

Piotr M. Szczypiński

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



Politechnika Łódzka
Wydział Elektrotechniki i Elektroniki
Instytut Elektroniki



mgr inż. Piotr M. Szczypiński

Rozprawa doktorska pt.:

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

Promotor: prof. dr hab. Andrzej Materka

Łódź 2000

SPIS TREŚCI

WYKAZ WAŻNIEJSZYCH OZNACZEŃ	5
WSTĘP.....	7
1. PRZEDMIOT BADAŃ.....	11
1.1. OBRAZY CYFROWE.....	11
1.2. SPECYFIKA ANALIZOWANYCH OBRAZÓW	13
1.3. PRZETWARZANIE OBRAZU.....	18
1.4. WYZNACZANIE KONTURU OBIEKTÓW	22
1.5. ROZPOZNAWANIE OBIEKTÓW.....	25
1.6. PODSUMOWANIE ROZDZIAŁU	26
2. OGÓLNA CHARAKTERYSTYKA MODELI DEFORMOWALNYCH	28
2.1. BUDOWA MODELI DEFORMOWALNYCH	28
2.2. ENERGIA WEWNĘTRZNA.....	33
2.3. WARUNKI BRZEGOWE I PROBLEM NIEREGULARNOŚCI.....	35
2.4. PROCES DOPASOWANIA.....	36
3. AKTYWNY KONTUR.....	41
3.1. ENERGIA KONTURU I SIŁY ODDZIAŁYWAŃ NA PUNKTY WĘZŁOWE.....	41
3.2. SIŁY NAPRĘŻEŃ WEWNĘTRZNYCH.....	42
3.3. SIŁY ZEWNĘTRZNYCH ODDZIAŁYWAŃ	44
3.4. ODDZIAŁYWANIE OBRAZU	47
3.5. MODELE AKTYWNEGO KONTURU	50
3.6. DOBÓR PARAMETRÓW AKTYWNEGO KONTURU.....	53
4. DEFORMOWALNY WZORZEC.....	58
4.1. RÓWNANIE ITERACYJNE DEFORMOWALNEJ SIATKI.....	58
4.2. SIŁY NAPRĘŻEŃ WEWNĘTRZNYCH.....	59
4.3. METODA GEOMETRYCZNEGO WYZNACZANIA NAPRĘŻEŃ	60

4.3.1. Szablon trójkąta	60
4.3.2. Szablon odcinka	63
4.3.3. Szablon równoległoboku	65
4.4. SIŁY ODDZIAŁYWAŃ OBRAZU	66
4.5. SIATKA TRÓJKĄTNA	68
4.6. ODDZIAŁYWANIE SIATKI „UŚREDNIONEJ” NA PUNKTY WĘZŁOWE	71
4.7. PROCES DOPASOWANIA DEFORMOWALNEJ SIATKI	73
4.8. SIATKA QUASI-DEFORMOWALNA	75
4.9. WSPÓŁCZYNNIKI DEFORMACJI I NIEDOPASOWANIA SIATKI	77
4.10. DOBÓR PARAMETRÓW DEFORMOWALNEJ SIATKI	78
5. ZASTOSOWANIA MODELI DEFORMOWALNYCH	80
5.1. ANALIZA JAKOŚCI ZIAREN PRZEZNACZONYCH DO ZASIEWU	80
5.2. ROZPOZNAWANIE OBIEKTÓW I OKREŚLANIE STOPNIA ICH DEFORMACJI	84
5.3. WSPOMAGANIE DIAGNOSTYKI MEDYCZNEJ	93
5.4. ŚLEDZENIE PORUSZAJĄCYCH SIĘ OBIEKTÓW	95
5.5. ANALIZA OBRAZÓW ZAKŁÓCONYCH	105
5.6. ANALIZA OBRAZÓW PRZEDSTAWIAJĄCYCH OBIEKTY USZKODZONE	112
5.7. CZAS ANALIZY OBRAZU	115
6. WSTĘPNA OCENA REALIZOWALNOŚCI FIZYCZNEJ UKŁADU ELEKTRONICZNEGO	123
6.1. SCHEMAT BLOKOWY	123
6.2. REALIZACJA ANALOGOWA UKŁADU	132
6.3. IMPLEMENTACJA CYFROWA UKŁADU	138
PODSUMOWANIE	146
PODZIĘKOWANIA	150
BIBLIOGRAFIA	151
D1. ZESTAWY PARAMETRÓW MODELI DEFORMOWALNYCH	161
D2. OBRAZY WYKORZYSTYWANE DO ANALIZY	166
D3. PLIKI ŹRÓDŁOWE I WYKONYWALNE PROGRAMÓW	168

WYKAZ WAŻNIEJSZYCH OZNACZEŃ

- A** – macierz sprężystości,
 a – parametr dopasowania kąta w modelu siatki quasi–deformowalnej,
 a, a', b, c – symbole punktów węzłowych deformowalnej siatki,
 d – parametr dopasowania położenia w modelu siatki quasi–deformowalnej,
D – środek ciężkości deformowalnej siatki,
 E_i, E_e, E_p – energie cząstkowe punktu węzłowego,
 E_S – energia deformowalnego modelu,
 F – współczynnik Fishera,
F – suma sił oddziałujących na punkt węzłowy deformowalnego modelu,
 F_e – siła oddziaływań zewnętrznych na punkt węzłowy deformowalnego modelu,
 F_i, F_t – siły sprężystości oddziałujące na punkt węzłowy deformowalnego modelu,
 F_p – siła oddziaływania obrazu na punkt węzłowy deformowalnego modelu,
 f_x, f_y – wektory sił oddziałujących na punkty węzłowe,
 G_k – przybliżony wektor gradientu cechy k obrazu,
 g_x, g_y – współrzędne wektora gradientu jasności,
 i, j – indeksy punktu węzłowego deformowalnej siatki,
 $J(x, y)$ – jasność obrazu w punkcie o współrzędnych x, y ,
 k – indeks, $k = 1, 2, \dots$,
 l – parametr lepkości środowiska,
 m – parametr masy punktu węzłowego,
N – przybliżony wektor normalny do krzywej aktywnego konturu,
 Q_e – energia składowa oddziaływań zewnętrznych na deformowalny model,
 Q_i, Q_t – energia składowa sprężystości deformowalnego modelu,
 Q_p – energia składowa oddziaływań obrazu na deformowalny model,
 R – odległość między węzłami w siatce uśrednionej,

- r – parametr dopasowania skali w modelu siatki quasi-deformowalnej,
 \mathbf{r} – wektor odległości punktów węzłowych od punktu środkowego,
 $r(s)$ – odległość punktu węzłowego aktywnego konturu od punktu
środkowego,
 \mathbf{s} – punkt węzłowy deformowalnego modelu,
 s – indeks punktu węzłowego aktywnego konturu,
 S_m – liczba punktów węzłowych aktywnego konturu,
 t – numer iteracji procesu dopasowania deformowalnego modelu,
 T_k – próg oddziaływania obrazu dla wybranej cechy k ,
 T_m – liczba iteracji procesu dopasowania deformowalnego modelu,
 \mathbf{U} – wektor cech analizowanego obrazu w węźle siatki,
 \mathbf{v} – położenie punktu węzłowego,
 \mathbf{v}_0 – położenie punktu środkowego,
 \mathbf{v}_e – położenie punktu węzłowego w siatce uśrednionej,
 \mathbf{v}_p – wektor o początku w środku ciężkości siatki odniesienia i końcu w
punkcie węzłowym tej siatki,
 \mathbf{W} – wektor cech obrazu wzorcowego w węźle siatki,
 w, u – wartości cech obrazu wzorcowego i analizowanego,
 \mathbf{x}, \mathbf{y} – wektory współrzędnych punktów węzłowych,
 x, y – współrzędne punktu węzłowego,
 α – kąt obrotu sztywnej lub uśrednionej siatki,
 β – parametr oddziaływań zewnętrznych lub oddziaływania uśrednionej
siatki
 γ – współczynnik deformacji oczka siatki dla pojedynczego węzła,
 η – długość kroku iteracyjnego,
 ζ_k – parametr oddziaływania obrazu dla wybranej cechy k tego obrazu,
 ρ, τ – parametry sprężystości deformowalnego modelu,
 Φ – współczynnik niedopasowania deformowalnej siatki,
 Φ_e – współczynnik deformacji siatki w stosunku do siatki uśrednionej,
 Φ_p – współczynnik niedopasowania wzorca siatki do analizowanego obrazu,
 Φ_t – współczynnik stopnia lokalnych deformacji siatki,
 Ω – graf deformowalnego modelu lub zbiór punktów węzłowych modelu.

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.

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. W zastosowaniach militarnych, obiektem może być wizerunek samolotu na tle dowolnego krajobrazu. 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.

Celem badań, których wynikiem jest niniejsza praca, 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 określanie 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.

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 [Szc00a], w którym zaimplementowano proponowane metody, oraz komercyjne programy edycji i przetwarzania obrazów. Program „*Siatki*” został napisany w języku C++, umożliwia on załadowanie do pamięci komputera obrazu cyfrowego, wybór modelu deformowalnego, definiowanie wartości parametrów, przeprowadzenie analizy obrazu oraz zapis jej wyników.

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.

W pierwszym rozdziale pracy omówiono cechy charakterystyczne obrazów będących przedmiotem analizy niniejszej pracy, 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 polegającą na wykorzystaniu deformowalnej siatki i aktywnego konturu, pozwalającą na określenie stopnia uszkodzenia (zdekompletowania) 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.

Zarówno zestawy parametrów modeli deformowalnych jak i obrazy w ich oryginalnej postaci, wykorzystywane w analizach, zamieszczono w dodatkach dołączonych do niniejszej pracy. W dodatku pierwszym zamieszczono w formie tabel zestawy parametrów modeli deformowalnych. Zbiór obrazów poddawanych analizie można znaleźć w dodatku drugim. Zamieszczono w nim również informacje o źródłach, z których uzyskano obrazy. Poszczególnym obrazom nadano unikatowe nazwy, co pozwoliło na jednoznaczne powoływanie się na zgromadzone materiały doświadczalne.

1. PRZEDMIOT BADAŃ

Postęp technologii układów scalonych oraz technik cyfrowych z jednej strony i zapotrzebowanie na automatyzację procesów analizy z drugiej jest głównym czynnikiem rozwoju metod i zastosowań przetwarzania obrazów. Jak dotąd, podstawowym narzędziem takiej analizy są procesory sekwencyjne, wykonujące krok po kroku zadany algorytm. Układy przetwarzania równoległego (np. sieci neuronowe) są wykorzystywane na niewielką skalę, będąc jednak obiecującym przedmiotem badań naukowych.

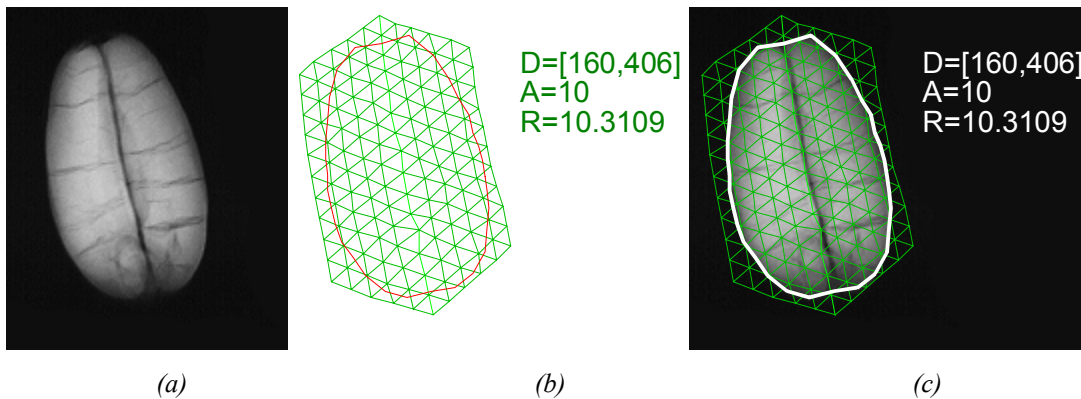
W niniejszym rozdziale określono klasę obrazów będących przedmiotem zainteresowania oraz przedstawiono założenia dotyczące oczekiwanych efektów analizy tych obrazów. Zdefiniowano też podstawowe pojęcia związane z tematyką badań oraz dokonano przeglądu wybranych metod analizy obrazów cyfrowych. Celem tego przeglądu jest określenie w jakim zakresie znane i stosowane dotychczas metody mogą być przydatne w rozwiązywaniu problemu rozpoznawania i wydzielenia obiektów przedstawianych w obrazach cyfrowych.

1.1. Obrazy cyfrowe

Zastosowanie techniki obliczeniowej wymaga specyficznej formy cyfrowej reprezentacji obrazu. Powszechnie stosowane są dwa sposoby reprezentacji obrazów: wektorowy oraz rastrowy [Pav87, Lev94]. Pierwsza grupa – obrazy wektorowe – tworzona jest jako zbiór pierwotnych składników takich jak odcinki, łuki, znaki alfanumeryczne i podstawowe figury geometryczne. Dane o obrazie zawierają informację o rodzaju, wymiarach oraz położeniu poszczególnych składników na powierzchni rysunku lub w przestrzeni obrazu trójwymiarowego.

Obrazy rastrowe powstają w wyniku akwizycji obrazów rzeczywistych lub syntezy programowej, w wyniku fizycznych lub symulowanych procesów dyskretyzacji i kwantyzacji [Mat91, Ska93]. Proces dyskretyzacji wprowadza podział przestrzeni analogowego obrazu na elementarne części zwane pikselami (ang. *pixel* – *picture element*). Dla każdego piksela jest wyznaczana przez próbkowanie lub przez fizyczne

całkowanie jego jasność w pewnym zakresie widma elektromagnetycznego. Proces kwantyzacji obrazu zamienia analogową wartość jasności na jeden z poziomów dyskretnych, dając w wyniku wektor składowych wartości danego piksela (punkt obrazu cyfrowego) określających jego jasność, składowe RGB, itp. W przypadku tworzenia obrazu w przestrzeni trójwymiarowej jego elementarne części zwane są również woksalami (ang. *voxel – volume picture element*) [Gon92].



Rys. 1.1. Przykłady obrazów: rastrowego (a), wektorowego (b) oraz metapliku (c).

Obrazy rastrowe mogą być przedstawiane za pomocą różnych siatek rastrowych. W większości opracowań, również w tej pracy, przyjmuje się podział obrazu na siatkę geometrycznie przystających pikseli o kształcie prostokątnym. Wynika to ze sposobu reprezentacji obrazu przyjętego w sprzęcie komputerowym. Należy jednak wspomnieć, że istnieją również inne rodzaje siatek rastrowych, np. siatka heksagonalna, w której poszczególne piksele mają kształt sześciokątny i ułożone są w regularną strukturę plastra miodu [Pav87].

Zaawansowane graficzne systemy komputerowe posługują się metaplikami (ang. *metafiles*) zawierającymi listy poleceń dla systemu graficznego [Lev94]. Metapliki pozwalają między innymi na połączenie obu sposobów reprezentacji obrazów. Pozwala to np. na jednoczesne wyświetlenie obrazu rastrowego i umieszczenie na jego powierzchni widocznych znaczników i opisów. W dalszej części tej pracy wykorzystano metapliki do obrazowania modeli deformowalnych (reprezentacja wektorowa) w płaszczyźnie analizowanego obrazu (reprezentacja rastrowa).

Ze względu na charakter metod i obrazów będących przedmiotem tej pracy, w dalszej jej części pod pojęciem obrazu będzie rozumiany cyfrowy obraz rastrowy.

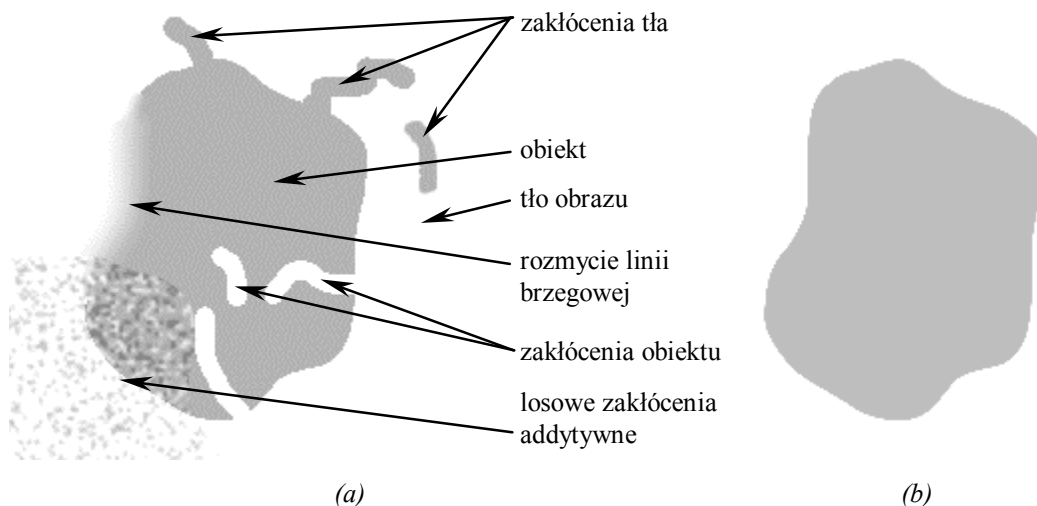
1.2. Specyfika analizowanych obrazów

Przedmiotem badań niniejszej pracy są obrazy cyfrowe o specyficznych cechach. Są to obrazy o odcieniach szarości (256 poziomów) i rozmiarach kilkaset na kilkaset pikseli. Wszystkie przedstawiają od jednego do kilkunastu obiektów stanowiących przedmiot analizy. Przez obiekt jest rozumiany dający się wyodrębnić fragment obrazu o określonym znaczeniu. Definicja obiektu nie jest jednak precyzyjna i odnosi się często do oczekiwań związanych z jego kształtem. Fragmenty obrazu nie będące obiektami nazywane są tłem obrazu.

Głównym wyróżnikiem obiektów w badanych obrazach jest ich poziom jasności. Analizowane obiekty charakteryzują się stosunkowo łagodnymi zmianami jasności w całym ich obszarze. (Przedmiotem analizy nie są np. obiekty wyróżniane z tła na podstawie ich tekstury.)

W badanych obrazach występują nieciągłości struktury geometrycznej obiektu i tła, polegające na tym, że w obszarze obrazu, który przedstawia obiekt pojawiają się miejsca o jasności charakterystycznej dla tła, natomiast w obszarze tła obrazu znajdują się miejsca o jasności charakterystycznej dla obiektu. Na granicy obiektu i tła przejście pomiędzy poziomami jasności jest płynne.

W badanych obrazach pojawiają się również losowe zakłócenia addytywne. W niektórych obrazach odchylenie standardowe tych zakłóceń jest duże w stosunku do zakresu jasności obrazu.



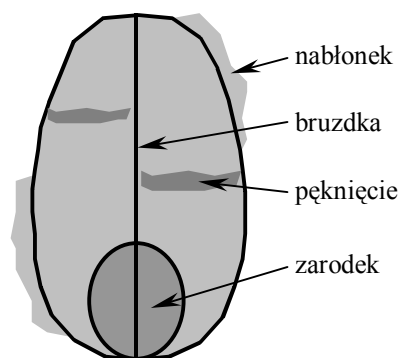
Rys. 1.2. Poglądowy przykład obrazu poddawanego analizie (a) i spodziewany obszar obiektu (b)

Na rys. 1.2 przedstawiono poglądowy przykład obrazu poddawanego analizie, na którym zaznaczono nieciągłości obiektu i tła, rozmycie jasności na brzegu obiektu

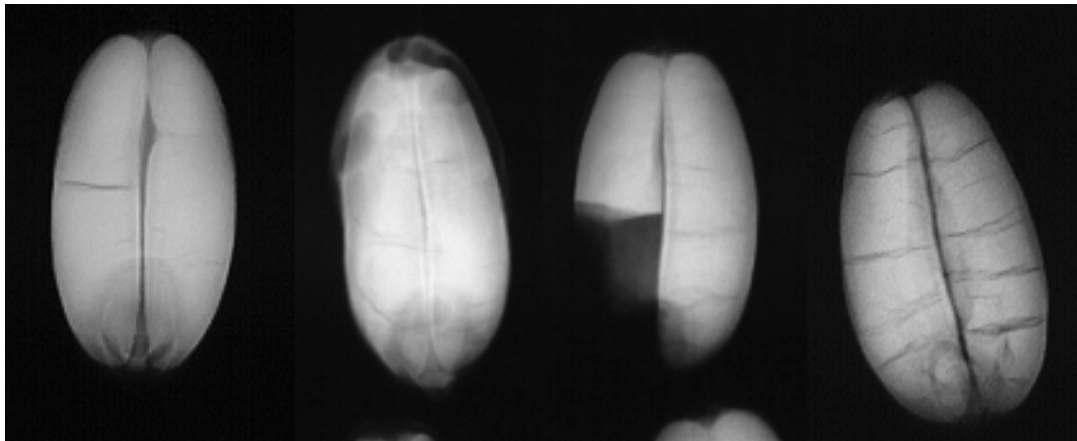
oraz losowe zakłócenia addytywne. Wymienione cechy badanych obrazów stanowią utrudnienie w przypadku, w którym celem analizy jest wyodrębnienie obszaru obiektu (segmentacja). Niektóre metody analizy obrazów mogą mylnie przyporządkować pewne fragmenty tła do obszaru obiektu lub fragmenty obiektu do obszaru tła.

Przykładem obrazów poddawanych analizie w niniejszej pracy są rentgenowskie obrazy ziaren pszenicy (*dodatek D2*). Przedstawiają one ziarna w dwóch rzutach: na wprost oraz bocznym. W rzucie na wprost (rys. 1.3 i 1.4) obraz pojedynczego ziarna jest w przybliżeniu symetryczny. Dwie połówki ziarna rozdzielone są bruzdką stanowiącą przybliżoną oś symetrii. Poszczególne połówki obrazu ziarna są jasne, podczas gdy bruzdka jest stosunkowo ciemna, tak że jej jasność jest zbliżona do jasności tła. Ziarno nie jest symetryczne względem linii prostopadłej do bruzdki. W większości przypadków ziarno jest nieznacznie szersze po jednej stronie. Na krańcu szerszej części, w osi symetrii ziarenka, znajduje się zarodek. Stanowiąc nieznacznie ciemniejszą eliptyczną plamkę jest on rozróżnialny jedynie w przypadku nielicznych wizerunków ziaren. W procesie suszenia, wewnątrz ziarna tworzą się pęknięcia widoczne na obrazie w postaci ciemnych linii skierowanych poprzecznie do bruzdki (rys. 1.4.d).

Analiza obrazów ziaren pszenicy polega na wyodrębnieniu fragmentu obrazu reprezentującego ziarno, wyznaczeniu jego położenia, orientacji, rozpoznaniu rzutu i rodzaju ziarna a także określeniu stopnia jego deformacji i uszkodzenia. Istotne jest również określenie miejsca w którym znajduje się zarodek. Uszkodzenia w pobliżu zarodka ziarna mają bowiem większe znaczenie dla zdolności ziarna do kiełkowania [Nie94].

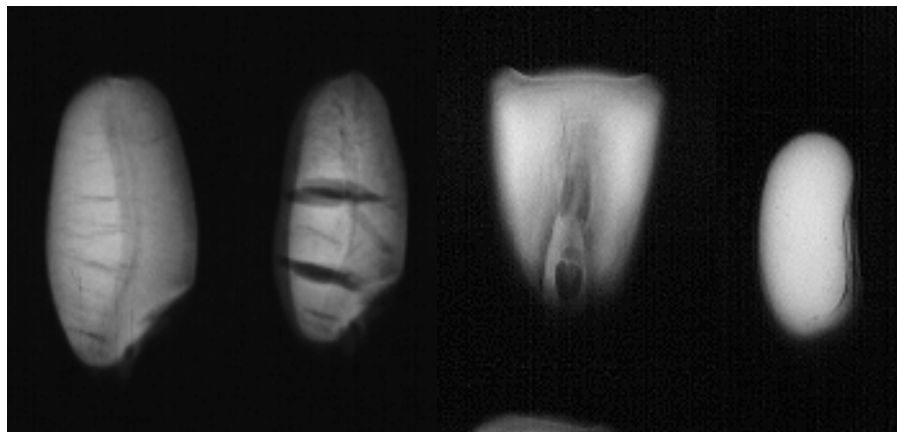


Rys. 1.3. Uproszczony szkic budowy ziarna pszenicy w rzucie na wprost.



(a) (b) (c) (d)

Rys. 1.4. Obrazy rentgenowskie ziaren pszenicy w rzucie na wprost: z widocznym zarodkiem (a), nieusuniętym nablönkiem (b), oderwanym fragmentem (c) oraz o silnych spękaniach wewnętrznych (d).



(a) (b) (c) (d)

Rys. 1.5. Obrazy rentgenowskie ziaren pszenicy w rzucie bocznym (a, b), ziarna kukurydzy (c) oraz fasoli (d).

W przypadku dużych pęknięć ziaren, odpowiadające im na obrazie linie mają jasność zbliżoną do jasności tła i biegną aż do linii brzegowej ziarna. W niektórych przypadkach na ziarnach może się znajdować nieusunięty nablönnek, który jest widoczny na obrazie w postaci jasnych smug wzdłuż brzegu ziarna. Cechy te mogą prowadzić do błędów przy wyodrębnianiu obiektu z tła.

W rzucie bocznym (rys. 1.5.a i b) obraz pojedynczego ziarna jest asymetryczny. Wyraźnie też można rozróżnić szerszą i węższą część ziarna. W przypadku niektórych ziaren widoczna jest nieco ciemniejsza krzywa o falistym kształcie przebiegająca wzdłuż obiektu. Części ziarna rozdzielone tą krzywą różnią się nieznacznie poziomem jasności, co można zaobserwować na rys. 1.5.a. Krzywa ta określa głębokość bruzdki ziarna. Zarówno w rzucie na wprost jak i bocznym ziarno ma owalny, wydłużony

kształt. W obu przypadkach bruzdka jest widoczna w postaci ciemnej linii. Trudno jest więc zdefiniować cechę wyznaczoną na podstawie geometrii lub rozkładu jasności jednoznacznie świadczącą o rzucie w jakim przedstawione jest ziarno.

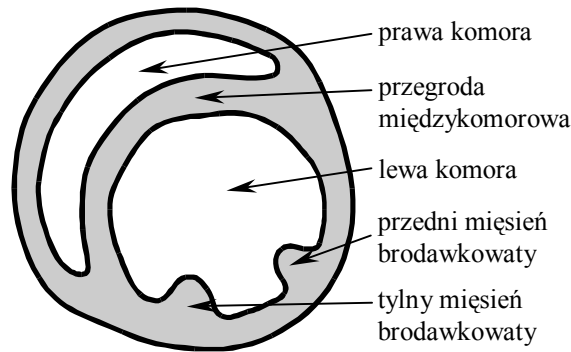
Niewielki stopień asymetrii ziarna względem linii prostopadłej do bruzdki, subtelne zmiany jasności w obszarze występowania zarodka powodują, że automatyczne określenie orientacji ziarna i lokalizacji zarodka jest utrudnione. Pęknięcia widoczne w postaci ciemniejszych obszarów mogą zostać błędnie zinterpretowane jako fragment bruzdki lub zarodka. Poszczególne ziarna różnią się między sobą kształtem, wielkością oraz rodzajem i stopniem uszkodzeń. Stanowi to problem zarówno w procesie automatycznego rozpoznawania rzutu jak i przy określaniu orientacji ziarna.

W badaniach wykorzystano też obrazy innych ziaren różniących się średnim poziomem jasności, kształtem i wielkością, w tym obrazy fasoli oraz kukurydzy (rys. 1.5.c i d). Badanie tych ziaren pozwoliło na weryfikację działania zastosowanych metod analizy i porównanie uzyskiwanych wyników w przypadku analizy obiektów o specyficznych właściwościach.

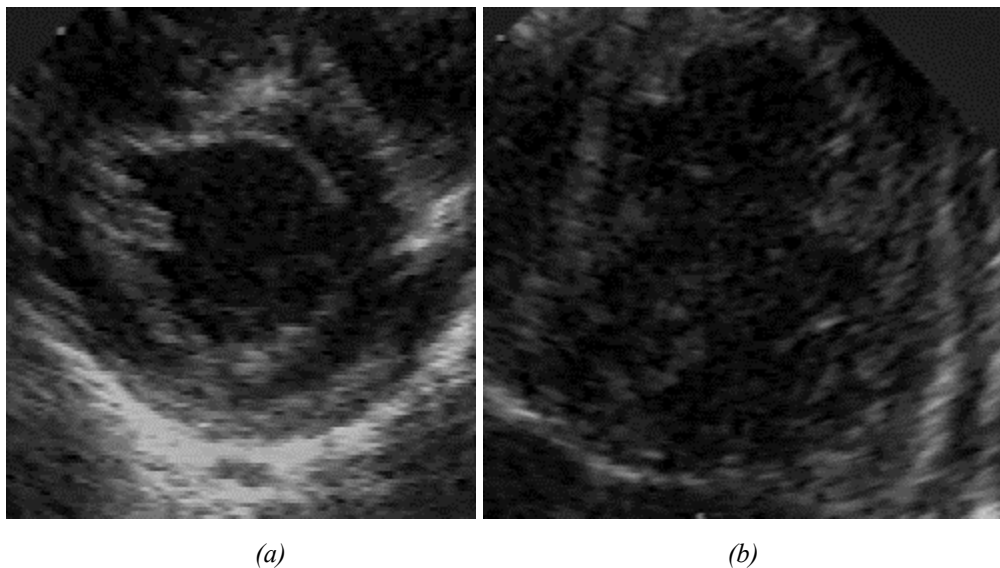
Inną grupą obrazów poddawanych analizie w niniejszej pracy są obrazy ultrasonograficzne serca (rys. 1.7). Przedmiotem zainteresowania jest powierzchnia przekroju lewej komory serca. Na przekrojach poprzecznych jest ona w przybliżeniu owalna (owal komory w przekrojach niższych partii serca może być zakłócony przez mięśnie brodawkowate). Wielkość powierzchni przekroju komory różni się na poszczególnych obrazach zależnie od fazy pracy serca. Na obrazach przedstawiających serce w skurczu (rys. 1.7.a) jest ona najmniejsza a w rozkurczu (rys. 1.7.b) największa. Przestrzeń komory ograniczona jest przez mięsień sercowy, który widoczny jest na obrazie w formie jaśniejszych, podłużnych plam wzdłuż obrysu komory. Obraz mięśnia sercowego nie jest jednorodny, jest on fragmentami jaśniejszy a fragmentami ciemniejszy. Wynika to zarówno z kształtu samego mięśnia, jak i zastosowanej metody obrazowania [Fei94, Chl92]. Tkanki znajdujące się w większej odległości od sondy ultrasonografu są słabiej odwzorowane niż te, które znajdują się bliżej. W przypadku mięśnia sercowego znacznie lepiej widoczne są też jego fragmenty ułożone w poprzek promienistych linii kierunku rozchodzącej się fali ultradźwięków. Fragmenty mięśnia ułożone wzdłuż tych linii są natomiast słabiej widoczne. Dodatkowo na uzyskiwanych obrazach występują zakłócenia związane z wielokrotnym odbiciem fali ultradźwięków od tkanek badanego pacjenta.

Obraz komory serca uzyskiwany z tomografu rezonansu magnetycznego jest znacznie bardziej wyraźny niż analogiczne obrazy ultrasonograficzne. Zakłócenia nie występują tu w takim nasileniu dzięki czemu mięsień sercowy jest lepiej odwzorowany. W przeciwieństwie do obrazów uzyskiwanych z ultrasonografu, powierzchnia przekroju komory jest jaśniejsza od otaczającego ją ciemniejszego fragmentu obrazu reprezentującego mięsień sercowy (rys. 1.8).

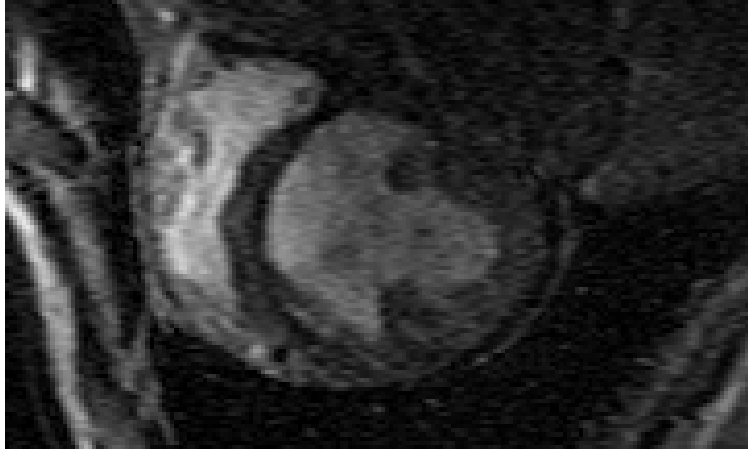
Analiza ilościowa obrazów serca wymaga wyodrębnienia powierzchni przekroju lewej komory. Pozwala to na oszacowanie objętości komory w różnych fazach pracy serca, co wykorzystywane jest w procesie diagnozowania w kardiologii [Fei94, Chl92]. Analiza taka, szczególnie w przypadku obrazów ultrasonograficznych jest utrudniona ze względu na nieciągłości obrazu mięśnia sercowego oraz silne zakłócenia obrazu.



Rys. 1.6. Uproszczony szkic przekroju poprzecznego serca na poziomie mięśni brodawkowatych lewej komory [Chl92]. Szkic odpowiada przekrojom widocznym na rys. 1.7.a oraz 1.8.



Rys. 1.7. Obrazy ultrasonograficzne serca w dwóch różnych fazach pracy.



Rys. 1.8. Przykład obrazu serca uzyskany z tomografu rezonansu magnetycznego.

Przedmiotem badań niniejszej pracy są również serie obrazów przedstawiających obiekty w ruchu (*dodatek D2*). Obiekty w poszczególnych obrazach z serii różnią się wielkością, kształtem, orientacją i położeniem względem współrzędnych obrazu. Różnice między poszczególnymi obiektami stanowią utrudnienie, jeżeli celem analizy jest rozpoznawanie obiektów określonego rodzaju (klasyfikacja obiektów) lub śledzenie obiektu.

1.3. Przetwarzanie obrazu

Przetwarzanie wstępne obrazów polega na utworzeniu na podstawie obrazu oryginalnego nowego obrazu cyfrowego, który jest bardziej dogodny dla dalszej analizy. Celem przetwarzania wstępnego obrazów może być np. uwydatnienie szczególnych cech obrazu (np. konturu obiektów), zmniejszenie zakłóceń czy wyróżnienie określonych obszarów obrazu. Metodami wstępnego przetwarzania obrazów są różnego rodzaju filtracje: tzw. liniowe i nieliniowe, transformacje oraz segmentacje [Gon92, Pav87].

Filtracja liniowa obrazu związana jest z modyfikacją widma częstotliwościowego przetwarzanego obrazu. Polega ona na uwydatnieniu lub wytłumieniu w przetwarzanym obrazie składowych o określonych wartościach częstotliwości. Filtry wytłumiające składowe dużej częstotliwości obrazu nazywane są filtrami wygładzającymi. Stosowane mogą być do ograniczenia poziomu zakłóceń szumowych obrazu. Ich wadą jest to, że po przetworzeniu zanikają w obrazie szczegóły i drobne elementy. Filtry uwydatniające składowe o dużej częstotliwości, nazywane wyostrzającymi, pozwalają na uwydatnienie szczegółów obrazu oraz obrysów obiektów

zawartych w obrazie. W przypadku obrazów zakłóconych szumem ich zastosowanie może prowadzić do uwydatnienia szumu zamiast istotnych fragmentów obrazu.

Filtry liniowe mogą być realizowane za pomocą tzw. masek filtrujących, czyli macierzy zawierających odpowiednie współczynniki filtru. Wartości tych współczynników decydują o charakterze filtracji. Proces przetwarzania obrazu z wykorzystaniem masek polega na przeprowadzeniu operacji dwuwymiarowego spłotu oryginalnego obrazu oraz maski, w wyniku czego otrzymuje się zmodyfikowany obraz. Dokładność filtracji jest uzależniona od rozmiaru stosowanej maski; większa maska pozwala na dokładniejsze zaprojektowanie żądanej charakterystyki filtru. Zwiększenie wymiaru maski wiąże się jednak z wydłużeniem procesu obliczania spłotu.

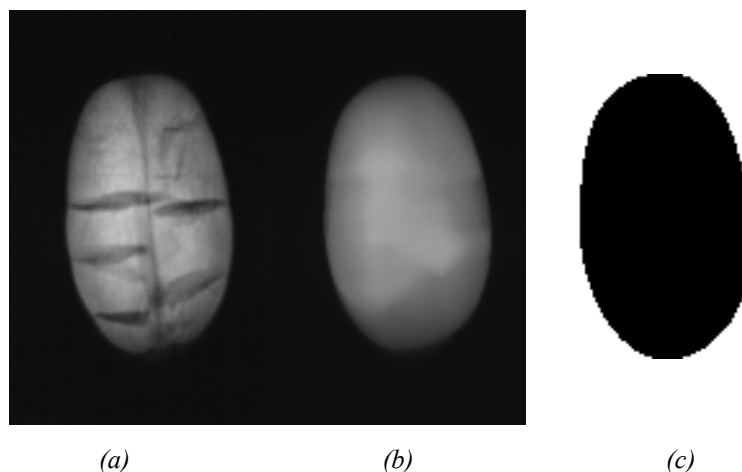
Inną grupą filtrów są filtry nieliniowe. Jasność punktu w obrazie wynikowym jest w tym przypadku dowolną nieliniową (w tym logiczną) funkcją wartości elementów z pewnego jego otoczenia w obrazie oryginalnym. Grupę filtrów nieliniowych charakteryzuje duża różnorodność. Większość z nich jest opracowywana w celu rozwiązania specyficznych problemów. Przykładami filtrów nieliniowych są filtry medianowe i gradientowe oraz przekształcenia morfologiczne.

Filtr medianowy [Pav87, Mat91, Tad97] zaliczany jest do grupy filtrów nieliniowych o tzw. statystyce porządkowej. Istota metody opiera się na wyborze wartości jasności punktu a nie na jej obliczeniu. Wynikowa wartość elementu obrazu uzyskiwana jest przez wyznaczenie mediany (środkowej) pierwotnych wartości elementów z pewnego otoczenia tego elementu. Kształt tego otoczenia jest ściśle określony dla danego filtru i decyduje o stopniu oraz charakterze uzyskanego wyniku przetwarzania. Filtr medianowy jest szeroko stosowany do redukcji szumów w obrazach w przypadku gdy zakłócenie obrazu polega na dużej zmianie jasności pojedynczych, rozproszonych punktów (zakłóceń impulsowych) oraz do usuwania z obrazów mało znaczących detali.

Filtr gradientowy [Gon92, Tad97] służy do wyznaczania dużych, lokalnych zmian jasności obrazu. W przypadku gdy jasność tła i obiektu przedstawionego na obrazie znacznie się różnią, filtr gradientowy pozwala na uwydatnianie pikseli znajdujących się w otoczeniu konturu obiektu. Wynik filtracji gradientowej zależy zazwyczaj od wyniku dwóch filtracji „liniowych” przybliżających wartości gradientu jasności obrazu w prostopadłych do siebie kierunkach. Dla każdego elementu obrazu obliczana jest długość wektora, którego współrzędnymi są wyniki tych filtracji.

Morfologiczne przekształcenia obrazu [Gia87] to translacje oraz sumy i różnice zbiorów zdefiniowanych na podstawie algebry Minkowskiego. Najczęściej wykorzystywanymi operacjami zbiorów są dylatacja i erozja. Sekwencyjne łączenie tych przekształceń pozwala utworzyć operacje zamknięcia, otwarcia i szkieletyzacji. W przypadku ziaren oraz przekroju lewej komory serca przekształcenia morfologiczne można wykorzystać do usuwania fragmentów przedstawiających pęknięcia czy do „zamykania” obrazu mięśnia sercowego w miejscach, w których jest on nieciągły.

Kolejnym etapem tradycyjnego przetwarzania obrazu jest segmentacja [Gon92, Pav87]. Jest to proces polegający na podziale obrazu na rozłączne obszary o określonym znaczeniu. W przypadku obrazów cyfrowych segmentację można zdefiniować jako podział zbioru elementów obrazu na rozłączne podzbiory. Podstawowym zadaniem segmentacji jest zazwyczaj wyróżnienie w obrazie tych pikseli, które należą do obiektu. W najprostszym przypadku, gdy obiekt wyraźnie odróżnia się od tła poziomem jasności, można dokonać segmentacji poprzez tzw. progowanie, czyli klasyfikację pikseli o wartościach poniżej pewnego progu do jednej grupy a pozostałych do drugiej. W innych, bardziej skomplikowanych przypadkach, segmentacja dokonywana może być na podstawie innych wielkości, jak: barwa, parametry statystyczne lokalnego rozkład jasności, właściwości lokalnego widma częstotliwości obrazu czy położenie klasyfikowanego piksela.

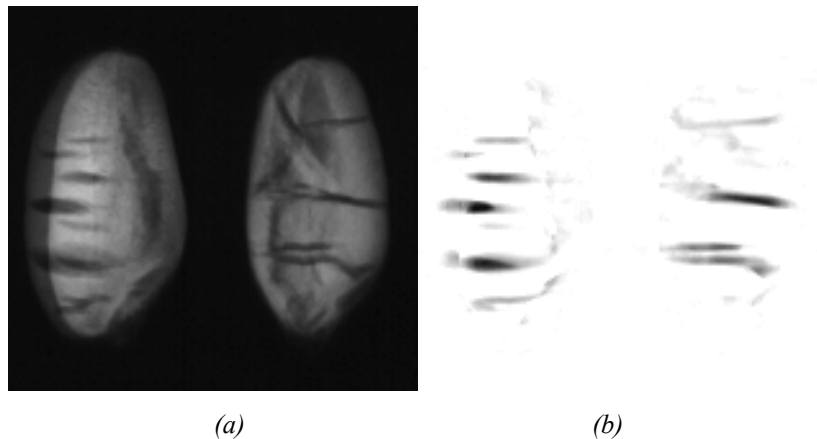


Rys. 1.9. Kolejne etapy przetwarzania obrazu: obraz oryginalny (a), obraz po filtracji medianowej (b) oraz wynik segmentacji przez progowanie (c).

Filtrację i segmentację można wykorzystać do wyznaczenia obszarów poszczególnych ziaren w przedstawiającym je obrazie oraz do wyznaczenia ich pęknięć (uszkodzeń). Na przykład, w celu usunięcia z obrazu ciemnych linii odpowiadających wewnętrznym pęknięciom ziaren można zastosować filtrację medianową. (W

przykładzie z rys. 1.9.b otoczeniem, w którym obliczano medianę było okno o wymiarach 21x21 pikseli.) Następnie na tak przetworzonym obrazie można dokonać segmentacji przez progowanie (rys. 1.9.c). W przypadku obrazu lewej komory serca podobny zabieg polegający na filtracji dolnoprzepustowej oraz segmentacji przez progowanie nie przynosi wymaganego rezultatu.

Stopień uszkodzenia ziaren pszenicy można określić na podstawie liczby, wielkości oraz położenia wewnętrznych pęknięć. Większa liczba pęknięć, szczególnie pęknięć położonych w pobliżu zarodka, powoduje, że ziarno nie jest zdolne do kiełkowania i nie nadaje się do zasiewu [Nie94, Str95-Str99]. W celu wyznaczenia poszczególnych pęknięć można zastosować odpowiednie filtracje. Na rys. 1.10 pokazano przykład takiej analizy. Wstępnie przeprowadzono kierunkową filtrację medianową w oknie 1x21 pikseli. Następnie porównano, przez obliczenie różnicy jasności pikseli, wynik takiej filtracji z oryginałem obrazu. Kierunkowa filtracja medianowa, przy odpowiedniej orientacji ziarna, pozwala na wyłumienie poziomych linii pęknięć ziarna. Porównanie oryginału z obrazem po przetworzeniu pozwala więc określić miejsca na powierzchni obrazu gdzie występują linie poprzecznych pęknięć ziarna. Tak przeprowadzona analiza wymaga znajomości kierunku ułożenia ziarna. Oznacza to, że konieczne jest wstępne rozpoznanie tego kierunku inną metodą analizy obrazów.



Rys. 1.10. Wyznaczanie położenia wewnętrznych pęknięć: obraz oryginalny (a) oraz po przetworzeniu (b).

Przeprowadzenie analizy obrazu wymaga zazwyczaj sekwencyjnego zastosowania kilku filtracji i przekształceń. Przykłady dotyczące obrazów ziaren pszenicy dowodzą, że ich analiza wymaga zastosowania kilku filtrów, segmentacji oraz metody umożliwiającej rozpoznanie orientacji ziarna. W przypadku obrazów

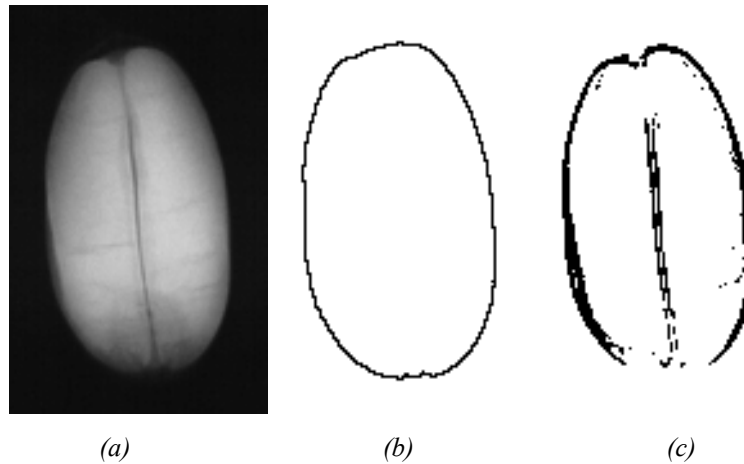
ultrasonograficznych serca nie znaleziono metody umożliwiającej prawidłową segmentację przekroju lewej komory. Metody polegające na filtracji i segmentacji wymagały dopasowania parametrów filtrów w odmienny sposób dla każdego z analizowanych obrazów lub w ogóle nie przynosiły wymaganych rezultatów. Oznacza to, że standardowe metody przetwarzania i analizy obrazów nie umożliwiają efektywnej analizy obrazów rozpatrywanych w niniejszej pracy.

1.4. Wyznaczanie konturu obiektów

Konturem, inaczej brzegiem obszaru, nazywamy zbiór wszystkich punktów brzegowych tego obszaru. Punktem brzegowym obszaru jest taki punkt, w którego każdym otoczeniu znajduje się zarówno punkt należący do tego obszaru jak i taki, który do tego obszaru nie należy [Żak84]. W przypadku obrazów ziaren i lewej komory serca przedmiotem badań są obszary jednospójne. Brzegiem takiego obszaru jest zamknięta krzywa (krzywa Jordana). Problem segmentacji obiektów, będących przedmiotem zainteresowania niniejszej pracy, można więc sprowadzić do problemu poszukiwania krzywej Jordana stanowiącej kontur takich obiektów.

Jedną z klasycznych metod wyznaczania konturu bazuje na dwóch oddzielnych fazach przetwarzania obrazu [Pav87]. Pierwszą fazą jest przetwarzanie wstępne polegające na wyróżnieniu spośród wszystkich pikseli obrazu tych, które prawdopodobnie należą do konturu. Drugą fazą jest formowanie konturu polegające na wyszukaniu miejsc gdzie kontur jest nieciągły, uzupełnieniu brakujących punktów konturu, pocienieniu linii konturu w miejscach gdzie jej szerokość jest zbyt duża (np. większa od szerokości jednego piksela) oraz interpolacji lub aproksymacji krzywą o określonym równaniu.

Inna metoda pozwala wyznaczyć kontur przez progowanie [Gon92]. Metoda ta polega na badaniu jasności każdego piksela w odniesieniu do jasności jego sąsiadów. Jeżeli w określonym otoczeniu jasność wszystkich punktów sąsiednich leży po jednej stronie progu, to wówczas badany piksel nie jest zaliczany do konturu, w przeciwnym przypadku badany piksel uznawany jest za należący do konturu. Dodatkowo można wprowadzić inne warunki np., że rozpatrywany punkt obrazu musi mieć jasność większą lub mniejszą od zadanej wielkości. Wyznaczanie brzegu obiektu w ten sposób może być stosowane w przypadku obrazów niezakłóconych, o wyraźnie innych wartościach luminancji dla obiektu i tła (rys. 1.11.b).



Rys. 1.11. Wyznaczanie brzegowych punktów obiektu: obraz oryginalny (a), wyznaczenie punktów za pomocą progowania (b) oraz metodą gradientową (c).

Najczęściej stosowanymi metodami wyznaczania punktów brzegowych obszaru są metody gradientowe. Polegają one na wstępnym przekształceniu oryginalnego obrazu w obraz określający bezwzględną wartość gradientu jasności. Przyjmuje się, że do punktów konturu zaliczone zostaną te punkty, w których wartość gradientu na obrazie wynikowym przekracza pewną ustaloną wartość (rys. 1.11.c).

Inne metody wyznaczania punktów konturu opisane zostały między innymi w [Gon92, Pav87]. W wielu przypadkach, w których przedmiotem analizy są obrazy rzeczywiste, metody te nie dają zadowalających efektów lub wymagają skomplikowanej wieloetapowej procedury wstępnego przetworzenia obrazu. Dzieje się tak ponieważ obrazy rzeczywiste są często zakłócone, wyznaczone obszary są niejednorodne lub w ogóle nie mają ciągłego konturu. Często uzyskane wyniki są zbiorami oddzielnych, niepołączonych grup punktów tworzących linie o nierównej grubości. Niektóre z tych punktów mogą być wyznaczone błędnie i leżeć w dużej odległości od poszukiwanego konturu.

Drugą fazą wyznaczania brzegu obszaru, jest formowanie konturu. Stosowane są tu różne metody w zależności od rodzaju analizowanych obrazów, specyfiki znajdujących się na nich obiektów, wyników otrzymanych w pierwszej fazie, itp. W przypadku gdy wynikiem pierwszej fazy jest zbiór punktów tworzących pętlę o zmiennej grubości zastosować można metodę pocieniania konturu [Pav87]. Polega ona na usunięciu części z wyznaczonych punktów, z miejsc gdzie linia jest zbyt gruba, w taki sposób aby pozostałe tworzyły pętlę o stałej grubości jednego piksela. W procesie tworzenia linii o minimalnej grubości zastosować można np. morfologiczne metody szkieletyzacji obiektu [Gia87].

Gdy wynikiem pierwszej fazy jest zbiór punktów ułożonych wzdłuż poszukiwanego konturu nie tworzących ciągłej pętli, wówczas należy do tego zbioru dodać inne punkty tak by usunąć nieciągłości. W tym celu można np. zastosować przekształcenia morfologiczne dylatacji lub zamknięcia [Gia87]. Innym rozwiązaniem tego problemu jest aproksymacja lub interpolacja konturu krzywą o danym równaniu [Pav87, Tad92]. Równanie takie powinno być dobrane w zależności od wiedzy o kształcie obiektów przedstawionych w analizowanym obrazie. Często w aproksymacji wykorzystuje się dwa parametryczne równania dwóch współrzędnych przestrzeni obrazu. Równania te mogą być dane w formie wielomianowej lub formie ważonej sumy pewnych funkcji bazowych. W drugim przypadku może to być np. szereg Fouriera, w którym rolę funkcji bazowych pełnią funkcje sinusoidalne. Ich okresowość jest zaletą przy aproksymacji zamkniętej krzywej jaką jest kontur.

Aproksymacji konturu równaniami krzywej można dokonać stosując metodę najmniejszych kwadratów polegającą na iteracyjnej minimalizacji sumy kwadratów odległości wyznaczonych pikseli konturu od poszukiwanej krzywej. Wadą tej metody jest długi czas obliczeniowy oraz trudność w obliczeniu wymaganych odległości. Innym rozwiązaniem problemu dopasowania krzywej danej równaniem do istniejącego zbioru punktów brzegowych jest metoda transformacji Hougha [Tad92]. Dla funkcji aproksymującej z n współczynnikami tworzona jest ich n -wymiarowa przestrzeń. Następnie wartości współrzędnych znalezionych punktów konturu są w tej przestrzeni odwzorowywane tworząc hiperpowierzchnie o wymiarze $n-1$. W przestrzeni współczynników odnajdywane są następnie punkty wzajemnych przecięć utworzonych hiperpowierzchni, punkty te powinny tworzyć skupiska. Uśredniona wartość współrzędnych punktów wchodzących w skład największego skupiska jest poszukiwanym zestawem parametrów aproksymującej funkcji.

Opisywane metody wyznaczania konturu można zastosować do obrazów ziaren pszenicy (przykład wyznaczenia konturu zamieszczono na rys. 1.11). W przypadku obrazów serca metody te nie są jednak użyteczne. Wyznaczone punkty nie tworzą ciągłych pętli a ponadto błędnie wyznaczane są punkty konturów różnych struktur mięśniowych nie należących do brzegu przekroju komory. Aproksymacja takiego zbioru pikseli prowadzi więc musi do błędnego wyniku.

1.5. Rozpoznawanie obiektów

Automatyczne rozpoznawanie obiektów znajdujących się w obrazach jest trudne. Ludzkie oko i umysł są wciąż daleko lepszym i bardziej uniwersalnym narzędziem rozpoznawania niż jakikolwiek istniejący dziś algorytm komputerowy. Większość z wykorzystywanych metod pozwala na rozróżnienie jedynie bardzo ograniczonej klasy obiektów [Tad92, Lad93, Kac95, Ols97].

Wśród metod rozpoznawania obiektów można wyróżnić dwie główne grupy. Jedną z nich stanowią metody działające dwuetapowo, wyznaczające cechy obiektu (są to zazwyczaj pewne wielkości liczbowe charakteryzujące obiekt), a następnie dokonujące klasyfikacji obiektu na podstawie wyznaczonych cech [Gon92, Tad92]. Wyznaczanie cech obiektu wymaga jego uprzedniego zlokalizowania po przeprowadzeniu segmentacji obrazu. Drugą grupą są metody porównywania wzorca obiektu i obrazu. Wymagają one wstępnego przygotowania wzorca obiektu i pozwalają zazwyczaj na rozpoznawanie obiektów tylko jednego rodzaju [Tad92, Ols97]. Istnieją też inne metody rozpoznawania obiektów opracowane dla specyficznych zastosowań, np. wykorzystujące sztuczne sieci neuronowe komórkowe [Kac95], jednak zakres ich zastosowań jest zazwyczaj ograniczony do wąskiej klasy specyficznych obrazów.

Istnieje wiele rodzajów cech charakteryzujących obiekt. Cechy geometryczne obliczane są na podstawie kształtu i wymiarów obiektu [Tad92, Tad97], są nimi takie wielkości jak powierzchnia, obwód obiektu, wydłużenie (stosunek największego jego wymiaru do najmniejszego) czy kolistość (stosunek kwadratu obwodu do powierzchni). Innymi cechami geometrycznymi są cechy grafu wyznaczonego na podstawie wyniku szkieletyzacji obiektu, takie jak liczba jego pętli, węzłów czy gałęzi [Pav87].

Inną grupą cech są cechy związane z rozkładem jasności w obszarze obiektu lub w obszarze całego obrazu. Mogą to być cechy statystyczne wynikające z kształtu wykresu histogramu (wykres liczby punktów obrazu o danej wartości), cechy statystyczne rozkładu gradientu w obrazie, czy cechy obliczane na podstawie danych uzyskanych z transformacji, takich jak przekształcenia falkowe [Wu97], transformata Fouriera, transformata kosinusowa [Ska93], macierz zdarzeń [Har79], itp.

Obliczony zbiór cech (wektor cech) jest analizowany ze względu na przynależność do określonego obszaru przestrzeni cech – dokonywana jest klasyfikacja badanego obiektu [Sch96]. Do klasyfikacji wykorzystuje się również sztuczne sieci neuronowe [Tad93]. Mają one tę właściwość, że zasada klasyfikacji może zostać

określona przez samą sieć neuronową. Następuje to w tzw. procesie uczenia, na podstawie przykładowego zbioru obiektów o znanej przynależności do klas – zbioru uczącego (uczenie nadzorowane) lub też na podstawie zbioru przykładowego bez określonej przynależności do klas (uczenie nienadzorowane).

Metoda dopasowania wzorca polega na porównaniu badanego obrazu z innym obrazem przedstawiającym obiekt wzorcowy – maską wzorca. Maską taką jest przesuwana po powierzchni badanego obrazu w celu odnalezienia miejsca, w którym obydwa obrazy będą do siebie najbardziej zbliżone [Tad92]. Maską powinna mieć także możliwość obrotu. Pewną modyfikacją metody jest zastosowanie jej nie do obrazu oryginalnego lecz do obrazu wstępnie przetworzonego, np. po wyznaczeniu krawędzi [Ols97], filtracji, czy segmentacji.

