyki technicznej, termowizji, metod przetwarzania i analizy sygnałów oraz obrazów, analizy modalnej, systemów pomiarowych a także wibro-akustyki.



e-mail: marek.fidali@polsl.pl

### Streszczenie

W artykule przedstawiono fragment wyników badań dotyczących wyboru metody dopasowania obrazów dla potrzeb ich dalszej fuzji. Poszukiwano metody pozwalającej na efektywne dopasowanie obrazów wizyjnych i termowizyjnych przedstawiających scenę o strukturze zmieniającej się w czasie. Ocenę jakości dopasowania przeprowadzono z zastosowaniem wybranych metryk jakościowych. Porównywano ze sobą różne metody. Wyniki oceny wskazują, że algorytmem dopasowania prowadzącym do uzyskania obrazu po fuzji o najlepszej jakości jest algorytm wykorzystujący mapy gradientów.

**Słowa kluczowe:** obraz termograficzny, obraz wizyjny, fuzja obrazów, dopasowanie obrazów.

### Registration methods for infrared and vision images representing dynamically changing scene

#### Abstract

In the paper the part of studies connected with search of an optimal image registration method suitable for further image fusion purposes is presented. The search was made for an infrared and visible light acquired image. Thermograms were taken by cameras working in mid (outdoor scene) and long infrared (welding arc). Degradation between images was connected mainly with translation between camera optical axes. Three registration methods were taken into consideration. They were based on cross correlation, maximization of mutual information as well as intensity and edge orientation information. Each method was used to register images from two sets. The aligned images were next aggregated with the multiscale discrete wavelet method. The registration quality was measured with objective quality metrics such as the root mean square error (RMSE), the peak signal to noise ratio (PSNR) and the universal image quality index (Q). The used metrics allow the comparison between the benchmark images registered manually and the considered images. The analysis of the obtained results leads to the statement that among the tested methods the one using simultaneously the area and feature information generates the best registration parameters. On the other hand, the practical usage of image fusion is strongly connected with amount of the time consumed for registration. Thus, the preregistration and assumption that only transitional differences between images are present influence the capability of each method applicability.

**Keywords:** thermogram, visible light image, image fusion, image registration.

## 1. Wstęp

Termografia w podczerwieni ze względu na możliwość zdalnego pomiaru i obrazowania rozkładu temperatur znalazła zastosowanie w wielu dziedzinach nauki i przemysłu. Obrazowanie w podczerwieni stosuje się w medycynie, wojskowości, służbach ratunkowych, energetyce, oraz w każdej dziedzinie gdzie obserwacja rozkładu temperatury pozwala na identyfikację anomalii cieplnych. W zależności o zawartości obserwowanej sceny obraz

termograficzny nie zawsze jest łatwy w interpretacji np. ze względu na różnice w kształcie i liczbie obrazowanych obiektów. Aby ułatwić analizę i wnioskowanie na podstawie termogramów razem z urządzeniami obrazującymi w podczerwieni integrowane są kamery światła widzialnego. Obrazy wizyjne rejestrowane jednocześnie z termogramami poza funkcjami dokumentacyjnymi stosowane są do lokalizacji anomalii cieplnych zidentyfikowanych na obrazach termowizyjnych. Dzięki rozwojowi metod przetwarzania i analizy obrazów, producenci kamer termowizyjnych oferują funkcjonalności kamer i oprogramowania pozwalające na łączenie (fuzję) obrazów wizyjnych i termowizyjnych. W wielu przypadkach stosowane metody ograniczają się do zgrubnego dopasowania geometrycznego obrazów i zapewnienia możliwości sterowania wzajemnym przenikaniem obrazów, co w większości zastosowań jest wystarczające i stanowi bardzo wygodne narzędzie przy jakościowej analizie obserwowanej sceny.

Łączenie obrazów nazywane również fuzją obrazów jest procesem pozwalającym na przedstawienie wspólnego fragmentu sceny, w taki sposób by powstały w jej wyniku obraz był w konkretnym zastosowaniu bardziej odpowiedni ze względu na ludzkie możliwości percepcyjne lub łatwość przetwarzania komputerowego.

