
Rozpoznawanie układu dłoni w obrazach cyfrowych dla pary aktywnych konturów*

Włodzimierz Kasprzak¹, Piotr Skrzyński¹

Streszczenie

W pracy podano własne rozwiązanie dla problemu rozpoznawania układu dłoni w obrazie cyfrowym, które wykorzystuje metodę "aktywnego konturu" dla wyznaczenia pary konturów dłoni. Rozwiązanie problemu składa się z czterech etapów analizy obrazu: (1) analiza barwna obrazu i wykrycie maski dłoni, (2) detekcja konturu dłoni i obwódni śródręcza, (3) wyznaczenie cech funkcji różnicy odległości obu konturów od punktu referencyjnego, (4) interpretacja cech w terminach modelu dłoni. Opisywane rozwiązanie zostało zaimplementowane i pozwala na rozpoznawanie 21 znaków odpowiadających różnym położeniom dłoni i jej palców.

1. WPROWADZENIE

Rozpoznawanie obrazów zawierających ludzką dłoń stosowane jest w głównie kontekście komunikowania się człowieka z maszyną [12] i identyfikacji osób w biometrii [7], [11]. Celem niniejszej pracy jest zasadniczo zapewnienie robotowi usługowemu zdolności do odbierania komend dawanych przez człowieka ręką. Ograniczamy się do opisu "statycznych znaków", tzn. interpretacji układu dłoni w pojedynczym obrazie.

Jeśli przyjmiemy, że dłoń może być swobodnie rozmieszczona w obrazie a na tło w obrazie nie nałożymy zasadniczych ograniczeń to dla rozwiązania omawianego problemu potrzebny będzie dość złożony system analizy obrazu. Należy uwzględnić zagadnienia: detekcji obszaru zainteresowania [5], [14], wyznaczenia konturów obszaru dłoni [10], pomiaru cech konturu i obszaru [11] i interpretacji cech w terminach 3-wymiarowego modelu dłoni [12].

Metoda "aktywnych konturów" jest właściwym sposobem reprezentacji konturów obiektów o "deformowalnym" kształcie [2], [8]. Do takich obiektów należy zaliczyć dłoń ludzką, która może zmieniać kształt w zależności od liczby widocznych palców. "Aktywny kontur" jest parametrycznie zadaną krzywą, która posiada "stan równowagi" odpowiadający równoważeniu się oddziałujących na nią sił *wewnętrznych* i *zewnętrznych*, gdzie siła zewnętrzna zależy od gradientu funkcji obrazu.

W praktyce stosowanie metody aktywnego konturu napotyka na dwie trudności. Jeśli początkowy kontur jest zbyt odległy od rzeczywistego konturu w obrazie to iteracja zmian konturu pod wpływem działających sił może nie zbiegać do tego rzeczywistego rozwiązania [4]. W naszym rozwiązaniu stosujemy wstępną detekcję

*Praca jest finansowana przez grant MiNI: 4T11A 003 25.

¹Instytut Automatyki i Informatyki Stosowanej, Wydział Elektroniki i Technik Informatycznych, Politechnika Warszawska, ul. Nowowiejska 15/19, 00-665 Warszawa, W.Kasprzak@ia.pw.edu.pl

maski obiektu w celu ograniczenia wpływu gradientów pozostałego obszaru obrazu. Drugi problem polega na trudności "wnikania" aktywnego konturu w wąskie szczeliny w rzeczywistym konturze [1]. Dlatego zamiast tradycyjnego rozwiązania siły zewnętrznej, jako proporcjonalnej do gradientu funkcji obrazu, stosujemy jej zależność od wektorowego pola gradientowego (GVF), przy obliczeniu którego uwzględniamy warunek ciągłości, zaproponowany w pracy [13].

Zmiana wag sił sterujących aktywnym konturem prowadzi do uzyskania różnych konturów końcowych, jeśli widoczne są palce dłoni. Ta obserwacja jest podstawą naszego rozwiązania w zakresie wyznaczania cech i ich interpretacji w terminach modelu dłoni. Wyznaczamy parę aktywnych konturów a następnie 1-wymiarową funkcję różnic odległości punktów obu konturów od środka jednego z nich. Następnie możemy na różne sposoby wyznaczyć wektor cech tej krzywej [9]. W naszym rozwiązaniu istotna jest liczba i względne położenia lokalnych maksimów tej funkcji.