Oczywiste jest, że proces dopasowania musi być długotrwały ze względu na dużą liczbę możliwych ustawień maski. Jednocześnie w przypadku, w którym poszukiwany obiekt ma zmienione wymiary względem wzorcowego lub jest zdeformowany, wynik jego poszukiwania może być negatywny. Nie jest więc możliwe zastosowanie tej metody w rozpoznawaniu rodzaju ziarna czy przekroju lewej komory serca.

1.6. Podsumowanie rozdziału

Tradycyjne metody analizy obrazów pozwalają na wszechstronną analizę obrazów różnej jakości, wyznaczanie i rozpoznawanie obiektów o różnym wyglądzie. Istotną ich wadą jest jednak wieloetapowość, a co za tym idzie, czasochłonność badania obrazu. Aby prawidłowo wykonać zadanie związane np. z rozpoznawaniem obiektu w obrazie cyfrowym należy wstępnie przetworzyć obraz zmniejszając zakłócenia, dokonać jego segmentacji bądź wyznaczenia konturu oraz obliczyć zbiór cech obiektu, na podstawie których przeprowadzana jest jego klasyfikacja. W każdym etapie postępowania trzeba zastosować metodę odpowiednią dla rozpatrywanej klasy obrazów. W każdym etapie postępowania wystąpić mogą błędy i utrata istotnych informacji niesionych przez obraz. Jeżeli w którejkolwiek fazie analizy wystąpi błąd, będzie on miał swoje konsekwencje w jej końcowym wyniku. Ponadto, jeżeli sekwencja postępowania opracowana jest dla określonej klasy obrazów, może ona dać błędny wynik w przypadku analizy obrazów o odmiennych właściwościach.

Obiekty przedstawione w analizowanych obrazach, będące przedmiotem zainteresowania niniejszej pracy, nie są identyczne, różnią się wymiarami, kształtem i stopniem uszkodzenia. Rozpoznawanie ich za pomocą maski wzorca prowadziłoby do błędnego wyniku np. w przypadku nietypowo zdeformowanych ziaren. Obrazy ultrasonograficzne przekroju lewej komory serca również cechuje duża różnorodność. Ich analiza wymagałaby modyfikacji parametrów zastosowanych metod analizy w zależności od fazy pracy serca, grubości mięśnia sercowego, stopnia zakłócenia obrazu, itp. W przypadku zastosowania wieloetapowej metody analizy modyfikacja poszczególnych parametrów wymaga dużej wiedzy o sposobie działania poszczególnych jej etapów. W przypadku opracowania programu analizy takich obrazów wykorzystującego tradycyjne metody analizy, jego obsługa byłaby więc uciążliwa.

Problem analizy obrazów ziaren pszenicy i lewej komory serca wymaga innego podejścia. Konieczne jest opracowanie nowej metody analizy takich obrazów o mniejszej liczbie etapów, szybszej i bardziej niezawodnej. Propozycją rozwiązania tego problemu jest zastosowanie modeli deformowalnych.

2. OGÓLNA CHARAKTERYSTYKA MODELI DEFORMOWALNYCH

Tradycyjne techniki przetwarzania i analizy obrazów, takie jak filtracja, segmentacja, wyznaczenie cech i klasyfikacja, wymagają na ogół aby wyniki jednej procedury stanowiły dane wejściowe innej procedury. Oznacza to, że wiele problemów rozwiązuje się przez sekwencyjne wykorzystanie kilku technik. Postępowanie takie wymaga długiego czasu obliczeń i prowadzi często do błędnych wyników spowodowanych utratą części informacji o obrazie w kolejnych etapach analizy. Spotyka się też problemy, do rozwiązania których należałoby zastosować kilka różnych procedur wykonywanych równolegle tak, że wzajemnie wykorzystywałyby one wyniki swoich działań. Z tego powodu coraz częściej w analizie obrazów wykorzystuje się techniki równoległego przetwarzania informacji. Jedną z takich metod wykorzystuje modele deformowalne.

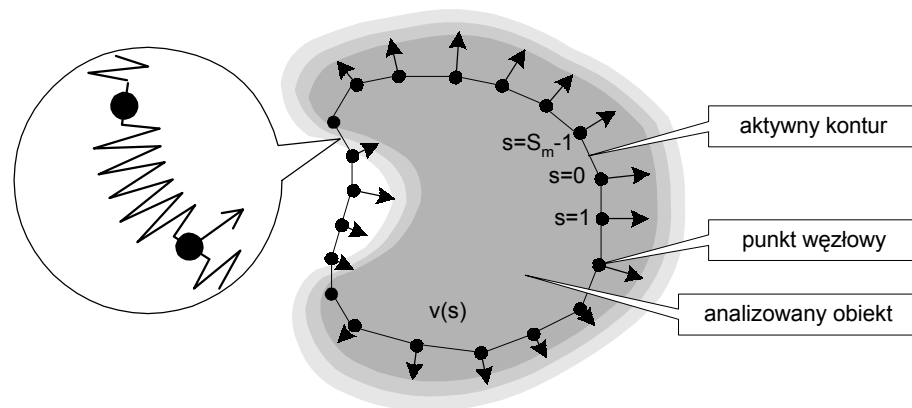
Modele deformowalne są grafami tworzącymi w przestrzeni obrazu geometryczne, dyskretne konstrukcje krzywych, płaskich siatek lub powierzchni. Ich cechą jest zdolność ruchu i zmiany kształtu pod wpływem lokalnych właściwości obrazu. Wybór struktury modelu deformowalnego oraz algorytmu zmiany jego kształtu i położenia powinien być dokonany w zależności od cech analizowanego obrazu i od celu analizy. Wynikiem prawidłowo przeprowadzonej analizy jest dopasowanie modelu do obiektu przedstawionego w obrazie. Na podstawie właściwości dopasowanego modelu można wnioskować o położeniu, wymiarach, przebiegu konturu czy elementach składowych obiektu. Pozwala to w efekcie na jednoczesne wydzielenie z obrazu, scharakteryzowanie i rozpoznanie obiektu będącego przedmiotem zainteresowania.

2.1. Budowa modeli deformowalnych

Modele deformowalne są zbudowane z punktów węzłowych umieszczonych w przestrzeni analizowanego obrazu. Sąsiednie punkty węzłowe są połączone tak, aby tworzyły graf będący łamaną, płaską siatką lub powierzchnią (w trójwymiarowej

przestrzeni obrazu uzyskanego np. z tomografu komputerowego). Analiza obrazu z wykorzystaniem modeli deformowalnych rozpoczyna się inicjalizacją, czyli ustawieniem początkowych położenia poszczególnych punktów węzłowych. Po inicjalizacji następuje iteracyjny proces dopasowania modelu, w którym jest on systematycznie przemieszczany tak, że model dopasowywany jest do badanego obiektu zawartego w obrazie. Zmiana położenia poszczególnych węzłów zależy zarówno od lokalnych właściwości obrazu jak i od współrzędnych sąsiednich punktów węzłowych.

Najwcześniej opracowanym a jednocześnie najprostszym z modeli deformowalnych jest aktywny kontur. Metoda analizy obrazów z zastosowaniem aktywnego konturu została przedstawiona po raz pierwszy w [Kas87] a następnie w [Kas88], gdzie nazwano ją metodą węża (*ang. snake*).



Rys. 2.1. Ilustracja koncepcji metody aktywnego konturu zastosowanej do detekcji granicy obiektu.

Aktywny kontur jest matematycznym modelem deformowalnej krzywej, zazwyczaj zamkniętej, wykonanej z abstrakcyjnego, elastycznego materiału. Materiał ten jest podatny na odkształcenia takie jak rozciąganie i zginanie, reaguje na nie jednocześnie jak guma i sprężysty drut. Krzywa znajduje się w dwuwymiarowym środowisku zewnętrznego pola sił tworzonego przez lokalne właściwości obrazu. W procesie dopasowania kształt krzywej zostaje zmodyfikowany w celu odwzorowania konturów obiektu znajdującego się na obrazie. Kształt krzywej aktywnego konturu jest opisany parametrycznym równaniem (2.1), w którym $\mathbf{v}(s,t)$ jest wektorem określającym współrzędne punktu krzywej na płaszczyźnie obrazu w chwili t .

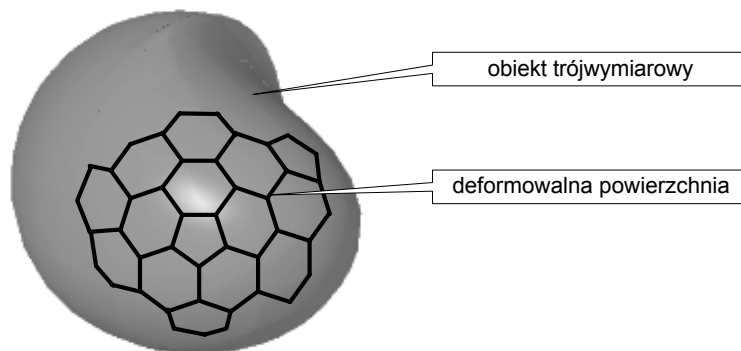
$$\mathbf{v}(s,t) = [x(s,t), y(s,t)]^T \quad (2.1)$$

W implementacji komputerowej model aktywnego konturu jest dyskretny. Aktywny kontur składa się z uporządkowanych punktów węzłowych (nazywanych *snaxelami*), których kolejność określona jest przez parametr s . Kolejne punkty są

połączone tak, że utworzony w ten sposób graf stanowi pętlę. Często przyjmuje się, że parametr s jest liczbą z zakresu $\langle 0, I \rangle$. Innym rozwiązaniem, przyjętym również w tej pracy jest $s \in \langle 0, S_m - I \rangle$, gdzie S_m jest liczbą punktów węzłowych. Parametr s jest wówczas nieujemną liczbą całkowitą i może być traktowany jak indeks punktu węzłowego.

Ze względu na zmianę położenia aktywnego konturu w czasie procesu dopasowania, konieczne jest wprowadzenie drugiego parametru t , interpretowanego jako czas. Jeżeli proces dopasowania jest realizowany przez algorytm iteracyjny, to parametr $t \in \langle 0, T_m \rangle$ jest numerem kolejnej iteracji, gdzie T_m jest chwilą zakończenia tego procesu.

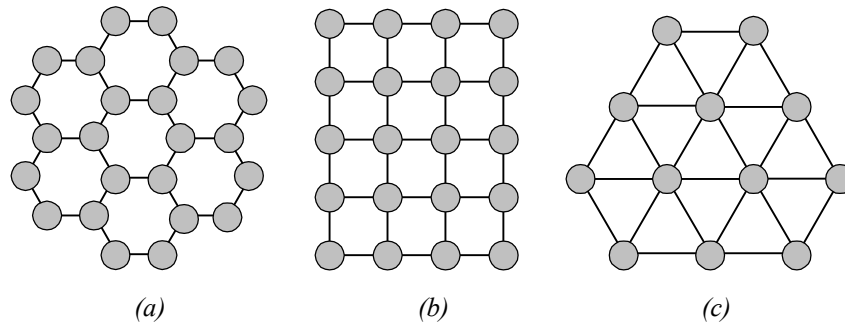
Pewną interesującą modyfikacją aktywnego konturu jest kontur podwójny [Gun94, Gun97]. Modyfikacja polega na jednoczesnym dopasowywaniu dwóch zamkniętych krzywych. Jedna z nich jest położona wewnątrz drugiej. W czasie procesu dopasowania, w wyniku wzajemnych oddziaływań, wewnętrzny kontur powiększa się natomiast zewnętrzny się kurczy; krzywe zbliżają się do siebie. Proces kończy się gdy oba kontury osiągną to samo położenie.



Rys. 2.2. Ilustracja koncepcji metody deformowalnej powierzchni.

Coraz częściej przedmiotem przetwarzania i analizy obrazów stają się obrazy trójwymiarowe. Mogą one pochodzić z badań tomografii komputerowej lub modelowania obrazów na podstawie obserwacji obiektów pod różnymi kątami. W obrazach takich obiekty mają postać trójwymiarowych brył. W przypadku takich obiektów stosuje się modele deformowalnych powierzchni, które są odpowiednikiem aktywnego konturu w przestrzeni trójwymiarowej (rys. 2.2) [Neu95, Shu97, Wan92]. W zależności od potrzeb, mogą być tworzone powierzchnie zamknięte (otaczające pewien obszar) lub otwarte. Pierwsze z nich służą zazwyczaj do wyznaczania brzegu bryły analizowanego obiektu, drugie do wyznaczania fragmentu takiego brzegu,

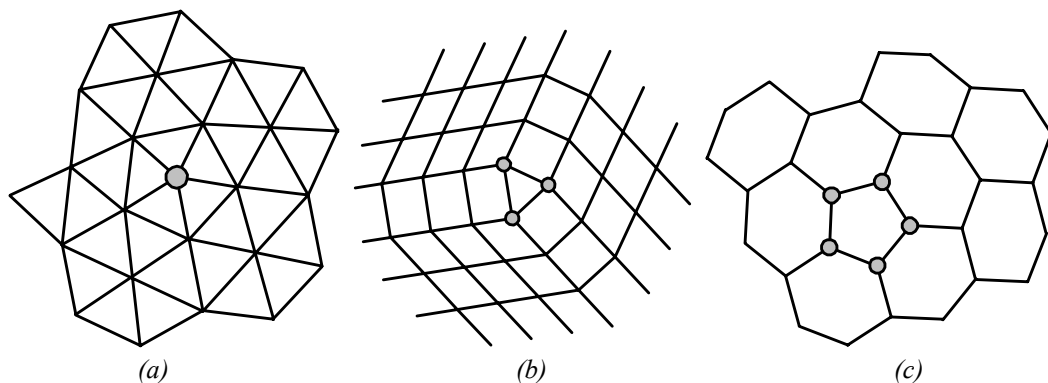
trójwymiarowego modelowania widocznej strony obiektu na podstawie serii zdjęć wykonanych pod różnymi kątami, itp.



Rys. 2.3. Połączenia punktów węzłowych z trzema (a), czterema (b) i sześcioma sąsiadami (c).

Model aktywnego konturu wymaga określenia liczby punktów węzłowych S_m oraz tego czy kontur ma być zamknięty czy też nie. Wzajemne połączenia tych punktów są jednoznacznie określone ich kolejnością. W przypadku deformowalnych powierzchni należy dodatkowo zdefiniować strukturę wzajemnych połączeń między węzłami. Poszczególne punkty węzłowe mogą być połączone z trzema, czterema lub sześcioma sąsiadami (rys. 2.3). Przyjęcie jednej z tych konfiguracji ma wpływ na charakterystyki sprężystości struktury oraz na przebieg procesu dopasowania.

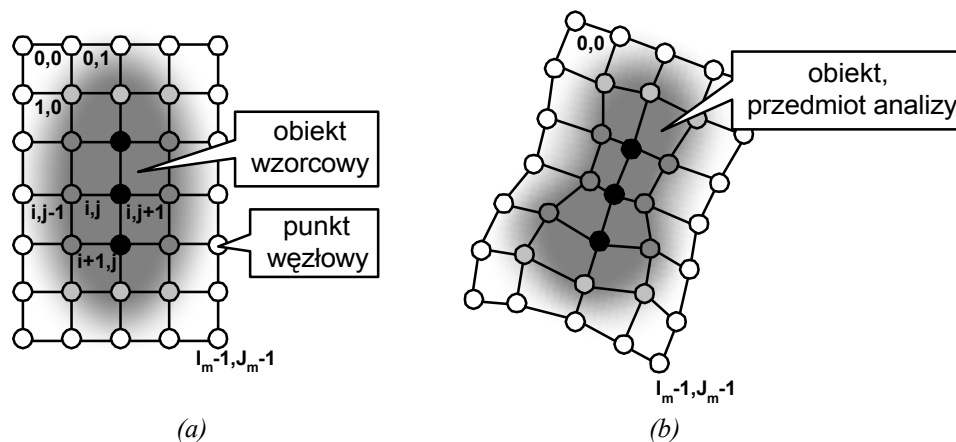
W przypadku powierzchni zamkniętych, wykorzystywanych do wyznaczania brzegu brył, występuje dodatkowy problem. W strukturze ich połączeń występują nieregularności (rys. 2.4) polegające na zmienionej liczbie połączeń wyprowadzanych z niektórych punktów węzłowych lub zmienionym kształcie niektórych oczek siatki. Położenie i rodzaj nieregularności można w pewnym stopniu dobrać. Specyficznym zagadnieniem jest też indeksowanie węzłów deformowalnych powierzchni. Liczba węzłów jest oczywiście skończona, można je więc wyróżniać tylko jednym indeksem, jednak ze względu na sposób połączeń węzłów wygodniej jest indeksować je dwiema lub nawet trzema liczbami.



Rys. 2.4. Przykłady nieregularności połączeń węzłów w deformowalnych powierzchniach.

Modelem przypominającym deformowalną powierzchnię ale umieszczonym na powierzchni obrazu dwuwymiarowego jest deformowalny wzorec [Jai97, Wis97, Wu97, Szc98, Duc99, Szc99]. Metoda analizy obrazu z zastosowaniem deformowalnego wzorca należy do grupy metod (*ang. model-based object recognition*) działających na zasadzie porównywania pewnego obrazu wzorcowego (modelu odniesienia) z fragmentem analizowanego obrazu. Jest ona stosowana do rozpoznawania obiektów przedstawionych na obrazach cyfrowych oraz określania ich położenia.

Deformowalny wzorec tworzą punkty węzłowe $\mathbf{s} = [i, j]^T$, połączone ze sobą odcinkami tworzącymi graf planarny Ω zwany dalej deformowalną siatką. Każdemu punktowi węzłowemu przyporządkowuje się lokalną cechę lub wektor lokalnych cech obrazu wzorcowego (modelu odniesienia) w określonym punkcie. W ten sposób cała siatka stanowi rodzaj maski zawierającej informację o modelu odniesienia. Punkty węzłowe są umieszczane na płaszczyźnie obrazu cyfrowego, po czym jest przeprowadzany iteracyjny proces dopasowania. Współrzędne punktów węzłowych są określone wektorem $\mathbf{v}(\mathbf{s}, t) = [x(\mathbf{s}, t), y(\mathbf{s}, t)]^T$, gdzie t oznacza numer kolejnej iteracji.



Rys. 2.5. Idea działania deformowalnego wzorca: definiowanie cech na podstawie wzorca (a), dopasowanie modelu do analizowanego obiektu (b).

Ideę zastosowania deformowalnego wzorca do analizy obrazów zilustrowano na rys. 2.5. Początkowo połączenia pomiędzy węzłami tworzą równomierną siatkę prostokątną. Poszczególne węzły są uporządkowane według indeksów $i=0, 1, \dots, I_m-1$, $j=0, 1, \dots, J_m-1$ określających ich położenie w strukturze modelu. Stałe I_m i J_m określają liczbę punktów węzłowych w dwóch kierunkach połączeń siatki. Deformowalny wzorec zmienia swój kształt i położenie w procesie dopasowania tak aby zawarty w nim model odniesienia pokrył się z obiektem analizowanego obrazu. Na podstawie

ustawienia dopasowanej siatki oraz jej zniekształceń można stwierdzić jakie jest położenie obiektu w przestrzeni obrazu i na ile jego kształt zbliżony jest do kształtu obiektu wzorcowego.

Oprócz opisanych powyżej modeli deformowalnych wydaje się możliwe opracowanie jeszcze innych. W zastosowaniach medycznych przydatne może być wyodrębnianie na trójwymiarowych obrazach tomograficznych przebiegu tętnic i żył, do czego służyć może model deformowalnej krzywej umieszczonej w trójwymiarowej przestrzeni. Do rozpoznawania obiektów trójwymiarowych, np. organów wewnętrznych pacjenta w obrazie tomograficznym, przydatna może być trójwymiarowa, elastyczna konstrukcja wzorowana na siatce krystalicznej minerałów. Podobnie jak deformowalny wzorec mogłaby ona dopasowywać się do bryły obiektu umożliwiając określenie jego deformacji, położenia i wymiarów. Takie lub podobne modele nie zostały jak dotąd opisane w literaturze.

2.2. Energia wewnętrzna

Dopasowywanie modelu deformowalnego do analizowanego fragmentu obrazu jest procesem optymalizacyjnym. Optymalizacja dotyczy w tym przypadku minimalizacji funkcjonału, tzw. energii wewnętrznej struktury, którego wartość jest tym mniejszy im lepiej model jest dopasowany do obrazu. Wartość energii wewnętrznej musi więc zależeć od położenia modelu względem obiektu oraz stopnia jego deformacji. Energię wewnętrzną definiuje się zazwyczaj w postaci całkowej [Kas87, Kas88]:

$$E_S = \int_{\Omega} [E_i(\mathbf{v}(s)) + E_e(\mathbf{v}(s)) + E_p(\mathbf{v}(s))] ds \quad (2.2.a)$$

$$E_S = \iint_{\Omega} [E_i(\mathbf{v}(\mathbf{s})) + E_e(\mathbf{v}(\mathbf{s})) + E_p(\mathbf{v}(\mathbf{s}))] d\mathbf{s} \quad (2.2.b)$$

gdzie s i \mathbf{s} są odpowiednio parametrem krzywej i wektorem parametrów powierzchni modelu. Wektor \mathbf{v} określa położenie punktu s (lub \mathbf{s}) w przestrzeni analizowanego obrazu. Energia wewnętrzna struktury E_S jest całką lokalnych gęstości energii po całej długości (aktywny kontur) lub powierzchni modelu (deformowalna powierzchnia, deformowalny wzorec).

Implementowane komputerowo modele deformowalne wykorzystywane w analizie obrazów cyfrowych mają strukturę dyskretną. Utworzone są przez punkty węzłowe. Stąd wygodniejszy jest zapis energii wewnętrznej w formie dyskretnej.

$$E_s = \sum_s [E_i(\mathbf{v}(s)) + E_e(\mathbf{v}(s)) + E_p(\mathbf{v}(s))] \quad (2.3.a)$$

$$E_S = \sum_i \sum_j [E_i(\mathbf{v}(\mathbf{s})) + E_e(\mathbf{v}(\mathbf{s})) + E_p(\mathbf{v}(\mathbf{s}))] \quad (2.3.b)$$

W tym przypadku równanie energii interpretuje się jako sumę energii cząstkowych wszystkich punktów węzłowych. Symbole s i \mathbf{s} są odpowiednio indeksem lub wektorem indeksów określających punkt węzłowy.

Cząstkowa energia pojedynczego węzła jest sumą trzech składowych. Poszczególne składowe E_i , E_e , oraz E_p modelują odpowiednio wewnętrzną energię naprężeń, zewnętrzne oddziaływania wynikające np. z pewnej wiedzy a-priori o kształcie analizowanego obiektu oraz wpływ treści obrazu.

Energia E_i modeluje fizyczne właściwości abstrakcyjnego materiału z którego „wykonany” jest model deformowalny. Składowa ta wynika z istnienia sił wzajemnych oddziaływań pomiędzy poszczególnymi punktami węzłowymi i jest tym mniejsza im mniej zdeformowana jest struktura. Zazwyczaj przyjmuje się, że materiał modelu deformowalnego jest sprężysty (jak stalowy drut) i rozciągliwy (jak guma). Zachowanie takiego materiału opisane jest równaniem sprężystej membrany [Kas87, Kas88, Neu95].

$$E_i(\mathbf{v}(s)) = \tau \left| \frac{d\mathbf{v}(s)}{ds} \right|^2 + \rho \left| \frac{d^2\mathbf{v}(s)}{ds^2} \right|^2 \quad (2.4.a)$$

$$E_i = \tau \left[\left| \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial i} \right|^2 + \left| \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial j} \right|^2 \right] + \rho \left[\left| \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial i^2} \right|^2 + 2 \left| \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial i \partial j} \right|^2 + \left| \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial j^2} \right|^2 \right] \quad (2.4.b)$$

Równanie (2.4.a) stosowane jest w przypadku aktywnego konturu, natomiast (2.4.b) jest odpowiednie dla deformowalnej powierzchni i deformowalnego wzorca. Informacje na temat modelowania sprężystości obiektów fizycznych można znaleźć np. w [Now70, Gut86].

Wielkości τ i ρ wpływają na sprężystość modelu, reprezentując odpowiednio rozciągliwość i giętkość. Zazwyczaj są one stałe, wówczas sprężystość modelu jest jednorodna. Mogą być one również funkcjami parametru położenia (s lub \mathbf{s}), wówczas model ma lokalnie zróżnicowane właściwości sprężyste.

W przypadku aktywnego konturu dyskretna wersja równania energii E_i może mieć postać:

$$E_i(\mathbf{v}(s)) = \tau [\mathbf{v}(s+1) - \mathbf{v}(s)]^2 + \rho [\mathbf{v}(s+1) - 2\mathbf{v}(s) + \mathbf{v}(s-1)]^2 \quad (2.5)$$

Jeśli kontur jest zamknięty a indeks $s = S_m - 1$, to wartość $s+1$ wskazuje punkt węzłowy o indeksie 0, podczas gdy dla $s=0$ przez wartość $s-1$ należy rozumieć wartość S_m-1 . W

przypadku, w którym kontur jest otwarty, występuje konieczność zdefiniowania warunków brzegowych dla skrajnych punktów węzłowych.

Składowa E_e we wzorze (2.2) spełnia kilka funkcji. W przypadku gdy znany jest przybliżony, przewidywany kształt obiektu można tak dobrać tę składową energii aby wstępnie determinowała kształt i położenie struktury. Ma to istotne znaczenie gdy oddziaływanie obrazu (E_p) jest niewielkie. Przykładem może być uzależnienie energii oddziaływania obrazu od wartości gradientu; gdy punkt węzłowy znajduje się w dużej odległości od brzegu obiektu, wówczas lokalna wartość gradientu jest niewielka a tym samym wpływ energii obrazu na zmianę położenia punktu węzłowego jest mały. Innym zadaniem składowej E_e jest przeciwdziałanie niepożądanym efektom modelowania sprężystości. W przypadku aktywnego konturu, ze względu na sposób modelowania rozciągłości, kontur może mieć tendencję do kurczenia się. Należy zatem tak dobrać składową E_e aby przeciwdziałać temu zjawisku. Przykłady doboru tej funkcji zamieszczono m.in. w [Szc95, Szc96]. W dalszych rozdziałach niniejszej pracy przedstawiono bardziej szczegółowe rozważania dotyczące składowej E_e w odniesieniu do modeli aktywnego konturu i deformowalnej siatki.

Składowa E_p w równaniu (2.2) jest jedynym elementem bezpośrednio zależnym od informacji zawartej w przetwarzanym obrazie. Dobiera się ją tak aby osiągała minimum w sytuacji, w której punkt węzłowy pokrywa się z poszukiwanym brzegiem obiektu (aktywny kontur, deformowalne powierzchnie) lub z punktem obrazu o odpowiednich cechach (deformowalny wzorzec). W przypadku aktywnego konturu przyjmuje się często, że minimum lokalne energii E_p występuje w miejscach gdzie wartość bezwzględna gradientu obrazu jest największa. Wymaga to oczywiście wstępnego wyznaczenia mapy gradientu obrazu lub obliczania wartości gradientu w punktach węzłowych w trakcie procesu dopasowania.

2.3. Warunki brzegowe i problem nieregularności

Przy obliczaniu energii niektórych modeli występują problemy zdefiniowania warunków brzegowych. Dla węzłów leżących na krańcach nie jest możliwe jednoznaczne określenie cząstkowej energii modelującej sprężystość. Innym problemem jest lokalna nieregularność grafów odwzorowujących deformowalne powierzchnie zamknięte. Nieregularne fragmenty grafu mogą wymagać opracowania nieco innych równań do obliczania lokalnej energii sprężystości lub zmiany parametrów

związanych z obliczaniem tej energii. Definiowanie energii oddziaływań obrazu na punkty węzłowe modelu również może wymagać specyficznego podejścia w przypadku brzegowych punktów węzłowych oraz punktów tworzących nieregularności.

W przypadku deformowalnej krzywej, która nie stanowi zamkniętej pętli, dla dwóch punktów węzłowych leżących na jej krańcach nie jest możliwe obliczenie pierwszej pochodnej położenia względem parametru s . Nie można więc dla nich obliczyć wartości energii związanej ze sprężystością modelu. Dla punktów tych należy ustalić warunki brzegowe. Najprostszym rozwiązaniem jest określenie stałych położenia tych punktów. Należy wówczas arbitralnie wybrać ich położenie. Innym rozwiązaniem jest całkowite uzależnienie energii punktów brzegowych od składowych E_p oraz E_e przy założeniu, że składowa E_i jest stała. Należy wówczas tak zdefiniować energię E_e dla tych punktów aby w procesie dopasowania krzywa aktywnego konturu się nie kurczyła.

Podobny problem warunków brzegowych występuje w przypadkach deformowalnego wzorca oraz niezamkniętej deformowalnej powierzchni. W modelach tych występują różne rodzaje brzegowych punktów węzłowych, połączonych z różną liczbą sąsiadów; są takie, które znajdują się na krawędzi grafu oraz takie, które leżą w jego rogach. Należy w indywidualny sposób zdefiniować energię cząstkową dla poszczególnych brzegowych węzłów grafu, tak aby nie ulegał on niepożądanemu deformacji.

W przypadku powierzchni zamkniętych, wykorzystywanych do wyznaczania brzegu brył, występuje problem nieregularności (rys. 2.4). W grafie występują węzły połączone z sąsiadami według innej reguły niż dla większości pozostałych punktów węzłowych. W miejscach tych mogą wystąpić lokalne deformacje powierzchni, które można korygować np. poprzez lokalną zmianę wartości parametrów sprężystości.

2.4. Proces dopasowania

Zadanie dopasowania struktury jest problemem optymalizacji, polegającym na minimalizacji wewnętrznej energii modelu E_S . Problem ten można potraktować jako minimalizację wartości funkcji wielu zmiennych danej w postaci dyskretnej (2.3), gdzie zmiennymi funkcji są współrzędne poszczególnych punktów węzłowych, lub jako zagadnienie wariacyjne, w którym minimalizowana jest wartość funkcjonału w postaci (2.2).

Klasyczne metody minimalizacji wartości funkcji nie są stosowane w przypadku modeli deformowalnych. Modele te wymagają zazwyczaj zastosowania dużej liczby punktów węzłowych. Wiąże się z tym odpowiednio duża liczba zmiennych funkcji energii E_S . Klasyczne metody minimalizacji wartości funkcji bazują na iteracyjnych algorytmach zmieniających wartości poszczególnych zmiennych i wymagających wielokrotnego obliczania wartości, a czasami również gradientu minimalizowanej funkcji. Pomimo dobrej zbieżności tych metod ich stosowanie wiąże się z długim czasem obliczeń co praktycznie wyklucza ich wykorzystanie w przypadku modeli deformowalnych.

W artykule [Kas88] zaproponowano metodę minimalizacji funkcjonału aktywnego konturu z zastosowaniem równań Eulera i metody różnic skończonych (*ang finite difference method, FDM*) [Col60, Mat82, Dzi85]. Dla funkcjonału (2.3), równania Eulera, odpowiednio dla współrzędnych w kierunku Ox i Oy , można zapisać w postaci macierzowej:

$$\mathbf{Ax} + \mathbf{f}_x(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{0} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{Ay} + \mathbf{f}_y(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{0} \quad (2.7)$$

Macierz \mathbf{A} jest macierzą pentadiagonalną odwzorowującą sprężystość modelu, wektory funkcji \mathbf{f}_x i \mathbf{f}_y są związane ze składowymi E_p i E_e równania (2.3), natomiast wektory \mathbf{x} i \mathbf{y} określają współrzędne poszczególnych punktów węzłowych.

Równania (2.6) i (2.7) można rozwiązać iteracyjnie. Aby otrzymać odpowiednie równania w postaci iteracyjnej [Kas88], lewe strony tych równań przyrównuje się do zanegowanych pochodnych wektorów \mathbf{x} lub \mathbf{y} względem czasu. Następnie wprowadzana jest dyskretyzacja czasu i wyznaczane są położenia węzłów w iteracji t na podstawie wielkości obliczonych w iteracji poprzedniej. Uzyskane wzory iteracyjne mają postać:

$$\mathbf{x}_t = (\mathbf{A} + \eta \mathbf{1})^{-1} (\mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{f}_x(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{y}_{t-1})) \quad (2.8)$$

$$\mathbf{y}_t = (\mathbf{A} + \eta \mathbf{1})^{-1} (\mathbf{y}_{t-1} - \mathbf{f}_y(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{y}_{t-1})) \quad (2.9)$$

gdzie η jest wielkością kroku iteracji.

Problemem w równaniach (2.8) i (2.9) jest to, że po odwróceniu macierzy pentadiagonalnej, otrzymuje się macierz, której wszystkie elementy są niezerowe. Liczba operacji dodawania i mnożenia wykonywanych w pojedynczej iteracji jest więc duża i rośnie proporcjonalnie do kwadratu wymiaru macierzy, a więc proporcjonalnie do kwadratu liczby węzłów modelu.

Uogólnieniem metody różnic skończonych jest metoda elementu skończonego [Dzi85] (*ang. finite element method, FEM*). Została ona pierwotnie opracowana do rozwiązywania zagadnień rozkładów pól elektrycznego i elektromagnetycznego. Założeniem metody jest, że rozkład poszukiwanej wielkości można w poszczególnych elementach skończonych opisać funkcją o analitycznie określonej postaci. Metodę elementu skończonego można zastosować do minimalizacji energii modeli deformowalnych [Lau93]. W przypadku aktywnego konturu, elementem skończonym jest fragment krzywej pomiędzy sąsiednimi węzłami wraz z tymi węzłami. W deformowalnej powierzchni elementami skończonymi mogą być oczka jej grafu wraz z węzłami oczka.

Metoda elementu skończonego jest bardziej skomplikowana od metody różnic skończonych. Oprócz obliczania poszukiwanej wartości funkcji w węzłach konieczne jest również obliczanie (aproksymacja) wartości tej funkcji w poszczególnych elementach. Wymaga to dłuższych czasów obliczeń. W przypadku pól elektrycznych możliwe jest ich opisanie pewną funkcją jawną w poszczególnych elementach. W przypadku modeli deformowalnych taki opis wiąże się z przyjęciem założeń ograniczających dotyczących rozkładu jasności analizowanego obrazu. Jest to przeszkodą w uzyskaniu dokładniejszych wyników niż tych uzyskiwanych prostszą i wydajniejszą metodą różnic skończonych. Stosowanie metody elementów skończonych do modeli deformowalnych wydaje się więc niecelowe.

Innym rozwiązaniem problemu minimalizacji energii modelu deformowalnego jest zastosowanie sieci neuronowych. Jak dotąd zaproponowano metody oparte na: sieci neuronowej Hopfielda [Tsa93], elastycznej sieci neuronowej (*ang. Elastic Neural Network*) [Lab94] oraz sieci o zmiennej architekturze połączeń (*ang. Dynamic Link Architecture*) [Lad93].

W [Tsa93] w procesie dopasowania aktywnego konturu wykorzystano sztuczną sieć neuronową Hopfielda. Sieć taka jest siecią ze sprzężeniami zwrotnymi [Tad93]. Jej działanie polega na zmianie wartości wyjściowych poszczególnych komórek w taki sposób aby osiągnąć pewien stan stabilności, minimum energetyczne sieci. Zaproponowana metoda polega na takim opracowaniu topologii i wzajemnych powiązań w sieci aby jej energia wewnętrzna odpowiadała energii aktywnego konturu. Proces dopasowania polega na minimalizacji energii sieci. Na podstawie stanu sieci po zakończeniu tego procesu wnioskuje się o kształcie dopasowania modelu deformowalnego.

Wadą metody z zastosowaniem sieci neuronowej Hopfielda jest duża wielkość tej sieci i wynikające stąd problemy z jej realizacją. Ponadto konieczne jest wstępne określenie topologii sieci i obliczenie wartości wszystkich jej wag co jest zadaniem wymagającym długiego czasu obliczeń.

Siecią neuronową zastosowaną w procesie dopasowania deformowalnego wzorca do analizowanego obrazu jest sieć neuronowa o zmiennej architekturze połączeń [Lad93]. Składa się ona z dwóch warstw. Pierwsza reprezentuje dziedzinę obrazu (każda komórka zawiera informację o lokalnych cechach obrazu), druga przechowuje informację o wzorcu (jej poszczególne komórki zawierają informację o lokalnych cechach obrazu wzorcowego). W pierwszym etapie konstruowania sieci budowany jest graf połączeń komórek pierwszej warstwy z komórkami drugiej warstwy w ten sposób, że łączone są komórki, w których cechy są identyczne lub zbliżone. Następnie sieć neuronowa w ciągu procesu dopasowania grupuje podobnie ukierunkowane połączenia, wyróżnia je oraz eliminuje połączenia zbędne.

Podjęciem zaproponowanym w [Ley92] jest wykorzystanie specyficznej interpretacji fizycznej modelu deformowalnego. Model traktuje się tu jak elastyczny obiekt o określonej masie, poruszający się w środowisku o zdefiniowanej lepkości. Minimalizacja energii E_s uzyskiwana jest na drodze jej zamiany na energię kinetyczną poruszających się mas punktów węzłowych, wytracanej następnie na skutek ruchu w lepkim środowisku. Do modelowania przesunięć poszczególnych punktów węzłowych wykorzystuje się równanie ruchu w postaci:

$$m \frac{\partial^2 \mathbf{v}(s,t)}{\partial t^2} + l \frac{\partial \mathbf{v}(s,t)}{\partial t} = \mathbf{F}(s,t) \quad (2.10)$$

$$\mathbf{F}(s) = -grad(E_s(s)) = -\nabla E_s(s) \quad (2.11)$$

gdzie $\mathbf{v}(s, t)$ jest wektorem współrzędnych punktu węzłowego, m jest masą przyporządkowaną każdemu węzłowi grafu, l jest współczynnikiem lepkości środowiska, natomiast \mathbf{F} jest wektorem reprezentującym wszystkie siły oddziałujące na węzły struktury. Równanie to można zapisać w postaci dyskretnej:

$$m[\mathbf{v}(s,t) - 2\mathbf{v}(s,t-1) + \mathbf{v}(s,t-2)] + l[\mathbf{v}(s,t) - \mathbf{v}(s,t-1)] = \mathbf{F}(s,t-1) \quad (2.12)$$

Po wyznaczeniu położenia punktu węzłowego w chwili t otrzymuje się wzór pozwalający na iteracyjne obliczenie położenia punktów węzłowych w czasie t na podstawie wartości sił \mathbf{F} i ich położenia w dwóch poprzednich iteracjach.

$$\mathbf{v}(s,t) = \frac{\mathbf{F}(s,t-1) + m(2\mathbf{v}(s,t-1) - \mathbf{v}(s,t-2)) + l\mathbf{v}(s,t-1)}{m+l} \quad (2.13)$$

Zbieżność i stabilność numeryczna równania (2.13) zależy od wartości parametrów m i l , a także od tego w jaki sposób zdefiniowano siłę \mathbf{F} . W przypadku modeli deformowalnych wartość tej siły zależy od wielu czynników, między innymi od cech analizowanego obrazu. Metody prawidłowego doboru parametrów m , l oraz siły \mathbf{F} zostaną przedstawione w dalszej części pracy, w rozdziałach poświęconych aktywnemu konturowi i deformowalnej siatce.

Stosując metodę minimalizacji energii z zastosowaniem równania ruchu można kolejno, w poszczególnych iteracjach, zmieniać położenie pojedynczych punktów węzłowych lub wszystkich punktów jednocześnie. W pierwszym przypadku kolejność modyfikacji położenia węzłów może być losowa lub ustalona. W przypadku, w którym modyfikowane jest położenie wszystkich węzłów w jednej iteracji, równania (2.13) można zapisać w formie macierzowej. Stosując zapis analogiczny jak w przypadku równań (2.8) i (2.9) otrzymuje się równania w postaci:

$$\mathbf{x}_t = \frac{\mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{f}_x(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{y}_{t-1}) + m(2\mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{x}_{t-2}) + l\mathbf{x}_{t-1}}{m+l} \quad (2.14)$$

$$\mathbf{y}_t = \frac{\mathbf{A}\mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{f}_y(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{y}_{t-1}) + m(2\mathbf{y}_{t-1} - \mathbf{y}_{t-2}) + l\mathbf{y}_{t-1}}{m+l} \quad (2.15)$$

Zastosowanie równań (2.14) i (2.15) wymaga mniejszej liczby operacji dodawania i mnożenia niż w przypadku równań (2.8) i (2.9). Macierz \mathbf{A} jest w przypadku aktywnego konturu macierzą pentadiagonalną. W przypadku innych modeli jest ona macierzą rzadką, której liczba elementów w wierszu jest stała. Liczba operacji wzrasta więc liniowo ze wzrostem liczby punktów węzłowych a nie z kwadratem ich liczby. Metoda ta jest więc wygodniejsza w przypadku modeli o dużej liczbie punktów węzłowych.

Wyprowadzenie wzorów (2.13), (2.14) i (2.15) przedstawiono w następnych rozdziałach pracy.

3. AKTYWNY KONTUR

Aktywny kontur jest modelem krzywej zmieniającej położenie i dopasowującej swój kształt do obrysu obiektu przedstawionego na obrazie cyfrowym. Ze względu na ruch modelu towarzyszący procesowi dopasowania nazwano go „aktywnym”. W literaturze anglojęzycznej używana jest również nazwa „wąż” (*ang. snake*) w odniesieniu do tego modelu. Nazwę tę nadali twórcy metody [Kas87, Kas88], którym ruch modelu w czasie dopasowywania do obiektów obrazu przypominał pełzanie węża.

Jednym z zastosowań aktywnego konturu jest wyznaczanie brzegu obiektów przedstawionych na obrazach cyfrowych. W takim przypadku kontur musi stanowić zamkniętą krzywą. Pomyślny wynik zastosowania aktywnego konturu może być wykorzystany do segmentacji obrazu w ten sposób, że punkty obrazu wewnątrz krzywej są klasyfikowane jako należące do obiektu, natomiast pozostałe zaliczane są do tła obrazu. Opracowanie algorytmu dopasowania aktywnego konturu wymaga wyprowadzenia równania iteracyjnego, które zapisano w ogólnej postaci (2.13). W niniejszym rozdziale przedstawiono metodykę postępowania przy opracowywaniu równania iteracyjnego aktywnego konturu gdy krzywa stanowi on zamkniętą pętlę.

3.1. Energia konturu i siły oddziaływań na punkty węzłowe

W równaniu ruchu (2.13) występuje wielkość \mathbf{F} która jest interpretowana jako siła oddziałująca na punkt węzłowy konturu. Wielkość ta jest zdefiniowana jako gradient energii wewnętrznej konturu dla pojedynczego punktu węzłowego w miejscu położenia tego punktu w przestrzeni obrazu, ze znakiem ujemnym.

$$\mathbf{F}(s) = -\nabla E_S(s) \quad (3.1)$$

Energię aktywnego konturu daną w postaci:

$$E_S = \sum_{s=0}^{S_m} [E_i(\mathbf{v}(s)) + E_e(\mathbf{v}(s)) + E_p(\mathbf{v}(s))] \quad (3.2)$$

można przedstawić jako sumę czterech składowych:

$$E_S = Q_{i1} + Q_{i2} + Q_e + Q_p \quad (3.3)$$

Poszczególne składowe energii E_S są sumami odpowiednich energii cząstkowych. Ze względu na dalszą wygodę wyprowadzenia rozdzielono składową wynikającą z energii cząstkowej E_i na dwie części Q_{i1} i Q_{i2} modelujące odpowiednio rozciągliwość i giętkość modelu.

Jeśli założyć, że parametry sprężystości są identyczne na całej długości krzywej konturu i że wartość energii E_i jest dana wzorem (2.4.a), to poszczególne składowe można opisać równaniami:

$$Q_{i1} = \tau \sum_{s=0}^{S_m} [\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}(s-1)]^2 \quad (3.4)$$

$$Q_{i2} = \rho \sum_{s=0}^{S_m} [\mathbf{v}(s+1) - 2\mathbf{v}(s) + \mathbf{v}(s-1)]^2 \quad (3.6)$$

$$Q_e = \sum_{s=0}^{S_m} [E_e(\mathbf{v}(s))] \quad (3.7)$$

$$Q_p = \sum_{s=0}^{S_m} [E_p(\mathbf{v}(s))] \quad (3.8)$$

Podobnie można rozłożyć na składowe wektor siły $\mathbf{F}(s)$, występującej w równaniu ruchu (2.12), oddziałującej na punkt węzłowy s :

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(s) &= \\ &= \mathbf{F}_{i1}(s) + \mathbf{F}_{i2}(s) + \mathbf{F}_e(s) + \mathbf{F}_p(s) = \\ &= -\nabla Q_{i1}(s) - \nabla Q_{i2}(s) - \nabla Q_e(s) - \nabla Q_p(s) \end{aligned} \quad (3.9)$$

Z powyższych przekształceń wynika, że poszczególne wektory składowe sił, od których jest uzależnione przesunięcie punktów węzłowych konturu w kolejnych iteracjach, mogą być obliczane niezależnie.

3.2. Siły naprężeń wewnętrznych

Siły naprężeń wewnętrznych reprezentowane są przez wektory \mathbf{F}_{i1} oraz \mathbf{F}_{i2} , przy czym pierwszy z nich modeluje reakcję struktury na rozciąganie a drugi jej reakcję na zginanie.

Wektor położenia $\mathbf{v}(s)$ ma dwie współrzędne x i y ; $\mathbf{v}(s)=[x(s), y(s)]^T$. W równaniu składowej energii Q_{i1} ze względu na parametr s (wyszczególniony punkt węzłowy), można wyodrębnić składniki, które zależą od tego parametru:

$$\begin{aligned}
Q_{i1}(s) &= \\
&= \tau \left(\dots + |\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}(s-1)|^2 + |\mathbf{v}(s+1) - \mathbf{v}(s)|^2 + \dots \right) = \\
&= \tau \left(\dots + [x(s) - x(s-1)]^2 + [y(s) - y(s-1)]^2 + \right. \\
&\quad \left. + [x(s+1) - x(s)]^2 + [y(s+1) - y(s)]^2 + \dots \right) = \\
&= \tau \left(\dots + [x(s) - x(s-1)]^2 + [x(s+1) - x(s)]^2 + \dots \right) + \\
&\quad + \tau \left(\dots + [y(s) - y(s-1)]^2 + [y(s+1) - y(s)]^2 + \dots \right)
\end{aligned} \tag{3.10}$$

Siła \mathbf{F}_{i1} oddziałująca na punkt węzłowy s jest zanegowanym gradientem energii Q_{i1} w położeniu określonym przez $\mathbf{v}(s)$. Wektor tej siły można zapisać następująco:

$$\begin{aligned}
\mathbf{F}_{i1}(s) &= \\
&= -\tau \nabla \left([x(s) - x(s-1)]^2 + [x(s+1) - x(s)]^2 + \right. \\
&\quad \left. + [y(s) - y(s-1)]^2 + [y(s+1) - y(s)]^2 \right) = \\
&= -\tau \begin{bmatrix} 4x(s) - 2[x(s-1) + x(s+1)] \\ 4y(s) - 2[y(s-1) + y(s+1)] \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{3.11}$$

Analogiczne rozważania dla energii Q_{i2} oraz wektora siły \mathbf{F}_{i2} pozwalają wyprowadzić następujące równania:

$$\begin{aligned}
Q_{i2}(s) &= \\
&= \rho \left(\dots + |\mathbf{v}(s) - 2\mathbf{v}(s-1) + \mathbf{v}(s-2)|^2 + |\mathbf{v}(s+1) - 2\mathbf{v}(s) + \mathbf{v}(s-1)|^2 + \right. \\
&\quad \left. + |\mathbf{v}(s+2) - 2\mathbf{v}(s+1) + \mathbf{v}(s)|^2 + \dots \right) = \\
&= \rho \left(\dots + [x(s) - 2x(s-1) + x(s-2)]^2 + [x(s+1) - 2x(s) + x(s-1)]^2 + \right. \\
&\quad \left. + [x(s+2) - 2x(s+1) + x(s)]^2 + \dots \right) + \\
&+ \rho \left(\dots + [y(s) - 2y(s-1) + y(s-2)]^2 + [y(s+1) - 2y(s) + y(s-1)]^2 + \right. \\
&\quad \left. + [y(s+2) - 2y(s+1) + y(s)]^2 + \dots \right)
\end{aligned} \tag{3.12}$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{F}_{i2}(s) &= \\
&= -\rho \nabla (Q_{i2}(s)) = \\
&= -\rho \begin{bmatrix} 12x(s) - 8[x(s-1) + x(s+1)] + 2[x(s-2) + x(s+2)] \\ 12y(s) - 8[y(s-1) + y(s+1)] + 2[y(s-2) + y(s+2)] \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{3.13}$$

Z powyższych równań wynika, że współrzędne wektora siły \mathbf{F}_i zależą wyłącznie od wartości współrzędnych wektora \mathbf{v} . Ze sposobu wyprowadzenia równań wynika również, że jeśli aktywny kontur operowałby w przestrzeni o innej liczbie wymiarów, to również w takiej przestrzeni siły modelujące oddziaływania sprężystości można obliczyć w identyczny sposób. Ogólną postać równań definiujących siły sprężystości w strukturze aktywnego konturu, poruszającego się w przestrzeni o dowolnej liczbie wymiarów, można ostatecznie zapisać:

$$\mathbf{F}_{i1}(s) = \tau[2(\mathbf{v}(s-1) + \mathbf{v}(s+1)) - 4\mathbf{v}(s)] \quad (3.14)$$

$$\mathbf{F}_{i2}(s) = \rho[8(\mathbf{v}(s-1) + \mathbf{v}(s+1)) - 2(\mathbf{v}(s-2) + \mathbf{v}(s+2)) - 12\mathbf{v}(s)] \quad (3.15)$$

3.3. Siły zewnętrznych oddziaływań

Oddziaływania zewnętrzne modelowane przez składnik Q_e równania (3.3) pozwalają na uwzględnienie w modelu wiedzy a-priori o kształcie obiektu. Funkcję energii oddziaływań zewnętrznych można dobrać tak, aby jej minimum występowało w okolicach przewidywanego konturu obiektu. Uwzględnienie tej energii wymusza ułożenie krzywej aktywnego konturu w pobliżu pożądanego miejsca i przeciwdziała ewentualnemu „wpadaniu” aktywnego konturu w lokalne minima składowej E_p . W przypadku zamkniętego konturu energia E_e przeciwdziała procesowi kurczenia się konturu pod wpływem oddziaływania sił sprężystości, szczególnie składowej \mathbf{F}_{i1} .

W celu zamodelowania sił zewnętrznych oddziaływań wprowadza się zazwyczaj punktowe źródła abstrakcyjnego pola oddziałującego na punkty węzłowe [Kas87, Kas88]. W przestrzeni obrazu cyfrowego definiuje się punkty, do których punkty węzłowe konturu są przyciągane, lub od których są odpychane. W przypadku punktów odpychających wartość energii E_e jest największa w punkcie źródła pola, często w tym punkcie dąży do nieskończoności, i maleje wraz ze wzrostem odległości od tego punktu. Wartość energii dla źródła pola odpychającego można przedstawić przykładowym równaniem:

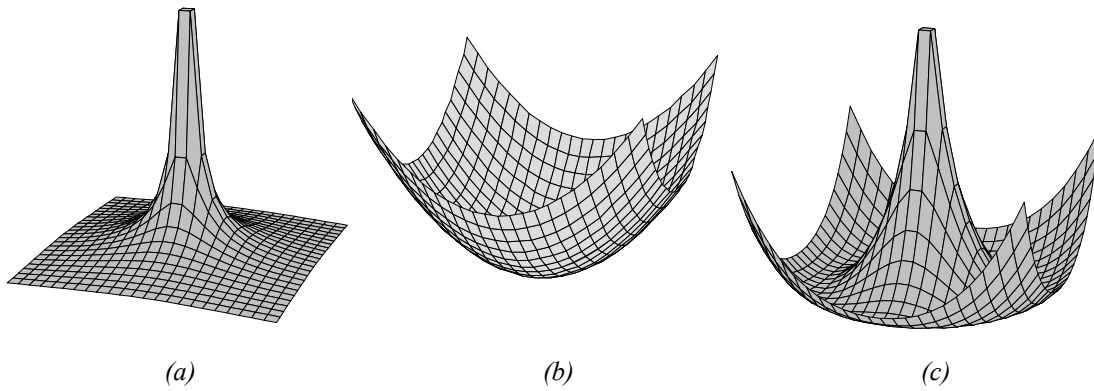
$$E_e = \beta \frac{1}{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|} \quad (3.16)$$

gdzie \mathbf{v}_0 określa współrzędne punktu źródła pola a β jest parametrem. Wykres tak zdefiniowanej energii przedstawia rys. 3.1.a.

W przypadku pól przyciągających wartość energii E_e osiąga minimum w punkcie źródła pola i rośnie wraz ze wzrostem odległości od tego punktu. Przykładowo, równanie tej energii można zapisać jako:

$$E_e = \beta |\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|^2 \quad (3.17)$$

Wykres tak zdefiniowanej energii przedstawiono na rys. 3.1.b.



Rys. 3.1. Wykresy przykładowych energii oddziaływań zewnętrznych wykorzystujących metodę źródeł pola: odpychającego (a), przyciągającego (b) i mieszanego (c).

Energia zewnętrznych oddziaływań może być zdefiniowana jednakowo lub w różny sposób dla poszczególnych punktów węzłowych. Można np. zdefiniować punkt przyciągający, który ma bezpośredni wpływ tylko na pojedynczy węzeł. Pozwala to na niezależne kształtowanie wybranych fragmentów krzywej konturu.

Siła F_{il} modelująca odporność aktywnego konturu na rozciąganie powoduje, że ma on tendencję do kurczenia się pod jej wpływem. Jednym z zadań siły zewnętrznych oddziaływań jest przeciwdziałanie temu zjawisku. Można to osiągnąć wprowadzając punkt źródła pola odpychającego, mającego jednakowy wpływ na wszystkie punkty węzłowe, który należy umieścić jak najbliżej środka obiektu będącego przedmiotem wyznaczania konturu.

Jeżeli obiekt ma w przybliżeniu kołowy kształt można zastosować energię E_e , której minimum przypada w pewnej określonej odległości od punktu źródła pola [Szc95, Szc96]. Mamy wówczas do czynienia z oddziaływaniem odpychającym w pobliżu źródła pola i przyciągającym gdy odległość od tego punktu jest odpowiednio duża. Punkt źródła pola należy wówczas umieścić w środku obiektu a parametry energii dobrać tak aby jej minimum znalazło się w pobliżu przewidywanego położenia brzegu obiektu (rys. 3.1.c). Proponuje się aby energię o takich właściwościach zdefiniować jako:

$$E_e = \beta_1 \frac{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|^3}{3} + \beta_2 \ln|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0| \quad (3.18)$$

Siła oddziaływań zewnętrznego pola F_e wymagana w równaniu ruchu jest obliczana jako gradient wartości energii E_e w przestrzeni obrazu cyfrowego. Wartość energii danej równaniem (3.18) zależy wyłącznie od odległości punktu węzłowego od punktu \mathbf{v}_0 . Oznacza to, że wektor jej gradientu w danym punkcie skierowany jest

zawsze zgodnie z kierunkiem prostej przechodzącej przez ten punkt oraz punkt źródła pola. Wartość gradientu energii oddziaływań zewnętrznych danej równaniem (3.18) można wyznaczyć jako:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_e &= -\nabla \left(\beta_1 \frac{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|^3}{3} + \beta_2 \ln |\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0| \right) = \\ &= - \left(\beta_1 |\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|^2 + \beta_2 \frac{1}{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|} \right) \frac{\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0}{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|} \end{aligned} \quad (3.19)$$

Powyższy wzór jest przydatny w przypadku, w którym mają być wyznaczone kontury obiektów o owalnych kształtach, których środek można w przybliżeniu określić przed rozpoczęciem procesu dopasowania. Nie nadaje się on natomiast do zastosowania w przypadku gdy kształt obiektu, którego brzeg należy wyznaczyć, jest bardziej skomplikowany lub trudno jest określić położenie jego środka.

Inną metodą uwzględnienia sił zewnętrznych oddziaływań, jeżeli aktywny kontur jest zamkniętą krzywą, jest metoda, w której krzywa konturu traktowana jest jak ścianka balonu, na którą od wewnątrz oddziałuje ciśnienie wypełniającego ją sprężonego gazu (*ang. balloon model* [Coh93]). Kierunek tej siły jest prostopadły do stycznej z krzywą konturu a jej zwrot jest taki, że wektor siły jest skierowany na zewnątrz obszaru ograniczonego tą krzywą. W przypadku łamanej, jaką jest dyskretna krzywa aktywnego konturu, nie można wyznaczyć wektora normalnego w punkcie węzłowym. Przyjęto natomiast, że można ten wektor przybliżyć średnią wektorów normalnych dla odcinków łączących ten punkt z sąsiadami.