Fuzja obrazów pozwala ograniczyć niepewność i informację nadmiarową w obrazie wynikowym przy jednoczesnym zachowaniu informacji relewantnej z obrazów wejściowych [1], co czyni ją niezwykle przydatnym narzędziem do zastosowania w systemach wizyjnych wykorzystujących układy automatycznego przetwarzania i analizy obrazów oraz wnioskowania. W procesie fuzji obrazów można wyróżnić dwie podstawowe fazy: dopasowanie obrazów i agregacja obrazów.

Dopasowanie obrazów ma na celu ustalenie wzajemnych relacji geometrycznych obrazów wejściowych, takich jak np. współczynników skali, translacji i rotacji. Agregacja obrazów to natomiast proces łączenia wstępnie dopasowanych obrazów wejściowych w jeden obraz wyjściowy. Istnieje wiele metod agregacji [2, 3]. Bazują one na pikselach obrazów, cechach obrazów i poziomie symbolicznym.

Wyniki procesu agregacji obrazów są bezpośrednio uzależnione od wyników dopasowania, dlatego proces dopasowania stanowi najważniejsze ogniwo całego procesu fuzji obrazów rzutujące na wyniki dalszej analizy obrazów. Całkowity błąd dopasowania obrazów jest jednym z najistotniejszych błędów wpływających na jakość obrazów otrzymanych w wyniku fuzji.

## 2. Dopasowanie obrazów multimodalnych

Proces dopasowania obrazów wydaje się być operacją prostą, jeśli rozpatrujemy obrazy pochodzące z urządzeń obrazowania o zbliżonych rozdzielczościach przestrzennych i polach widzenia, obserwujących nieruchomą scenę ze stałego punktu obserwacji i w tym samym zakresie pasma promieniowania elektromagnetycznego. Jak pokazują doświadczenia autorów dopasowanie

obrazów zarejestrowanych w różnych pasmach promieniowania (multimodalnych), przedstawiających scenę o treści zmieniającej się dynamicznie w czasie, wymaga stosowania bardziej zaawansowanych algorytmów dopasowania obrazów, reagujących w sposób dynamiczny na zmiany struktury obrazowanej sceny. Jako przykład sytuacji, w których scena zmienia się dynamicznie może posłużyć przykład cywilnych czy wojskowych systemów obserwacyjnych służących do lokalizacji i śledzenia obiektów (celów, rozbitków). W takich przypadkach dynamika struktury obserwowanej sceny wynika z ruchu środka transportu (np. helikoptera) ruchu głowicy obserwacyjnej i ruchu śledzonych obiektów. Podczas takiej obserwacji może dochodzić również do zmiany pola widzenia każdego z urządzeń obrazowania zamontowanych w głowicy. Innym przykładem może być obserwacja procesu np. spawania w trakcie, którego nieruchoma głowica obserwacyjna, składająca się z dwóch lub większej liczby kamer o różnych zakresach widmowych, rejestruje obrazy dynamicznie zmieniającego się łuku elektrycznego i np. przemieszczających się elementów łączonych.

W przypadku systemów multimodalnych, zarejestrowanych w różnych długościach promieniowania, poza dynamiką, na jakość dopasowania wpływają różnice w reprezentacji obrazów. Z jednej strony np. obiekty zarejestrowane przez urządzenie działające w zakresie promieniowania widzialnego (TV) przedstawiane są w postaci wartości poziomów jasności (poziomu szarości, koloru) a z drugiej strony możemy mieć np. do czynienia z obrazami rejestrowanymi w podczerwieni (IR), reprezentowane przez rzeczywiste wartości temperatur przedstawiane bardzo często z zastosowaniem odpowiedniej mapy kolorów.

Nie należy zapominać również, że poza dynamiką i multimodalnością, jakością procesu dopasowania obrazów (całkowity błąd dopasowania) zależy m.in. od:

- różnic w układach optycznych (ogniskowe, FOV),
- paralaksy,
- zniekształceń układów optycznych,
- winietowania,
- niejednorodności i zmian w oświetleniu sceny,
- różnic w rozdzielczości i sposobie formowania obrazu (przeplot),
- szumów wprowadzanych przez detektory.

Na rysunku 1 przedstawiono sekwencję obrazów po fuzji, w których dopasowanie obrazów zrealizowano w sposób uproszczony dobierając odpowiednie współczynniki przesunięcia, skali i obrotu. Można zauważyć, że błąd dopasowania zwiększał się w trakcie przemieszczenia się obiektu z centralnej części obrazu w kierunku jednego z jego narożników. Dodatkowo dostrzegalny jest wpływ obecności przeplotu jednej lub obu z zastosowanych kamer.



