

UNIwersytet Technologiczno - Przyrodniczy
im. J.J. Śniadeckich w Bydgoszczy
Wydział Telekomunikacji, Informatyki i Elektrotechniki

mgr inż. Mirosław Miciak

Inteligentny System Rozpoznawania i Klasyfikacji Przesyłek Pocztowych

Rozprawa doktorska

Promotor:
prof. dr hab. inż. Ryszard Choraś

Bydgoszcz 24 czerwca 2013

Składam serdeczne podziękowania dla Promotora pracy
prof. dr. hab. inż. Ryszarda Chorasia
za pomoc i motywację do pisania niniejszej rozprawy

Spis treści

1	Wstęp	1
1.1	Wprowadzenie	1
1.2	Cel i teza pracy	14
1.3	Układ Pracy	15
2	Transformata Radona	16
2.1	Wstęp	16
2.2	Transformacja obrazu do przestrzeni parametrycznej	16
2.3	Transformata Radona	18
2.4	Dyskretne przekształcenie Radona	24
2.4.1	Skończona dyskretna transformata Radona	25
2.5	Algorytm wyznaczania dyskretnej transformaty Radona dla obrazów cyfrowych	28
2.5.1	Różnicowa dyskretna transformata Radona	31
2.6	Uzasadnienie wyboru techniki przetwarzania obrazu cyfrowego z wykorzystaniem dyskretnego przekształcenia Radona	32
2.7	Normalizacja obrazu w dziedzinie parametrycznej	33
2.8	Modyfikacje przekształcenia Radona	37
2.8.1	Przekształcenie Radona dla obrazów w skali szarości	38
2.8.2	Modyfikacje ograniczające wpływ szumów i zakłóceń obrazu	40
2.8.3	Modyfikacja procesu akumulacji transformaty Radona	45
2.9	Podsumowanie	49
3	Zastosowanie transformaty Radona dla celów pocztowych	51
3.1	Wstęp	51
3.2	Zastosowanie Transformaty Radona w zadaniu rozpoznawania danych teleadresowych	51
3.3	Wydzielanie punktów charakterystycznych przestrzeni parametrycznej	52
3.4	Wydzielanie obszarów połączonych przestrzeni parametrycznej	56
3.5	Wydzielanie cech przestrzeni parametrycznej na podstawie wybranych profili przekształcenia Radona	62

3.5.1	Metody wyboru profili przekształcenia Radona	69
3.5.2	Wydzielanie cech profili transformaty Radona	71
3.6	Podsumowanie	77
4	Identyfikacja opłaty pocztowej z wykorzystaniem przekształcenia Radona	79
4.1	Wprowadzenie	79
4.2	Transformacja przestrzeni kolorów	80
4.3	Wydzielanie cech obrazu opłaty pocztowej w przestrzeni YCrCb z wykorzystaniem transformaty Radona	82
4.4	Podsumowanie	87
5	Zastosowanie transformaty Radona do wyznaczania momentów	89
5.1	Wprowadzenie	89
5.2	Wyznaczanie momentów geometrycznych obrazu	90
5.3	Wyznaczanie momentów radialnych	96
5.3.1	Wyznaczanie momentów Zernike	98
5.4	Efektywność wyznaczania wielkości momentowych	103
5.5	Podsumowanie	104
6	Opis przeprowadzonych badań i wyniki eksperymentów	105
6.1	Materiał badawczy - własne bazy danych z obrazami znaków i opłat pocztowych	105
6.1.1	Proces akwizycji obrazów znaków	105
6.1.2	Proces akwizycji obrazów opłat pocztowych	106
6.2	Scenariusze badawcze i wyniki eksperymentów	106
7	Wnioski i uwagi końcowe	123
	Bibliografia	130
A	Dodatek	131
A.1	Przesyłki pocztowe	131
A.1.1	Definicja przesyłki pocztowej	131
A.1.2	Klasyfikacja przesyłek pocztowych	131
A.1.3	Adres pocztowy	132
A.2	Kod pocztowy	133
A.2.1	Opłata pocztowa	134
A.3	Automatyczny proces opracowywania przesyłek pocztowych	134
A.4	Klasyfikacja cech obrazu znaku	135
A.5	Obrazy	137
A.6	Wielomian Zernike dla postaci parametrycznej	138

A.7 Implementacja przekształcenia DTR	142
A.8 Implementacja akumulacji przekształcenia RDTR	142
A.9 Algorytm wyznaczania przekształcenia FRT	143
A.10 Implementacja mediany ważonej	143
A.11 Implementacja Zernike-2	144
A.12 Parametry wektora cech dla metody wydzielonych obszarów	145

Rozdział 1

Wstęp

1.1 Wprowadzenie

Zdolność odbierania bodźców świetlnych ze środowiska oraz ogół czynności związanych z ich analizą jest jedną z najważniejszych umiejętności człowieka. Narządy zmysłu wzroku pozwalają na podejmowanie działań w różnych okolicznościach w tym także przy wykonywaniu zadań na stanowiskach pracy. W związku z tym proces automatyzacji stanowisk pracy powinien również uwzględniać sensoryczne systemy percepcyjne.

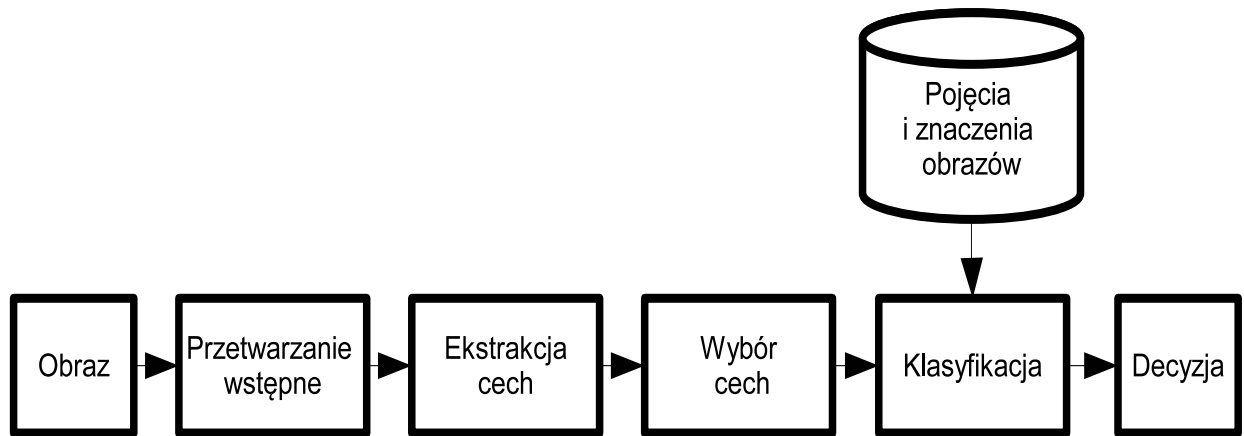
Systemy wizyjne to aktualnie bardzo dynamicznie rozwijane pole działalności badawczej. Znajdują one powszechne zastosowanie w coraz większej ilości dziedzin takich jak: automatyka przemysłowa, medycyna, elektronika czy telekomunikacja. Rozwój technik obliczeniowych, umożliwia praktyczną realizację wielu zagadnień związanych z przetwarzaniem obrazów, w tym również operacji automatycznego rozpoznawania i klasyfikacji obiektów.

Problematyka przetwarzania obrazów swoim zasięgiem obejmuje zagadnienia związane z dyskretną reprezentacją obrazu, kodowaniem, lokalizacją obiektów, rozpoznawaniem, klasyfikacją czy transmisją w sieci telekomunikacyjnej.

Procesy związane z rozpoznawaniem obrazu cyfrowego przedstawiono na rysunku 1.1. Obraz w postaci cyfrowej poddawany jest przetwarzaniu wstępnemu. Następnie realizowany jest proces ekstrakcji cech charakterystycznych, które są reprezentacją obiektów obrazu. Otrzymane wielkości są selekcyjonowane i kodowane dla potrzeb systemu (np. obrazowej bazy danych) i stanowią wektor cech.

Blok klasyfikacji dokonuje porównania wektora cech z wektorami wzorcowymi z bazy. Na wyjściu systemu otrzymujemy informację o przynależności obrazu do odpowiedniej klasy, która niezbędna jest w procesie podejmowania określonej decyzji.

Idea rozpoznawania obrazu sprowadza się do zadania podobnego jakie realizuje człowiek. Uogólniając, zadanie rozpoznawania polega na ustaleniu przynależności najrozmaitszego typu obiektów do pewnych klas [104, 107, 156, 157]. Problem rozpoznawania obrazów można roz-



Rysunek 1.1: Schemat procesu rozpoznawania obrazów

patrywać jako problem przyporządkowania etykiet obiektom lub zbiorom obiektów w obrazie. Należy również zwrócić uwagę na pojęcie klasyfikacji, które jest procesem grupowania obiektów ze względu na pewne wspólne cechy. Podsumowując różnice między rozpoznawaniem a klasyfikacją można stwierdzić że rozpoznawanie to pewna forma wnioskowania, natomiast klasyfikacja to pewna forma uczenia [94].

W przedstawionym procesie rozpoznawania można wyróżnić etap pozyskiwania i ekstrakcji cech oraz etap klasyfikacji obiektu do konkretnej klasy. Cechy można przedstawić zazwyczaj w wielowymiarowym układzie współrzędnych. Obiekty obrazu reprezentowane są przez n cech. Cechy te tworzą n -wymiarową przestrzeń cech, w której każda współrzędna reprezentuje odpowiednią cechę. Obiekt jest reprezentowany przez wektor $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ i jest przedstawiany jako punkt w przestrzeni cech: $X \in R^n$. Zadanie rozpoznawania obrazu polega na realizacji przyporządkowania obiektu do odpowiedniej klasy [94].

Selekcja cech jest istotną częścią procesu, stosowana jest w celu znalezienia reprezentacji danych w przestrzeni o mniejszej liczbie wymiarów, w której dane należące do poszczególnych klas będą lepiej separowalne.

Niezbędnym elementem tego etapu jest segmentacja obrazu [11, 9, 12], która umożliwia podział obrazu na regiony homogeniczne pod względem pewnej własności (np. intensywność, kolor, tekstura). Wybrane metody segmentacji są z powodzeniem stosowane w systemach optycznego rozpoznawania znaków [179, 156, 20, 83, 193, 2, 208, 89, 63, 23, 129, 134].

Istnieje bliski związek pomiędzy omówionym systemem rozpoznawania obrazów cyfrowych a zagadnieniem rozpoznawania pisma. W związku z czym metody stosowane dla obrazów mogą być przynajmniej w części adaptowane dla celów rozpoznawania pisma.

Zadanie rozpoznawania pisma ze względu na przeznaczenie aplikacyjne, należy podzielić na dwa główne wątki:

- rozpoznawanie tekstu,
- identyfikacja wykonawcy.

Istnieją też zintegrowane, komercyjne systemy OCR¹ firm takich jak ABBYY, Parascript, ExpertVision czy IRIS.

W aplikacjach pocztowych pojawiają się trudności związane z technicznymi aspektami procesu akwizycji tekstu. Duże znaczenie mają zakłócenia w postaci różnego rodzaju szumów powstających w samym procesie akwizycji oraz zniekształcenia znajdujące się bezpośrednio na nośniku zawierającym tekst. Zastosowanie odpowiednich filtrów wpływa na podniesienie jakości pracy systemu, lecz zwiększa złożoność obliczeniową danego rozwiązania. Doskonałym przykładem są tutaj specyficzne warunki pracy systemów pocztowych, gdzie ze względu na dużą różnorodność przesyłek i sposobów adresowania pojawiają się wymienione problemy, co w rezultacie prowadzi do zmniejszenia liczby opracowywanych przesyłek.

Zasadniczy wpływ na powstawanie błędów ma:

- rodzaj nośnika na którym jest wykonywane pismo (materiał, gramatura, struktura itp.),
- kolorowe tło lub zawierające teksturę,
- rodzaj i kolor środka piśmienniczego (atrament, długopis, druk igłowy itp.),
- nierówność oświetlenia w procesie akwizycji,
- plamy, pożółknięcia papieru, przekreślenia i inne lokalne zaburzenia tła,
- rozmycie krawędzi znaków (np. słaba jakość druku).

Algorytmy segmentacji i rozpoznawania zaimplementowane w systemach OCR nie są w stanie prawidłowo oszacować kształtu znaków, jeśli rozdzielczość obrazu otrzymana w procesie akwizycji nie jest wystarczająca duża. Np. dla dokumentów drukowanych czcionką (10 lub 12 pt.) zwykle minimalna rozdzielczość gwarantująca prawidłową pracę wynosi 300 DPI². Niedostateczna rozdzielczość może wystąpić w przypadku, gdy obraz jest pozyskiwany z kamery analogowej lub aparatu cyfrowego ze znacznej odległości. Na rozdzielczość obrazu ma również wpływ format kodowania obrazu, np. ograniczona głębia koloru lub ograniczona liczba odcieni szarości może spowodować błędy binaryzacji. Zapis obrazu z użyciem kompresji stratnej może powodować błędy w rozpoznawaniu kształtu znaków, ponieważ algorytmy kompresji stratnej powodują np. rozmycie krawędzi.

Osobną grupę zniekształceń pojawiających się w etapie pozyskiwania obrazu tekstu są zniekształcenia geometryczne, które mogą całkowicie uniemożliwić rozpoznawanie tekstu, np. efekt spowodowany zbyt dużym wygięciem powierzchni przesyłki podczas akwizycji obrazu lub odczytywaniem adresu umieszczonego na wielkogabarytowej przesyłce. Tak więc w zależności od przeznaczenia danego systemu rozpoznawania pisma eliminacja odpowiednich zniekształceń geometrycznych staje się ważnym zadaniem opracowywanego rozwiązania.

¹ang. Optical Character Recognition

²ang. dots per inch

Istotnym elementem każdego systemu automatycznego rozpoznawania pisma jest etap segmentacji tekstu, w skład którego wchodzi operacje wydzielenia: linii, grup znaków³, znaków. W przypadku tekstów drukowanych do segmentacji na linie, można zastosować poziomy profil rzutowania (linie tekstu są od siebie dostatecznie odseparowane i pozwalają na podział) to dla pisma ręcznego może okazać się to problematyczne. Dokumenty zapisane ręcznie charakteryzują się tym, że na krótkich odstępach między liniami pojawiają się fragmenty znaków⁴ umieszczone nad i pod bieżącym wierszem. Segmentacja przeprowadzona taką metodą doprowadza do utraty części poszczególnych znaków i ten sposób minima histogramu nie mogą już być podstawowym kryterium wyznaczania podziału tekstu. Analizując różne rodzaje pisma ręcznego można zauważyć, że większość tekstów pisanych ręcznie jest pochylona w prawo bądź w lewo. Tak więc przed operacją podziału na grupy znaków musi zostać przeprowadzona odpowiednia korekcja nachylenia znaków dla każdej linii, ponieważ często zdarza się że kąt nachylenia pisma zmienia się w trakcie pisania, lub też dokument jest pisany przez różne osoby. Ostatnim etapem wspomnianej segmentacji jest podział na wyrazy i znaki, gdzie za pomocą różnych algorytmów ustalane są odpowiednie miejsca podziału. Wybór właściwych kryteriów podziału ma decydujący wpływ na jakość całego procesu segmentacji. Należy również dodać, że wynik segmentacji uzależniony jest od procesów akwizycji i operacji przetwarzania wstępnego. Zatem w etapie segmentacji główny problem stanowi wybór odpowiednich algorytmów na poszczególnych etapach segmentacji uwzględniających właściwości wcześniejszych operacji przetwarzania obrazu danego systemu rozpoznawania znaków.

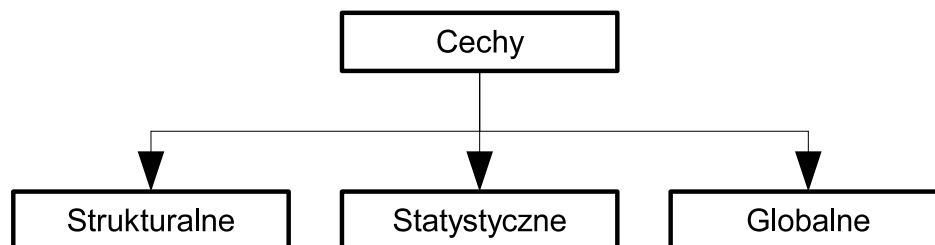
Znaki otrzymane w procesie akwizycji mogą posiadać różne wielkości, zniekształcenia liniowe i nieliniowe, braki pewnych fragmentów i inne zniekształcenia, których nie udało się wyeliminować w trakcie przetwarzania. W związku z tym większość analizowanych metod rozpoznawania pisma zawiera etap normalizacji, w którym w zależności od potrzeby obraz jest odpowiednio przetwarzany dla potrzeb klasyfikacji, lub ekstrakcji cech. Najczęściej wyznaczane są współczynniki rozmiaru, przesunięcia czy też obrotu i na tej podstawie otrzymywany jest zestandaryzowany obraz znaku, który poddawany jest kolejnym etapom procesu rozpoznawania. Problem uzasadnienia celowości stosowania eliminacji poszczególnych zniekształceń na tym etapie przetwarzania uzależniony jest głównie od przyjętego modelu procesu rozpoznawania. Przeprowadzone studia literaturowe wskazują na różne typy podejścia do tego zagadnienia. Można wskazać na rozwiązania, które poddają normalizacji obraz znaku, rozwiązania gdzie normalizowane są cechy obliczone na podstawie znaku otrzymanego w etapie segmentacji jak również metody, gdzie nie przeprowadza się normalizacji na żadnym z powyższych poziomów.

Architektura systemów rozpoznawania pisma dla celów pocztowych, podobnie jak w przypadku rozpoznawania obrazów oparta jest głównie o klasyfikatory, które umożliwiają określenie przynależności badanego znaku do właściwej klasy. Możliwe jest to w oparciu o zbiór pewnych

³np. ciągów zawierających kody pocztowe, nazwy, nazwiska, imiona, wyrazy itp.

⁴ang. ascenders, descenders

własności znaków otrzymanych w etapie pozyskiwania i selekcji cech. W idealnym przypadku zbiór parametrów opisujących znak powinien zawierać tylko niezbędne atrybuty umożliwiające poprawne przydzielenie znaku do określonej klasy. Najważniejsze typy cech pisma mogą być zgrupowane jak na rysunku 1.2 [127]:



Rysunek 1.2: Podział metod rozpoznawania znaków ze względu na rodzaj wydzielanych cech

- Cechy strukturalne - opisujące geometryczne i topologiczne własności cech danego obiektu. Do cech strukturalnych wykorzystywanych w metodach rozpoznawania znaków można zaliczyć m.in.: współczynnik proporcji wysokości i szerokości znaku, liczbę punktów przecięcia w znaku, czy też liczbę pętli i rozgałęzień danego znaku. Metody bazujące na tych atrybutach charakteryzują się małą wrażliwością na zmiany charakteru pisma lub kroju czcionki oraz możliwością jednoczesnego stosowania kombinacji wielu parametrów, co pozytywnie wpływa na skuteczność tego typu rozwiązań [152, 185, 81, 84].
- Cechy statystyczne - opierają się głównie na badaniu wielkości związanych z rozmieszczeniem poszczególnych punktów należących do badanego znaku. Do tej grupy cech można zaliczyć dane otrzymane w wyniku analizy statystycznej obrazu. Przykładami cech mogą być wyniki operacji podziału obrazu na odpowiednie obszary (ang. *zoning*) [161, 186] i wyznaczenie min. takich parametrów jak: koncentracja punktów danego obiektu, kierunek krawędzi, histogram, rzut (np. poziomy lub pionowy profil rzutowania), czy też liczba zmian tło-obiekt. W tej grupie metod spotykane są również rozwiązania opierające się na wyznaczaniu wielkości bazujących na momentach - uzyskując w ten sposób niezmiennosc cech badanego znaku względem przekształceń geometrycznych takich jak zmiana skali, przesunięcie czy obrót [152, 105]. Znane są także podejścia łączące obie wymienione grupy parametrów [8]. Zaletą metod rozpoznawania znaków bazujących na cechach statystycznych jest łatwość implementacji i małe zapotrzebowanie moc obliczeniową. Wadą natomiast jest wrażliwość na zniekształcenia i szумы procesu akwizycji i binaryzacji.
- Cechy globalne - techniki pozyskiwania cech bazujące na stosowaniu różnego rodzaju transformat pozwalają na redukcję przestrzeni cech i umożliwiają osiągnięcie niezmienności względem przesunięcia, zmiany skali i obrotu. Do grupy przekształceń wykorzysty-

wanych w opracowaniach dotyczących rozpoznawania pisma można zaliczyć: transformatę Fouriera, DWT, Radona, momenty centralne i Zernike, czy też kod łańcuchowy.

Analiza publikacji dotyczących tematyki przetwarzania obrazów i rozpoznawania znaków dla celów pocztowych pozwala na stwierdzenie, iż metody rozpoznawania znaków w ogólności bazują na informacji o kształcie. Zatem można je podzielić na:

- Metody konturowe - są łatwe w implementacji ale bardzo wrażliwe na zakłócenia. W większości bazują na doskonale znanej transformacji Fouriera. Niestety w przypadku niektórych zastosowań w obrazach występują duże zniekształcenia (szumy, bardzo zróżnicowane tło – szare, białe, jasno brązowe, bardzo różny kolor znaków, znaki z dobrze widocznymi fragmentami itp.), dlatego skuteczność tego typu metod jest niewielka.
- Metody obszarowe - wykorzystujące w procesie rozpoznawania znaków najczęściej różnego rodzaju momenty. Wymagają one binaryzacji, normalizacji i dużego nakładu obliczeniowego. Są również bardziej odporne na zakłócenia obrazu.

Większość przeanalizowanych technik rozpoznawania znaków z wykorzystaniem metod przetwarzania obrazów opiera swoje działanie na porównywaniu wydzielonych cech z badanego obrazu ze wzorcami umieszczonymi w obrazowej bazie danych. Kluczowym zagadnieniem techniki rozpoznawania znaków jest odpowiedni wybór cech, tak aby system mógł działać w czasie rzeczywistym, a wydzielone cechy pozwalały na skuteczną klasyfikację, co jest bardzo istotne w przypadku zastosowań pocztowych. Przeprowadzona analiza powszechnie stosowanych metod rozpoznawania pisma pozwoliła na wskazanie pewnych najliczniej reprezentowanych technik. W tabeli 1.1 zaprezentowano główne narzędzia wykorzystywane w zadaniu rozpoznawania znaków.

Przeprowadzona krótka analiza stosowanych rozwiązań jest próbą dokonania podziału technik rozpoznawania znaków wraz z przedstawieniem problemów związanych z realizacją w poszczególnych metodach.

