



Politechnika Łódzka
Wydział Elektrotechniki i Elektroniki
Instytut Elektroniki



mgr inż. Piotr M. Szczypiński

Streszczenie rozprawy doktorskiej pt.:

**Modele deformowalne
do ilościowej analizy i rozpoznawania
obiektów w obrazach cyfrowych**

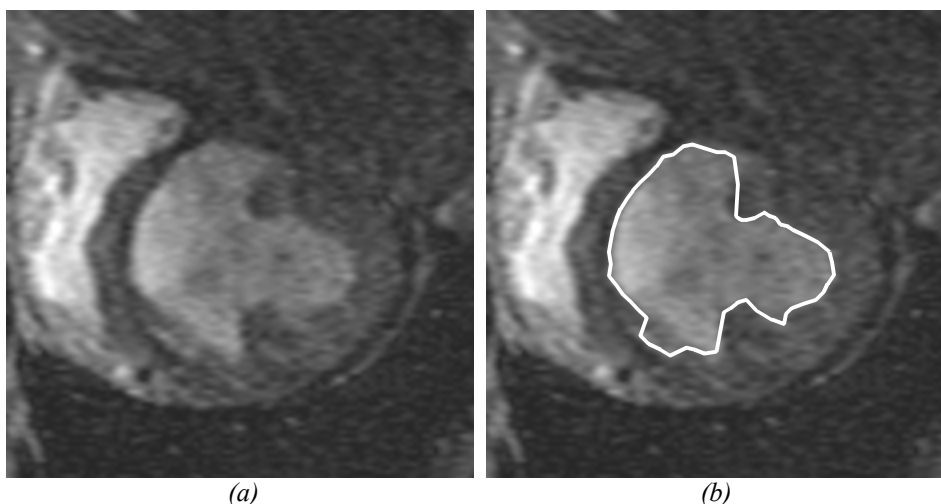
**Deformable models for quantitative analysis
and object recognition in digital images**

Promotor: prof. dr hab. Andrzej Materka

Łódź 2000

Wstęp

W czasie ostatniego półwiecza nastąpił gwałtowny rozwój elektroniki, szczególnie w zakresie technologii układów scalonych i technik cyfrowych. Powstały i rozwinęły się urządzenia pozwalające na sekwencyjne, szeregowe przetwarzanie danych cyfrowych – komputery. W ciągu ostatniego dziesięciolecia znacznie udoskonalono technologię wytwarzania cyfrowych układów scalonych. Spowodowało to istotne zwiększenie szybkości pracy komputerów i znacząco zmniejszyło ich koszt. Jeszcze kilka lat temu wiele algorytmów komputerowych wymagało zastosowania kosztownych maszyn liczących. Dziś są one implementowane na stosunkowo tanich komputerach domowych. Wraz z rozwojem technologii komputerowej opracowywane są coraz bardziej złożone algorytmy przetwarzania danych. Wciąż udoskonalane są układy równoległego przetwarzania danych, tworzone na wzór biologicznych struktur neuronowych mózgu. Ich rozwój pozwoli prawdopodobnie na budowę przyrządów rozpoznających obrazy i podejmujących na tej podstawie decyzje w sposób podobny do postępowania człowieka. Jak dotąd, istniejące technologie i znane metody analizy obrazów są wciąż dalekie od ludzkich możliwości, które stanowią wzór dla kierunków rozwoju tych metod.



Rysunek 1. Wyznaczanie obrysu lewej komory serca na obrazach tomograficznych rezonansu magnetycznego: obraz oryginalny (a) oraz obraz z zaznaczonym obrysem (b).

Metody analizy obrazów cieszą się wciąż wzrastającym zainteresowaniem ze względu na różnorodność zastosowań, coraz większe możliwości oraz malejące koszty realizacji. Są one wykorzystywane do rozpoznawania otoczenia i przedmiotów w robotyce, ilościowej analizy obrazów w badaniach medycznych i naukowych, w przemysłowej kontroli jakości, a także mają zastosowania militarne służąc do identyfikacji i śledzenia obiektów (np.: pojazdów, okrętów, samolotów, żołnierzy, itp.).

Jedną z grup metod analizy obrazów są metody pozwalające na wyodrębnianie i rozpoznawanie obiektów uwidocznionych w obrazach cyfrowych. Przez obiekt rozumiany jest tu fragment obrazu przedstawiający określony przedmiot zainteresowania. Może to być np. obszar w obrazie biomedycznym odpowiadający określonemu organowi pacjenta (rysunek 1). W robotyce może to być fragment obrazu przedstawiający element przeznaczony do montażu, znajdujący się na taśmie produkcyjnej, który należy znaleźć, zidentyfikować, określić położenie i uchwycić, odpowiednio sterując ramieniem robota.

Nowym podejściem do problemu wyodrębniania i rozpoznawania obiektów w analizie obrazów cyfrowych jest zastosowanie matematycznych modeli geometrycznych o

deformowalnej (elastycznej) strukturze. Modele te są umieszczane w przestrzeni obrazu. Ich zadaniem jest dopasowanie swego kształtu do geometrii znajdującego się w obrazie obiektu, umożliwienie wyznaczenia jego obrysu, położenia, orientacji, rozmiarów, a także innych cech umożliwiających scharakteryzowanie i rozpoznanie tego obiektu. Problematyka badawcza przedstawiona w niniejszej pracy dotyczy ulepszenia i opracowania nowych modeli o deformowalnej strukturze, porównania ich z tradycyjnymi metodami analizy obrazów oraz zbadania możliwości ich zastosowań w różnych dziedzinach.

Cele i tezy pracy

Celem badań było opracowanie efektywnych metod analizy obrazów z wykorzystaniem modeli deformowalnych, zbadanie skuteczności opracowanych metod na podstawie wyników analizy wybranych obrazów cyfrowych oraz udowodnienie następujących tez:

1. Modele deformowalne pozwalają na prawidłowe rozpoznawanie obiektów zniekształconych oraz na określenie stopnia tego zniekształcenia,
2. Modele deformowalne stosowane do śledzenia poruszających się obiektów przedstawionych w sekwencji obrazów cyfrowych pozwalają na określenie ich położenia, orientacji i odległości od obserwatora,
3. Rozpoznawanie i określanie położenia obiektów w obrazie cyfrowym za pomocą modeli deformowalnych, przy użyciu procesorów sekwencyjnych, wymaga krótszego czasu przetwarzania w porównaniu do metod tradycyjnych.

Metody i narzędzia badawcze

Metodami badawczymi stosowanymi w niniejszej pracy były analiza matematyczna, symulacja komputerowa oraz weryfikacja eksperymentalna. Stosując zasady analizy matematycznej wyprowadzono równania matematyczne i opracowano algorytmy analizy obrazów z zastosowaniem modeli deformowalnych. Algorytmy te sprawdzono eksperymentalnie przeprowadzając komputerową analizę wybranych obrazów cyfrowych. Porównano wyniki tych analiz z wynikami uzyskiwanymi za pomocą tradycyjnych metod analizy obrazów. W badaniach wykorzystano program „Siatki” napisany przez autora niniejszej pracy, w którym zaimplementowano proponowane metody oraz komercyjne programy edycji i przetwarzania obrazów.

W badaniach wykorzystano obrazy cyfrowe pochodzące z różnych źródeł. Analizie poddano obrazy serca, w których przedmiotem analizy był kształt lewej komory serca, pochodzące z ultrasonografu i tomografu rezonansu magnetycznego. Obrazy przedstawiają przekroje serca w różnych fazach jego pracy i w różnych przekrojach. Inną grupę stanowiły obrazy rentgenowskie ziaren pszenicy pochodzących z różnych partii, przedstawione w różnych rzutach, obrazy ziaren kukurydzy oraz innych ziaren o różnym kształcie i wielkości. Badaniom poddano także serie obrazów przedstawiające poruszające się obiekty. Posłużyły one do przeprowadzenia eksperymentów polegających na śledzeniu obiektu za pomocą modelu deformowalnego. W testach wykorzystano również specjalnie przygotowane rysunki oraz obrazy będące wynikiem syntezy komputerowej.