Rys. 1. Zagregowane obrazy IR i TV z widocznym przeplotem  
Fig. 1. Aggregated IR and TV images with visible interlace

## 2.1. Metody dopasowania obrazów

Obrazy rejestrowane w różnych pasmach promieniowania, w różnych warunkach przez różne urządzenia obrazowania mogą być degradowane na różne sposoby. Zaowocowało to opracowaniem rozmaitych metod dopasowania obrazów [6].

Uwzględniając informację będącą podstawą określania relacji geometrycznych, metody dopasowania obrazów mogą być podzielone na dwie grupy: obszarowe i oparte na cechach.

W przypadku obrazów multimodalnych, stosowanie metod obszarowych i opartych na cechach jest ograniczone. Metody obsza-

rowe mogą prowadzić do błędnych dopasowań kiedy obiekty widoczne na jednym z obrazów nie są widoczne lub mają inny kształt na drugim obrazie [4]. W drugim przypadku cechy wyznaczone dla jednego obrazu wyjściowego (np. wierzchołki, krawędzie niezależne od zmian poziomu luminacji obiektów reprezentowanych na obrazach), również mogą nie znaleźć odzwierciedlenia na innych obrazach. W wielu pracach [6, 9] opisano metody dopasowania obrazów multimodalnych z wykorzystaniem cech, które są możliwe do zidentyfikowania na wszystkich obrazach wejściowych, niezależnie od urządzenia, które posłużyło do ich rejestracji.

W trakcie badań nad efektywną fuzją obrazów IR i TV autorzy rozpatrywali i testowali różne metody. W artykule przedstawiono wyniki zastosowania 3 metod uznanych za interesujące z punktu widzenia dopasowania obrazów multimodalnych. Są to metody:

- korelacyjna (*corr*),
- maksymalizacji informacji wzajemnej (*mi*),
- wykorzystująca mapy gradientów (*grad*).

Metoda bazująca na wyznaczaniu korelacji wzajemnej jest złożona obliczeniowo. W metodzie tej miarą podobieństwa jest znormalizowana korelacja wzajemna, którą oblicza się dla par okien wybranych na obrazach IR i TV [7]. Okna o największej wartości miary podobieństwa są uznawane jako odpowiadające. W przypadku poszukiwania innych transformacji między obrazami, niż tylko translacyjne wymagane jest wykorzystanie algorytmu przeszukiwania w celu wyznaczenia korelacji pomiędzy obrazami.

Metoda maksymalizacji informacji wzajemnej [9] została opracowana na potrzeby dopasowania multimodalnych obrazów medycznych. Informacja wzajemna to statystyczna miara podobieństwa między zbiorami określonymi przez zmienne losowe o znanym rozkładzie prawdopodobieństwa. Informacja wzajemna (MI, ang. *mutual information*) jest definiowana jako:

$$MI(X, Y) = H(Y) - H(Y|X) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (1)$$

gdzie  $H(X)$  i  $H(Y)$  - oznaczają entropię Shannona odpowiednio obrazów  $X$  i  $Y$ ,  $H(X, Y)$  - oznacza łączną (produktywną) entropię obrazów  $A$  i  $B$ . Entropia obliczana jest z zależności:

$$H(X) = \sum_i p_i \log \frac{1}{p_i} = -\sum_i p_i \log p_i \quad (2)$$

gdzie  $p_i$  - oznacza prawdopodobieństwo wystąpienia w obrazie  $X$  piksela o danym poziomie szarości. Entropia łączna obliczana jest natomiast z zależności:

$$H(X, Y) = -\sum_{i,j} p(i, j) \log p(i, j). \quad (3)$$

gdzie  $p(i, j)$  - oznacza łączne prawdopodobieństwo wystąpienia piksela o danym poziomie szarości na obu obrazach  $X$  i  $Y$ , wyznaczone na podstawie ich łącznego histogramu.