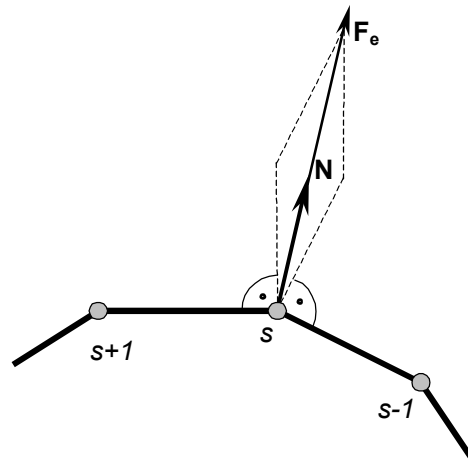
Przy założeniu, że krzywa aktywnego konturu umieszczona jest na powierzchni dwuwymiarowego obrazu cyfrowego, oraz że kierunek indeksowania węzłów jest przeciwny do kierunku ruchu wskazówek zegara, siłę oddziaływań zewnętrznych dla modelu ciśnieniowego można przedstawić poniższym równaniem.

$$\mathbf{F}_e = \frac{\beta}{2} \mathbf{N} \quad (3.20)$$

gdzie β jest parametrem a \mathbf{N} jest przybliżonym wektorem normalnym do krzywej aktywnego konturu:

$$\mathbf{N} = \frac{1}{2} \left[\begin{array}{c} \frac{y(s) - y(s-1)}{\sqrt{(x(s) - x(s-1))^2 + (y(s) - y(s-1))^2}} + \frac{y(s+1) - y(s)}{\sqrt{(x(s+1) - x(s))^2 + (y(s+1) - y(s))^2}} \\ \frac{x(s-1) - x(s)}{\sqrt{(x(s) - x(s-1))^2 + (y(s) - y(s-1))^2}} + \frac{x(s) - x(s+1)}{\sqrt{(x(s+1) - x(s))^2 + (y(s+1) - y(s))^2}} \end{array} \right] \quad (3.21)$$

Równanie to pozwala obliczyć siłę oddziaływania na pojedynczy węzeł konturu, jako średnią oddziaływania na odcinki łączące ten węzeł z węzłami sąsiednimi. Poniższy szkic przedstawia metodę geometrycznej konstrukcji wektora siły dla węzła s .



Rys. 3.2. Wyznaczanie wektora „ciśnienia” oddziałującego na punkt węzłowy.

3.4. Oddziaływanie obrazu

Składnikiem wzoru (3.2) modelującym oddziaływanie obrazu na kształt krzywej aktywnego konturu jest $E_p(s)$. Wartość tego składnika musi być tak dobrana by była tym mniejsza im bliżej brzegu analizowanego obiektu znajduje się punkt węzłowy s . Warunek ten spełnia np. zanegowana funkcja bezwzględnej wartości gradientu jasności obrazu. Metoda uzależnienia wartości składowej energii od lokalnej wartości gradientu jest stosowana w większości aplikacji modelu aktywnego konturu [Kas87, Kas88, Tri95, Hun94].

Przykładowo, wartość energii oddziaływania obrazu można przedstawić równaniem:

$$E_p = -\xi \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (3.22)$$

gdzie ξ jest parametrem, a g_x i g_y są gradientami jasności obrazu odpowiednio w kierunkach Ox i Oy . Gradienty te mogą być obliczane za pomocą masek, co zostało opisane w rozdziale 1. Na przykład gradienty kierunkowe można przybliżyć następującymi równaniami:

$$g_x(x, y) = J(x+1, y) - J(x-1, y) \quad (3.23)$$

$$g_y(x, y) = J(x, y+1) - J(x, y-1) \quad (3.24)$$

gdzie $J(x, y)$ jest jasnością obrazu w punkcie o współrzędnych (x, y) .

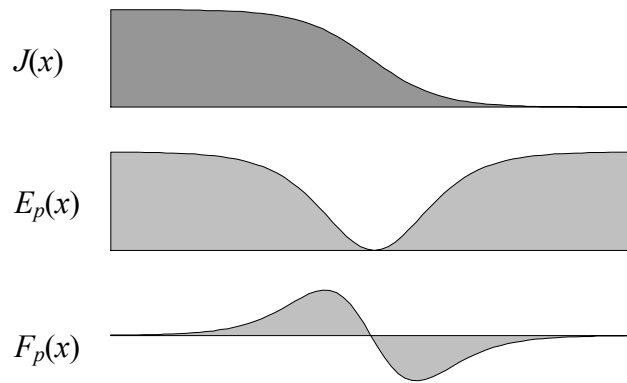
Wartość siły oddziaływania obrazu jest gradientem energii E_p , a więc gradientem wartości bezwzględnej gradientu jasności obrazu:

$$\mathbf{F}_p = \xi \nabla \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (3.25)$$

stąd równanie siły oddziaływania obrazu można zapisać jako:

$$\mathbf{F}_p(x, y) = \frac{\xi}{2} \left[\frac{\sqrt{g_x^2(x+1, y) + g_y^2(x+1, y)} - \sqrt{g_x^2(x-1, y) + g_y^2(x-1, y)}}{\sqrt{g_x^2(x, y+1) + g_y^2(x, y+1)} - \sqrt{g_x^2(x, y-1) + g_y^2(x, y-1)}} \right] \quad (3.26)$$

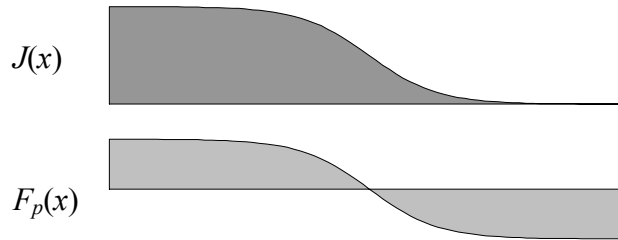
Siła obliczona na podstawie gradientu jasności obrazu cyfrowego ma zasadniczą wadę, a mianowicie oddziałuje na punkt węzłowy tylko w niewielkiej odległości od konturu analizowanego obiektu. Problem ten można w uproszczeniu rozważyć dla przypadku jednowymiarowego. Rysunek 3.3 przedstawia wyidealizowany wykres rozkładu jasności w otoczeniu brzegu obiektu (przekrój prostopadły do linii konturu), wykres energii E_p obliczonej jako zanegowana wartość bezwzględna gradientu rozkładu jasności oraz wartość siły oddziaływania obrazu \mathbf{F}_p . Z rysunku tego wynika, że wartości siły zanikają (dążą do zera) wraz ze wzrostem odległości od konturu obiektu. Oznacza to, że krzywa aktywnego konturu musi znajdować się wystarczająco blisko rzeczywistego konturu obiektu już na początku procesu dopasowania.



Rys. 3.3. Idea wyznaczania siły \mathbf{F}_p na podstawie gradientu jasności obrazu (przypadek jednowymiarowy).

Siłę \mathbf{F}_p można również wyznaczyć na podstawie lokalnej jasności obrazu [Szc95, Szc96]. (Podobne podejście do problemu definiowania energii E_p zaprezentowano również w [Che99].) Jeżeli analizowany obiekt różni się od tła jasnością to możliwe jest znalezienie pewnej pośredniej wartości jasności – progu. Wówczas badając jasność obrazu w miejscu, w którym znajduje się punkt węzłowy, można określić czy jest to obszar obiektu czy też tła i czy siła obrazu ma być skierowana na zewnątrz obiektu czy też do jego wnętrza. Wektor siły zależy od różnicy

między wartością jasności a wartością proggu. Kierunek oddziaływania siły można wyznaczyć podobnie jak w przypadku siły \mathbf{F}_e . Ideę tej metody, dla przypadku jednowymiarowego, przedstawia rys. 3.4.



Rys. 3.4. Idea wyznaczania siły \mathbf{F}_p przez progowanie jasności obrazu (przypadek jednowymiarowy).

Kierunek wektora siły \mathbf{F}_p może zostać określony na podstawie położenia punktu źródła pola \mathbf{v}_0 lub przybliżonego wektora normalnego \mathbf{N} . Wartość wektora siły oddziaływań obrazu można więc obliczyć jako:

$$\mathbf{F}_p(x, y) = \frac{\xi}{2} (J(x, y) - J_T) \frac{\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0}{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|} \quad (3.27)$$

lub

$$\mathbf{F}_p(x, y) = \frac{\xi}{2} (J(x, y) - J_T) \mathbf{N} \quad (3.28)$$

gdzie ξ jest parametrem a J_T jest wartością proggu. Należy zwrócić uwagę, że w przypadku gdy obiekt jest jaśniejszy od tła, wartość parametru ξ powinna być większa od zera a gdy obiekt jest ciemniejszy od tła – mniejsza od zera.

Siłę oddziaływania obrazu można również obliczyć jako sumę sił wyznaczonych na podstawie progowania i gradientu jasności. Wówczas wartość tej siły można zapisać jako:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_p(x, y) = & \frac{\xi_1}{2} (J(x, y) - J_T) \frac{\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0}{|\mathbf{v}(s) - \mathbf{v}_0|} + \\ & + \frac{\xi_2}{2} \left[\begin{aligned} & \sqrt{g_x^2(x+1, y) + g_y^2(x+1, y)} - \sqrt{g_x^2(x-1, y) + g_y^2(x-1, y)} \\ & \sqrt{g_x^2(x, y+1) + g_y^2(x, y+1)} - \sqrt{g_x^2(x, y-1) + g_y^2(x, y-1)} \end{aligned} \right] \end{aligned} \quad (3.29)$$

lub

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_p(x, y) = & \frac{\xi_1}{2} (J(x, y) - J_T) \mathbf{N} + \\ & + \frac{\xi_2}{2} \left[\begin{aligned} & \sqrt{g_x^2(x+1, y) + g_y^2(x+1, y)} - \sqrt{g_x^2(x-1, y) + g_y^2(x-1, y)} \\ & \sqrt{g_x^2(x, y+1) + g_y^2(x, y+1)} - \sqrt{g_x^2(x, y-1) + g_y^2(x, y-1)} \end{aligned} \right] \end{aligned} \quad (3.30)$$

3.5. Modele aktywnego konturu

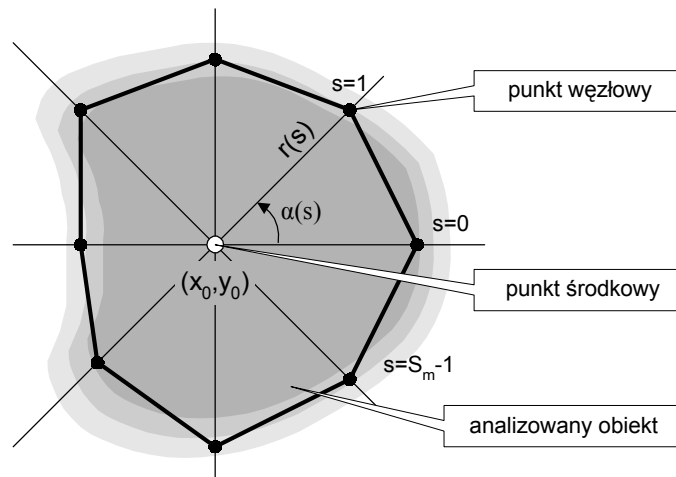
W zależności od klasy analizowanych obrazów, kształtu i wielkości obiektu oraz rozkładu jasności obrazu, należy stosować odpowiednie metody obliczania sił oddziaływań zewnętrznych oraz oddziaływań obrazu. W praktyce każda klasa obrazów wymaga nieco odmiennego podejścia, zarówno jeśli chodzi o wybór sposobu obliczania sił jak i wartości parametrów aktywnego konturu. W niektórych przypadkach możliwe jest przyspieszenie procesu dopasowania poprzez zmianę układu współrzędnych obrazu. Czasami jest wygodnie zmienić parametry modelu w trakcie procesu dopasowania przez dodanie lub usunięcie punktu źródła pola. Taki interakcyjny model został przedstawiony w artykule [Kas88]. Możliwe jest również jednoczesne zastosowanie kilku modeli aktywnego konturu, wzajemnie na siebie oddziałujących, np. do wyznaczania odrębnych obszarów lub umożliwiających określenie chwili zakończenia procesu dopasowania (podwójny kontur [Gun94, Gun97]). Praktycznie każde zagadnienie związane z wyznaczaniem linii brzegu obiektu wymaga zastosowania nieco inaczej skonstruowanego modelu aktywnego konturu, o specjalnie dobranych parametrach.

Prezentowanym w literaturze modelem jest aktywny kontur, w którym poszczególne węzły poruszają się w prostokątnym układzie współrzędnych obrazu, a siły oddziaływań zewnętrznych są obliczane metodą pojedynczego, punktowego źródła pola. Aktywny kontur inicjowany jest jako niewielki okrąg znajdujący się wewnątrz obiektu zainteresowania, który w procesie dopasowania powiększa się dopasowując do brzegu obiektu, lub jako duży okrąg, wewnątrz którego znajduje się obiekt (wówczas w procesie dopasowania krzywa konturu zacieśnia się wokół obiektu).

Iteracyjne równanie dla takiego modelu można wyprowadzić podstawiając do iteracyjnego równania ruchu (2.13) wzory definiujące siły oddziaływań zewnętrznych (3.19), siły obrazu (3.29) oraz siły sprężystości (3.14) i (3.15). W wyniku podstawień otrzymuje się równanie iteracyjne (3.31), które można wykorzystać w aplikacji komputerowej.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{v}(s, t) = & \\
 = & \frac{1}{m+l} \{m(2\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}(s, t-2)) + l\mathbf{v}(s, t-1) + \\
 & + \frac{\xi_1}{2} (J(x, y) - J_T) \frac{\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}_0}{|\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}_0|} + \\
 & + \frac{\xi_2}{2} \left[\frac{\sqrt{g_x^2(x+1, y) + g_y^2(x+1, y)} - \sqrt{g_x^2(x-1, y) + g_y^2(x-1, y)}}{\sqrt{g_x^2(x, y+1) + g_y^2(x, y+1)} - \sqrt{g_x^2(x, y-1) + g_y^2(x, y-1)}} \right] + \\
 & - \left(\beta_1 |\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}_0|^2 + \beta_2 \frac{1}{|\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}_0|} \right) \frac{\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}_0}{|\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}_0|} + \\
 & + \tau [2(\mathbf{v}(s-1, t-1) + \mathbf{v}(s+1, t-1)) - 4\mathbf{v}(s, t-1)] + \\
 & + \rho [8(\mathbf{v}(s-1, t-1) + \mathbf{v}(s+1, t-1)) - 2(\mathbf{v}(s-2, t-1) + \mathbf{v}(s+2, t-1)) - 12\mathbf{v}(s, t-1)] \}
 \end{aligned} \tag{3.31}$$

gdzie \mathbf{v}_0 jest wektorem współrzędnych punktu źródła pola a wartości x i y oznaczają współrzędne w prostokątnym układzie współrzędnych dla punktu węzłowego s w chwili $t-1$.



Rys. 3.5. Idea modelu aktywnego konturu z punktem środkowym.

W przypadku obiektów o owalnych kształtach możliwe jest uproszczenie modelu aktywnego konturu polegające na ograniczeniu swobody ruchu poszczególnych punktów węzłowych (rys. 3.5) [Szc95, Szc96]. Modyfikacja oryginalnego modelu polega na tym, że poszczególne punkty węzłowe poruszają się wyłącznie po półprostyach mających swój początek w punkcie środkowym (np. tym samym punkcie, który generuje punktowe pole sił zewnętrznych oddziaływań). Półproste te rozłożone są promieniście w równych odstępach kątowych i jest ich tyle ile punktów węzłowych. Model, w którym ruch węzłów ograniczony jest w ten sposób nazwano modelem z punktem środkowym. Położenie każdego punktu węzłowego w tym modelu określone jest przez jego indeks s , jednoznacznie wyznaczający kąt nachylenia półprostej

$\alpha(s)=2\pi s/S_m$, oraz przez współrzędną $r(s)$ będącą odległością punktu węzłowego od punktu środkowego (początku półprostej).

Postępując analogicznie jak w przypadku wyprowadzenia równania dla modelu podstawowego, można otrzymać równanie iteracyjne dla modelu z punktem środkowym. Należy zwrócić uwagę, że wszystkie siły oddziałujące na punkty węzłowe muszą być skierowane zgodnie z kierunkiem ograniczających ruch półprostych. Stąd siła oddziaływania obrazu obliczana na podstawie gradientu rozkładu jasności jest rzutowana na odpowiedni kierunek.

$$\begin{aligned}
r(s,t) &= \\
&= \frac{1}{m+l} \{m(2r(s,t-1) - r(s,t-2)) + lr(s,t-1) + \\
&- \beta_1 r^2(s,t-1) - \beta_2 \frac{1}{r(s,t-1)} + \frac{\xi_1}{2} (J(x,y) - J_T) + \\
&+ \frac{\xi_2}{2} \left[\left(\sqrt{g_x^2(x+1,y) + g_y^2(x+1,y)} - \sqrt{g_x^2(x-1,y) + g_y^2(x-1,y)} \right) \cos\left(\frac{2\pi}{S_m} s\right) + \right. \\
&+ \left. \left(\sqrt{g_x^2(x,y+1) + g_y^2(x,y+1)} - \sqrt{g_x^2(x,y-1) + g_y^2(x,y-1)} \right) \sin\left(\frac{2\pi}{S_m} s\right) \right] + \\
&+ \tau [2(r(s-1,t-1) + r(s+1,t-1)) - 4r(s,t-1)] + \\
&+ \rho [8(r(s-1,t-1) + r(s+1,t-1)) - 2(r(s-2,t-1) + r(s+2,t-1)) - 12r(s,t-1)] \}
\end{aligned} \tag{3.32}$$

gdzie wartości x i y oznaczają współrzędne w prostokątnym układzie współrzędnych dla punktu węzłowego s w chwili $t-1$.

Równanie pozwalające na zmianę współrzędnych w układzie biegunowym na współrzędne w układzie prostokątnym ma postać:

$$v(s) = \begin{bmatrix} x(s) \\ y(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 + r(s) \cos\left(\frac{2\pi}{S_m} s\right) \\ y_0 + r(s) \sin\left(\frac{2\pi}{S_m} s\right) \end{bmatrix} \tag{3.33}$$

gdzie (x_0, y_0) stanowią współrzędne punktu środkowego.

Jeżeli zadanie polega na wyznaczeniu konturu o skomplikowanym kształcie (np. spiralnym jak na rys. 3.6), gdy nie jest możliwe wystarczająco dokładne określenie położenia punktu środkowego lub punktu źródła pola, wówczas nie jest możliwe zastosowanie ani modelu podstawowego ani modelu z punktem środkowym. Można natomiast zastosować model ciśnieniowy. Siły oddziaływań zewnętrznych i siły obrazu skierowane są w tym modelu prostopadle do krzywej aktywnego konturu. Punkty węzłowe nie są tu ograniczone i mogą się poruszać we wszystkich kierunkach po

powierzchni obrazu cyfrowego. Równanie iteracyjne dla tego modelu można wyznaczyć podstawiając do równania ruchu (2.13) równania sił oddziaływań zewnętrznych (3.20), sił obrazu (3.30) oraz sprężystości (3.14) i (3.15). Po wyznaczeniu z równania położenia węzła w iteracji t otrzymujemy:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}(s, t) = & \frac{1}{m+l} \{m(2\mathbf{v}(s, t-1) - \mathbf{v}(s, t-2)) + l\mathbf{v}(s, t-1) + \\ & + \frac{\beta}{2} \mathbf{N} + \frac{\xi_1}{2} (J(x, y) - J_T) \mathbf{N} + \\ & + \frac{\xi_2}{2} \left[\sqrt{g_x^2(x+1, y) + g_y^2(x+1, y)} - \sqrt{g_x^2(x-1, y) + g_y^2(x-1, y)} \right] + \\ & + \tau [4\mathbf{v}(s, t-1) - 2(\mathbf{v}(s-1, t-1) + \mathbf{v}(s+1, t-1))] + \\ & + \rho [12\mathbf{v}(s, t-1) - 8(\mathbf{v}(s-1, t-1) + \mathbf{v}(s+1, t-1)) + 2(\mathbf{v}(s-2, t-1) + \mathbf{v}(s+2, t-1))] \} \end{aligned} \quad (3.34)$$

W przypadku, w którym w jednej iteracji procesu dopasowania są obliczane jednocześnie nowe położenia dla wszystkich punktów węzłowych, równania dla poszczególnych punktów węzłowych (3.31) lub (3.34) można zapisać w postaci macierzowej (2.14) i (2.15). Postać macierzy \mathbf{A} jest niezależna od rodzaju modelu aktywnego konturu. Współczynniki tej macierzy wyznacza się na podstawie składników równania (3.31), (3.32) lub (3.34), przy których występują parametry τ i ρ . Pozostałe składniki tych równań decydują o postaci wektorów funkcji \mathbf{f}_x i \mathbf{f}_y . Wyjątkiem jest model z punktem środkowym, w którym położenie punktów węzłowych definiuje tylko jedna współrzędna. W tym przypadku zamiast dwóch równań (2.14) i (2.15) formułuje się jedno równanie w postaci:

$$\mathbf{r}_t = \frac{\mathbf{A}\mathbf{r}_{t-1} + \mathbf{f}(\mathbf{r}_{t-1}) + m(2\mathbf{r}_{t-1} - \mathbf{r}_{t-2}) + l\mathbf{r}_{t-1}}{m+l} \quad (3.35)$$

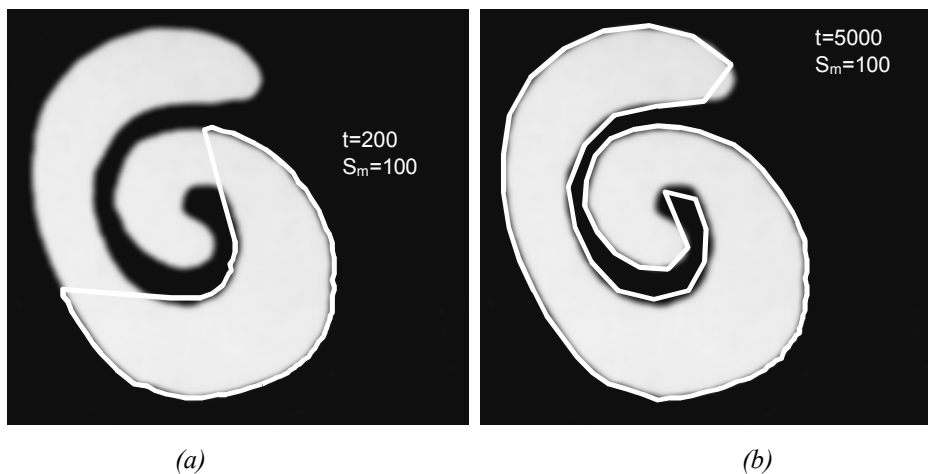
gdzie \mathbf{r} jest wektorem współrzędnych punktów węzłowych. W przypadku tego modelu, wektor funkcji \mathbf{f} wyznacza się na podstawie składowych równania (3.32) przy których występują parametry β , ξ_1 i ξ_2 .

3.6. Dobór parametrów aktywnego konturu

Określenie jaki model aktywnego konturu należy wybrać do przeprowadzenia analizy obrazów należących do określonej klasy oraz jak dobrać wartości parametrów modelu nie jest zagadnieniem trywialnym. Prostota modelu z punktem środkowym oraz ograniczenie swobody ruchu punktów węzłowych powoduje, że dla tego modelu jest łatwiej dobrać odpowiednie parametry niż w przypadku pozostałych modeli. Pewniejsze

jest też, że wynik analizy będzie poprawny. Większa komplikacja modelu pozwala na wyznaczenie konturów obiektu o skomplikowanych kształtach, jednak wymaga większej uwagi jeśli chodzi o dobór parametrów. Wzajemna zależność ruchu punktów węzłowych oraz to, że na ich ruch ma wpływ obraz o niezaplanowanym rozkładzie jasności, często zakłócony, nie pozwala w praktyce na przeprowadzenie analitycznego rozważania na temat optymalnych wartości parametrów. Rozważania takie można przeprowadzić jedynie w wąskim zakresie dla wybranej klasy obrazów [Lar95]. Najlepsza okazuje się metoda prób i błędów, w której dla obrazów określonej klasy dobiera się wartości parametrów, sprawdza zachowanie aktywnego konturu podczas procesu dopasowania, a następnie modyfikuje się je w celu osiągnięcia lepszych efektów.

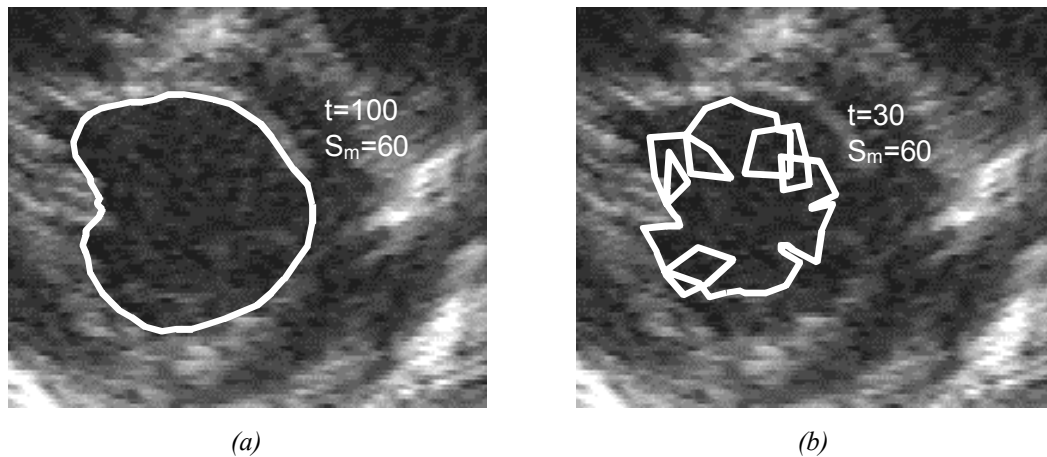
Należy zwrócić uwagę, że wymogi dotyczące szybkości oraz dokładności procesu dopasowania aktywnego konturu zazwyczaj są przeciwstawne. Przykładowo zwiększenie parametru lepkości l powoduje spowolnienie procesu dopasowania ale jednocześnie może poprawić stabilność numeryczną (np. przez ograniczenie oscylacji punktów węzłowych w obszarach obrazu o silnym kontraście, rys. 3.9.b).



Rys. 3.6. Przykład zastosowania różnych modeli aktywnego konturu do wyznaczania brzegu obiektu o złożonym kształcie: modelu z punktem środkowym [parametry SCI] (a) oraz modelu ciśnieniowego [parametry SBI] (b).

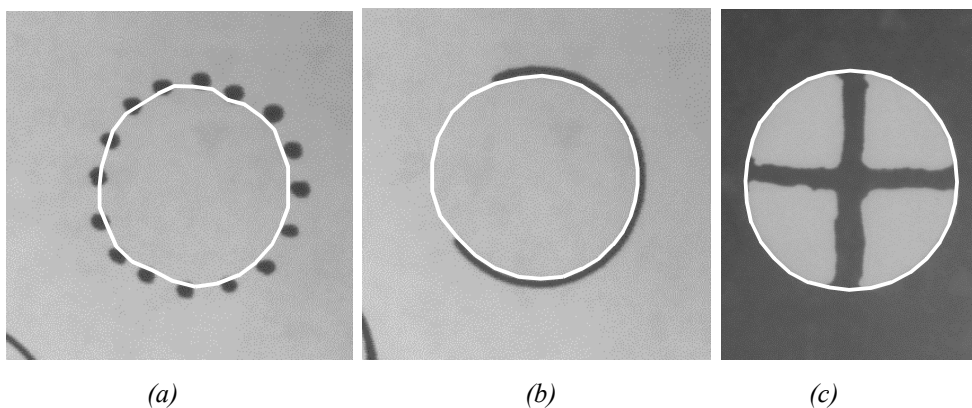
Rysunek 3.6 przedstawia przykład zastosowania aktywnego konturu do wyznaczenia brzegu obiektu o skomplikowanym kształcie (obiekt zwinięty spiralnie). W tym przypadku konieczne jest zastosowanie modelu ciśnieniowego. Zastosowanie innych modeli nie pozwala uzyskać prawidłowego kształtu konturu. Rysunek 3.7 przedstawia przykład wyznaczenia obrysu lewej komory serca uwidocznionej na obrazie ultrasonograficznym. Ponieważ kształt komory serca jest owalny, sprawdza się

w tym przypadku model z punktem środkowym. Model ciśnieniowy ulega nieprawidłowemu zniekształceniu wynikającemu z oddziaływania zakłóceń obrazu na punkty węzłowe konturu.



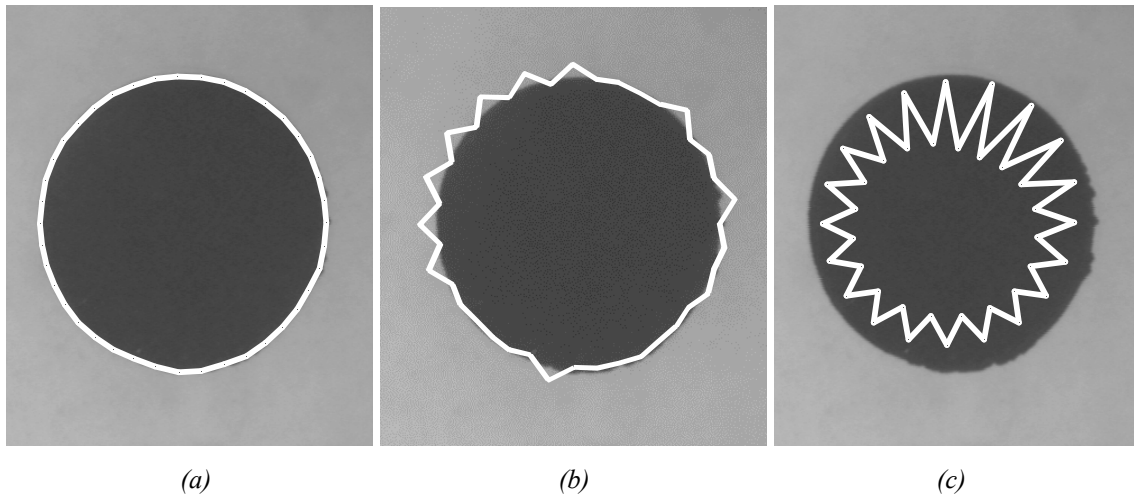
Rys. 3.7. Przykład zastosowania różnych modeli aktywnego konturu do analizy owalnych obiektów: modelu z punktem środkowym [parametry SC2] (a) oraz modelu ciśnieniowego [parametry SB2] (b).

Rysunek 3.8 przedstawia obrazy, do których analizy szczególnie istotne jest dobranie odpowiednio dużej liczby punktów węzłowych oraz odpowiednio dużych wartości parametrów sprężystości. W pierwszym przypadku (rys. 3.8.a) granice obiektu są określone przez ciemne kropki modelujące poprzerywany kontur. Zbyt mała liczba punktów węzłowych mogłaby spowodować ominięcie kropek i nadmierny rozrost krzywej konturu. W drugim przypadku (rys. 3.8.b) obiekt jest ograniczony ciemną linią, która nie otacza jednak całego obiektu, nie jest ciągła. W trzecim przypadku (rys. 3.8.c) analizowany obiekt nie jest spójny, jest „popękany” jak w przypadku popękanych ziaren pszenicy. Zadaniem aktywnego konturu jest odnalezienie domniemanego brzegu obiektu. Kształt konturu w miejscu przerwania linii brzegowej obiektu zależy głównie od parametrów sprężystości krzywej konturu.



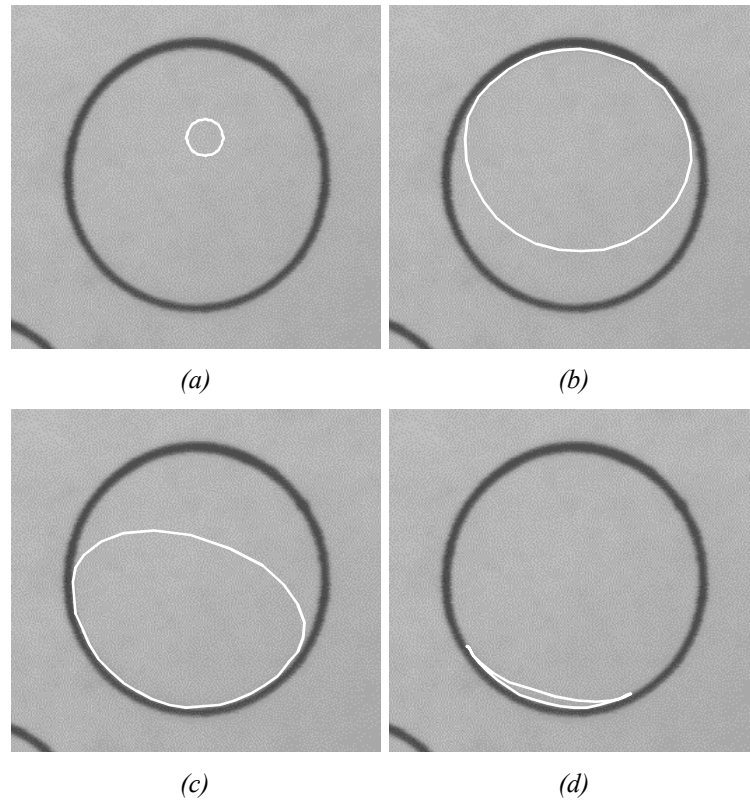
Rys. 3.8. Ilustracja wpływu liczby punktów węzłowych i parametrów sprężystości na przebieg procesu dopasowania aktywnego konturu [parametry SC3].

Czas konieczny do przeprowadzenia procesu dopasowania można zmniejszyć poprzez zwiększenie sił oddziaływania obrazu na punkty węzłowe (zwiększenie wartości parametru ξ), dobranie odpowiednio dużej wartości masy m i zmniejszenie wartości lepkości środowiska l . Przekroczenie jednak pewnych granicznych wartości tych parametrów może spowodować niepożądane zjawiska. Nadmierne zmniejszenie parametru l powoduje, że poszczególne punkty wpadają w oscylacje i proces dopasowania przestaje być stabilny. Podobny efekt ma nadmierne zwiększanie wpływu sił oddziaływania obrazu lub parametrów sprężystości. Należy też zwrócić uwagę, że przyspieszenie procesu dopasowania jest jednoznaczne ze zwiększeniem drogi jaką pokonują punkty węzłowe w poszczególnych iteracjach co może spowodować „przeskoczenie” przez punkty węzłowe tych miejsc na obrazie, które niosą istotną informację.



Rys. 3.9. Dopasowanie prawidłowe [parametry SC4] (a) oraz efekt oscylacji spowodowany przez wpływ obrazu [parametry SC5] (b) oraz zbyt dużą wartość parametrów sprężystości [parametry SC6] (c).

Na rys. 3.9 przedstawiono przykłady nieprawidłowego dobrania parametrów modelu. W wyniku nadmiernego wpływu obrazu, spowodowanego doбором zbyt dużej wartości parametrów ξ , dla obrazu o dużym kontraście występują oscylacje krzywej aktywnego konturu w okolicach brzegu wyznaczanego obiektu (rys. 3.9.b). Nadmierna wartość parametrów modelujących sprężystość modelu deformowalnego lub zbyt mała wartość parametru lepkości środowiska powoduje występowanie wzmagających się oscylacji bez względu na położenie punktów węzłowych względem obrazu (rys. 3.9.c).



Rys. 3.10. Kolejne fazy efektu przeciągania konturu [parametry SA1]:
po zainicjowaniu (a) oraz w iteracjach 200 (b), 350 (c) i 400 (d).

Rysunek 3.10 ilustruje kolejne etapy procesu dopasowania, w którym wykorzystano model konturu z jednym punktem źródła pola. Jest to przykład nieprawidłowo dobranych parametrów siły oddziaływań zewnętrznych oraz parametrów sprężystości. Punkty węzłowe przeciągane są tu na jedną stronę obiektu z ominięciem „komina” maksymalnej energii E_e (rys. 3.1.a i c). Efekt ten nie występuje oczywiście w modelu z punktem środkowym, dla którego zakres ruchu punktów węzłowych jest ograniczony i nie pozwala na ominięcie punktu źródła pola.

4. DEFORMOWALNY WZORZEC

Aby zrealizować model deformowalnego wzorca (deformowalnej siatki) w postaci algorytmu komputerowego należy zaprojektować strukturę siatki, na podstawie wybranego obrazu wzorcowego zdefiniować cechy w węzłach siatki oraz wyprowadzić wzór iteracyjny pozwalający obliczyć położenia punktów węzłowych w ciągu procesu dopasowania.

Znając współrzędne poszczególnych punktów węzłowych po zakończeniu procesu dopasowania można określić położenie obiektu. Stopień deformacji siatki oraz różnice między cechami wzorca a cechami analizowanego obrazu pozwalają ocenić stopień podobieństwa badanego obiektu do obiektu wzorcowego. Wymaga to jednak zdefiniowania odpowiednich miar podobieństwa oraz opracowania metody klasyfikacji.

4.1. Równanie iteracyjne deformowalnej siatki

Równanie iteracyjne deformowalnej siatki można wyprowadzić analogicznie jak w poprzednim rozdziale dla przypadku aktywnego konturu. Podstawą wyprowadzenia jest równanie ruchu (2.13) oraz równanie energii (2.3), którą dla potrzeb deformowalnej siatki można zapisać w postaci:

$$E_S = \sum_{i=0}^{I_m-1} \sum_{j=0}^{J_m-1} [E_i(\mathbf{v}(i, j)) + E_e(\mathbf{v}(i, j)) + E_p(\mathbf{v}(i, j))] \quad (4.1)$$

gdzie $i=0, 1, 2, \dots, I_m-1$ oraz $j=0, 1, 2, \dots, J_m-1$ są indeksami określającymi położenie punktu węzłowego w strukturze siatki (rys. 2.5), E_i jest składnikiem modelującym lokalne właściwości sprężyste siatki, E_e jest składnikiem modelującym wszelkie dodatkowe oddziaływania a E_p modeluje oddziaływanie obrazu. Na podstawie wzoru (2.4.b), równanie definiujące składnik E_i dla punktów $\mathbf{v}(i, j)$ dyskretnej siatki można zapisać następująco:

$$\begin{aligned} E_i(\mathbf{v}(i, j)) = & \\ = & \tau \left[[\mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j)]^2 + [\mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i, j)]^2 \right] + \\ + & \rho \left[[\mathbf{v}(i+1, j) - 2\mathbf{v}(i, j) + \mathbf{v}(i-1, j)]^2 + [\mathbf{v}(i, j+1) - 2\mathbf{v}(i, j) + \mathbf{v}(i, j-1)]^2 \right] + \\ + & 2\rho [\mathbf{v}(i+1, j+1) + \mathbf{v}(i, j) - \mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j+1)]^2 \end{aligned} \quad (4.2)$$

gdzie \mathbf{v} jest wektorem współrzędnych punktu węzłowego a τ i ρ są parametrami sprężystości.

Energię E_S można zapisać jako sumę energii składowych:

$$E_S = Q_{i1} + Q_{i2} + Q_{i3} + Q_e + Q_p \quad (4.3)$$

gdzie poszczególne składowe można zdefiniować jako:

$$Q_{i1} = \tau \sum_{i=0}^{I_m} \sum_{j=0}^{J_m} \left[[\mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j)]^2 + [\mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i, j)]^2 \right] \quad (4.4)$$

$$Q_{i2} = \rho \sum_{i=0}^{I_m} \sum_{j=0}^{J_m} \left[[\mathbf{v}(i+1, j) - 2\mathbf{v}(i, j) + \mathbf{v}(i-1, j)]^2 + [\mathbf{v}(i, j+1) - 2\mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i, j-1)]^2 \right] \quad (4.5)$$

$$Q_{i3} = 2\rho \sum_{i=0}^{I_m} \sum_{j=0}^{J_m} [\mathbf{v}(i+1, j+1) + \mathbf{v}(i, j) - \mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j+1)]^2 \quad (4.6)$$

$$Q_e = \sum_{i=0}^{I_m} \sum_{j=0}^{J_m} [E_e(\mathbf{v}(i, j))] \quad (4.7)$$

$$Q_p = \sum_{i=0}^{I_m} \sum_{j=0}^{J_m} [E_p(\mathbf{v}(i, j))] \quad (4.8)$$

Podobnie jak w przypadku aktywnego konturu można na podstawie wartości energii wyznaczyć wartość wektora \mathbf{F} występującą w równaniu ruchu:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(i, j) &= \\ &= \mathbf{F}_{i1}(i, j) + \mathbf{F}_{i2}(i, j) + \mathbf{F}_{i3}(i, j) + \mathbf{F}_e(i, j) + \mathbf{F}_p(i, j) = \\ &= -\nabla Q_{i1}(i, j) - \nabla Q_{i2}(i, j) - \nabla Q_{i3}(i, j) - \nabla Q_e(i, j) - \nabla Q_p(i, j) \end{aligned} \quad (4.9)$$

Poszczególne wektory składowe sił mogą być obliczane niezależnie. Pozwala to na obliczenie sił modelujących sprężystość struktury na podstawie odpowiadających im definicji wielkości Q_x . ($x \in \{i1, i2, i3, e, p\}$) Możliwe jest też zdefiniowanie niektórych równań wektorów sił \mathbf{F}_x bez konieczności formułowania równań dla Q_x .

4.2. Siły naprężeń wewnętrznych

Siły wewnętrznych naprężeń, reprezentowane przez wektory \mathbf{F}_{i1} , \mathbf{F}_{i2} oraz \mathbf{F}_{i3} , można wyprowadzić w analogiczny sposób jak w przypadku aktywnego konturu.

$$\mathbf{F}_{i1}(i, j) = 2\tau [\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j-1) - 4\mathbf{v}(i, j)] \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{i2}(i, j) &= \\ &= 2\rho [4(\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j-1)) + \\ &\quad - (\mathbf{v}(i+2, j) + \mathbf{v}(i, j+2) + \mathbf{v}(i-2, j) + \mathbf{v}(i, j-2)) - 12\mathbf{v}(i, j)] \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{F}_{i3}(i, j) &= \\
&= 4\rho[2(\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j-1)) + \\
&\quad - (\mathbf{v}(i+1, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j-1) + \mathbf{v}(i+1, j-1)) - 4\mathbf{v}(i, j)]
\end{aligned} \tag{4.12}$$

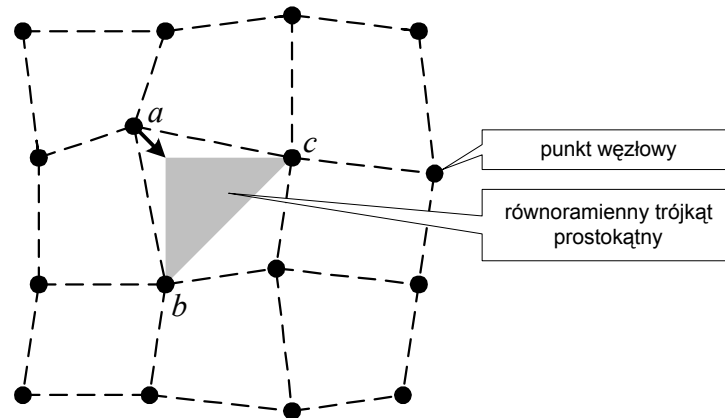
Należy zauważyć, że wartości tych sił mogą być obliczone jedynie dla punktów węzłowych leżących wewnątrz siatki. Wektorów \mathbf{F}_{i1} i \mathbf{F}_{i3} nie można obliczyć dla punktów węzłowych leżących na brzegu siatki, natomiast wartości \mathbf{F}_{i2} nie można obliczyć ani dla brzegowych punktów węzłowych ani dla węzłów sąsiadujących z punktami wierzchołkowymi. Gdyby wyznaczyć wektory tych sił na podstawie wielkości Q_{i1} , Q_{i2} lub Q_{i3} to powodowałyby one szybkie kurczenie się siatki lub inne efekty nieprawidłowego jej dopasowania. Oznacza to, że w przypadku energii E_i zdefiniowanej równaniem (4.2) występuje istotny problem określenia warunków brzegowych siatki. Punkty brzegowe muszą tu być potraktowane w specjalny sposób. Rozwiązaniem problemu warunków brzegowych jest np. zastosowanie metody geometrycznego wyznaczania naprężeń siatki.

4.3. Metoda geometrycznego wyznaczania naprężeń

Aby uniknąć problemów z obliczaniem wartości pochodnych dla brzegowych punktów węzłowych w niniejszej pracy zaproponowano alternatywną metodę wyznaczania sił wewnętrznych naprężeń. W metodzie tej bierze się pod uwagę współrzędne wybranego punktu węzłowego oraz współrzędne punktów sąsiednich. Ideą metody jest obliczenie współrzędnych jakie powinien mieć wybrany punkt węzłowy w niezniekształconej siatce na podstawie współrzędnych punktów sąsiednich. Obliczenia sił wewnętrznych naprężeń dokonuje się przez porównanie tak wyznaczonego położenia z rzeczywistym położeniem punktu węzłowego. Przyjęto trzy różne procedury obliczania sił wewnętrznych naprężeń, w których są brane pod uwagę różne sąsiedztwa wybranego punktu węzłowego [Szc00b]. Obliczone za ich pomocą wektory sił oznaczono symbolami \mathbf{F}_{i1} , \mathbf{F}_{i2} oraz \mathbf{F}_{i3} .

4.3.1. Szablon trójkąta

W przypadku niezniekształconej siatki prostokątnej przyjmuje się, że odległości pomiędzy punktami węzłowymi wzdłuż i w poprzek siatki są równe, tak że poszczególne oczka siatki są kwadratowe. Każdy punkt węzłowy c wraz z parą jego bliższych sąsiadów, punktami a oraz b , tworzą równoramienne trójkąt prostokątny (rys. 4.1).



Rys. 4.1. Ilustracja koncepcji obliczania siły naprężenia metodą triangulacyjną.

Gdy siatka ulega deformacji, na podstawie położenia punktów b i c , można wyznaczyć położenie wierzchołka równoramiennego trójkąta prostokątnego, w którym powinien się znajdować punkt a . Wierzchołek trójkąta można wyznaczyć przez obliczenie współrzędnych punktu leżącego pośrodku odległości między punktami b i c , a następnie dodanie do nich współrzędnych wektora prostopadłego do odcinka bc o długości równej połowie tego odcinka i odpowiednim zwrocie. Przyjmuje się, że kwadrat odległości między rzeczywistym położeniem punktu a , a położeniem wierzchołka trójkąta jest współczynnikiem lokalnej deformacji pojedynczego oczka siatki ze względu na punkt węzłowy a . Wartość tego współczynnika można zapisać jako:

$$\gamma = \left(x_a - \frac{x_b + x_c + y_b - y_c}{2} \right)^2 + \left(y_a - \frac{y_b + y_c - x_b + x_c}{2} \right)^2 \quad (4.13)$$

gdzie wartości x_ω oraz y_ω są współrzędnymi punktu węzłowego określonego indeksem $\omega \in \{a, b, c\}$.

Dla każdego z punktów węzłowych leżących wewnątrz siatki można skonstruować cztery równoramienne trójkąty prostokątne. Lokalny współczynnik deformacji dla punktu węzłowego będzie wówczas sumą czterech współczynników γ obliczonych dla poszczególnych trójkątów. W przypadku brzegowych punktów węzłowych można zbudować dwa lub jeden taki trójkąt, wówczas lokalny współczynnik deformacji punktu węzłowego będzie odpowiednio sumą dwóch współczynników γ lub po prostu wartością takiego współczynnika. Lokalny współczynnik deformacji dla dowolnego punktu węzłowego można zapisać jako sumę odpowiedniej liczby współczynników γ obliczonych dla tego punktu.

$$Q_{tl} = \sum_k \gamma_k \quad (4.14)$$

Jeśli interpretować wartość współczynnika deformacji Q_{tl} jako pewną lokalną energię deformacji siatki to wektor minimalizujący tę energię (wektor siły oddziaływań sprężystych) można obliczyć jako:

$$\mathbf{F}_{tl}(i, j) = -\tau \nabla Q_{tl}(i, j) = -\tau \nabla \sum_k \gamma_k(i, j) = -\tau \sum_k (\nabla \gamma_k(i, j)) \quad (4.15)$$

gdzie k indeksuje poszczególne równoramienne trójkąty prostokątne tworzone dla punktu węzłowego, a τ jest parametrem sprężystości. Gradient jest obliczany względem zmiennej $\mathbf{v}(i, j)$ czyli względem współrzędnych punktu węzłowego (i, j) .

Obliczenie wektora \mathbf{F}_{tl} wymaga obliczenia gradientu parametru γ . Wartość tego parametru jest funkcją współrzędnych \mathbf{v} punktu węzłowego i zależy od odległości tego punktu od wierzchołka trójkąta. Jej wykresem jest paraboloida obrotowa o minimum w wierzchołku trójkąta. Można wykazać, że:

$$\nabla \gamma = 2 \begin{bmatrix} x_a - \frac{x_b + x_c + y_b - y_c}{2} \\ y_a - \frac{y_b + y_c - x_b + x_c}{2} \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Dla punktu węzłowego położonego wewnątrz siatki, nie będącego punktem brzegowym, otrzymuje się równanie w postaci:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{tl} &= -2\tau \left(\begin{bmatrix} x(i, j) - \frac{x(i, j+1) + x(i+1, j) + y(i, j+1) - y(i+1, j)}{2} \\ y(i, j) - \frac{y(i, j+1) + y(i+1, j) - x(i, j+1) + x(i+1, j)}{2} \end{bmatrix} + \right. \\ &+ \begin{bmatrix} x(i, j) - \frac{x(i+1, j) + x(i, j-1) + y(i+1, j) - y(i, j-1)}{2} \\ y(i, j) - \frac{y(i+1, j) + y(i, j-1) - x(i+1, j) + x(i, j-1)}{2} \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} x(i, j) - \frac{x(i, j-1) + x(i-1, j) + y(i, j-1) - y(i-1, j)}{2} \\ y(i, j) - \frac{y(i, j-1) + y(i-1, j) - x(i, j-1) + x(i-1, j)}{2} \end{bmatrix} + \\ &+ \left. \begin{bmatrix} x(i, j) - \frac{x(i-1, j) + x(i, j+1) + y(i-1, j) - y(i, j+1)}{2} \\ y(i, j) - \frac{y(i-1, j) + y(i, j+1) - x(i-1, j) + x(i, j+1)}{2} \end{bmatrix} \right) = \\ &= 2\tau \begin{bmatrix} x(i+1, j) + x(i, j+1) + x(i-1, j) + x(i, j-1) - 4x(i, j) \\ y(i+1, j) + y(i, j+1) + y(i-1, j) + y(i, j-1) - 4y(i, j) \end{bmatrix} = \\ &= 2\tau (\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j-1) - 4\mathbf{v}(i, j)) \quad (4.17) \end{aligned}$$

Dla punktów węzłowych leżących na brzegu siatki również można wyznaczyć wartość wektora \mathbf{F}_{il} . Przykładowo, dla punktu węzłowego leżącego na lewym brzegu siatki można wykazać, że:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{il} &= -2\tau \left[\begin{array}{l} x(i, j) - \frac{x(i, j+1) + x(i+1, j) + y(i, j+1) - y(i+1, j)}{2} \\ y(i, j) - \frac{y(i, j+1) + y(i+1, j) - x(i, j+1) + x(i+1, j)}{2} \end{array} \right] + \\ &+ \left[\begin{array}{l} x(i, j) - \frac{x(i+1, j) + x(i, j-1) + y(i+1, j) - y(i, j-1)}{2} \\ y(i, j) - \frac{y(i+1, j) + y(i, j-1) - x(i+1, j) + x(i, j-1)}{2} \end{array} \right] = \quad (4.18) \\ &= \tau \left[\begin{array}{l} x(i+1, j) + \frac{x(i, j+1) + x(i, j-1) - y(i, j+1) + y(i, j-1)}{2} - 2x(i, j) \\ y(i+1, j) + \frac{y(i, j+1) + y(i, j-1) + x(i, j+1) - x(i, j-1)}{2} - 2y(i, j) \end{array} \right] \end{aligned}$$

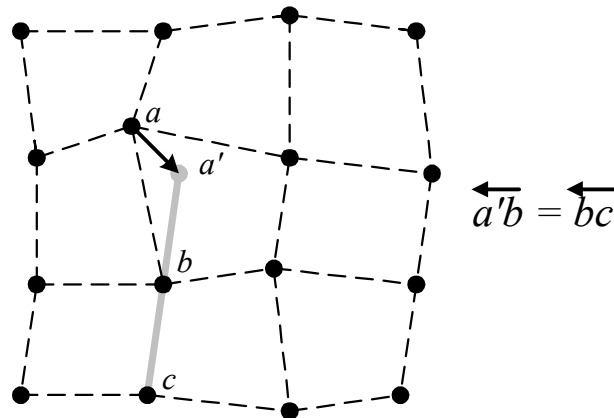
Podobnie można wyznaczyć wektor siły \mathbf{F}_{il} dla punktów węzłowych leżących w wierzchołkach siatki. Przykładowo, dla punktu węzłowego leżącego w lewym górnym rogu siatki można zapisać, że:

$$\mathbf{F}_{il} = 2\tau \left[\begin{array}{l} \frac{x(i, j+1) + x(i+1, j) + y(i, j+1) - y(i+1, j)}{2} - x(i, j) \\ \frac{y(i, j+1) + y(i+1, j) - x(i, j+1) + x(i+1, j)}{2} - y(i, j) \end{array} \right] \quad (4.19)$$

Należy zwrócić uwagę, że w przypadku punktu węzłowego leżącego w głębi siatki, wartość wektora \mathbf{F}_{il} jest identyczna jak w przypadku wektora \mathbf{F}_{il} . Oznacza to, że zaproponowana metoda polegająca na triangulacji pozwala na takie samo modelowanie sprężystości wewnątrz struktury siatki jak metoda opierająca się na równaniu (4.2), a jednocześnie pozwala na obliczenie sił oddziaływań sprężystych dla punktów węzłowych leżących na brzegach siatki.

4.3.2. Szablon odcinka

Siłę sprężystości \mathbf{F}_{l2} można wyprowadzić porównując położenie punktu węzłowego a z położeniem punktu a' leżącego na przedłużeniu prostej wyznaczonej przez inne dwa punkty węzłowe b i c , tak jak przedstawiono to na rys. 4.2.



Rys. 4.2. Ilustracja koncepcji obliczania siły naprężenia metodą przedłużenia odcinka.

Współczynnik deformacji dla pojedynczego punktu a można zdefiniować jako:

$$\gamma = (x_a - (2x_b - x_c))^2 + (y_a - (2y_b - y_c))^2 \quad (4.20)$$

Dla punktów węzłowych leżących dostatecznie głęboko wewnątrz siatki można wyznaczyć cztery takie punkty. Lokalny współczynnik deformacji dla punktu węzłowego jest wówczas sumą czterech odpowiednich współczynników γ . W przypadku brzegowych punktów węzłowych można wyznaczyć dwa lub trzy takie punkty, wówczas lokalny współczynnik deformacji punktu węzłowego jest sumą dwóch lub trzech współczynników γ . Podobnie jak w metodzie triangulacyjnej można zapisać, że wektor siły oddziaływań sprężystych ma postać:

$$\mathbf{F}_{i_2}(i, j) = -\rho_1 \nabla \sum_k \gamma_k(i, j) = -\rho_1 \sum_k (\nabla \gamma_k(i, j)) \quad (4.21)$$

gdzie k indeksuje poszczególne współczynniki γ , a ρ_1 jest parametrem sprężystości. Gradient parametru γ w tym przypadku ma postać:

$$\nabla \gamma = 2 \begin{bmatrix} x_a - (2x_b - x_c) \\ y_a - (2y_b - y_c) \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

A zatem, dla punktu węzłowego położonego w głębi siatki:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{i_2}(i, j) &= \\ &= 2\rho_1 [2(\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i, j-1)) + \\ &\quad - (\mathbf{v}(i+2, j) + \mathbf{v}(i-2, j) + \mathbf{v}(i, j+2) + \mathbf{v}(i, j-2)) - 4\mathbf{v}(i, j)] \end{aligned} \quad (4.23)$$

Dla punktów węzłowych leżących w wierzchołkach siatki oraz punktów sąsiadujących z takim punktem również można wyznaczyć wartość wektora \mathbf{F}_{i_2} . Przykładowo, dla punktu węzłowego znajdującego się w lewym górnym rogu siatki można zapisać, że:

$$\mathbf{F}_{i_2}(i, j) = 2\rho_1 [2(\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1)) - (\mathbf{v}(i+2, j) + \mathbf{v}(i, j+2)) - 2\mathbf{v}(i, j)] \quad (4.24)$$

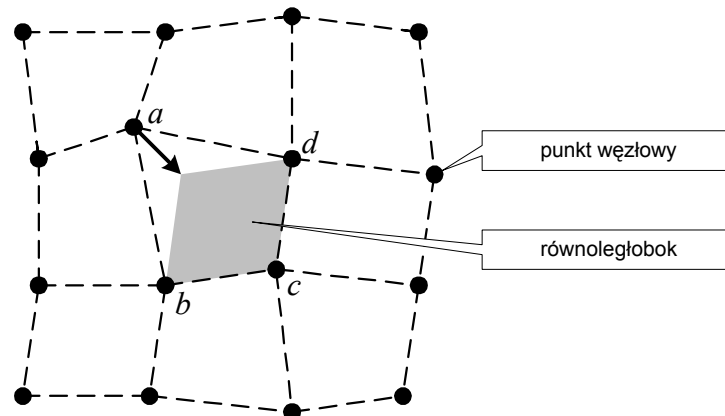
Podobnie można wyznaczyć wartość wektora \mathbf{F}_{I2} dla punktów węzłowych leżących na brzegu siatki. Przykładowo, dla punktu węzłowego leżącego na lewym brzegu siatki można napisać, że:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_{I2}(i, j) = & \\ = 2\rho_1 [& 2(\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i, j-1)) + \\ & - (\mathbf{v}(i+2, j) + \mathbf{v}(i, j+2) + \mathbf{v}(i, j-2)) - 3\mathbf{v}(i, j)] \end{aligned} \quad (4.25)$$

Należy zwrócić uwagę, że w przypadku punktu węzłowego leżącego w głębi siatki, wartość wektora \mathbf{F}_{I2} może być przedstawiona jako liniowe złożenie wektorów \mathbf{F}_{I1} oraz \mathbf{F}_{I2} .