Celem rozpoznania układu dłoni jest określenie czy dłoń jest ustawiona w pionie czy w poziomie, czy jest widoczna jej wewnętrzna czy zewnętrzna strona, ile palców jest widocznych i które z nich są widoczne. Nasze rozwiązanie składa się z czterech głównych etapów analizy obrazu: (1) analiza barwna obrazu i wykrycie maski dłoni, (2) detekcja konturu dłoni i obwiedni śródreżca, (3) wyznaczenie cech funkcji różnicy odległości obu konturów od punktu referencyjnego, (4) interpretacja cech w terminach modelu dłoni.

2. DETEKCJA MASKI DŁONI

Ten pierwszy etap krok ma na celu szybką, wstępną detekcję obiektu w obrazie wystarczająco przypominającego dłoń, o wystarczająco dużych rozmiarach, ale nie wypełniającego obrazu w całości, tak, aby widoczne były wszystkie szczegóły obiektu. Etap wstępnej detekcji oparty est na analizie barw w obrazie. Przestrzeń barw YC_bC_r dobrze nadaje się do przeprowadzenia wykrywania kolorów o barwie ludzkiej skóry. Składowe C_b i C_r niosące informacje o kolorze przyjmują wartości ze stosunkowo wąskich przedziałów i bardzo zbliżonych dla kolorów skóry różnych ras.

Po przekształceniu obrazu wejściowego RGB do obrazu YC_bC_r dokonujemy normalizacji składowych barw C_b i C_r względem jasności - doprowadzamy do jednolitej wartości średniej $Y = 128$ dla wszystkich pikseli. Np. dla $Y > 128$:

$$\begin{bmatrix} Y_{norm} \\ C_{b_{norm}} \\ C_{r_{norm}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 128 \\ (C_b - 128) * 128 / Y + 128 \\ (C_r - 128) * 128 / Y + 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Jeżeli maska dłoni w obrazie wystarczająco dobrze obejmuje rzeczywisty obszar to w histogramie dla znormalizowanej składowej koloru uzyskujemy wyraźny i wąski przedział dla maksimum, lokujący się dla C_b wokół 95 a dla C_r - wokół 145. Jeśliby zamiast rąk umieścić w tym obszarze biały papier, to położenie maksimów przesunie się i przy idealnej kalibracji poziomu bieli powinno ono wynosić po 128 dla C_b i C_r . Inne podejścia do normalizacji kolorów dotyczą regularyzacji rozkładów gęstości rozkładu kolorów lub jasności [3].

3. AKTYWNY KONTUR

Model aktywnych konturów jest zdefiniowany jako iteracyjna modyfikacja krzywej powodująca minimalizację energii związanej z tą krzywą i obrazem otoczenia. Energia ta zależna jest od kształtu krzywej i jej umiejscowienia na obrazie. Lokalne minima owej energii odpowiadają pewnym własnościom poszukiwanego obrazu - ostatecznemu kształtowi pożądanej krzywej lub konturu. Zwykle aktywny kontur jest krzywą parametryczną, $\mathbf{p}(s), s \in [0, 1]$. W dyskretnej reprezentacji aktywnego konturu posługujemy się sekwencją punktów $p_i = (x_i, y_i)$, $(i = 0, \dots, n-1)$ i łączących je segmentów linii $L_i = [p_i, p_{i+1}]$. Obliczamy dyskretny funkcjonal energii konturu jako sumę energii we wszystkich punktach tej krzywej.

Po inicjalizacji konturu - zwykle wewnątrz lub na zewnątrz docelowego kształtu - w iteracyjny sposób minimalizowany jest ten funkcjonal energii. Optymalizacja energii odpowiada równowadze sił: *wewnętrznej*, *zewnętrznej* i (czasem) dodatkowej *siły stałej*.

Siła wewnętrzna wynika z aktualnego kształtu konturu, a siła zewnętrzna - z własności obrazu albo jakiegoś wyższego poziomu interpretacji informacji obrazu. Siła wewnętrzna obliczana jest jako ważona suma siły *elastyczności* (odpowiada za ciągłość krzywej) i *szywności* (zapobiega nadmiernemu zginaniu krzywej). Zadaniem siły zewnętrznej jest przyciąganie punktów kontrolnych krzywej do lokalnych maksimów energii obrazu, np. do linii, krawędzi i zakończeń.