Układ pracy

W pierwszym rozdziale omówiono charakterystyczne cechy obrazów będących przedmiotem analizy, przedstawiono czemu ma służyć analiza oraz zaprezentowano problemy wymagające rozwiązania. Rozdział pierwszy zawiera także krótki przegląd tradycyjnych metod analizy obrazów cyfrowych, stosowanych dotychczas do rozwiązywania kwestii poruszanych w pracy. Omówiono w nim wady, zalety i zakres zastosowań tych metod. Opisano podstawowe pojęcia dotyczące obrazów cyfrowych oraz ich przetwarzania i analizy, będące podstawą dalszych rozważań.

W rozdziale drugim scharakteryzowano znane z literatury prace w dziedzinie teorii i zastosowania modeli deformowalnych w analizie obrazów. Przedstawiono definicje i metody postępowania stosowane w analizie obrazów za pomocą modeli aktywnego konturu, deformowalnej powierzchni oraz deformowalnego wzorca (siatki). Omówiono zalety i wady modeli opisywanych w dostępnej literaturze.

W dwóch następnych rozdziałach przedstawiono wyniki własnych prac związanych z udoskonaleniem istniejących modeli deformowalnych i opracowaniem nowych modeli. W rozdziale trzecim wyprowadzono równania wykorzystywane w procesie analizy obrazów przy użyciu aktywnego konturu, a także zaprezentowano dwa nowe modele aktywnego konturu pozwalające na bardziej efektywną i dokładniejszą analizę w przypadku obiektów o specyficznych kształtach. W rozdziale czwartym zawarto wyprowadzenia równań analizy obrazów z zastosowaniem deformowalnych siatek. Przedstawiono tu również oryginalną metodę obliczania tzw. naprężeń w strukturze modelu na podstawie stopnia jego geometrycznych odkształceń oraz metodę sekwencyjnej analizy z zastosowaniem siatek o różnym stopniu elastyczności. Zaprezentowano też aplikację wykorzystującą deformowalną siatkę i aktywny kontur do określenia stopnia uszkodzenia analizowanych obiektów. Omówiono zalety wprowadzonych rozwiązań. Ponadto, przedstawiono nowy model deformowalnej siatki trójkątnej, w której zmodyfikowano schemat wewnętrznej struktury połączeń.

W rozdziale piątym przedstawiono przykłady zastosowań omawianych modeli deformowalnych w analizie obrazów biomedycznych, takich jak: ultrasonograficzne i tomograficzne obrazy serca, obrazów rentgenowskich ziaren zbóż, a także specjalnie przygotowanych obrazów testowych. Porównano jakość otrzymanych wyników analiz oraz szybkość ich uzyskiwania za pomocą modeli deformowalnych oraz tradycyjnych metod analizy obrazów.

W ostatnim rozdziale rozważono możliwość implementacji algorytmu analizy obrazów za pomocą modeli deformowalnych w cyfrowym układzie elektronicznym. Zaproponowano strukturę układu z potokowym przetwarzaniem danych i wykazano, że może ona być zrealizowana w dostępnych dziś na rynku układach programowalnych.

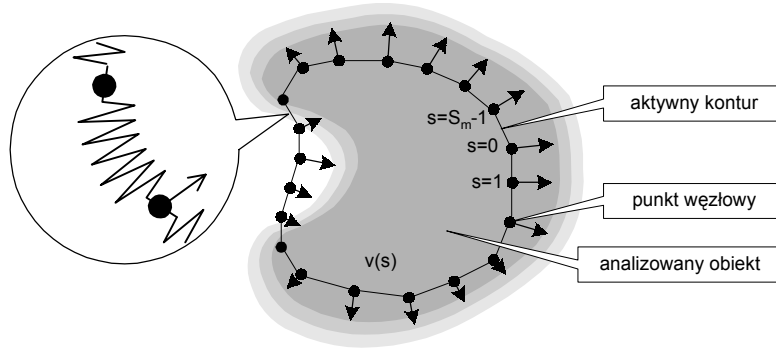
Aktywny kontur

Aktywny kontur jest matematycznym modelem deformowalnej krzywej, wykonanej z abstrakcyjnego, elastycznego materiału, który reaguje na odkształcenia jednocześnie jak guma i sprężysty drut. Krzywa znajduje się w dwuwymiarowym środowisku zewnętrznego pola tworzonego przez lokalne właściwości obrazu. W implementacji komputerowej wykorzystuje się dyskretny model aktywnego konturu, w którym składa się on z połączonych kolejno punktów węzłowych s tworzących łamaną (rysunek 2). Dopasowanie modelu jest procesem

iteracyjnym (kolejne iteracje oznaczono przez t). Proces ten polega na zmianie położenia punktów węzłowych \mathbf{v} (1), powodującej minimalizację tzw. energii wewnętrznej modelu (2). Składnikami tej energii są energie cząstkowe oddziaływania obrazu E_p , sprężystości E_i oraz składnik E_e pozwalający uwzględnić pewną wiedzę a-priori o kształcie poszukiwanej linii brzegowej.

$$\mathbf{v}(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) \quad (1)$$

$$E_S = \sum_{s=0}^{S_m} [E_i(\mathbf{v}(s)) + E_e(\mathbf{v}(s)) + E_p(\mathbf{v}(s))] \quad (2)$$



Rysunek 2. Ilustracja koncepcji metody aktywnego konturu zastosowanej do detekcji granicy obiektu.

Składnik E_i zdefiniowany jest równaniem membrany (3), które dla celów modelu aktywnego konturu można zapisać w postaci dyskretniej (4).

$$E_i(\mathbf{v}(s)) = \tau \left| \frac{d\mathbf{v}(s)}{ds} \right|^2 + \rho \left| \frac{d^2\mathbf{v}(s)}{ds^2} \right|^2 \quad (3)$$

$$E_i(\mathbf{v}(s)) = \tau [\mathbf{v}(s+1) - \mathbf{v}(s)]^2 + \rho [\mathbf{v}(s+1) - 2\mathbf{v}(s) + \mathbf{v}(s-1)]^2 \quad (4)$$

W pracy przyjęto metodę minimalizacji energii E_S z wykorzystaniem równania ruchu (5), które poddano dyskretyzacji w dziedzinie czasu i przetworzono do postaci (6). W tej metodzie, poszczególnym punktom węzłowym przyporządkowana jest masa m . W ciągu procesu dopasowania punkty węzłowe poruszają się pod wpływem wektora tzw. siły \mathbf{F} , wytracając energię kinetyczną w abstrakcyjnym środowisku o lepkości określonej parametrem l . Siłę \mathbf{F} dla pojedynczego punktu węzłowego można wyznaczyć jako zanegowaną wartość gradientu energii E_S obliczanego w przestrzeni obrazu (7).

$$m \frac{\partial^2 \mathbf{v}(s, t)}{\partial t^2} + l \frac{\partial \mathbf{v}(s, t)}{\partial t} = \mathbf{F}(s, t) \quad (5)$$

$$\mathbf{v}(s, t) = \frac{\mathbf{F}(s, t-1) + m(2\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}(s, t-2)) + l\mathbf{v}(s, t-1)}{m+l} \quad (6)$$

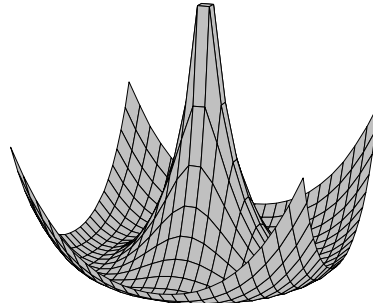
$$\mathbf{F}(s) = -\nabla E_S(s) \quad (7)$$

Wektor siły \mathbf{F} można przedstawić jako sumę składowych \mathbf{F}_p , \mathbf{F}_i oraz \mathbf{F}_e , które funkcjonalnie odpowiadają zanegowanym gradientom sum składowych energii, odpowiednio E_p , E_i oraz E_e .

Składową \mathbf{F}_p zdefiniowano jako ważoną sumę dwóch składników. Pierwszy składnik z wagą ξ_i zależny jest od wartości J określającej jasność obrazu w miejscu, w którym znajduje się punkt węzłowy. Parametr J_T jest wartością progową jasności, natomiast \mathbf{k} jest znormalizowanym wektorem wyznaczającym kierunek działania siły. Drugi składnik z wagą

ξ_2 jest dyskretną postacią gradientu bezwzględnej wartości gradientu jasności obrazu (gradient obrazu wyznaczany jest za pomocą pary masek Sobela).

$$\mathbf{F}_p = \frac{\xi_1}{2} (J(\mathbf{v}) - J_T) \mathbf{k}(s) + \xi_2 \nabla |\nabla J(\mathbf{v})| \quad (8)$$



Rysunek 3. Wykres energii E_e w postaci przyjętej w programie „Siatki”.