4.3.3. Szablon równoległoboku

Siłę sprężystości \mathbf{F}_{I3} można wyprowadzić porównując położenie punktu węzłowego z położeniem wierzchołka równoległoboku zbudowanego na podstawie położenia trzech sąsiednich punktów, tak jak to przedstawiono na rys. 4.3.



Rys. 4.3. Ilustracja koncepcji obliczania siły naprężenia metodą geometrii równoległoboku.

Współczynnik deformacji definiuje się w tym przypadku jako:

$$\gamma = (x_a - (x_b - x_c + x_d))^2 + (y_a - (y_b - y_c + y_d))^2 \quad (4.26)$$

Dla każdego z punktów węzłowych leżących wewnątrz siatki można skonstruować cztery równoległoboki. Lokalny współczynnik deformacji dla punktu węzłowego jest wówczas sumą czterech współczynników γ obliczonych dla poszczególnych równoległoboków. W przypadku brzegowych punktów węzłowych można zbudować dwa lub jeden taki równoległobok, wówczas lokalny współczynnik deformacji dla punktu węzłowego jest odpowiednio sumą dwóch współczynników γ lub wartością jednego współczynnika γ . Wektor siły oddziaływań sprężystości ma postać:

$$\mathbf{F}_{I3}(i, j) = -\rho_2 \nabla \sum_k \gamma_k(i, j) = -\rho_2 \sum_k (\nabla \gamma_k(i, j)) \quad (4.27)$$

gdzie k indeksuje poszczególne równoległoboki tworzone dla punktu węzłowego, a ρ_2 jest parametrem sprężystości. Gradient parametru γ ma postać:

$$\nabla\gamma = 2 \begin{bmatrix} x_a - x_b + x_c - x_d \\ y_a - y_b + y_c - y_d \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

Dla punktu węzłowego położonego w głębi siatki równanie wektora siły można zapisać następująco:

$$\mathbf{F}_{i3}(i, j) = 2\rho_2 [2(\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i, j-1)) + \\ - (\mathbf{v}(i+1, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j-1) + \mathbf{v}(i+1, j-1)) - 4\mathbf{v}(i, j)] \quad (4.29)$$

Dla punktów węzłowych leżących w wierzchołkach i na brzegach siatki również można wyznaczyć wartość wektora \mathbf{F}_{i2} . Przykładowo, dla punktu węzłowego leżącego na lewym brzegu siatki można napisać, że:

$$\mathbf{F}_{i3}(i, j) = 2\rho_2 [2\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i, j-1) + \\ - (\mathbf{v}(i+1, j+1) + \mathbf{v}(i+1, j-1)) - 2\mathbf{v}(i, j)] \quad (4.30)$$

Dla punktu węzłowego leżącego na lewym górnym rogu siatki można wykazać, że:

$$\mathbf{F}_{i3}(i, j) = 2\rho_2 [\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i+1, j+1) - \mathbf{v}(i, j)] \quad (4.31)$$

Należy zwrócić uwagę, że w przypadku punktu węzłowego leżącego w głębi siatki, postać równania opisującego wektor \mathbf{F}_{i3} jest identyczna jak dla wektora \mathbf{F}_{i3} . Biorąc pod uwagę zależności pomiędzy wektorami \mathbf{F}_{i1} , \mathbf{F}_{i2} oraz \mathbf{F}_{i1} , \mathbf{F}_{i2} można stwierdzić, że dla punktów węzłowych leżących w głębi siatki metody geometryczne obliczania sił sprężystości (triangulacja, przedłużenie odcinka i geometrii równoległoboku) są równoważne metodzie opartej na równaniu (4.2). Jednocześnie pozwalają one na obliczenie sił naprężeń dla punktów węzłowych znajdujących się na brzegach deformowalnej siatki, co jest ich zaletą.

4.4. Siły oddziaływań obrazu

Wektor siły oddziaływania obrazu na punkt węzłowy deformowalnej siatki musi być tak obliczany, aby powodować przesunięcie takiego punktu w rejon gdzie lokalne właściwości obrazu są zbliżone do zapamiętanych właściwości wzorca.

Niech $\mathbf{W}(i, j) = [w_1(i, j), w_2(i, j), \dots, w_K(i, j)]^T$ będzie wektorem zapamiętanych cech wzorca, natomiast $\mathbf{U}(i, j) = [u_1(i, j), u_2(i, j), \dots, u_K(i, j)]^T$ będzie wektorem cech obrazu w punkcie węzłowym (i, j) , gdzie K jest liczbą cech w wektorze cech. \mathbf{W}

najprostszym przypadku zamiast wektora kilku cech można brać pod uwagę tylko jedną cechę ($K=1$), np. lokalną jasność obrazu w punkcie węzłowym.

W przypadku gdy zniekształcenie siatki jest niewielkie, a odległość między węzłami siatki wystarczająco mała można napisać, że przybliżony gradient k -tej cechy obrazu w punkcie $\mathbf{v}(i, j)$ wynosi:

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_k(\mathbf{v}(i, j)) &= \\ &= \frac{(u_k(i+1, j) - u_k(i, j))(\mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ &+ \frac{(u_k(i-1, j) - u_k(i, j))(\mathbf{v}(i-1, j) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i-1, j) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ &+ \frac{(u_k(i, j+1) - u_k(i, j))(\mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ &+ \frac{(u_k(i, j-1) - u_k(i, j))(\mathbf{v}(i, j-1) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i, j-1) - \mathbf{v}(i, j)|^2} \end{aligned} \quad (4.32)$$

W niniejszej pracy przyjęto, że wektor siły oddziaływania obrazu jest obliczany według następującego równania:

$$\mathbf{F}_p(i, j) = \sum_{k=1}^K Z_k(u_k(i, j) - w_k(i, j)) \frac{\mathbf{G}_k(\mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{G}_k(\mathbf{v}(i, j))|} \quad (4.33)$$

gdzie Z_k jest nieliniową funkcją nieparzystą, np.:

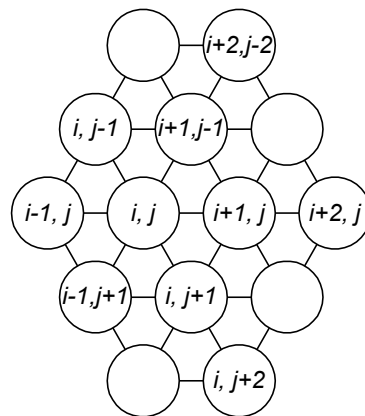
$$Z_k(z) = \begin{cases} 0 & \text{gdy } z < -T_k \text{ lub } z > T_k \\ \xi_k z & \text{gdy } -T_k < z < T_k \end{cases} \quad (4.34)$$

gdzie T_k jest pewną dodatnią wartością progową a ξ_k jest parametrem określającym wpływ k -tej cechy na punkt węzłowy siatki.

Taki sposób obliczania wektora oddziaływania obrazu uwzględnia cechy obrazu w stopniu określonym parametrem ξ_k . Dla cechy u_k wartość bezwzględna wektora jest proporcjonalna do różnicy między wartością tej cechy oraz cechy wzorca z wyjątkiem gdy ta różnica jest większa od pewnej wartości progowej T_k (k -ta składowa wektora siły jest wówczas zerowana). Ma to swoje uzasadnienie w przypadku gdy analizowane są obiekty silnie uszkodzone lub zakłócone. Silnie uszkodzony lub zakłócony fragment obrazu nie ma wówczas wpływu na dopasowanie siatki. Kierunek i zwrot wektora siły dla pojedynczej cechy wynika z kierunku wektora \mathbf{G}_k , jego zwrotu oraz znaku funkcji Z_k .

4.5. Siatka trójkątna

Punkty węzłowe mogą tworzyć siatkę o innej strukturze geometrycznej niż siatka prostokątna. Przykładem połączeń takiej odmiennej struktury jest siatka trójkątna [Pav87]. W siatce trójkątnej każdy punkt węzłowy umieszczony w jej głębi połączony jest bezpośrednio z sześcioma sąsiadami; w przypadku siatki prostokątnej takich sąsiadów jest czterech. Punkty węzłowe znajdujące się na brzegu siatki są połączone bezpośrednio z czterema lub trzema punktami sąsiednimi; w przypadku siatki prostokątnej punkt węzłowy jest połączony odpowiednio z trzema lub dwoma takimi punktami. Siatka trójkątna ma więc gęstsza strukturę połączeń, co pozwala sądzić, że siły sprężystości rozkładają się w niej bardziej równomiernie w różnych kierunkach niż w siatce prostokątnej.



Rys. 4.4. Indeksowanie węzłów siatki trójkątnej.

Przewagą siatki prostokątnej nad trójkątną jest prostota indeksowania punktów węzłowych. W siatce prostokątnej można wyróżnić dwa równoważne kierunki połączeń i indeksować punkty węzłowe właśnie wzdłuż tych dwóch kierunków. W siatce trójkątnej występują trzy równoważne kierunki połączeń (rys. 4.4). Indeksowanie punktów węzłowych może przebiegać jedynie wzdłuż dwóch kierunków (indeksy i, j na rys. 4.4). Kolejność punktów w trzecim, nie indeksowanym kierunku wynika z indeksowania w dwu pozostałych.

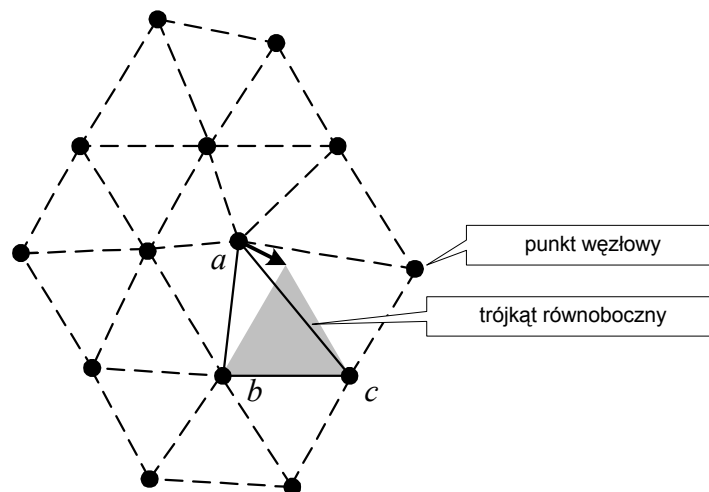
W niniejszej pracy, w procesie dopasowania siatki trójkątnej wykorzystuje się równanie ruchu. Wymaga to odpowiedniego zdefiniowania wektorów sił \mathbf{F}_{t1} , \mathbf{F}_{t2} , \mathbf{F}_{t3} , \mathbf{F}_p oraz \mathbf{F}_e oddziałujących na punkty węzłowe siatki.

Wektor siły \mathbf{F}_{t1} można wyznaczyć w podobny sposób jak dla siatki prostokątnej. W przypadku siatki trójkątnej, poszczególne oczka siatki są trójkątami. Gdy siatka nie jest zniekształcona, każdy punkt węzłowy a wraz z każdą parą jego bezpośrednich

sąsiadów, np. punktami b oraz c , tworzą trójkąt równoboczny (rys. 4.5). Gdy siatka ulega deformacji, na podstawie położenia punktów b i c można wyznaczyć położenie wierzchołka trójkąta równobocznego, w którym powinien się znajdować punkt a . Wierzchołek trójkąta można wyznaczyć przez obliczenie współrzędnych punktu leżącego pośrodku odległości między punktami b i c , a następnie dodanie do nich współrzędnych wektora prostopadłego do odcinka bc o długości równej wysokości trójkąta równobocznego o podstawie bc i odpowiednim zwrocie. Analogicznie jak w przypadku siatki prostokątnej, definiuje się tu współczynnik lokalnej deformacji dla punktu węzłowego jako kwadrat odległości między rzeczywistym położeniem punktu a , a położeniem wierzchołka trójkąta. Wartość tego współczynnika można zapisać jako:

$$\gamma = \left(x_a - \frac{x_b + x_c + \sqrt{3}(y_b - y_c)}{2} \right)^2 + \left(y_a - \frac{y_b + y_c + \sqrt{3}(x_c - x_b)}{2} \right)^2 \quad (4.35)$$

gdzie wartości x_ω oraz y_ω są współrzędnymi punktu węzłowego określonego indeksem $\omega \in \{a, b, c\}$.



Rys. 4.5. Koncepcja obliczania siły naprężenia metodą triangulacyjną w siatce trójkątnej.

Dla jednego punktu węzłowego, w przypadku punktów leżących w głębi siatki, można zbudować sześć takich trójkątów równobocznych a dla punktów węzłowych leżących na jej brzegu i w wierzchołkach odpowiednio trzy lub dwa takie trójkąty. Wektor siły powinien minimalizować sumę współczynników deformacji, obliczonych dla tak skonstruowanych trójkątów, a zatem:

$$\mathbf{F}_1(i, j) = -\tau \sum_k (\nabla \gamma_k(i, j)) \quad (4.36)$$

gdzie k indeksuje poszczególne trójkąty równoboczne tworzone dla punktu węzłowego, τ jest parametrem sprężystości.

Podobnie jak w przypadku siatki prostokątnej, dla punktu węzłowego leżącego w głębi siatki można wyprowadzić równanie siły \mathbf{F}_{I1} w postaci:

$$\mathbf{F}_{I1} = 2\tau[\mathbf{v}(i+1, j) + \mathbf{v}(i, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j+1) + \mathbf{v}(i-1, j) + \mathbf{v}(i, j-1) + \mathbf{v}(i+1, j-1) - 6\mathbf{v}(i, j)] \quad (4.37)$$

Dla punktów węzłowych leżących na brzegach oraz w wierzchołkach siatki również można wyznaczyć wartość wektora \mathbf{F}_{I1} . Jednak jego postać, ze względu na inną liczbę konstruowanych trójkątów równobocznych, będzie inna. Przykładowo, dla punktu węzłowego leżącego w lewym górnym rogu siatki można zapisać, że:

$$\mathbf{F}_{I1} = \tau \begin{bmatrix} x(i-1, j+1) + 2x(i, j+1) + x(i+1, j) + \sqrt{3}(y(i-1, j+1) - y(i+1, j)) - 4x(i, j) \\ y(i-1, j+1) + 2y(i, j+1) + y(i+1, j) + \sqrt{3}(x(i+1, j) - x(i-1, j+1)) - 4y(i, j) \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

Siły \mathbf{F}_{I2} oraz \mathbf{F}_{I3} można wyprowadzić analogicznie jak dla siatki prostokątnej. Należy jedynie pamiętać o tym, że w przypadku siatki trójkątnej liczba odcinków i równoległoboków jakie można utworzyć dla pojedynczego punktu węzłowego jest większa zarówno dla punktów położonych w głębi siatki jak i dla punktów brzegowych.

Wektor siły oddziaływania obrazu na punkt węzłowy deformowalnej siatki trójkątnej również może być obliczany identycznie jak w przypadku siatki prostokątnej – na podstawie równania (4.33). Należy jedynie, przy obliczaniu przybliżonego gradientu n -tej cechy obrazu, uwzględnić dwa dodatkowe punkty węzłowe sąsiadujące z punktem węzłowym i, j .

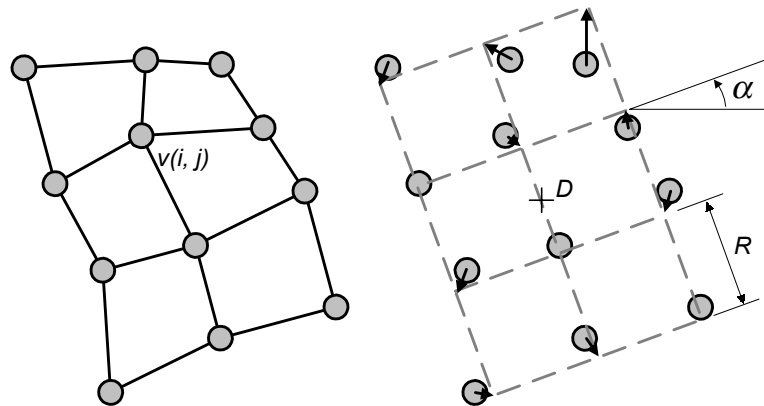
$$\begin{aligned} \mathbf{G}_n(\mathbf{v}(i, j)) = & \\ = & \frac{(u_n(i+1, j) - u_n(i, j))(\mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i+1, j) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ & + \frac{(u_n(i+1, j-1) - u_n(i, j))(\mathbf{v}(i+1, j-1) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i+1, j-1) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ & + \frac{(u_n(i, j+1) - u_n(i, j))(\mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i, j+1) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ & + \frac{(u_n(i-1, j+1) - u_n(i, j))(\mathbf{v}(i-1, j+1) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i-1, j+1) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ & + \frac{(u_n(i, j-1) - u_n(i, j))(\mathbf{v}(i, j-1) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i, j-1) - \mathbf{v}(i, j)|^2} + \\ & + \frac{(u_n(i-1, j) - u_n(i, j))(\mathbf{v}(i-1, j) - \mathbf{v}(i, j))}{|\mathbf{v}(i-1, j) - \mathbf{v}(i, j)|^2} \end{aligned} \quad (4.39)$$

Taki sposób obliczania przybliżonego gradientu pozwala na uśrednienie jego wartości na podstawie trzech głównych kierunków połączeń punktów węzłowych w siatce trójkątnej.

4.6. Oddziaływanie siatki „uśrednionej” na punkty węzłowe

W procesie dopasowania siatki do zakłóconych obrazów lub zniekształconych obiektów zdarza się, że siatka ulega silnej lokalnej deformacji, która nie jest w wystarczającym stopniu korygowana przez lokalne siły sprężystości siatki F_i czy F_l . W takich przypadkach konieczne jest wprowadzenie dodatkowego oddziaływania o większym zasięgu niż otoczenie pojedynczego węzła. Jest to możliwe przez odpowiednie zdefiniowanie składowej energii E_e czy też odpowiadającej jej siły F_e .

Dla deformowalnej siatki można zdefiniować wielkości określające ogólny charakter jej położenia i rozmiaru [Szc00b]. Można zdefiniować wielkości położenia środka ciężkości siatki w przestrzeni obrazu (wektor \mathbf{D}), odległość między sąsiednimi węzłami (R) określającą jej rozmiar, a także kąt pochylenia siatki (α).



Rys. 4.6. Idea wyznaczania wektorów sił na podstawie uśrednionego położenia i rozmiaru siatki.

Środek ciężkości siatki \mathbf{D} można obliczyć jako średnią współrzędnych wszystkich punktów węzłowych tworzących siatkę:

$$\mathbf{D} = \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} \mathbf{v}(i,j)}{\text{card}\Omega} \quad (4.40)$$

gdzie Ω jest zbiorem wszystkich punktów węzłowych natomiast $\text{card}\Omega$ jest liczbą wszystkich punktów węzłowych.

Jeśli zdefiniować siatkę odniesienia, w której liczba punktów węzłowych i schemat ich połączeń jest identyczny jak w rozpatrywanej siatce deformowalnej, nie

jest ona jednak zdeformowana ani obrócona, a odległość pomiędzy punktami węzłowymi jest jednostkowa, wówczas wielkość R można zdefiniować jako:

$$R = \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}(i,j) - \mathbf{D}|}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (4.41)$$

gdzie $\mathbf{v}_p(i,j)$ jest wektorem o początku w środku ciężkości siatki odniesienia i końcu w punkcie węzłowym o indeksach (i,j) tej siatki.

Średni kąt nachylenia deformowalnej siatki α można obliczyć jako średnią ważoną kątów pomiędzy wektorami o początku w punkcie \mathbf{D} i końcu w punkcie węzłowym, a analogicznymi wektorami $\mathbf{v}_p(i,j)$ w siatce odniesienia. Waga kąta jest przy tym zależna od odległości punktu $\mathbf{v}(i,j)$ od środka siatki czyli punktu \mathbf{D} . Kąt ten można wyznaczyć jako:

$$\alpha = \begin{cases} \arctg\left(\frac{A}{B}\right) & \text{gdym } B > 0 \\ \pi - \arctg\left(-\frac{A}{B}\right) & \text{gdym } B < 0 \text{ i } A > 0 \\ \arctg\left(\frac{A}{B}\right) - \pi & \text{gdym } B < 0 \text{ i } A < 0 \\ \frac{\pi}{2} & \text{gdym } B = 0 \text{ i } A > 0 \\ -\frac{\pi}{2} & \text{gdym } B = 0 \text{ i } A < 0 \\ 0 & \text{gdym } B = 0 \text{ i } A = 0 \end{cases} \quad (4.42)$$

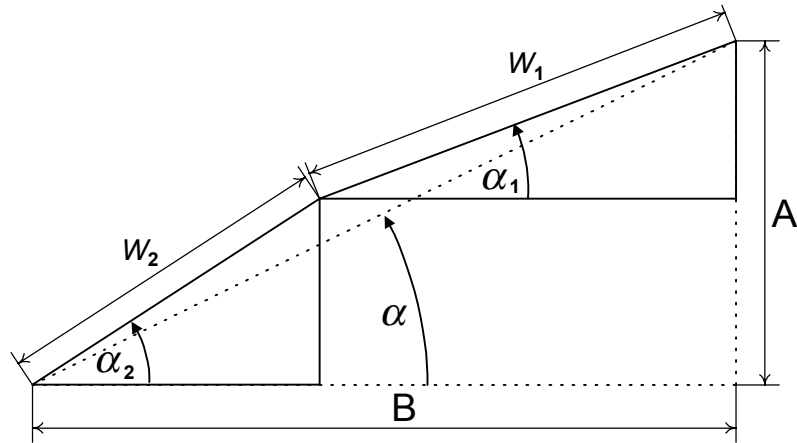
przy czym:

$$A = \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{(y(i,j) - y_D)x_p(i,j) - (x(i,j) - x_D)y_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (4.43)$$

$$B = \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{(x(i,j) - x_D)x_p(i,j) + (y(i,j) - y_D)y_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (4.44)$$

gdzie $x_p(i,j)$ i $y_p(i,j)$ są współrzędnymi wektora $\mathbf{v}_p(i,j)$.

Przykład wyznaczenia średniej ważonej dwóch kątów ilustruje rys. 4.7.



Rys. 4.7. Wyznaczanie kąta α – średniej ważonej kątów α_1 z wagą w_1 i α_2 z wagą w_2 .

Na podstawie położenia punktu \mathbf{D} oraz wielkości R i α można zbudować uśrednioną siatkę równomierną, w której położenie punktów węzłowych oblicza się na podstawie poniższego równania.

$$\mathbf{v}_e(i, j) = \mathbf{D} + \begin{bmatrix} R \cos(\alpha) x_p(i, j) + R \sin(\alpha) y_p(i, j) \\ R \cos(\alpha) y_p(i, j) - R \sin(\alpha) x_p(i, j) \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

Wektor siły \mathbf{F}_e można zdefiniować tak, aby minimalizował on kwadrat odległości $\gamma = |\mathbf{v}_e(i, j) - \mathbf{v}(i, j)|^2$ punktu węzłowego od położenia odpowiadającego mu węzła uśrednionej siatki równomiernej. A zatem:

$$\mathbf{F}_e(i, j) = \beta (\mathbf{v}_e(i, j) - \mathbf{v}(i, j)) \quad (4.46)$$

gdzie β jest parametrem określającym stopień sztywności siatki.

Należy pamiętać, że sprężystość siatki jest modelowana przez lokalne oddziaływania sił \mathbf{F}_i lub \mathbf{F}_t . Siła \mathbf{F}_e powinna być traktowana jako dodatkowa wielkość pomocnicza, zapobiegająca niepożądanym deformacjom. Parametr β powinien mieć odpowiednio małą wartość, tak by siatka mogła ulegać niewielkim, lokalnym deformacjom i dopasowywać się do miejscowych zniekształceń analizowanego obiektu.

4.7. Proces dopasowania deformowalnej siatki

W procesie dopasowania wykorzystuje się równanie ruchu w postaci (2.13). W przypadku deformowalnej siatki wygodnie jest zapisać je w postaci:

$$\mathbf{v}(i, j, t) = \frac{\mathbf{F}(i, j, t-1) + m(2\mathbf{v}(i, j, t-1) - \mathbf{v}(i, j, t-2)) + l\mathbf{v}(i, j, t-1)}{m+l} \quad (4.47)$$

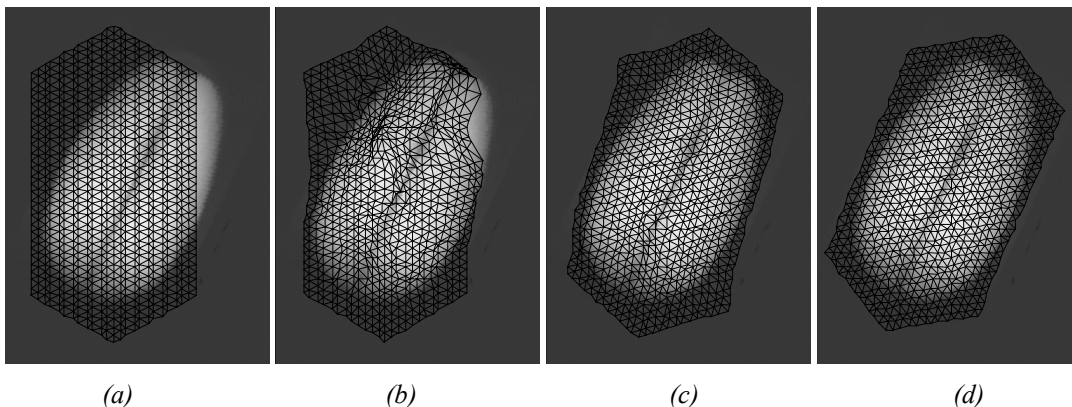
w której poszczególnym elementom można nadać interpretację fizyczną. Wektor \mathbf{F} można traktować jako siłę oddziałującą na pojedynczy punkt węzłowy. Jest on sumą wektorów \mathbf{F}_{t1} , \mathbf{F}_{t2} , \mathbf{F}_{t3} , \mathbf{F}_p i \mathbf{F}_e .

$$\mathbf{F}(i, j, t) = \mathbf{F}_{t1}(i, j, t) + \mathbf{F}_{t2}(i, j, t) + \mathbf{F}_{t3}(i, j, t) + \mathbf{F}_e(i, j, t) + \mathbf{F}_p(i, j, t) \quad (4.48)$$

Wartości i, j indeksują punkty węzłowe, t jest numerem iteracji w ciągu procesu dopasowania, m jest wielkością interpretowaną jako masa punktu węzłowego a l parametrem określającym lepkość środowiska.

W zastosowanej metodzie, w pojedynczym kroku iteracyjnym oblicza się nowe położenia $\mathbf{v}(i, j, t)$ dla wszystkich punktów węzłowych, na podstawie ich współrzędnych w dwóch poprzednich iteracjach. W zerowej iteracji (inicjalizacja struktury) należy tak umiejscowić siatkę o zadanym rozmiarze, aby jej środek znalazł się w przybliżeniu w środku analizowanego obiektu. Wymaga to wstępnego wyznaczenia przybliżonych współrzędnych środka obiektu.

Proces dopasowania należy zakończyć po wykonaniu ustalonej liczby iteracji lub gdy suma przesunięć $|\mathbf{v}(i, j, t) - \mathbf{v}(i, j, t-1)|$ wszystkich punktów węzłowych obliczanych w kilku kolejnych iteracjach nie przekraczała ustalonej wartości progowej.



Rys. 4.8. Przebieg procesu dopasowania siatki [parametry ST1]:
inicjalizacja (a), iteracja 10 (b), 100 (c) i 200 (d).

Na rys. 4.8 przedstawiono kolejne fazy procesu dopasowania deformowalnej siatki trójkątnej. Wzorzec stanowił obraz rentgenowski nieznacznie zniekształconego, symetrycznego ziarna pszenicy. Analizowanym obiektem było to samo ziarno przedstawione na innym obrazie, obrócone w stosunku do obiektu wzorcowego o 25° zgodnie z ruchem wskazówek zegara. Siatka została zainicjalizowana tak, że jej środek znajdował się w niewielkiej odległości od środka analizowanego obiektu. Wszystkie parametry procesu dopasowania zostały ustalone metodą prób i błędów tak, aby

zapewnić jak najlepszy efekt dopasowania w stosunkowo krótkim czasie dla szerokiej klasy obrazów przedstawiających ziarna pszenicy.

Tak jak w przypadku aktywnego konturu, jeżeli w jednej iteracji modyfikowane są położenia wszystkich punktów węzłowych siatki jednocześnie, wówczas równanie iteracyjne procesu dopasowania można zapisać w postaci macierzowej (2.14) i (2.15). Macierz \mathbf{A} jest macierzą kwadratową o wymiarach równych liczbie punktów węzłowych deformowalnej siatki. Można ją utworzyć na podstawie równań sił \mathbf{F}_{t1} , \mathbf{F}_{t2} oraz \mathbf{F}_{t3} . Wektory \mathbf{x} i \mathbf{y} są wektorami współrzędnych wszystkich punktów węzłowych. Stosowanie zapisu macierzowego wymaga odpowiedniego przeindeksowania tych punktów, tak aby każdy z nich oznaczony był pojedynczym indeksem. Siły \mathbf{F}_e i \mathbf{F}_p mają charakter nieliniowy i nie można ich uwzględnić w macierzy \mathbf{A} . Na ich podstawie wyznaczone są wektory funkcji \mathbf{f}_x i \mathbf{f}_y .

Siły \mathbf{F}_{t1} , \mathbf{F}_{t2} i \mathbf{F}_{t3} obliczane dla pojedynczego punktu węzłowego zależą od współrzędnych tego punktu oraz od współrzędnych pewnej liczby jego sąsiadów. W przypadku siatki prostokątnej maksymalna liczba takich sąsiadów jest równa dwanaście, a w przypadku siatki trójkątnej osiemnaście. Liczba ta jest mniejsza w przypadku punktów znajdujących się na brzegu i w pobliżu brzegu siatki. Oznacza to dla siatki prostokątnej, że w wierszu macierzy \mathbf{A} znajduje się co najwyżej trzynaście niezerowych elementów. W przypadku siatki trójkątnej takich elementów jest nie więcej niż dziewiętnaście.

4.8. Siatka quasi-deformowalna

W przypadku gdy siatka zostanie zainicjalizowana niedokładnie w punkcie środka analizowanego obiektu lub gdy obiekt ten jest obrócony w stosunku do obiektu, który posłużył jako wzorzec, proces dopasowania może wymagać stosunkowo dużej liczby iteracji. Rozwiązaniem tego problemu jest zastosowanie uproszczonego modelu deformowalnej siatki – siatki quasi-deformowalnej. Siatka taka może się przesuwać po powierzchni obrazu, może zmieniać kąt nachylenia oraz zmieniać swój rozmiar. W uproszczonym modelu nie występują natomiast lokalne deformacje.

Położenie i rozmiar siatki quasi-deformowalnej w kolejnych iteracjach procesu dopasowania jednoznacznie określają wielkości położenia środka siatki — wektor $\mathbf{D}(t)$, odległości pomiędzy sąsiednimi punktami węzłowymi $R(t)$ oraz kąt nachylenia $\alpha(t)$. Wielkości te można zdefiniować jako:

$$\mathbf{D}(t) = \mathbf{D}(t-1) + \frac{d}{\text{card}\Omega} \sum_{(i,j) \in \Omega} \mathbf{F}_p(i, j, t-1) \quad (4.49)$$

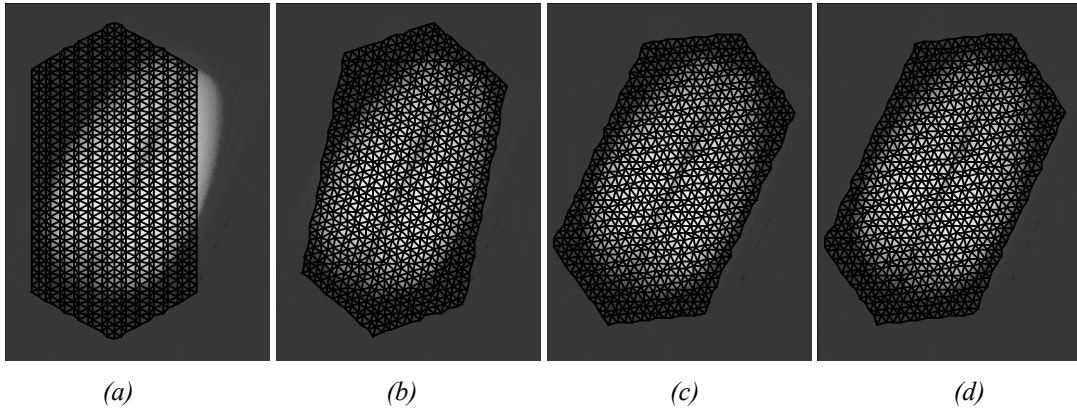
$$R(t) = R(t-1) \left(1 + r \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} \mathbf{F}_p(i, j, t-1) \bullet (\mathbf{v}(i, j, t-1) - \mathbf{D}(t-1))}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}(i, j, t-1) - \mathbf{D}(t-1)|} \right) \quad (4.50)$$

$$\alpha(t) = \alpha(t-1) + a \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} \mathbf{F}_p(i, j, t-1) \bullet \begin{bmatrix} -1_y \bullet (\mathbf{v}(i, j, t-1) - \mathbf{D}(t-1)) \\ 1_x \bullet (\mathbf{v}(i, j, t-1) - \mathbf{D}(t-1)) \end{bmatrix}}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}(i, j, t-1) - \mathbf{D}(t-1)|} \quad (4.51)$$

gdzie \mathbf{F}_p jest wektorem zdefiniowanym równaniem (4.33), 1_x oraz 1_y są wersorami w układzie współrzędnych obrazu, \bullet jest znakiem iloczynu skalarnego dwóch wektorów, natomiast d , r i a są parametrami decydującymi o szybkości z jaką siatka zmienia odpowiednio położenie, rozmiar oraz kąt nachylenia.

Metoda siatki quasi-deformowalnej pozwala szybko dopasować siatkę do analizowanego obiektu. Stopień takiego dopasowania jest jednak zgrubny. Szybkość metody jest okupiona zmniejszeniem dokładności dopasowania. Rozwiązaniem problemu przyspieszenia procesu dopasowania przy jednoczesnym zachowaniu dokładności jest sekwencyjne zastosowanie metody szybkiej lecz niedokładnej a następnie uściślenie wyniku metodą pozwalającą na osiągnięcie precyzyjnego dopasowania [Szc98, Szc99]. Pierwszy etap, wykorzystujący siatkę quasi-deformowalną, pozwala na szybkie, przybliżone dopasowanie. W drugim etapie należy zastosować siatkę o pełnej elastyczności, którą inicjalizuje się w położeniu osiągniętym w pierwszym etapie.

Na rys. 4.9 zaprezentowano przykład przebiegu procesu dopasowania, w którym sekwencyjnie wykorzystano metodę siatki trójkątnej quasi-deformowalnej (iteracje od 1 do 30) oraz siatki o pełnej elastyczności (iteracje od 31 do 50). Parametry procesu dopasowania dla siatki o pełnej elastyczności oraz miejsce inicjalizacji są tu identyczne jak w przykładzie z poprzedniego podrozdziału (rys. 4.8). Parametry siatki d , r i a zostały dobrane metodą prób i błędów tak, aby zapewnić jak najlepszy efekt dopasowania w stosunkowo krótkim czasie dla klasy obrazów przedstawiających różne ziarna pszenicy. Można zauważyć, że efekty dopasowania w obu przykładach są prawie identyczne. Jednak w drugim przypadku wymagana liczba iteracji jest znacznie mniejsza a dodatkowo metoda siatki quasi-deformowalnej jest znacznie prostsza obliczeniowo. Daje to w efekcie około siedmiokrotne skrócenie czasu obliczeń.



Rys. 4.9. Przebieg procesu dopasowania siatki z sekwencyjnym wykorzystaniem dwóch modeli [parametry ST2]: inicjalizacja (a), siatka quasi-deformowalnej iteracja 10 (b) i 30 (c), siatka o pełnej elastyczności iteracja 50 (d).

4.9. Współczynniki deformacji i niedopasowania siatki

Stopień podobieństwa analizowanego obiektu do obiektu odwzorowanego w deformowalnej siatce można określić na podstawie stopnia deformacji siatki oraz porównania cech wzorca z cechami obrazu w poszczególnych punktach węzłowych siatki. Odpowiednie współczynniki liczbowe można zdefiniować jako sumy kwadratów lokalnych naprężeń siatki w poszczególnych węzłach. Naprężenia w siatce wynikają z istnienia wektorów sił oddziałujących na punkty węzłowe \mathbf{F}_{t1} , \mathbf{F}_{t2} , \mathbf{F}_{t3} , \mathbf{F}_e oraz wektora oddziaływania obrazu \mathbf{F}_p . A zatem, jest możliwe zdefiniowanie pięciu współczynników świadczących o stopniu podobieństwa analizowanego obiektu do wzorca.

$$\Phi_{t1} = \sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{F}_{t1}(i,j)|^2 \quad (4.52)$$

$$\Phi_{t2} = \sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{F}_{t2}(i,j)|^2 \quad (4.53)$$

$$\Phi_{t3} = \sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{F}_{t3}(i,j)|^2 \quad (4.54)$$

$$\Phi_e = \sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{F}_e(i,j)|^2 \quad (4.55)$$

$$\Phi_p = \sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{F}_p(i,j)|^2 \quad (4.56)$$

Dodatkowo, w podobny sposób można zdefiniować współczynnik dla wektora siły \mathbf{F} (sumy wszystkich wektorów sił działających na punkt węzłowy). W przypadku gdy proces dopasowania zostanie zakończony, punkty węzłowe znajdują się w miejscach gdzie poszczególne siły naprężeń siatki i oddziaływania obrazu są

zrównoważone lub prawie zrównoważone. Wartość bezwzględna siły \mathbf{F} po zakończeniu procesu dopasowania jest więc zerowa lub bliska zero. Współczynnik taki może być więc wykorzystany do określenia chwili zakończenia procesu iteracyjnego.

$$\Phi = \sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{F}(i,j)|^2 \quad (4.57)$$

4.10. Dobór parametrów deformowalnej siatki

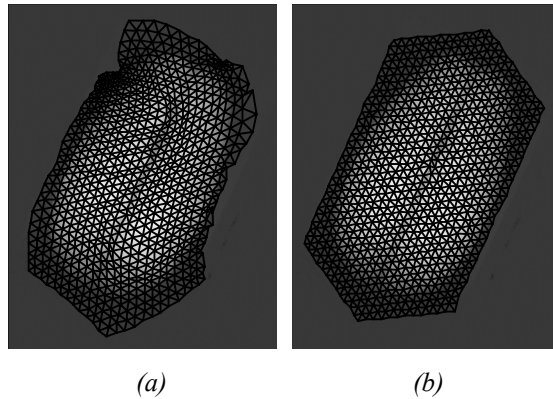
W przypadku deformowalnych siatek liczba parametrów jest większa niż w przypadku aktywnego konturu. Tu również nie jest znana metoda pozwalająca na optymalny dobór parametrów. Możliwe jest jedynie sformułowanie pewnych ogólnych zasad ich doboru w zależności od zastosowania, rodzaju obiektów poddawanych badaniu oraz obiektu wzorcowego.

Model połączeń punktów węzłowych siatki należy dobrać w zależności od jej zastosowania i kształtu wzorca. Siatka trójkątna może okazać się wygodniejsza do odwzorowania obiektów o owalnym kształcie. Siatka prostokątna natomiast, o mniejszej liczbie połączeń pomiędzy węzłami, może szybciej dopasowywać się do obiektów poddawanych analizie. Dobór rozmiarów siatki oraz początkowej odległości pomiędzy sąsiednimi punktami węzłowymi zależy od tego jaki jest kształt, wielkość i rozkład jasności obiektu wzorcowego. Siatka musi mieć wystarczająco duże rozmiary a punkty węzłowe powinny być rozmieszczone na tyle gęsto, aby cały obiekt wzorcowy został w wystarczającym stopniu odwzorowany w węzłach siatki.

Parametry związane z siłą oddziaływania obrazu należy dobrać w zależności od rozkładu jasności analizowanych obrazów. W przypadku obrazów bardzo kontrastowych należy zmniejszyć siłę oddziaływania obrazu poprzez zmniejszenie wartości parametrów ξ we wzorze (4.34). Gdy parametry ξ mają zbyt duże wartości wówczas może się zdarzyć, że punkty węzłowe będą wpadać w oscylacje w miejscach, w których na obrazie występuje skok wartości cechy co uniemożliwi prawidłowe zakończenie procesu dopasowania. O zbyt dużej wartości tego parametru może świadczyć znaczna wartość współczynnika Φ obliczona według wzoru (4.57) po wykonaniu odpowiednio dużej liczby iteracji procesu dopasowania.

Parametry τ , ρ_1 i ρ_2 związane z lokalnymi siłami sprężystości należy dobrać obserwując zachowanie punktów węzłowych w kolejnych iteracjach procesu dopasowania. Wartości te powinny być na tyle duże, by zapobiegać nadmiernym odchyleniom pojedynczych punktów węzłowych względem ich najbliższych sąsiadów i

na tyle małe, by nie powodować niestabilności numerycznej, nieprawidłowych wahań lub oscylacji węzłów.



Rys. 4.10. Dopasowanie siatki bez uwzględnienia [parametry ST3] (a)
oraz z uwzględnieniem globalnej sztywności [parametry ST4] (b)

Parametr β określający globalną sztywność siatki powinien być na tyle mały, by zapobiegać jedynie deformacjom, które nie są prawidłowo korygowane przez siły o zasięgu lokalnym. Na rys. 4.10 zaprezentowano dwa przypadki, w których do analizy obiektu wykorzystano siatkę o pełnej elastyczności. Za wyjątkiem parametru β , w obu przypadkach, wszystkie parametry siatki oraz jej miejsce inicjalizacji były identyczne. W przykładzie tym siatka, w której nie uwzględniono globalnej sztywności dopasowała się nieprawidłowo do analizowanego obrazu. Wprowadzenie siły \mathbf{F}_e w proponowanej formie zwiększa więc szansę na poprawne dopasowanie się siatki.

Aby zapewnić stabilność procesu dopasowania deformowalnej siatki, parametr lepkości środowiska l musi być większy od zera i wystarczająco duży w stosunku do pozostałych parametrów.

5. ZASTOSOWANIA MODELI DEFORMOWALNYCH

Opracowane metody analizy obrazów wykorzystujące modele deformowalne zostały zaimplementowane w programie komputerowym. Program o nazwie „Siatki” umożliwia analizę obrazów o odcieniach szarości za pomocą aktywnych konturów oraz deformowalnych siatek. Umożliwia on zastosowanie dowolnego modelu spośród opisanych w poprzednich rozdziałach, wybór wartości parametrów modelu, zdefiniowanie wzorca na podstawie obrazu rastrowego, ustawienie liczby iteracji procesu dopasowania, itp. Wynikiem analizy są tablice z wartościami wskaźników określających stopień i sposób dopasowania struktury, tablice współrzędnych punktów węzłowych, modele przedstawione graficznie na tle analizowanego obrazu oraz przetworzone obrazy rastrowe.

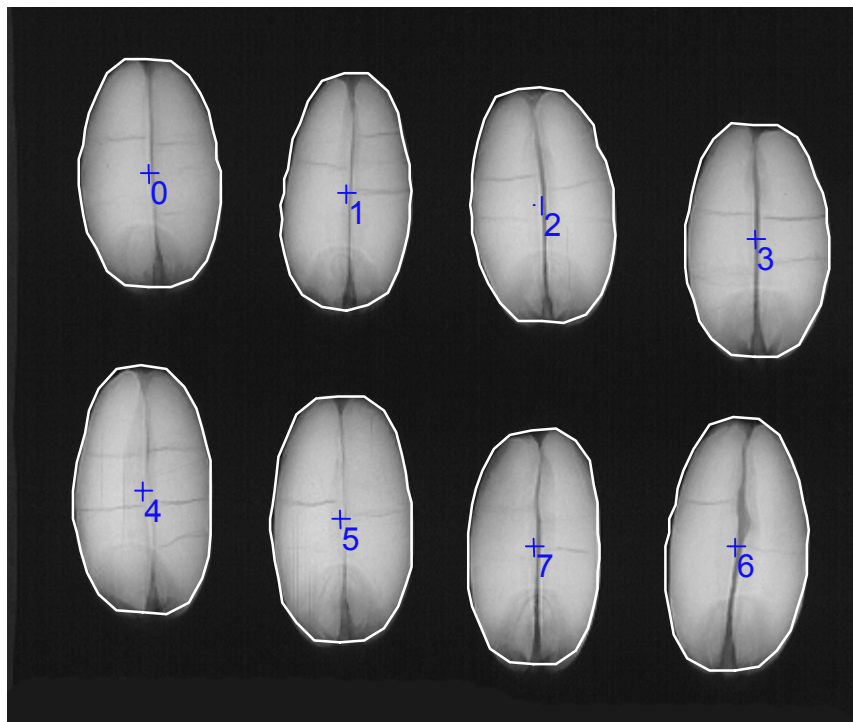
Program „Siatki” został wykorzystany w niniejszej pracy do doświadczalnej weryfikacji przydatności opisywanych metod w analizie wybranych obrazów cyfrowych. Badaniom poddano wybrane grupy obrazów cyfrowych, w tym obrazy rentgenowskie ziaren pszenicy, obrazy ultrasonograficzne serca i obrazy tomografii komputerowej. Pozwoliło to na zbadanie wpływu parametrów modeli deformowalnych na proces ich dopasowania, porównanie wyników działania poszczególnych modeli oraz sformułowania ogólnych kryteriów wyboru modelu i jego parametrów w zależności od klasy badanych obrazów. Wyniki tych badań przedstawia niniejszy rozdział.

5.1. Analiza jakości ziaren przeznaczonych do zasiewu

Jednym z problemów pojawiających się w rolnictwie jest określenie jakości ziaren przeznaczonych do zasiewu [Nie94]. 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 w celu wyznaczenia granic ziarna oraz deformowalną siatkę do wyznaczenia jego położenia, określenia przybliżonego położenia zarodka oraz bruzdki. Przeprowadzono również badania nad możliwością oszacowania wielkości ubytku ziarna za pomocą współdziałających modeli deformowalnej siatki i aktywnego konturu.

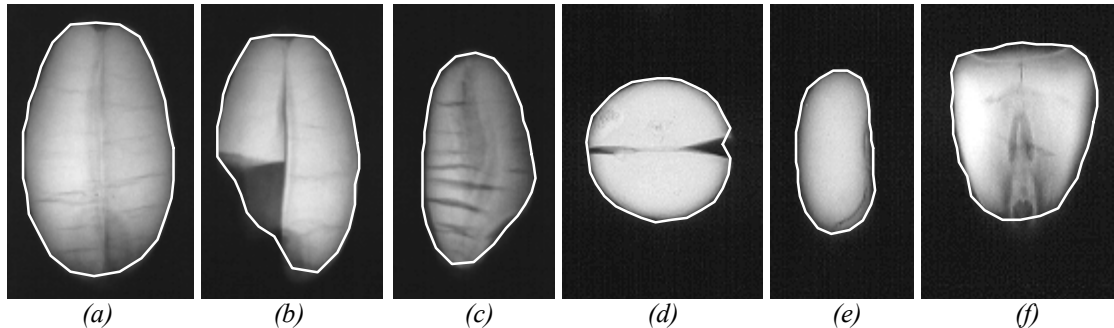


Rys. 5.1. Przykład obrazu rentgenowskiego ziaren pszenicy z zaznaczonymi i ponumerowanymi obiektami [parametry SC7].

Obrazy rentgenowskie ziaren przygotowano w taki sposób, że na jednym zdjęciu znalazło się od kilku do kilkunastu obiektów rozmieszczonych w równych odstępach (rys. 5.1). Poszczególne obiekty (wizerunki ziaren) można wydzielić z obrazu na podstawie ich jasności. Obszary obrazu odpowiadające ziarnu są wyraźnie jaśniejsze od tła. Dzięki temu możliwa jest segmentacja przez progowanie. Poszczególne ziarna wyznacza się po progowaniu przez wyszukanie jednospójnych obszarów składających się z odpowiednio dużej liczby punktów obrazu. Środek ciężkości takiego obszaru można określić przez obliczenie wartości średniej współrzędnych wszystkich jego

punktów. Tak wyznaczone środki ciężkości mogą posłużyć w dalszej analizie do określenia miejsca inicjalizacji modeli deformowalnych.

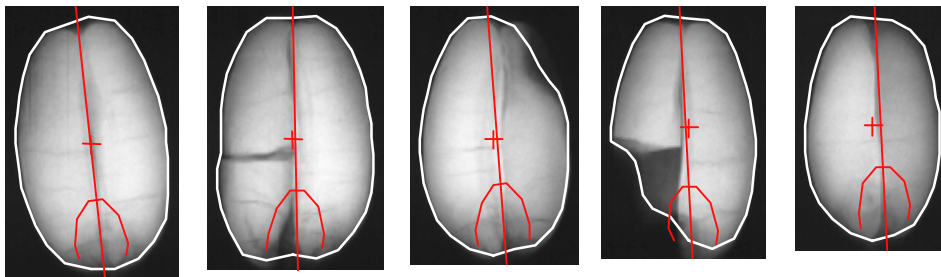
Ze względu na owalny kształt obiektów, do wyznaczania brzegów ziaren wykorzystano model aktywnego konturu z punktem środkowym. Zastosowanie modeli klasycznego czy balonowego prowadziło do uzyskania podobnych wyników lecz wymagało od dwu- do czterokrotnie dłuższych czasów obliczeń. W przypadku wszystkich badanych obiektów uzyskano, według subiektywnej oceny, dobre wyniki (rys. 5.1 i 5.2). Aktywny kontur okazał się odporny na zakłócenia rozkładu jasności ziarna wynikające z wewnętrznych pęknięć i niewielkich zakłóceń wynikających między innymi z istniejącego w obrazach ziarna fotograficznego. Wyznaczenie brzegu poszczególnych ziaren pszenicy wymagało około 50 iteracji aktywnego konturu. Wszystkie obiekty poddano analizie z identycznymi parametrami modelu. Kontur był inicjalizowany jako okrąg o niewielkim promieniu (16 pikseli) o środku w wyznaczonym środku ciężkości obiektu. Przykłady dopasowania konturu do obiektów różnych ziaren przedstawiono na rys. 5.2. Czas analizy dla zdjęcia zawierającego 10 ziaren, w tym segmentacja, wyznaczanie środków ciężkości ziaren i dopasowanie konturu, nie przekraczał 1s dla komputera *Pentium 120 MHz* z systemem *Windows95*.



Rys. 5.2. Przykłady dopasowania konturu do ziaren pszenicy (a, b, c), grochu (d), fasoli (e) i kukurydzy (f) [parametry SC7]

Do wyznaczenia położenia bruzdki i przybliżonego położenia zarodka wykorzystano deformowalną siatkę trójkątną, w której każdy punkt węzłowy z wnętrza siatki posiada sześciu bezpośrednich sąsiadów. Jako obiekt wzorcowy wykorzystano przetworzony obraz wybranego ziarna w rzucie na wprost. Wybrano najmniej zdeformowane ziarno o małej liczbie wewnętrznych pęknięć. Używając programu do edycji obrazów rastrowych usunięto nieliczne ciemne linie wynikające z występowania wewnętrznych pęknięć. Następnie na tak utworzony obraz nałożono obraz będący jego lustrzanym odbiciem w poziomie, uzyskując wzorec ziarna idealnie symetrycznego i

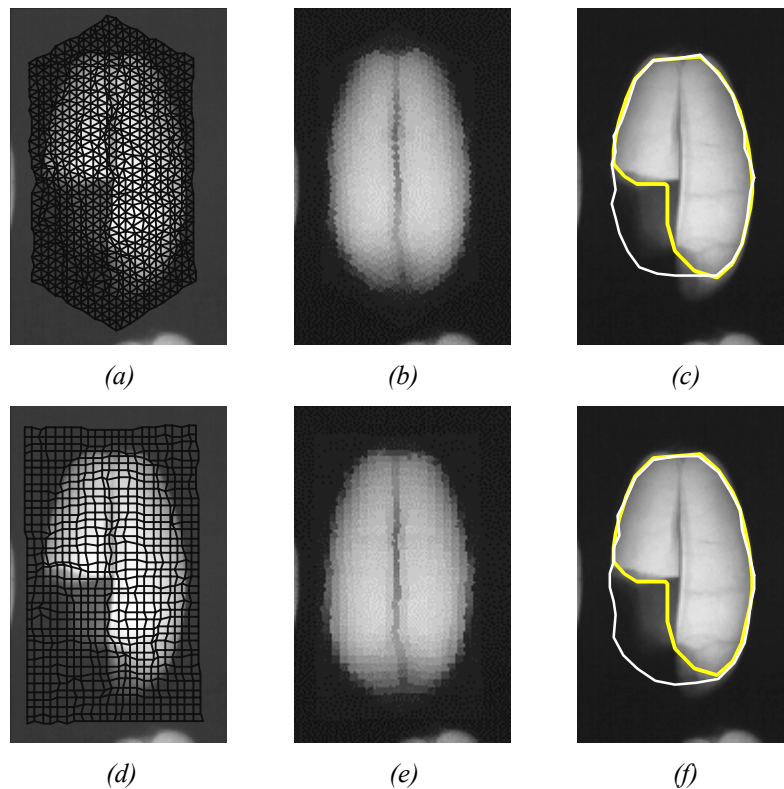
pozbawionego uszkodzeń (dodatek D2, obraz WA). W procesie dopasowania siatki do poszczególnych obiektów wykorzystano model siatki quasi-deformowalnej (30 iteracji) oraz siatki o pełnej elastyczności (20 iteracji). Parametry modelu były takie same w procesie analizy poszczególnych obiektów. Oś symetrii, będąca zarazem linią wyznaczającą położenie bruzdki, aproksymowano na podstawie współrzędnych punktów węzłowych siatki odpowiadających położeniu bruzdki na obiekcie wzorcowym. Aproksymacji dokonano za pomocą wzorów (4.40) i (4.42) wykorzystanych w tym przypadku do obliczenia położenia środka bruzdki i kąta jej nachylenia w przestrzeni obrazu. W równaniach tych uwzględniono tylko te punkty węzłowe, które odpowiadały położeniu bruzdki na obrazie wzorca. Przybliżone położenie zarodka wyznaczono na podstawie położenia punktów węzłowych, które odpowiadały obszarowi zarodka w obiekcie wzorcowym. Rysunek 5.3 prezentuje przykładowe wyniki wyznaczenia położenia bruzdki i zarodka w obrazach rentgenowskich ziaren pszenicy.