Głównym ograniczeniem opisanych metod jest konieczność stosowania różnych operacji przetwarzania wstępnego. W celu osiągnięcia zadowalających rezultatów rozpoznawania wymagana jest m.in. operacja normalizacji znaku do postaci akceptowalnej przez dany system. Do grupy najczęściej stosowanych modyfikacji obrazu w zakresie normalizacji należą operacje: zmiany zakresu jaskrawości, zmiany skali, zmiany orientacji, przesunięcia, szkieletyzacji, ścinienia.

Wskazane niedogodności poszczególnych realizacji wymuszają dalsze prace nad udoskonalaniem znanych metod, a także do implementowania systemów hybrydowych, wykorzystujących jednocześnie co najmniej kilku rozwiązań. Szczególną uwagę zwrócono na możliwość rozwijania technik bazujących na Transformacji Radona. Przede wszystkim ze względu na możliwość przetwarzania obrazów w skali szarości, wrażliwość reprezentacji parametrycznej na zmianę

Tablica 1.1: Analiza metod rozpoznawania pisma

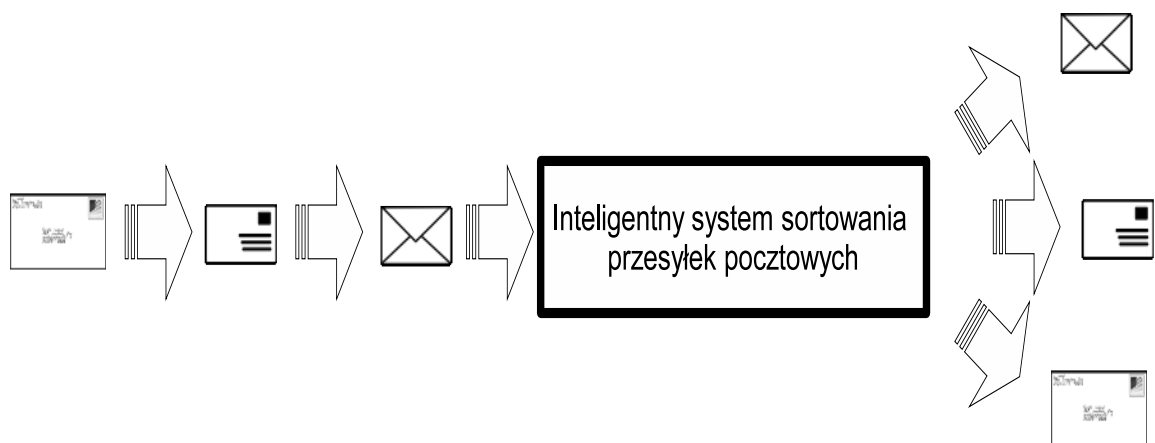
Nazwa	Znane rozwiązania	Zalety	Wady
Metody z zastosowaniem sztucznych sieci neuronowych			
sieci MLP	wykorzystujące algorytm uczenia z nauczycielem [202, 203],	skuteczność w dziedzinie rozpoznawania znaków drukowanych i rozpoznawania pisma ręcznego, łatwy proces uczenia sieci, szybki proces decyzyjny, możliwość zastosowania kilku metod klasyfikacji.	konieczność normalizacji obrazu, ograniczenie zakresu jaskrawości, brak związku pomiędzy strukturą sieci a wynikiem klasyfikacji, złożone procesy optymalizacji, problemem klasyfikacji znaków posiadających zniekształcenia lub uszkodzenia.
sieci RBF	z zastosowaniem normalizacji obrazu [201, 29], ze sprzężeniem feed-forward [28, 38, 164],		
multiklasyfikatory	rozwiązania [31, 178, 78, 92, 95, 150, 206],		
metody SVM	z zastosowaniem maszyny wektorów wsparcia [187, 188, 3, 137].		
Metody z zastosowaniem modeli Markowa			
metody offline	techniki wykorzystujące analizę wyrazów [163, 98, 99, 80, 154, 77], metody korzystające z analizę znaków [91, 80, 162], metody dekompozycji na grammy [77, 21], metody wykorzystujące tryb ciągły, gdzie dane są wprowadzane w trakcie wpisywania tekstu.	stosowane na poziomie pojedynczych znaków, symboli jak i całych wyrazów, ograniczenie liczby modeli do liczby rozpoznawanych klas, możliwość wprowadzenia zmian na poziomie reguł gramatycznych.	metody online, realizowane są tylko przy zastosowaniu odpowiednich urządzeń akwizycyjnych, konieczność przygotowania słownika danych treningowych dla każdej lokalizacji językowej, duża złożoność obliczeniowa.
metody online			
Metody z zastosowaniem momentów			
momenty geometryczne	metody wykorzystujące momenty geometryczne oraz Hu [26, 105, 17, 70, 175, 176, 169, 170, 204], techniki bazujące na momentach centralnych niskich rzędów [75, 24], rozwiązania z wykorzystaniem afinicznych niezmienników momentowych AMI [75, 76], techniki wykorzystujące automatyczną metodę generacji niezmienników momentowych AGOMI [192, 24, 191], metody opracowane na podstawie momentów Zernike [55, 14, 15, 169, 143, 102].	niezmiennosc względem obrotu, translacji, zmiany skali, w tym również pochylenia znaku, niezależność od zmian kontrastu obrazu, większość metod bazuje na obrazach w skali szarości.	duża złożoność obliczeniowa, konieczność przeprowadzenia segmentacji znaków, techniki momentowe są wrażliwe na zakłócenia obrazu.
niezmienniki momentowe			
momenty Zernike			
Metody z zastosowaniem transformaty Fouriera			
metody konturowe	metody bazujące na konturach znaków [61, 143, 130, 7, 149, 1, 159, 27, 32, 65, 49], funkcji długości łuku [32], pierwszej i drugiej pochodnej konturu kształtu [40, 65], funkcji odległości konturu wyznaczonej od środka ciężkości [39, 40], metody używające współrzędnych konturu za pomocą funkcji współrzędnych zespolonych [1, 198, 115, 112, 109].	metody konturowe odległościowe umożliwiają utworzenie reprezentacji kształtu znaku, która jest inwariantna względem przesunięcia [40], metody wykorzystujące deskryptory Fouriera są inwariantne względem transformacji geometrycznych obiektu, takich jak przesunięcie, rotacja i zmiana skali.	konieczność spełnienia kryterium ciągłości konturu znaku, wymagana jest również operacja segmentacji znaków i przetwarzania wstępnego, wrażliwość na zakłócenia i szumy, problemy z klasyfikacją niektórych znaków np. cyfr 6 oraz 9 [115].

Metody z zastosowaniem transformacji czasowo-częstotliwościowych			
metody CWT	na podstawie zamkniętego konturu znaku [37], z wykorzystaniem krawędzi i narożników [87], bazujące na wyznaczeniu parametrów energetycznych [64, 97],	podstawową zaletą metod rozpoznawania bazujących na przekształceniu falkowym jest zdolność do jednoczesnego reprezentowania obrazu znaku w dziedzinie czasu i częstotliwości [85],	metody są wrażliwe na rotację przesunięcie czy zmianę skali, konieczność uwzględnienia etapu normalizacji [181], występowanie nadmiarowej reprezentacji obrazu znaku i to zarówno w przypadku ciągłej czy też pakietowej odmiany transformaty falkowej.
metody DWT	na podstawie wybranych momentów geometrycznych [167, 86],		
metody pakietowe	z wykorzystaniem współczynników energetycznych [199, 62],		
metody zespolone DWT i inne	metody bazujące zespolonej DWT [108], techniki wykorzystujące przekształcenia Curvelet [19] oraz Ridgelet [34].		

Metody z zastosowaniem przekształcenia obrazu w przestrzeń parametryczną			
metody bazujące na klasycznej definicji transformaty Radona	rozwiązania wykorzystujące kaskadowe połączenie transformat Radona i Fouriera, pozwalające uzyskać niezmienność względem przesunięcia obrazu oraz dodatkowo ograniczenie długości wektora cech [173], metody powstałe z połączenia transformaty Radona i innych znanych technik: Radon-DTW [88], Radon-PCA [116, 117], Radon-DWT [42], Radon-Moment [183].	możliwość przetwarzania obrazów w skali szarości, określona zależność zmian reprezentacji parametrycznej na zmianę skali, rotacji oraz przesunięcia, możliwość obserwacji lokalnych cech obrazu znaku, prosta implementacja.	stosowanie pełnej reprezentacji parametrycznej, brak uwzględnienia wrażliwości na rotację, zmianę skali i przesunięcia, realizacja na podstawie transformaty ciągłej, brak uwzględnienia przetwarzania obrazów z zakłóceniami lub szumami.

skali rotacji czy przesunięcia, obserwacji lokalnych cech fragmentów znaku (np. linii prostych) i stosunkowo niewielkiej złożoności obliczeniowej.

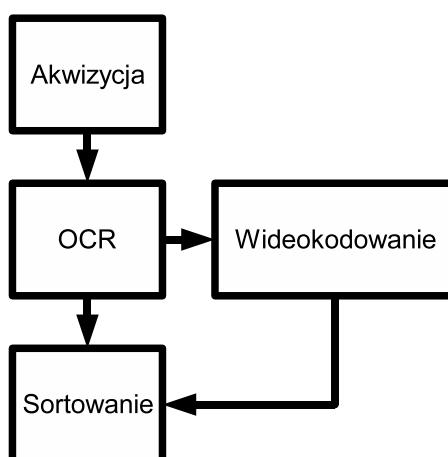
Powyższy przegląd stosowanych metod komputerowej wizji dla zastosowań pocztowych wymaga jeszcze uzupełnienia w postaci ogólnego sprecyzowania warunków pracy systemów identyfikacji i klasyfikacji przesyłek pocztowych.



Rysunek 1.3: System sortowania przesyłek pocztowych

Ze względu na dużą liczbę typów przesyłek i w celu usprawnienia łączności pocztowej dąży się do automatyzacji wielu operacji pocztowych; stosuje się automaty do sprzedaży znaczków i kart, maszyny frankujące, kody kreskowe oraz system automatycznego sortowania i rozdziału, którego schemat przedstawiono na rysunku 1.3.

Stosowane obecnie rozwiązania wykorzystują mechanizmy OCR. Moduł OCR jest kluczowym elementem procesu odpowiedzialnym za rozpoznawanie danych z pola adresowego, rozpoznawanie kodów paskowych i sprawdzenie poprawności opłaty pocztowej. Typowy system sortowania (Rys. 1.4) składa się z modułu akwizycyjnego, modułu wideokodowania oraz części rozpoznającej pismo. Moduł akwizycji wysyła obraz przesyłki do segmentu OCR. Jeżeli system OCR jest w stanie rozpoznać dane (technologia ta zapewnia około 50% skuteczność dla wszystkich przesyłek [60]), to automatycznie odsyła je do systemu. Jeśli jednak odczyt danych nie jest możliwy, to obraz przesyłki trafia do modułu wideokodowania, gdzie operator odczytuje dane i wpisuje je do systemu.



Rysunek 1.4: Schemat blokowy typowego systemu sortowania przesyłek pocztowych

Główne problemy przedstawionego rozwiązania:

- duża liczba przesyłek opracowanych ręcznie 300000-500000 (na 1,5 do 2 mln wszystkich przesyłek opracowywanych dziennie),
- ręczny rozdział przesyłek poleconych. Każda ma numer, musi być policzona i sprawdzona, w ciągu doby opracowanych i liczonych jest od 250 000 do 380 000 listów poleconych,
- sortowane są tylko przesyłki standardowe, typowe, ze znaczkiem w prawym górnym rogu, adresem wpisanym w odpowiedniej kolejności: imię, nazwisko, ulica, kod pocztowy i miasto (bez podkreśleń),
- często zdarzają się jednak listy nietypowe (za grube, okrągłe), ale też niestarannie i nieczytelnie zaadresowane, ze złym kodem lub w ogóle bez niego.

Prowadzone są, zatem prace w celu podniesienia skuteczności modułu OCR w dziedzinie odczytywania pisma ręcznego. Pomimo, iż uzyskano zadowalające rezultaty z rozpoznawaniem pisma drukowanego, to pismo ręczne jest nadal trudne do interpretacji. Biorąc pod uwagę fakt, że przesyłki opisane ręcznie stanowią 30% całości przesyłek [60] ważne jest, aby zapewnić lepsze wykorzystanie możliwości segmentu rozpoznającego pismo ręczne.

W związku z powyższym dokonano analizy problemów związanych z funkcjonowaniem modułu optycznego rozpoznawania znaków w systemach pocztowych i wskazano szereg problemów do których można zaliczyć:

- zniekształcenia procesu akwizycji,
- niejednolite tło,
- zmiany oświetlenia,
- szumy,
- obrót, zmiana skali itp.,
- uszkodzone znaki z brakującymi elementami, przekreślenia itp.

Wymienione aspekty charakteryzują specyfikę wymagań dla opracowanych metod przetwarzania obrazu w systemach pocztowych. Główne obszary zainteresowań niniejszej rozprawy to:

- automatyczne rozpoznawanie kodów pocztowych, które jest kluczowym elementem systemu sortowania, ponieważ od niego zależy skuteczność całego systemu. Obecna technologia rozpoznawania kodów opiera się na systemach ICR⁵, które jest odmianą systemów OCR wykorzystywanych w procesie przetwarzania danych z dokumentów typu formularze. Metody rozpoznawania znaku oparte są zwykle na technologiach sieci neuronowych przy wsparciu tablic walidacji, które podwyższają poziom rozpoznania pola. W spotykanych rozwiązaniach skuteczność rozpoznawania kodów pocztowych wynosi 50-90% [60, 58, 112, 109, 205, 35].
- drugim bardzo ważnym problemem, którego rozwiązanie jest niezbędne w celu pełnej automatyzacji przepływu strumienia pocztowego jest weryfikacja opłaty pocztowej. Problem sprowadza się do identyfikacji i rozpoznawania odpowiednich obrazów związanych opłatą. Proces ten jest skomplikowany ze względu na liczne obiekty, które również występują na przesyłce. Stosowane obecnie metody opierają się na analizie odbłasku farby fluorescencyjnej i perforacji znaczka naklejonego na liście mogą być zastąpione metodą identyfikacji, w której podstawowym kryterium porównawczym jest informacja o kolorze [110, 120, 113, 122, 121].

⁵ang. Intelligent Character Recognition

- obecne realizacje systemów automatycznego rozpoznawania danych teleadresowych nie mają już większych problemów z przetwarzaniem obrazów znaków drukowanych, to należy zaznaczyć, że ciągle istnieją duże trudności związane z odczytem adresów pisanych ręcznie. Sytuację dodatkowo komplikują zakłócenia w postaci różnego rodzaju szumów powstających w procesie akwizycji oraz zniekształcenia znajdujące się bezpośrednio na nośniku zawierającym dane adresowe.

Lokalizacja danych teleadresowych i opłaty pocztowej

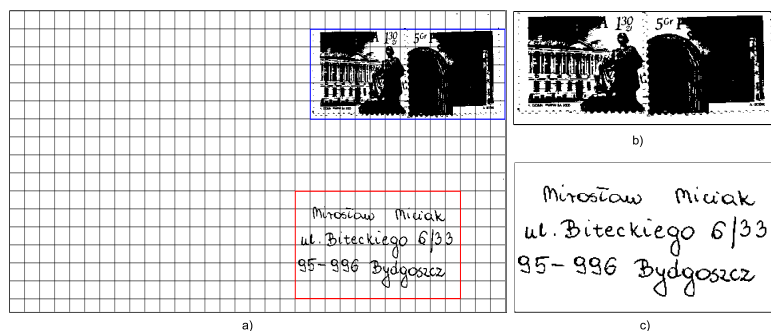
Aby przesyłka pocztowa dotarła do adresata, musi zostać opatrzona jego adresem pocztowym. Wzór adresowania zawiera: imię i nazwisko adresata lub nazwę instytucji, miejscowość zamieszkania, położenie w tej miejscowości (ulica, numer budynku, numer mieszkania) oraz kod pocztowy. Większość przesyłek posiada specjalne pole z miejscem na wpisanie adresata [196]. Prawidłowy wzór adresowania zgodny z zaleceniami Poczty Polskiej przedstawia rysunek 1.5.a.



Rysunek 1.5: Różne przykłady przesyłek pocztowych

W celu odnalezienia danych teleadresowych na przesyłce pocztowej należy oddzielić elementy zawierające tekst od elementów grafiki, ponieważ na przesyłce bardzo często znajdują się inne obiekty takie jak pieczęci, znaczki, reklamy, logo firmy. Powszechnie w tym celu stosuje się algorytmy morfologiczne [53], algorytmy oparte na izolowaniu znaków na podstawie cech izotropowych [146], algorytmy bazujące na analizie tła [145], profilu rzutowania [166], czy algorytmy oparte na rozpoznawaniu znaków w izolowanych obiektach [136]. Działanie zaproponowanego algorytmu oparte jest na badaniu kolejnych fragmentów obrazu przesyłki, gdzie uzyskiwane są dwie wielkości: liczba punktów obiektu (1) oraz liczba zmian z 0 na 1 oraz z

1 na 0. Obie wielkości są mnożone, obszar, dla którego pomiar osiągnął wartość maksymalną jest klasyfikowany jako obszar, w którym znajduje się tekst [44]. Dodatkowo stosuje się moduł decyzyjny, który pozwoli określić obszary, gdzie znajdują się dane adresata [115, 109]. Na rysunku 1.6 przedstawiono wynik działania algorytmu lokalizującego obszary pola adresowego oraz opłaty pocztowej.



Rysunek 1.6: Wynik działania algorytmu lokalizacji obszarów: pola adresowego oraz opłaty pocztowej

Kolejnym etapem przetwarzania obrazu danych teleadresowych jest usunięcie kąta przekosu [47, 74, 197, 123, 200]. Do określenia jego wartości możemy wykorzystać metodę bazującą na poziomym profilu rzutowania oraz rozkładzie Winger-Ville [44, 46, 45]. Poziomy profil rzutowania dla obrazu tekstu (danych adresowych) charakteryzuje się większymi wartościami szczytowymi oraz posiada większą dynamikę zmian, niż poziomy profil tego samego tekstu umieszczonego pod kątem. Zaproponowany algorytm wyznaczania kąta przekosu składa się z



Rysunek 1.7: Przykładowy wynik działania algorytmu określającego kąt przekosu. Dla rozważanego przykładu kąt przekosu wynosi 3.1° .

trzech etapów, w których otrzymywane są kolejne przybliżenia [115, 109].

Następnym krokiem jest segmentacja obrazu na linie, w tym celu wykorzystuje się uzyskany w poprzednim kroku poziomy profil rzutowania i jeżeli linie są od siebie dostatecznie odseparowane, to histogram przedstawia dobrze oddzielone wartości szczytowe oraz minima [184, 33, 138, 128].

Analizując różne rodzaje pisma ręcznego można zauważyć, że większość znaków pisanych ręcznie jest pochylona w prawo bądź w lewo. Tak, więc przed operacją segmentacji powinna

Universytet Technologiczny - Przyrodniczy
ul. Kaliskiego 7
85-796 BYDGOSZCZ

Rysunek 1.8: Wynik segmentacji linii pola adresowego z użyciem przedstawionego algorytmu zostać przeprowadzona korekcja nachylenia znaków. Sporządzany jest w tym celu poziomy profil rzutowania, który dla wyrazów nie nachylonych charakteryzuje się tym, że występują w min większe przerwy między znakami (minima), natomiast w wyrazach pochyłonych znaki zakrywają przerwy i histogram jest bardziej płynny. Podobnie jak w przypadku określenia kąta przekosu zaproponowano algorytm, który umożliwi korekcją kąta pochyłu znaków w oparciu o histogram z największą liczbą minimów [45].

Universytet Technologiczny - Przyrodniczy
Universytet Technologiczny - Przyrodniczy

Rysunek 1.9: Proces usuwania nachylenia znaków dla linii pola adresowego.

Wyrazy pisane ręczne zazwyczaj są rozdzielone i w celu segmentacji również stosuje się poziomy profil rzutowania obrazu linii tekstu. Wyznaczone minima histogramu stanowią granicę podziału wyrazów. W piśmie ręcznym przerwy między słowami są zazwyczaj dłuższe niż średnia szerokość znaku, więc można to będzie uznać za kryterium dla określenia granicy wyrazów. Estymacja szerokości znaku realizowana jest przez określenie wysokości wyrazu i należy ją przeprowadzić dla każdej linii tekstu, ponieważ często rozmiar znaków pisanych ulega zmianie w trakcie pisania.

Podobnie realizowany jest podział na znaki kodu pocztowego, gdzie kryterium podziału stanowi również wysokość linii. W rezultacie otrzymujemy obrazy znaków odpowiadające poszczególnym cyfrom kodu pocztowego. Przykładowe obrazy cyfr kodu pocztowego przedstawiono na rysunku 1.10.

85796 8591185796 2000195996

Rysunek 1.10: Przykładowe cyfry danych teleadresowych.

1.2 Cel i teza pracy

Prezentowane w pracy rozwiązania dotyczą zastosowania systemów przetwarzania i rozpoznawania obrazów do identyfikacji i klasyfikacji przesyłek pocztowych.

Celem rozprawy jest wykazanie przydatności metod wykorzystujących transformatę Radona w procesie rozpoznawania wybranych obiektów alfanumerycznych i graficznych znajdujących się na przesyłkach pocztowych.

W związku z tak określonym celem pracy zaproponowano zastosowanie przekształcenia Radona w procesie rozpoznawania kodów pocztowych pisanych ręcznie oraz w identyfikacji i weryfikacji opłaty pocztowej z wykorzystaniem informacji o kolorze, która umożliwi pełną automatyzację przetwarzania strumienia przesyłek.

Na podstawie analizy literatury oraz w wyniku przeprowadzonych prac badawczych stawia się do udowodnienia następującą tezę:

Transformacja Radona i jej modyfikacje pozwalają na poprawne rozpoznawanie obiektów alfanumerycznych i graficznych znajdujących się na przesyłkach pocztowych.

W oparciu o tak ogólnie postawiona tezę określone zostały zadania do realizacji:

1. Wykazanie przydatności przekształcenia Radona do rozpoznawania danych teleadresowych.
2. Zaproponowanie realizacji dyskretnej transformaty Radona.
3. Wprowadzenie modyfikacji przekształcenia Radona w celu przetwarzania obrazów z zakłóceniami i szumami.
4. Przeprowadzenie procesu normalizacji w dziedzinie parametrycznej transformaty Radona.
5. Zaproponowanie technik wydzielania cech znaku na podstawie danych przestrzeni parametrycznej transformaty Radona.
6. Wykazanie możliwości zastosowania opracowanych metod w systemie pocztowym.

1.3 Układ Pracy

Zawartość niniejszej pracy można podzielić na dwie główne części. W pierwszej części rozprawy przedstawiono podstawy teoretyczne rozpoznawania obrazów i przekształcenia Radona oraz jego odmiany i modyfikacje. W tej części również omówiono i zaproponowano możliwość wykorzystania transformaty w zadaniu rozpoznawania znaków.