Metoda wykorzystująca mapy gradientów [5] jest zbliżona do poprzednio omówionej metody maksymalizacji informacji wzajemnej. W tej metodzie zamiast histogramu 2D wyznaczany jest histogram 3D. Oprócz obrazów do wyznaczenia histogramu wykorzystywana jest mapa orientacji krawędzi (gradientów), wyznaczana z zależności:

$$o(\Delta\theta) = \frac{1 + \cos(2\Delta\theta)}{2} \quad (4)$$

gdzie  $\Delta\theta$  określa różnicę w kątach orientacji krawędzi wyznaczonych na obrazach  $X$  i  $Y$ .

Funkcja dopasowania definiowana jest zależnością:

$$E(X, Y) = H(X, Y, O) - [H(X) + H(Y) - H(X, Y)] \quad (5) \\ = H(X, Y, O) - MI(X, Y)$$

Poszukiwanie wartości maksymalnej funkcji celu odbywa się w sposób analogiczny do metody maksymalizacji informacji wzajemnej.

## 2.2. Ocena jakości dopasowania obrazów

Zastosowanie odpowiedniej metody dopasowania obrazów, wymaga weryfikacji poprawności jej działania. Ocena jakości dopasowania może przebiegać dwoma ścieżkami:

- subiektywną, kiedy działanie algorytmu dopasowania jest oceniany przez eksperta na podstawie wizualnej kontroli obrazów powstałych w wyniku fuzji,
- obiektywną, gdy działanie algorytmu dopasowania oceniane jest na podstawie liczbowych miar wyznaczanych dla obrazów wynikowych procesu agregacji.

Z pośród licznych metod oceny dopasowania obrazów [6] autorzy w swoich badaniach posłużyli się trzema metrykami, które pozwalają na ocenę jakości dopasowania na podstawie obrazu wzorcowego powstałego po fuzji. Wzorzec został opracowany w wyniku eksperymentów polegających na iteracyjnej zmianie parametrów translacyjnych i wizualnej ocenie uzyskanych wyników. Pierwszą z zastosowanych ocen to pierwiastek kwadratowy z sumy wariancji i kwadratu wartości średniej (*RMSE*, *Root mean square error*). Pozwala on na określenie stopnia podobieństwa pomiędzy obrazem testowanym a wzorcowym. Określany jest zależnością:

$$RMSE(X, Y) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (6)$$

gdzie  $X$  jest obrazem wzorcowym, a  $Y$  testowym. Im mniejsza wartość *RMSE* tym lepsza, jakość dopasowania.

Kolejna z zastosowanych ocen to szczytowy stosunek sygnału do szumu (*PSNR*, *peak signal to noise ratio*). Pozwala ona na określenie stosunku informacji relewantnej zawartej w obrazie wzorcowym do zakłóceń, które występują w obrazie testowym. *PSNR* definiowany jest wyrażeniem:

$$PSNR(X, Y) = 10 \log \frac{255^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (7)$$

Wartość *PSNR* wyrażana jest w decybelach. Wyższa wartość metryki informują o mniejszym stopniu zakłócenia obrazu testowego względem obrazu wzorcowego.

Ostatnia z proponowanych metryk to uniwersalny indeks jakości obrazu ( $Q$ , *Universal image quality index*) [8]. Metryka ta pozwala na określenie stopnia korelacji pomiędzy obrazami, podobieństwa luminancji oraz profili kontrastu, a wyznaczana jest z równania:

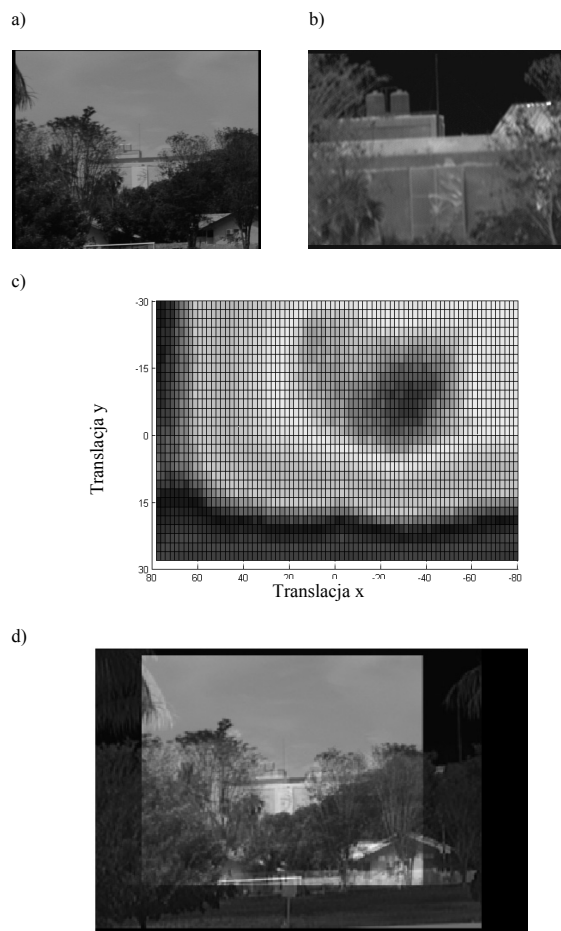
$$Q = \frac{4\sigma_{XY}\overline{X}\overline{Y}}{(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2)[(\overline{X})^2 + (\overline{Y})^2]} \quad (8)$$