3.1. Gradientowe pole wektorowe GVF

Standardowym sposobem obliczania energii zewnętrznej E_{zew} aktywnego konturu jest potraktowanie jej jako energii potencjalnej. Możemy wyznaczyć łączną energię jako sumę kwadratów wartości funkcji obrazu $I(x, y)$ po punktach konturu:

$$E_{zew} = K_0 \cdot \sum_{i=0}^{n-1} E_{zew}(i) = K_0 \cdot \sum_{i=0}^{n-1} [I(x_i, y_i)]^2, \quad (2)$$

gdzie K_0 jest współczynnikiem skalującym. Odpowiednia funkcja zewnętrzna działająca na i -ty punkt konturu jest obliczana jako: $(F_{zew}(i) = -\nabla E_{zew}(i))$.

W naszym rozwiązaniu uzależnimy siłę zewnętrzną od pola wektorów gradientów (GVF) [13], czyli gęstego pola wektorowego, $\mathbf{v}(x, y) = [u(x, y); v(x, y)]$, uzyskanego z obrazu dzięki minimalizacji pewnego funkcjonału energii z zastosowaniem rachunku wariacyjnego. Omawiany funkcjonal ma podobną postać do funkcjonału stosowanego w celu wyznaczenia mapy ruchu elementów w sekwencji obrazów [6]:

$$\mathcal{E} = \int \int \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 \cdot |\mathbf{v} - \nabla f|^2 dx dy, \quad (3)$$

gdzie $f(x, y) = \nabla I(x, y)$ jest obrazem gradientowym a μ jest wagą. Dzięki elementowi tego funkcjonału, stanowiącemu warunek ciągłości pola wektorowego, uzyskujemy w rozwiązaniu dodatkowe siły przyciągania krzywej do krawędzi w obszarach jednorodnych. To pozwala na lepsze "wnikanie" krzywej w szczeliny niż w sytuacji braku

takich sił obliczanych bezpośrednio dla obszarów jednorodnych. Minimalizacja funkcjonału $\mathcal{E}$ prowadzi do pary równań liniowych różniczkowych Eulera dla każdego punktu obrazu:

$$\mu \nabla^2 u (u - f_x) (f_x^2 + f_y^2) = 0, \quad (4)$$

$$\mu \nabla^2 v (v - f_y) (f_x^2 + f_y^2) = 0, \quad (5)$$

gdzie ∇^2 jest operatorem Laplace'a. Powyższe równania ukazują, że w obszarach jednorodnych obrazu (gdzie $I(x, y)$ jest stałe) drugi składnik obu równań jest równy zero ponieważ gradient jest zerowy ($f(x, y) = 0$). Zatem u i v dla tych obszarów będą zdefiniowane przez równania Laplace'a, a wynikowa mapa GVF jest interpolowana z brzegów obszaru, odzwierciedlając swego rodzaju rywalizację pomiędzy wektorami brzegowymi. To wyjaśnia dlaczego GVF posiada wektory skierowane do wklęsłości mapy krawędziowej.

3.2. Siły wewnętrzne

Energia wewnętrzna E_{wew} składa się z dwóch składników:

$$E_{\text{wew}} = E_{\text{elastycz}} + E_{\text{sztywn}}. \quad (6)$$

Energia wewnętrzna konturu pozwala kontrolować jego elastyczność i sztywność. Całkowitą energię *elastyczności* konturu aproksymujemy kwadratem jego długości:

$$E_{\text{elastycz}} = K_1 * \sum_{i=0}^{n-1} |p_i - p_{i-1}|^2, \quad (7)$$

gdzie K_1 jest współczynnikiem skalującym.

Siła *elastyczności* dąży do skracania wzajemnych odległości pomiędzy punktami krzywej. Energia *sztywności* jest proporcjonalna do sumarycznego kwadratu "zakrzywień" konturu w jej punktach kontrolnych:

$$E_{\text{sztywn}} = K_2 * \sum_{i=0}^{n-1} |p_{i-1} - 2p_i + p_{i+1}|^2, \quad (8)$$

gdzie K_2 jest współczynnikiem skalującym. Siła *sztywności* konturu dąży do zmniejszenia jego zakrzywienia, tzn. do prostowania przebiegu konturu bez zmniejszania jego długości. Siły elastyczności i sztywności otrzymujemy jako gradienty odpowiednich energii mierzonych w punktach kontrolnych konturu ($\mathbf{F} = -\nabla E$).