Składowa \mathbf{F}_i wyznaczana jest na podstawie składowej energii E_S , wynikającej z sumowania energii cząstkowej E_i (4). Składową \mathbf{F}_e zdefiniowano przy założeniu, że kształt wyznaczanego konturu jest w przybliżeniu okręgiem. Przyjęto, że energia E_e jest dana funkcją radialną (rysunek 3), która osiąga minimum w pewnej określonej odległości od arbitralnie wybranego punktu \mathbf{v}_0 .

W badaniach wykorzystywano trzy modele aktywnego konturu różniące się między sobą. Są to: kontur z punktem środkowym (oryginalne rozwiązanie autora), kontur standardowy oraz ciśnieniowy (ang. balloon).

W modelu z punktem środkowym ograniczono stopień swobody ruchu punktów węzłowych do półprostych biorących swój początek w punkcie \mathbf{v}_0 , rozłożonych promieniście w równych odstępach kątowych. Wartości wszystkich sił oddziałujących na punkty węzłowe są rzutowane na odpowiednie kierunki wyznaczone przez półproste. W równaniach, w których występuje wektor \mathbf{k} , przybiera on kierunek zgodny z kierunkiem półprostych i zwrot od punktu \mathbf{v}_0 .

W modelu standardowym poszczególne punkty węzłowe nie są ograniczone tak jak w modelu z punktem środkowym. Mogą się one poruszać w dowolnych kierunkach powierzchni obrazu. Kierunek wektora \mathbf{k} jest zgodny z kierunkiem wyznaczonym przez punkt węzłowy oraz punkt \mathbf{v}_0 .

W modelu ciśnieniowym nie definiuje się punktu \mathbf{v}_0 a punkty węzłowe mogą się poruszać w dowolnych kierunkach powierzchni obrazu. W modelu tym nie jest uwzględniana siła \mathbf{F}_e . Wektor \mathbf{k} w równaniu (8) przybiera kierunek w przybliżeniu prostopadły do krzywej aktywnego konturu w punkcie węzłowym, skierowany on jest na zewnątrz ograniczanego przez krzywą obszaru.

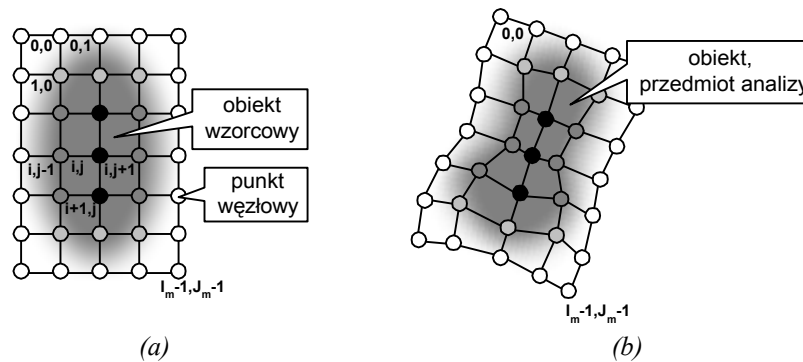
Deformowalny wzorzec

Do rozpoznawania obiektów, określania ich położenia, wielkości i orientacji wykorzystano model deformowalnego wzorca. Należy on do grupy metod analizy obrazu (ang. model-based object recognition) działających na zasadzie porównywania pewnego obrazu wzorcowego (modelu odniesienia) z fragmentem analizowanego obrazu.

Deformowalny wzorzec tworzą punkty węzłowe (i, j) , połączone ze sobą odcinkami tworzącymi graf planarny zwany dalej deformowalną siatką. Każdemu punktowi węzłowemu

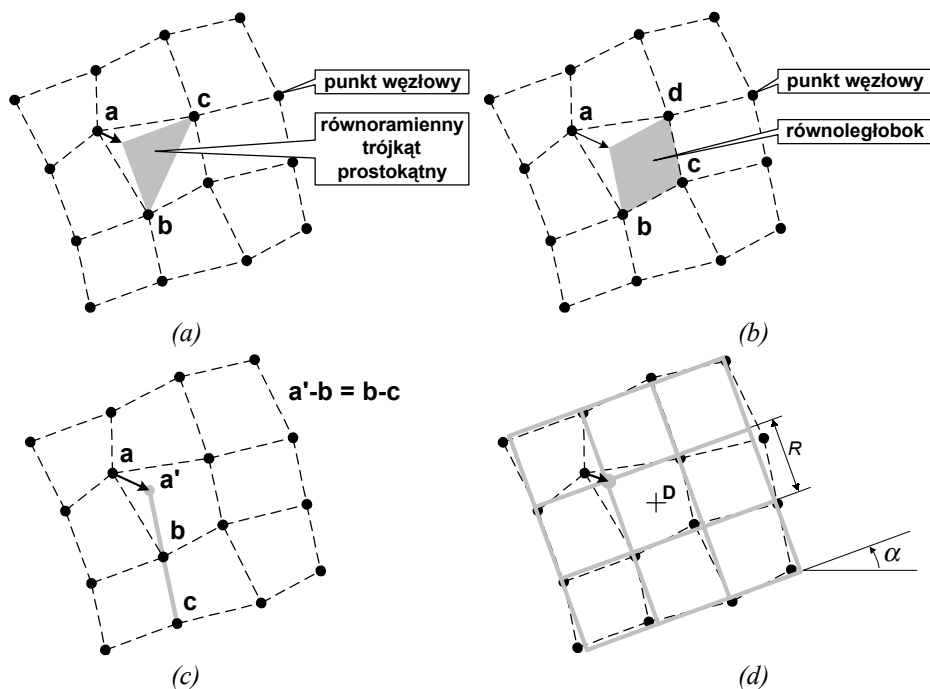
przyporządkowuje się lokalną cechę lub wektor lokalnych cech w punkcie obrazu wzorcowego – modelu odniesienia (rysunek 4.a). W ten sposób cała siatka stanowi rodzaj maski zawierającej informację o modelu odniesienia. Tak zdefiniowany deformowalny wzorec umieszczany jest w płaszczyźnie obrazu poddawanego analizie, po czym jest przeprowadzany iteracyjny proces dopasowania (rysunek 4.b).

W procesie dopasowania deformowalnego wzorca również wykorzystano równanie ruchu w postaci (6). Wektor siły \mathbf{F} jest w tym przypadku sumą dwu składowych \mathbf{F}_p i \mathbf{F}_i , modelujących odpowiednio oddziaływanie obrazu oraz sprężystość modelu.



Rysunek 4. Idea działania deformowalnego wzorca: definiowanie cech na podstawie obrazu wzorcowego (a), dopasowanie modelu do obrazu analizowanego (b).

Wektor siły oddziaływania obrazu na punkt węzłowy deformowalnej siatki powoduje jego przesunięcie do obszaru, w którym lokalne właściwości obrazu są zbliżone do zapamiętanych właściwości wzorca.



Rysunek 5. Szablony geometryczne.

Wektor siły naprężeń obliczany jest na podstawie współrzędnych wybranego punktu węzłowego oraz współrzędnych punktów sąsiednich. Ideą zastosowanej metody jest obliczenie na podstawie współrzędnych punktów sąsiednich, współrzędnych jakie „powinien” mieć wybrany punkt węzłowy gdyby siatka była niezniekształcona. Przyjęto cztery rodzaje tzw. szablonów geometrycznych; są to: trójkąt prostokątny równoramienny (rysunek 5.a),

równoległobok (rysunek 5.b), odcinek (rysunek 5.c) oraz niezdeformowana siatka regularna (rysunek 5.d).

W przypadku szablonu pierwszego rodzaju (rysunek 5.a), trójkąt umieszczany jest tak, aby dwa punkty węzłowe **b** i **c** wyznaczały jego przeciwprostokątną. Składowe wektora siły jest proporcjonalny do wektora o początku w punkcie węzłowym **a** i końcu w wierzchołku przyprostokątnym trójkąta. Sposób umieszczania szablonów równoległoboku i odcinka przedstawiono na rysunku 5.b i c. W przypadku odcinka dwa punkty węzłowe określają współrzędne końca i środka odcinka. Dla każdego z punktów węzłowych leżących w głębi siatki, tworzone są po cztery różne szablony trójkąta, równoległoboku i odcinka, w czterech możliwych ustawieniach. W przypadku punktów węzłowych leżących na brzegu lub w wierzchołku siatki wykorzystywana jest odpowiednio mniejsza liczba szablonów.