gdzie  $\overline{X}$  i  $\overline{Y}$  to średnie wartości jasności obrazów wzorcowego i testowego,  $\sigma_X^2$  to wariancja obrazu wzorcowego,  $\sigma_Y^2$  wariancja obrazu testowego, a  $\sigma_{XY}$  to wariancja wzajemna obrazu wzorcowego i testowego.

## 3. Porównanie metod dopasowania obrazów multimodalnych

Przedmiotem badań autorów było wskazanie najlepszej metody dopasowania obrazów wizyjnych (TV) i termowizyjnych (IR) dla potrzeb ich dalszej fuzji. Rozpatrywano pary obrazów zarejestrowanych w trakcie dwóch odmiennych procesów w trakcie, których struktura sceny zmieniała się dynamicznie. W pierwszym przypadku obrazy pochodziły z głowicy obserwacyjnej do śledzenia ruchomych obiektów. W drugim przypadku wykorzystano obrazy

pochodzące z obserwacji procesu spawania. Wybór dwóch zestawów obrazów został przeprowadzony celowo ze względu na odmienne parametry urządzeń obrazowania.



Rys. 2. Przykład poszukiwania parametrów i wyników dopasowania  
 Fig. 2. Example of search of registration parameters and results

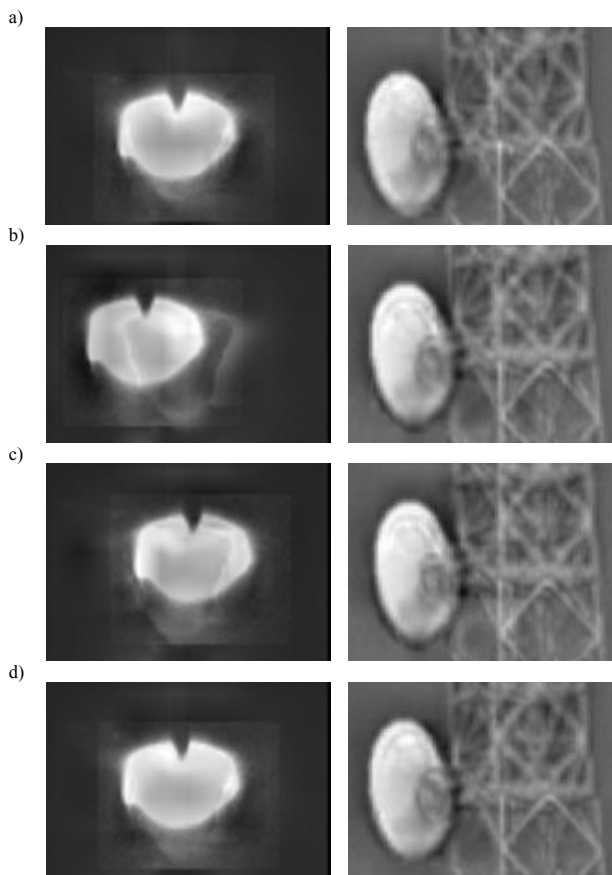
W głowicy obserwacyjnej zainstalowano kamery standardzie CCIR generujące obrazy wizyjne o rozdzielczości 756x581 i obrazy termowizyjne o rozdzielczości 384x256. Chłodzona kamera termowizyjna rejestrowała średniofalowe promieniowanie podczerwone w zakresie 3-5  $\mu\text{m}$ . Głowica obserwacyjna generowała obrazy różnych obiektów (ruchomych i nieruchomych) w przestrzeni otwartej w sposób ciągły. Obrazy rejestrowano z użyciem analogowego rejestratora wideo. Obiekty znajdowały się daleko od układu optycznego. Obrazy zarejestrowane przez głowicę obserwacyjną i wybrane do badań, przedstawiały maszt telekomunikacyjny, zabudowania, drzewa itp.