W wyniku iteracji zmian konturu osiągnany jest końcowy stan stabilny odpowiadający równowadze wszystkich sił:

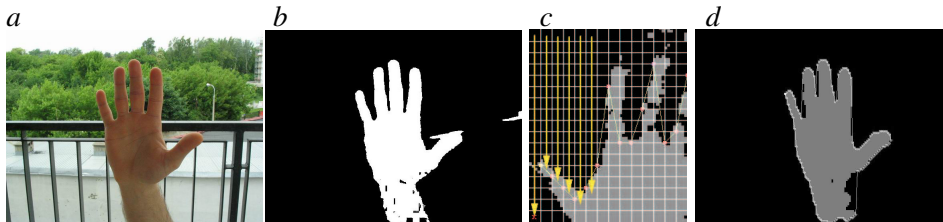
$$\mathbf{F}_{\text{wew}} + \mathbf{F}_{\text{zew}} = 0 \quad (9)$$

W kroku iteracji dla każdego punktu kontrolnego p_i stosujemy parę równań modyfikujących jego położenie:

$$x_i = x_i + \alpha \cdot F_{\text{elastycz}}(X, i) + \beta \cdot F_{\text{sztywn}}(X, i) + \gamma \cdot F_{\text{zew}}(X, i) \quad (10)$$

$$y_i = y_i + \alpha \cdot F_{\text{elastycz}}(Y, i) + \beta \cdot F_{\text{sztywn}}(Y, i) + \gamma \cdot F_{\text{zew}}(Y, i) \quad (11)$$

gdzie α, β, γ są wagami a $F(X, i)$ i $F(Y, i)$ oznaczają składowe siły wzdłuż osi X i Y , obliczone dla punktu kontrolnego p_i .



Rys. 1. Etapy detekcji początkowego aktywnego konturu: *a* - obraz wejściowy, *b* - maska koloru skóry, *c* - skanowanie kolumn w celu detekcji kolejnych punktów konturu, *d* - wynikiem jest dobrze określony początkowy kontur

3.3. Inicjalizacja aktywnego konturu

Korzystamy z obrazu binarnego otrzymanego po detekcji koloru skóry w obrazie wejściowym. Obraz ten jest dzielony na klaster o rozmiarze 4x4 piksele. Te klaster są przeglądane najpierw kolumnami od lewej do prawej, kolejno w kolumnach od góry do dołu obrazu (rys. 1). Jeśli w kolumnie znajdzie się klaster z ustaloną procentową zawartością pikseli białych, wyznaczony zostaje kolejny punkt kontrolny aktywnego konturu o współrzędnych lewego górnego piksela takiego klastera. Przeszukiwanie danej kolumny uznajemy za zakończone i przechodzimy do kolumny następnej. Poszukiwanie takich klasterów pikseli w kolejnych kolumnach zostaje zakończone, kiedy w aktualnej kolumnie nie zostanie wykryty żaden klaster spełniający warunek zawartości białych pikseli, a poprzednio takie kolumny były.

Następnie obraz przeglądany jest "wstecz" rozpoczynając od kolumny, na której zatrzymała się pierwsza część algorytmu. Teraz przeszukujemy kolumny od prawej do lewej, a klaster w kolumnach od dołu do góry. Punkty kontrolne ustalane są we współrzędnych dolnego prawego narożnika klastera spełniającego warunek zawartości pikseli odpowiadających kolorowi skóry. Podobnie jak wyżej, przeszukiwanie w kolumnach kończy się wtedy, jeśli algorytm trafi na kolumnę, w której żaden klaster nie spełnia warunku minimalnej ilości pikseli białych.

Tym samym utworzony został początkowy kontur. Nie mamy gwarancji, że ten kontur dobrze odpowiada rzeczywistemu obiektowi. W szczególności przy "trudnym" tle, tzn. zawierającym obszary o kolorze zbliżonym do ludzkiej skóry, możemy uzyskać początkowe kontury o dość dużym stopniu zniekształcenia.