Rys. 5.3. Przykłady przybliżonego wyznaczenia położenia zarodka i bruzdki ziaren pszenicy
[parametry SC7 i ST2]

W wyniku wewnętrznych pęknięć fragmenty ziaren mogą ulec oderwaniu. Analiza obrazu powinna umożliwić określenie stopnia takiego uszkodzenia. W celu określenia ubytków substancji ziarna można wykorzystać współdziałające modele deformowalnej siatki i aktywnego konturu. Jeśli parametry deformowalnej siatki odpowiadające za jej sztywność są wystarczająco duże, a parametr T_k w równaniu (4.34) odpowiednio mały, siatka prawidłowo dopasowuje się do istniejącego fragmentu obiektu. Na podstawie punktów węzłowych dopasowanej siatki, odpowiadających odłamanemu fragmentowi ziarna, można odtworzyć przybliżony obraz ziarna przed jego uszkodzeniem. Metoda wyznaczania ubytków polega na porównaniu obszaru wyznaczonego przez aktywny kontur dopasowany do obiektu oraz obszaru wyznaczonego przez aktywny kontur dopasowany do obrazu wzorca zawartego w siatce dopasowanej do tego obiektu (do obrazu nieuszkodzonego ziarna). Rysunek 5.4

przedstawia przykład analizy ubytku ziarna pszenicy w rzucie na wprost z zastosowaniem współdziałających modeli aktywnego konturu i deformowalnej siatki.



Rys. 5.4. Wyznaczenie ubytku ziarna metodą aktywnego konturu [parametry SC8] współdziałającego z siatką trójkątną [parametry ST5] (a, b, c) oraz prostokątną [parametry SP1] (d, e, f).

Kolejno od lewej: dopasowanie siatki (a, d), obraz odtworzony na podstawie wzorca (b, e), porównanie wyznaczonych obszarów ziarna (c, f).

5.2. Rozpoznawanie obiektów i określanie stopnia ich deformacji

Zagadnieniem, które również można rozwiązać za pomocą modeli deformowalnych jest rozpoznawanie obiektów przedstawionych na obrazach cyfrowych. Modele deformowalne można zastosować do rozpoznawania twarzy ludzi [Lad93, Wis97, Duc99], rodzajów pojazdów [Wu97], znaków alfanumerycznych [Jai97], itp. W niniejszej pracy wykorzystano modele deformowalne do automatycznego rozpoznawania rodzaju i rzutu ziarna na obrazach rentgenowskich oraz do określania czy siatka prawidłowo dopasowała się do kierunku i zwrotu ziarna.

Jednym z problemów związanych z analizą jakości ziaren jest automatyczne rozpoznawanie ziaren pszenicy uwidocznionych w rzucie na wprost. Jedynie dla takich obiektów możliwe jest wyznaczenie położenia bruzdki oraz określenie stopnia asymetrii

ziarna. Rozpoznawania takich obiektów dokonano za pomocą deformowalnej siatki trójkątnej oraz prostokątnej, przy czym jako wzorca użyto obraz ziarna (WA) opisany w poprzednim podrozdziale. Zastosowano sekwencyjnie modele siatki quasi-deformowalnej oraz siatki o pełnej elastyczności. Analizie poddano obrazy próbek ziaren w rzucie na wprost uzyskane z trzech różnych partii, obrazy ziaren pszenicy widoczne w rzucie bocznym oraz obraz zawierający zbiór ziaren innych niż ziarna pszenicy.

Na wykresach zamieszczonych w niniejszym podrozdziale przedstawiono wyniki dwóch rodzajów analiz porównawczych związanych z zagadnieniem rozpoznawania obiektów ziaren pszenicy na obrazach rentgenowskich. Pierwszym rodzajem analizy jest odróżnienie obiektów ziaren w rzucie na wprost od obiektów przedstawiających ziarna w rzucie bocznym. Przedstawiono wyniki porównań dla obrazów ZA4 i ZB. Drugim problemem jest prawidłowe odróżnienie orientacji ziarna w rzucie na wprost. Istotne jest tu określenie, po której stronie ziarna znajduje się zarodek. Na wykresach przedstawiono wyniki porównawcze dla obrazów ZA4 i XA4.

O stopniu podobieństwa analizowanych obiektów do ziarna pszenicy w rzucie na wprost świadczą współczynniki deformacji i podobieństwa obliczone po wykonaniu procesu dopasowania. Współczynnik Φ_p okazał się mało przydatny w tym przypadku. Pozwalał on rozdzielić obiekty pod względem ich średniej luminancji, przez co okazał się wrażliwy na liczbę i rodzaj wewnętrznych pęknięć, natomiast nie pozwalał na klasyfikację obiektów pod względem ich kształtu. Po wykonaniu prób z różnymi ustawieniami parametrów ρ_1 i ρ_2 stwierdzono, że związane z nimi współczynniki Φ_{l2} oraz Φ_{l3} są nieprzydatne w klasyfikacji analizowanych obiektów. W przypadku badanych obrazów i przy zastosowanych parametrach modeli, do klasyfikacji obiektów wykorzystano współczynniki deformacji Φ_{l1} oraz Φ_e . W przypadku tych współczynników uzyskano najlepsze efekty rozdzielania poszczególnych grup obiektów.

W celu ilościowego opisu rozdzielania dwu różnych klas posłużono się współczynnikiem Fishera [Sch96]. Współczynnik ten definiowany jest równaniem:

$$F = \sum_{k=1}^K P_k (\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{K}_p^{-1} (\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu}) \quad (5.1)$$

gdzie K jest liczbą klas, $\boldsymbol{\mu} = E(\mathbf{v})$ jest wartością średnią zmiennej losowej, $\boldsymbol{\mu}_k$ jest średnią zmiennej losowej w klasie k , \mathbf{v} jest wartością zmiennej losowej, P_k jest

prawdopodobieństwem wystąpienia zdarzenia w klasie k , \mathbf{K}_p jest macierzą kowariancji danych określoną równaniem:

$$\mathbf{K}_p = \sum_{k=1}^K P_k E\{(\mathbf{v} - \boldsymbol{\mu}_k)(\mathbf{v} - \boldsymbol{\mu}_k)^T | k\} \quad (5.2)$$

Współczynnik (5.1) pozwala na określenie stopnia rozdzielania klas przy założeniu, że rozkład prawdopodobieństwa w klasie jest rozkładem normalnym. Większa wartość współczynnika wskazuje, że poszczególne klasy są rozróżnialne w większym stopniu. Obliczone wartości współczynnika Fishera umieszczono na wykresach w ich prawym, dolnym rogu.

Innym współczynnikiem zdefiniowanym w [Sch96] jest współczynnik rozdzielania klas:

$$Q = \frac{V^2}{V^2 + D^2} \quad (5.3)$$

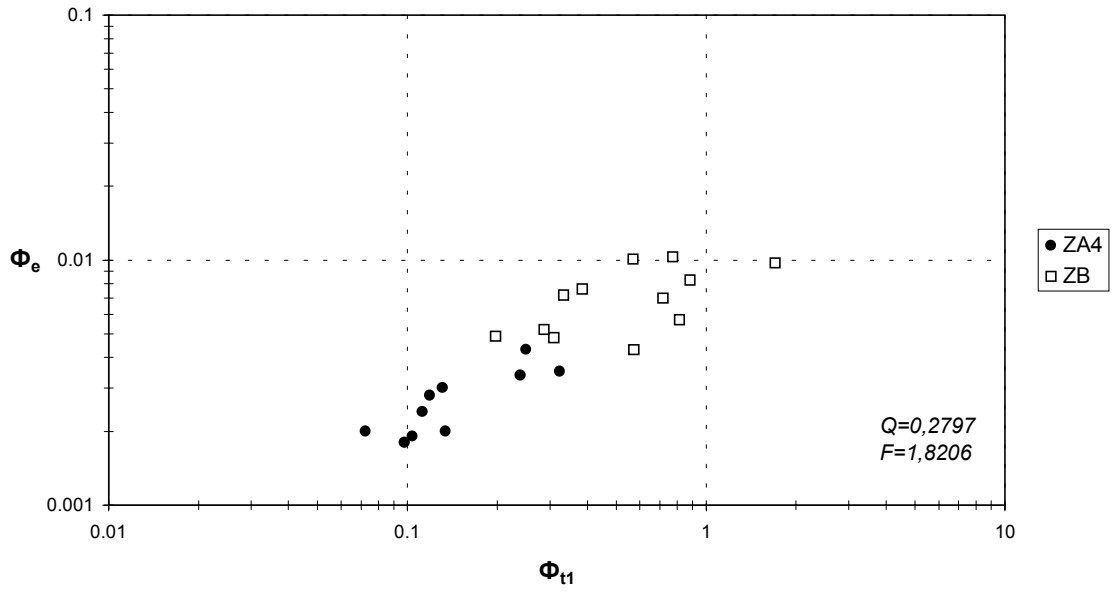
gdzie:

$$D^2 = \frac{1}{K(K-1)} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^K |\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu}_l|^2 \quad (5.4)$$

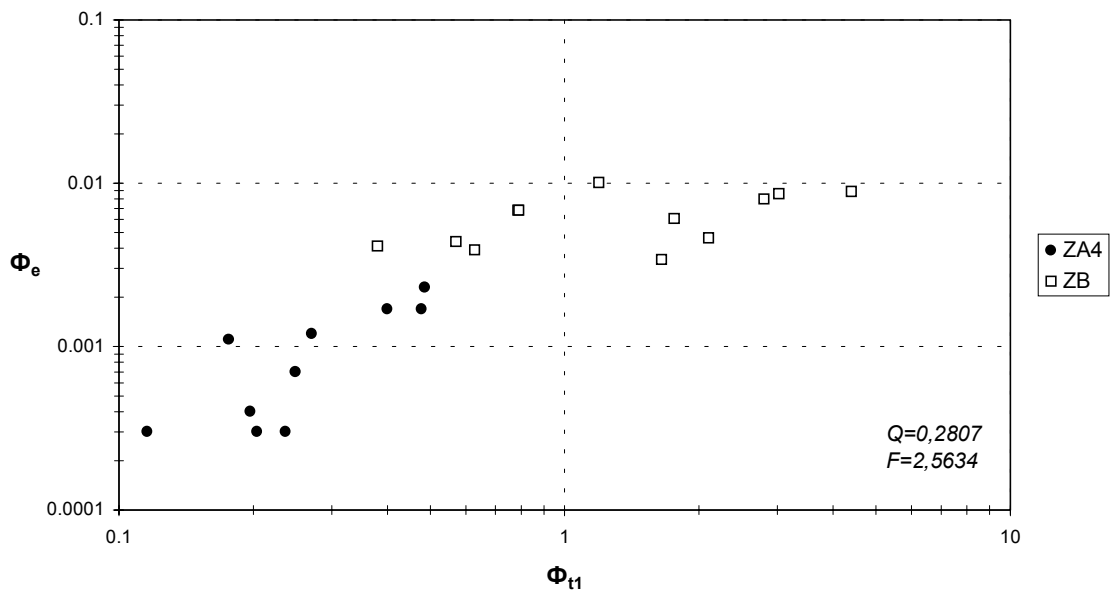
$$V^2 = \sum_{k=1}^K P_k E\{|\mathbf{v} - \boldsymbol{\mu}_k|^2 | k\} \quad (5.5)$$

Współczynnik Q zmienia wartość w zakresie $\langle 0, 1 \rangle$. Wartość 0 powinna świadczyć o dobrym rozróżnieniu klas, natomiast 1 o niemożności rozróżnienia klas. W przeciwieństwie do współczynnika Fishera, współczynnik Q nie uwzględnia jednak wszystkich elementów macierzy kowariancji. Współczynnik V jest pewną uśrednioną wariancją rozkładu prawdopodobieństwa we wszystkich klasach i nie uwzględnia tego, że rozkład prawdopodobieństwa w klasie, w przestrzeni rozpatrywanych cech, może mieć kształt wydłużony. Współczynnik D jest uśrednioną odległością pomiędzy klasami. Nie uwzględnia on wzajemnego położenia klas w przestrzeni cech. Należy zauważyć, że te nie uwzględnione właściwości rozkładów prawdopodobieństw mogą mieć istotny wpływ na możliwość rozróżniania klas. Nieuwzględnienie ich w równaniu współczynnika Q powoduje, że nie może on być uznany za dobre kryterium rozdzielania klas.

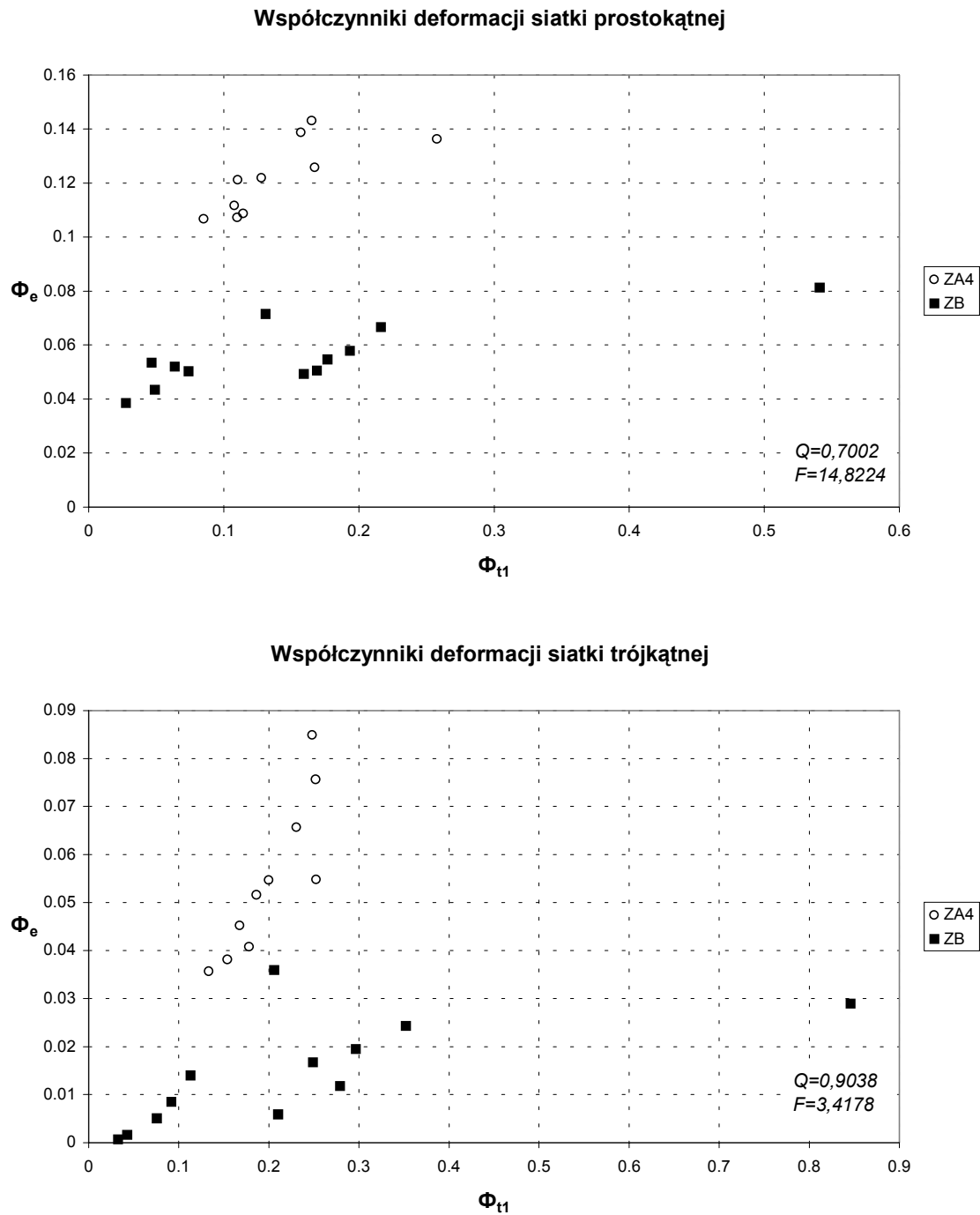
Współczynniki deformacji siatki prostokątnej



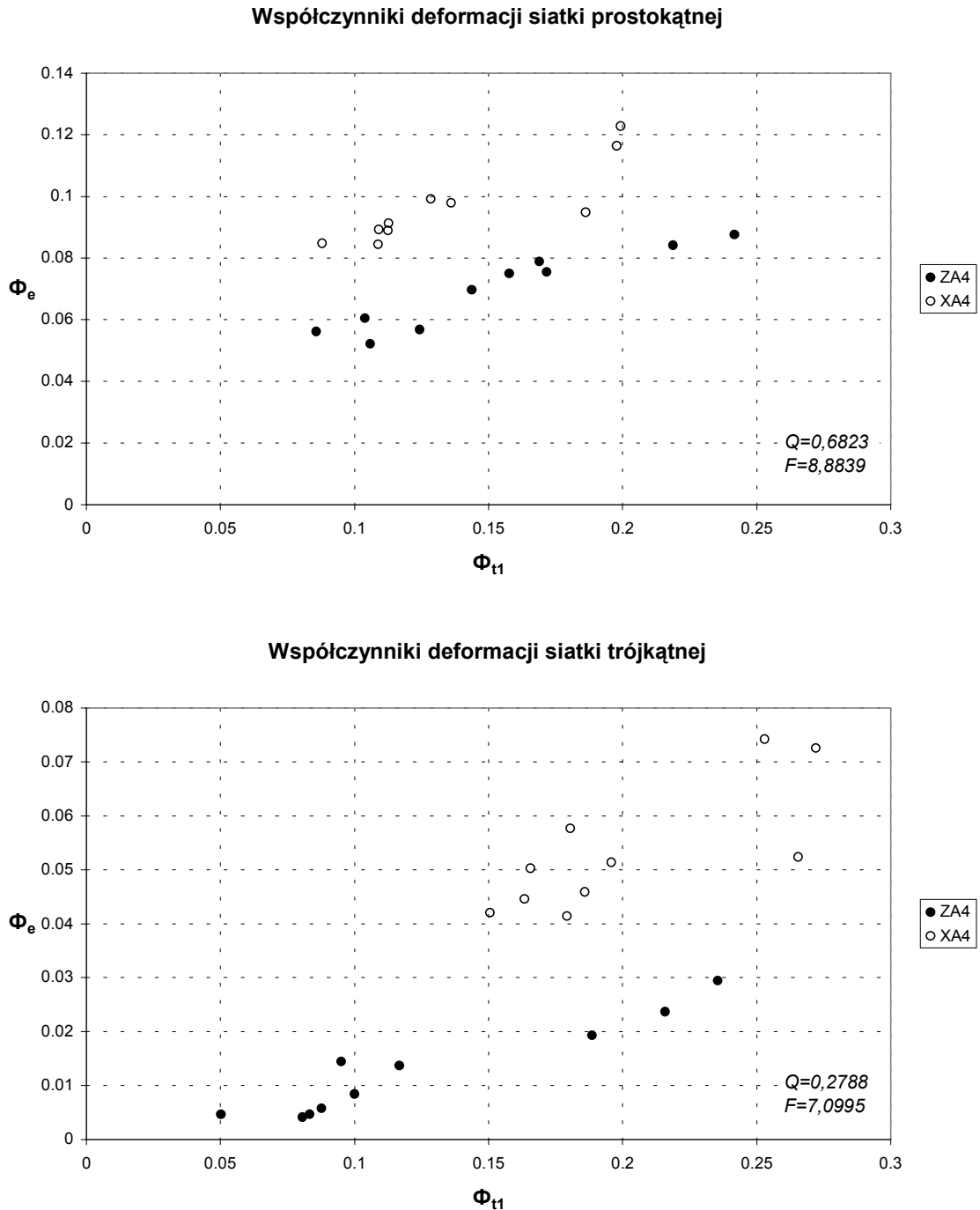
Współczynniki deformacji siatki trójkątnej



Rys. 5.5. Współczynniki deformacji deformowalnych siatek: prostokątnej [parametry SP2] i trójkątnej [parametry ST6] dla różnych klas obiektów. Jako wzorzec wykorzystano obraz ziarna w rzucie na wprost (WA).



Rys. 5.6. Współczynniki deformacji deformowalnych siatek: prostokątnej [parametry SP1] i trójkątnej [parametry ST5] dla różnych klas obiektów. Jako wzorzec wykorzystano obraz ziarna w rzucie bocznym (WB).



Rys.5.7. Rozróżnianie właściwego i odwrotnego dopasowania siatki do obrazów ziaren pszenicy w rzucie na wprost, przy zastosowaniu siatek prostokątnej [parametry SP1] i trójkątnej [parametry ST5]

Na wykresach z rys. 5.5 przedstawiono przykład wyników analiz ziaren w rzucie na wprost (ZA4), w rzucie bocznym (ZB) oraz serii ziaren innych niż ziarna pszenicy (ZV). Na wykresie zaznaczono różnymi symbolami obiekty należące do różnych grup. Ich współrzędne określają wartości współczynników deformacji siatki Φ_{t1} oraz Φ_e . Wartości współczynników deformacji są najmniejsze dla obrazów ziaren w rzucie na

wprost, które są najbardziej podobne do wzorca. Porównując wykresy odpowiadające obu modelom połączeń w siatce można zauważyć, że nieco lepsze efekty rozdzielenia grup uzyskano przy zastosowaniu siatki trójkątnej. W przypadku siatki prostokątnej współczynniki deformacji nie pozwoliły w pełni na rozdzielanie serii obrazów ziaren przedstawionych w różnych rzutach.

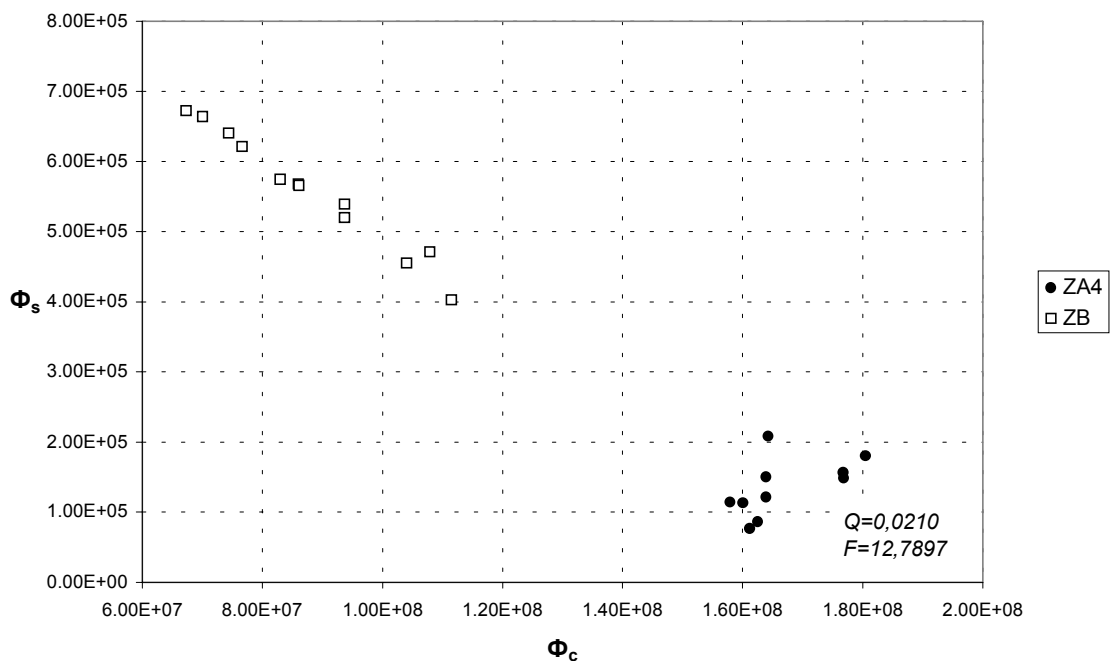
Podobne wyniki uzyskano z zastosowaniem obrazu wzorcowego ziarna pszenicy w rzucie bocznym (WB). Analogicznie do przypadku wcześniej wykorzystanego wzorca, z serii obrazów ziaren wybrano obraz ziarna o najmniejszej liczbie uszkodzeń. Dodatkowo usunięto z obszaru obiektu ciemne fragmenty świadczące o istnieniu wewnętrznych pęknięć, tak by w efekcie uzyskać obraz wyidealizowanego nieuszkodzonego ziarna w rzucie bocznym. Na rys. 5.6 przedstawiono wykresy wyników analiz tych samych obrazów co w poprzednim przykładzie. W tym przypadku, wartości współczynników deformacji są najmniejsze dla obrazów ziaren w rzucie bocznym. Uzyskano wysoki stopień rozdzielania klas za pomocą siatki prostokątnej ($F=14,8$).

Przy analizie ziaren w rzucie na wprost istnieje możliwość, że siatka dopasuje się do ziarna obróconego o kąt 180° . Przy automatyzowaniu procesu oceny jakości ziaren z zastosowaniem omawianej metody należało umożliwić weryfikację dopasowania siatki ze względu na kąt dopasowania. W tym celu sprawdzono czy możliwa jest taka weryfikacja za pomocą współczynników deformacji siatki. Przeprowadzono badanie polegające na dopasowaniu siatki do wybranego obrazu ziaren pszenicy w rzucie na wprost (ZA4) a następnie do tego samego obrazu obróconego o kąt 180° (XA4). Wyniki klasyfikacji ziaren, dla dwu różnych zestawów parametrów, przedstawiono na rys. 5.7. Można zauważyć, że grupy ziaren z siatką prawidłowo dopasowaną mają wyraźnie mniejszą wartość współczynnika Φ_e . Współczynnik Φ_{tl} jest mniej przydatny do rozróżniania grup ziaren.

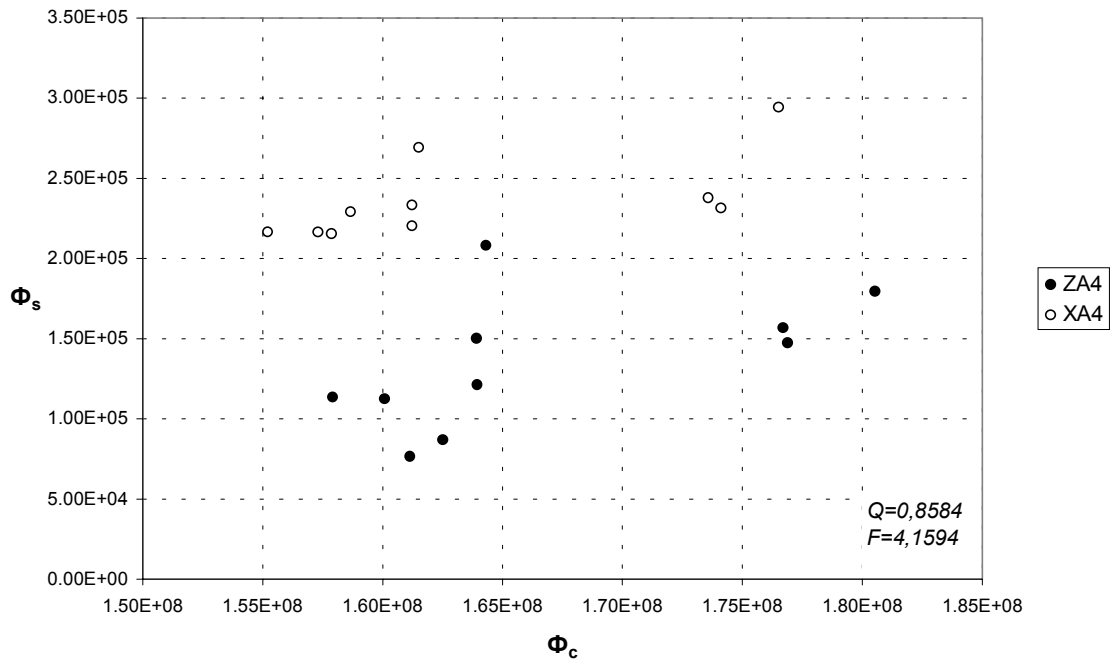
Dla porównania, przeprowadzono doświadczenie z zastosowaniem innej metody rozpoznawania obiektów, polegającej na dopasowaniu maski (obrazu wzorca) do badanego obrazu ziarna. W badaniach wykorzystano dwa współczynniki pozwalające dokonać klasyfikacji obiektów: wartości maksimum funkcji korelacji (Φ_c), 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. W przypadku rozpoznawania rzutu ziarna nie uwzględniono możliwości zmiany kąta obydwu obrazów względem siebie. Przy

rozpoznawaniu orientacji ziaren w rzucie na wprost przeprowadzono dwa doświadczenia. W pierwszym również nie uwzględniono możliwości zmiany kąta obydwu obrazów względem siebie. W drugim wygenerowano serię kilkunastu masek obrazu wzorcowego ziarna obróconego pod różnymi kątami.

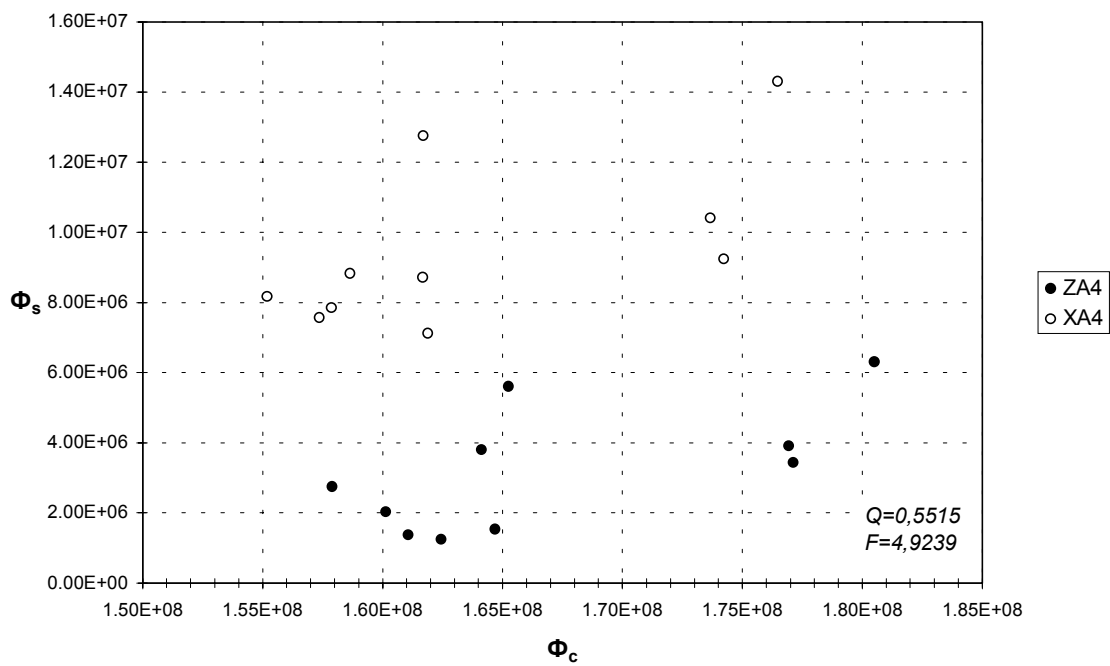
Wyniki analiz rozpoznawania rzutu ziarna przedstawiono na rys. 5.8. W przypadku zastosowania maski wzorca przedstawiającej ziarno pszenicy w rzucie na wprost uzyskano wysoki stopień rozróżnienia klas ($F=12,8$). W przypadku, w którym zadaniem jest rozróżnienie ziaren nieobróconych od obróconych o kąt 180° również uzyskano pożądany efekt rozdzielania obydwu grup obiektów (rys. 5.9). Należy jednak zauważyć, że rozdzielanie grup uzyskane za pomocą deformowalnego wzorca (rys. 5.7) jest wyraźniejsze.



Rys. 5.8. Rozpoznawanie ziaren pszenicy w rzucie na wprost za pomocą metody dopasowania maski wzorca.



(a)



(b)

Rys. 5.9. Rozróżnianie nieobróconych ziaren pszenicy od obróconych o kąt 180° za pomocą metody dopasowania maski wzorca bez zmiany kąta (a) i ze zmianą kąta położenia maski (b).

5.3. Wspomaganie diagnostyki medycznej

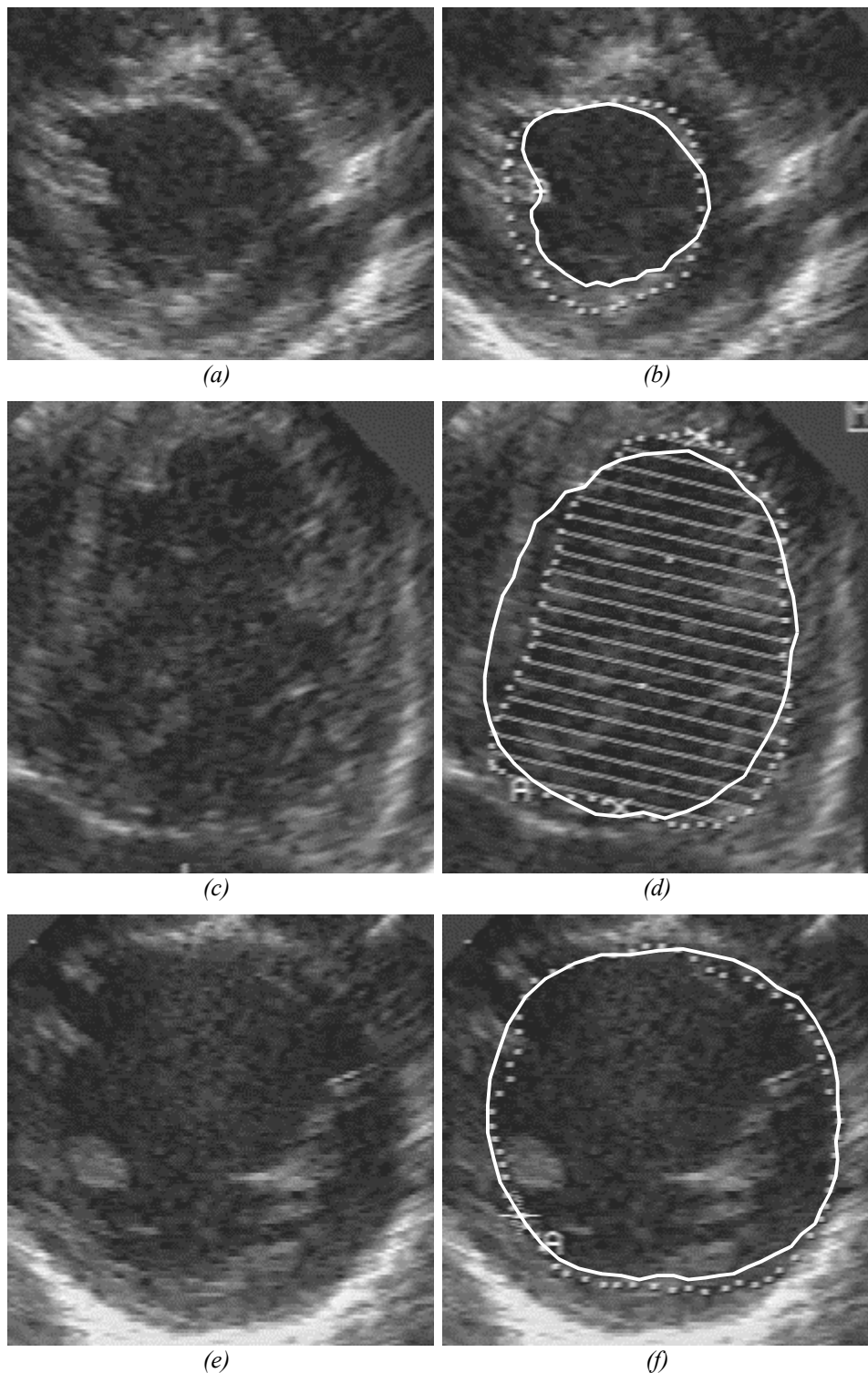
Modele deformowalne mogą być zastosowane we wspomaganiu diagnostyki serca [Hun94, Sai94]. Jednym z zagadnień, którymi zajmuje się medycyna jest estymacja objętości komór serca w różnych fazach jego pracy. Szczególnie istotna jest ocena różnicy objętości komory pomiędzy fazami skurczu i rozkurczu. Wraz z badaniem dopplerowskim przepływu krwi dane takie pozwalają określić stopień wydolności serca, szczególnie sprawności zastawek [Chl92, Fei94].

Oszacowania objętości komory można dokonać na podstawie obrazów uzyskanych z badania tomograficznego [Sai94] lub ultrasonograficznego [Hun94, Szc95, Szc96]. W przypadku badania ultrasonograficznego, do estymacji objętości wykorzystywany jest wybrany przez wyspecjalizowanego operatora 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.

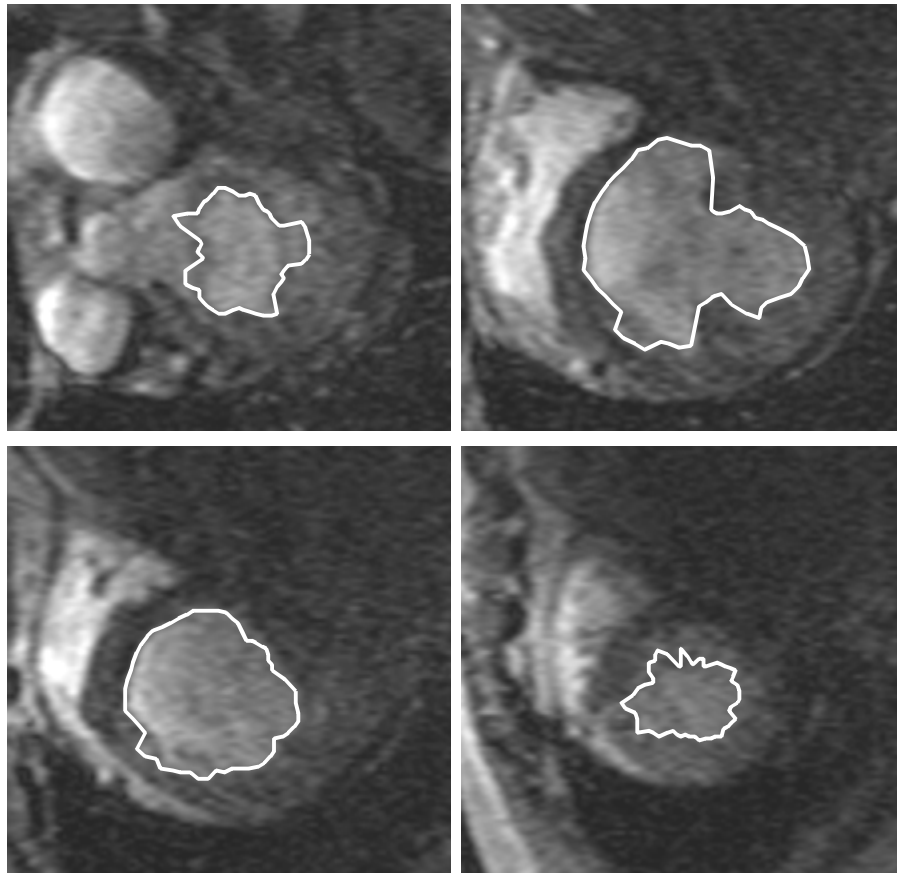
Na rys. 5.10 przedstawiono wyniki wyznaczenia powierzchni przekroju lewej komory serca za pomocą opracowanego modelu konturu z punktem środkowym. Analizie poddano obrazy serca w różnych fazach jego pracy, na których różna jest wielkość i wygląd komory a także jasność i kształt otaczającego ją mięśnia sercowego. We wszystkich przypadkach wykorzystano ten sam model konturu z parametrami o jednakowych wartościach. Dla porównania, uzyskane wyniki automatycznej analizy nałożono na obrazy z zaznaczeniami wykonanymi przez specjalistę.

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. Na rys. 5.11 przedstawiono przykłady wyznaczenia powierzchni kilku przekrojów lewej komory serca w tej samej fazie jego pracy. W przypadku wszystkich przekrojów wykorzystano ten sam model konturu z parametrami o jednakowych

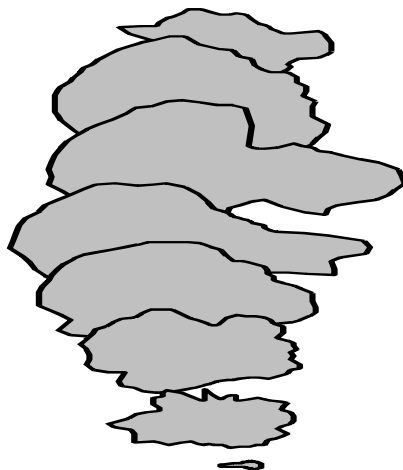
wartościach. Na rys. 5.12 dokonano wizualizacji całości lewej komory serca na podstawie wyników dopasowania konturu w poszczególnych jej przekrojach.



Rys. 5.10. Wyznaczanie obrysu lewej komory serca na obrazach ultrasonograficznych [parametry SC9].
Obraz oryginalny (a), (c), (e) oraz porównanie wyniku wyznaczenia obrysu metodą aktywnego konturu
z zaznaczonym przez specjalistę (b), (d), (f).



Rys. 5.11. Wyznaczanie obrysu lewej komory serca na obrazach tomograficznych rezonansu magnetycznego [parametry SC10].



Rys. 5.12. Przybliżona wizualizacja kształtu lewej komory serca na podstawie wyników segmentacji z zastosowaniem aktywnego konturu.

5.4. Śledzenie poruszających się obiektów

Śledzenie poruszającego się obiektu polega na ustaleniu toru i sposobu ruchu obiektu na podstawie sekwencji kolejnych obrazów (klatek) przedstawiających ten obiekt w

ustalonych odstępach czasowych (najczęściej są to przyjęte w systemach telewizji odstępów $\frac{1}{25}$ lub $\frac{1}{30}$ sekundy). W literaturze dotyczącej śledzenia poruszających się obiektów rozpatruje się zazwyczaj przypadki obiektów sztywnych, niedeformowalnych [Fan84, Wen87, Set87, Bra97]. Założenie takie jest dużym uproszczeniem i nie uwzględnia możliwej zmiany kształtu naturalnych, poruszających się obiektów takich jak zwierzęta i ludzie. W różnorodnych zastosowaniach istotne jest określenie ruchu obiektu ze względu na specyficzne aspekty tego ruchu. W niektórych aplikacjach wystarczające jest odtworzenie trasy obiektu na dwuwymiarowej powierzchni obrazu [Wen87], w innych odtwarzana jest trasa w przestrzeni trójwymiarowej na podstawie dwuwymiarowych obrazów, w jeszcze innych zastosowaniach badane są trasa obiektu, jego skala (świadcząca o odległości obiektu od obserwatora) oraz rotacja (orientacja obiektu względem obserwatora) [Hag98]. Informacja o trasie, skali i orientacji obiektu (*ang. translation, scale, rotation*) pozwala na opis ruchu obiektu w przestrzeni trójwymiarowej.

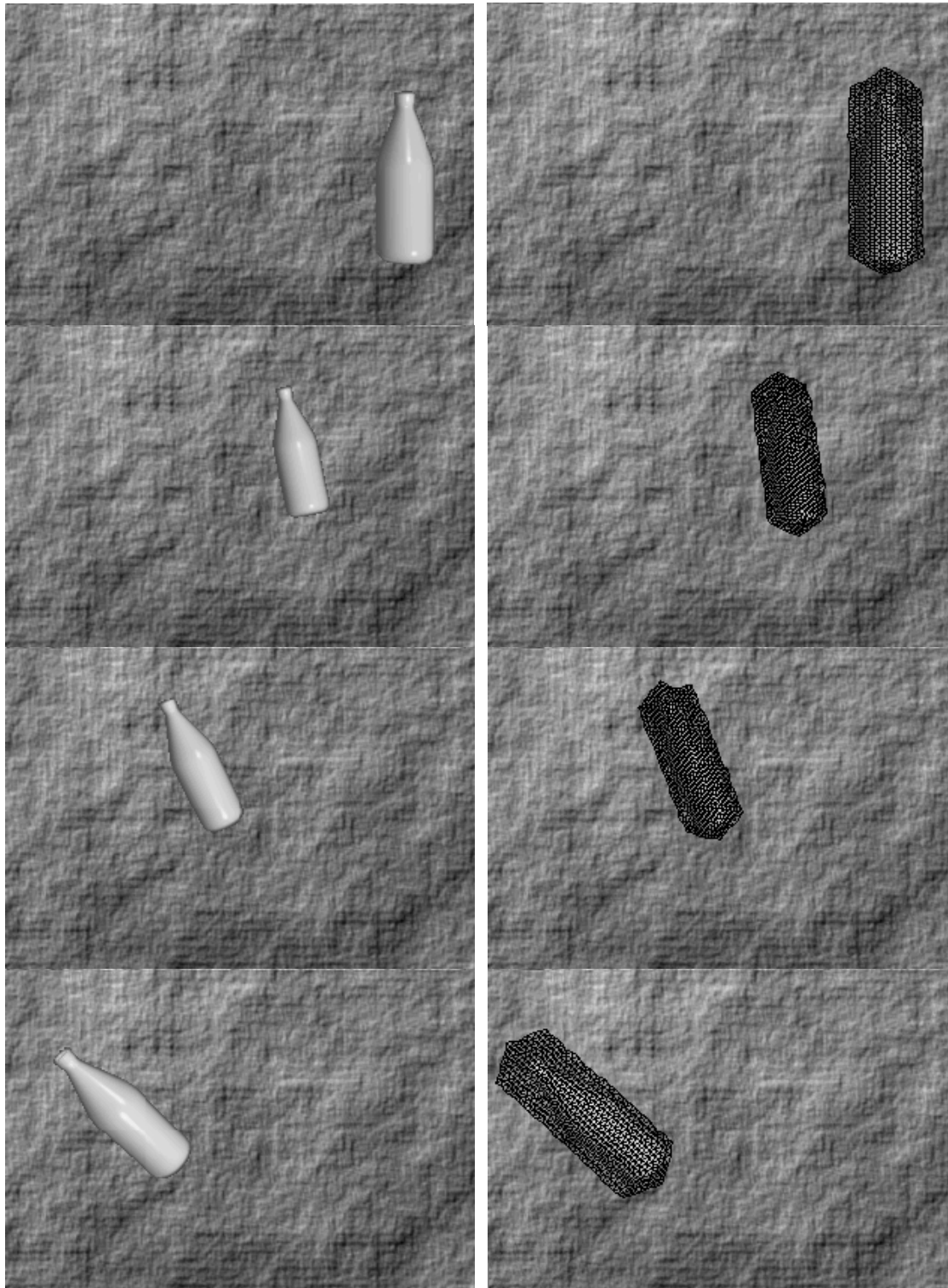
Dodatkowymi zagadnieniami dotyczącymi śledzenia poruszających się obiektów, rozpatrywanymi w dostępnej literaturze, są wzajemne przesłanianie się obiektów oraz zmiana sposobu oświetlenia obiektu znajdującego się w ruchu. Pierwszy z tych problemów związany jest np. ze śledzeniem wielu obiektów jednocześnie. Jeżeli trajektorie dwóch lub większej liczby obiektów przecinają się w ten sposób, że w tym samym czasie jeden z obiektów przesłania inny, wówczas śledzenie przesłoniętego obiektu jest utrudnione. Szczególnym problemem staje się w takim przypadku rozróżnienie dwu identycznych lub podobnych do siebie obiektów. Podobne utrudnienie występuje jeżeli poruszający się obiekt znajdzie się za zasłaniającą go przeszkodą. Drugi problem, zmiany oświetlenia poruszającego się obiektu w czasie jego ruchu [Hag98], wynika stąd, że poruszający się obiekt, zmieniający swoje położenie zarówno względem oświetlenia jak i współrzędnych obserwatora zmienia swój wygląd na dwuwymiarowym obrazie. Na obiekcie oświetlonym z dwu różnych stron, inaczej układają się cienie, w innych miejscach jego powierzchni występują odbicia światła.

Do śledzenia ruchu wykorzystywane są różnorodne metody. Jedną ze stosowanych technik jest obliczenie tzw. pól przepływu optycznego w obrazie (*ang. optical flow fields*). Dla wszystkich punktów obrazu, na podstawie dwu lub kilku kolejnych klatek, obliczane są wektory odpowiadające prędkościom fragmentów obrazu (przedstawiających obiekty lub tło) względem powierzchni tego obrazu. Pola przepływu optycznego niosą informacje zarówno o ruchu obserwowanego środowiska jak też

ruchu obserwatora. W innych metodach analizowane jest przemieszczenie jedynie wybranych części obrazu. Takimi częściami obrazu mogą być np. charakterystyczne fragmenty poruszającego się obiektu jak krawędzie, wierzchołki czy umieszczone celowo znaczniki. Elementy takie można odnaleźć w obrazie stosując metody wyznaczania krawędzi lub metody dopasowania wzorca. W odróżnieniu od pól ruchu obrazu, nie jest tu analizowany cały obraz ale tylko jego wybrane fragmenty. Wykazano, że na podstawie informacji o położeniu kilku wybranych punktów znajdujących się na powierzchni śledzonego obiektu, przy założeniu, że obiekt jest sztywny, możliwe jest wyznaczenie toru przemieszczania się obiektu w przestrzeni trójwymiarowej, a także zmian w jego orientacji względem obserwatora. W [Ast99] przedstawiono również metodę określania położenia obserwatora na podstawie kształtu konturów nieruchomych obiektów znajdujących się w otaczającym środowisku. Dokonano również prób z wykorzystaniem sieci neuronowych do wyznaczania przesunięć w powierzchni analizowanego obrazu [Cim93] oraz do poszukiwania przemieszczających się obiektów przedstawionych w serii obrazów cyfrowych [Ros92].

Dla odtwarzania i predykcji toru przemieszczania się śledzonego obiektu przyjmuje się często model obiektu o pewnej bezwładności. Przyjęcie takiego modelu pozwala określić prawdopodobne położenie wybranego punktu śledzonego obiektu w następnym obrazie z serii na podstawie znanych położenia tego punktu z dwu poprzednich obrazów. Do modelowania ruchu obiektu wykorzystywane są również adaptacyjne filtry Kalmana [Emr89, Bra97]. Filtry te (opis można znaleźć np. w [May70]) pozwalają na obliczenie prawdopodobnego toru ruchu obiektu na podstawie toru już zaobserwowanego. Stosuje się również zespoły filtrów Kalmana, z których każdy modeluje inny rodzaj ruchu, np.: ruch jednostajny, jednostajny prostoliniowy i prostoliniowy przyspieszony. Przewidywany tor przemieszczania się obiektu jest w tym przypadku wypadkową torów wyznaczonych w poszczególnych filtrach. Przyjęcie modelu bezwładnościowego lub wykorzystanie filtrów Kalmana umożliwia wyznaczenie domniemanego położenia obiektu w przypadku jego przesłonięcia.

W [Hag98] przedstawiono dyskusję problemu zmienności oświetlenia poruszającego się obiektu. Zaproponowano metodę wyznaczania cech obiektu (twarzy) niezależnych od sposobu jego oświetlenia. Polega ona na utworzeniu bazy czterech ortogonalnych obrazów wygenerowanych na podstawie obrazów twarzy w różnych warunkach oświetlenia. W celu wyznaczenia cech obrazu niezależnych od kierunku oświetlenia obraz twarzy porównywany jest w czasie analizy z obrazami bazy.



Rys. 5.13. Śledzenie poruszającego się obiektu z zastosowaniem deformowalnej siatki [parametry ST7].

Kolejno od góry przedstawiono klatki 1, 8, 16 i 24.

W [Den96, Pet99] do śledzenia przemieszczającego się obiektu zastosowano model aktywnego konturu. Zmodyfikowano równanie energii konturu (3.2) dodając składową wynikającą z filtracji współrzędnych poszczególnych punktów węzłowych za pomocą filtrów Kalmana. Minimum energetyczne dodatkowej składowej jest

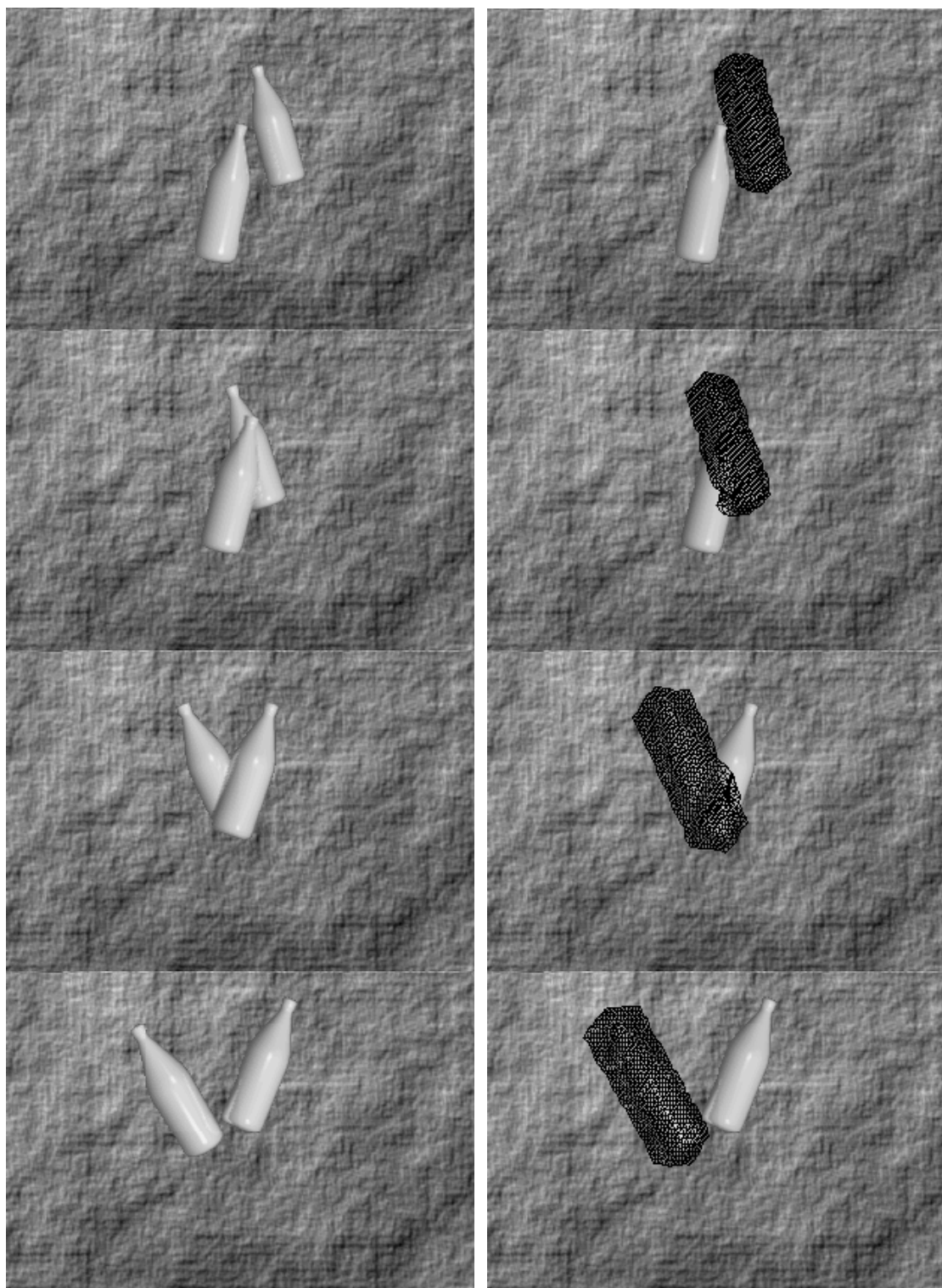
uzyskiwane jeżeli poszczególne punkty węzłowe osiągną współrzędne zgodne z wyznaczonymi za pomocą filtrów.

W niniejszej 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, zdefiniowano przestrzenny kształt obiektu (przypominający butelkę), umieszczono go w wirtualnej, trójwymiarowej przestrzeni programu, w której zdefiniowano przejrzystość powietrza, parametry oświetlenia oraz umiejscowienie obserwatora. Obiektowi nadano niejednostajny ruch posuwisty z jednoczesną zmianą kąta nachylenia oraz odległości od obserwatora. Przesunięcie obiektu w kolejnych obrazach wynosi około 30–50% jego powierzchni.

Analiza polega na dopasowaniu siatki do kolejnych obrazów z serii w ten sposób, że położenie siatki uzyskane dla jednego obrazu staje się położeniem początkowym (inicjalizującym siatkę) dla następnego obrazu z serii. Analiza pojedynczej klatki filmu polega na wykonaniu 50 iteracji dopasowania modelu siatki quasi-deformowalnej oraz 20 iteracji modelu siatki o pełnej elastyczności [parametry ST7]. Wzorcem jest widok obiektu o wielkości, orientacji i oświetleniu identycznym jak dla pierwszego obrazu z analizowanej serii, umieszczonego na białym tle (WF1).

Analizę wykonano dla dwóch serii obrazów. W pierwszym przypadku obiekt porusza się na jednolitym, szarym tle. W drugim przypadku zadanie zostało utrudnione, tłem stała się tekstura przypominająca pokruszoną płytę betonową, o zakresie jasności zbliżonym do zakresu jasności obiektu. Siatka dopasowywała się do kolejnych faz ruchu, zarówno w jednym jak i w drugim przypadku (rys. 5.13).