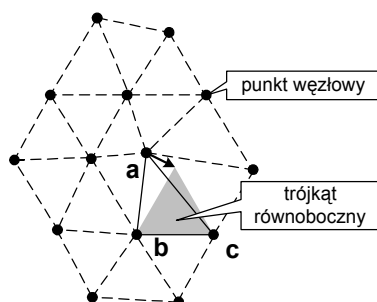
Metoda szablonów geometrycznych umożliwia efektywne wyznaczenie naprężeń zarówno dla punktów węzłowych wewnątrz siatki jak i dla punktów leżących na jej brzegu. Opisywane w literaturze metody wykorzystujące do obliczania naprężeń równanie membrany nie umożliwiają prawidłowego obliczania naprężeń dla punktów brzegowych.

Czwarty szablon, niezdeformowana siatka regularna, zdefiniowany jest przez trzy uśrednione parametry deformowalnej siatki: współrzędne jej środka **D**, uśredniony rozmiar R i kąt nachylenia α . Składowe siły oddziaływania sprężystości, ze względu na ten szablon, jest proporcjonalny do wektora o początku w punkcie węzłowym siatki i końcu w odpowiadającym mu punkcie niezdeformowanej siatki regularnej.

Opracowano również uproszczony model deformowalnego wzorca, model quasi-elastyczny. W siatce modelu quasi-elastycznego nie występują lokalne deformacje, może ona jedynie przemieszczać się po powierzchni obrazu, zmieniać kąt nachylenia oraz rozmiar. Siatka taka jest scharakteryzowana tymi samymi wielkościami (**D**, R , α), które definiują szablon niezdeformowanej siatki regularnej. Zaletą tego modelu jest krótki czas dopasowania, wynikający z mniejszej liczby operacji arytmetycznych wykonywanych w pojedynczej iteracji oraz mniejszej liczby iteracji potrzebnych do jego dopasowania.

W pracy wykonano badania nad sekwencyjnym wykorzystaniem modelu quasi-elastycznego (do szybkiego, zgrubnego dopasowania siatki) oraz modelu o pełnej elastyczności, inicjowanego w położeniu wyznaczonym przez model quasi-elastyczny (do dokładnego dopasowania). Wyniki tych badań wykazały, że zaproponowana metoda sekwencyjnego wykorzystania modeli umożliwia znaczne skrócenie czasu oraz uzyskanie większej dokładności analizy w porównaniu z metodą wykorzystującą wyłącznie model o pełnej elastyczności.

Opracowano również algorytm dopasowania deformowalnego wzorca, w którym zastosowano trójkątną siatkę połączeń punktów węzłowych. Przy obliczaniu wewnętrznych naprężeń zastosowano opracowaną metodę szablonów geometrycznych, przy czym zamiast szablonu trójkąta prostokątnego wykorzystywany jest trójkąt równoboczny (rysunek 6).



Rysunek 6. Zmodyfikowany szablon trójkąta w siatce trójkątnej.

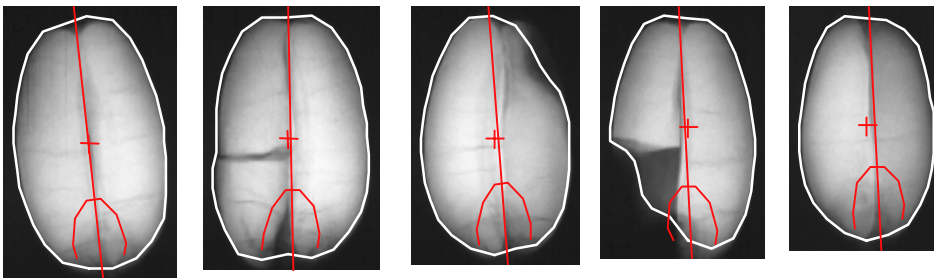
Zaproponowane modele deformowalnego wzorca umożliwiają (na podstawie parametrów \mathbf{D} , R i α) określenie położenia, wielkości oraz orientacji analizowanego obiektu w obrazie cyfrowym. Stopień deformacji siatki można wyznaczyć jako sumę wartości bezwzględnych sił naprężeń dla wszystkich punktów węzłowych. Wielkość ta umożliwia rozpoznawanie obiektów w obrazach cyfrowych – im mniejsza jest deformacja siatki tym większe podobieństwo obiektu badanego do obiektu wzorcowego.

Metoda obliczania naprężeń za pomocą szablonów geometrycznych, model quasi-elastyczny oraz metoda sekwencyjnego zastosowania modelu quasi-elastycznego i modelu o pełnej elastyczności są oryginalnymi rozwiązaniami autora pracy.

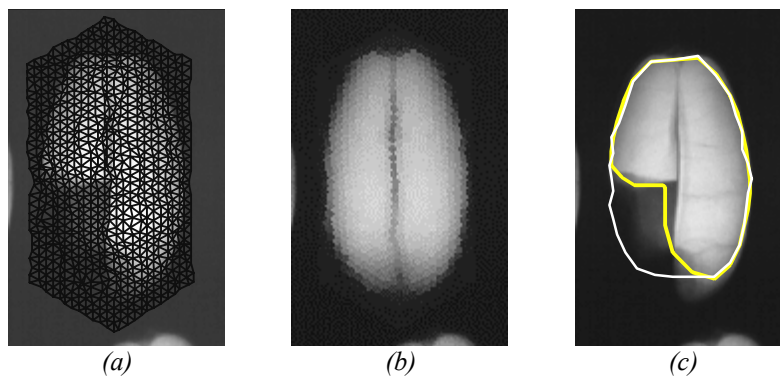
Analiza jakości ziaren przeznaczonych do zasiewu

Jednym z problemów pojawiających się w rolnictwie jest określenie jakości ziaren przeznaczonych do zasiewu. Od prawidłowego wyboru ziaren zależy wysokość uzyskiwanych plonów. Ziarna pszenicy podlegają suszeniu. W trakcie tego procesu mogą wystąpić deformacje ziaren, wewnętrzne pęknięcia oraz ubytki ich fragmentów. Jedną z metod pozwalającą ocenić stopień uszkodzenia jest badanie obrazów rentgenowskich losowo wybranej próbki ziaren. Aby wykonać analizę obrazu ziaren należy dokładnie określić położenie i obrys ziaren, przybliżoną lokalizację zarodka wewnątrz ziarna (uszkodzenia w pobliżu zarodka mają większe znaczenie) oraz, jeśli to możliwe, położenie bruzdki. W przypadku ziaren niekompletnych, należy również określić jak duży jest ich ubytek.

W ramach prac nad modelami deformowalnymi przeprowadzono badania dotyczące ich zastosowania w analizie jakości ziaren pszenicy. Wykorzystano aktywny kontur do wyznaczenia granic ziarna oraz deformowalną siatkę do wyznaczenia jego położenia, określenia przybliżonego położenia zarodka oraz bruzdki (rysunek 7). Przeprowadzono również badania nad możliwością oszacowania wielkości ubytku ziarna za pomocą współdziałających modeli deformowalnej siatki i aktywnego konturu (rysunek 8).