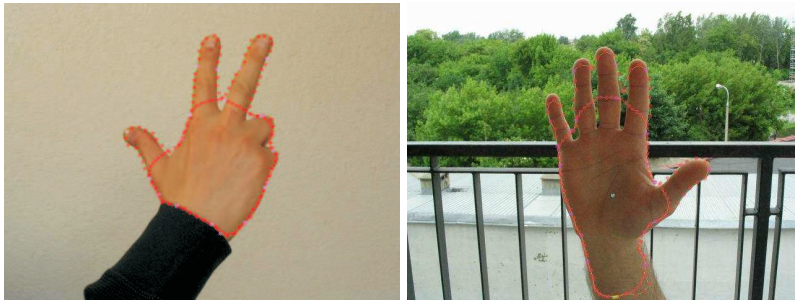
3.4. Wewnętrzny i zewnętrzny kontur dłoni

Oba aktywne kontury inicjowane są na tę samą krzywą początkową, wyznaczoną powyżej. Pierwszym aktywnym konturem poszukujemy konturu dłoni wraz z ewentualnymi widocznymi wyprostowanymi palcami, wobec tego parametr sterujący siłami energii obrazu powinien mieć relatywnie dużą wartość. Dla obrazów o wymiarach 640×480 pikseli użytych do opracowania wyników, gdzie dłoń zajmuje około 7-20% całej powierzchni obrazu, przyjęta wartość współczynnika $\gamma = 0.6$. Współczynniki sterujące siłami energii wewnętrznej krzywej ustalone zostały na $\alpha = 0.8$ i $\beta = 0.1$.

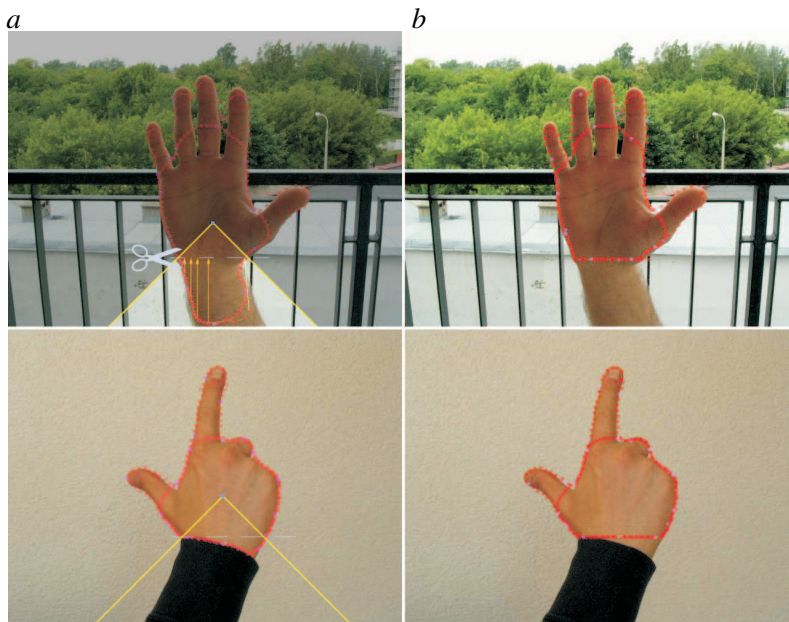
Drugi aktywny kontur zainicjowany w tym samym miejscu rozwiązujemy poszukując części środkowej dłoni bez palców. Ponieważ stanowi ona stosunkowo dużą

płaszczyznę - w porównaniu z wąskimi palcami - należy zmniejszyć wpływ energii obrazu w rozwiązywaniu tak, aby aktywny kontur pominął palce. Dla obrazów testowych przyjęta została wartości współczynnika $\gamma = 0.15$. W takim przypadku dominujące stają się siły elastyczności, które spowodują zacieśnienie się konturu tak, że przesunie się on po wąskich długich obszarach odpowiadających palcom i ustabilizuje się na dużej jednolitej powierzchni środkowej części dłoni.