Wartości parametrów progów T_k wpływu obrazu (4.34) są stosunkowo niewielkie. Należy zwrócić uwagę, że jeżeli poszczególne cechy obrazu we współrzędnych położenia punktu węzłowego odbiegają od zapamiętanych wartości cech wzorca w większym stopniu niż o wartość progów, wówczas obraz nie wpływa na położenie takiego punktu węzłowego. Dzięki takiemu doborowi wartości progów i zdefiniowaniu obrazu wzorcowego jako obiektu na białym tle (WF1) uzyskano korzystny wynik. Na brzegach siatki, w punktach węzłowych tła wzorca, nie występują niepożądane deformacje spowodowane wpływem tekstury tła analizowanego obrazu.



Rys. 5.14. Śledzenie obiektu przesłanianego przez inny obiekt [parametry ST7].

Kolejno od góry przedstawiono klatki 12, 14, 16 i 19.

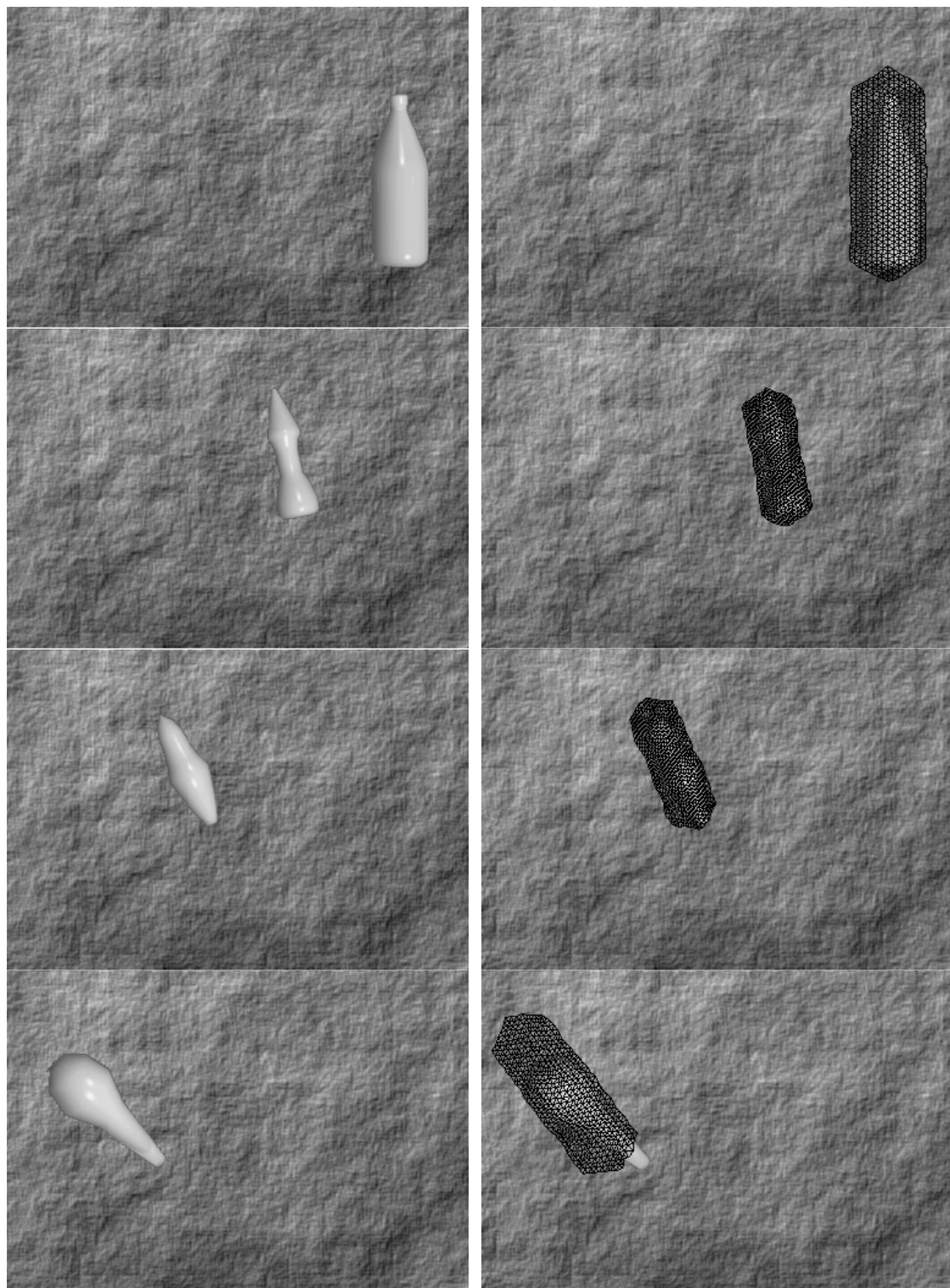
Trzecia seria obrazów przedstawia dwa identyczne obiekty, z których pierwszy (śledzony) porusza się po tym samym torze jak w przypadku dwóch pierwszych serii, natomiast drugi obiekt porusza się po innym torze, w ten sposób, że przez kilka kolejnych klatek przesłania częściowo pierwszy obiekt. Tło obrazu stanowi tekstura.

Aby deformowalny wzorec był w stanie prawidłowo analizować ruch przesłanianego obiektu konieczne jest zastosowanie jednej z dwu modyfikacji w stosunku do zasad przyjętych przy analizie pierwszej i drugiej serii. Deformowalny wzorec prawidłowo śledzi poruszający się obiekt jeśli przesunięcie tego obiektu w kolejnych obrazach wynosi około 20–30% jego powierzchni. Wymaga to zmniejszenia odstępów czasowych między poszczególnymi klatkami o połowę w stosunku do wcześniej analizowanych serii obrazów.

Innym rozwiązaniem problemu śledzenia obiektu w trzeciej serii obrazów jest przyjęcie bezwładnościowego modelu poruszającego się obiektu. Siatka deformowalnego wzorca jest inicjowana w położeniu wynikającym z położenia dopasowanej siatki uzyskanych dla analiz dwu poprzedzających obrazów z serii. Przyjęto, że położenie środka ciężkości inicjowanej siatki dla k -tej klatki oblicza się jako sumę położenia wynikowego środka ciężkości siatki w klatce $k-1$ i wektora przesunięcia położenia wynikowego środka ciężkości siatki pomiędzy klatkami $k-1$ i $k-2$. Wybrane obrazy z trzeciej serii wraz z dopasowaną siatką przedstawiono na rys. 5.14.

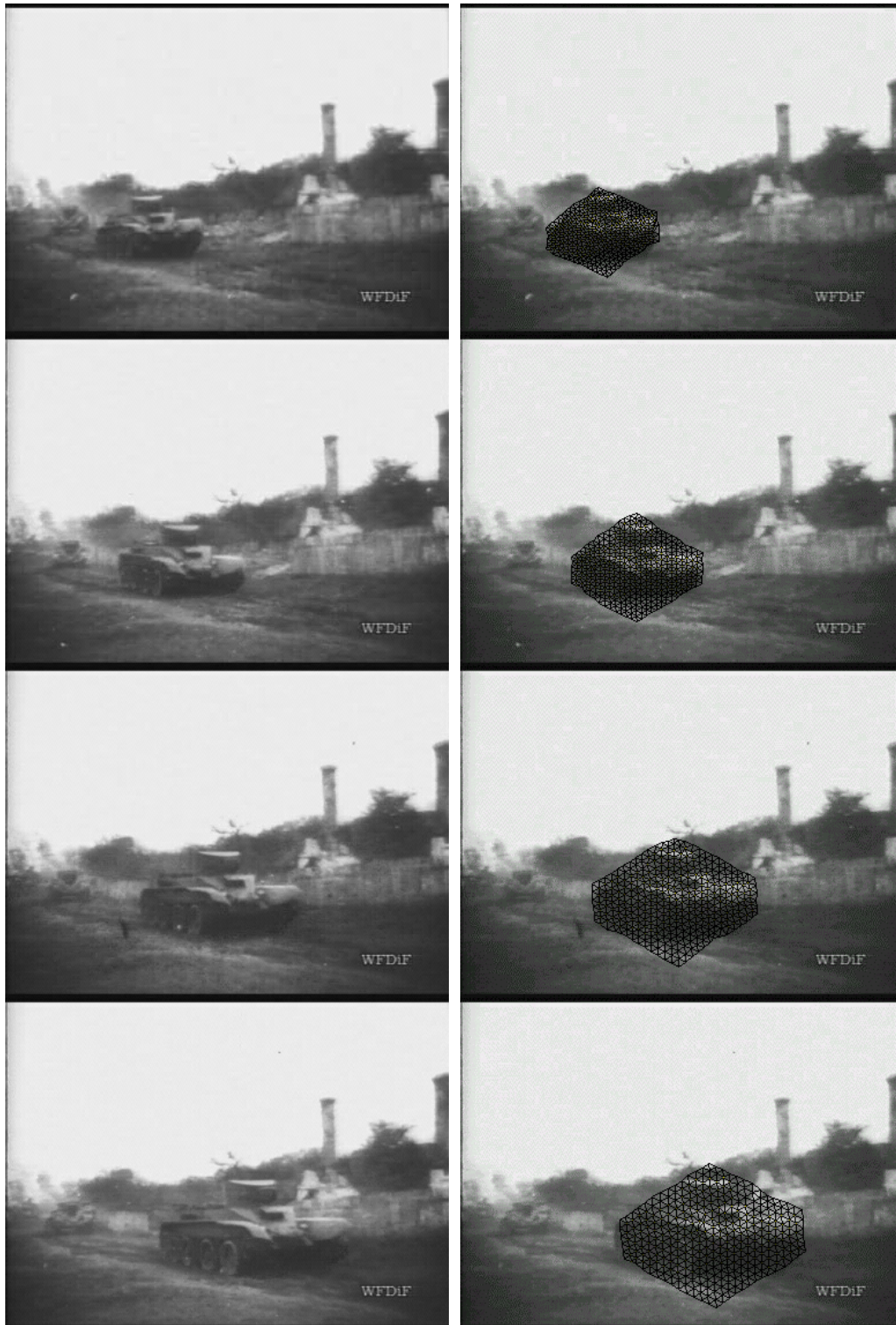
Czwarta seria obrazów przedstawia obiekt ulegający deformacjom, poruszający się podobnie jak w przypadku pierwszej i drugiej serii. W przypadku śledzenia obiektu w czwartej serii, podobnie jak przy analizie serii trzeciej, należało zastosować model bezwładnościowy poruszającego się obiektu lub zwiększyć liczbę obrazów w serii tak by przesunięcie obiektu w kolejnych klatkach wynosiło około 20–30% jego powierzchni. Wybrane obrazy z czwartej serii wraz z dopasowaną siatką przedstawiono na rys. 5.15.

Rysunki 5.16 i 5.17 przedstawiają wyniki zastosowania metody deformowalnego wzorca do śledzenia obiektów przedstawionych za pomocą serii rzeczywistych obrazów cyfrowych. Filmy przedstawiają przemieszczający się czołg oraz grupę poruszających się ludzi. Jako wzorce dla deformowalnej siatki użyto wybrane kadry filmów, w których wyodrębniono obiekty zainteresowania. Tło wybranych kadrów służących jako wzorce zamieniono na czarne lub białe (WF2 i WF3).



Rys. 5.15. Śledzenie obiektu o zmieniającym się kształcie [parametry ST7].

Kolejno od góry przedstawiono klatki 1, 8, 16 i 24.



Rys. 5.16. Śledzenie obiektu w obrazach rzeczywistych [parametry ST9].
Kolejno od góry przedstawiono klatki 1, 6, 11 i 14.



Rys. 5.17. Śledzenie obiektu w obrazach rzeczywistych [parametry ST10].
Kolejno od góry przedstawiono klatki 1, 10, 25 i 36.

Uzyskane wyniki wskazują, że metoda deformowalnego wzorca może być wykorzystywana w analizie sekwencji obrazów przedstawiających poruszający się obiekt, do śledzenia tego obiektu. Metoda ta jest odporna na częściowe przesłonięcie śledzonego obiektu przez inny, podobny obiekt. Wynikiem analizy są tu między innymi współrzędne obiektu w płaszczyźnie obrazu, jego skala oraz orientacja. 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. Właśnie takimi obiektami są poruszający się ludzie i zwierzęta.

5.5. Analiza obrazów zakłóconych

Jedną z istotnych cech każdej metody analizy obrazów jest jej odporność na występujące w obrazie zakłócenia. Większość klasycznych 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.

Zakłócenia szumowe w obrazach cyfrowych wynikają ze zjawisk fizycznych zachodzących w urządzeniach wykorzystywanych do akwizycji, przesyłania i kwantyzacji sygnału wizyjnego. W takich urządzeniach jak przetworniki lampowe obrazu czy CCD występują zakłócenia o charakterze fluktuacyjnym wynikające z szumu termicznego dodawanego do sygnału obrazu w samym przetworniku jak i układach wzmacniania sygnału. W urządzeniach takich jak radar, ultrasonograf, tomograf komputerowy MRI i CT obraz tworzony jest na podstawie zmierzonych wartości fali elektromagnetycznej, ultradźwięków, pola magnetycznego i promieniowania o dużej energii. Wszystkie te wielkości podlegają zakłóceniom wynikającym z dodawania się różnych fal i pól o nieokreślonych wartościach i sposobie zmienności. Dodatkowo, zakłócenia powodowane są przez takie zjawiska jak wielokrotne odbicia fal oraz ograniczoną przenikalność fal i pól wykorzystywanych w procesie tworzenia obrazów.

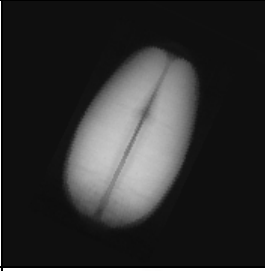
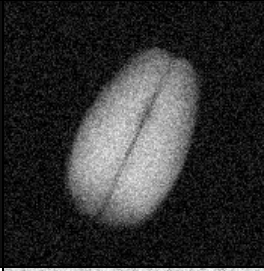
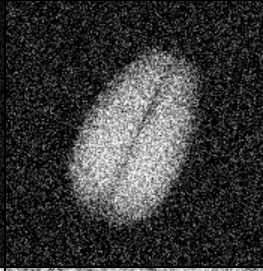

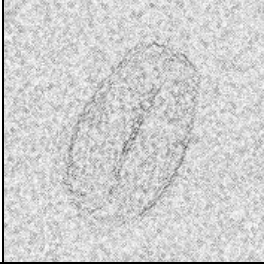
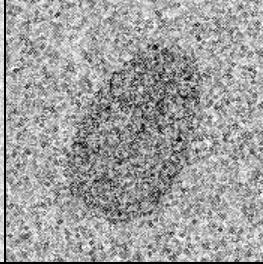
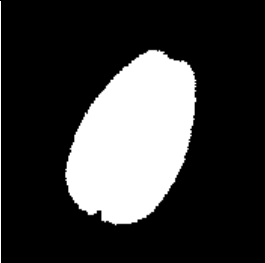
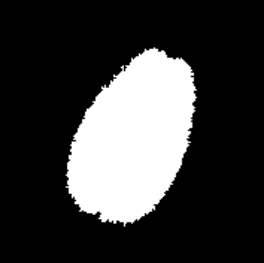
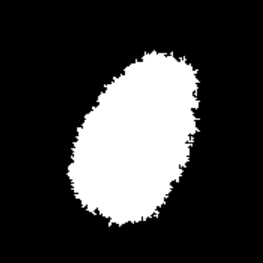



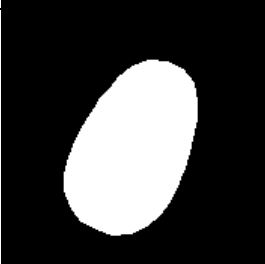


Analizę wpływu zakłóceń występujących w obrazie na proces dopasowania modeli deformowalnych wykonano przy założeniu, że ich właściwości modeluje addytywny szum gaussowski. Obrazem wyjściowym był obraz rentgenowski ziarna pszenicy wykorzystywany jako wzorcowy dla deformowalnej siatki, z tym, że został on dodatkowo poddany obrotowi o 25° zgodnie z ruchem wskazówek zegara. 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 równe 0, 1, 5, 10, 20, 30, 40 i 50 poziomów w skali 256 stopniowej). Następnie uzyskane obrazy poddano analizie z zastosowaniem takich metod jak wyznaczanie gradientowe konturu, segmentacja przez progowanie, przekształcenia morfologiczne zamknięcia i otwarcia poprzedzone progowaniem, modele aktywnego konturu i deformowalnej siatki. W przypadku segmentacji i wyznaczania obrysu obiektu zadowalające wyniki uzyskano stosując aktywny kontur, progowanie oraz progowanie wraz z przekształceniami morfologicznymi. Gradientowa metoda wyznaczania konturu zawiodła. Porównanie przykładowych wyników segmentacji obiektów zakłóconych w różnym stopniu przedstawia rys. 5.18.

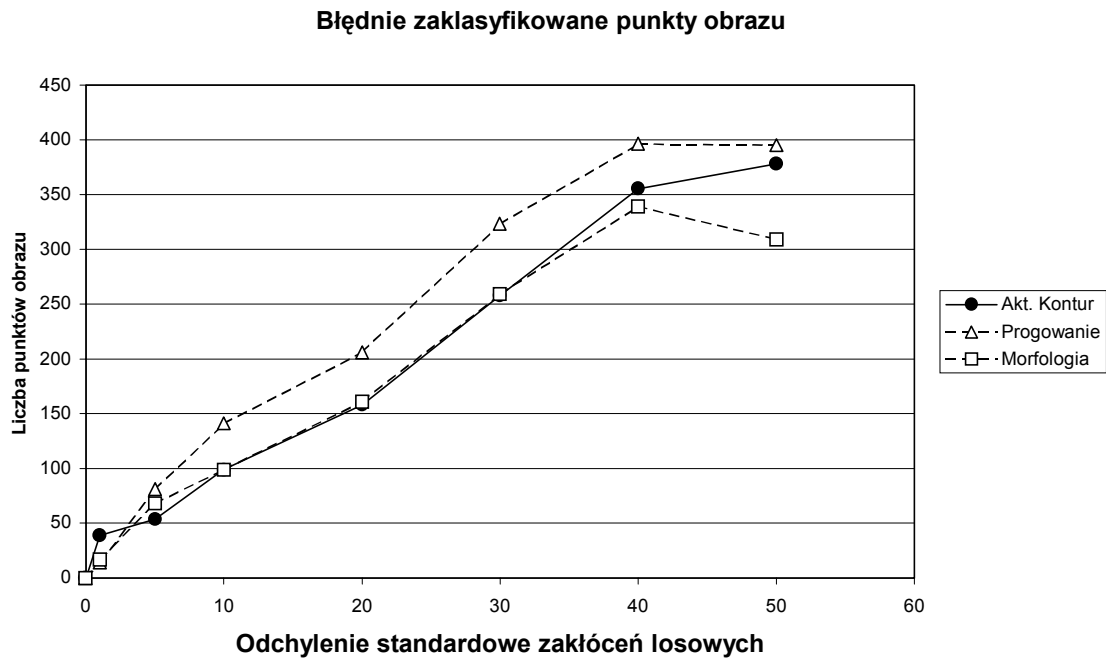
Na wykresach z rys. 5.19 przedstawiono porównanie wyników segmentacji obrazów uzyskanych przez progowanie, progowanie i przekształcenia morfologiczne (oznaczone jako „Morfologia”) oraz metodą aktywnego konturu. Jako element strukturujący przekształceń morfologicznych wykorzystano kwadrat 3x3 piksele. Zmienną niezależną wykresu jest stopień zakłócenia obrazu. Na pierwszym wykresie (rys. 5.19.a), zaznaczone wartości odpowiadają liczbie punktów obrazu zakłóconego zakwalifikowanych w odmienny sposób niż w przypadku obrazu niezakłóconego. Na drugim wykresie zaznaczono liczbę punktów brzegowych wyznaczonego obszaru w zależności od stopnia zakłócenia obrazu. Liczba ta jest w przybliżeniu proporcjonalna do długości obwodu tego obszaru. Punktem brzegowym jest tu taki punkt należący do obszaru obiektu, którego przynajmniej jeden z czterech sąsiadów należy do tła obrazu.

Na podstawie wykresów z rys. 5.19 można stwierdzić, że metoda aktywnego konturu jest w dużym stopniu odporna na addytywne zakłócenia gaussowskie występujące w badanym obrazie. W przypadku różnic powierzchni można zauważyć, że progowanie pozwoliło na uzyskanie nieco lepszych efektów tylko dla zakłóceń o bardzo niewielkim odchyleniu standardowym. W przypadku zakłóceń o odchyleniu równym i większym od 5, różnica wyniku analizy metodą aktywnego konturu jest mniejsza od uzyskanej przez progowanie. Dodatkową zaletą aktywnego konturu jest to, że długość linii brzegowej wyznaczonej powierzchni praktycznie nie zależy od dodanych zakłóceń w badanym zakresie ich odchylenia standardowego. W przypadku progowania linia brzegowa jest wyraźnie postrzępiona w obrazach, do których dodane zostały zakłócenia (zwiększa się liczba pikseli brzegowych wyznaczonego obszaru). Jeśli porównać wyniki uzyskane metodą aktywnego konturu i za pomocą przekształceń

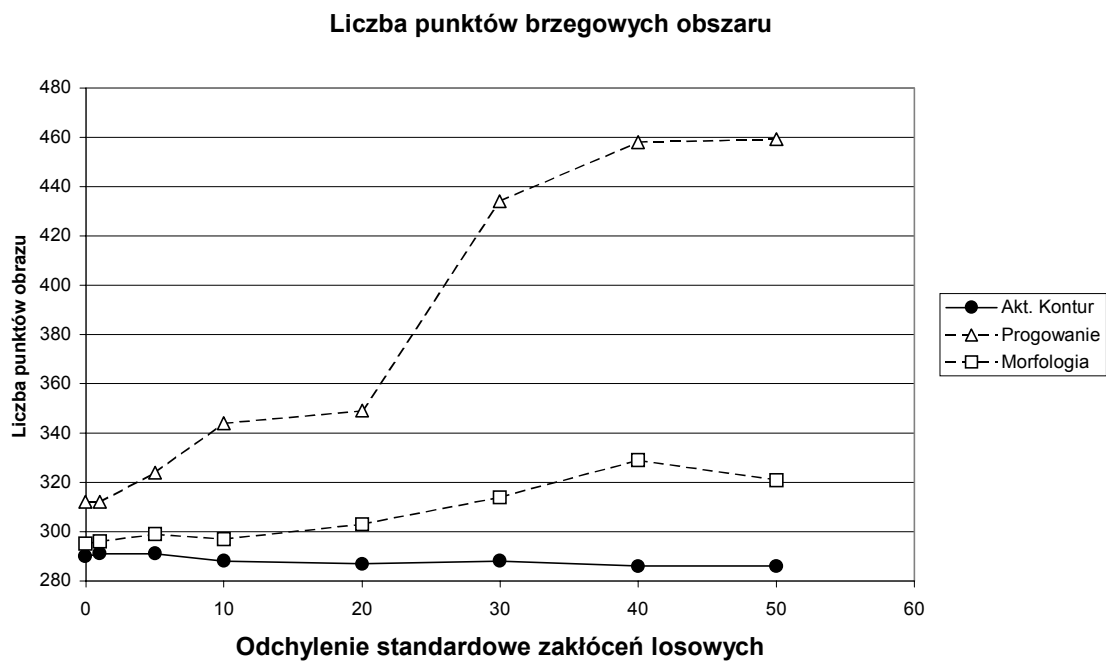
morfologicznych poprzedzonych progowaniem, można stwierdzić, że ich jakość jest porównywalna. Zaletą aktywnego konturu jest to, że wyznaczana długość konturu obiektu zmienia się w mniejszym stopniu niż w przypadku przekształceń morfologicznych. Na rzecz metod morfologicznych przemawia natomiast mniejsza liczba nieprawidłowo zaklasyfikowanych punktów obrazu, szczególnie w zakresie większych wartości odchylenia standardowego dodanych zakłóceń losowych.

	Odchylenie standardowe dodanych zakłóceń losowych		
	0	20	50
Obraz poddawany analizie			
Wartość bezwzględna gradientu (według równania (3.22), (3.23) i (3.24))			
Segmentacja przez progowanie			
Progowanie i przekształcenia morfologiczne (elementem strukturującym jest kwadrat 3x3)			
Segmentacja z zastosowaniem aktywnego konturu [parametry SC11]			

Rys. 5.18. Porównanie wyników analizy obrazów o różnym stopniu zakłócenia.

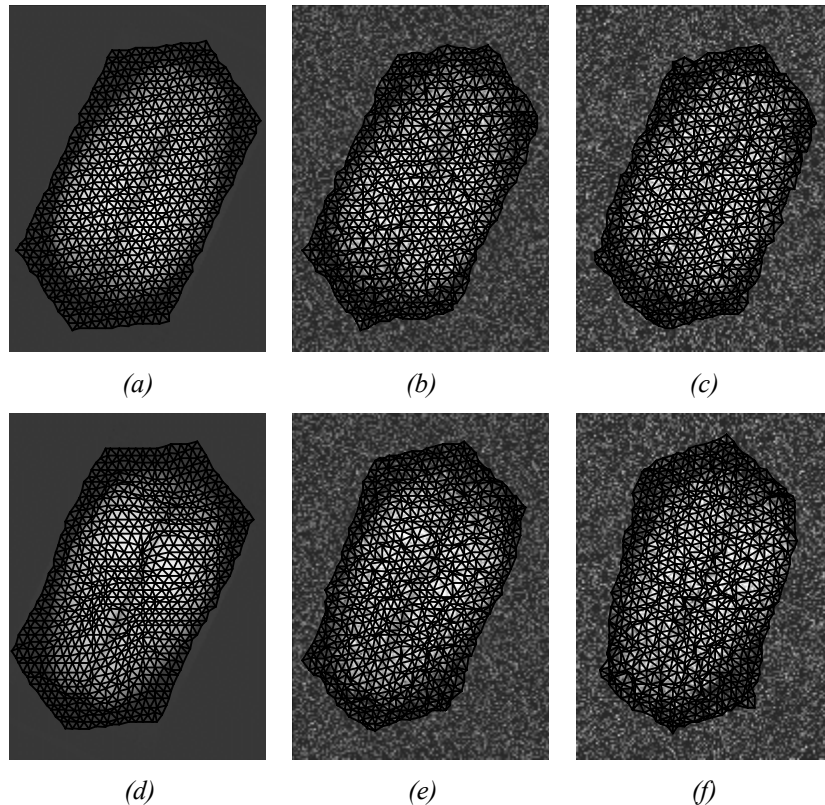


(a)



(b)

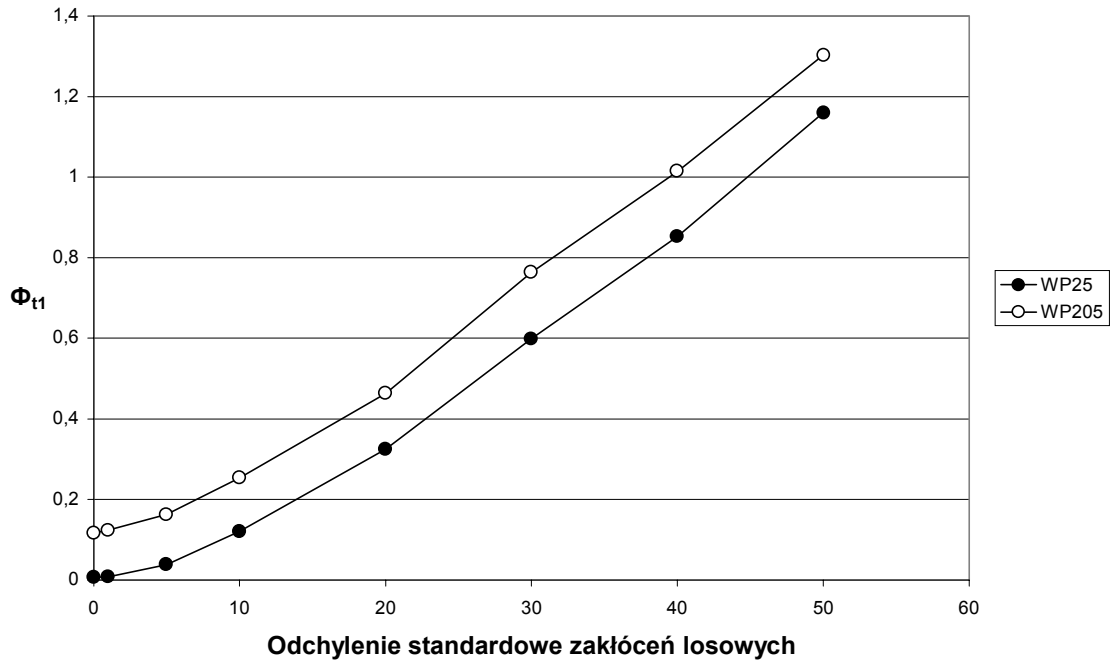
Rys. 5.19. Porównanie wyników analizy segmentacji zakłóconych obrazów z zastosowaniem metody aktywnego konturu [parametry SC11], progowania oraz progowania i przekształceń morfologicznych.



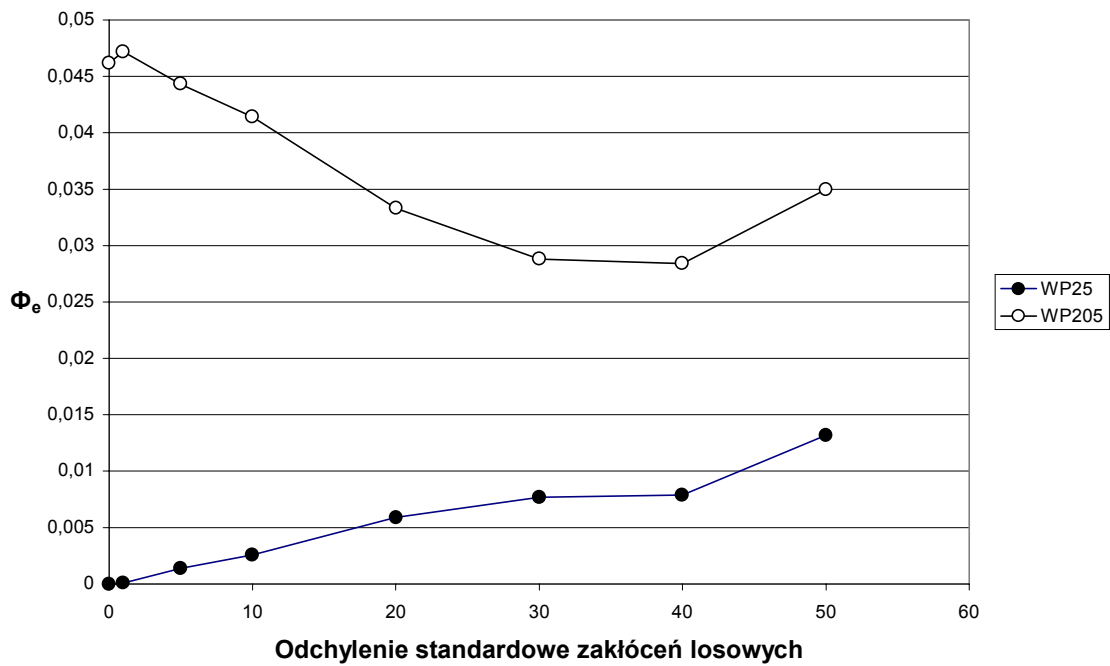
Rys. 5.20. Siatka [parametry ST8] dopasowana do obiektów w obrazach o różnym odchyleniu standardowym dodanych zakłóceń: 0 (a, d), 40 (b, e) i 50 (c, f).

Zbadano również odporność metod rozpoznawania obiektów wykorzystujących współczynniki niedopasowania deformowalnej siatki na dodane zakłócenia losowe. Badaniom poddano serię zakłóconych obrazów (rys. 5.20) wykorzystywanych w badaniu aktywnego konturu oraz serię tych samych obrazów odwróconych dodatkowo o kąt 180° (205° w stosunku do obrazu wzorcowego). Subiektywne odczucie dobrego dopasowania się siatki, zarówno prostokątnej jak i trójkątnej, wystąpiło dla wszystkich obrazów z pierwszej serii. W przypadku obrazów z drugiej serii, dodatkowo obróconych o 180° , siatka nie dopasowała się tylko w przypadku obrazu, do którego dodano zakłócenia o odchyleniu standardowym równym 50.

Z przeprowadzonych badań wynika, że metoda rozpoznawania obiektów i ich klasyfikacji może być obciążona dużym błędem w przypadku silnie zakłóconych obrazów. Na rys. 5.21 przedstawiono wykresy zmiany wartości współczynników Φ_{il} i Φ_e dla badanych serii obrazów. Współczynniki te w przypadku obiektów, które powinny być klasyfikowane jako podobne do wzorca, zwiększają wartość wraz ze wzrostem stopnia zakłócenia obrazu, co może w efekcie prowadzić do ich błędnej klasyfikacji.

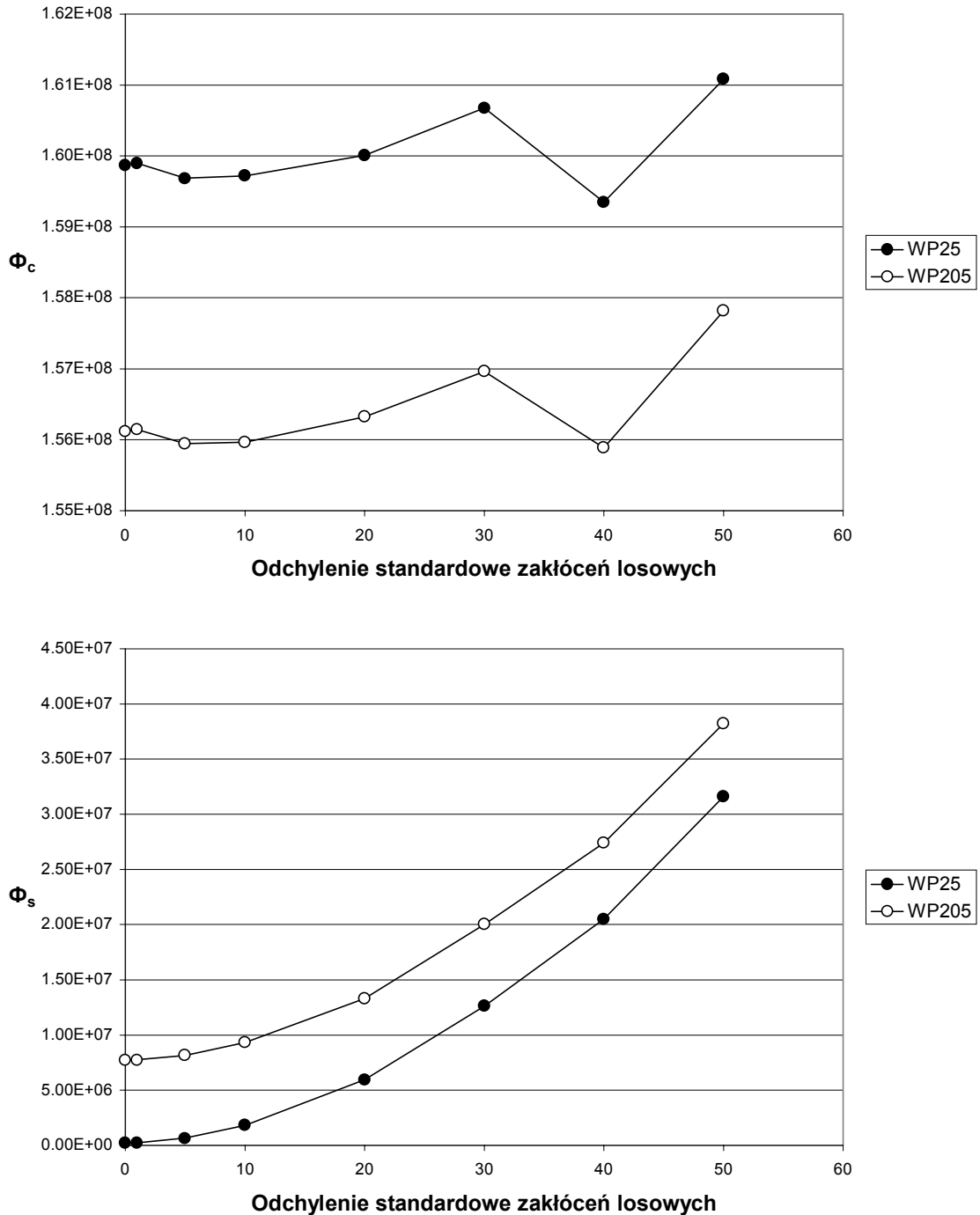


(a)



(b)

Rys. 5.21. Porównanie współczynników deformacji siatki [parametry ST8] obliczonych dla zakłóconych obrazów.




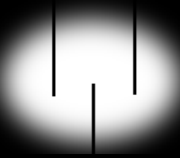










Rys. 5.22. Porównanie współczynników Φ_c i Φ_s obliczonych dla zakłóconych obrazów.

W przypadku ustalania czy siatka prawidłowo dopasowała się do ziarna w rzucie na wprost, czy jej zwrot jest właściwy, czy też siatka jest dopasowana odwrotnie, uzyskano prawidłowe rozpoznanie nawet przy silnym zakłóceniu obrazów. Wartości obu współczynników, zarówno Φ_{tl} jak i Φ_e , pozwalają na rozróżnienie prawidłowego i nieprawidłowego dopasowania się siatki w całym badanym przedziale zmienności odchylenia standardowego szumu dodawanego do obrazu.

Dla porównania przeprowadzono podobne badanie z wykorzystaniem metody dopasowania maski wzorca (wyznaczanie współczynników Φ_c i Φ_s). Maskę stanowił niezakłócony obraz wzorca obrócony o kąt 25° , czyli o taki sam kąt jak badany obraz ziarna. Wyniki uzyskane za pomocą dopasowania maski (rys. 5.22) są porównywalne z uzyskanymi za pomocą deformowalnej siatki.

5.6. Analiza obrazów przedstawiających obiekty uszkodzone

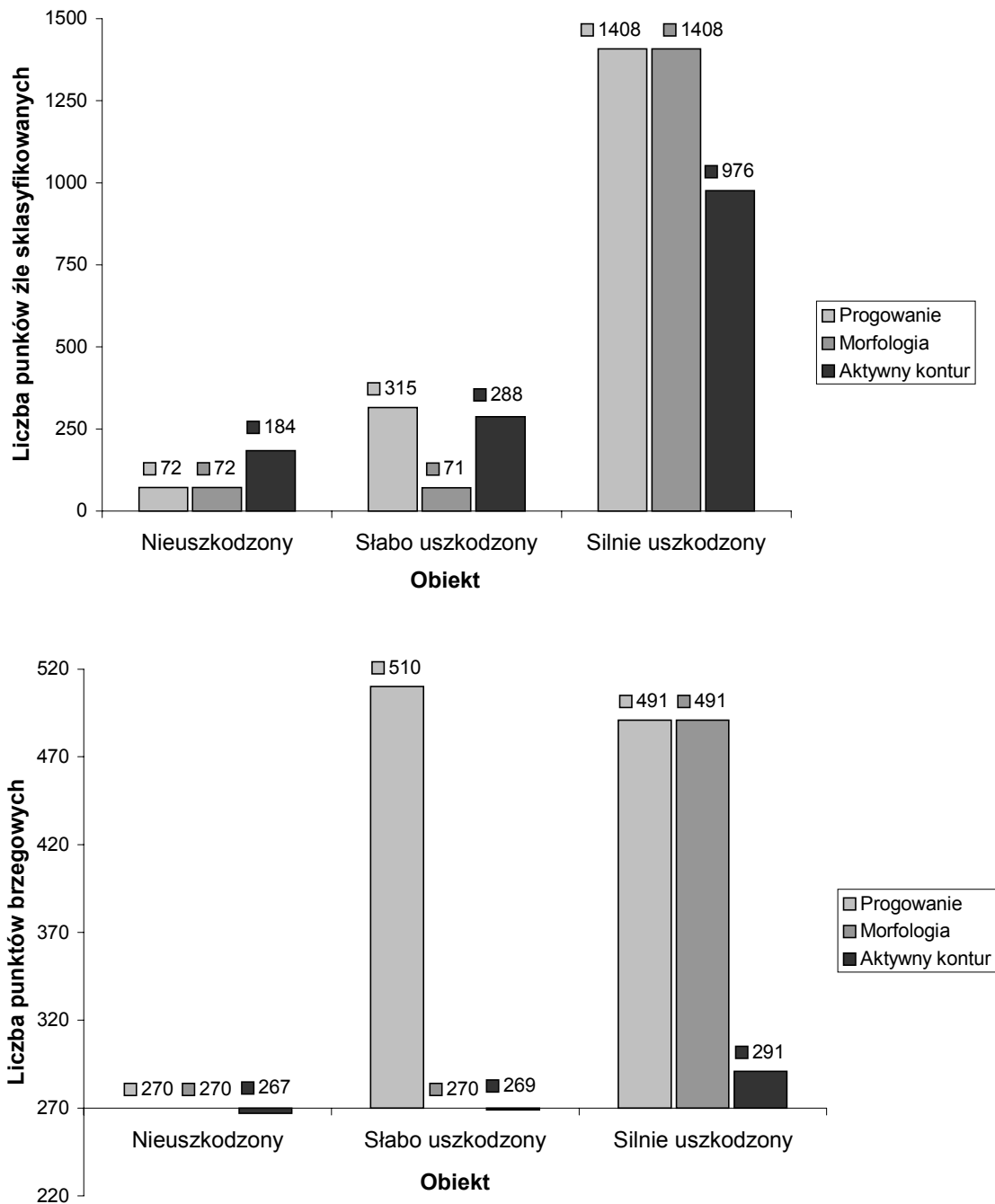
W poprzednim podrozdziale przedstawiono wyniki wyznaczania obrysu ziaren pszenicy przedstawionych na obrazach rentgenowskich. Na podstawie subiektywnej oceny uznano, że w przypadku niezakłóconych obrazów, dla wszystkich zastosowanych metod, uzyskane wyniki są poprawne. W niniejszym podrozdziale zamieszczono wynik eksperymentu z wygenerowanym sztucznie obrazem. Pozwala on w ogólnym zarysie określić dla jakich obiektów może być zastosowana metoda aktywnego konturu a dla jakich dokładniejszy wynik można uzyskać metodami tradycyjnymi. Eksperyment ten uzasadnia zastosowanie metody aktywnego konturu w analizie obrazów ziaren.

Obiekt	Nieuszkodzony	Słabo uszkodzony	Silnie uszkodzony
Obraz analizowany			
Progowanie			
Morfologia			
Aktywny kontur			

Rys. 5.23. Wynik segmentacji obrazów testowych.

Analizie poddano trzy sztucznie wygenerowane obrazy przedstawiające elipsę o znanym kształcie. Pierwszym z analizowanych obrazów jest wizerunek elipsy o brzegach rozmytych za pomocą filtru gaussowskiego. Drugi i trzeci obraz powstały w

wyniku „zamalowania” kolorem tła fragmentów pierwszego obrazu. Uzyskano w ten sposób obrazy będące uproszczonymi modelami nieuszkodzonego ziarna i ziaren uszkodzonych w różnym stopniu (rys. 5.23).



Rys. 5.24. Wynik segmentacji obrazów testowych.

Wykorzystując wygenerowane obrazy porównano wyniki działania trzech metod analizy obrazów. Pierwsza z nich to wyznaczanie obszaru i konturu obiektu za pomocą progowania. W drugiej metodzie po progowaniu zastosowano dodatkowo

przekształcenia morfologiczne otwarcia i zamknięcia. Do wykonania tych przekształceń, jako element strukturujący, wykorzystano kwadrat o boku 3x3 piksele. Trzecią metodę analizy stanowi aktywny kontur. We wszystkich trzech metodach dobrano wartość progu tak, aby zminimalizować liczbę nieprawidłowo zaklasyfikowanych punktów obrazu. W przypadku aktywnego konturu, za wyjątkiem parametru progu T_1 , wartości parametrów [parametry SC12] pozostały niezmienione w stosunku do modelu wykorzystanego w poprzednim podrozdziale [parametry SC11].

Wyniki eksperymentu przedstawiono w formie obrazów będących wynikiem segmentacji (rys. 5.23) oraz wykresów wartości określających liczbę nieprawidłowo zaklasyfikowanych punktów obrazu i liczbę punktów brzegowych obszarów po segmentacji (rys. 5.24). W przypadku oryginalnego obrazu nieznieskształconej elipsy liczba punktów brzegowych wynosi 270.

Na podstawie uzyskanych wyników porównawczych (rys. 5.24) można wnioskować, że aktywny kontur nie jest skuteczny w przypadku analizy obiektów o niewielkich uszkodzeniach. Znacznie lepsze wyniki można uzyskać za pomocą najprostszej z zastosowanych metod – progowania. W przypadku słabo uszkodzonego obiektu najlepszą okazała się metoda wykorzystująca procedurę progowania i przekształcenia morfologiczne. Aktywny kontur okazał się najlepszy w przypadku obiektu silnie uszkodzonego.

W powyższym eksperymencie nie uwzględniono wszystkich możliwych rodzajów uszkodzeń obiektów. Można też łatwo dowiedzieć, że dla przypadku tego konkretnego, sztucznie wygenerowanego obrazu elipsy, można znaleźć inne metody dające wyniki bliższe oczekiwanym (np. metody przekształceń morfologicznych wykorzystującej element strukturujący o większych, eliptycznych rozmiarach lub aktywny kontur o zwiększonej sztywności). Pomimo tego, uzyskane wyniki pozwalają na przybliżone określenie zakresu zastosowania aktywnego konturu.

Na podstawie uzyskanych wyników można stwierdzić, że metoda aktywnego konturu pozwala na uzyskanie wyników porównywalnych z wynikami uzyskiwanymi metodami tradycyjnymi. Może on mieć przewagę nad metodami tradycyjnymi dla obrazów zakłóconych, na których krawędź analizowanego obiektu ma zakłóconą ciągłość.

5.7. 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 (arytmetycznych, warunkowych, zapisu do pamięci i odczytu z pamięci). Dla komputera o znanej konfiguracji można określić ile czasu (cykli zegara procesora) potrzeba do wykonania operacji określonego rodzaju. Porównując dwa różne algorytmy komputerowe można oszacować szybkość ich wykonania przez porównanie liczby zawartych w nich operacji w kontekście liczby cykli zegara procesora koniecznych do ich wykonania [Sch97, Int97a-c].

W tabeli 5.1 zamieszczono informacje o liczbie operacji potrzebnych do wykonania analizy obrazów za pomocą wybranych metod: modeli deformowalnych, wyznaczania konturu za pomocą progowania, wyznaczania funkcji korelacji i funkcji sumy kwadratów różnic jasności punktów oraz wyznaczania punktów obrazu należących do konturu obiektu. Dla modeli deformowalnych, w przypadku operacji sumowania podano dwie wartości: pierwsza z nich odpowiada liczbie operacji na liczbach stało lub zmiennoprzecinkowych, druga operacjom na liczbach całkowitych. W przypadku mnożenia, liczba operacji podana dla modeli deformowalnych dotyczy liczb stało lub zmiennoprzecinkowych, natomiast w przypadku pozostałych metod dotyczy operacji na liczbach całkowitych. Dla deformowalnego wzorca podano liczbę operacji dla punktów węzłowych położonych w głębi siatki. Dla punktów węzłowych położonych na brzegu lub w pobliżu brzegu siatki liczba operacji jest zawsze mniejsza od podanej w tabeli.

W przypadku modeli deformowalnych, liczba niektórych operacji może być mniejsza od liczby podanej w tabeli 5.1. Przykładowo, wyzerowanie parametrów ρ_1 , ρ_2 lub ξ_2 pozwala na pominięcie w czasie procesu dopasowania części czasochłonnych obliczeń. W praktyce, dla obrazów ziaren, wynik analizy był najlepszy właśnie w przypadku, w którym wartości wspomnianych parametrów były małe lub równe zero.

Tabela 5.1. Liczba operacji dla wybranych algorytmów analizy obrazu.

Operacja	suma	iloczyn	iloraz	pierw. kwadr.	sin/cos	arctg	warunek
Siatka prostokątna quasi-deformowalna							
Dla węzła w pojed. iteracji	68, 6	48	2	3	–	–	10
Dodatkowo dla pojed. iteracji	4, 4	5	2	–	–	–	1
Siatka prostokątna o pełnej elastyczności							
Dla węzła w pojed. iteracji	125, 21	76	7	3	–	–	12
Dodatkowo dla pojed. iteracji	1, 4	–	5	–	2	1	1
Siatka trójkątna quasi-deformowalna							
Dla węzła w pojed. iteracji	92, 10	64	2	3	–	–	10
Dodatkowo dla pojed. iteracji	4, 4	5	2	–	–	–	1
Siatka trójkątna o pełnej elastyczności							
Dla węzła w pojed. iteracji	169, 33	92	7	3	–	–	13
Dodatkowo dla pojed. iteracji	1, 4	–	5	–	2	1	1
Aktywny kontur z punktem środkowym							
Dla węzła w pojed. iteracji	27, 5	20	2	4	–	–	1
Dodatkowo dla pojed. iteracji	0, 4	–	–	–	–	–	1
Aktywny kontur standardowy							
Dla węzła w pojed. iteracji	40, 5	35	5	5	–	–	1
Dodatkowo dla pojed. iteracji	0, 4	–	–	–	–	–	1
Aktywny kontur ciśnieniowy							
Dla węzła w pojed. iteracji	43, 5	27	6	5	–	–	1
Dodatkowo dla pojed. iteracji	0, 4	–	–	–	–	–	1
Obliczenie wartości funkcji korelacji							
Dla jednego punktu maski	3	1	–	–	–	–	1
Dodatkowo dla wiersza maski	2	–	–	–	–	–	1
Dodatkowo dla całej maski	2	–	–	–	–	–	1
Obliczenie wartości funkcji sumy kwadratów różnic jasności punktów							
Dla jednego punktu maski	4	1	–	–	–	–	1
Dodatkowo dla wiersza maski	2	–	–	–	–	–	1
Dodatkowo dla całej maski	2	–	–	–	–	–	1
Wyznaczanie konturu przez progowanie i zamykanie morfologiczne							
Dla punktu obrazu z tła	–	–	–	–	–	–	7
Dla punktu obrazu z obiektu	–	–	–	–	–	–	11

W przypadku analizy ziaren pszenicy w rzucie na wprost wykorzystano obraz wzorca o wymiarach 85x136 pikseli. Zarówno w przypadku metody deformowalnego wzorca, jak i metody wykorzystującej funkcję korelacji i funkcję sumy kwadratów różnic jasności punktów, konieczne jest przybliżone wyznaczenie położenia środków poszczególnych obiektów. Wykorzystano do tego celu metodę, w której obraz poddano progowaniu a następnie wyznaczono obszary obrazu odpowiadające poszczególnym obiektom. Przybliżone środki obiektów obliczono jako środki ciężkości odpowiednich obszarów. Porównano uzyskane współrzędne tak wyznaczonych punktów ze współrzędnymi środka maski dla maksimum funkcji korelacji. (Kody źródłowe wykorzystanych programów analizy przedstawiono w dodatku D3.) Z porównania tego wyniku, że odległość pomiędzy takimi punktami dla poszczególnych wizerunków ziaren wynosi od kilku do kilkunastu pikseli. W celu oszacowania szybkości metody

polegającej na wyznaczeniu położenia maski dla minimum funkcji korelacji można przyjąć, że wymaga ona obliczenia wartości funkcji korelacji w około 500 punktach obrazu. Dodatkowo należy zauważyć, że poszczególne ziarna mogą być obrócone o pewien kąt w stosunku do współrzędnych obrazu. Dla przebadanej grupy ziaren stwierdzono, że kąt ten w najgorszym przypadku wynosi 12° . Oznacza to, że liczba wartości funkcji korelacji jaką należy obliczyć wzrośnie. Aby wyznaczyć kąt z dokładnością do 2° (dokładność mniejsza od uzyskiwanej metodą deformowalnego wzorca) liczbę 500 należy dodatkowo pomnożyć przez 13, co daje w wyniku 6500 wymaganych ustawień maski wzorca względem obrazu.

W przypadku analizy ziaren metodą deformowalnego wzorca wykorzystano dwa rodzaje siatek: trójkątną i prostokątną. Bardziej czasochłonna obliczeniowo jest metoda siatki trójkątnej. Na podstawie doświadczeń stwierdzono, że siatka trójkątna [parametry ST2, ST5 lub ST6] dopasowuje się do ziarna obróconego o kąt większy od 20° nawet w przypadku, w którym odległość środka siatki po zainicjowaniu od środka wyznaczanego obiektu jest większa od 20 pikseli. Siatka taka składa się z 869 węzłów i wymaga 30 iteracji metodą siatki quasi-deformowalnej i 20 iteracji metodą siatki o pełnej elastyczności.

Na podstawie powyższych danych można obliczyć liczbę koniecznych operacji dla metody polegającej na wyznaczeniu minimum funkcji korelacji oraz dla metody deformowalnego wzorca z siatką trójkątną. Dla metody wykorzystującej funkcję korelacji otrzymuje się: $227 \cdot 10^6$ operacji sumowania, $75 \cdot 10^6$ mnożeń oraz $76 \cdot 10^6$ instrukcji warunkowych. Dla metody deformowalnego wzorca z siatką trójkątną otrzymuje się: $5.3 \cdot 10^6$ operacji sumowania liczb z przecinkiem, $3 \cdot 10^6$ operacji sumowania liczb całkowitych, $3.3 \cdot 10^6$ mnożeń, $0.2 \cdot 10^6$ dzielen, $0.1 \cdot 10^6$ operacji wyznaczania pierwiastka kwadratowego, po 20 operacji wyznaczania wartości funkcji sin, cos i arctg oraz $0.5 \cdot 10^6$ instrukcji warunkowych. Liczby te dowodzą, że aby osiągnąć cel analizy w przypadku deformowalnego wzorca wystarczy wykonać znacznie mniej operacji niż w przypadku metody wykorzystującej funkcję korelacji. Dodatkową zaletą metody deformowalnego wzorca jest znacznie mniejsza liczba odwołań (zapisów i odczytów) do pamięci obrazu ($0.3 \cdot 10^6$) niż w przypadku metody wykorzystującej funkcję korelacji ($150 \cdot 10^6$).

Tabela 5.2. Liczba cykli zegara procesora Pentium dla wybranych instrukcji.

Operacja	Nazwa instrukcji	Liczba cykli zegara	Skalowanie	
Suma liczb całkowitych	ADC, ADD	1	UV	
Suma liczb zmiennoprzecinkowych	FADD	3/1	FX	
Mnożenie liczb całkowitych	MUL, IMUL	10	NP	
Mnożenie liczb zmiennoprzecinkowych	FMUL	3/1	FX	
Dzielenie liczb zmiennoprzecinkowych	FDIV	39	FX	
Pierwiastek kwadratowy	FSQRT	70	NP	
Funkcja sin i cos	FSINCOS	16 – 126	NP	
Funkcja arctg	FPATAN	17 – 173	NP	
Instrukcja warunkowa	Jcc	1	PV	
Przesłanie do lub z pamięci podręcznej liczby 64-bitowej	całkowitej	MOV	1	UV
	zmiennoprzecinkowej	FLD	1	FX

Analogiczne rozważania można przeprowadzić dla zagadnienia wyznaczania konturu obiektu. Przyjmując, że rozmiar analizowanego obrazu ziarna wynosi 85×136 pikseli, z których około 40% należy do tła, metoda wyznaczania konturu przez progowanie i zamykanie morfologiczne wymaga wykonania $108 \cdot 10^3$ instrukcji warunkowych. Aktywny kontur z punktem środkowym [np. parametry SC8] wymaga natomiast: $16 \cdot 10^3$ operacji sumowania liczb z przecinkiem, $5 \cdot 10^3$ operacji sumowania liczb całkowitych, $14 \cdot 10^3$ mnożeń, $2 \cdot 10^3$ dzieleni oraz $1 \cdot 10^3$ instrukcji warunkowych. W tym przypadku liczba wykonywanych operacji jest porównywalna. Przewagą metody aktywnego konturu jest natomiast mniejsza liczba odwołań do pamięci obrazu. Metoda aktywnego konturu dla rozważanego przypadku wymaga około $1 \cdot 10^3$ takich operacji podczas gdy metoda polegająca na progowaniu i zamykaniu morfologicznym wymaga $166 \cdot 10^3$ odwołań do pamięci obrazu.