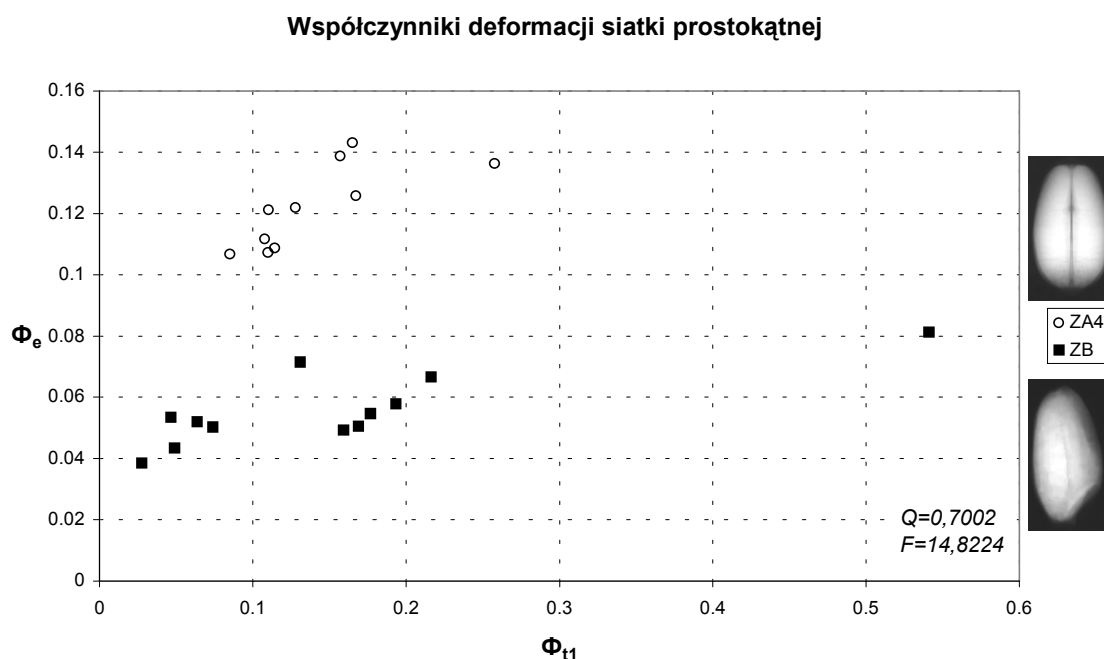
Rysunek 7. Przykłady przybliżonego wyznaczenia położenia zarodka i bruzdki ziaren pszenicy



Rysunek 8. Wyznaczenie ubytku ziarna metodą aktywnego konturu i deformowalnego wzorca: dopasowanie siatki (a), obraz odtworzony na podstawie dopasowanego wzorca (b), porównanie wyznaczonych obszarów ziarna (c).

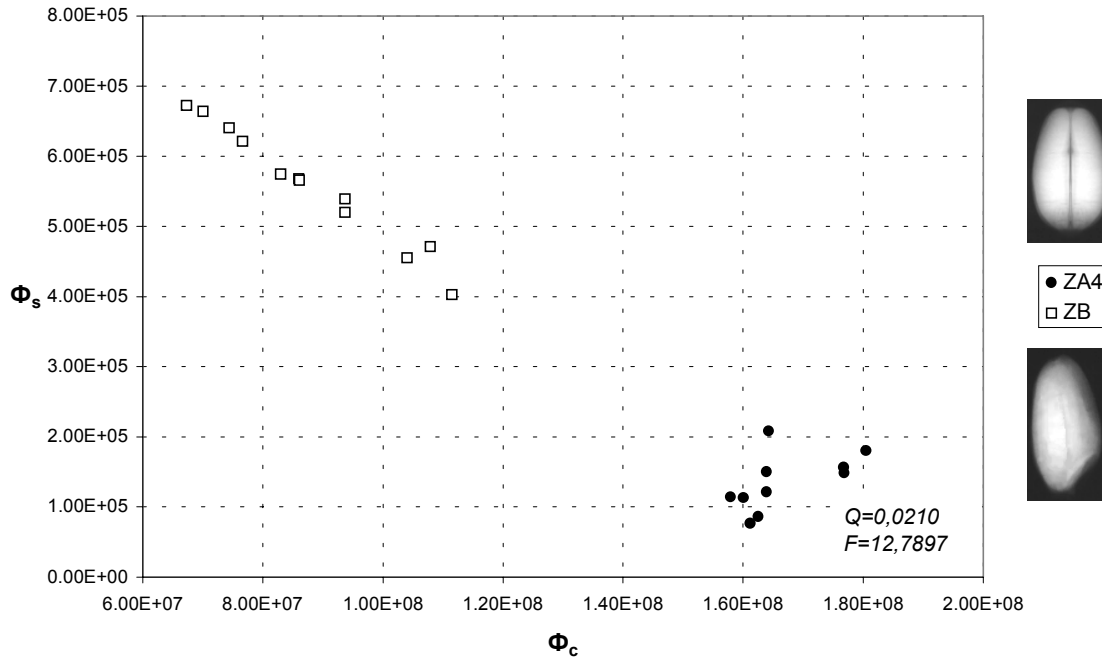
Zagadnieniem, które również można rozwiązać za pomocą modeli deformowalnych jest rozpoznawanie obiektów przedstawionych na obrazach cyfrowych. Modele deformowalne można zastosować do rozpoznawania twarzy ludzi, rodzajów pojazdów, znaków alfanumerycznych, itp. W pracy wykorzystano modele deformowalne m.in. do automatycznego rozpoznawania rzutu ziarna na obrazach rentgenowskich oraz do określania czy siatka prawidłowo dopasowała się do kierunku i zwrotu ziarna.

Rysunek 9 przedstawia przykład rozkładu współczynników deformacji dopasowanej siatki obliczanych dla szablonu trójkąta (Φ_{t1}) oraz dla szablonu niezdeformowanej siatki regularnej (Φ_e). W badaniu rozpoznawano ziarna w obrazach rentgenowskich w rzucie na wprost (seria ZA4) oraz w rzucie bocznym (seria ZB). W przedstawionym przypadku uzyskano dobrą separację obu klas obiektów (współczynnik Fishera $F > 14$).



Rysunek 9. Współczynniki deformacji siatki dla różnych klas obiektów.

Dla porównania, przeprowadzono doświadczenie z zastosowaniem tradycyjnej metody rozpoznawania obiektów, polegającej na dopasowaniu maski (obrazu wzorca) do badanego obrazu ziarna. W badaniach wykorzystano dwa współczynniki pozwalające dokonać klasyfikacji obiektów: wartości maksimum funkcji korelacji (Φ_c), oraz minimum funkcji sumy kwadratów różnic jasności punktów obu obrazów (Φ_s). Ekstremum obydwu funkcji wyznaczano w dziedzinie współrzędnych przesunięcia obrazu wzorca względem badanego obrazu. Przykładowy wynik analiz rozpoznawania rzutu ziarna przedstawiono na rysunku 10. Uzyskano stopień rozróżnienia klas nieznacznie gorszy niż w przypadku analizy za pomocą deformowalnego wzorca ($F=12,8$).



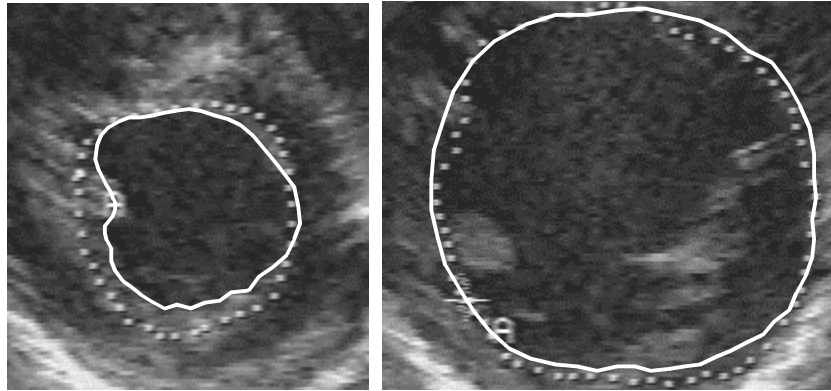
Rysunek 10. Rozpoznawanie ziaren pszenicy w rzucie na wprost za pomocą metod tradycyjnych.

Wspomaganie diagnostyki medycznej

Modele deformowalne mogą być zastosowane we wspomaganiu diagnostyki serca. Jednym z zagadnień, którymi zajmuje się medycyna jest estymacja objętości komór serca w różnych fazach jego pracy. Szczególnie istotna jest ocena różnicy objętości komory pomiędzy fazami skurczu i rozkurczu. Wraz z badaniem dopplerowskim przepływu krwi dane takie pozwalają określić stopień wydolności serca, szczególnie sprawność zastawek.

Oszacowania objętości komory można dokonać na podstawie obrazów uzyskanych z badania tomograficznego lub ultrasonograficznego. W przypadku badania ultrasonograficznego, do estymacji objętości wykorzystywany jest wybrany przez lekarza obraz przekroju serca, na którym zaznacza on linię brzegową komory. Wynikiem badania jest pomiar powierzchni przekroju świadczący w przybliżeniu o objętości serca. Jest on obarczony błędem niedokładności zaznaczenia ścian komory oraz znacznym błędem estymacji objętości na podstawie pojedynczego przekroju. W procesie tym dużo czasu i uwagi należy poświęcić na ręczne zaznaczenie zamkniętej krzywej rysowanej za pomocą manipulatorów na powierzchni analizowanego obrazu. Znacznym ułatwieniem byłaby automatyzacja polegająca na zastosowaniu aktywnego konturu do wyznaczenia obrysu komory.