Druga część pracy poświęcona jest modyfikacjom przekształcenia Radona dla zastosowań w specyficznych warunkach pracy systemu pocztowego. Dodatkowo podjęto dyskusje na temat możliwości wykorzystania transformaty Radona w przetwarzaniu kolorowego obrazu opłaty pocztowej celem jej identyfikacji na przesyłce. Ponadto w rozdziale 5 rozważono możliwość zastosowania transformaty do wydzielenia dodatkowych cech charakterystycznych opisujących przetwarzany obraz. Natomiast w rozdziale 6 zamieszczono wyniki przeprowadzonych eksperymentów dla opracowanych metod. Ostatni rozdział 7 stanowi podsumowanie rozprawy. Zebrane są w nim najważniejsze wnioski i uzyskane wyniki prac badawczych wykonanych w ramach niniejszej pracy oraz propozycje dalszych badań.

Rozdział 2

Transformata Radona

2.1 Wstęp

W Rozdziale 1 omówiono powszechnie stosowane techniki uzyskiwania cech obrazu znaku dla potrzeb rozpoznawania pisma. Przeprowadzone szczegółowe studia literaturowe pozwoliły na krytyczną ocenę tych metod ze wskazaniem głównych wad utrudniających ich implementację w systemach rozpoznawania znaków dla specyficznych wymagań systemów pocztowych.

W rozdziale tym przedstawiono podstawy teoretyczne oraz omówiono właściwości przekształcenia Radona możliwe do wykorzystania w systemach automatycznego rozpoznawania i klasyfikacji przesyłek pocztowych. Ze względu na specyficzne warunki pracy systemów pocztowych zaproponowano pewne modyfikacje przekształcenia Radona, pozwalające na zmniejszenie wpływu szumów i zakłóceń na reprezentację parametryczną transformaty.

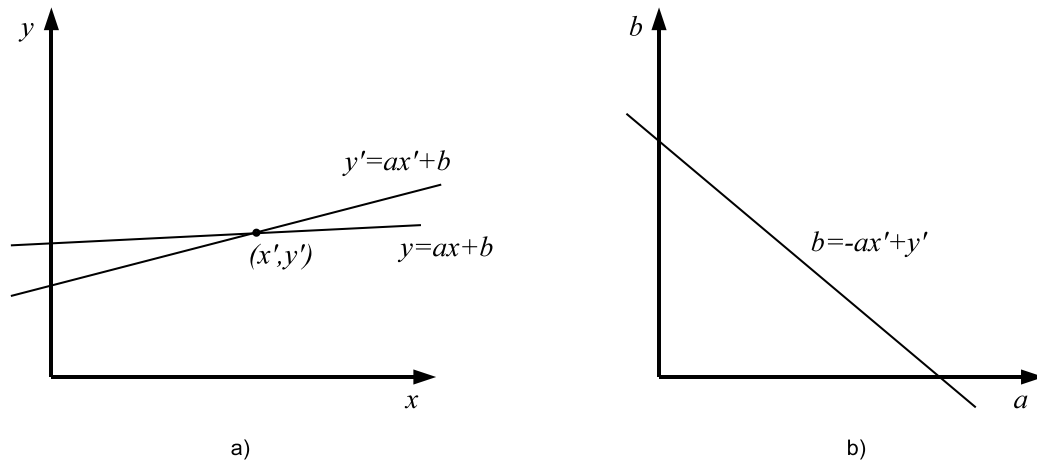
2.2 Transformacja obrazu do przestrzeni parametrycznej

Elementy obrazu reprezentujące różnego rodzaju obiekty mogą składać się z odcinków linii prostych, fragmentów okręgów lub elips. Można je opisywać w przestrzeni współrzędnych obrazu (jest to najczęściej spotykana forma opisu obiektów) jak również w przestrzeni parametrów. Odwzorowanie przestrzeni współrzędnych obrazu do przestrzeni parametrycznej może być zrealizowane za pomocą przekształcenia wprowadzonego przez Paula Hougha w 1962r. nazywanego później Transformatą Hougha.

Realizacja przekształcenia wykorzystuje proste o równaniu:

$$y = ax + b \tag{2.1}$$

gdzie (x, y) określają przestrzeń współrzędnych obrazu, a (a, b) określają przestrzeń parametrów. Dla danego punktu (x', y') wszystkie proste przechodzące przez ten punkt można opisać



Rysunek 2.1: Reprezentacja linii prostej, a) przestrzeń współrzędnych obrazu, b) przestrzeń parametrów

równaniem:

$$y' = ax' + b \quad (2.2)$$

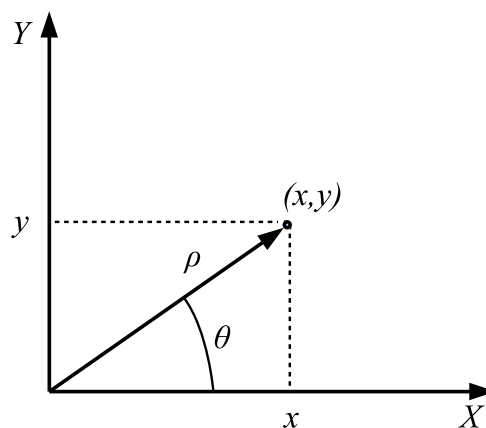
lub

$$b = -x'a + y' \quad (2.3)$$

gdzie x' oraz y' są traktowane jako stałe, natomiast a i b jako zmienne. W ten sposób każda linia przechodząca przez punkt (x', y') odpowiada pojedynczemu punktowi na linii w przestrzeni (a, b) (Rys. 2.1b). Z uwagi na to, że parametry a i b mogą przyjmować wartości nieskończone, zazwyczaj stosuje się inną formę parametryzacji, a mianowicie:

$$y = \left(\frac{-\cos \theta}{\sin \theta} \right) x + \frac{\rho}{\sin \theta}, \quad \theta \neq k\pi, \quad k \in \mathbb{N} \quad (2.4)$$

gdzie (x, y) określają przestrzeń współrzędnych kartezjańskich, natomiast (ρ, θ) są biegu-



Rysunek 2.2: Reprezentacja punktu x, y za pomocą parametrów ρ, θ

nowymi współrzędnymi punktu (x, y) względem punktu $(0, 0)$ (Rysunek 2.2). Zatem prosta przedstawiona w kartezjańskim układzie współrzędnych może być analitycznie opisana za pomocą równania normalnego prostej

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad (2.5)$$

gdzie θ oznacza kąt utworzony przez dodatni kierunek osi x z półprostą poprowadzoną z początku współrzędnych prostopadle do danej prostej, przy czym $0 \leq \theta \leq 2\pi$, a ρ jest odległością danej prostej od początku układu współrzędnych. Gdy ustalimy punkt (x_0, y_0) przez który przechodzą badane proste otrzymamy równanie

$$\rho(\theta) = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta \quad (2.6)$$

Każdy punkt (x, y) jest teraz reprezentowany przez krzywą (2.6) w przestrzeni (ρ, θ) [94], a przestrzeń, którą tworzą pary (ρ, θ) nazywamy przestrzenią parametryczną lub przestrzenią Hougha. Przekształcenie to wykorzystywane jest głównie do detekcji linii konturowych obiektów obrazu.

Dysponując danymi punktów linii konturu obiektu (x_i, y_i) $i = 1, \dots, N$ można utworzyć macierz A_k dla skwantowanych parametrów (ρ, θ) . Początkowo wszystkie elementy tablicy A_k są równe zero, następnie każdy punkt (x_i, y_i) jest transformowany do przestrzeni parametrów. W tablicy zliczana jest liczba punktów $A_k(\rho, \theta)$, wzdłuż prostej wyznaczonej przez parametry (ρ, θ) . W efekcie takiego postępowania otrzymuje się tablicę, w której każdy element jest identyfikowany przez wartości parametrów (ρ, θ) . Proces ten nosi nazwę akumulacji, a tablica stosowana do jego realizacji nazywana jest akumulatorem.

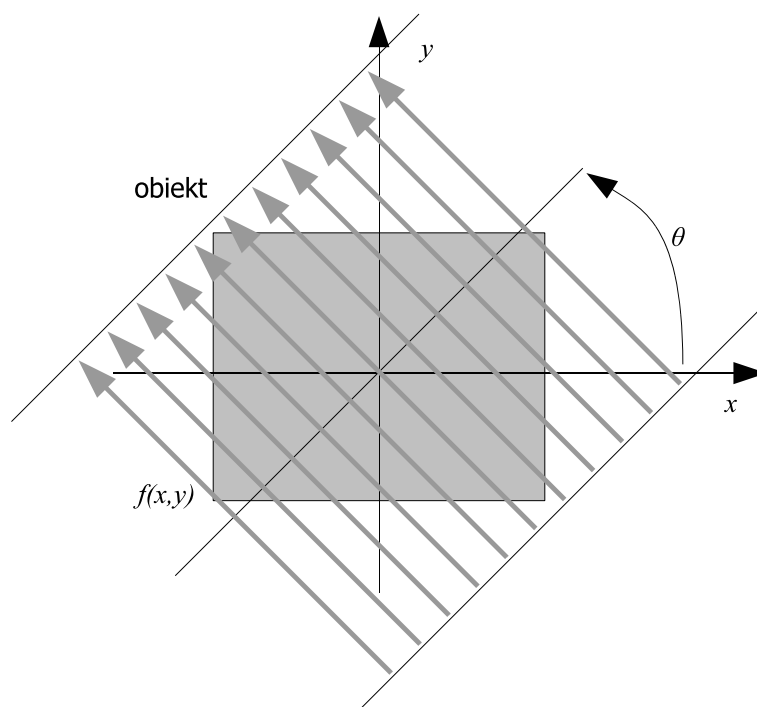
Maksymalne lokalne akumulatora $A_k(\rho, \theta)$ określają różne odcinki linii prostych tworzących np. linie konturowe obiektów. Należy również zauważyć, że każdy punkt obrazu jest traktowany niezależnie, zatem transformacja może być realizowana z wykorzystaniem obliczeń równoległych i systemów wielowątkowych. Okazuje się również, że przedstawiona transformata Hougha dla linii prostych jest przypadkiem bardziej ogólnym znanego od 1917 roku przekształcenia Radona [82].

2.3 Transformata Radona

Odwzorowanie do przestrzeni parametrów może być zrealizowane np. za pomocą transformaty Radona [207, 165], która jest najczęściej wykorzystywana do celów tomografii komputerowej [151]. Znajduje również zastosowanie przy analizie danych astronomicznych, w spektroskopii, przy analizie map topograficznych, w sejsmologii, w biomedycynie (np. wykrywanie guzów nowotworowych), przy identyfikacji osób (np. badanie odcisków palców, tęczy oka i

hemoglobiny), w analizie obrazów satelitarnych, jako metoda śledzenia ruchomych celów i w wielu innych dziedzinach [180, 30, 172]. W tym celu zostały opracowane i wykonane układy scalone umożliwiające jej obliczanie w czasie rzeczywistym [144]. Dodatkowo ze względu na właściwości transformaty, zostały również opracowane specjalne algorytmy, zoptymalizowane dla systemów wieloprocesorowych [50].

Wykorzystując rozkład osłabienia (absorbcji) wiązki promieniowania w obiekcie można na podstawie obliczeń serii pomiarów tzw. projekcji, zrekonstruować obraz obiektu. Realizowane jest to z zastosowaniem m.in. metod algebraicznych, iteracyjnych, Fouriera lub projekcji wstecznej [5].



Rysunek 2.3: Proces powstawania projekcji

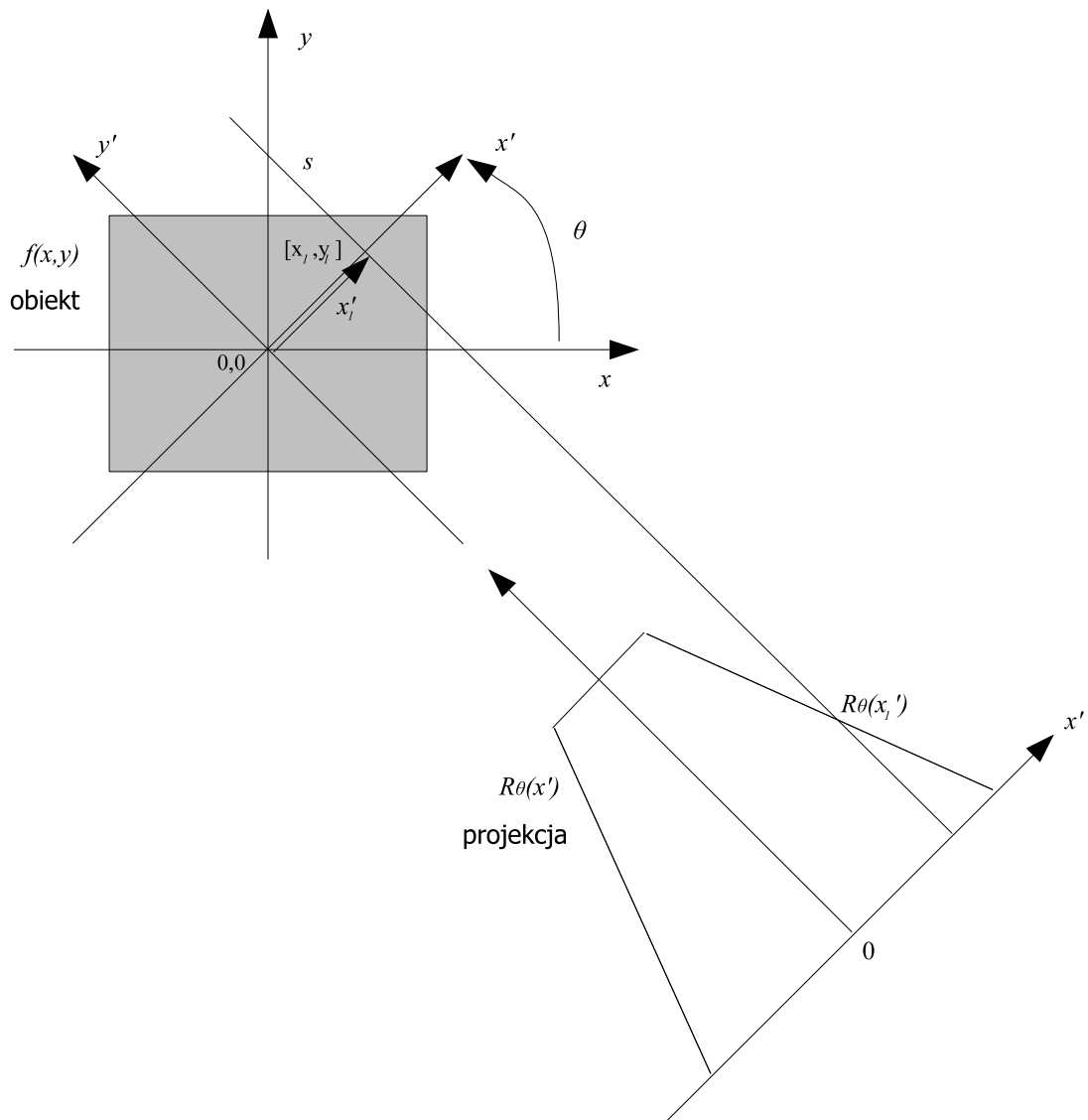
Proces uzyskiwania pojedynczych projekcji sprowadza się do analizy wiązki promieni równoległych (Rys.2.3) na oś powstałą w wyniku obrotu osi x o pewien kąt θ . W wyniku obrotu osi x powstaje robocza oś x' , operację można zapisać za pomocą równania (2.7):

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2.7)$$

Dla rozpatrywanego promienia x'_1 (Rys. 2.4):

$$x'_1 = x_1 \cos \theta + y_1 \sin \theta \quad (2.8)$$

Wartość funkcji projekcji dla danego kąta θ i promienia x' można wyznaczyć za pomocą za-



Rysunek 2.4: Projekcja obiektu $f(x,y)$ na oś x' powstałą w wyniku obrotu osi x o kąt θ

leżności:

$$P_{\theta}(x') = \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx dy \quad (2.9)$$

$P_{\theta}(x')$ może być interpretowana jako suma elementów obiektu znajdujących się na drodze prostej s przechodzącej przez dany obiekt. Wartość funkcji dla punktu (x_1, y_1) i promienia x'_1 (Rys. 2.4) można zapisać następująco:

$$P_{\theta}(x'_1) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, y_1) ds \quad (2.10)$$

Ważne jest aby dla każdej projekcji wyznaczane były wartości funkcji dla wszystkich możliwych wartości x' .

W ten sposób wzdłuż prostej prostopadłej do promienia x' , przebiegającej przez obszar obiektu sumowane są wartości $f(x, y)$.

Uwzględniając omówiony proces uzyskiwania pojedynczych projekcji (2.8), $P_\theta(x')$ można przedstawić w postaci:

$$P_\theta(x') = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - x') dx dy \quad (2.11)$$

gdzie:

$$\delta(x \cos \theta + y \sin \theta - x') \quad (2.12)$$

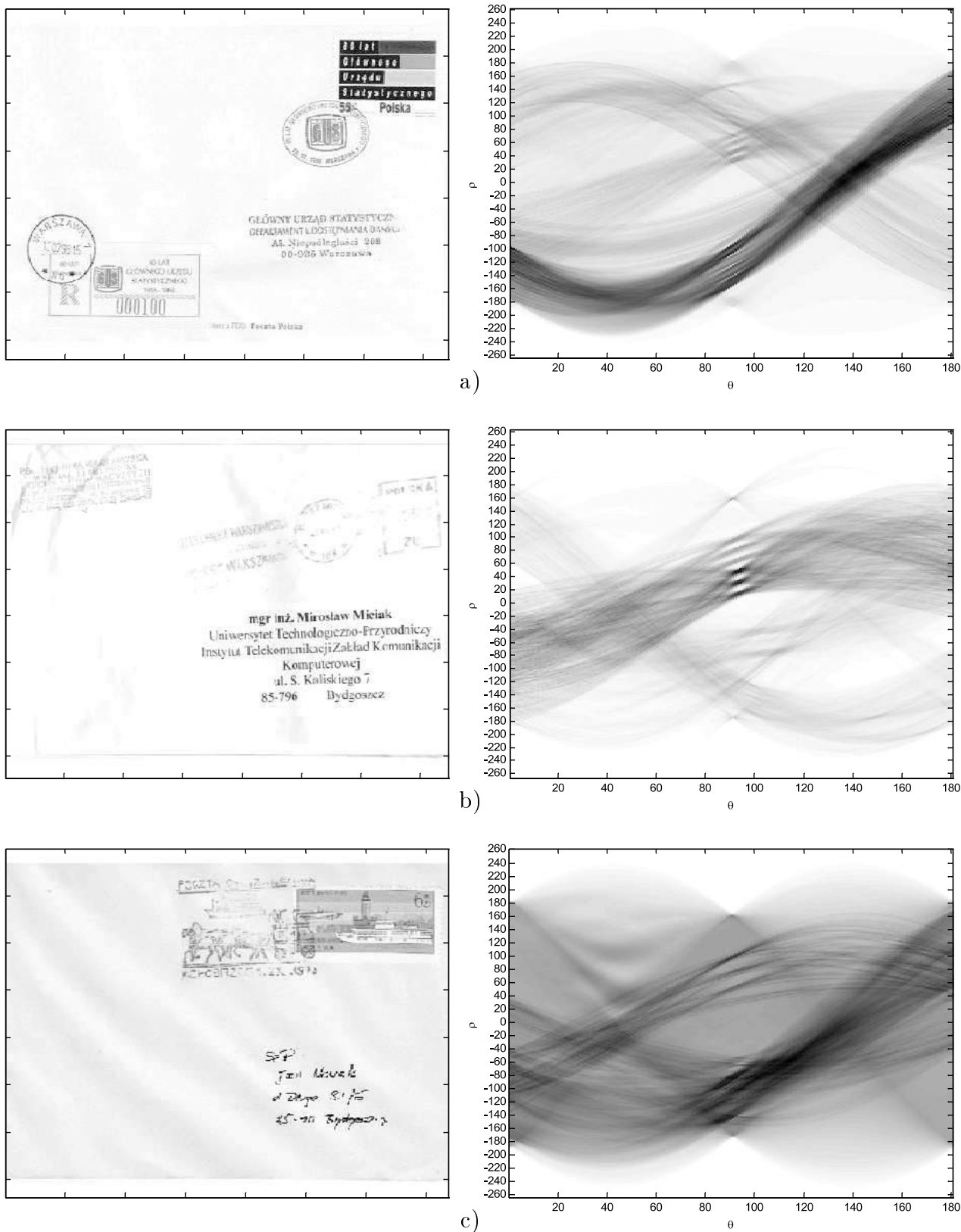
jest funkcją *delta* o wartości różnej od zera tylko dla argumentu równego 0.

Zastosowana we wzorze (2.11) podwójna całka wskazuje na sumowanie wartości funkcji $f(x, y)$ dla zmiennych x i y (stąd przyrosty dx i dy). Otrzymany w ten sposób wzór przekształcenia nosi nazwę transformacji Radona.