Najbardziej popularnymi obecnie komputerami są komputery osobiste wykorzystujące procesory firmy *Intel*. Opracowane metody analizy obrazów zaimplementowano na takim właśnie komputerze z procesorem *Pentium*. W tabeli 5.2 przedstawiono dane dotyczące liczby cykli zegara wymaganych do wykonania operacji określonego typu dla procesora *Pentium* [Sch97, Int97a-c]. Jeśli wziąć pod uwagę oszacowane liczby instrukcji oraz liczbę cykli zegara potrzebnych do ich wykonania otrzymać można liczbę cykli zegara wymaganych do wykonania omawianych algorytmów analizy obrazu. Szacunkowo, metoda wyznaczania konturu przez progowanie i zamykanie morfologiczne wymaga $246 \cdot 10^3$, aktywny kontur z punktem

środkowym $175 \cdot 10^3$, metoda wykorzystująca funkcję korelacji $1203 \cdot 10^6$ a deformowalny wzorzec z siatką trójkątną $44 \cdot 10^6$ cykli zegara procesora.

Z powyższych rozważań wynika, że czas potrzebny do wykonania analizy metodą aktywnego konturu jest nieznacznie krótszy od czasu potrzebnego do wyznaczenia konturu przez progowanie i zamykanie morfologiczne. Metoda deformowalnego wzorca jest natomiast 27 razy szybsza od metody wykorzystującej funkcję korelacji. W wyniku tym nie uwzględniono jednak tzw. skalowania czyli tego, że niektóre instrukcje mogą być wykonywane w procesorze Pentium równocześnie i w rzeczywistości algorytm wymaga nieco mniejszej liczby cykli zegara niż wynika to z tabeli 5.2. Nie uwzględniono również tego, że w rzeczywistości czas dostępu do pamięci operacyjnej komputera jest znacznie dłuższy niż jeden cykl zegara. Jeden cykl zegara wymagany jest przy dostępie do pamięci podręcznej (*ang. cache*), wbudowanej w procesor; przy dostępie do pamięci zewnętrznej czas ten jest kilkakrotnie dłuższy.

Procesory Pentium firmy Intel posiadają mechanizm przetwarzania potokowego (*ang. pipelines*). Polega on na tym, że pewne podstawowe instrukcje dotyczące liczb całkowitych mogą być wykonywane równocześnie w dwóch oddzielnych jednostkach przetwarzania potokowego, oznaczonych symbolami U i V. Oznacza to np., że jeżeli w programie komputerowym następują po sobie dwie operacje dodawania liczb całkowitych i wynik pierwszej z nich nie jest wykorzystywany przez drugą, wówczas obie operacje mogą być wykonane w jednym cyklu zegara. W tabeli 5.2, instrukcje, które mogą być wykonywane równocześnie oznaczono symbolami UV (wykonywana w dowolnym potoku) i PV (wykonywana w potoku V). Instrukcje, które nie mogą być przetwarzane równocześnie oznaczono przez NP. Również wykonywanie operacji dla liczb zmiennoprzecinkowych jest „przyspieszane”. Przykładowo, instrukcje dodawania lub mnożenia wymagają 3 cykli zegara od rozpoczęcia wykonywania do chwili żądania wyniku. Jednak w trakcie dwóch ostatnich cykli, procesor może wykonywać inne instrukcje, pod warunkiem, że nie korzystają one ani z wyniku wykonywanej operacji zmiennoprzecinkowej ani ze zmiennoprzecinkowej jednostki obliczeniowej. Podobnie można wykorzystać procesor do wykonania innych instrukcji w czasie dzielenia liczb zmiennoprzecinkowych czy obliczania pierwiastka kwadratowego.

Równoczesne wykonywanie instrukcji nie może być efektywnie przeprowadzone jeśli w programie komputerowym często występują instrukcje warunkowe. Nie można przed wykonaniem instrukcji warunkowej określić, jaka

instrukcja (który fragment programu) będzie wykonywana jako następna, a zatem nie można tej instrukcji wykonać równocześnie z już wykonywaną.

Dodatkowym czynnikiem mającym wpływ na zwiększenie szybkości wykonywania algorytmu jest technologia *MMX* wprowadzona w nowszej generacji procesorów *Pentium*. W technologii tej wykorzystywane są dane 64 bitowe, które interpretowane są jako zbiory liczb 8-, 16- lub 32-bitowych. W jednej instrukcji procesor *Pentium MMX* pozwala np. na wykonanie operacji *PMADDWD* równoważnej czterem operacjom mnożenia całkowitych liczb 16-bitowych i dwóch sumowań takich liczb. Oznacza to, że średni czas wykonania niektórych instrukcji można skrócić nawet czterokrotnie.

Porównując metodę aktywnego konturu z metodą polegającą na progowaniu i zamykaniu morfologicznym należy zauważyć, że pierwsza z nich w znacznie mniejszym stopniu korzysta z pamięci operacyjnej komputera (w której przechowywany jest obraz), jednocześnie druga z metod opiera się wyłącznie na wykonywaniu instrukcji warunkowych. Uwzględniając oba czynniki można zauważyć, że metoda polegająca na progowaniu i zamykaniu morfologicznym jest znacznie spowalniana przez częste korzystanie z pamięci oraz nie może być efektywnie przyspieszona przez mechanizm przetwarzania potokowego. Dodatkowo, czas analizy tą metodą wydłuża się proporcjonalnie do zwiększenia liczby punktów analizowanego obrazu co nie występuje w przypadku aktywnego konturu. W wyniku tego, aktywny kontur okazuje się być wydajniejszym narzędziem analizy obrazów.

Jeśli porównać metodę wykorzystującą funkcję korelacji z metodą deformowalnego wzorca okazuje się, że obie metody mogą być przyspieszone w wyniku równoczesnego wykonywania instrukcji, jednak tylko pierwsza z nich może w efektywny sposób wykorzystywać technologię *MMX*. Jeśli przyjąć, że technologia *MMX* jest w stanie przyspieszyć wykonanie analizy czterokrotnie to i tak metoda deformowalnego wzorca okaże się kilkakrotnie szybsza.

Dalsze przyspieszenie analizy obrazu może mieć miejsce w przypadku wykorzystania systemów wieloprocesorowych. W systemach takich, jednocześnie pracuje pewna liczba procesorów korzystających z tej samej pamięci operacyjnej. Dzięki temu, fragmenty tego samego algorytmu mogą być wykonywane równolegle przez poszczególne procesory. Algorytmy wszystkich omawianych metod mogą być podzielone na fragmenty wykonywane równocześnie. W przypadku deformowalnych modeli możliwe jest oddzielne wykonywanie obliczeń dla poszczególnych punktów

węzłowych. Poszczególne podzbiory punktów węzłowych mogą być więc obsługiwane przez różne procesory. W przypadku pozostałych metod możliwy jest podział obrazu na fragmenty, z których każdy obsługiwany jest przez inny procesor. Należy jednak zauważyć, że ponieważ procesory korzystają z tej samej pamięci i nie mogą korzystać z tego samego jej fragmentu jednocześnie, algorytmy intensywnie wykorzystujące pamięć ulegają mniejszemu przyspieszeniu niż te, które korzystają z pamięci mniej intensywnie. Stąd, modele deformowalne więcej zyskują w systemach wieloprocessorowych niż pozostałe z omawianych metod analizy obrazów.

Powyższe rozważania pozwalają jedynie na szacunkowe określenie szybkości wykonywania analiz obrazów za pomocą wybranych metod. Aby praktycznie zweryfikować otrzymane wyniki napisano programy komputerowe, w których zaimplementowano omawiane metody. Programy napisano w języku *C++* i skompilowano za pomocą pakietu *Borland C++ 5.02* przy zachowaniu jednakowych opcje kompilacji (kompilacja dla procesora *Pentium* bez wykorzystania instrukcji *MMX*). Czas wykonania poszczególnych algorytmów mierzony był automatycznie przez pomiar różnicy wskazania zegara systemowego tuż przed rozpoczęciem wykonywania algorytmu i tuż po jego zakończeniu. Do pomiaru szybkości wykonania analizy wykorzystano komputery z procesorami *Pentium 120MHz* oraz *Celeron 400MHz*. Wyniki pomiarów dla omawianych metod analizy obrazów i dla przyjętych założeń przedstawiono w tabeli 5.3.

Tabela 5.3. Czas wykonania algorytmów analiz obrazów.

Rodzaj analizy	Czas wykonania analizy [ms]	
	Pentium 120MHz	Celeron 400MHz
Aktywny kontur z punktem środkowym [SC11, SC7]	6.8 – 14.7*	1.9 – 3.9*
Aktywny kontur standardowy [SA3, SA2]	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 [ST6]	1025	210
Deformowalny wzorzec z siatką prostokątną [SP2]	876	180
Wyznaczanie maksimum funkcji korelacji	53560	8840
Wyznaczanie maksimum funkcji korelacji i funkcji maksimum sumy różnicy kwadratów	64480	9880
* czas analizy zależy od wyzerowania lub nie parametru ζ_2 modelu		

Przeprowadzono również pomiar szybkości dopasowania deformowalnych wzorców wykorzystywanych w analizie ruchu obiektów w seriach obrazów cyfrowych (rys. 5.16). Dla komputera osobistego z procesorem *Intel Celeron 400MHz* uzyskano czasy analizy poniżej 160ms [parametry ST9] i 50ms [parametry ST10] dla pojedynczej klatki obrazu. Uwzględniając, że w wykorzystywanych seriach obrazów (12 obrazów na sekundę) wyświetlenie pojedynczej klatki trwa 84ms, analizę ruchu za pomocą siatki [ST10] można przeprowadzić w czasie rzeczywistym. Dla porównania w [Bra97], aby przeprowadzić analizę ruchu obserwowanego obiektu inną metodą w czasie rzeczywistym, opracowano specjalny system akwizycji i analizy obrazu.

Z powyższych rozważań oraz z wyników pomiarów wynika, że metody modeli deformowalnych są bardziej wydajne obliczeniowo od porównywanych z nimi metod klasycznych. Zaletą ta staje się szczególnie istotna jeżeli analizowana jest duża liczba obrazów, tak jak w przypadku analizy obrazów ziaren pszenicy lub serii obrazów przedstawiających obiekty w ruchu.

6. 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 (czas analizy jednej klatki obrazu jest nie dłuższy niż czas jej prezentacji) nie jest możliwe. Biorąc pod uwagę dynamiczny rozwój technologii scalonych układów cyfrowych i ciągle zwiększanie możliwości obliczeniowej popularnych procesorów, problem ten może zostać rozwiązany już za kilka lat. Jednak nasuwa się pytanie, czy możliwe jest, przy wykorzystaniu dostępnej dziś technologii, zaprojektowanie wyspecjalizowanego układu elektronicznego umożliwiającego szybką analizę ruchu obiektu w czasie rzeczywistym? Niniejszy rozdział jest próbą odpowiedzi na to pytanie.

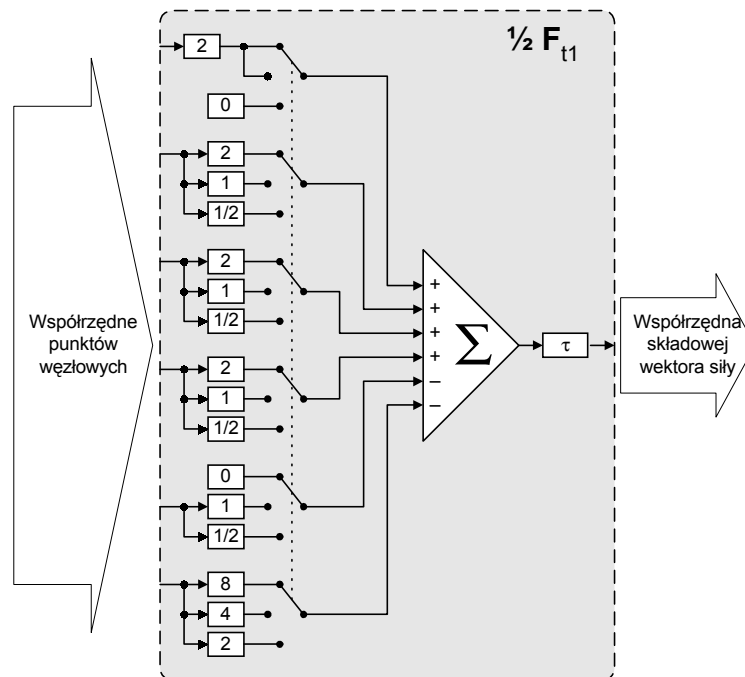
Przedmiotem analizy tego rozdziału jest głównie model deformowalnego wzorca, ze względu na to, że właśnie ten model wykorzystano do śledzenia poruszających się obiektów. Ograniczono się też w zasadzie do modelu z siatką prostokątną. Nie zmniejsza to jednak ogólności rozważania, ponieważ dla innych modeli sposób postępowania przy projektowaniu układu jest bardzo podobny lub prostszy.

6.1. Schemat blokowy

W przypadku modeli deformowalnych istnieje możliwość przyspieszenia procesu dopasowania, w odniesieniu do implementacji komputerowej, poprzez zaprojektowanie specjalizowanego układu elektronicznego. 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, metoda

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*).

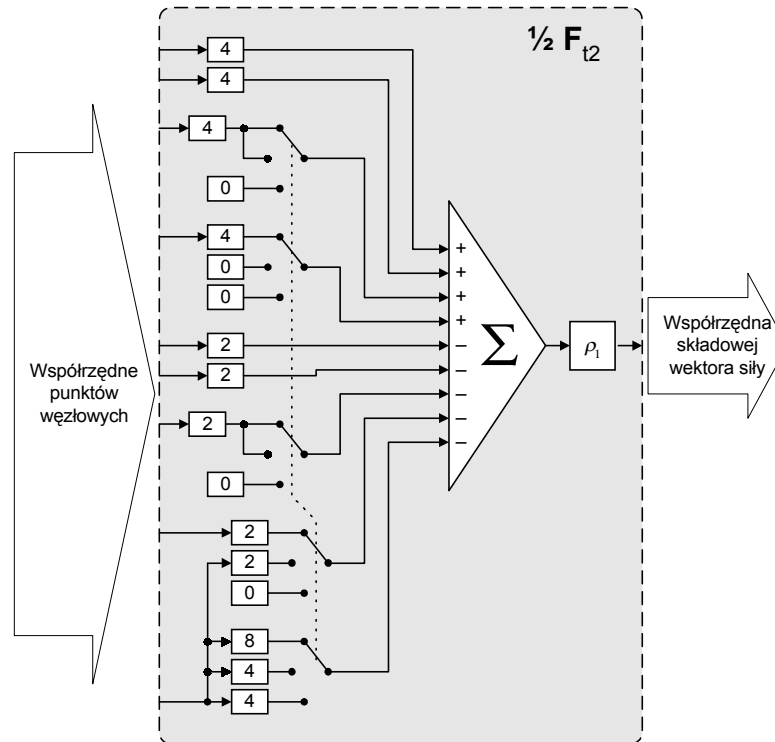
W procesie dopasowania modeli deformowalnych wykorzystuje się kilka grup równań matematycznych spełniających odrębne funkcje. Są to funkcje obliczania sił lokalnych naprężeń, sił oddziaływania obrazu, oddziaływań siły F_e (w aktywnym konturze F_e modeluje wpływ oddziaływań zewnętrznych, w deformowalnym wzorcu siły usztywniające siatkę) oraz równanie ruchu związane z obliczaniem położenia punktu węzłowego w kolejnej iteracji. Wszystkie te równania mogą zostać zaimplementowane w układzie elektronicznym w postaci oddzielnych i w znacznym stopniu niezależnych od siebie bloków funkcjonalnych.



Rys. 6.1. Układ realizujący funkcję F_{t1} deformowalnego wzorca z siatką prostokątną dla pojedynczej współrzędnej.

Siły lokalnego oddziaływania sprężystości dla pojedynczego punktu węzłowego deformowalnego wzorca obliczane są jako ważona suma współrzędnych tego punktu oraz punktów węzłowych z jego sąsiedztwa. Schemat blokowy układu realizującego funkcję siły F_{t1} (4.17), (4.18), (4.19) dla pojedynczej współrzędnej przedstawiono na rys. 6.1. W układzie powinny znaleźć się dwa takie bloki dla współrzędnej x oraz y obrazu. Widoczne na schemacie przełączniki pozwalają na przełączanie wejść sumatora w zależności od tego czy punkt węzłowy, dla którego wykonywane jest obliczenie, leży

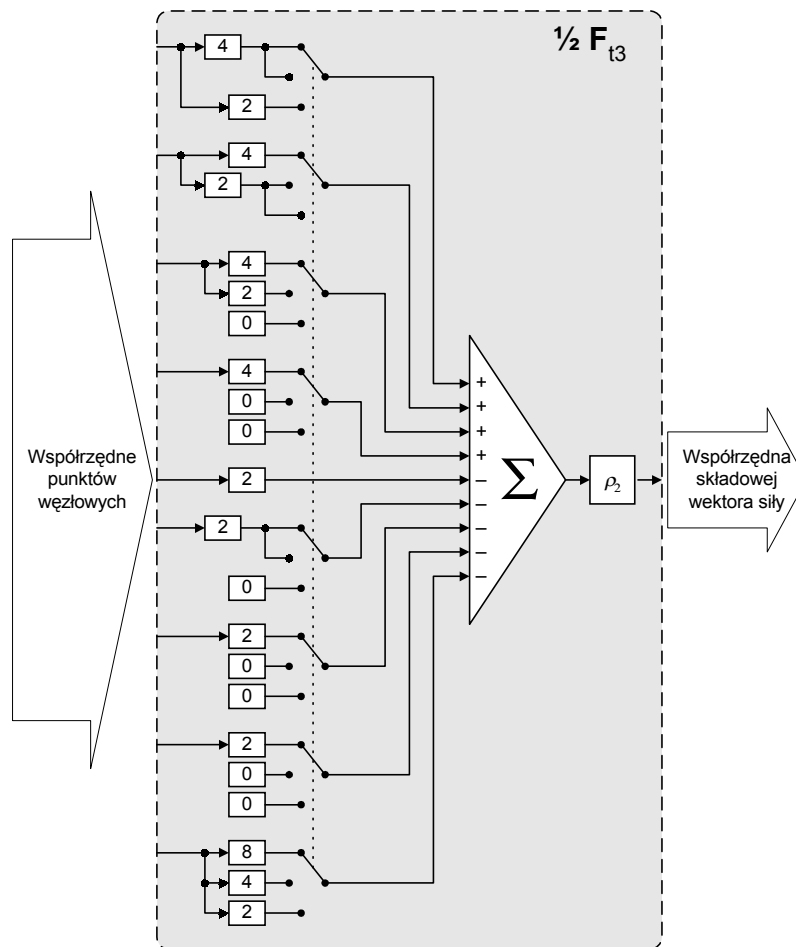
w głębi, na brzegu albo w rogu siatki. Na wejścia układu należy podać współrzędne położenia odpowiednich punktów węzłowych. Jeżeli w układzie elektronicznym każdemu z punktów węzłowych ma odpowiadać osobny blok obliczający siłę F_{1i} , z układu z rys. 6.1 można usunąć przełączniki i zastosować odpowiednie, stałe wagi na wejściach sumatora.



Rys. 6.2. Układ realizujący funkcję F_{12} deformowalnego wzorca z siatką prostokątną dla pojedynczej współrzędnej.

Obwody elektroniczne realizujące funkcje związane z obliczaniem sił F_{12} i F_{13} można zrealizować analogicznie do układu z rys. 6.1. Ich schematy blokowe przedstawiono na rys. 6.2 i 6.3. Wartości wag na wejściach sumatorów ustalono na podstawie równań (4.23), (4.24), (4.25) i (4.29), (4.30), (4.31). Również te bloki należy zdublować w docelowym obwodzie elektronicznym uwzględniając obie współrzędne położenia punktu węzłowego.

Dopasowanie modelu do analizowanego obrazu odbywa się za pośrednictwem siły oddziaływania obrazu na punkt węzłowy zdefiniowanej równaniem (4.23). Zaproponowana metoda wymaga złożonych obliczeń wielokrotnego dzielenia i pierwiastkowania. Implementacja równań w postaci analogowego bądź cyfrowego układu elektronicznego jest skomplikowana. Proponuje się, aby dla implementacji elektronicznej zmodyfikować te programy i, kosztem dokładności obliczeń, uprościć schemat obwodu realizującego działania związane z obliczeniem funkcji F_p .



Rys. 6.3. Układ realizujący funkcję F_{13} deformowalnego wzorca z siatką prostokątną dla pojedynczej współrzędnej.

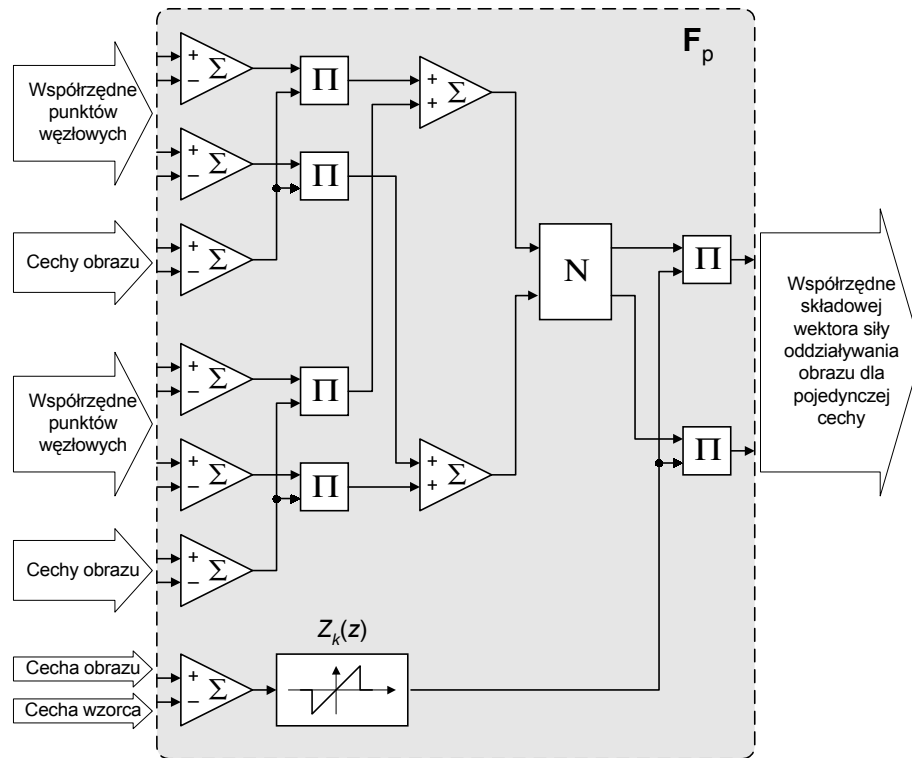
Przyjmując, że w siatce defrmowalnego wzorca lokalne zniekształcenia są niewielkie można zapisać, że $(\mathbf{v}(i+1,j)-\mathbf{v}(i,j)) \approx -(\mathbf{v}(i-1,j)-\mathbf{v}(i,j))$ oraz $(\mathbf{v}(i,j+1)-\mathbf{v}(i,j)) \approx -(\mathbf{v}(i,j-1)-\mathbf{v}(i,j))$, a także, iż $|\mathbf{v}(i+1,j)-\mathbf{v}(i,j)| \approx |\mathbf{v}(i-1,j)-\mathbf{v}(i,j)| \approx |\mathbf{v}(i,j+1)-\mathbf{v}(i,j)| \approx |\mathbf{v}(i,j-1)-\mathbf{v}(i,j)|$. Uwzględniając te zależności w równaniu (4.32) otrzymuje się, że:

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_k(\mathbf{v}(i,j)) &= \\ &= \frac{(u_k(i+1,j) - u_k(i-1,j))(\mathbf{v}(i+1,j) - \mathbf{v}(i-1,j))}{R^2} + \\ &+ \frac{(u_k(i,j+1) - u_k(i,j-1))(\mathbf{v}(i,j+1) - \mathbf{v}(i,j-1))}{R^2} \end{aligned} \quad (6.1)$$

Przy czym, dzielenie przez czynnik R^2 można w projektowanym układzie pominąć ze względu na wykorzystanie w równaniu (4.33) jedynie znormalizowanego wektora \mathbf{G}_k .

Proponowane przybliżenie może mieć jedynie niewielki wpływ na wynik analizy. W siatce niezdeformowanej, znormalizowane wektory \mathbf{G}_k dane równaniami (4.32) i (6.1) mają takie same wartości. Niewielkie różnice mogą wystąpić w przypadku

siatki zdeformowanej. Różnice te są jednak korygowane przez siły sprężystości modelu. W implementacji komputerowej zastosowanie równania w uproszczonej postaci nie powodowało istotnych zmian wyniku analizy.

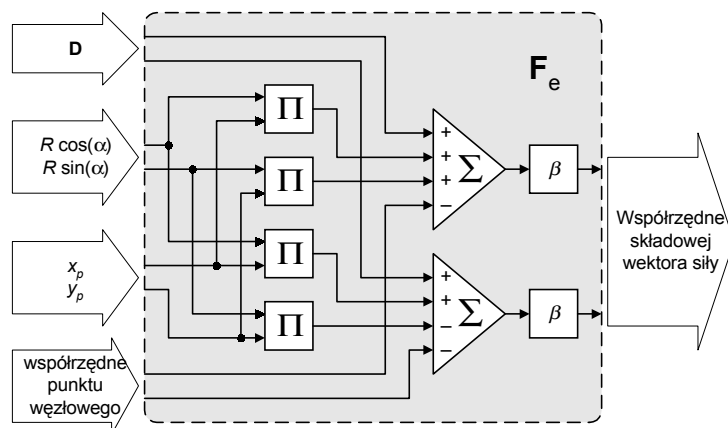


Rys. 6.4. Układ realizujący funkcję F_p deformowalnego wzorca z siatką prostokątną dla pojedynczej cechy obrazu.

Na rys. 6.4 przedstawiono schemat blokowy układu wyznaczającego wektor F_p dla pojedynczej cechy obrazu. W przypadku, w którym w procesie dopasowania wykorzystywana jest większa liczba cech, obwód ten należy powielić. Elementy oznaczone przez Π symbolizują obwody mnożące, blok oznaczony przez N jest obwodem normalizującym wektor.

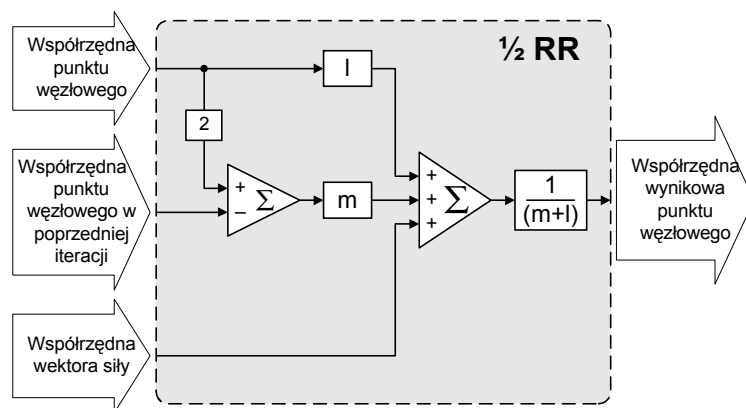
Trzecią składową siły jest oddziaływanie usztywniające siatki F_e (4.46). Siła ta jest obliczana na podstawie wielkości opisujących uśrednioną siatkę. Schemat blokowy obwodu wyznaczającego wektor siły F_e przedstawiono na rys. 6.5. Dla uproszczenia obwodu, na jego wejścia podawane są wyznaczone wielkości $R \sin(\alpha)$ i $R \cos(\alpha)$.

Wartość siły działającej na punkt węzłowy jest sumą wartości (4.48) wyznaczanych przez rozpatrywane dotychczas układy. Wyznaczanie tej siły może być zrealizowane w dwóch identycznych (dwie współrzędne punktu węzłowego) układach sumacyjnych.



Rys. 6.5. Układ realizujący funkcję F_e deformowalnego wzorca.

Równanie ruchu (2.13) można zrealizować w postaci układu, którego schemat przedstawia rys. 6.6. Na wejścia tego układu, oprócz obliczonego wektora \mathbf{F} podawane są wielkości wektorowe związane z położeniami punktów węzłowych w dwu poprzednich iteracjach. Na rysunku przedstawiono schemat obwodu dla jednej współrzędnej położenia punktu węzłowego. Obwód wyznaczający wartość drugiej współrzędnej jest identyczny.



Rys. 6.6. Układ realizujący równanie ruchu.

Dodatkowym obwodem, który jest niezbędny do prawidłowego funkcjonowania układu realizującego proces dopasowania, jest blok wyznaczający parametry siatki uśrednionej. Biorąc pod uwagę wejścia układ z rys. 6.5, na wyjściach tego bloku powinny pojawiać się wartości współrzędnych środka siatki (wektor \mathbf{D}) oraz wartości $R \sin(\alpha)$ i $R \cos(\alpha)$.

Wektor \mathbf{D} można obliczyć na podstawie równania (4.40). Wartości $\sin(\alpha)$ i $\cos(\alpha)$ można uzyskać bez wyznaczania kąta α poprzez obliczenie znormalizowanego wektora $[A, B]^T$. W równaniach (4.43) i (4.44) do wyznaczenia wartości A i B wykorzystywany jest obliczony uprzednio wektor \mathbf{D} . Oznaczałoby to, że obliczenie wielkości \mathbf{D} , A i B nie

mogłyby być wykonywane równolegle. Najpierw należałoby obliczyć wektor \mathbf{D} , zapamiętując współrzędne punktów węzłowych w dodatkowej pamięci, a następnie, korzystając z tej pamięci, należałoby obliczyć wielkości A i B . Aby w projektowanym układzie umożliwić przetwarzanie potokowe podczas obliczania wartości A i B , równania (4.43) i (4.44) przekształcono do postaci:

$$A = \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{y(i,j)x_p(i,j) - x(i,j)y_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} - y_D \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{x_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} + x_D \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{y_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.2)$$

$$B = \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{x(i,j)x_p(i,j) + y(i,j)y_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} - x_D \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{x_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} - y_D \sum_{(i,j) \in \Omega} \frac{y_p(i,j)}{|\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.3)$$

Zastosowanie modyfikacji umożliwia korzystanie z tego samego potoku danych do obliczania wektora \mathbf{D} i sum składowych występujących w równaniach (6.2) i (6.3). Wartości A i B wyznaczone są po zakończeniu przetwarzania potokowego za pomocą dwóch mnożeń i sumowań, bez konieczności odwoływania się do pamięci współrzędnych punktów węzłowych.

Poważnym problemem jest umożliwienie przetwarzania potokowego w układzie działającym na podstawie równania (4.41) do obliczania odległości R pomiędzy sąsiednimi punktami węzłowymi w uśrednionej siatce. Zastosowanie tego równania wymaga uprzedniego obliczenia wektora \mathbf{D} i zapamiętania wyznaczonych współrzędnych wszystkich punktów węzłowych. Ze względu na występujące w nim sumowania wartości bezwzględnych nie jest możliwe przekształcenie podobne do zastosowanego w równaniach (6.2) i (6.3). Dlatego, proponuje się budowę układu obliczającego wartość przybliżoną R' , wyznaczoną na podstawie wartości A i B .

$$R' = \frac{\sqrt{A^2 + B^2}}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.4)$$

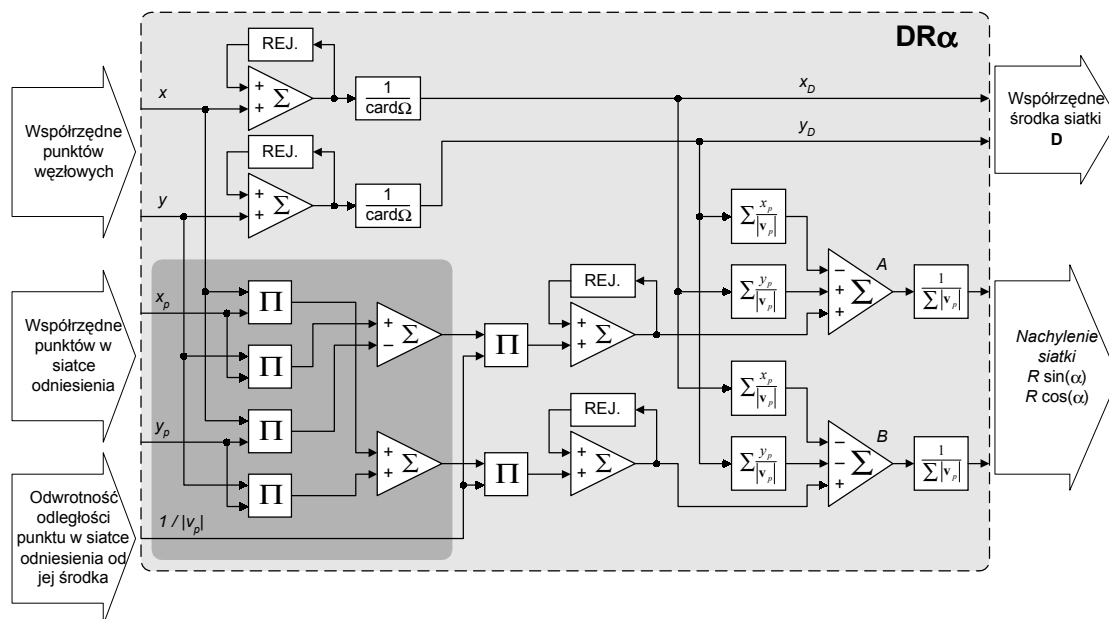
Można wykazać, że w siatce o niewielkim zniekształceniu $R' \approx R$. A stąd:

$$R \sin(\alpha) \approx \frac{A}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.5)$$

$$R \cos(\alpha) \approx \frac{B}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.6)$$

Należy zwrócić uwagę, że wartości współrzędnych $\mathbf{v}_p(i,j)$ są stałe dla siatki o ustalonej liczbie i schemacie połączeń punktów węzłowych. Stąd, sumy niektórych wyrażeń zawierających te współrzędne są niezmiennie w czasie całego procesu

dopasowania i nie muszą być każdorazowo obliczane. Schemat układu wyznaczającego wektor \mathbf{D} oraz przybliżone wielkości $R \sin(\alpha)$ i $R \cos(\alpha)$ przedstawiono na rys. 6.7.



Rys. 6.7. Układ wyznaczania parametrów siatki uśrednionej.

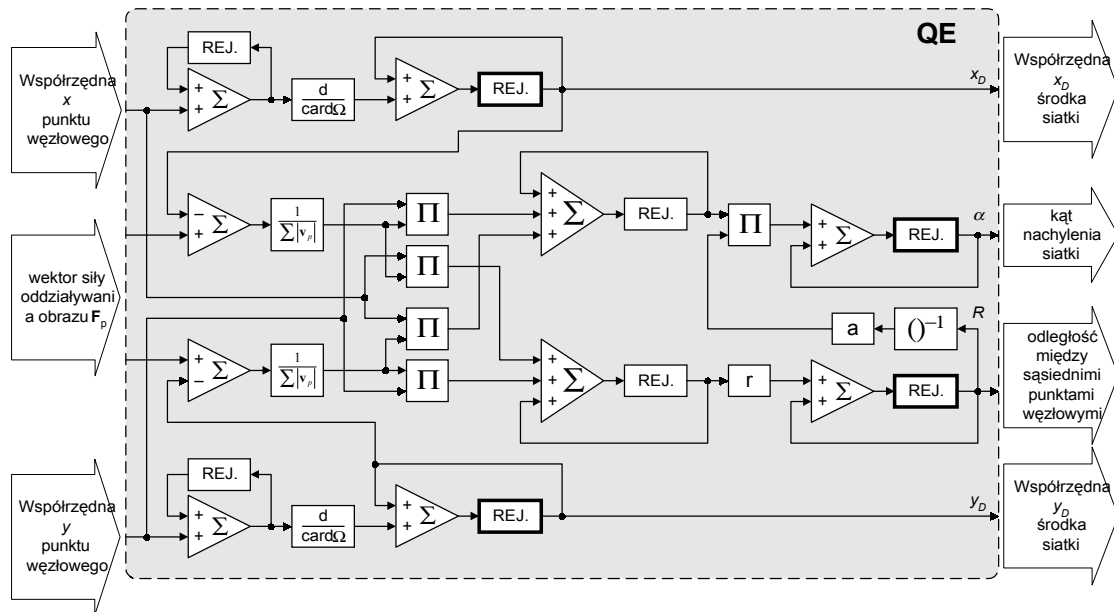
Układ z rys. 6.7 zaprojektowano tak aby działał w układzie przetwarzania potokowego. Na jego wejścia podawane są cyklicznie wartości kolejno wyznaczanych współrzędnych punktów węzłowych. Innym rozwiązaniem może być układ przetwarzający dane w sposób równoległy. W układzie takim należy zmodyfikować elementy czterech sumatorów tak, by wykonywały równoczesne dodawanie wielkości związanych z poszczególnymi punktami węzłowymi zamiast dodawania sekwencyjnego. Należy również powielić w liczbie odpowiadającej liczbie punktów węzłowych blok zawierający cztery mnożarki i dwa sumatory (zaznaczony ciemnym tłem).

$$R(t) = R(t-1) + r \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} \mathbf{F}_p(i,j,t-1) \cdot (\mathbf{v}(i,j,t-1) - \mathbf{D}(t-1))}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.7)$$

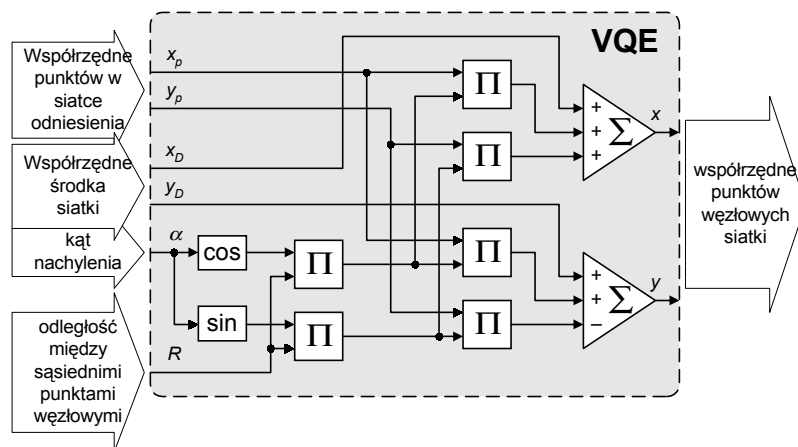
$$\alpha(t) = \alpha(t-1) + \frac{a}{R(t-1)} \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} \mathbf{F}_p(i,j,t-1) \cdot \begin{bmatrix} -1_y \cdot (\mathbf{v}(i,j,t-1) - \mathbf{D}(t-1)) \\ 1_x \cdot (\mathbf{v}(i,j,t-1) - \mathbf{D}(t-1)) \end{bmatrix}}{\sum_{(i,j) \in \Omega} |\mathbf{v}_p(i,j)|} \quad (6.8)$$

Dodatkowe moduły pozwalające realizować procedurę dopasowania siatki quasi-elastycznej przedstawiono na rys. 6.8 i 6.9. Wykonują one obliczenia zdefiniowane

równaniami (4.45), (4.49), (6.7) i (6.8), przy czym dwa ostatnie równania powstały w wyniku przekształcenia równań (4.50) i (4.51).

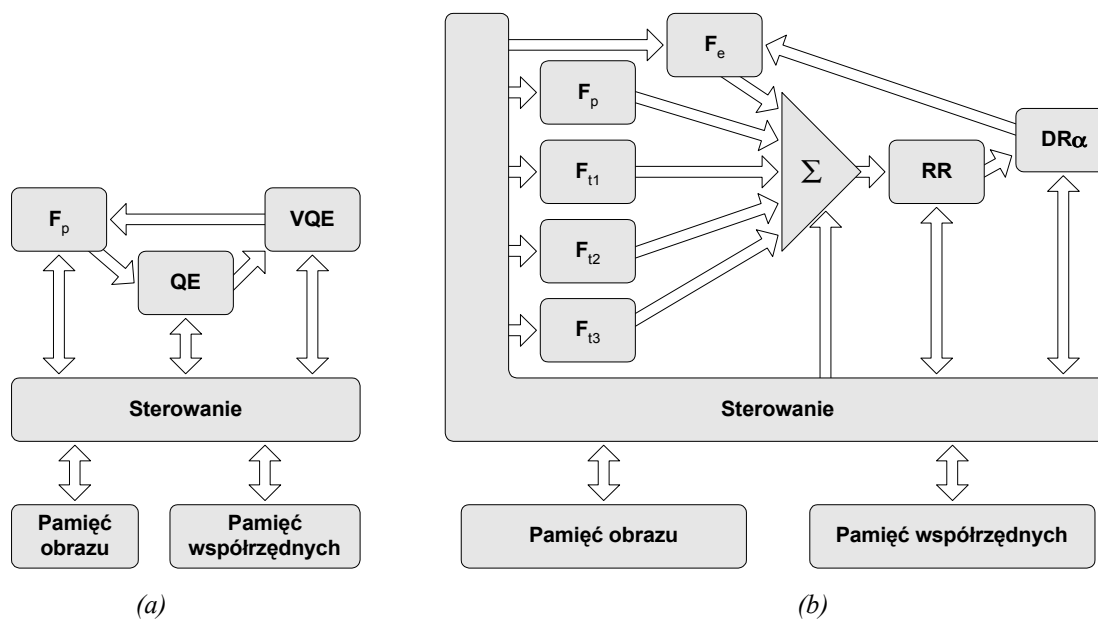


Rys. 6.8. Układ wyznaczający parametry siatki quasi-deformowalnej.



Rys. 6.9. Układ wyznaczający położenie punktu węzłowego siatki quasi-deformowalnej.

Przedstawione schematy blokowe są elementami składowymi obwodu elektronicznego realizującego opracowaną w niniejszej pracy metodę analizy obrazu za pomocą deformowalnego wzorca (rys. 6.10). W zależności od sposobu implementacji elektronicznej konieczne jest również opracowanie odpowiedniego systemu sterowania poszczególnych bloków układu. System sterowania ma za zadanie podawanie odpowiednich wartości na wejścia układu, odczytywanie wartości wyjściowych i synchronizację pracy poszczególnych bloków w ramach całego układu.



Rys. 6.10. Schemat układu analizy obrazu metodą deformowalnego wzorca z potokowym przetwarzaniem danych, z siatką quasi-elastyczną (a) i siatką o pełnej elastyczności (b).

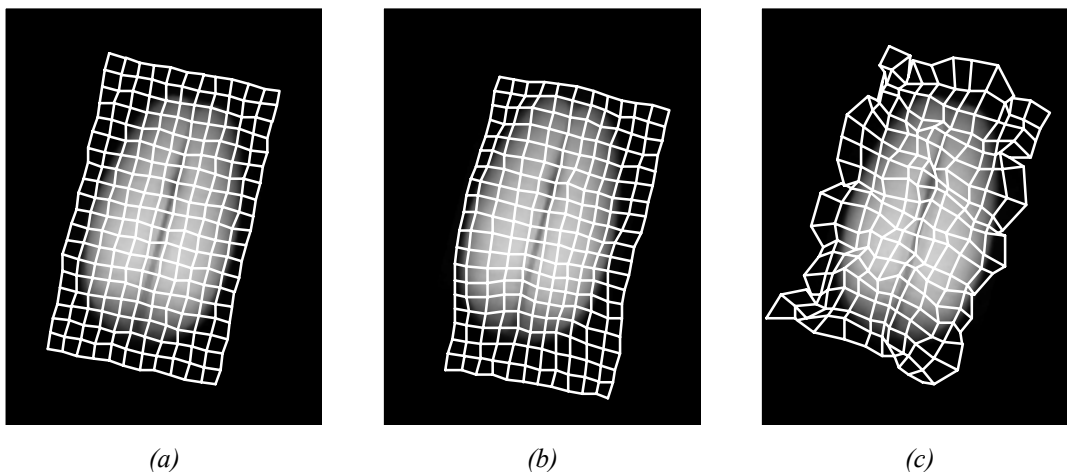
6.2. Realizacja analogowa układu

Analizując schematy blokowe układu elektronicznego realizującego metodę analizy obrazu za pomocą modeli deformowalnych, można zauważyć, że wszystkie wchodzące w jego skład bloki można zrealizować w analogowym układzie scalonym. Przykłady realizacji sumatorów, obwodów mnożących, dzielących oraz obwodów zamieniających współrzędne w układzie biegunowym na współrzędne w układzie prostokątnym można znaleźć np. w [Tie87], [Paw79].

Problemem przy analogowej realizacji układu jest jednocześnie zapewnienie odpowiednio dużej szybkości i dokładności prowadzonych obliczeń. Jeżeli przyjąć, że w rozważanym przypadku analizie poddawany jest obraz w standardzie telewizyjnym (25 klatek na sekundę), analiza jednej klatki wymaga w implementacji komputerowej około 50 iteracji, a budowa układu zapewnia równoległość obliczeń dla poszczególnych punktów węzłowych, wówczas układy obliczeniowe powinny zapewniać wymaganą dokładność przy częstotliwości rzędu 1 kHz. Uwzględnienie oddziaływania funkcji F_e , związanej z obliczaniem parametrów siatki uśrednionej, wymaga zastosowania w układzie sprzężenia zwrotnego. Czas propagacji sygnału w pętli sprzężenia zwrotnego w omawianym przypadku powinien być krótszy niż 0,8 ms.

By określić jak duży może być błąd obliczeń w układzie elektronicznym analizy obrazu za pomocą modelu deformowalnego wykonano eksperyment. Procedurę

programu komputerowego obliczającą wartości współrzędnych punktów węzłowych deformowalnego wzorca zmodyfikowano tak, aby do każdego wyniku dodawany był błąd o zadanej wartości stałej lub błąd losowy o zadanym odchyleniu standardowym. Analizie poddano fragment obrazu o rozmiarach 160x210 punktów przedstawiający ziarno pszenicy. Przykład z rys. 6.11.a przedstawia efekt dopasowania siatki bez dodawania błędów. Rys. 6.11.b przedstawia wynik dopasowania siatki w przypadku, w którym do współrzędnych wszystkich punktów węzłowych, w każdej iteracji procesu, dodawano stałą wartość stanowiącą 0,1% zakresu współrzędnych obrazu. Trzeci przykład (rys. 6.11.c) jest efektem dopasowania siatki, w której do współrzędnych punktów węzłowych dodawano wartość losową błędów o odchyleniu standardowym 1% zakresu współrzędnych obrazu.



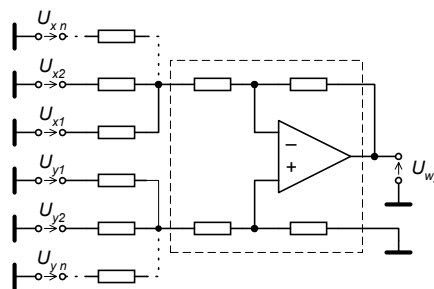
(a) (b) (c)
*Rys. 6.11. Przykłady dopasowania deformowalnego wzorca [SP2]
bez uwzględnienia błędów (a), z dodanymi wartościami błędów (b i c).*

Wyniki dopasowania prezentowane na rys. 6.11.b i 6.11.c prowadzą do błędnej interpretacji zawartości obrazu. W błędny sposób wyznaczane jest położenie obiektu w obrazie cyfrowym, nie jest też możliwe rozpoznawanie obiektu na podstawie współczynników niedopasowania siatki; są one o kilka rzędów wielkości większe niż w przypadku dopasowania z rys. 6.11.a. Dodać należy, że zwiększenie wartości dodawanej do współrzędnych punktów węzłowych (rys. 6.11.b) z 0,1% do 0,15% powodowało przesuwanie się siatki poza obszar analizowanego obiektu.

Z przeprowadzonych szacunków wynika, że dokładność obliczeń wykonywanych w układzie powinna być większa niż 0,1% zakresu, przy częstotliwościach sygnałów rzędu 1 kHz a czas propagacji sygnału przez układ nie powinien przekraczać 0,8 ms.

Układy F_{t1} , F_{t2} oraz F_{t3} realizują operację sumowania sygnałów wejściowych z pewnymi wagami. Uzyskana wartość jest w nich następnie mnożona przez pewną stałą

wagę. Układy takie można zrealizować z wykorzystaniem wzmacniaczy operacyjnych [Tie87] lub wzmacniaczy pomiarowych (ang. instrumentation amplifiers) [Ana00, Bur00]. Mogą one składać się ze źródeł napięciowych, w których wartość napięcia odpowiada wartościom współrzędnych. Źródła napięciowe można zrealizować za pomocą wzmacniaczy o wzmacnieniu równym jedności. Sumowanie sygnałów wejściowych z odpowiednimi wagami, oraz mnożenie przez wagę wyjściową realizowane są w obwodach złożonych z rezystorów, dołączonych do wejść wzmacniacza wyjściowego (rys. 6.12). Zaletą takich obwodów jest prostota konstrukcji, łatwość w dobraniu wag poprzez dobór wartości rezystorów i możliwość wykonania w różnych technologiach.

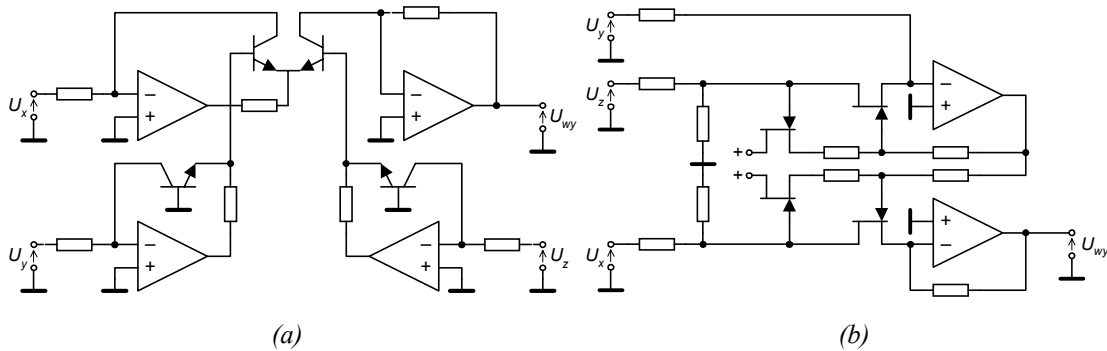


Rys. 6.12. Obwód elektroniczny realizujący operację sumowania.

Odpowiednie wzmacniacze pomiarowe produkowane są między innymi przez firmę Analog Devices [Ana00]. Źródła napięciowe oraz wzmacniacz wyjściowy o odpowiedniej dokładności i szybkości działania można zrealizować za pomocą układów AMP03 (wzmocnienie układu równe jedności). Błąd wzmocnienia układu AMP03G dla małych częstotliwości nie przekracza 0,01%. W przypadku układów AMP03B i AMP03B parametr ten jest nawet lepszy. Pasma przenoszenia (-3 dB) układu przekracza 3 MHz. Narastanie sygnału wyjściowego jest większe niż 6 V/ μ s. Przy zakładanych częstotliwościach dokładność zadawanych sygnałów jest większa od wymaganej. Technologia wytwarzania rezystorów w układach scalonych umożliwia ich dokładne strojenie metodą laserową [Ana00], z dokładnością przewyższającą dokładność wymaganą w układzie.

Problemem przy projektowaniu obwodu jest analogowa realizacja elementów mnożących występujących w blokach F_p , F_e i $DR\alpha$. Układy mnożące i mnożąco-dzielące wykorzystują charakterystyki przyrządów półprzewodnikowych. Na rys. 6.13 przedstawiono schematy układów mnożąco-dzielących. Pierwszy z nich (rys. 6.13.a) wykonuje mnożenie z wykorzystaniem logarytmowania (zgodnie z zasadą

$U_{wy} \sim U_x U_y / U_z = \exp[\ln U_x + \ln U_y - \ln U_z]$ dla $U_x, U_y, U_z > 0$). Funkcja logarytmiczna i wykładnicza realizowane są w układzie poprzez wykorzystanie charakterystyki prądowo napięciowej złącza p-n w tranzystorze bipolarnym [Tie87, Paw79]. W drugim układzie (rys. 6.13.b) wykorzystywana jest charakterystyka tranzystora polowego pracującego jako sterowana rezystancja. Również w tym obwodzie realizowana jest zależność $U_{wy} \sim U_x U_y / U_z$.



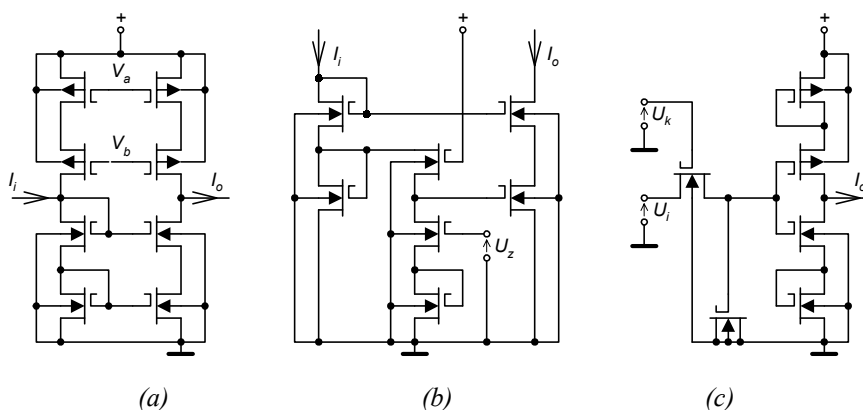
Rys. 6.13. Obwody elektroniczne realizujące operacje mnożenia i dzielenia.

Dostępne na rynku układy mnożące i mnożąco-dzielące nie umożliwiają uzyskania odpowiednio wysokiej dokładności. Całkowity błąd mnożenia w strojonych laserowo układach dużej dokładności (np. AD532, AD534, AD632 [Ana00]) firmy Analog Devices wynosi od 0,25 % do 1 %. W tańszych układach tej samej firmy błąd ten sięga kilku procent. W układach firmy BurrBrown [Bur00] (np. MPY634) błąd mnożenia sięga 0,5 %. Dokładność tych układów, biorąc pod uwagę dostępną dziś technologię, uznawana jest przez produkujące je firmy za bardzo dużą. Jest ona jednak niewystarczająca w aspekcie konstrukcji obwodu realizującego proces dopasowania modelu deformowalnego.

Innymi układami występującymi w obwodzie są obwody realizujące funkcje dzielenia i normalizacji wektora. Układy te można również zrealizować w postaci analogowej. Jako układ dzielący można wykorzystać np. układy firmy Analog Devices (AD539, AD734) [Ana00]. Układ normalizacji wektora można zrealizować za pomocą odpowiednio połączonych obwodów sumujących, mnożących i dzielących. Układ realizujący funkcję pierwiastka kwadratowego (potrzebny przy normalizacji) można utworzyć za pomocą układu mnożącego z zastosowaniem sprzężenia zwrotnego. (Obwód pierwiastkujący dowolnego stopnia można również zrealizować za pomocą układu AD538 firmy Analog Devices.) W [Tie87] przedstawiono budowę obwodów elektronicznych zmieniających współrzędne w układzie biegunowym na współrzędne w

układzie prostokątnym i odwrotnie. Układy takie można wykorzystać do wyznaczania modułu wektora i do jego normalizacji.

Niestety dostępne na rynku produkty nie umożliwiają konstrukcji obwodów o wymaganej dokładności. Osiągane w układach dzielących dokładności są rzędu 1 % dla przebiegów wolnozmiennych i pogarszają się wraz ze wzrostem częstotliwości przetwarzanych sygnałów.



Rys. 6.14. Obwody elektroniczne składowe sieci SNK pracującej w trybie prądowym.

W pracy [Ślo99] rozpatrywana jest konstrukcja sztucznych sieci neuronowych komórkowych (SNK). Funkcjonalność jednej komórki takiej sieci odpowiada funkcjonalności bloków obliczających siły F_{t1} , F_{t2} i F_{t3} w siatce deformowalnego wzorca. Zastosowane w tej pracy rozwiązania potencjalnie mogą być wykorzystane w procesie projektowania obwodu elektronicznego dla metody modelu deformowalnego.

Na rys. 6.14 przedstawiono schematy obwodów stanowiących elementy składowe komórki sieci neuronowej. Pracują one w trybie prądowym, tzn. wartość sygnału modelowana jest w układzie przez natężenie przepływającego prądu. Pierwszy układ (rys. 6.14.a) jest wzmacniaczem prądowym o wzmacnieniu ustalonym przez wymiary geometryczne zastosowanych w nim tranzystorów. Przez połączenie wyjść kilku podobnych układów można uzyskać obwód sumujący realizujący operację dodawania sygnałów wejściowych z odpowiednimi wagami. Układ z rys. 6.14.b jest zwierciadłem prądowym o napięciowo regulowanym współczynniku odbicia. Realizuje on operację mnożenia $I_o = I_i f(U_c)$, gdzie f jest pewną funkcją nieliniową. Obwód ten dla ograniczonego zakresu napięcia U_c może zostać wykorzystany do realizacji operacji mnożenia. Układ 6.14.c jest tranzystorową realizacją klucza, pamięci analogowej (obwód próbkująco-pamiętający) i konwertera napięciowo prądowego.