Na rysunku 11 przedstawiono wyniki wyznaczenia powierzchni przekroju lewej komory serca za pomocą opracowanego modelu konturu z punktem środkowym. Analizie poddano obrazy serca w różnych fazach jego pracy. Dla porównania, uzyskane wyniki automatycznej analizy (linia ciągła) nałożono na obrazy z zaznaczeniami wykonanymi przez specjalistę (linia wykropkowana).



Rysunek 11. Wyznaczanie obrysu lewej komory serca na obrazach ultrasonograficznych.

Aktywny kontur zastosowano również do wyznaczania obrysu lewej komory serca na obrazach uzyskanych z badania tomograficznego. Badanie tomograficzne pozwala na uzyskanie obrazów przekrojów serca w kilku równoodległych, równoległych płaszczyznach. Umożliwia to dokładniejszą estymację objętości lewej komory. Przykład wyznaczenia obrysu lewej komory za pomocą aktywnego konturu dla pojedynczego przekroju pokazano na rysunku 1.

Śledzenie poruszających się obiektów

Śledzenie poruszającego się obiektu polega na ustaleniu toru i sposobu ruchu obiektu na podstawie sekwencji kolejnych obrazów przedstawiających ten obiekt w ustalonych odstępach czasowych (najczęściej są to przyjęte w systemach telewizji odstępy $1/25$ lub $1/30$ sekundy).

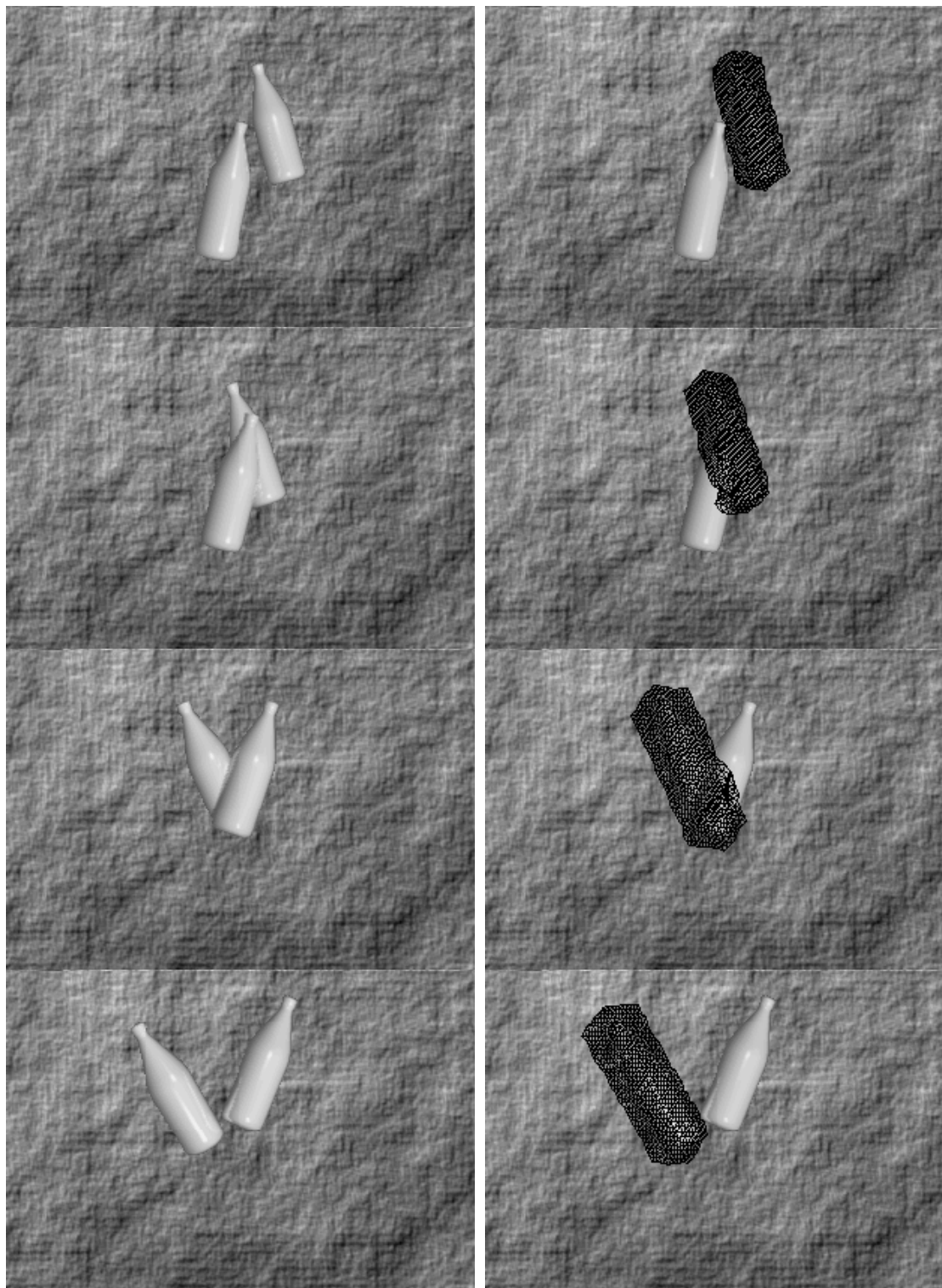
W pracy proponuje się wykorzystanie modelu deformowalnego wzorca do śledzenia poruszającego się obiektu przedstawionego w sekwencji obrazów cyfrowych. Aby ocenić przydatność metody w tej dziedzinie przygotowano serie obrazów testowych przedstawiających obiekt w ruchu. Kolejne obrazy z serii utworzono za pomocą programu do modelowania trójwymiarowego (rysunek 12). W badaniach wykorzystano również serie obrazów rzeczywistych przedstawiające poruszający się pojazd oraz poruszających się ludzi (rysunek 13).

Uzyskane wyniki wskazują, że metoda deformowalnego wzorca może być wykorzystywana w analizie sekwencji obrazów przedstawiających poruszający się obiekt do jego śledzenia. Metoda ta jest odporna na częściowe przesłonięcie śledzonego obiektu przez inny, podobny obiekt. Przy założeniu, że znane są współrzędne obserwatora, rozmiar obiektu oraz, że obiekt ulega rotacji w osi obserwator-obiekt, można wyznaczyć położenie i orientację śledzonego obiektu w przestrzeni trójwymiarowej. Dodatkową zaletą metody deformowalnego wzorca jest to, że pozwala ona analizować obiekty, które nie muszą być sztywne, których kształt zmienia się w kolejnych fazach ruchu, takie jak ludzie i zwierzęta.

Analiza obrazów zakłóconych

Jedną z istotnych cech każdej metody analizy obrazów jest jej odporność na występujące w obrazie zakłócenia. Większość tradycyjnych metod rozpoznawania obiektów, segmentacji czy wyznaczania konturów, jest w bardzo dużym stopniu zależna od stopnia zakłócenia. Przykładowo, metody wyznaczania konturu polegające na progowaniu czy wyznaczaniu

wartości bezwzględnej gradientu dają dobre rezultaty przy słabo zakłóconych obrazach natomiast dla silnie zakłóconych są nieprzydatne.