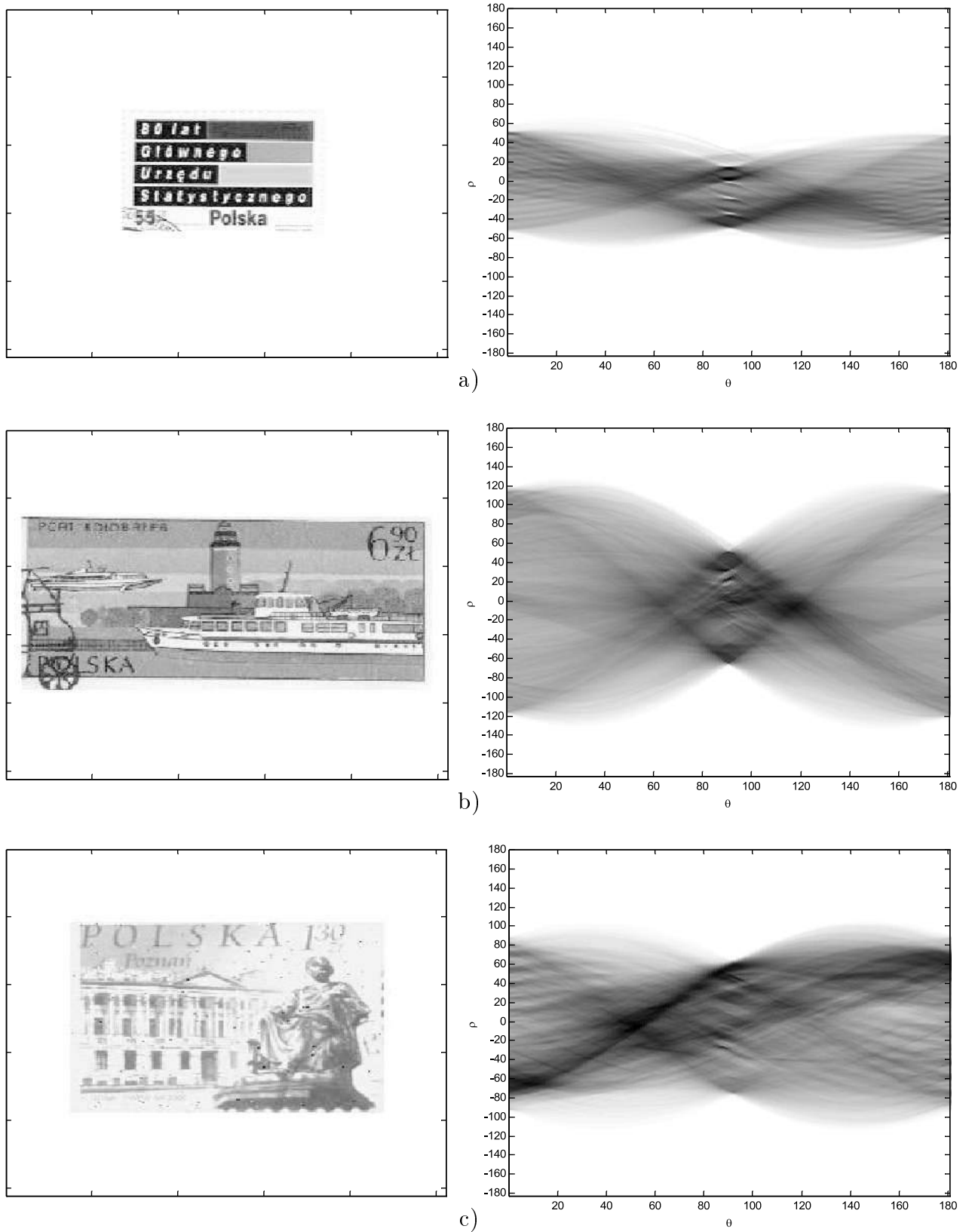
Podobnie jak w przypadku transformaty Hougha w celu obliczenia transformaty Radona konieczna jest odpowiednia reprezentacja przestrzeni parametrów. W standardowych implementacjach każdy wymiar przestrzeni parametrów podlega kwantyzacji i zawężeniu do odpowiedniego przedziału. W wyniku takiego postępowania otrzymuje się tablicę, której komórki są zwiększane, gdy krzywa analityczna określona współrzędnymi (ρ, θ) przechodzi przez punkt obiektu na obrazie. Z tym że proces sumowania uwzględnia wartość punktów obraz $f(x, y)$. Dość istotny jest właściwy dobór poziomu kwantyzacji w przestrzeni parametrów, gdyż ma on bezpośredni wpływ na precyzję lokalizacji szukanych segmentów rozpatrywanego obrazu. Na rysunku 2.5 przedstawiono przestrzeń parametryczną transformaty Radona dla wybranych obrazów (w 8 bitowej skali szarości) przesyłek pocztowych. Na rysunku 2.6 przedstawiono przestrzeń parametryczną transformaty Radona dla wybranych obrazów (w 8 bitowej skali szarości) opłat pocztowych. Na rysunku 2.7 przedstawiono przestrzeń parametryczną transformaty Radona obrazów: a,c,e,h) binarnych oraz b,d,f) w skali szarości, dla cyfr kodu pocztowego. W tabeli 2.2 przedstawiono przykładowe rozmiary reprezentacji parametrycznej dla obrazów przesyłek, opłat pocztowych i znaków kodów pocztowych z pola adresowego.

Tablica 2.1: Rozmiary reprezentacji parametrycznej dla obrazów przesyłek, opłat pocztowych i znaków kodów pocztowych z pola adresowego

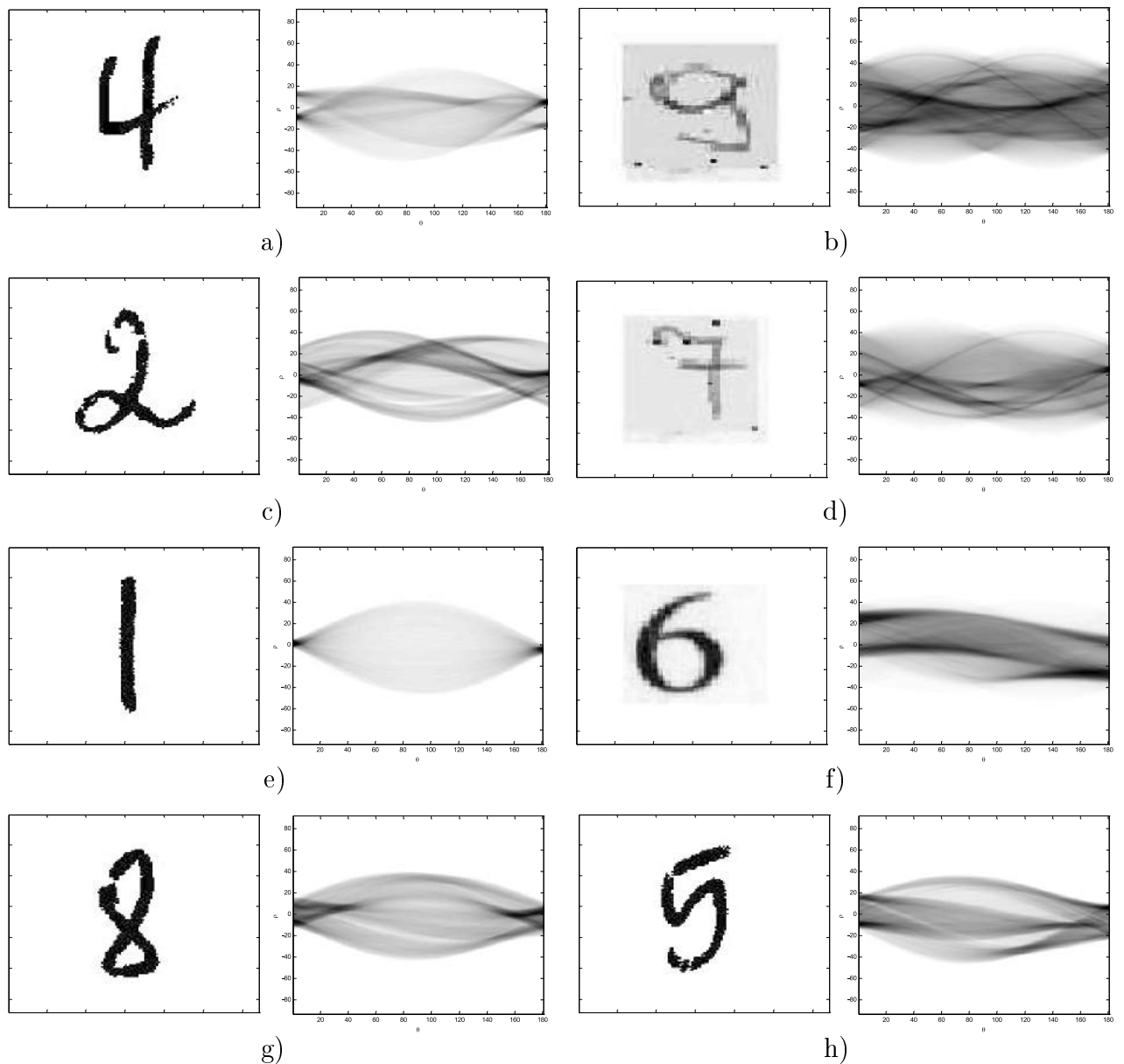
Obraz	x_{max}	y_{max}	θ_{min}	θ_{max}	ρ_{min}	ρ_{max}
Przesyłka pocztowa (Rys. 2.5.a.)	370	370	0	180	0	527
Przesyłka pocztowa (Rys. 2.5.b.)	368	368	0	180	0	525
Przesyłka pocztowa (Rys. 2.5.c.)	373	373	0	180	0	531
Opłata pocztowa (Rys. 2.6.a. ÷ Rys. 2.6.c.)	255	255	0	180	0	363
Cyfra (Rys. 2.7.a. ÷ Rys. 2.7.h.)	128	128	0	180	0	183



Rysunek 2.5: Obrazy przesyłek pocztowych oraz ich transformaty Radona



Rysunek 2.6: Obrazy opłat pocztowych oraz ich transformaty Radona



Rysunek 2.7: Obrazy cyfr kodu pocztowego oraz ich transformaty Radona

2.4 Dyskretne przekształcenie Radona

Ogólnie zdefiniowana postać transformaty Radona w szczególności dotyczy sygnału w postaci ciągłej. Ponieważ, przetwarzane obrazy są obrazami dyskretnymi omówione zostaną właściwości dyskretnej transformaty Radona. Dyskretna postać transformaty Radona (ang. Discrete Radon Transform) (DRT) stosowana w dziedzinie przetwarzania sygnałów wyznaczana przy wykorzystaniu np. takich technik jak składanie ukośne¹ [147, 41], transformata τ - P [48], szybka filtracja [153, 160], filtracja fan [160] czy metody formowania promienia [36]. DRT może być stosowana do wyznaczania pewnych grup uogólnień klasycznej transformaty

¹ang. slant stack

Radona, w szczególności tam gdzie linie proste zastępuje się np. krzywymi, a funkcje wag są realizowane za pomocą całek wzdłuż tych krzywych [57].

Odwrotna DRT pozwala uzyskać dokładną reprezentację odwrotną (tj. np. obrazu przed przekształceniem). Pojawiają się zatem nowe możliwości zastosowania metod DRT np. w obrazowaniu MRI². Ważną zaletą jest to, że DRT umożliwia implementację w systemach przetwarzania równoległego czy też nawet rozproszonego.

Zatem dokładna odwracalność, elastyczność w zakresie definiowania dowolnych grup uogólnień, skalowalność, szybkość, umożliwiła wykorzystanie DRT w zakresie przetwarzania obrazu dla celów komputerowej wizji.

2.4.1 Skończona dyskretna transformata Radona

Skończona postać transformaty Radona (ang. Finite Radon Transform)(FRT) jest odmianą dyskretnego przekształcenia Radona.

Przekształcenie FRT dla obrazu o wymiarach $p \times p$ w postać $(p+1) \times p$, gdzie p jest liczbą pierwszą jest definiowane jako [52, 16]:

$$FRT(k, l) = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{(x,y) \in L_{k,l}} f(x, y) \quad (2.13)$$

dla

$$L_{k,l} = \{(x, y) : y = kx + l \pmod{p}, x \in Z_p\}, 0 \leq k < p \quad (2.14)$$

oraz

$$L_{p,l} = \{(l, y) : y \in Z_p\} \quad (2.15)$$

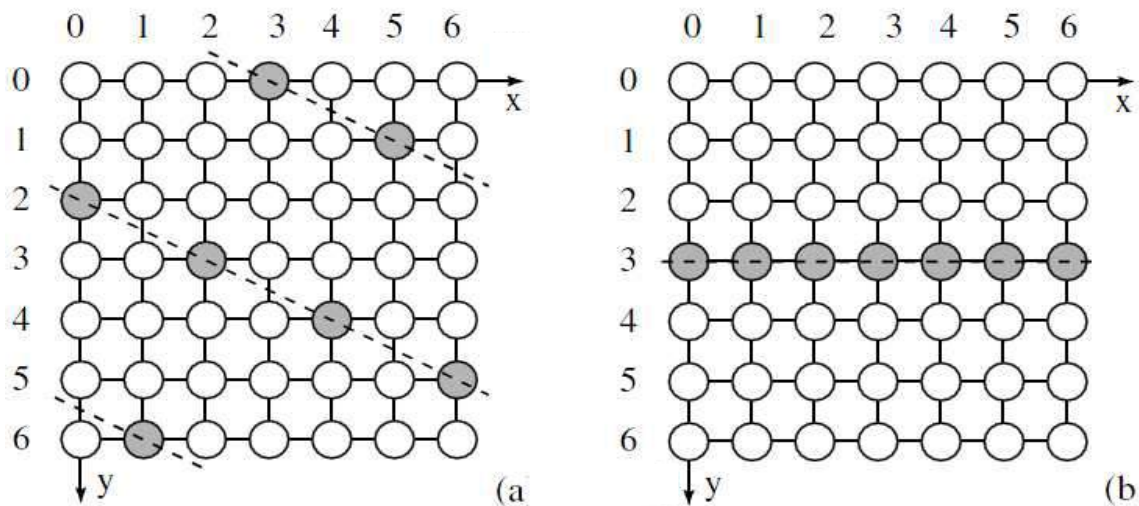
x, y - współrzędne obrazu, k, l - kolumny i wiersze macierzy FRT Z_p - dziedziną punktów obrazu, mod - operacja modulo.

Kolejne wiersze akumulatora (l) FRT zawierają wartości wszystkich (p^2) punktów obrazu. Innymi słowy suma wartości każdego wiersza FRT jest stała i jest równa sumie wartości wszystkich punktów obrazu. Natomiast dla projekcji $l = p$ punkty obrazu są sumowane wzdłuż kolejnych kolumn obrazu. Na rysunku 2.8 przedstawiono metodykę wyboru punktów reprezentacji FRT zgodnie z (2.14) oraz (2.15). Zaletą zastosowania FRT jest ograniczenie aparatu matematycznego do operacji arytmetycznych oraz realizacja transformaty odwrotnej bez potrzeby stosowania interpolacji [52].

W dodatku pracy (A.9) przedstawiono algorytm na podstawie którego wyznaczono prze-

²ang. Magnetic Resonance Imaging

kształcenia FRT.



Rysunek 2.8: Wybór punktów obrazu transformaty FRT a) punkty na $x \equiv 2y + 3 \pmod{7}$ b) punkty na $y \equiv 0x + 3 \pmod{7}$ [16]

FRT pozwala uzyskać dokładną reprezentację odwrotną (tj. np. obrazu przed przekształceniem). Dodatkową, ważną zaletą jest to, że skończona postać transformaty Radona możliwa jest do zastosowania w systemach wielowątkowych - każdy wiersz transformaty może być wyznaczony oddzielnie. Wadą tej postaci transformaty jest możliwość przetwarzania kwadratowych macierzy obrazu i tylko o rozmiarze liczb pierwszych [16]. W tabeli 2.2 przedstawiono rozmiary macierzy parametrów (l, k) FRT dla przykładowych obrazów.

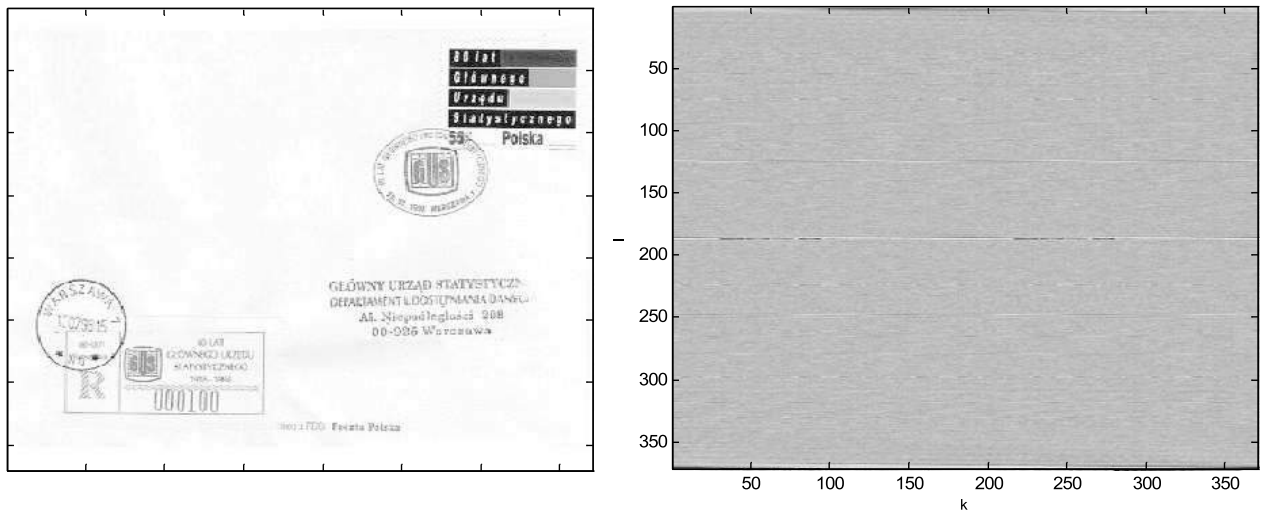
Tablica 2.2: Rozmiary reprezentacji parametrycznej FRT dla obrazów przesyłek, opłat pocztowych i znaków kodów pocztowych z pola adresowego

Obraz	x_{max}	y_{max}	l_{max}	k_{max}
Przesyłka pocztowa (Rys. 2.9.a.)	367	367	368	367
Opłata pocztowa (Rys. 2.10.a.)	251	251	252	251
Cyfra kodu pocztowego przesyłki (Rys. 2.11.a.)	127	127	128	127

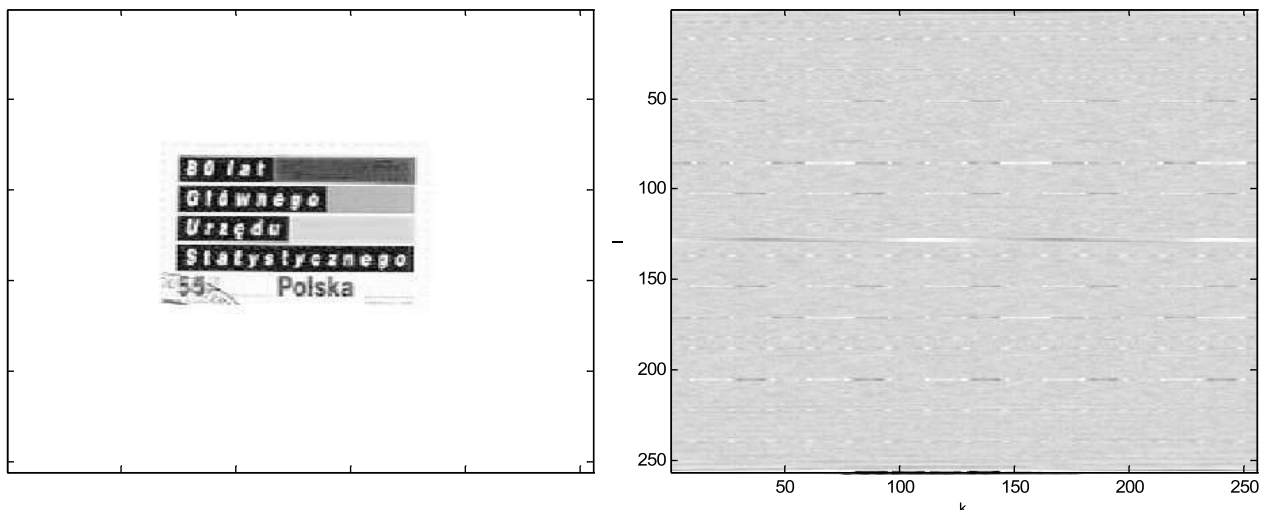
Na rysunkach 2.9, 2.10, 2.11 przedstawiono przykładowe obrazy (w 8 bitowej skali szarości) przesyłki i opłaty pocztowej oraz cyfry z kodu pocztowego i odpowiadające im macierze transformaty FRT.

Na rysunku 2.12 dokonano porównania czasu realizacji implementacji przekształceń Radona:

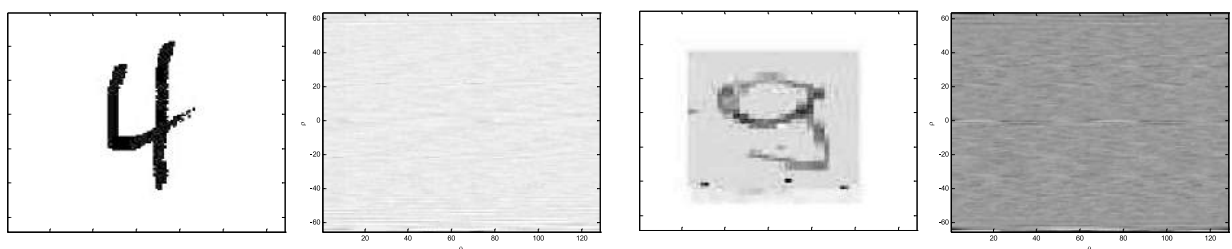
- dla postaci ciągłej, gdzie ograniczono dziedziny parametrów (ρ, θ) do zbioru liczb całkowitych i ustalono zakres obrotu $\Delta\tilde{\Theta} = \{0, \dots, \pi\}$ oraz promienia $\Delta\tilde{P} = \{0, \dots, \sqrt{x_{max}^2, y_{max}^2}\}$
- dla postaci skończonej (FRT), gdzie parametry $l_{max} = x_{max} + 1$ oraz $k_{max} = y_{max}$



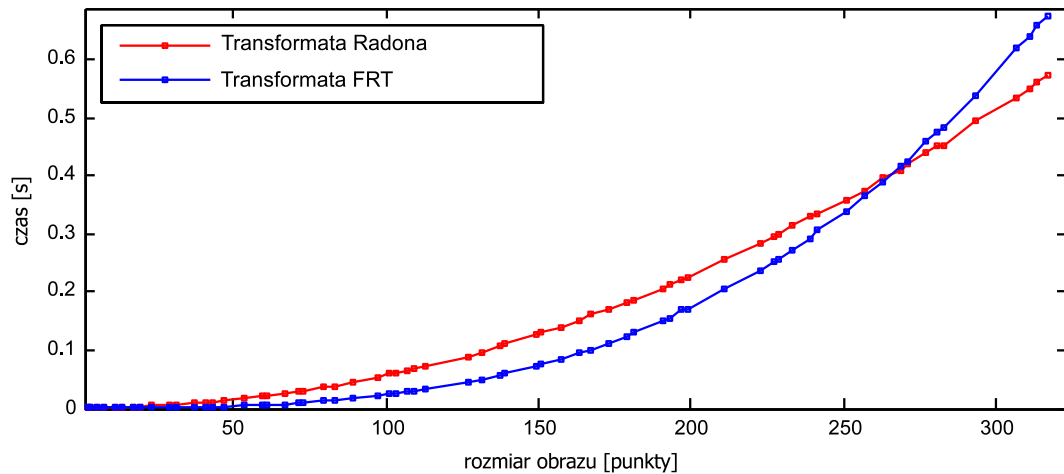
Rysunek 2.9: Transformata FRT od lewej a) obraz wejściowy b) przestrzeń parametrów



Rysunek 2.10: Transformata FRT od lewej a) obraz wejściowy b) przestrzeń parametrów



Rysunek 2.11: Transformata FRT od lewej a) obraz cyfry kodu pocztowego b) przestrzeń parametrów c) obraz cyfry kodu pocztowego d) przestrzeń parametrów



Rysunek 2.12: Porównanie czasu realizacji implementacji dla transformaty Radona i FRT

Wyznaczanie reprezentacji parametrycznej skończonej dyskretnej transformaty Radona jest efektywniejsze dla małych rozmiarów obrazów. Przy większych macierzach okazuje się, że ustalenie ograniczonych zakresów parametrów pozwala skrócić czas realizacji przekształcenia bazującego na ciągłej postaci transformaty.