Otrzymane w ten sposób dwa kontury ograniczają obszary obrazu, których różnicę stanowią obszary zawierające wyprostowane palce. W dalszej części pracy przyjmujemy, że kontur obwiedni części środkowej dłoni będzie konturem wewnętrznym, a kontur całej dłoni - konturem zewnętrznym (rys. 2).



Rys. 2. Typowe wyniki detekcji pary aktywnych konturów



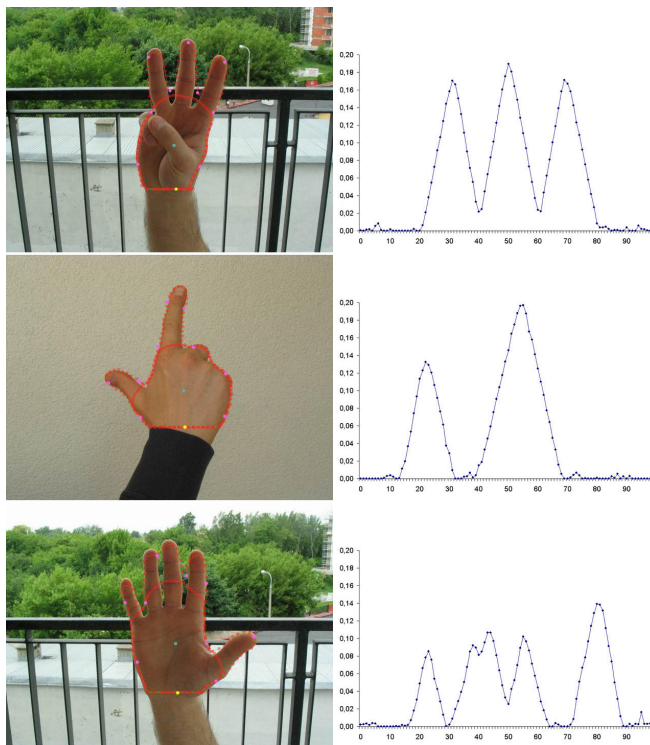
Rys. 3. Obcięcie zbędnego fragmentu konturu odpowiadającego części przedramienia: *a* - wyznaczenie trójkąta obcięcia, *b* - wynikowe kontury

3.5. Przetwarzanie końcowe konturów

Wyznaczamy punkt środka masy konturu wewnętrznego a następnie wyznaczamy obszar obrazu (wnętrze kąta ostrego) ograniczony dwiema pół-prostymi, $y = x$ i $y = -x$, wyprowadzonymi z tego punktu w kierunku dolnej krawędzi obrazu (rys. 3). Wszystkie punkty kontrolne obu konturów, zawierające się w tym obszarze, przesuwamy do góry do najwyższego z tych punktów i "zacieśniamy" je wewnątrz wyznaczonego obszaru. Ewentualne punkty kontrolne znajdujące się poza wyznaczonym obszarem, ale leżące poniżej punktów zawierających się w nim przesuwamy do góry (nie zmieniając współrzędnej x), tak aby dolna krawędź obu konturów tworzyła poziomą linię prostą. Na koniec dokonujemy interpolacji punktów kontrolnych obu konturów (zachowując ich ilość), tak aby otrzymać punkty równo odległe od siebie.

4. OPIS PARY KONTURÓW

W poprzednim etapie uzyskaliśmy dwa powiązane ze sobą kontury: obrys dłoni (kontur zewnętrzny) i obrys śródreżca (kontur wewnętrzny). Następnym etapem jest wyznaczenie cech 1-W funkcji różnicy odległości pomiędzy odpowiadającymi sobie punktami obu konturów (rys. 4).