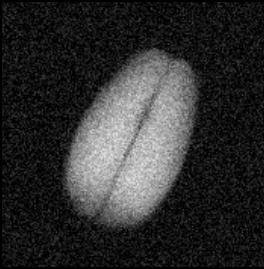
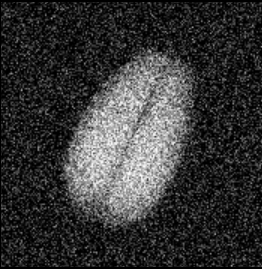


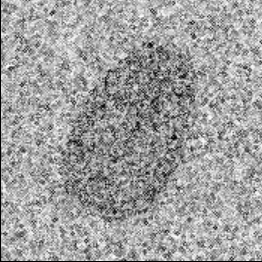

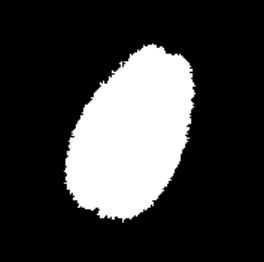
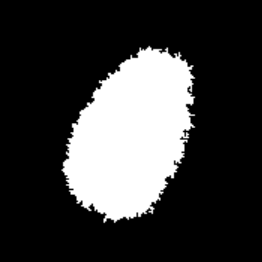



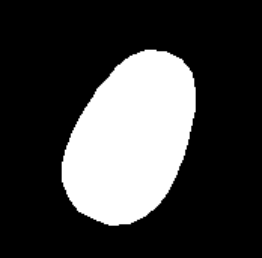


Rysunek 12. Śledzenie obiektu przesłanianego przez inny obiekt. Pokazano obrazy oryginalne (po lewej) oraz obrazy z nałożonym deformowalnym wzorcem.



Rysunek 13. Śledzenie obiektu w obrazach rzeczywistych. Pokazano obrazy oryginalne (po lewej) oraz obrazy z nałożonym deformowalnym wzorcem wykorzystanym do śledzenia ruchu jednej z osób (po prawej).

Analizę wpływu zakłóceń występujących w obrazie na proces dopasowania modeli deformowalnych wykonano przy założeniu, że ich właściwości modeluje addytywny szum gaussowski. Obrazem wyjściowym był obraz rentgenowski ziarna pszenicy. Wykorzystując program do edycji i przetwarzania obrazów rastrowych dodano dla kolejnych obrazów z serii zakłócenia gaussowskie o zadanej wariancji. Utworzono w ten sposób serię obrazów o różnym stopniu dodanego zakłócenia (odchylenie standardowe od 1 do 50 w skali 256 odcieni szarości). Następnie uzyskane obrazy poddano analizie z zastosowaniem takich metod jak

wyznaczanie gradientowe konturu, segmentacja przez progowanie, przekształcenia morfologiczne zamknięcia i otwarcia poprzedzone progowaniem oraz model aktywnego konturu. Porównanie przykładowych wyników segmentacji obiektów zakłóconych w różnym stopniu przedstawia rysunek 14.

| | Odchylenie standardowe dodanych zakłóceń losowych | | |
|--|---|--|---|
| | 0 | 20 | 50 |
| Obraz poddawany analizie |  |  |  |
| Wartość bezwzględna gradientu |  |  |  |
| Segmentacja przez progowanie |  |  |  |
| Progowanie i przekształcenia morfologiczne (elementem strukturującym jest kwadrat 3x3) |  |  |  |
| Segmentacja z zastosowaniem aktywnego konturu |  |  |  |

Rysunek 14. Porównanie wyników analizy obrazów o różnym stopniu zakłócenia.

Porównując liczbę nieprawidłowo zaklasyfikowanych pikseli oraz liczbę pikseli brzegowych wyznaczonego obszaru (świadcząca o stopniu postrzępienia konturu) stwierdzono, że metoda aktywnego konturu jest w dużym stopniu odporna na addytywne zakłócenia gaussowskie występujące w badanym obrazie. Nieco gorsze wyniki uzyskano stosując metodę progowania i przekształceń morfologicznych. Metoda gradientowego wyznaczania konturu nie pozwoliła na wyznaczenie konturu w obrazach, natomiast metoda wyznaczania konturu przez

progowanie charakteryzowała się większym udziałem źle zakaszyfikowanych punktów obszaru oraz znacznym wzrostem liczby pikseli brzegowych wraz ze wzrostem zakłóceń.

W pracy zamieszczono również wyniki badań oraz wnioski dotyczące odporności deformowalnego wzorca na zakłócenia w analizowanym obrazie. Przedstawiono również wyniki eksperymentów, w których obrazy zakłócano w inny sposób niż zakłóceniami o rozkładzie normalnym.

Czas analizy obrazu

W przypadku implementacji komputerowej metody analizy obrazu, czas potrzebny do jej przeprowadzenia zależy od dwóch czynników. Pierwszym jest algorytm metody analizy obrazu. Drugim czynnikiem jest konfiguracja sprzętowa komputera, w tym szybkość procesora i szybkość dostępu do pamięci. Komputery działające sekwencyjnie, wykonują zadany algorytm, zapisany w sposób symboliczny w ich pamięci. Można wykazać, że szybkość wykonania algorytmu przez komputer jest zależna od liczby i rodzaju wykonywanych przez niego operacji.

W pracy zamieszczono analizy wybranych algorytmów tradycyjnych metod analizy obrazów oraz metod wykorzystujących modele deformowalne. Wynika z nich, że czas potrzebny do segmentacji obrazu za pomocą aktywnego konturu jest krótszy od czasu potrzebnego do wykonania progowania i zamykania morfologicznego. Metoda deformowalnego wzorca jest natomiast kilkadziesiąt razy szybsza od metody wyznaczającej funkcję korelacji badanego obrazu i maski z obrazem wzorcowym.

Tabela 1. Czas wykonania algorytmów analiz obrazów.

| Rodzaj analizy | Czas wykonania analizy [ms] | |
|---|-----------------------------|----------------|
| | Pentium 120MHz | Celeron 400MHz |
| Aktywny kontur z punktem środkowym | 6.8 – 14.7* | 1.9 – 3.9* |
| Aktywny kontur standardowy | 9.5 – 17.3* | 2.8 – 4.5* |
| Wyznaczanie konturu przez progowanie | 12 | 5 |
| Wyznaczanie konturu przez progowanie wraz z zamknięciem morfologicznym | 42 | 9 |
| Wyznaczanie konturu przez progowanie wraz z zamknięciem i otwarciem | 65 | 12 |
| Deformowalny wzorzec z siatką trójkątną | 1025 | 210 |
| Deformowalny wzorzec z siatką prostokątną | 876 | 180 |
| Wyznaczanie maksimum funkcji korelacji | 53560 | 8840 |
| Wyznaczanie maksimum funkcji korelacji i minimum funkcji sumy różnicy kwadratów | 64480 | 9880 |

* czas analizy zależy od wartości parametrów modelu

Teoretyczne rozważania dotyczące szybkości wykonania algorytmów analizy obrazów zweryfikowano praktycznie. Napisano programy komputerowe w języku C++, w których zaimplementowano omawiane metody. Następnie wykonano analizy wybranych obrazów. Czas wykonania poszczególnych algorytmów mierzony był automatycznie przez pomiar różnicy wskazania zegara systemowego tuż przed rozpoczęciem wykonywania algorytmu i

tuż po jego zakończeniu. Wyniki pomiarów dla omawianych metod analizy obrazów i dla przyjętych założeń przedstawiono w tabeli 1.

Przeprowadzono również pomiar szybkości dopasowania deformowalnych wzorców wykorzystywanych w analizie ruchu obiektów w seriach obrazów cyfrowych. Dla komputera osobistego z procesorem *Intel Celeron 400MHz* uzyskano czasy analizy pojedynczego obrazu poniżej 160ms – 50ms. Oznacza to, że w niektórych przypadkach możliwe jest przeprowadzenie analizy ruchu w czasie rzeczywistym.

Wstępna ocena realizowalności fizycznej układu elektronicznego

Modele deformowalne są wydajnymi i efektywnymi narzędziami analizy obrazów. W implementacji komputerowej okazują się one być szybsze od standardowych metod analizy. Jednak jeśli zastosować je do śledzenia ruchu obiektu w sekwencji obrazów cyfrowych, gdy do analizy należy użyć modelu o dużej liczbie punktów węzłowych i przy wykorzystaniu popularnych komputerów osobistych okazuje się, że wypełnienie tego zadania w czasie rzeczywistym nie jest możliwe.

W przypadku modeli deformowalnych przyspieszenia procesu dopasowania, w odniesieniu do implementacji komputerowej, można osiągnąć w specjalizowanym układzie elektronicznym. Taki specjalizowany układ może wygenerować wynik procesu dopasowania szybciej z dwóch powodów. Po pierwsze, konstrukcja modeli pozwala na zrównoleglenie obliczeń, z których część może być przeprowadzana jednocześnie dla wszystkich punktów węzłowych. Po drugie, algorytm metody polega na wielokrotnym wykonywaniu sekwencji określonych i uszeregowanych działań matematycznych. Takie działania mogą być wykonywane w połączonych kolejno, oddzielnych i wyspecjalizowanych obwodach obliczeniowych, umożliwiającym zastosowanie mechanizmu przetwarzania potokowego (*ang. pipeline*).