Obrazy przedstawiające proces spawania miały takie same rozdzielczości (640x480 pikseli) i pochodziły odpowiednio z kamery CCD i długofalowej niechłodzonej kamery termograficznej działającej w zakresie 7,5 - 14  $\mu\text{m}$ . Kamery umiejscowione były w przestrzeni zamkniętej w niewielkiej odległości (0,5m) od palnika spawalniczego. Pole widzenia obejmowało obszar łuku spawalniczego oraz jeziorka stopionego metalu.

Z pośród zarejestrowanych sekwencji obrazów wybrano pary obrazów wizyjnych i termowizyjnych, które poddano dopasowaniu z zastosowaniem wcześniej opisanych metod (por. rozdz. 2.1.). Należy zaznaczyć, że przed dopasowaniem z zastosowaniem wybranych algorytmów przeprowadzono dopasowanie wstępne. Operacja ta została wykonana w celu ograniczenia przestrzeni przeszukiwania parametrów dopasowania. Trzeba również wspomnieć, że obrazy wejściowe były względem siebie jedynie przesunięte wzdłuż osi pionowej oraz poziomej. Przykład rozkładu funkcji celu zdefiniowanej dla algorytmu wykorzystującego mapy gradientów dla wybranej pary obrazów TV (rys. 2a) i IR (rys. 2b)

zaprezentowano na rys. 2c. Obrazy dopasowane z zastosowaniem współczynników translacji, dla których otrzymano maksymalną wartość funkcji celu zagregowano i pokazano na rys. 2d.

Po dopasowaniu obrazy poddano agregacji wielkoskalowym algorytmem falkowym [10]. Agregacja polega na dekompozycji obrazów za pomocą przekształcenia falkowego, wyznaczeniu na każdym z poziomów dekompozycji wartości jasności pikseli obrazu wynikowego (wybór pikseli o największej maksymalnej wartości bezwzględnej), a następnie syntezy obrazu poprzez odwrotną transformację falkową. Przykłady obrazów po przeprowadzeniu fuzji z etapem dopasowania przeprowadzonego różnymi metodami zaprezentowano na rys. 3.



Rys. 3. Wyniki agregacji obrazów po dopasowaniu a) wzorzec, b) *corr*, c) *mi*, d) *grad*

Fig. 3. Image aggregation results after registration a) benchmark, b) *corr*, c) *mi*, d) *grad*

Tab. 1. Wyniki ocen testowanych metod dopasowania  
Tab.1. Results of tested image registration methods

	Proces spawania			Głowica obserwacyjna		
	<i>corr</i>	<i>mi</i>	<i>grad</i>	<i>corr</i>	<i>mi</i>	<i>grad</i>
<i>RMSE</i>	39,26	32,03	16,05	22,31	27,07	21,66
<i>PSNR</i>	16,28	18,05	24,05	21,19	19,51	21,45
<i>Q</i>	0,24	0,26	0,45	0,31	0,22	0,39

Wizualna ocena dopasowanych obrazów pozwala wstępnie stwierdzić, że metody *mi* i *gra* powodują niewielkie różnice w stosunku do obrazu wzorcowego. Metoda korelacyjna w przypadku obrazu łuku spawalniczego daje niesatysfakcjonujące wyniki, a dla obrazów obiektów zewnętrznych różnice są również zauważalne, lecz nie wpływają tak znacząco na wynik wizualnej oceny obrazu po fuzji.