Ponadto ze względu na odmienny sposób tworzenia akumulatora transformaty FRT, utrudnione jest bezpośrednie wykorzystanie metod opracowanych dla klasycznej postaci przekształcenia.

W dalszej części pracy zaproponowano nowy algorytm wyznaczania dyskretnej transformaty Radona na podstawie założeń definicji ciągłej (zliczanie punktów obrazu wzdłuż prostych prostopadłych do promieni) lecz z uwzględnieniem dyskretnej siatki prostokątnej.

2.5 Algorytm wyznaczania dyskretnej transformaty Radona dla obrazów cyfrowych

Rozważając transformatę Hougha, umożliwiającą detekcję linii prostych, ale zrealizowaną dla wszystkich punktów obrazu, to w rezultacie otrzymujemy szczególny przypadek transformaty Radona.

Należy zaznaczyć tu, że w przypadku transformaty Radona występuje odmienny sposób aktualizacji danych w macierzy akumulatora A_k , mianowicie w tablicy akumulatora zliczana jest liczba punktów $A_k(\rho, \theta)$, która odpowiada położeniu (ρ, θ) tak, że:

$$A_k(\rho_w, \theta_l) = A_k(\rho_w, \theta_l) + f(x, y) \quad (2.16)$$

jeżeli

$$x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = \rho_w \quad \text{dla } \theta = \theta_l \quad (2.17)$$

Umożliwia to realizację przekształcenia wszystkich punktów obrazu do przestrzeni parametrów dla obrazów w skali szarości.

Ponieważ obraz (sygnał) ma reprezentację dyskretną zdefiniowane zostanie przekształcenie Radona dla dyskretnej siatki prostokątnej, w której reprezentowany jest transformowany obraz.

Dyskretna postać zależności (2.10) jest następująca:

$$R[L_\theta] = \sum_{(x,y) \in L_\theta} f(x,y) \quad (2.18)$$

gdzie, proste L_θ definiowane są za pomocą równania kierunkowego prostej (2.1). Jeżeli prosta L_θ przechodzi przez punkt $A(x_0, y_0)$, to równanie prostej możemy zapisać w postaci:

$$y = a(x - x_0) + y_0 \quad (2.19)$$

gdzie:

$$a = \text{tg}(\theta) \quad (2.20)$$

Dla różnych wartości m równanie daje nam różne proste przechodzące przez punkt $A(x_0, y_0)$. Na podstawie tego równania otrzymamy jednak prostej przechodzącej przez punkt $A(x_0, y_0)$ prostopadłej do osi OX czyli dla kąta $\theta = \frac{\pi}{2}$, jej równanie ma postać $x = x_0$.

Na podstawie powyższego można zdefiniować zbiór wszystkich prostych L_θ za pomocą:

$$L_\theta = \begin{cases} (x, y) | y = \text{tg}(\theta) \times (x - x_0) + y_0 & , \theta \neq \frac{\pi}{2} \\ (x, y) | x = x_0 & , \theta = \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (2.21)$$

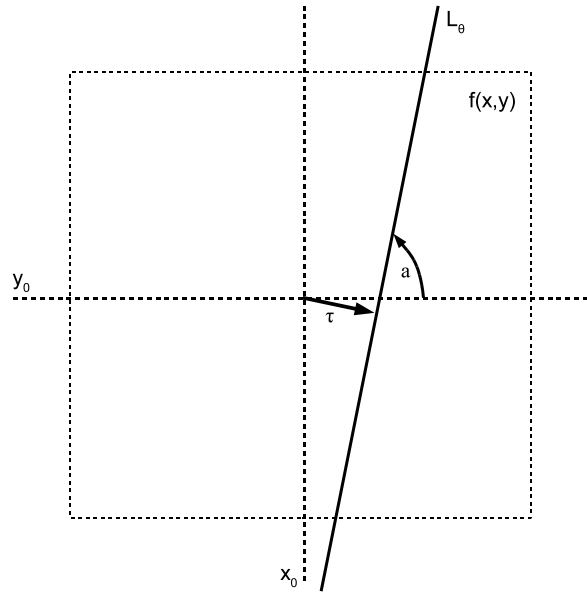
gdzie wartości kąta $\theta \in [0, \pi]$.

Na rysunku 2.13 przedstawiono przykładową prostą L_θ .

Uwzględniając (2.2), (2.9), (2.21) oraz parametry prostych L_θ , przekształcenie Radona można rozpatrywać w postaci:

$$R(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, ax + \tau) dx \quad (2.22)$$

W celu wyznaczenia transformaty Radona dla macierzy obrazu należy uwzględnić spróbkowaną przestrzeń parametrów x, y, a, τ . W związku z czym należy przeprowadzić próbkowanie



Rysunek 2.13: Przykładowa prosta opisana za pomocą parametrów a oraz τ

powyższych zmiennych, co możemy zapisać następująco:

$$\begin{aligned}
 x_m &= x_{\min} + m\Delta x & m &= 0, 1, \dots, M-1 \\
 y_n &= y_{\min} + n\Delta y & n &= 0, 1, \dots, N-1 \\
 a_k &= a_{\min} + k\Delta a & k &= 0, 1, \dots, K-1 \\
 \tau_h &= \tau_{\min} + h\Delta\tau & h &= 0, 1, \dots, H-1
 \end{aligned} \tag{2.23}$$

w ten sposób wyznaczone parametry x_m, y_n, a_k, τ_h możemy podstawić do równania 2.22 i w rezultacie czego otrzymujemy przekształcenie Radona dane w postaci:

$$R(kh) = R(a_k, \tau_h) = \Delta x \sum_{m=0}^{M-1} f(x_m, a_k x_m + \tau_h) \tag{2.24}$$

Niestety powyższa formuła przekształcenia Radona nie znajduje bezpośredniego zastosowania ze względu na fakt iż wyrażenie:

$$a_k x_m + \tau_h \tag{2.25}$$

nie zawsze przyjmuje wartości całkowite, w związku z tym należy wyznaczyć je z przybliżeniem do najbliższej liczby całkowitej. Zatem wyrażenie to można przedstawić za pomocą:

$$a_k x_m + \tau_h = n(m; k, h) = \left[\frac{a_k x_m + \tau_h - y_{\min}}{\Delta y} \right] \tag{2.26}$$

gdzie $[.]$ oznacza przybliżenie dolne do liczby całkowitej.

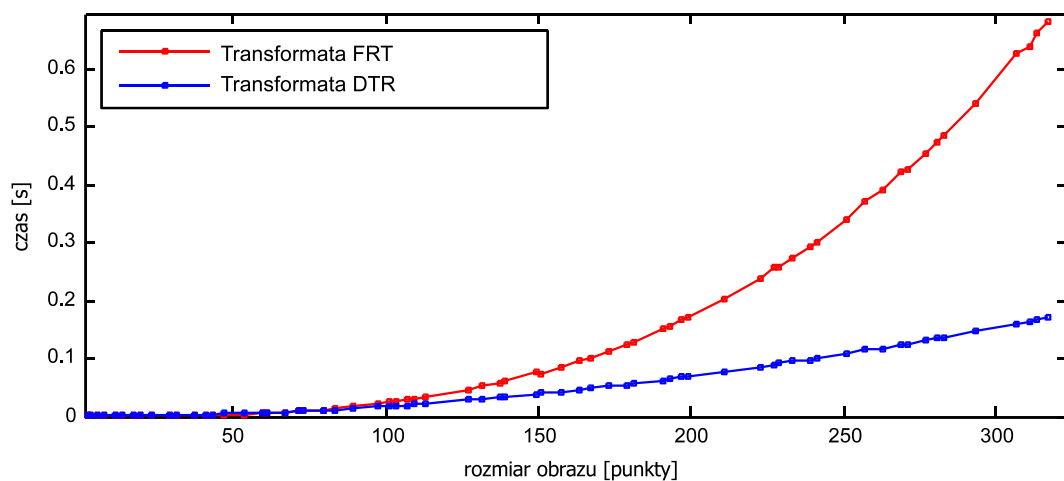
Podstawiając wyrażenie (2.26) do (2.24) otrzymujemy przekształcenie Radona w postaci

dyskretnej (DTR), które można zapisać następująco:

$$R(kh) = \Delta x \sum_{m=0}^{M-1} f(x_m, n(m; k, h)) \quad (2.27)$$

Na podstawie powyższego można zrealizować dyskretne przekształcenie obrazu w przestrzeń parametryczną (k, h) uzyskując, jak w przypadku klasycznej definicji transformaty Radona akumulator A_k (z parametrami (ρ, θ)). Na rysunku 2.14 dokonano porównania czasu realizacji utworzonych implemetacji:

- dla postaci dyskretnej DTR, gdzie ograniczono dziedziny parametrów (k, h) zgodnie z założeniami wyprowadzenia definicji (2.27)
- dla postaci skończonej FRT, gdzie parametry $l_{max} = x_{max} + 1$ oraz $k_{max} = y_{max}$



Rysunek 2.14: Porównanie czasu wyznaczania transformaty DTR i FRT

Analogicznie jak w poprzednim przypadku wyznaczanie reprezentacji parametrycznej FRT jest efektywniejsze dla małych rozmiarów obrazów, lecz już przy większych macierzach okazuje się, że realizacja zaproponowanego algorytmu wyznaczania DTR pozwala skrócić czas obliczeń przestrzeni parametrycznej transformaty Radona.

2.5.1 Różnicowa dyskretna transformata Radona

Na podstawie transformaty Radona w postaci ogólnej (2.22) można zdefiniować jej odmianę różnicową:

$$R_{diff}(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, ax + \tau - (a + \Delta a)x + (\tau + \Delta \tau)) dx \quad (2.28)$$

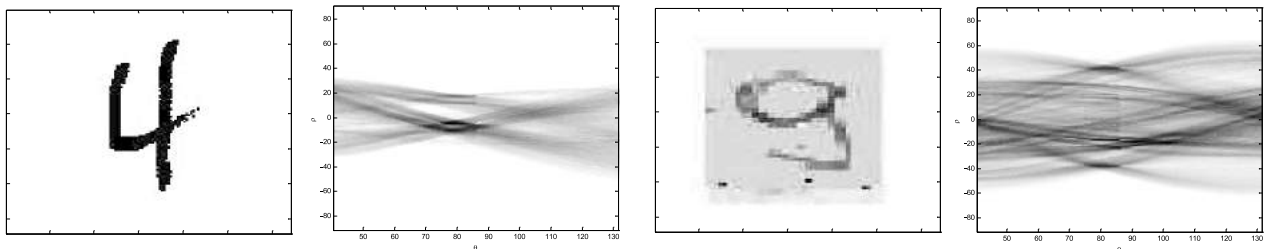
Podobnie jak dla standardowego przekształcenia Radona, w celu wyznaczenia różnicowej transformaty Radona dla dyskretnej macierzy obrazu należy uwzględnić spróbkowaną prze-

strzeń parametrów x, y, a, τ . W związku z czym, należy przeprowadzić analogiczne, jak w poprzednim przypadku próbkowanie powyższych zmiennych.

Ostatecznie otrzymujemy postać dyskretnej różnicowej transformaty Radona (DRTR):

$$R_{diff}(k, h) = \Delta x \sum_{m=0}^{M-1} f(x_m, n(m; k, h) - n(m; (k + \Delta k), (h + \Delta h))) \quad (2.29)$$

Różnicowa dyskretna transformata Radona umożliwia efektywną obserwację wysokoczęstotliwościowych składowych obrazów np. krawędzi obiektów. Wyznaczając różnice wartości jaskrawości punktów obrazu należących do prostej $L_1(a, \tau)$ oraz prostej $L_1(a + \delta a, \tau + \delta \tau)$, uzyskujemy tablicę akumulatora przekształcenia Radona. Na rysunku 2.15 przedstawiono przykładowe obrazy znaków kodu pocztowego i ich reprezentację DRTR uzyskane na podstawie implementacji z wykorzystaniem (2.29).



Rysunek 2.15: Dyskretna różnicowa transformata Radona od lewej a) obraz wejściowy b) przestrzeń parametrów c) obraz wejściowy d) przestrzeń parametrów

Stworzenie reprezentacji parametrycznej różnicowej dyskretnej transformaty Radona dla przetwarzanego obrazu daje dodatkowo możliwość analizy zawartości akumulatora pod kątem występowania krawędzi w obrazie znaku np. znajdującego się na niejednorodnym tle.

2.6 Uzasadnienie wyboru techniki przetwarzania obrazu cyfrowego z wykorzystaniem dyskretnej transformacji Radona

Przekształcenie Radona posiada szereg interesujących właściwości, wykorzystywanych w procesie segmentacji i ekstrakcji cech obrazów [173, 88, 116, 117, 42, 183].

W rozwiązaniach bazujących na przekształceniu Radona najczęściej wykorzystywano pełną reprezentację parametryczną w charakterze cech obrazu znaku [88, 190, 116, 117, 42], co w praktycznych implementacjach generuje duże problemy obliczeniowe. Rozwiązania tego typu nie uwzględniają wrażliwości reprezentacji parametrycznej na rotację, zmianę skali i przesunięcia obrazu znaku oraz problemów wynikających z przetwarzania obrazów z zakłóceniami czy też z szumami.

Specyfika systemów pocztowych wymaga uwzględnienia:

- przetwarzania obrazów bez konieczności stosowania niektórych operacji przetwarzania wstępnego takich jak np. binaryzacji czy filtracji,
- przetwarzania obrazów w skali szarości,
- uwzględnienia zmiany skali rotacji oraz przesunięcia,
- obserwacji lokalnych cech fragmentów obrazu znaku (takich jak np. linii prostych),
- łatwej implementacji i niewielkiej złożoności obliczeniowej w systemach komputerowych,
- realizacji z wykorzystaniem przetwarzania równoległego.

Dla tego typu systemów pocztowych można zastosować zaproponowaną w pracy dyskretną postać przekształcenia Radona (DTR).

W dalszej części pracy skoncentrowano się na realizacji procesu normalizacji w przestrzeni parametrycznej oraz wprowadzeniu modyfikacji pozwalających przetwarzać obrazy w skali szarości z zakłóceniami i zniekształceniami.

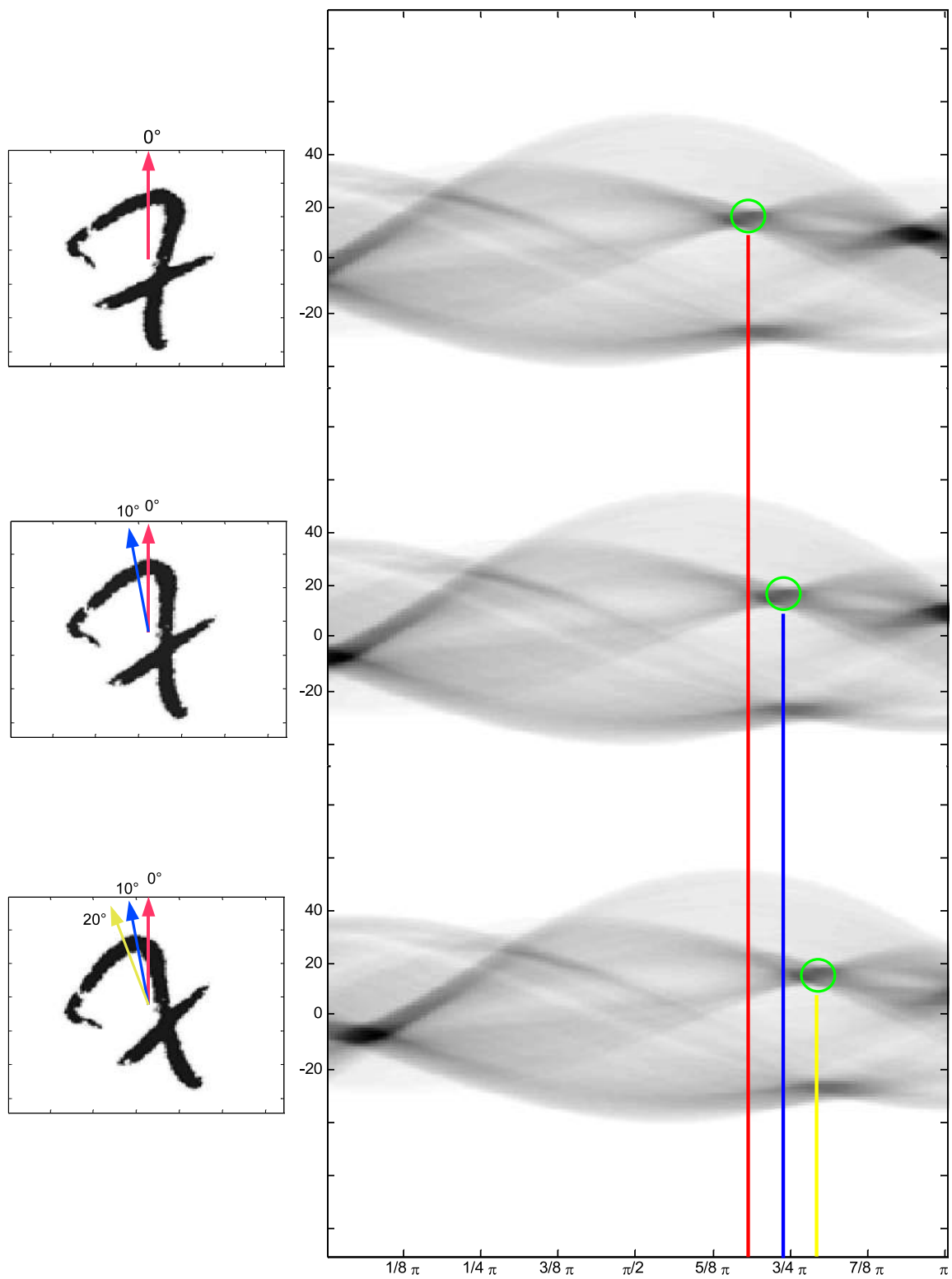
2.7 Normalizacja obrazu w dziedzinie parametrycznej

Wykorzystując właściwości przekształcenia Radona, proces normalizacji obrazu będzie realizowany w dziedzinie parametrycznej. Na rysunku 2.16 przedstawiono efekt wpływu rotacji obrazu na reprezentację parametryczną. Okazuje się, że obrót obiektu wpływa jedynie na przesunięcie współrzędnych ρ w akumulatorze transformaty Radona A_{cu} .

Korekcja ewentualnych zniekształceń powstałych w procesie akwizycji może być uwzględniona po wykonaniu transformaty. Warto również dodać, że operacja przesunięcia danych w dynamicznej strukturze danych sprowadza się najczęściej do modyfikacji jednego wskaźnika³ związanego z adresem początku listy dwukierunkowej w której umieszczono dane akumulatora Transformaty Radona.

Natomiast w przypadku zmian rozmiaru obrazu, w reprezentacji parametrycznej ulegają zmianom wartości parametru ρ . Na rysunku 2.19 przedstawiono jaki wpływ mają zmiany rozmiaru znaku na reprezentację parametryczną transformaty Radona. Długość promieni ρ' oraz ρ'' uzależniona jest od skrajnego elementu obiektu względem początku układu współrzędnych obrazu. Zatem wartość ρ osiąga swoje maksimum dla zewnętrznych punktów obiektu. Można

³obecne standardy programowania z użyciem języków wysokiego poziomu preferują używanie referencji (ang. references), można też oczywiście zastosować reprezentację tablicową, co jednak znacznie zwiększy czas realizacji przesunięcia kolumn danych w akumulatorze



Rysunek 2.16: Reprezentacja parametryczna obrazu cyfry 7 002 test.bmp dla rotacji o 0, 10 i 20 stopni

na tej podstawie przeprowadzić normalizację już po wyznaczeniu danych akumulatora, określając wartość ρ na podstawie:

$$\arg \max_{\rho} \left(\sum_{\theta} \sum_{\rho} A_{(\theta, \rho)} > 0 \right) \quad (2.30)$$

Podobnie jest z uniezależnieniem na zmiany przestrzeni parametrycznej od przesunięcia obiektu na obrazie. Przesunięcie obiektu na obrazie powoduje zmiany wartości parametru ρ tak że:

$$\hat{\rho}(\theta) = \rho(\theta) + S_s(\theta) \quad (2.31)$$

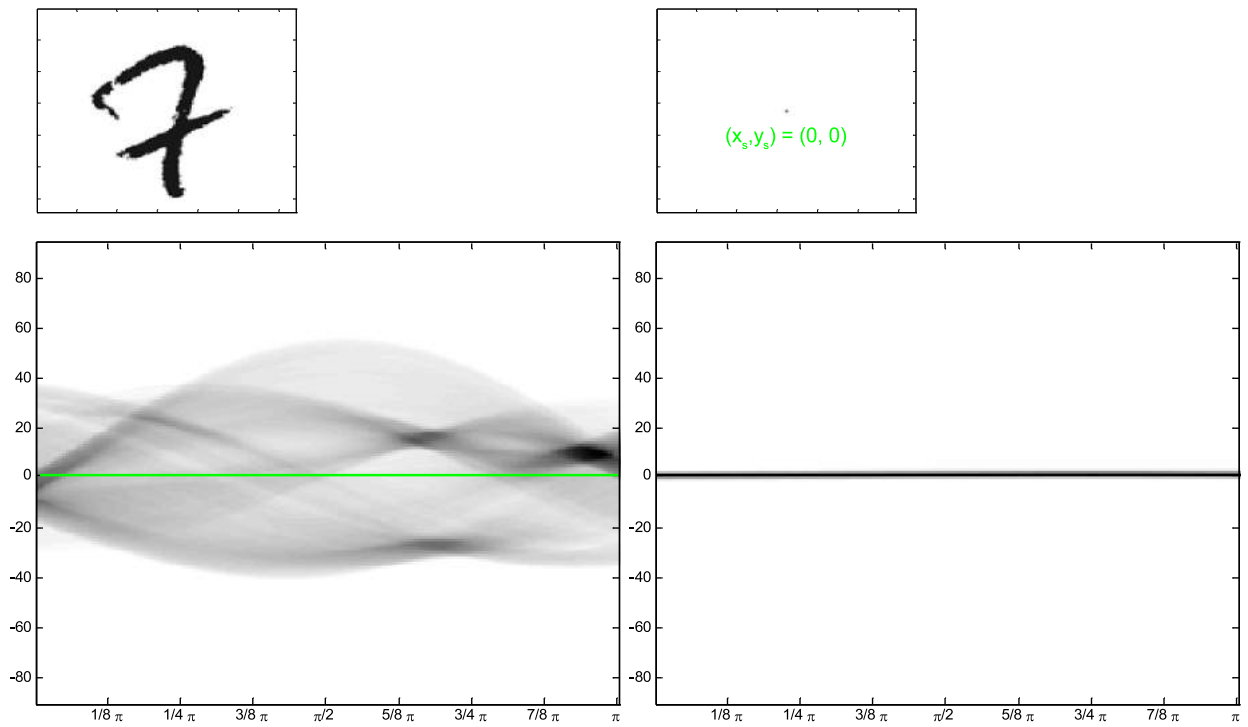
gdzie:

$$S_s(\theta) = x_s \cos \theta + y_s \sin \theta \quad (2.32)$$

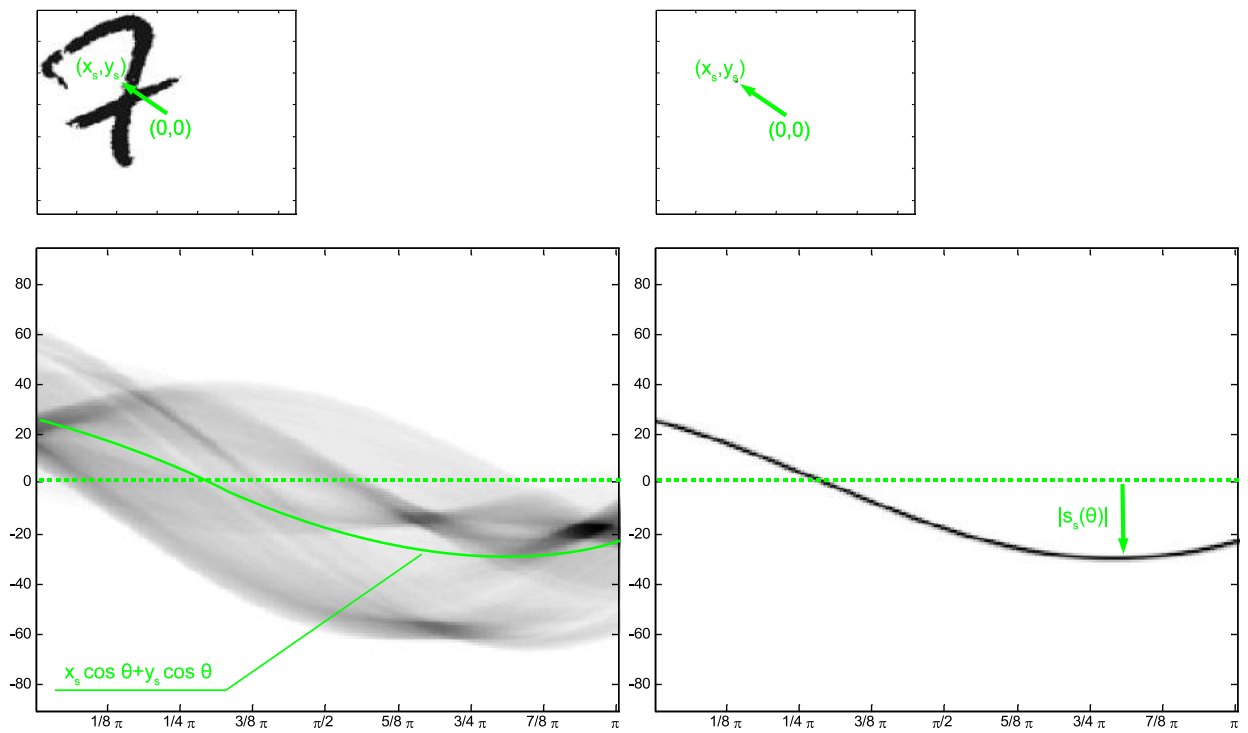
gdzie x_s oraz y_s to wartości przesunięcia względem początku układu współrzędnych obrazu (Rys. 2.18). Składowa S_s pojawia się w reprezentacji parametrycznej w postaci zmian wartości ρ w całej dziedzinie θ .