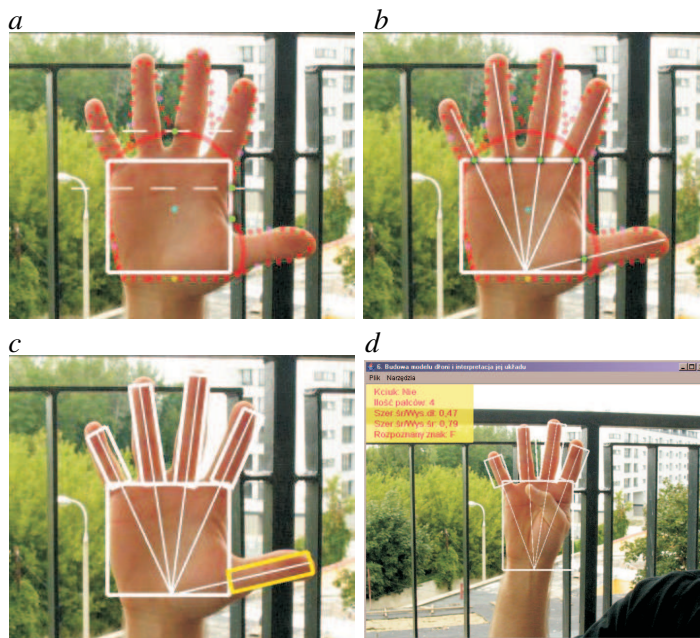


Rys. 4. Przykład układów dłoni, znalezionych par konturów i odpowiadających im postaci 1-wymiarowej funkcji różnicy odległości

1. Wyznaczamy punkt środka masy konturu wewnętrznego.
2. Konstruujemy funkcję różnicy odległości obu konturów od środka masy. Funkcja opisująca kształt odnalezionych konturów oraz relację między nimi zdefiniowana jest jako różnica odległości krzywej zewnętrznej i odległości krzywej wewnętrznej od punktu środka masy konturu wewnętrznego. Równomierny rozkład punktów kontrolnych na konturze dłoni uzyskujemy dzięki operacji interpolacji.
3. Normalizujemy długość 1-W funkcji, odpowiadającej różnicy odległości obu konturów. Normalizacja polega na dzieleniu wartości funkcji przez długość konturu wewnętrznego, który mówi o wielkości środkowej części dłoni.
4. Wyznaczanie cech geometrycznych 1-W funkcji odległości. Są nimi położenia maksimów i minimów funkcji, ale możliwe jest też zastosowanie cech statystycznych lub częstotliwościowych. W 1-W funkcji odległości poszukiwane są takie maksima lokalne, które posiadają wystarczająco dużą wartość i szerokość. Dzięki normalizacji liczby elementów i długości konturu możliwe jest empiryczne dobranie wartości progów mających uniwersalne zastosowanie - próg amplitudy wynosi 0.05, a próg szerokości - 10% długości całego konturu.

5. INTERPRETACJA OPISU DŁONI

Wykryte cechy funkcji różnicy odległości konturów pozwalają na wyznaczenie instancji 3-wymiarowego modelu dłoni (rys. 5).

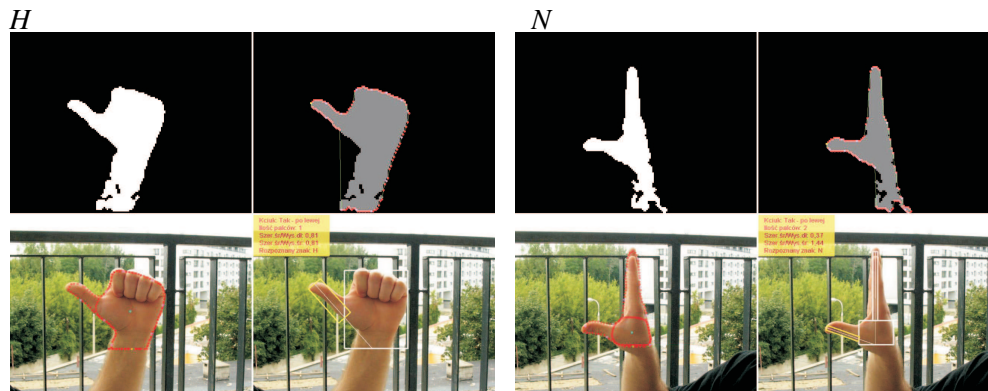


Rys. 5. Wykryta instancja dłoni i interpretacja w terminach komendy (znaku): *a* - wyznaczenie śródręcza, *b* - wyznaczenie palców, *c* - wyznaczenie kciuka, *d* - interfejs użytkownika aplikacji z końcową prezentacją i opisem wyników

Niejawny model dłoni składa się z prostopadłościanu reprezentującego śródreżce i z 5 walców reprezentujących palce. Najpierw lokalizujemy położenie śródreżca na podstawie środków ciężkości konturów i położenia wewnętrznego konturu (rys. 5a). Następnie lokalizujemy palce - łączymy punkty konturu zewnętrznego odpowiadające maksimum lokalnym 1-w funkcji z rzutem środka masy na przeciwległy bok śródreżca (rys. 5b). Kciuk wykrywany jest dzięki temu, że punkt przecięcia jego prostej z najbliższym bokiem prostokąta śródreżca położony jest poniżej środka masy (rys. 5c). Widok czółowy lub boczny dłoni wynika z wartości relacji wysokości-do-szerokości prostokąta dla śródreżca.