Obiektywną ocenę metod dopasowania przeprowadzono z wykorzystaniem metryk opisanych powyżej (por. rozdz. 2.2.). Oceniano sekwencje obrazów składające się z 15 par obrazów TV i IR zarejestrowanych przez głowicę obserwacyjną oraz 40 par obrazów TV i IR zarejestrowanych w trakcie spawania. Uśrednione

wartości ocen obiektywnych zebrano w tab. 1. Analizując otrzymane wyniki można łatwo zauważyć, że żadna z metod nie umożliwia dopasowania obrazów w takim stopniu jaki uzyskano dla przy stosowaniu metody generującej obraz wzorcowe. Mimo to można stwierdzić, że spośród analizowanych metod najlepsze efekty daje algorytm bazujący na histogramie 3D i mapach gradientów, gdyż pozwala na wykorzystanie w procesie dopasowania informacji obszarowej, odnoszącej się do rozkładu poziomów jasności na obrazie, jak również geometrycznej opisanej rozkładem orientacji krawędzi.

#### 4. Wnioski

Wyniki prowadzonych badań wskazują, że z pośród wielu metod dopasowania obrazów tylko nieliczne wykazują dużą odporność na dynamiczne zmiany struktury sceny reprezentowanej przez dopasowywane obrazy. Najlepsze wyniki dopasowania otrzymano dla algorytmu wykorzystującego mapy gradientowe. Należy jednak pamiętać, że algorytmy pozwalające uzyskać dobrą jakość dopasowania są algorytmami nieoptymalnymi obliczeniowo z punktu widzenia zastosowania w wizyjnych systemach działających w czasie rzeczywistym. Z tego powodu, wykorzystanie fuzji obrazów w czasie rzeczywistym wiąże się z poszukiwaniem kompromisu między szybkością działania algorytmu a jego dokładnością. Algorytmem mogącym znaleźć zastosowanie w systemach wizyjnych czasu rzeczywistego może być np. bazujący na transformacie Fouriera-Mellina. Jak pokazują wyniki badań duży wpływ na szybkość działania algorytmu jest przeprowadzenie wstępnego dopasowania w oparciu o sztywno przyjęte wartości parametrów translacji, obrotu i skali.

Autorzy w trakcie badań, nie uwzględniali wpływu szumu, którego poziom jest wyższy w przypadku kamer niechłodzonych. Podwyższenie poziomu szumu może wpłynąć na jakość dopasowania szczególnie w przypadku metody gradientowej [3]. Filtracja obrazu na poziomie wstępnego przetwarzania obrazów może znacząco poprawić wyniki dopasowania. Ocena wpływu szumów na wyniki dopasowania będzie przedmiotem najbliższych badań autorów.

#### 5. Literatura

- [1] Goshtasby A., Nikolov S., Image fusion: Advances in the state of the art, Information Fusion, Volume 8, Issue 2, Special Issue on Image Fusion: Advances in the State of the Art, April 2007.
- [2] Rockinger, O., 1997: Image Sequence Fusion Using a Shift Invariant Wavelet Transform, Proceedings of the International Conference on Image Processing.
- [3] Lee J. H. and Kim Y. S. and Lee D. and Kang D. G. and Ra J. B., 2010: Robust CCD and IR Image Registration Using Gradient-Based Statistical Information, Signal Processing Letters, IEEE, vol.17, no.4, pp.347-350.
- [4] Irani M. and Anandan P., 1998: Robust multi-sensor image alignment, in Proc. Int. Conf. Computer Vision, pp. 959-966.
- [5] Kim Y. S. and Lee J. H. and Ra J. B., 2008: Multi-sensor image registration based on intensity and edge orientation information, Pattern Recognition, vol. 41, pp. 3356-3365.
- [6] Zitová B., Flusser J.: Image registration methods: a survey. Image and Vision Computing, vol. 21 (2003), 977-1000.
- [7] Heather J.P., Smith M.I.: Multimodal Image Registration with Applications to Image Fusion. 7th International Conference on Information Fusion, vol. 1 (2005).
- [8] Wang Z. and Bovik A. C.: A universal image quality index, IEEE Signal Processing Letters, Vol: 9 No: 3, March 2002.
- [9] Pluim J.P.W., Maintz J.B.A., Viergever M.A.: Mutual-information-based registration of medical images: a survey, Medical Imaging, IEEE Transactions on, vol.22, no.8, pp.986-1004, Aug. 2003.
- [10] Li S. T., Wang Y. N., 2000: Multisensor image fusion using discrete multivavelet transform, Proceedings of the 3rd International Conference on Visual Computing, Mexico City, Mexico.