Okazuje się więc że dane akumulatora transformaty Radona obrazu znaku przesuniętego względem środka obrazu, różnią się tylko przesunięciem danych w poszczególnych kolumnach. Wartość przesunięcia jest proporcjonalna do funkcji $S_s(\theta)$. O ile w prosty sposób można wyznaczyć składową S_s dla obiektów symetrycznych np. kwadrat, okrąg, to dla kształtów nieregularnych takich jak większość znaków pisanych ręcznie, zadanie to staje się bardzo skomplikowane. Zatem dla takich przypadków wyznaczanie funkcji $S_s(\theta)$ na podstawie średniej wartości poszczególnych kolumn akumulatora nie jest właściwe. Rozwiązanie tego problemu wymaga więc znajomości położenia obiektu względem środka obrazu dla którego jest dokonywane przekształcenie Radona.

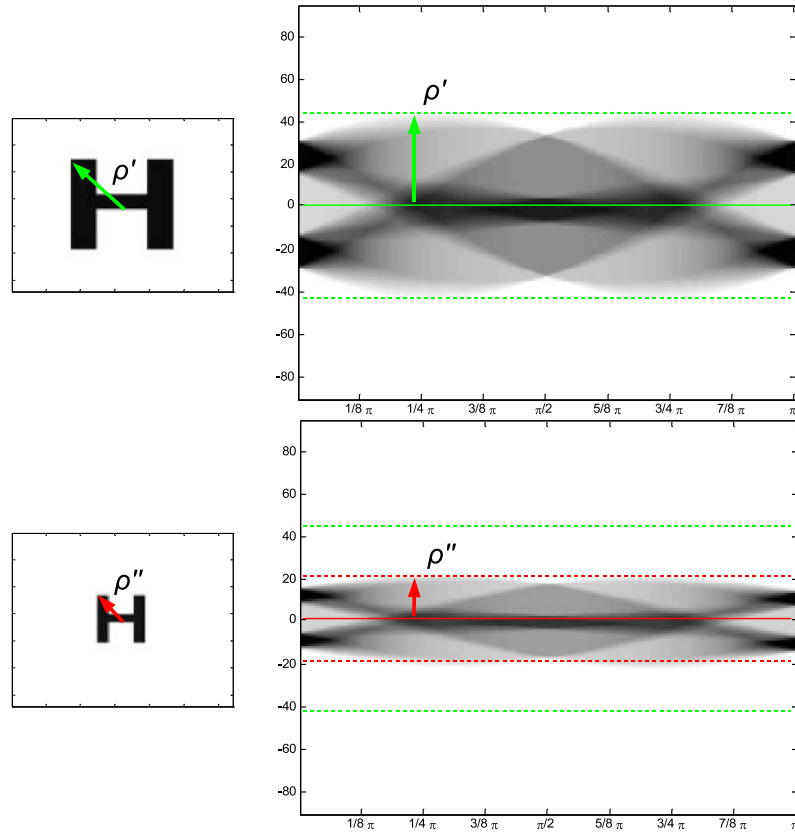
Zaletą przeprowadzania procesu normalizacji w przestrzeni parametrycznej jest to, że proces ten sprowadza się do przestawienia kolumn - w przypadku obrotu obrazu znaku oraz przesunięcia danych w wierszach - kiedy chcemy dokonać korekcji przesunięcia obiektu względem środka obrazu. Dodatkowo uwzględniając zastosowanie dynamicznych struktur danych do przechowywania danych reprezentacji parametrycznych, to realizacja wspomnianych operacji jest nieporównywalnie mniej skomplikowana od normalizacji przeprowadzanej w dziedzinie obrazu (np. obrót obrazu znaku). Podsumowując, optymalnym rozwiązaniem normalizacji przeprowadzanej w dziedzinie transformaty Radona jest wyznaczenie niektórych parametrów obrazu znaku, takich jak np. współrzędne środka ciężkości i wprowadzenie zmian w otrzymanej reprezentacji parametrycznej. Jednak w pewnych wypadkach kiedy nie ma możliwości określenia żądanych parametrów obrazu pozostaje perspektywa zastosowania inwariantnych funkcjonalów i na tej podstawie wygenerować odpowiednie cechy obrazu obiektu.



Rysunek 2.17: Akumulator transformaty Radona dla obrazu cyfry 7 002 test.bmp



Rysunek 2.18: Akumulator transformaty Radona dla obrazu cyfry 7 002 test.bmp przesuniętego o wektor (x_s, y_s)



Rysunek 2.19: Wpływ zmiany rozmiaru obrazu znaku na reprezentację parametryczną transformaty Radona

2.8 Modyfikacje przekształcenia Radona

Dyskretna reprezentacja obrazu w przestrzeni parametrycznej transformaty Radona (2.27) przedstawiona jest w postaci macierzy akumulatora A_{cu} , której kolejne kolumny odpowiadają zakresom przyrostów kąta θ a wiersze zakresom zmian odległości ρ . W celu przetwarzania danych macierzy lub ich wizualizacji w postaci trzy i dwu wymiarowej reprezentacji akumulatora A_{cu} , przeprowadza się normalizację wartości komórek tablicy a następnie dokonuje się ich kwantyzacji do skończonej liczby poziomów, uzyskując dyskretną reprezentację parametryczną obrazu znaku. Normalizacja danych akumulatora A_{cu} definiowana jest za pomocą:

$$\tilde{A}_{cu}(i, j) = \frac{A_{cu}(i, j)}{\max(A_{cu})} \quad (2.33)$$

gdzie i liczba kolumn, j liczba wierszy macierzy A_{cu} .

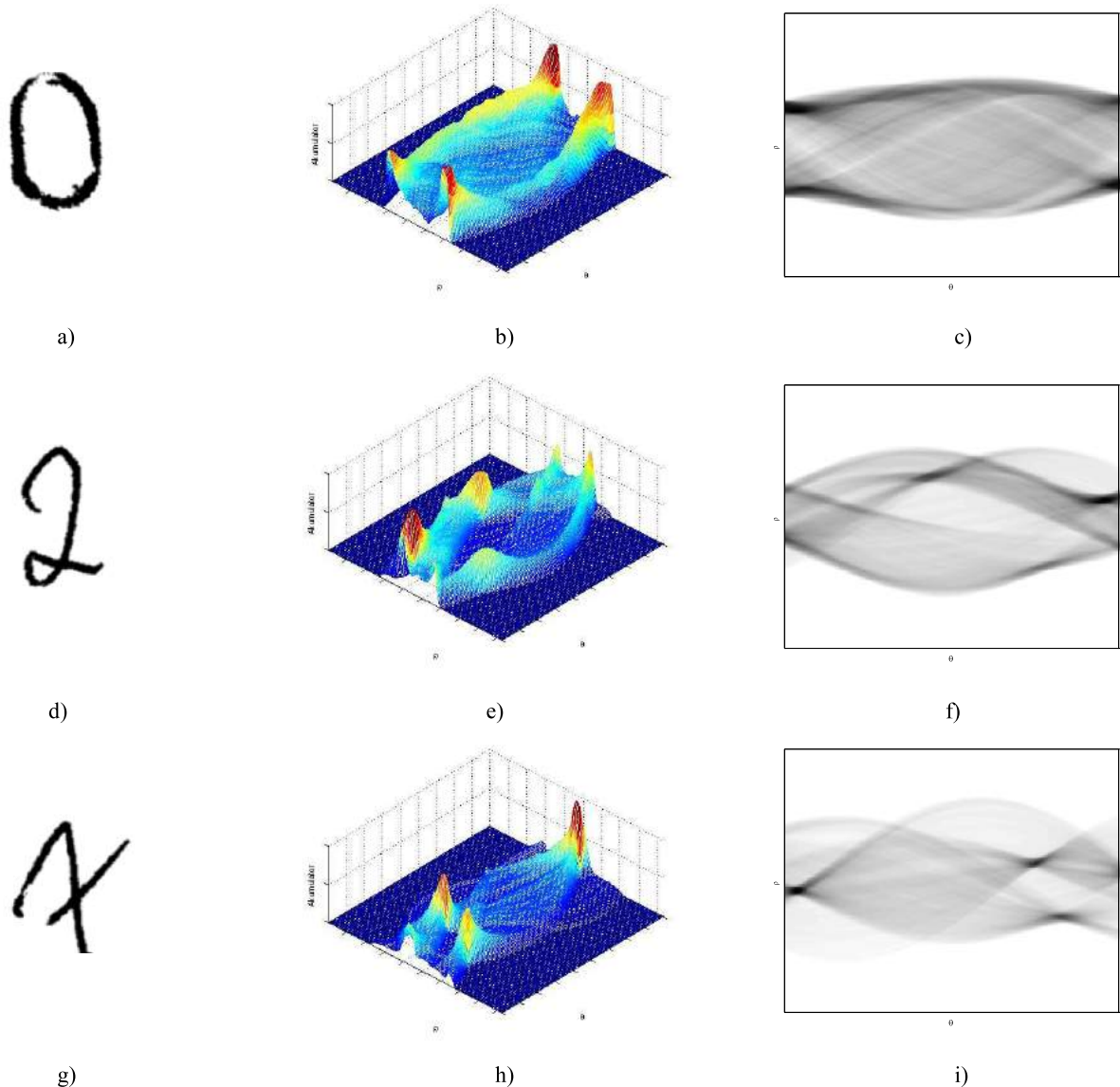
Natomiast normalizacja i kwantyzacja akumulatora A_{cu} definiowana jest za pomocą:

$$\hat{A}_{cu}(i, j) = \left\lfloor \frac{A_{cu}(i, j)}{\max(A_{cu})} M \right\rfloor \quad (2.34)$$

gdzie i liczba kolumn, j liczba wierszy macierzy A_{cu} , M liczba poziomów kwantyzacji.

W zależności od potrzeb, wartości poszczególnych elementów macierzy można przypisać np. kolejnym odcieniom szarości i przedstawić np. na płaszczyźnie lub przedstawić w formie trójwymiarowej.

Na rysunku 2.20 przedstawiono reprezentacje trzy oraz dwu wymiarową macierzy akumulatora dla obrazów znaków a) 0 001 test.bmp, d) 2 001 test.bmp, g) 7 001 test.bmp.

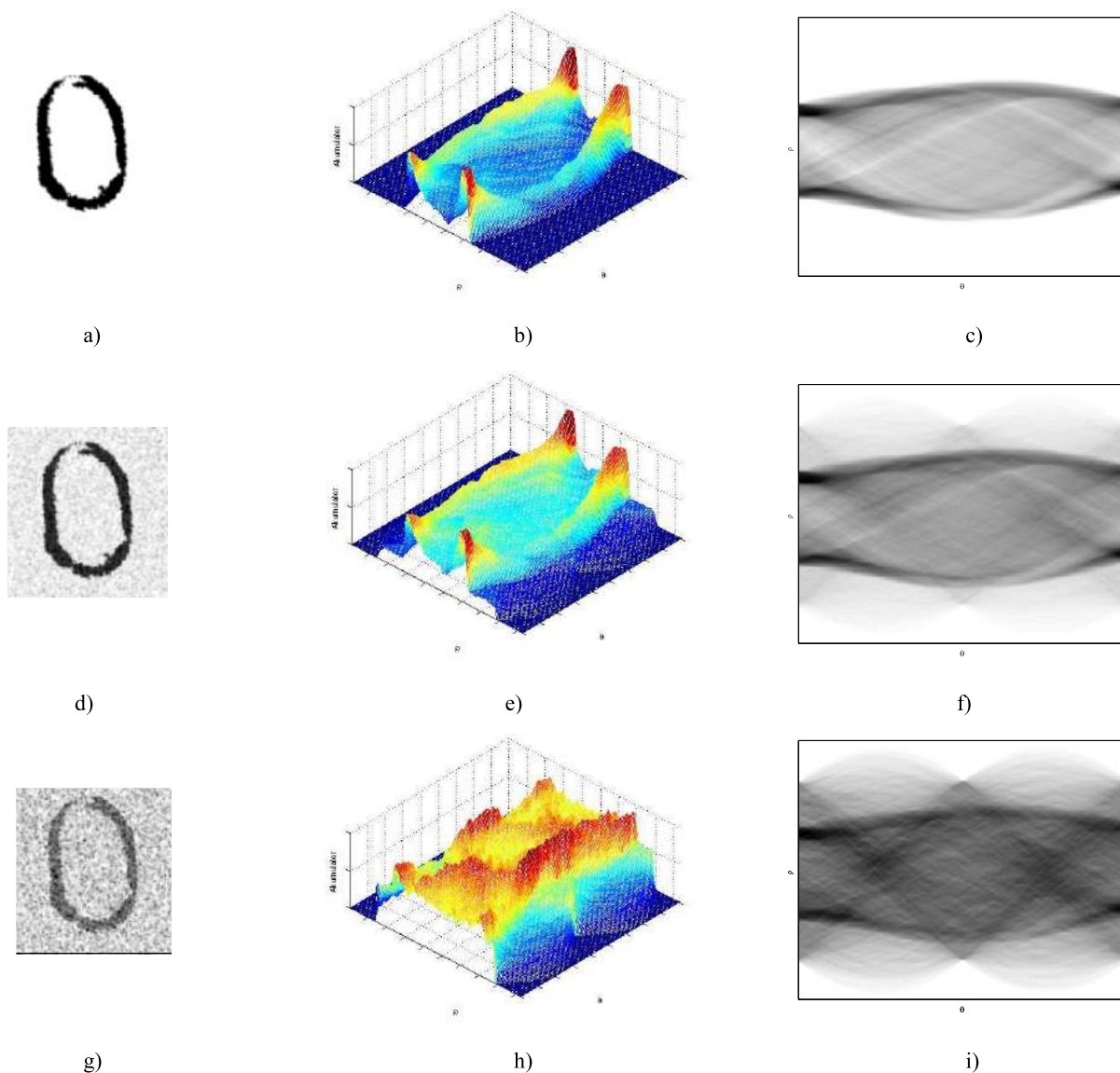


Rysunek 2.20: Reprezentacje tablic akumulatora transformaty Radona

2.8.1 Przekształcenie Radona dla obrazów w skali szarości

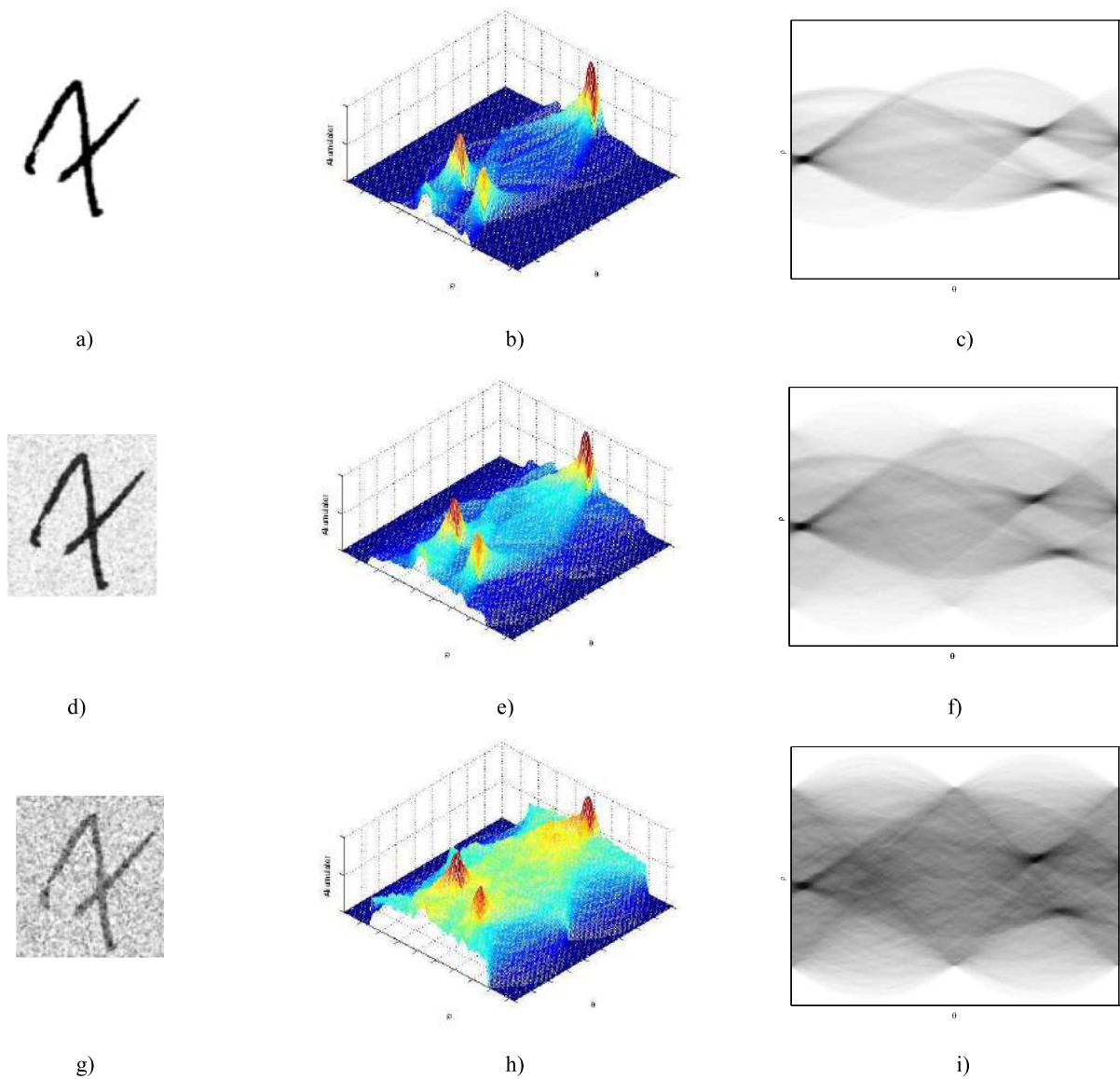
Rzeczywiste obrazy uzyskiwane na etapie segmentacji posiadają często zakłócenia w postaci szumów. Związane jest to ze stosowaniem różnych materiałów piśmienniczych i technik pisania. W związku z tym, już na etapie akwizycji obrazy znaków zawierają szum, który w

szczególnych sytuacjach może być traktowany jako element znaku. Dzieje się to w np. przypadku, kiedy tekst jest umieszczony na ciemnym tle. Przetwarzanie wstępne, w szczególności progowanie takiego obrazu może doprowadzić do utraty części informacji, np. o cechach geometrycznych rozpoznawanego znaku. W związku z tym, zdecydowano się na przetwarzanie obrazu o wielu poziomach jasności, np. tzw. obrazu w skali szarości. Zastosowanie przekształ-



Rysunek 2.21: Wpływ szumów na reprezentacje tablic akumulatora transformaty Radona obrazu znaku 0 001 test.bmp

cenia Radona dla obrazów w skali szarości pozwala wyeliminować konieczność uzyskiwania reprezentacji binarnych rozpoznawanych znaków. Na rysunkach 2.21.a-c oraz 2.22.a-c przedstawiono reprezentację parametryczną obrazu znaku 0 001 test.bmp oraz 7 001 test.bmp w skali szarości. Jak można zauważyć znormalizowane reprezentacje parametryczne tych obrazów (w skali szarości) nie odbiegają od reprezentacji obrazów binarnych przedstawionych na rysunku 2.20.a-c oraz 2.20.g-i.