W pracy szczegółowo omówiono działanie poszczególnych bloków i przeprowadzono dyskusję dotyczącą ich realizacji w cyfrowym układzie elektronicznym. Wykazano, że urządzenie do analizy obrazów za pomocą deformowalnych modeli wykonane w technologii układów programowalnych umożliwi analizę ruchu obiektu przedstawionego w serii obrazów cyfrowych w czasie rzeczywistym.

Podsumowanie

Wyniki przeprowadzonych badań świadczą o tym, że metody analizy obrazów wykorzystujące modele deformowalne mogą być przydatne i stosowane w wielu dziedzinach takich jak medycyna, robotyka, ochrona czy kontrola jakości w rolnictwie. Wykazano, że w niektórych zastosowaniach modele deformowalne pozwalają zastąpić wieloetapowy proces rozpoznawania obiektów polegający na filtracji, poprawie jakości obrazu, segmentacji, wyznaczeniu parametrów ilościowych lub cech geometrycznych i klasyfikacji jednym procesem dopasowania modelu.

Wykazano, że deformowalna siatka w ciągu pojedynczego procesu dopasowania umożliwia wyznaczenie wielu ważnych parametrów analizowanego obrazu, pozwalających na jednoczesne określenie położenia i rozpoznanie obiektu przedstawionego na takim obrazie oraz oszacowania stopnia jego zniekształcenia (**teza 1**).

Wykonano również analizy obiektów znajdujących się w ruchu. Stwierdzono, że deformowalna siatka prawidłowo dopasowuje się do obiektu nawet jeśli tło stanowi tekstura o

zakresie jasności odpowiadającym zakresowi jasności obiektu, gdy obiekt zmienia swój kształt w trakcie ruchu oraz gdy obiekt jest częściowo przesłonięty przez inny, podobny obiekt (**teza 2**).

Doświadczenia polegające na porównaniu działania modeli deformowalnych oraz tradycyjnych metod analizy obrazów wykazały przewagę tych pierwszych pod względem czasu wykonania analizy. W zależności od modelu i zastosowania, czas ten był do kilkudziesięciu razy krótszy dla modeli deformowalnych (**teza 3**).

W toku prac nad modelami deformowalnymi powstał program „Siatki”, który umożliwia analizę obrazów cyfrowych z zastosowaniem wszystkich opracowanych modeli aktywnego konturu i deformowalnej siatki. Program ten, napisany w języku C++ i działający w graficznym środowisku *Windows*, jest łatwy w obsłudze i umożliwia prowadzenie dalszych prac badawczych nad omawianymi metodami analizy obrazów.

Wciąż nierozwiązane pozostały niektóre zagadnienia związane z optymalizacją parametrów modeli deformowalnych oraz automatycznym tworzeniem wzorca dla deformowalnych siatek. Prawdopodobnie, opracowanie metody optymalnego doboru parametrów mogłoby się przyczynić do przyspieszenia procesu analizy oraz poprawiłoby efekt końcowego dopasowania. W pracy przedstawiono ogólne zasady doboru poszczególnych parametrów. Wymagają one jednak prowadzenia wielokrotnych weryfikacji i próbnych analiz.

Oryginalne osiągnięcia

- Modyfikacja funkcji oddziaływania obrazu w modelu aktywnego konturu,
- Opracowanie nowych modeli aktywnego konturu (np. model z punktem środkowym),
- Oryginalna metoda obliczania naprężeń w siatce deformowalnego wzorca za pomocą szablonów geometrycznych,
- Opracowanie równań do modelowania oddziaływań w siatce o trójkątnej strukturze połączeń,
- Model siatki o ograniczonej elastyczności,
- Przyspieszenie procesu dopasowania poprzez sekwencyjne zastosowanie modelu o ograniczonej elastyczności i modelu o pełnej elastyczności,
- Zastosowanie deformowalnych modeli w analizie obrazów rentgenowskich ziaren pszenicy,
- Zastosowanie opracowanego modelu deformowalnego wzorca w analizie ruchu obiektów przedstawionych w sekwencji obrazów cyfrowych.

Publikacje z udziałem autora pracy

1. P. Strumiłło, **P. Szczypiński**, *Automatic Extraction of Fuzzy and Broaken Image Edges using Active Contour Model*, XVIII KKTOiUE, 1995,
2. **P. Szczypiński**, P. Strumiłło, *Application of an Active Contour Model for Extraction of Fuzzy and Broken Image Edges*, Machine GRAPHICS & VISION, Vol.5, No.4, 1996, pp. 579-594,
3. P. Strumiłło, **P. Szczypiński**, P. Makowski, *Dokumentacja skomputeryzowanego stanowiska badawczego do analizy obrazów rentgenowskich ziaren pszenicy*, Instytut Elektroniki, Politechnika Łódzka, 1996,
4. P. Strumiłło, **P. Szczypiński**, P. Makowski, J. Niewczas, *Program do Komputerowej Analizy Obrazów Rentgenowskich Ziaren Pszenicy*, WEE PŁ Elektronika-Prace naukowe, Łódź 1997, Zeszyt nr 2, pp.101-111,
5. **P. Szczypiński**, A. Materka, *Variable-Flexibility Elastic Model for Digital Image Analysis*, XXI KKTOiUE, Kiekrz, 1998 (wyróżnienie),
6. P. Strumiłło, J. Niewczas, **P. Szczypiński**, P. Makowski, W. Woźniak, *Computer System for Analysis of X-Ray Images of Wheat Grains*, *Int. Agrophysics*, 1999, 13, pp. 133-140,
7. **P. Szczypiński**, A. Materka, *Variable-Flexibility Elastic Model for Digital Image Analysis*, XXI KKTOiUE, Kiekrz, 1998,
8. **P. Szczypiński**, A. Materka, *Variable-Flexibility Elastic Model for Digital Image Analysis*, *Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Sciences*, Vol.47, No.3, 1999, pp. 263-269,
9. **P. Szczypiński**, A. Materka, *Program do analizy obrazów za pomocą deformowalnych modeli*, Elektronika-Prace naukowe, Łódź 2000, Zeszyt nr 5, pp.33-51,
10. M. Kociołek, A. Materka, M. Strzelecki, **P. Szczypiński**, *Badanie wpływu liczby poziomów jasności obrazu na zdolność dyskryminacji tekstur przy użyciu macierzy zdarzeń*, Elektronika-Prace naukowe, Łódź 2000, Zeszyt nr 5, pp.21-33,
11. **P. Szczypiński**, A. Materka, *Object Tracking and Recognition Using Deformable Grid with Geometrical Templates*, International Conference on Signals and Electronic Systems, Ustroń-Poland 2000, pp.169-174,
12. M. Kociołek, A. Materka, M. Strzelecki, **P. Szczypiński**, *Investigation of Wordlength Effect on Discriminative Power of Co-occurrence Matrix – Derived Features for Digital Image Texture Analysis*, International Conference on Signals and Electronic Systems, Ustroń-Poland 2000, pp.163-168.

Udział w projektach badawczych związanych z tematyką pracy

- KBN 5P06F01209 – *Fizyczne i biologiczne skutki suszenia mikrofalowego ziaren pszenicy*,
- COST B11 – *Quantitation of Magnetic Resonance Image Texture*,
- KBN 8T11C02017 – *Identyfikacja obiektów w obrazach cyfrowych z zastosowaniem elastycznego modelu*.

Pochodzenie obrazów wykorzystanych w badaniach

- Obrazy ultrasonograficzne serca – CZMP w Łodzi, dr E. Makowiecka,
- Obrazy rentgenowskie ziaren – Instytutu Agrofizyki PAN w Lublinie, dr J. Niewczas, projekt badawczy 5P06F01209 “Fizyczne i biologiczne skutki suszenia mikrofalowego ziaren pszenicy”,
- Obrazy MRI serca – dr H. Stødkilde-Jørgensen z Aarhus University Hospital, program badawczy EC COST B11 “Quantitation of Magnetic Resonance Image Texture”,
- Serie obrazów przedstawiających rzeczywiste obiekty w ruchu – Encyklopedia Multimediálna PWN - “Historia”, Wydawnictwa Naukowe PWN S.A., Warszawa 1999,
- Obrazy utworzone sztucznie przez autora pracy.