Szczegóły dotyczące projektowania sieci neuronowej komórkowej z zastosowaniem takich i podobnych obwodów można znaleźć w [Ślo99]. Autor tej pracy

podaje, że przy dokładności 2% czas wprowadzania sygnałów wejściowych do komórki wynosi $0,3\mu\text{s}$ a czas ustalenia wartości wyjściowej komórki $0,5\mu\text{s}$. Dokładność obliczeń uzyskiwana w takim układzie jest jednak niewystarczająca w aspekcie budowy obwodu realizującego proces dopasowania modelu deformowalnego.

Innym problemem realizacyjnym jest zapewnienie dostępu do sygnałów związanych z jasnością obrazu. Metoda modelu deformowalnego wymaga aby w czasie procesu dopasowania dostępna była informacja o cechach obrazu w punkcie określonym współzrędnymi punktu węzłowego. Nie opracowano dotychczas układu analogowego, zapamiętującego obraz i umożliwiającego swobodny dostęp do informacji o jasności dowolnego punktu obrazu. Konieczne wydaje się więc zastosowanie układu hybrydowego, cyfrowo-analogowego, w którym informacja o obrazie zapamiętywana byłaby w pamięci cyfrowej. Odczyt jasności punktu obrazu wymagałby zastosowania przetworników analogowo-cyfrowych (zamiana współrzędnych punktów węzłowych) oraz cyfrowo-analogowych (zamiana informacji o jasności punktu obrazu).

Podobnym problemem jest zapamiętywanie informacji o cechach obrazu wzorcowego. Wielkości te musiałyby być ustawione na stałe, zapamiętane w analogowych układach próbkująco-pamiętających (wymagających okresowego odświeżania) lub zapamiętane w rejestrach cyfrowych przetworników cyfrowo-analogowych.

Podsumowując, wydaje się, że realizacja metody analizy obrazów za pomocą modelu deformowalnego w układzie analogowym nie jest możliwa przy dzisiejszym stanie zaawansowania technologii. Układ taki nie zapewniłby odpowiedniej dokładności wykonywanych obliczeń, nie umożliwiłby zmiany liczby i sposobu połączeń punktów węzłowych, trudna byłaby zmiana parametrów związanych z procesem dopasowania a nawet cech obrazu wzorcowego zapamiętanego w poszczególnych punktach węzłowych. Dodatkowo układ taki wymagałby zastosowania minimum kilkuset kosztownych układów scalonych, byłby dużych rozmiarów i pobierałby duże ilości energii. Komplikacja takiego obwodu prawdopodobnie uniemożliwiłaby jego praktyczne wykorzystanie.

6.3. Implementacja cyfrowa układu

Wadą omawianych układów analogowych jest niedokładność uzyskiwanego wyniku rzędu 0,1 do kilku procent. Wady tej pozbawione są układy cyfrowe, które można zaprojektować tak, aby wykonywały obliczenia z założoną, dowolnie dużą precyzją. W technice cyfrowej liczby reprezentowane są w postaci ciągów bitów (cyfr binarnych 0 i 1). Zazwyczaj stosuje się system dwójkowy (binarny) reprezentacji liczb (istnieją również inne metody, np. kod Greya, kod BCD) [Les90]. W systemie binarnym można zapisywać liczby całkowite dodatnie i ujemne (np. systemy U1 i U2); całkowite, stałoprzecinkowe (wyodrębnione ciągi bitów interpretowane jako części całkowita i ułamkowa liczby) oraz zmiennoprzecinkowe (zapis wykładniczy z odrębną grupą bitów reprezentujących cechę i mantysę) [Mis91].

W projektowanym układzie można zróżnicować metody reprezentacji liczb dla różnych wielkości. Celem wprowadzenia takiej niejednorodności reprezentacji jest ograniczenie liczby bitów (ograniczenie liczby połączeń, liczby elementów i powierzchni układu elektronicznego) przy jednoczesnym zachowaniu wystarczającej dokładności i zakresu przedstawianych wartości. Zagadnienie doboru odpowiedniej binarnej reprezentacji liczb rozwiązano analizując przedziały zmienności tych liczb oraz zweryfikowano doświadczalnie. W celu przeprowadzenia weryfikacji doświadczalnej, w języku C++, przygotowano zmodyfikowaną wersję programu komputerowego do analizy obrazów metodami modeli deformowalnych. Wprowadzono w nim specyficzne typy liczb całkowitych, stałoprzecinkowych i zmiennoprzecinkowych o dowolnie dobieralnej konfiguracji i liczbie bitów. Zaprogramowano procedury operujące na wprowadzonych typach liczb, wykonujące operacje dodawania, mnożenia, normalizację wektora oraz wyznaczające wartości funkcji trygonometrycznych tak, aby modelowały w pewnym stopniu działanie rozważanych cyfrowych układów elektronicznych.

Na podstawie przeprowadzonych badań stwierdzono, że współrzędne określające położenie punktu węzłowego na powierzchni obrazu mogą być zdefiniowane szesnastobitowymi liczbami binarnymi o 10 bitach części całkowitej (przed przecinkiem) i 6 bitach części ułamkowej (po przecinku) każda. Wynika to z rozmiarów analizowanych obrazów (mniejsze niż 1024x1024 piksele) oraz wyników przeprowadzonych doświadczeń. Liczbę bitów reprezentujących część ułamkową wyznaczano doświadczalnie na podstawie subiektywnej oceny stopnia dopasowania modelu oraz porównania wartości współczynników niedopasowania obliczanych

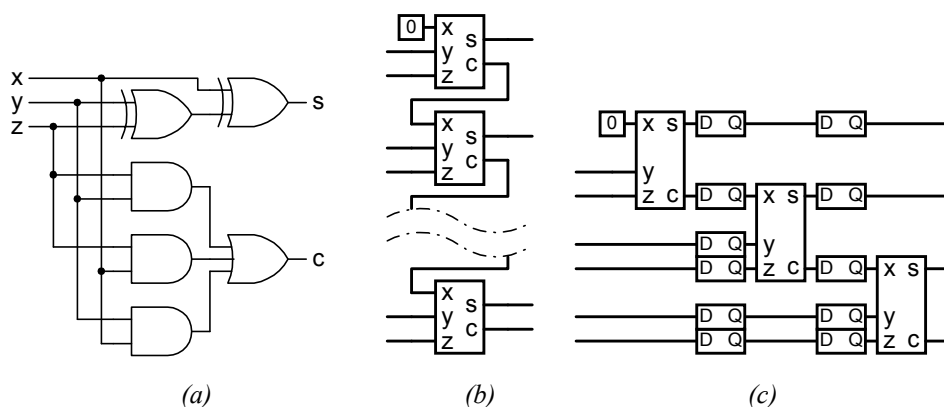
programem w wersji wyjściowej i zmodyfikowanej. Zaobserwowano, że dla modelu aktywnego konturu z punktem środkowym oraz dla modeli, w których przeciętne odległości między sąsiednimi punktami węzłowymi są duże, liczba bitów części ułamkowej może być mniejsza, a w szczególnych przypadkach część ułamkową można pominąć.

Przy określaniu liczby bitów dla wartości będących wynikiem sumowania w sumatorach bloków F_{t1} , F_{t2} i F_{t3} powinno się uwzględnić przesunięcia bitów wartości wejściowych o 1 bit w prawo oraz o 3 bity w lewo, możliwe przeniesienia oraz zapis znaku. W najgorszym przypadku należy przedstawiać wartość ułamkową liczby za pomocą 7 bitów, wartość całkowitą za pomocą 16 bitów i uwzględnić bit znaku (łącznie 24 bity). W praktyce, wartość wyjściowa sumatorów bloków F_{t1} , F_{t2} i F_{t3} nie przekracza przeciętnej odległości pomiędzy sąsiednimi punktami węzłowymi. Dla stosowanych parametrów modeli deformowalnych, można ją przedstawić za pomocą 6 do 7 bitów części ułamkowej 4 bitów części całkowitej oraz bitu znaku (12 bitów).

Wagi wyjściowe τ , ρ_1 , ρ_2 wygodnie jest przedstawić w postaci wykładniczej ($M 2^{-6-E}$). Na podstawie doświadczeń i wykorzystywanych zakresów tych parametrów (dodatek D1), można zaproponować format o 4 bitach mantysy M i 4 bitach cechy E . Taki zapis upraszcza konstrukcję układu mnożącego, ponieważ mnożnikiem jest jedynie wartość mantysy, natomiast wartość cechy uwzględniana jest w przesunięciu bitów wyniku mnożenia.

Na podstawie doświadczeń przeprowadzonych za pomocą zmodyfikowanego programu stwierdzono, że wszystkie wartości liczbowe wyznaczane w rozważanym obwodzie elektronicznym mogą być reprezentowane za pomocą 8 – 32 bitów. W większości przypadków najwygodniej jest stosować reprezentację stałoprzecinkową liczb. W przypadku niektórych wag, wygodnie jest stosować reprezentację w postaci wykładniczej.

W skład projektowanego obwodu wchodzi takie bloki jak sumatory, mnożarki, układ obliczający odwrotność liczby, układ normalizujący wektor, oraz obwody obliczające wartości funkcji sinus i cosinus.



Rys. 6.15. Przykład realizacji sumatora liczb binarnych.

Przykładem realizacji sumatora jest kombinacyjny układ iteracyjny złożony z sumatorów jednobitowych połączonych kaskadowo. Na rys. 6.15.a przedstawiono schemat ideowy sumatora jednobitowego [Les90]. Na wejścia takiego sumatora podawane są wartości bitów dodanej, dodajnika oraz przeniesienia z pozycji o niższej wadze. Na wyjściach pojawiają się bit sumy pozycji sumatora (S) oraz bit przeniesienia na pozycję wyższą (C). Na rysunku 6.15.b przedstawiono układ sumatora liczb o dowolnie dużej liczbie bitów zbudowany z sumatorów jednobitowych. Wadą takiego rozwiązania jest wydłużenie czasu obliczeń (opóźnienia wykonania) proporcjonalne do liczby bitów sumowanych liczb, wynikające z konieczności wielopoziomowej propagacji sygnału przez poszczególne stopnie. W przypadku układów bez przetwarzania potokowego przedział czasowy wprowadzania danych jest równy opóźnieniu wykonania. Oznacza to w przypadku rozpatrywanego układu sumatora, że przedział ten będzie stosunkowo duży i tym większy im większa jest liczba bitów sumowanych liczb (przepustowość takiego układu jest niewielka). Problem niewielkiej przepustowości w układzie sekwencyjnym z rys. 6.15.b, można rozwiązać przez wprowadzenie dodatkowych układów opóźniająco-pamiętających w postaci przerzutników typu D lub rejestrów przesuwnych (rys. 6.15.c). Przerzutniki sterowane muszą być przebiegiem taktującym o okresie dłuższym od czasu propagacji sygnału przez pojedynczy sumator jednobitowy i przez ten przerzutnik. Opóźnienie wykonania zwiększa się więc przynajmniej o czas propagacji sygnału przez kolejno usytuowane przerzutniki. Zaletą układu jest natomiast zwiększenie przepustowości przez skrócenie przedziału wprowadzania danych do jednego okresu przebiegu taktującego.

Układ mnożący dwie liczby binarne można zrealizować za pomocą sumatorów jednobitowych i bramek AND w dwuwymiarowym kombinacyjnym układzie iteracyjnym [Les90]. Również w tym przypadku możliwe jest przekształcenie układu w

układ sekwencyjny z przedziałem wprowadzania danych skróconym do jednego okresu przebiegu taktującego analogicznie jak dla przykładu z rys. 6.15. Należy zauważyć, że w blokach funkcjonalnych F_{t1} , F_{t2} i F_{t3} występują układy mnożące lub dzielące sygnał przez potęgi liczby 2. Konstrukcja takich układów w realizacji cyfrowej jest trywialna (przesunięcie bitów), nie wymaga żadnych elementów logicznych a opóźnienie wykonania operacji jest pomijalnie małe.

W przypadku bloku F_p konieczne jest zaprojektowanie obwodu obliczającego wartość znormalizowaną wektora. Okazuje się, że normalizacja wektora w rozważanym obwodzie może być estymowana z dużym błędem (do 30 % wartości bezwzględnej i $\pm 30^\circ$ kąta wektora) a mimo tego, wynik dopasowania siatki deformowalnego wzorca będzie zadowalający. Układ taki można zbudować wykorzystując kombinacyjne układy wyznaczające relacje pomiędzy wartościami bezwzględnymi współrzędnych wektora oraz kilkuelementowej tablicy (pamięci) współrzędnych wektora znormalizowanego. Powinien on realizować zależności zdefiniowane w tabeli 6.1.

Tabela 6.1. Reguła definiująca działanie układu normalizacji wektora.

Relacja między współrzędnymi wektora	Wartość znormalizowana	
	x_n	y_n
$x = 0$ i $y = 0$	0	0
$x = 0$ i $y > 0$	0	1
$x > 0$ i $2x < y$	0,26	0,97
$2x = y$	0,50	0,87
$2x > y$ i $x < y$	0,63	0,79
$x = y$	0,71	0,71
$x > y$ i $x < 2y$	0,79	0,63
$x = 2y$	0,87	0,50
$x > 2y$ i $y > 0$	0,97	0,26
$y = 0$ i $x > 0$	1	0

W bloku **VQE** występują obwody realizujące funkcję sinus i cosinus. Wartość wejściowa kąta powinna być przekazywana do obwodu z dokładnością przynajmniej $0,1^\circ$. Można ją przedstawić za pomocą 12 bitowej liczby binarnej. Ustalono, że wartości wyjściowe obu funkcji wystarczy podać z dokładnością jaką zapewnia liczba 8 bitowa z dodatkowym bitem znaku. Do zapamiętania wszystkich potrzebnych wartości funkcji sinus lub cosinus dla jednej ćwiartki układu współrzędnych wystarczy więc pamięć o pojemności 1 KB.

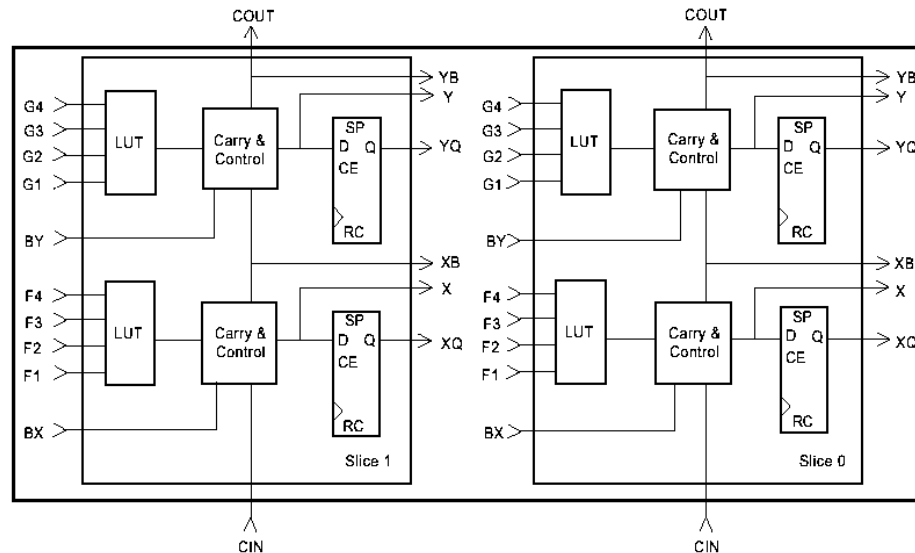
Jeśli uwzględnić przedstawione w niniejszym rozdziale schematy blokowe, sposób reprezentacji binarnej liczb przechowywanych i przekazywanych w układzie oraz konstrukcję układów sumatorów i układów mnożących, można oszacować liczbę bramek potrzebnych do budowy układu na około kilkaset tysięcy. Prawdopodobnie po odpowiedniej optymalizacji projektu, liczbę potrzebnych bramek można zredukować. Na podstawie przybliżonych szacunków można określić potencjalną technologię, w której obwód może zostać wykonany.

Obwód elektroniczny zbudowany z tak dużej liczby bramek wymaga realizacji w technice VLSI (ang. *very large scale of integration*). Specjalizowane układy scalone (ASIC – ang. *application specific integrated circuit*) o dużym i bardzo dużym stopniu scalenia można klasyfikować w trzech grupach. Są to układy zamawiane przez użytkownika (ang. *full-custom*), projektowane przez użytkownika (ang. *semi-custom*) oraz programowane przez użytkownika [Łub97]. Układy pierwszej grupy pozwalają na uzyskanie największych szybkości działania i największy stopień upakowania elementów. Ich produkcja staje się opłacalna dopiero w dużych seriach. Układy *semi-custom* charakteryzują się mniejszą szybkością działania i mniejszym stopniem upakowania. Zaletą jest natomiast obniżenie kosztu wytworzenia w przypadku małych serii. Najtańszą technologią w przypadku małych serii jest technologia układów programowalnych. Są to gotowe układy zawierające bramki i proste układy logiczne. Struktura połączeń jest określana przez użytkownika w procesie programowania układu. Projektowanie połączeń wewnętrznych i proces ich programowania jest stosunkowo szybki i może być wykonany praktycznie „na biurku projektanta”. Wadą tych obwodów jest stosunkowo niewielka szybkość działania oraz niewielki stopień upakowania elementów w strukturze układu.

Układ scalony do analizy obrazów metodą modeli deformowalnych można wykonać w technologii *full-* lub *semi-custom*. Układy te zapewniają uzyskanie odpowiedniej szybkości działania oraz wystarczającego upakowania do realizacji obwodu składającego się z kilkuset tysięcy bramek. Jednak wadą takiego rozwiązania jest duży koszt wykonania prototypu lub niewielkiej serii. Alternatywą dla takiego rozwiązania mogą być układy programowalne.

Wiodącymi producentami cyfrowych układów programowalnych są między innymi firmy *Xilinx* i *Altera*. Pierwsza z nich wśród swych produktów oferuje układy (FPGA – *field programmable gate arrays*) rodziny *Virtex* [Xil00]. Składają się one z bloków logicznych wejścia / wyjścia obsługujących wyprowadzenia układu scalonego

(IOB – input/output block), układów opóźniających (DLL – Delay-Locked Loops), matrycy programowalnych bloków logicznych (CLB – complex programmable logic device) oraz bloków pamięci RAM z podwójnym układem dostępu do zawartości. Poszczególne bloki logiczne CLB układów *Virtex* składają się z dwu komórek logicznych (LC – logic cell). Każda z takich komórek (rys. 6.16) zbudowana jest z programowanego obwodu realizującego dowolną funkcję logiczną czterech zmiennych (LUT – look-up table), układu przeniesienia oraz rejestru typu D. Odpowiednie zaprogramowanie połączeń w LC umożliwia np. realizację jednobitowego sumatora (rys. 6.15.a) lub układu mnożącego. Struktura połączeń pomiędzy poszczególnymi blokami układu jest również programowana co umożliwia utworzenie wielobitowych sumatorów, układów porównujących dwie wartości binarne i mnożarek. Ponadto, istniejące w układzie pamięci RAM umożliwiają tablicowanie wartości funkcji i zapamiętywanie wartości związanych ze współrzędnymi punktów węzłowych modelu deformowalnego. Zdublowane układy umożliwiające dostęp do danych w pamięci umożliwiają np. niezależne zapisywanie i odczytywanie współrzędnych punktów węzłowych lub też korzystanie z tej samej pamięci do odczytu wartości dwu stabilizowanych funkcji sinus i cosinus.



Rys. 6.14. Budowa komórki logicznej CLB układu Virtex-E [Xil00].

Układy rodziny *XLAT* [Xil00] (CPLD – Complex Programmable Logic Device) firmy *Xilinx* charakteryzują się odmienną strukturą niż układy typu FPGA. Składają się one między innymi z matryc bramek (PLA – Programmable Logic Array) dołączonych do układów tzw. makrokomórek (*MacroCell*) oraz układów sterujących. Pojedyncza

makrokomórka wraz z matrycą bramek umożliwiającą realizację funkcji binarnych 32 zmiennych.

Firma *Altera* wśród swych produktów oferuje układy rodziny *Apex* [Alt00]. Układy te zawierają elementy logiczne (*LE – Logic Elements*), obwody wejścia wyjścia, bufory pamięci *FIFO (First Input First Output)*, pamięć RAM z podwójnym układem dostępu do zawartości i bloki *ESB (Embeded System Block)*. Elementy logiczne *LE* podobnie jak komórki *LC* układów *Virtex* mogą być tak zaprogramowane by wypełniały funkcje jednobitowych sumatorów i mnożarek. Bloki *ESB* składają się z makrokomórek oraz połączonych z nimi matryc bramek. Układy te podobnie jak w przypadku układów rodziny *XLAT* pozwalają na realizację funkcji binarnych 32 zmiennych.

Firma *Xilinx* podaje [Xil00], że układ typu XCV3200E należący do rodziny *Virtex* zawiera 16224 bloków CLB i 851968 bitów w bloku pamięci RAM. Układy *Apex* firmy *Altera* [Alt00] mogą zawierać do 51840 elementów *LE*, 442368 bitów pamięci i 3456 makrokomórek (układ typu EP20K1500E). Liczba bramek wykorzystywanych w procesie projektowania w tych układach dochodzi do kilku milionów. Producenci podają, że mogą one być taktowane maksymalnie częstotliwościami przekraczającymi 100 MHz.

Jeśli przyjąć, że model deformowalny implementowany w strukturze elektronicznej składa się z około 1000 punktów węzłowych, czas prezentacji jednej klatki analizowanego obrazu wynosi $\frac{1}{25}$ sekundy a proces dopasowania wymaga około 100 iteracji to częstotliwość wprowadzania danych do bloków wejściowych układu można oszacować na 2,5 – 5 MHz. Biorąc pod uwagę parametry częstotliwościowe i upakowanie elementów układów programowalnych można stwierdzić, że możliwa jest implementacja modelu deformowalnego w jednym lub kilku układach scalonych. Opracowanie takiego obwodu może być przedmiotem badań prowadzonych w przyszłości.

Obecnie na rynku jest dostępnych kilka komercyjnych narzędzi syntezy i optymalizacji programowalnych układów cyfrowych. Większość z nich akceptuje opis układów w językach opisu sprzętu, takich jak *Verilog* czy *VHDL* (lub jego odmianach) [Lub97, Mic98, Alt00, Xil00]. Narzędzia te można wykorzystać do zaprojektowania omawianego obwodu elektronicznego. Ponadto, informacje dotyczące syntezy układów cyfrowych oraz metody ich optymalizacji ze względu na kryteria powierzchni, okresu przebiegu taktującego (zegara), zwłoki (liczby cykli potrzebnych do wykonania operacji) oraz przepustowości układu (szybkości przetwarzania) można znaleźć w

[Mic98]. Metody dotyczące projektowania układów cyfrowych w architekturze potokowej przeznaczonych do przetwarzania obrazów przedstawiono w pracy [Wia98].

Rozważania prowadzone w niniejszym rozdziale miały na celu wstępną ocenę realizowalności obwodu elektronicznego służącego do szybkiej analizy obrazów za pomocą modeli deformowalnych. Wynika z nich, że przy wykorzystaniu dostępnej technologii możliwe jest wytworzenie takiego układu w technologii cyfrowej. Możliwe jest również wytworzenie takiego obwodu w dostępnych dziś na rynku układach programowalnych. Wykluczono realizację analogową takiego obwodu ponieważ nie może ona zapewnić wystarczającej dokładności wykonywanych obliczeń.

PODSUMOWANIE

Wyniki przeprowadzonych badań, które przedstawiono w niniejszej pracy, świadczą o tym, że metody analizy obrazów wykorzystujące modele deformowalne mogą być przydatne i stosowane w wielu dziedzinach takich jak medycyna, robotyka czy kontrola jakości w rolnictwie. Wykazano, że w niektórych zastosowaniach modele deformowalne są metodami bardziej uniwersalnymi niż znane metody klasyczne. Pozwalają one 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 umożliwi wyznaczenie wielu ważnych parametrów analizowanego obrazu, pozwalających na jednoczesne określenie położenia i rozpoznanie obiektu przedstawionego na takim obrazie. Jednocześnie stwierdzono, że dzięki wykorzystaniu istniejących dziś komputerów, proces analizy jest szybki. Umożliwia to zastosowanie siatki do automatycznej analizy sekwencji wielu obrazów w tym analizy sekwencji przedstawiających obiekt w ruchu w czasie rzeczywistym. Dodatkowym atutem jest to, że uzyskane wyniki, to jest współczynniki deformacji oraz współrzędne poszczególnych punktów węzłowych, mają formę pozwalającą na łatwe przeprowadzanie dalszych analiz. Przykładem może być, metoda wyznaczania położenia bruzdki i zarodka ziarna pszenicy na podstawie współrzędnych punktów węzłowych siatki.

W pracy przedstawiono wyniki analiz wielu różnych obrazów. Badania te pozwalają sądzić, że modele deformowalne będą stosowane do rozwiązywania problemów analizy obrazów, które do tej pory wymagały udziału człowieka. Szczególnie obiecująca wydaje się możliwość wykorzystania zespołu współdziałających ze sobą modeli, na przykład, modelu siatki quasi-deformowalnej do wstępnej analizy, siatki o pełnej elastyczności do rozpoznawania obiektów i detekcji ich detali oraz aktywnego konturu do dokładnego wyznaczania obrysu.

Wykazano, że zastosowanie aktywnego konturu do analizy obrazów z dodanymi zakłóceniami losowymi o rozkładzie gaussowskim pozwala na uzyskanie wyników

bliższym wynikiem uzyskanym dla obrazu niezakłóconego niż w przypadku metod klasycznych takich jak progowanie czy wyznaczanie punktów brzegowych obiektu metodą obliczania wartości bezwzględnej gradientu. Badania deformowalnych siatek również dowiodły ich przydatności w procesie rozpoznawania obiektów na obrazach z dodanymi zakłóceniami. Jest to zasługa wzajemnych oddziaływań punktów węzłowych modelu. Jeżeli pojedynczy węzeł natrafi na silne, lokalne zakłócenie obrazu to jego położenie zostanie zmodyfikowane poprzez oddziaływanie sąsiednich punktów węzłowych. Inaczej mówiąc, jeżeli pojedynczy punkt węzłowy struktury „wpadnie” w tzw. lokalne minimum energii cząstkowej to zostanie on z tego minimum „wyciągnięty” przez swoich sąsiadów.

Przeprowadzono badania uszkodzonych i w różnym stopniu zniekształconych ziaren pszenicy. Stosując model deformowalnej siatki obliczono współczynniki jej deformacji i wykazano, że współczynniki te mogą być wykorzystane do klasyfikacji obiektów. Przykładem są wykresy ilustrujące prawidłowy rozdział różnych klas obiektów, takich jak obrazy ziaren pszenicy w rzucie na wprost i w rzucie bocznym. Wykazano zatem prawdziwość pierwszej tezy mówiącej o tym, że deformowalne siatki pozwalają na prawidłowe rozpoznawanie zdeformowanych obiektów.

Wykonano również analizy obiektu znajdującego się w ruchu. Zastosowano deformowalną siatkę do śledzenia obiektu będącego w ruchu polegającym na zbliżaniu się i oddalaniu oraz przemieszczaniu względem obserwatora oraz zmianie kąta nachylenia. 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. Zastosowano również deformowalną siatkę do analizy serii obrazów rzeczywistych przedstawiających poruszające się obiekty. Wykazano zatem, że deformowalne siatki umożliwiają śledzenie poruszających się obiektów przedstawionych za pomocą serii obrazów cyfrowych, co stanowiło drugą tezę niniejszej pracy.

Doświadczenia polegające na porównaniu działania modeli deformowalnych oraz klasycznych metod analizy obrazów wykazały przewagę tych pierwszych pod względem czasu wykonania analizy. W zależności od modelu i zastosowania, czas ten był od kilku do kilkudziesięciu razy krótszy dla modeli deformowalnych. Dowodzi to słuszności trzeciej tezy niniejszej pracy.

Oryginalnym wkładem autora niniejszej pracy do stanu wiedzy o analizie obrazów jest opracowanie nowej metody obliczania sił sprężystości w deformowalnej siatce opartej na wyznaczaniu geometrycznych zniekształceń w otoczeniu punktu węzłowego. Wykazano, że dla punktów węzłowych położonych w głębi siatki nowa metoda pozwala na wyprowadzenie identycznych równań jak w przypadku metody wykorzystującej równanie membrany. Jednocześnie rozwiązano istniejący problem obliczania naprężeń na brzegach siatki. Przedstawiono też oryginalną metodę wyprowadzania równania iteracyjnego wykorzystywanego w procesie dopasowania deformowalnych struktur. Zdefiniowano również wielkości liczbowe, uzależnione od położenia i kształtu dopasowanej siatki, umożliwiające ilościowe określenie podobieństwa analizowanego obiektu do obiektu wzorcowego, a zatem pozwalające rozpoznawać obiekty.

Zaproponowano dwie modyfikacje modelu aktywnego konturu, model z punktem środkowym oraz model ciśnieniowy. Pierwsza z nich pozwala na bardziej efektywną i szybszą analizę obiektów o kolistych kształtach, druga umożliwia wyznaczenie konturu obiektów o skomplikowanym kształcie linii brzegowej.

W przypadku deformowalnych siatek opracowano nowy model połączeń punktów węzłowych nazwany modelem siatki trójkątnej.

Nowym rozwiązaniem, zaprezentowanym w niniejszej pracy, pozwalającym na przyspieszenie procesu dopasowania deformowalnej siatki, jest metoda sekwencyjnego wykorzystania modeli siatek o różnym stopniu elastyczności. Pozwala ona na znaczne przyspieszenie procesu dopasowania przy jednoczesnym zachowaniu jego dokładności.

Oryginalnym osiągnięciem autora niniejszej pracy są również dwa nowe zastosowania modeli deformowalnych w analizie obrazów rentgenowskich ziaren pszenicy oraz w analizie ruchu obiektu przedstawionego za pomocą sekwencji obrazów cyfrowych. W przypadku analizy obrazów ziaren opracowano również nową metodę, której podstawą jest współdziałanie modelu deformowalnej siatki oraz aktywnego konturu, do określenia ubytku pękniętego, niekompletnego ziarna.

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 95*, jest łatwy w obsłudze i umożliwia prowadzenie dalszych prac badawczych nad omawianymi metodami analizy obrazów.

Bardzo istotną zaletą modeli deformowalnych jest to, że przesunięcia poszczególnych punktów węzłowych w kolejnych iteracjach mogą być obliczane niezależnie. Cecha ta pozwala na równoległe prowadzenie obliczeń a co za tym idzie na skrócenie czasu obliczeń. Algorytm dopasowania modeli deformowalnych może więc być zaimplementowany w systemach wieloprocesorowych w układach przetwarzania potokowego lub w układach przypominających budową sieci neuronowe. Opracowanie takiej implementacji może stanowić kierunek przyszłych badań.

Jednocześnie wciąż nierozwiązane pozostały niektóre zagadnienia związane z optymalizacją parametrów modeli deformowalnych oraz 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. Opracowanie metody tworzenia obrazu wzorcowego dla deformowalnej siatki również mogłoby się przyczynić do poprawy wyników rozpoznawania obiektów. Obraz wzorcowy powinien być tworzony na podstawie zbioru wielu obiektów należących do określonej klasy. Na przykład, podobnie jak to ma miejsce w przypadku procesu uczenia sieci neuronowej, na podstawie zbioru uczącego. Jak dotąd metoda taka nie została opracowana a wykorzystywane obrazy wzorcowe były jedynie przetworzonymi obrazami pojedynczych obiektów wybranych subiektywnie jako najbardziej reprezentatywne dla danej klasy.

Podsumowując, modele deformowalne są efektywnymi metodami analizy obrazów cyfrowych, które prawdopodobnie znajdą zastosowanie w wielu dziedzinach życia.

PODZIĘKOWANIA

Pragnę serdecznie podziękować panu prof. dr hab. Andrzejowi Materce za pomoc i wsparcie udzielone mi podczas prowadzenia badań, cenne uwagi merytoryczne i redakcyjne. Dziękuję również dr Pawłowi Strumiłło za zainteresowanie mnie prezentowaną tematyką, oraz dr hab. med. Jarosławowi D. Kasprzakowi, dr hab. Krzysztofowi Ślotowi i dr Michałowi Strzeleckiemu za cenne konsultacje.

Dziękuję Komitetowi Badań Naukowych za finansowe wsparcie prowadzonych przeze mnie badań (projekt: 8T11C02017 – „*Identyfikacja obiektów w obrazach cyfrowych z zastosowaniem elastycznego modelu*”).

BIBLIOGRAFIA

- [Alt00] Altera, *Data Sheet*, Altera 2000, (<http://www.altera.com/html/literature>),
- [Ana00] Analog Devices, *Products & Data Sheets*, Analog Devices 2000, (http://www.analog.com/product/Product_Center.html),
- [Ast99] K. Astrom, F. Kahl, *Motion Estimation in Image Sequences Using the Deformation of Apparent Contours*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.2, February 1999, pp.114-127.
- [Bar99] P. Bartczak, M. Domański, K. Poprawski, *A Technique for Automatic Analysis of Echocardiographic Images*, XXII KKTOiUE, Warszawa-Stare Jabłonki, 1999, pp.461-466.
- [Ber90] M-O. Berger, *Snake Growing*, Proc. First European Conference Computer Vision, Antibes France, April 1990, pp.570-572.
- [Bra97] K. J. Bradshaw, I. D. Reid, D. W. Murray, *The Active Recovery of 3D Motion Trajectories and Their Use in Prediction*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.3, March 1997, pp.219-233.
- [Bur00] Burr-Brown, *Burr-Brown Products*, Texas Instruments 2000, (<http://www.burrbrown.com/products>),
- [Che99] C. Chesnaud, P. Refregier, V. Boulet, *Statistical Region Snake-Based Segmentation Adapted to Different Physical Noise Models*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.11, November 1999, pp.1145-1157.
- [Chl92] H. Chlebus, W. Januszewicz, *Zarys Kardiologii*, Państwowy Zakład Wydawnictw Lekarskich, 1992.

- [Cim93] V. Cimagalli, M. Bobbi, M. Balsi, *MODA: Moving Object Detecting Architecture*, IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol.40, No.3, March 1993.
- [Coh93] 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, November 1993, pp. 1131-1147.
- [Col60] L. Collatz, *Metody Numeryczne Rozwiązywania Równań Różniczkowych*, PWN, Warszawa 1960.
- [Den96] J. Denzler, H. Niemann, *A New Energy Term Combining Kalman-Filter and Active Contour Models for Object Tracking*, Machine GRAPHICS & VISION, Vol. 5, Nos. ½, 1996, pp. 157-165.
- [Duc99] B. Duc, S. Fischer, J. Bigun, *Face Authentication with Gabor Information on Deformable Graphs*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 8, No. 4, April 1999, pp. 504-516.
- [Dzi85] I. Dziubiński, T. Świątkowski, *Poradnik Matematyczny*, PWN, Warszawa 1985.
- [Emr89] E. Emre, J. Seo, *A Unifying Approach to Multitarget Tracking*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.25, No.4, July 1989, pp.520-527.
- [Fan84] J-Q. Fang, T. S. Huang, *Some Experiments on Estimating the 3D Motion Parameters of a Rigid Body from Two Consecutive Image Frames*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.6, No.5, September 1984, pp.545-554.
- [Fei94] H. Feigenbaum, *Echocardiography*, Lea & Febiger, 1994.

- [Gei95] D. Geiger, A. Gupta, L. A. Costa, J. Vlontzos, *Dynamic Programming for Detecting, Tracking, and Matching Deformable Contours*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.17, No.3, March 1995.
- [Gia87] C. R. Giardina, E. R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*, Prentice-Hall 1987.
- [Gon92] R. C. Gonzales, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [Gun94] S. R. Gunn, M. S. Nixon, *A Dual Contour incorporating Parametric Shape Description*, Proceedings of EUSIPCO-94, Seventh European Signal Processing Conference, Edinburgh, U. K., September 1994, vol. 1, pp. 435-438.
- [Gun97] S. R. Gunn, M. S. Nixon, *A Robust Snake Implementation; A Dual Active Contour*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 1, January 1997, pp. 63-68.
- [Gut86] R. Gutowski, W. A. Swietlicki, *Dynamika i drgania układów mechanicznych*, Państwowe Wydawnictwa Naukowe, Warszawa 1986.
- [Hag98] G. D. Hager, P. N. Belhumeur, *Efficient Region Tracking With Parametric Models of Geometry and Illumination*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.10, October 1998, pp.1025-1039.
- [Har79] R. Haralick, *Statistical and Structural Approaches to Texture*, Proc. IEEE, Vol.67, No.5, 1979, pp. 786-804.
- [Hun94] I. A. Hunter, J. J. Soraghan, *Automatic Left Ventricular Boundary Extraction in Echocardiographic Images using Neural Networks*, Signal Processing VII: Theories and Applications, 1994, pp. 900-903.
- [Int97a] *Intel Architecture Software Developer's Manual, Volume 1: Basic Architecture*, No.243190, Intel Corporation 1997.

- [Int97b] *Intel Architecture Software Developer's Manual, Volume 2: Instruction Set Reference Manual*, No.243191, Intel Corporation 1997.
- [Int97c] *Intel Architecture Software Developer's Manual, Volume 3: System Programming Guide*, No.243192, Intel Corporation 1997.
- [Jai97] A. K. Jain, D. Zongker, *Representation and Recognition of Handwritten Digits Using Deformable Templates*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 12, December 1997, pp. 1386-1391.
- [Kac95] T. Kacprzak, K. Ślot, *Sieci Neuronowe Komórkowe*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa-Łódź 1995.
- [Kas87] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, *Snakes: Active Contour Models*, Proc. First International Conference on Computer Vision, June 8-11, 1987, pp. 259-263.
- [Kas88] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, *Snakes: Active Contour Models*, International Journal of Computer Vision, vol. 1, no. 4, 1988, pp. 321-331.
- [Kel99] A. Kelemen, G. Szekely, G. Gerig, *Elastic Model-Based Segmentation of 3-D Neuroradiological Data Set*, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 18, No. 10, October 1999, pp. 828-839.
- [Ker99] C. Kervrann, F. Heitz, *Statistical Deformable Model-Based Segmentation of Image Motion*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 8, No. 4, April 1999, pp. 583-588.
- [Koc00a] 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

- [Koc00b] 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
- [Lab94] F. Labonte, P. Cohen, *Finding Correspondences Between Smoothly Deformable Contours by Means of an Elastic Neural Network*, ICANN, Sorrento, 1994, pp. 437-440.
- [Lad93] M. Lades, J. C. Vorbruggen, J. Buhmann, J. Lange, C. Malsburg, R. P. Wurtz, W. Konen, *Distortion Invariant Object Recognition in the Dynamic Link Architecture*, IEEE Transactions on Computers, vol. 42, no. 3, March 1993, pp. 300-311.
- [Lam94] K. M. Lam, H. Yan, *Fast Greedy Algorithm for Active Contours*, Electronic Letters, January 1994, vol. 30, no. 1, pp. 21-23.
- [Lar95] O. V. Larsen, P. Radeva, E. Marti, *Guidelines for Choosing Optimal Parameters of Elasticity for Snakes*, Computer Analysis of Images and Patterns, Springer, Berlin 1995, pp. 106-113.
- [Les90] Z. Leszczyński, *Teoria układów logicznych*, Łódź, Politechnika Łódzka, 1990.
- [Lau93] D. C. Laurent, 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, November 1993, pp. 1131-1147.
- [Lev94] J. Levine, *Programowanie plików graficznych w C/C++*, Translator s.c., 1994.
- [Ley92] F. Leymarie, M. D. Levine, *Simulating the Grassfire Transform using an Active Contour Model*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, no. 1, January 1992, pp. 56-75.

- [Lip87] R. P. Lippmann, *An Introduction to Computing with Neural Nets*, IEEE ASSP Magazine, April 1987, pp. 4-22.
- [Łub97] T. Łuba, K. Jasiński, B. Zbierchowski, *Specjalizowane układy cyfrowe w strukturach PLD i FPGA*, Wydawnictwa Komunikacji i Łączności, Warszawa 1997.
- [Ma99] T. Ma, H. D. Tagare, *Consistency and Stability of Active Contours with Euclidean and Non-Euclidean Arc Lengths*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.8, No.11, November 1999, pp 1545-1559.
- [Mat82] R. Matusiak, *Elektrotechnika Teoretyczna – Teoria Pola Elektromagnetycznego*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1982.
- [Mat91] A. Materka, *Elementy cyfrowego przetwarzania i analizy obrazów*, PWN, 1991.
- [May79] P. S. Maybeck, *Stochastic models, estimation, and control*, Academic Press, 1979 (<http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/index.html>).
- [Mci99] T. McInerney, D. Terzopoulos, *Topology Adaptive Deformable Surfaces for Medical Image Volume Segmentation*, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 18, No. 10, October 1999, pp. 840-850.
- [Mic98] G. De Micheli, *Synteza i optymalizacja układów cyfrowych*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1998.
- [Mis91] P. Misiurewicz, *Podstawy techniki mikroprocesorowej*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1991.
- [Neu95] W. Neuenschwander, P. Fua, O. Kuebler, *From Ziplock Snakes to Velcro Surfaces*, Automatic Extraction of Man Made Objects from Aerial and Space Images, Monte Verita, 1995 Birkhaeuser Verlag Basel, pp. 105-114.
- [Nie94] J. Niewczas, *Ocena uszkodzeń mechanicznych ziarna pszenicy wykrywanych techniką rentgenograficzną*, Acta Agrophysica No 2, Instytut Agrofizyki im. B. Dobrzańskiego w Lublinie, 1994.

- [Now70] W. Nowacki, *Teoria sprężystości*, Państwowe Wydawnictwa Naukowe, Warszawa 1970.
- [Ols96] B. Olstad, A. H. Torp, *Encoding of a priori Information in Active Contour Models*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 9, September 1996, pp. 863-872.
- [Ols97] C. F. Olson, D. P. Huttenlocher, *Automatic Target Recognition by Matching Oriented Edge Pixels*, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, no. 1, January 1997, pp. 103-113.
- [Osu94] F. O'Sullivan, M. Qian, *A Regularized Contrast Static for Object Boundary Estimation-Implementation and Statistical Evaluation*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 6, June 1994, pp. 561-570.
- [Pav87] T. Pavlidis, *Grafika i Przetwarzanie Obrazów*, WNT, 1987.
- [Paw79] J. Pawłowski, *Podstawowe układy elektroniczne – Nieliniowe układy analogowe*, Wydawnictwa Komunikacji i Łączności, Warszawa 1979.
- [Pet99] N. Peterfreund, *Robust Tracking of Position and Velocity With Kalman Snakes*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 6, June 1999, pp. 564-569.
- [Ros92] T. Roska, T. Boros, A. Radvanyi, *Detecting Moving and Standing Objects Using Cellular Neural Networks*, John Wiley & Sons, International Journal of Circuit Theory and Applications, Vol.20, 1992, pp.613-628.
- [Sai94] K. Sair, p. Burger, *An Accurate Evaluation of Myocardium Shape from Ultrasound CT Images Using an Active Contour Model*, Machine GRAPHICS & VISION, Vol. 3, Nos. ½, 1994, pp. 319-328.
- [Sch96] J. Schurman, *Pattern Classification, A Unified View of Statistical and Neural Approaches*, John Wiley & Sons, 1996.
- [Sch97] M. L. Schmit, *Procesory Pentium – Narzędzia optymalizacji*, MIKOM, Warszawa 1997.

- [Set87] I. K. Sethi, R. Jain, *Finding Trajectories of Feature Points in a Monocular Image Sequence*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.9, No.1, January 1987, pp.56-73.
- [Shu97] H-Y. Shum, M. Hebert, K. Ikeuchi, R. Reddy, *An Integral Approach to Free-Form Object Modeling*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 12, Dec. 1997, pp. 1366-1370.
- [Ska93] W. Skarbek, *Metody Reprezentacji Obrazów Cyfrowych*, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, 1993.
- [Str93] M. Strzelecki, *Statystyczne Metody Segmentacji Obrazów Zawierających Tekstury z Wykorzystaniem Sieci Neuronowych*, AITiS, Tom 5, Z. 2, 1993, pp. 319-341.
- [Str95] P. Strumiłło, **P. Szczypiński**, *Automatic Extraction of Fuzzy and Broaken Image Edges using Active Contour Model*, XVIII KKTOiUE, 1995.
- [Str96a] P. Strumiłło, **P. Szczypiński**, P. Makowski, *Dokumentacja skomputeryzowanego stanowiska badawczego do analizy obrazów rentgenowskich ziaren pszenicy*, Instytut Elektroniki, Politechnika Łódzka, 1996.
- [Str96b] P. Strumiłło, **P. Szczypiński**, P. Makowski, *Program analizy uszkodzeń ziaren pszenicy „Ziarna” [Grant KBN Nr 5P06F01209]*, Instytut Elektroniki, Politechnika Łódzka, 1996.
- [Str97] 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
- [Str99] 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

- [Szc95] **P. Szczypiński**, *Zastosowanie aktywnego konturu do segmentacji obrazów*, Praca dyplomowa wykonana w Instytucie Elektroniki Politechniki Łódzkiej pod kierunkiem dr inż. P. Strumiłło, 1995.
- [Szc96] **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.
- [Szc98] **P. Szczypiński**, A. Materka, *Variable-Flexibility Elastic Model for Digital Image Analysis*, XXI KKTOiUE, Kiekrz, 1998.
- [Szc99] **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.
- [Szc00a] **P. Szczypiński**, A. Materka, *Program do analizy obrazów za pomocą deformowalnych modeli*, Elektronika-Prace naukowe, Łódź 2000, Zeszyt nr 5, pp.33-51
- [Szc00b] **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
- [Ślo99] K. Ślot, *Sieci neuronowe komórkowe: efektywne narzędzie przetwarzania informacji obrazowej (rozprawa habilitacyjna)*, Politechnika Łódzka, Zeszyty naukowe nr 819, Łódź 1999.
- [Tad92] R. Tadeusiewicz, *Systemy Wizyjne Robotów Przemysłowych*, WNT, 1992.
- [Tad93] R. Tadeusiewicz, *Sieci Neuronowe*, Akademicka Oficyna Wydawnicza RM, 1993.
- [Tad97] R. Tadeusiewicz, P. Korohoda, *Komputerowa analiza i przetwarzanie obrazów*, Wydawnictwo Fundacji Postępu Telekomunikacji, 1997
- [Tie87] U. Tietze, C. Schenk, *Układy półprzewodnikowe*, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa 1987.

- [Tri95] J. C. Trinder, H. Li, *Semi-Automatic Feature Extraction by Snakes*, Automatic Extraction of Man Made Objects from Aerial and Space Images, Monte Verita, 1995 Birkhaeuser Verlag Basel, pp. 95-104.
- [Tsa93] C.-T. Tsai, Y.-N. Sun, P.-C. Chung, *Minimising the Energy of Active Contour Model using Hopfield Network*, IEE Proceedings-E, Vol.140, No.6, November 1993, pp. 297-303.
- [Wan92] Y. F. Wang, J.-F. Wang, *Surface Reconstruction Using Deformable Models with Interior and Boundary Constrains*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, No.5, May 1992, pp. 572-579.
- [Wen87] J. Weng, T. S. Huang, N. Ahuja, *3-D Motion Estimation, Understanding, and Prediction from Noisy Image Sequences*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.9, No.3, March 1987, pp.370-388.
- [Wia98] K. Wiatr, *Architektura potokowa specjalizowanych procesorów sprzętowych do wstępnego przetwarzania obrazów w systemach wizyjnych czasu rzeczywistego*, Wydawnictwa AGH, Kraków 1998,
- [Wis97] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Kruger, C. Malsburg, *Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.7, July 1997, pp.775-779.
- [Wu97] X. Wu, B. Bhanu, *Gabor Wavelet Representation for 3-D Object Recognition*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.6, No.1, January 1997, pp. 47-64.
- [Xil00] Xilinx, *Data Book*, Xilinx 2000, (<http://www.xilinx.com/partinfo/databook.htm>),
- [Zhu96] R. C. Zhu, A. Yuille, *Region Competition: Unifying Snakes, Region Growing and Bayes/MDL for Multiband Image Segmentation*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 9, September 1996, pp. 884-900.
- [Żak84] W. Żakowski, M. Kołodziej, *Podręczniki Akademickie – Matematyka, Część II*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1984.

D1. ZESTAWY PARAMETRÓW MODELI DEFORMOWALNYCH

W dodatku zamieszczono zestawy parametrów modeli deformowalnych wykorzystywane do przeprowadzania analiz obrazów cyfrowych. Poszczególne parametry mają następujące znaczenie:

- a, d, r – parametry dopasowania siatki quasi-deformowalnej: kąta, położenia i skali,
- A_m, B_m – parametry określające liczbę punktów węzłowych siatki trójkątnej,
- I_m, J_m – parametry określające liczbę punktów węzłowych siatki prostokątnej,
- l – parametr lepkości środowiska,
- m – parametr masy węzła modelu deformowalnego,
- R_0 – odległość między punktami węzłowymi deformowalnej siatki po zainicjowaniu,
- S_m – liczba punktów węzłowych aktywnego konturu,
- T_1, T_2 – parametry progów: jasności i wartości bezwzględnej gradientu,
- T_m – liczba iteracji procesu dopasowania aktywnego konturu,
- T_q, T_e – liczba iteracji procesu dopasowania siatki quasi-deformowalnej i siatki o pełnej elastyczności,
- β – parametr oddziaływania siatki uśrednionej na deformowalną siatkę,
- β_1, β_2 – parametry oddziaływań zewnętrznych aktywnego konturu,
- ξ_1, ξ_2 – parametry oddziaływania obrazu: jasności i wartości bezwzględnej gradientu,
- $\tau, \rho, \rho_1, \rho_2$ – parametry określające stopień sprężystości modelu deformowalnego.

Zestawienie parametrów modelu standardowego aktywnego konturu			
Oznaczenie:	SA1	SA2	SA3
S_m	32	32	32
τ	0,2	0,01	0,02
ρ	0,02	0,05	0,02
β_1	$2 \cdot 10^{-10}$	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$
β_2	$2 \cdot 10^{-5}$	2	2
ξ_1	0,05	0,02	0,02
T_1	80	32	32
ξ_2	0	0,1	0
m	0,5	0,5	0,5
l	1	1	1
T_m	300	100	100

Zestawienie parametrów modelu ciśnieniowego aktywnego konturu		
Oznaczenie:	SB1	SB2
S_m	100	60
τ	0,01	0,05
ρ	0	0,04
ξ_1	0,02	-0,03
T_1	32	44
ξ_2	0,1	0,1
m	1	1
l	2	2
T_m	5000	30

Zestawienie parametrów modelu aktywnego konturu z punktem środkowym						
Oznaczenie:	SC1	SC2	SC3	SC4	SC5	SC6
S_m	100	60	32	40	40	40
τ	0,01	0,05	0,1	0,01	0,01	0,01
ρ	0	0,04	0,05	0	0	0,15
β_1	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$
β_2	2	2	2	2	2	2
ξ_1	0,02	-0,03	0,02	-0,06	-0,6	-0,06
T_1	32	44	80	80	80	80
ξ_2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
m	1	1	0,5	0,5	0,5	0,5
l	2	2	1	1	1	1
T_m	200	100	100	100	100	15

Oznaczenie:	SC7	SC8	SC9	SC10	SC11
S_m	32	32	50	64	32
τ	0,01	0,02	0,15	0,01	0,02
ρ	0,05	0	0,04	0	0,02
β_1	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$	0	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$
β_2	2	2	4	2	2
ξ_1	0,02	0,02	-0,1	0,02	0,02
T_1	32	80	32	64	32
ξ_2	0,1	0,1	0	0,1	0
m	0,5	0,5	1	0,5	0,5
l	1	1	2	1	1
T_m	100	100	500	100	100

Zestawienie parametrów modelu siatki prostokątnej			
Oznaczenie:	SP1	SP2	SP3
I_m	23	23	12
J_m	38	38	20
R_0	4	4	8
d	6	6	6
a	0,1	0,1	0,1
r	0,02	0,02	0,02
τ	0,15	0,15	0,15
ρ_1	0	0,01	0
ρ_2	0	0,01	0
β	0,1	0,2	0,2
ξ_1	0,04	0,04	0,04
ξ_2	0,02	0,02	0,02
T_1	50	255	100
T_2	50	255	100
m	0,5	0,5	0,5
l	1	1	1
T_q	30	30	0
T_e	20	20	200

Zestawienie parametrów modelu siatki trójkątnej										
Oznaczenie:	ST1	ST2	ST3	ST4	ST5	ST6	ST7	ST8	ST9	ST10
A_m	29	29	29	29	29	29	29	29	6	14
B_m	13	13	13	13	13	13	8	13	14	5
R_0	4	4	4	4	4	4	4	4	6	4
d	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
a	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
r	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,1	0,1	0,5	0,02
τ	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15
ρ_1	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0
ρ_2	0	0	0	0	0	0,01	0	0	0	0
β	0,1	0,1	0	0,1	0,1	0,2	0,1	0,1	0,2	0,02
ξ_1	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,06	0,06
ξ_2	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0
T_1	100	100	100	100	50	255	50	100	50	50
T_2	40	40	40	40	50	255	100	40	50	50
m	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	1	0,5	0,5
l	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1
T_q	0	30	0	0	30	30	50	60	50	50
T_e	200	20	400	400	20	20	20	40	20	20

D2. OBRAZY WYKORZYSTYWANE DO ANALIZY

W dodatku (na CD-ROM) przedstawiono obrazy wykorzystywane do analizy wraz z ich nazwami. Nazwy obrazów zaczynają się od znaków określających ich rodzaj w następujący sposób:

- ZA** – obrazy ziaren pszenicy w rzucie na wprost,
- XA** – obrazy ziaren pszenicy w rzucie na wprost odwrócone o 180°,
- ZB** – obrazy ziaren pszenicy w rzucie bocznym,
- ZK** – obrazy ziaren kukurydzy,
- ZV** – obrazy ziaren różnych roślin,
- WA** – wzorzec ziarna pszenicy w rzucie na wprost,
- WP** – obraz wzorca ziarna pszenicy obrócony w prawo o podany w stopniach kąt,
- WB** – wzorzec ziarna pszenicy w rzucie bocznym,
- HR** – obrazy ultrasonograficzne serca,
- HK** – obrazy ultrasonograficzne serca z zaznaczonym brzegiem lewej komory,
- HT** – obrazy serca uzyskane z tomografu rezonansu magnetycznego,
- TS** – obrazy testowe narysowane i zeskanowane,
- TK** – syntetyczne obrazy testowe wykonane za pomocą komputera,
- FT** – sztucznie utworzone serie obrazów przedstawiające obiekt w ruchu,
- FR** – serie obrazów rzeczywistych przedstawiające obiekt w ruchu
(wybrane klatki),
- WF** – obraz wzorca poruszającego się obiektu.

Obrazy oznaczone jako HR i HK uzyskano za pośrednictwem prof. Andrzeja Materki od dr E. Makowieckiej z CZMP w Łodzi. Obrazy te udostępnione w formie nagrania magnetowidowego zamieniono na postać cyfrową za pomocą systemu MIPS 512 [Mat91]. Obrazy oznaczone przez ZA, XA, ZB, ZK, ZV uzyskano w ramach projektu badawczego 5P06F01209 „Fizyczne i biologiczne skutki suszenia mikrofalowego ziaren pszenicy” od dra J. Niewczasa z Instytutu Agrofizyki PAN w Lublinie. Obrazy tomograficzne serca HT uzyskano w ramach programu badawczego

EC COST B11 „Quantitation of Magnetic Resonance Image Texture” za pośrednictwem mgra Piotra Makowskiego od dra H. Stødkilde-Jørgensen’a z Aarhus University Hospital. Serie obrazów oznaczone przez FR zaczerpnięto z *Encyklopedii Multimediialnej PWN – „Historia”*, Wydawnictwa Naukowe PWN S.A., Warszawa 1999. Są to filmy dokumentalne o 12 klatkach wyświetlanych w ciągu sekundy i rozmiarze kadru 384x288 punktów.

D3. PLIKI ŹRÓDŁOWE I WYKONYWALNE PROGRAMÓW

W dodatku (na CD-ROM) zamieszczono pliki źródłowe i wykonywalne programów napisanych przez autora niniejszej pracy wykorzystanych do przeprowadzenia analizy obrazów.

Nazwa katalogu	Nazwa programu	Zastosowanie
SIATKI	Siatki.exe	Analiza obrazów metodą aktywnego konturu i deformowalnego wzorca.
KORELATOR	Korel.exe	Wyznaczanie współczynników Φ_c i Φ_s za pomocą metody dopasowania maski wzorca.
FILTR	Filtr.exe	Wykonywanie filtracji liniowych, filtracji medianowej oraz przekształceń morfologicznych obrazów cyfrowych.