Rysunek 2.22: Wpływ szumów na reprezentacje tablic akumulatora transformaty Radona obrazu znaku 7 001 test.bmp

2.8.2 Modyfikacje ograniczające wpływ szumów i zakłóceń obrazu

Zakłócenia i szumy obrazu znaku oddziałują również na reprezentację parametryczną obrazów znaków. Na rysunkach 2.21.d-e,h-i oraz 2.22.d-e,h-i można zauważyć wpływ elementów tła na reprezentację parametryczną obrazu. Zbyt wysoka wartość zakłóceń znacznie utrudnia analizę zarówno globalnych jak i lokalnych właściwości macierzy akumulatora. Szczególnie jest to uciążliwe w przypadku analizy obiektów o owalnych kształtach (np. rysunek 2.21.h-i), gdzie poziom lokalnych maksimum generowanych przez szum jest zbliżony do tych wytworzonych na podstawie kształtu znaku cyfry.

Celem zaobserwowania wpływu zakłóceń obrazu znaku na reprezentację parametryczną Radona określono średnie współczynniki szczytowego stosunku sygnału do szumu [79, 10]

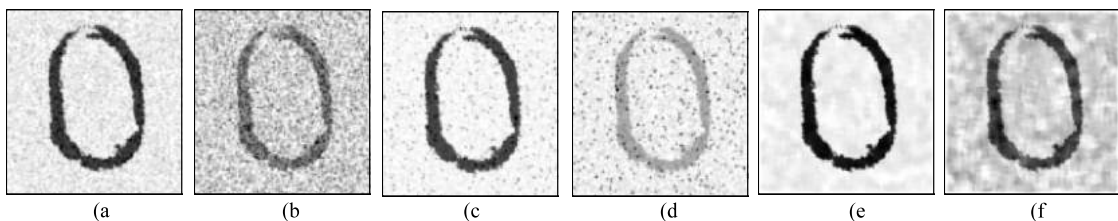
Tablica 2.3: Parametry PSNR obrazów znaków oraz reprezentacji parametrycznej Radona z zakłóceniami typu Gauss, Salt oraz Letter

Typ	PSNR (db)	PSNR Obraz (db)	PSNR Radon (db)
Gauss 0.04 0.1	26.54	23.63	23.96
Gauss 0.04 0.2	14.69	19.03	18.96
Gauss 0.04 0.4	2.39	15.07	14.35
Salt 0.04 0.1	20.65	19.87	22.28
Salt 0.04 0.2	8.55	14.79	17.62
Salt 0.04 0.4	-4.10	12.65	12.87
Letter 0.1	36.38	28.33	28.15
Letter 0.2	24.16	23.18	22.63
Letter 0.4	12.96	18.37	18.01

dla obrazowej bazy danych znaków BZ1⁴ z wybranymi typami zakłóceń. Wygenerowano w ten sposób nowe bazy danych znaków z określonymi typami zakłóceń i na podstawie ich porównania z bazą BZ1 wyznaczono parametry PSNR [79, 10].

Przeprowadzono badania dla znaków znajdujących się w bazie danych i określono średnie współczynniki PSNR dla wybranych typów zakłóceń. Wyniki przedstawiono w tabeli 2.3, gdzie dla wybranego typu zakłócenia (Gauss, Salt, Letter⁵) wyznaczone zostały następujące parametry: PSNR - dla wygenerowanego obrazu szumu, PSNR Obraz - obrazu znaku z szumem, oraz PSNR Radon - reprezentacji parametrycznej znaku z szumem. Parametry w pierwszej kolumnie (Typ) dla szumu Gaussa odpowiadają wartości odchylenia standardowego σ oraz wartości wa (stosunek maksymalnej wartości szumu do maksymalnej wartości obrazu znaku).

Przykładowe rodzaje zakłóceń stosowane podczas generowania obrazów znaków z zakłóceniami przedstawiono na rysunku 2.23.



Rysunek 2.23: Obrazy znaków z przykładowymi typami zakłóceń ab) Gauss, cd) Salt, ef) Letter

Analiza obrazów z silnymi zakłóceniami (np. Rys. 2.21.i oraz 2.22.i) pozwala na zaobserwowanie pewnej niedogodności przekształcenia Radona. Ma ona bezpośredni związek z przetwarzaniem obrazów cyfrowych zapisanych w postaci macierzy. Wyznaczanie wartości funkcji

⁴proces tworzenia bazy jest przedstawiony w rozdziale 6.1

⁵model szumu wygenerowano na podstawie przykładowego tła przesyłki listowej

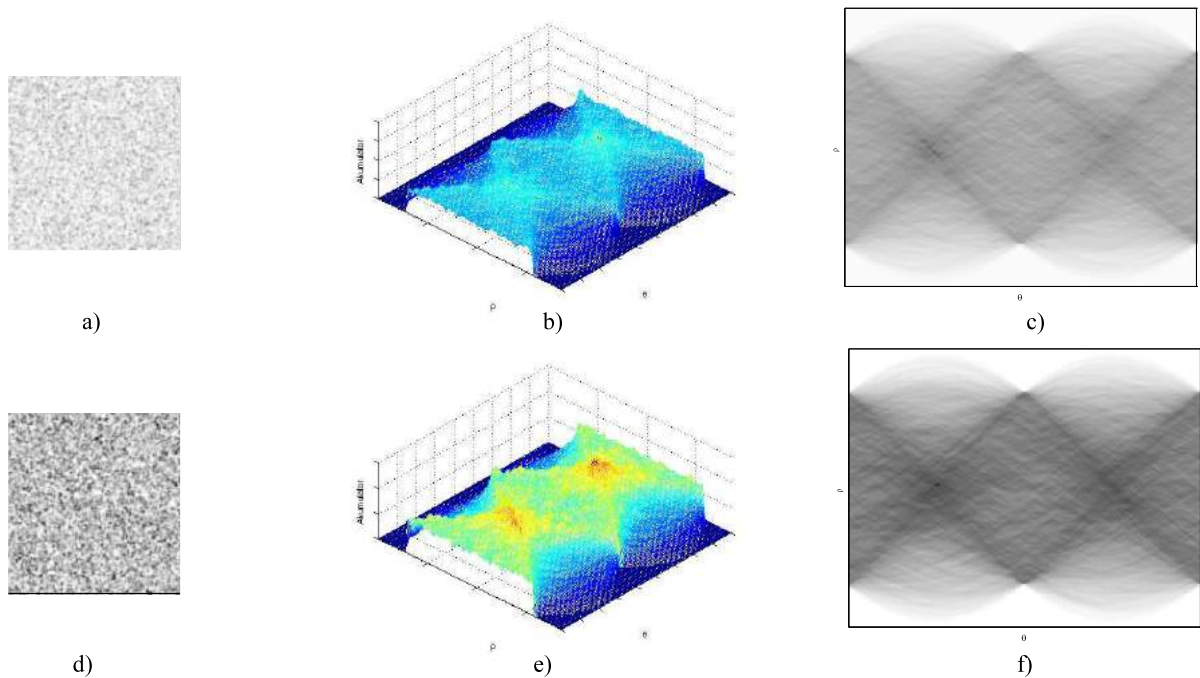
projekcji - czyli zliczanie wartości obrazu wzdłuż promieni będzie prowadziło do sumowania różnej liczby punktów obrazu. Zatem funkcja projekcji dla różnych wartości kąta θ będzie uwzględniała inną liczbę elementów le odpowiadającą długości rozpatrywanego promienia:

$$le_{\theta} = \left\langle \min(M, N), \dots, \sqrt{(M^2 + N^2)} \right\rangle \quad (2.35)$$

gdzie M, N to rozmiar obrazu znaku.

Co będzie szczególnie zauważalne w przypadku przetwarzania obrazów zawierających zakłócenia (np. tło przesyłki listowej), gdzie w macierzy akumulatora przekształcenia Radona zostaną wygenerowane maksima lokalne.

Na rysunku 2.24 przedstawiono reprezentacje parametryczne trzy- oraz dwu-wymiarowe dla obrazów zakłóconych szumem o rozkładzie Gaussa a) $\sigma = 0.04$ $wa=0.2$, d) $\sigma = 0.04$ $wa=0.4$.



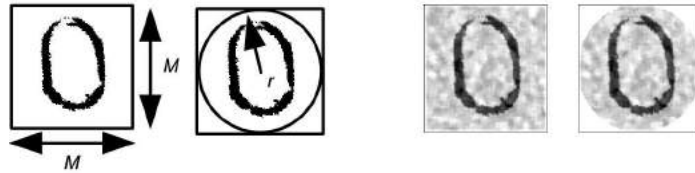
Rysunek 2.24: Wpływ poziomych zakłóceń obrazu na reprezentację parametryczną

W celu zminimalizowania opisanej niedogodności zaproponowano rozwiązanie polegające na ograniczeniu obszaru obrazu znaku dla którego wyznaczane jest przekształcenie Radona. Takie ograniczenie obszaru znaku można zrealizować uwzględniając punkty obrazu spełniające nierówność:

$$x^2 + y^2 \leq r \quad (2.36)$$

gdzie $r = \min(M, N)/2$, a M, N to rozmiar macierzy obrazu.

Zakładając, że kształt znaków pozwala rozpatrywać obrazy o wymiarach $M \times M$, to



Rysunek 2.25: Sposób wyznaczania promienia r ograniczenia obszaru obrazu znaku

uwzględniając w równaniu (2.11) zależność:

$$OR(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{dla } x^2 + y^2 \leq r \\ 0 & \text{dla } x^2 + y^2 > r \end{cases} \quad (2.37)$$

otrzymujemy:

$$R_\theta(\rho) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} OR(x, y) f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - \rho) dx dy \quad (2.38)$$

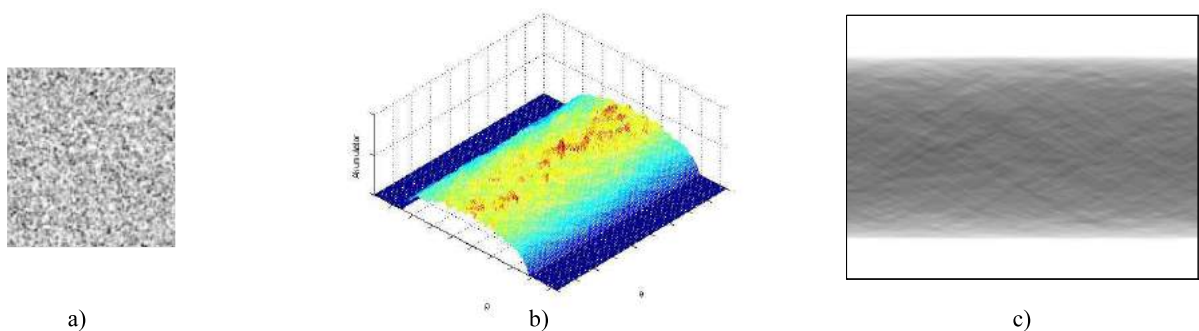
W ten sposób uzyskujemy stałą dziedzinę dla funkcji projekcji dla wszystkich kątów θ obrazu znaku.

Dla dyskretnej postaci transformaty Radona, opisaną powyżej modyfikację po uwzględnieniu (2.27) oraz (2.37) można przedstawić za pomocą:

$$R(kh) = \Delta x \sum_{m=0}^{M-1} OR(x_m, n(m; k, h)) f(x_m, n(m; k, h)) \quad (2.39)$$

Na rysunku 2.25 zilustrowano sposób wyznaczania promienia r ograniczenia obszaru obrazu znaku. Zaproponowana modyfikacja realizacji transformaty Radona w dalszej części pracy będzie nazywana jako Circ-Radon.

Na rysunku 2.26 przedstawiono reprezentację parametryczną otrzymaną za pomocą przekształcenia 2.38 a) obraz wejściowy, b) trzy-wymiarowa reprezentacja tablicy akumulatora funkcji 2.38, c) dwu-wymiarowa reprezentacja tablicy akumulatora funkcji 2.38. Zastosowanie



Rysunek 2.26: Wpływ ograniczenia punktów obrazu za pomocą wyrażenia 2.37 na reprezentację parametryczną

Tablica 2.4: Parametry PSNR dla reprezentacji parametrycznej Radona i jej zmodyfikacji z zakłóceniami typu Gauss, Salt oraz Letter

Typ	PSNR Radon (db)	PSNR Circ-Radon (db)
Gauss 0.04 0.1	23.96	25.75
Gauss 0.04 0.2	18.96	20.55
Gauss 0.04 0.4	14.35	16.07
Salt 0.04 0.1	22.28	24.10
Salt 0.04 0.2	17.62	19.38
Salt 0.04 0.4	12.87	14.37
Letter 0.1	28.15	29.53
Letter 0.2	22.63	24.07
Letter 0.4	18.01	19.16

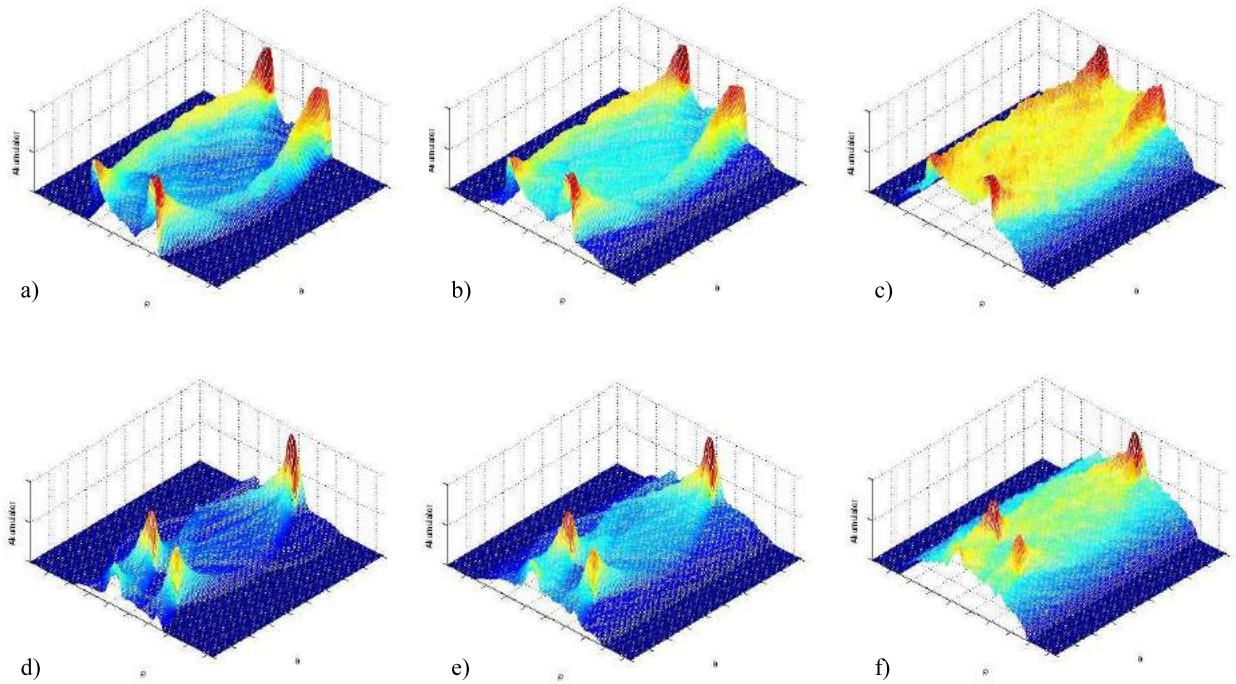
modyfikacji transformaty (2.38) oraz jej odmiany dyskretnej (2.39) pozwala na analizę właściwości reprezentacji parametrycznej obrazów znaków, charakteryzujących się występowaniem zakłóceń w postaci szumów. Znaczną poprawę zaobserwowano w przypadku analizy lokalnych maksimów dla obrazów zawierających obiekty charakteryzujące się owalnymi kształtami w szczególności znakami pisanymi ręcznie. Uwzględnienie powyższej modyfikacji pozwoliło zmniejszyć wpływ szumów na generowanie lokalnych maksimów w reprezentacji parametrycznej obrazów znaków. W związku z tym przeprowadzono badania dla znaków znajdujących się w bazie danych i określono średnie współczynniki PSNR dla wybranych typów zakłóceń. Wyniki przedstawiono w tabeli 2.4, gdzie dla wybranego typu zakłócenia (Gauss, Salt oraz Letter⁶) wyznaczone zostały parametry PSNR Circ-Radon dla zmodyfikowanej na podstawie (2.38) transformaty obrazu znaku, które można porównać z PSNR Radon⁷.

Na rysunku 2.27 przedstawiono przykładowe reprezentacje obrazów znaku a-c) 0 001 test.bmp oraz d-f) 0 001 test.bmp z różnymi stopniami zakłóceń b)e) szum Gaussa $\sigma=0.04$ i $wa=0.2$, c)f) $\sigma=0.04$ i $wa=0.4$. Na podstawie uzyskanych wyników można stwierdzić, że niezależnie od rodzaju badanego zakłócenia wprowadzenie modyfikacji (2.38) pozwala na uzyskanie lepszej dynamiki⁸ reprezentacji parametrycznej i w związku z tym zmniejsza się ilość niepożądanych maksimów generowanych przez tło obrazu (dla porównania odpowiednio rysunki 2.27.c i 2.21.h oraz rysunki 2.27.f i 2.22.h).

⁶model szumu wygenerowano na podstawie danych tła przesyłki listowej

⁷dane PSNR Radon z tabeli 2.3

⁸tabela 2.4 kolumna PSNR Circ-Radon



Rysunek 2.27: Wpływ ograniczenia obszaru obrazu znaku na reprezentacje parametryczną transformaty Radona dla obrazów a-c) 0 001 test.bmp oraz d-f) 0 007 test.bmp

2.8.3 Modyfikacja procesu akumulacji transformaty Radona

Zarówno w procesie tworzenia przestrzeni parametrycznej zgodnie z równaniem (2.11), jak też na podstawie przedstawionej modyfikacji postaci (2.38) uwzględnia się wartości funkcji obrazu $f(x, y)$ wzdłuż prostej prostopadłej wyznaczonej przez parametry (ρ, θ) podanej w postaci:

$$l\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (2.40)$$

Wartość funkcji projekcji dla danego kąta θ i przesunięcia ρ wyznaczana jest za pomocą zależności:

$$P_{\theta}(\rho) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) ds \quad (2.41)$$

Na podstawie powyższego sumowane są wartości funkcji $f(x, y)$ dla punktów obrazu leżących wzdłuż prostych s , prowadząc do otrzymania jednej wartości funkcji $P_{\theta}(\rho)$. Stąd wartość funkcji projekcji (2.41) dla przykładowego przesunięcia ρ_1 i promienia s_1 można zapisać następująco:

$$P_{\theta}(\rho_1) = \int_{s_1} f(x, y) ds_1 \quad (2.42)$$

Sumowane są wszystkie elementy obrazu wzdłuż s_1 , zarówno te zawierające dane obiektu znajdującego się na obrazie jak te, które stanowią zakłócenia np. w postaci szumów. Zatem wartość funkcji projekcji (2.41) nie daje nam żadnej informacji na temat cech dynamiki sy-

gnału (nawet wzdłuż rozpatrywanego promienia). Dlatego zaproponowano pewną modyfikację tej realizacji, wprowadzając dodatkową analizę danych w trakcie wyznaczania wartości funkcji projekcji. Modyfikacja algorytmu uwzględnia proces wyznaczania wartości projekcji dla każdego promienia za pomocą funkcji $st(f(x, y))$. W związku z tym zmodyfikowany proces wyznaczania wartości dla funkcji projekcji można przedstawić w postaci:

$$P'_\theta(\rho) = \int_{-\infty}^{\infty} st(f(x, y)) ds \quad (2.43)$$

gdzie:

$$st(f(x, y)) = \begin{cases} f(x, y) - \alpha & \text{dla } |f(x, y)| \geq \alpha \\ 0 & \text{dla } |f(x, y)| < \alpha \end{cases} \quad (2.44)$$

rozpatrywany parametr α jest pewną wartością progową wyznaczoną dla punktów obrazu wzdłuż promienia s . O ile wartość α jest wyznaczana dla każdego promienia oddzielnie, to możemy mówić o adaptacyjnym progu sumowania wartości dla nowej funkcji projekcji.