6. ILUSTRACJA TESTÓW

W sposób eksperymentalny zweryfikowaliśmy zdolność naszego rozwiązania do rozróżnienia 21 opisów układu dłoni [7]. Przykłady niektórych wyników pośrednich analizy podano na rys. 6.



Rys. 6. Niektóre wyniki pośrednie detekcji liter H i N

7. PODSUMOWANIE

Pokazano sekwencję algorytmów analizy obrazu prowadzącą do interpretacji ułożenia dłoni i liczby widocznych palców jako 21 możliwych znaków. Wykorzystanie w tej metodzie dwóch aktywnych konturów dla wyznaczania cech dłoni pozwoli na jej dogodne rozszerzenie dla rozwiązania problemu śledzenia układu dłoni w sekwencji obrazów i interpretacji sekwencji położeń w kategoriach dynamicznych znaków.

LITERATURA

- [1] A. J. Abrantes, J. S. Marques. A class of constrained clustering algorithms for object boundary extraction. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 5, No.

- 11, 1996, s. 1507–1521.
- [2] M. O. Berger. Snake growing. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 427, 1990, s. 387–396.
 - [3] D. Chai, K. N. Nagan. Face Segmentation Using Skin Color Map In Videophone Applications. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 9, No. 4, 1999, s. 551–564.
 - [4] L. D. Cohen, I. Cohen. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 11, 1993, s. 1131–1147.
 - [5] C.-S. Fu, W. Cho, S. K. Essig. Hierarchical colour image region segmentation for content-based image retrieval system. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 1, 2000, s. 156–162.
 - [6] B. K. P. Horn, B. G. Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, Vol. 17, 1981, s. 185–203.
 - [7] W. Kasprzak, P. Skrzyński, A. F. Okazaki. *Sekwencja metod do identyfikacji osoby na podstawie analizy obrazu dłoni*. Raport badawczy IAIS-06-01, Instytut Automatyki i Informatyki Stosowanej Politechniki Warszawskiej, Warszawa, 2006.
 - [8] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 18, No. 1, 1988, s. 321–331.
 - [9] H. Kauppinen, T. Seppanen, M. Pietikainen. An Experimental Comparison of Autoregressive and Fourier-Based Descriptors in 2D Shape Classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 2, 1995, s. 201–207.
 - [10] S. Osher, N. Paragios (Editors). *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics*. Springer Verlag, New York, 2003.
 - [11] R. Sanchez-Reillo, C. Sanchez-Avila, A. Gonzalez-Marcos. Biometric Identification through Hand Geometry Measurements, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 10, 2000, s. 1168–1171.
 - [12] J. M. Rehg, T. Kanade. Digit Eyes: Vision-Based Human Hand Tracking. *Report CMU-CS-93-220*, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 1993.
 - [13] C.-Y. Xu, J. L. Prince. Snakes, Shapes and Gradient Vector Flow. *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 7, No. 2, 1998, s. 359–369.
 - [14] D. Yining, B. S. Manjunath, H. Shin. Colour image segmentation. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference*, Vol. 2, 1999, s. 2446–2451.

PALM RECOGNITION IN DIGITAL IMAGES USING A PAIR OF ACTIVE CONTOURS

We propose an approach to hand sign interpretation in image that is based on active contour tracking. We can decompose our approach into 5 steps: a color-based skin pixel detection, a double hand contour detection, the localization of fingers and palm (the hand description generation), the detection of a final position (with respect to considered signs) and finally, the interpretation of a single position or a sequence of positions in terms of a hand sign. We employ a double active contour-based finger and palm localization in the image and a subsequent interpretation in terms of signs. As a final result, 21 different signs are recognized, that correspond to hand positions (i.e. the visibility of palm, fingers and thumb).