Dla dyskretnej postaci transformaty Radona, opisaną powyżej modyfikację po uwzględnieniu (2.27) oraz (2.44) można ostatecznie przedstawić za pomocą:

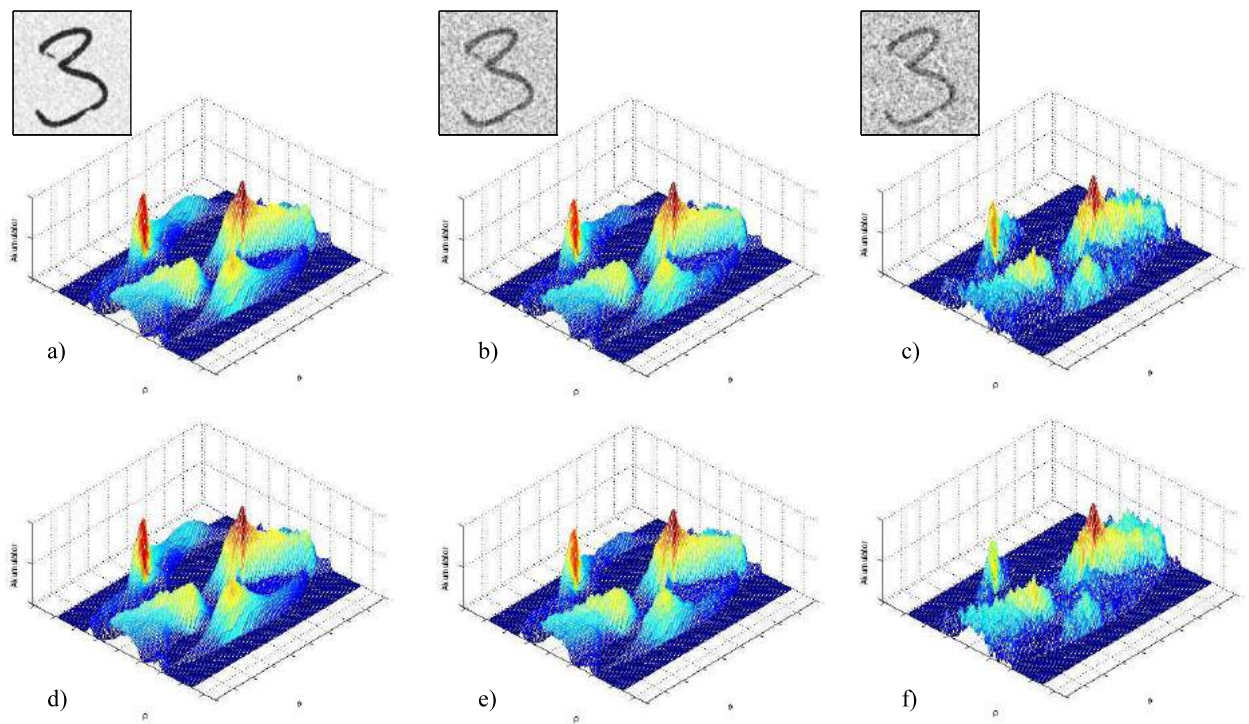
$$R(kh) = \Delta x \sum_{m=0}^{M-1} st(f(x_m, n(m; k, h))) \quad (2.45)$$

gdzie:

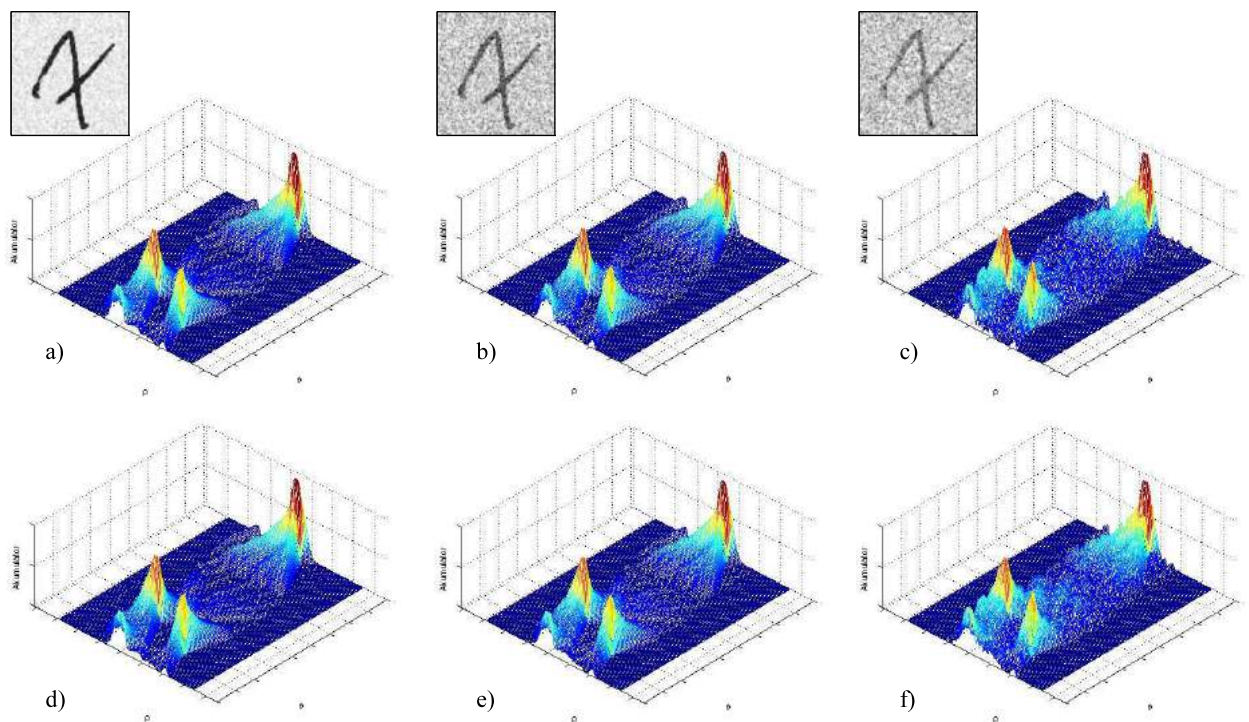
$$st(f(x_m, n(m; k, h))) = \begin{cases} f(x_m, n(m; k, h)) - \alpha & \text{dla } |f(x_m, n(m; k, h))| \geq \alpha \\ 0 & \text{dla } |f(x_m, n(m; k, h))| < \alpha \end{cases} \quad (2.46)$$

gdzie rozpatrywany parametr α przyjmuje wartość mediany zbioru punktów obrazu wzdłuż prostej określonej przez parametry $n(m; k, h)$. Zaproponowana modyfikacja realizacji transformaty Radona w dalszej części pracy będzie nazywana jako Soft-Radon.

Na rysunkach 2.29.a-c oraz 2.28.a-c przedstawiono wynik działania zaproponowanego algorytmu wyznaczania transformaty Radona na podstawie zmodyfikowanej funkcji projekcji (2.43). Pomimo zwiększenia poziomu szumów zmiany poszczególnych ekstremów reprezentacji nie wpływają już takim stopniu na dynamikę parametrycznej reprezentacji obrazu jak np. w przypadku zastosowania standardowej funkcji projekcji (Rys. 2.22.h-i, Tab. 2.5). Na rysunkach 2.29.d-f oraz 2.28.d-f przedstawiono wynik działania zaproponowanego algorytmu wyznaczania transformaty Radona na podstawie zmodyfikowanej funkcji projekcji (2.43) uwzględniającej również modyfikację (2.38). W tabeli 2.5 przedstawiono wpływ proponowanej metody adaptacyjnego sumowania elementów przy wyznaczaniu wartości funkcji projekcji na parametry PSNR dla reprezentacji parametrycznej obrazów znaków z własnej bazy. W tym celu przeprowadzono badania dla wszystkich znaków znajdujących się w bazie danych i określono



Rysunek 2.28: Zmodyfikowana metoda wyznaczania wartości funkcji projekcji dla znaków o różnym stopniu zaszumienia



Rysunek 2.29: Zmodyfikowana metoda wyznaczania wartości funkcji projekcji dla znaków o różnym stopniu zaszumienia

średnie współczynniki PSNR dla wybranych typów zakłóceń. Wyniki przedstawiono w tabeli 2.4, gdzie dla wybranego typu zakłócenia wyznaczone zostały parametry: PSNR Soft-Radon

Tablica 2.5: Parametry PSNR dla reprezentacji parametrycznej Radona i jej modyfikacji Soft-Radon oraz Circ-Soft-Radon z zakłóceniami typu Gauss, Salt oraz Letter

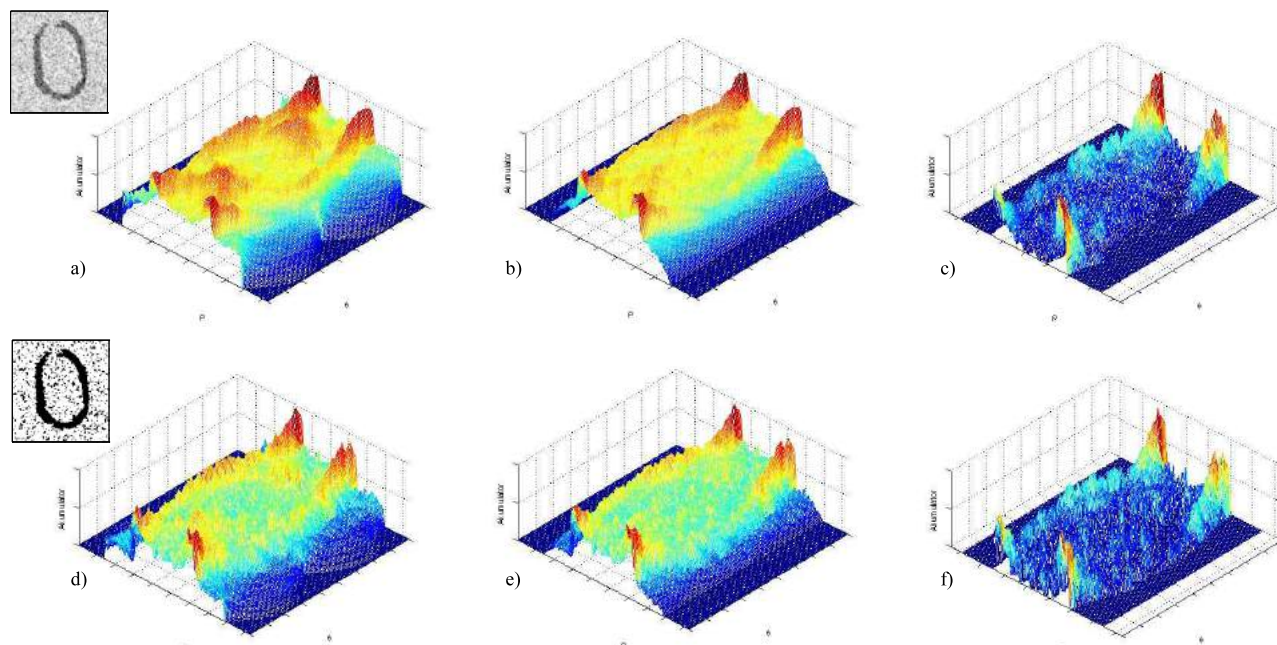
Typ	PSNR Radon (db)	PSNR Soft-Radon (db)	PSNR Circ-Soft-Radon (db)
Gauss 0.04 0.1	23.96	41.77	40.16
Gauss 0.04 0.2	18.96	36.58	34.91
Gauss 0.04 0.4	14.35	30.55	29.56
Salt 0.04 0.1	22.28	37.68	37.22
Salt 0.04 0.2	17.67	31.22	30.96
Salt 0.04 0.4	12.87	25.72	25.07
Letter 0.1	28.15	44.22	44.01
Letter 0.2	22.63	37.42	37.22
Letter 0.4	18.01	30.84	30.41

reprezentacji parametrycznej dla modyfikacji (2.45) oraz PSNR Circ-Soft-Radon reprezentacji parametrycznej dla modyfikacji (2.38) oraz (2.45) obrazu znaku i obrazu znaku z szumem.

Na rysunku 2.30 przedstawiono ilustrację jaki wpływ na reprezentacje parametryczne może mieć ewentualne zastosowanie operacji progowania na etapie przetwarzania wstępnego: a) i c) dla transformaty Radona (DTR), b) i e) Circ-Radon oraz c) i f) Soft-Radon. Należy zauważyć, że przestrzenie parametryczne Circ-Radon i Soft-Radon pozwalają na lepszą lokalizację maksimum niż w przypadku zastosowania progowania obrazu znaku i DTR.

Na podstawie przeprowadzonych badań, okazało się, że wprowadzenie zmodyfikowanej funkcji projekcji (2.43) pozwoliło na:

- rozpoznawanie obrazów znaków zawierających silne zakłócenia np. w postaci szumów,
- przetwarzanie danych obrazu dla których zastosowanie modyfikacji z ograniczeniem punktów obrazu (2.38) nie było możliwe, np. dla obrazów znaków o wymiarach $M \neq N$.
- wyznaczenie wartości funkcji projekcji w przypadku analizy fragmentów znaków i znaków zniekształconych.
- jednoczesne stosowanie zaproponowanej modyfikacji z modyfikacją Circ-Radon (Circ-Soft-Radon) dla obrazów znaków,
- uzyskanie lepszej dynamiki reprezentacji parametrycznej w porównaniu do przetwarzania wstępnego obrazu znaku przed realizacją transformaty Radona (Rys. 2.30).



Rysunek 2.30: Reprezentacje parametryczne dla znaku z szumem i znaku po progowaniu

2.9 Podsumowanie

W rozdziale tym przedstawiono podstawy teoretyczne i właściwości przekształcenia Radona w aspekcie zastosowania w systemach automatycznego rozpoznawania i klasyfikacji przesyłek pocztowych. Omówiono znane realizacje dyskretnego przekształcenia Radona. Zaproponowano nowy algorytm wyznaczania dyskretnej transformaty Radona. Omówiono właściwości transformaty Radona w zakresie liniowych przekształceń i zaproponowano przeprowadzenie procesu normalizacji obrazu w przestrzeni parametrycznej.

Zaproponowano wprowadzenie modyfikacji (2.39 oraz 2.45) transformaty Radona w celu zastosowania do pracy w specyficznych warunkach pocztowych. Uwzględniono tutaj przede wszystkim możliwość przetwarzania obrazów w skali szarości oraz wprowadzono zmiany ograniczające wpływ szumów i zakłóceń obrazu na reprezentacje parametryczną transformaty Radona:

- zaproponowano metodę polegającą na ograniczeniu obszaru obrazu dla którego wyznaczone jest przekształcenie Radona (2.39),
- zaproponowano metodę modyfikującą proces akumulacji transformaty Radona (2.45).

Uwzględnienie powyższych modyfikacji transformaty Radona pozwoliło zmniejszyć wpływ szumów na generowanie lokalnych maksimum w reprezentacji parametrycznej obrazów znaków (rysunki 2.27.c i 2.21.h oraz rysunki 2.27.f i 2.22.h).

Przedstawiono również porównanie efektów wprowadzonych modyfikacji ze standardowymi operacjami przeprowadzanymi na etapie przetwarzania wstępnego (np. progowanie - rysunek 2.30).

Dodatkowo dokonano porównania czasów realizacji programowych implementacji: metody standardowej, metody dyskretnej (FRT) i zaproponowanej metody (DTR), transformat Radona (rysunek 2.12 oraz 2.14). Analizy dokonano z wykorzystaniem komputera PC⁹ z wykorzystaniem środowiska Matlab. Implementacji programowych nie optymalizowano pod kątem przetwarzania równoległego. Uzyskane wyniki porównania wskazują na przewagę metod FRT i DTR nad klasyczną realizacją transformaty Radona. Natomiast metoda DTR wskazuje przewagę nad metodą FRT dla obrazów o dużych rozdzielczościach czyli w przypadku przetwarzania obrazów opłat pocztowych, elementów graficznych a nawet znaków z pola adresowego.

Uwzględniając specyficzne warunki pracy systemów pocztowych, omówione właściwości transformaty Radona oraz wyniki porównania implementacji programowych, w dalszej części pracy uwzględniana będzie głównie realizacja DTR. Dyskretna transformata Radona wykorzystana zostanie opracowanych metodach rozpoznawania i klasyfikacji znaków z danych teleadresowych oraz opłat umieszczanych na przesyłkach pocztowych.

Rozwiązania zaproponowane w dalszej części pracy będą wykorzystywały przestrzeń parametryczną transformaty Radona.

⁹wydajność jednostki obliczeniowej to 770 MFLOPS (ang. Million FLoating point Operations Per Second)

Rozdział 3

Zastosowanie transformaty Radona dla celów pocztowych

3.1 Wstęp

Zaprezentowane w Rozdziale 2 modyfikacje przekształcenia Radona mogą być wykorzystane w systemach rozpoznawania znaków dla specyficznych wymagań systemów pocztowych. Badania związane z własnościami przekształcenia Radona zaowocowały szeregiem prac opublikowanych przez autora niniejszej rozprawy [109, 110, 112, 115, 121, 122, 113, 117, 116, 114, 111, 119]. Głównym celem autora w tej części pracy jest zaproponowanie metody rozpoznawania znaków uwzględniającej zniekształcenia występujące na przesyłkach pocztowych.

3.2 Zastosowanie Transformaty Radona w zadaniu rozpoznawania danych teleadresowych

Dane teleadresowe najczęściej zapisane w postaci kodu pocztowego składającego się z cyfr mogą być przedstawione w postaci obrazów reprezentujących pojedyncze znaki. Obrazy znaków zawierają szумы i zakłócenia oraz mogą być poddane przekształceniom obrotu czy zmiany skali. Sytuacja taka utrudnia bezpośrednie wyznaczenie cech znaku. W związku z czym zaproponowano transformację obrazu do przestrzeni parametrów, gdzie możliwe będzie przeprowadzenie operacji normalizacji i korekcji rotacji, a ponadto możliwe będzie przetwarzanie obrazu w skali szarości i z zakłóceniami.

Dane obrazu znaku przedstawione w postaci reprezentacji parametrycznej transformaty Radona zawierają istotną informację pozwalającą na opis znaku, a także na wyznaczenie szeregu cech umożliwiających przyporządkowanie do odpowiedniej klasy. Parametryczna reprezentacja fragmentów znaku (np. linii prostych) uzyskiwana w postaci lokalnych maksimumów tablicy akumulatora pozwala opisać informację zawartą w obrazie znaku. Przeprowadzona ana-

liza przestrzeni parametrycznej obrazów z własnej bazy znaków BZ1¹ pozwoliła na obserwację podobnych rozkładów (pod względem liczby wartości maksymalnych) w ramach poszczególnych klas znaków. Możliwe jest więc rozpatrywanie liczby i rozkładu lokalizacji maksimów reprezentacji parametrycznej jako cechy obrazu znaku na podstawie której będzie on sklasyfikowany.

3.3 Wydzielanie punktów charakterystycznych przestrzeni parametrycznej

W zaproponowanych przez autora i przedstawionych m.in. w pracach [117, 116] metodach wydzielenia cech podstawową informacją uzyskiwaną z reprezentacji przestrzeni parametrycznej są lokalne maksima, które odpowiadają punktom przecięcia linii (lub ich przedłużenia) opisujących kształt badanego znaku. Za pomocą lokalnych maksimów przestrzeni parametrycznej można utworzyć reprezentację obrazu znaku. Dodatkowe informacje to: współrzędne oraz wartość² ekstermów w przestrzeni parametrycznej. W rezultacie daje to możliwość sformułowania wektora cech badanego obrazu znaku.

Rozmiary reprezentacji parametrycznej transformaty Radona określone są za pomocą parametrów ρ, θ . Ustalając zmiany kąta obrotu co jeden stopień otrzymamy 180 kolumnową reprezentację parametryczną. Natomiast uwzględniając rozmiar obrazu $m \times m$, jednostkowe zmiany długości promienia ρ oraz zależność:

$$\rho = \left\lceil \frac{m}{2} \sqrt{2} \right\rceil \quad (3.1)$$

to uzyskany zakres zmian długości promienia mieści się w przedziale $(-\rho, \dots, 0, \dots, \rho)$, np dla obrazu o wymiarach 128×128 uzyskamy więc 183 wiersze reprezentacji transformaty Radona³.

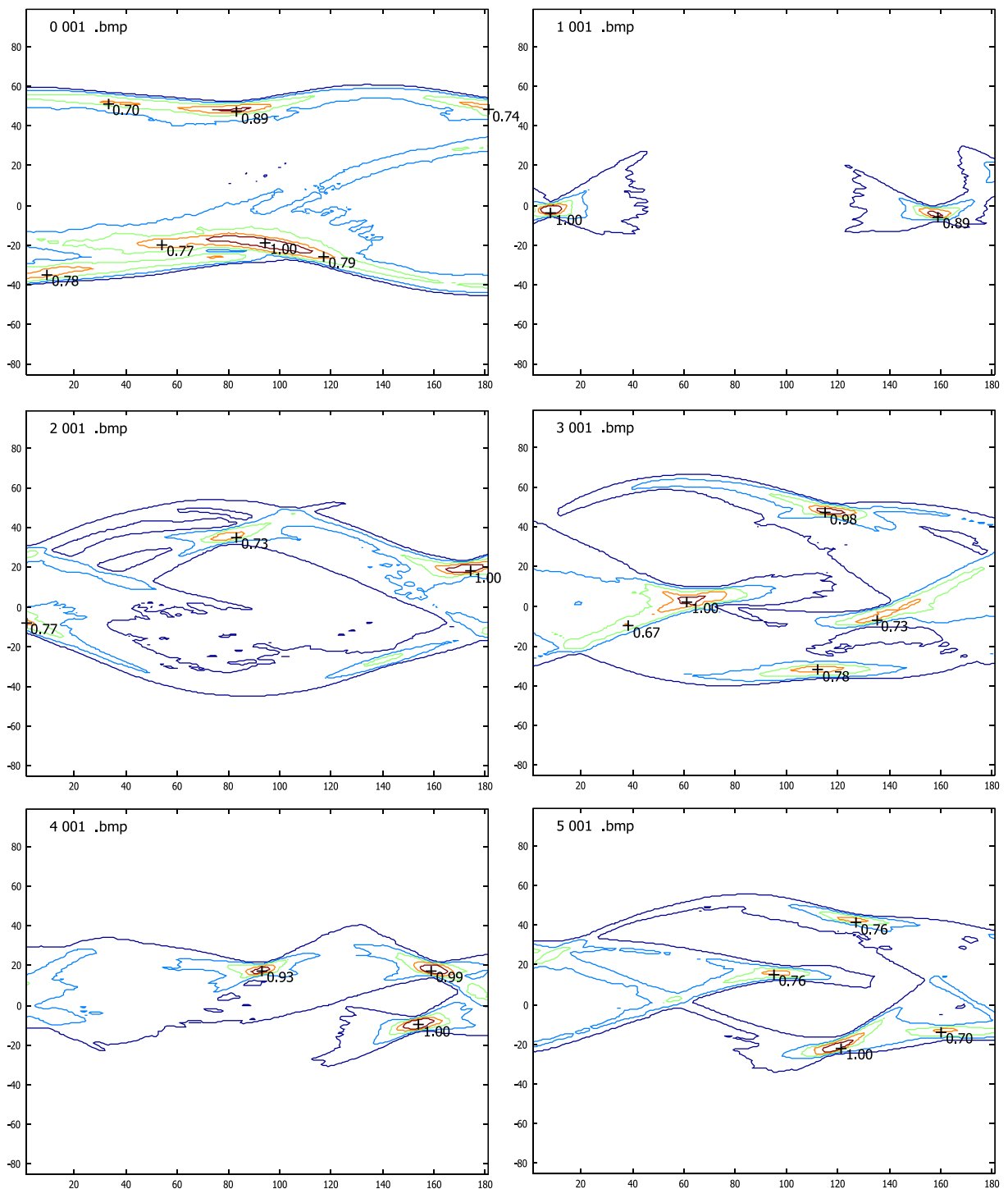
Rozpatrując znormalizowaną (2.33) tablicę akumulatora $\tilde{A}_{cu}(\rho, \theta)$ możliwą do otrzymania zarówno na podstawie standardowej realizacji transformaty Radona, jak i przedstawionej w postaci dyskretnej (wraz z możliwością uwzględnienia modyfikacji w przypadku przetwarzania obrazów z licznymi zakłóceniami i szumami) okreśalne są następujące parametry:

- liczba maksimów tablicy akumulatora - $lmax$,
- zbiór wartości maksimów tablicy akumulatora - $\{wm_1, \dots, wm_{lmax}\}$,
- zbiór współrzędnych maksimów akumulatora - $\{(\theta_1, \rho_1)wm_1, \dots, (\theta_{lmax}, \rho_{lmax})wm_{lmax}\}$.

¹baza danych z obrazami znaków – proces tworzenia bazy jest opisany w rozdziale 6.1

²wartość komórki akumulatora odpowiadająca współrzędnym maksimum

³przykładowe rozmiary reprezentacji dla obrazów wykorzystywanych w pracy przedstawiono w tabeli 2.2



Rysunek 3.1: Rozmieszczenie wartości maksymalnych dla wybranych znaków ze zbioru ZT1

Na podstawie przeprowadzonej analizy przestrzeni parametrycznych bazy obrazów znaków (Tab. 3.1) można stwierdzić, iż dla różnych klas znaków (jak również ich podzbiorów) liczba maksimum jest na tyle zróżnicowana, że sama nie może stanowić kryterium klasyfikacyjnego. W związku z powyższym niezbędne jest wyznaczenie dla każdego maksimum odpowiadającej mu wartości w_m reprezentacji parametrycznej oraz współrzędnych położenia $w_{m\theta}, w_{m\rho}$. Wyniki analizy dla własnej bazy obrazów znaków zostały przedstawione w tabeli 3.1. Przy-

Tablica 3.1: Przedziały liczby maksimumów lokalnych lm akumulatora transformaty Radona A_{cu} dla obrazów z własnej bazy znaków (BZ1)

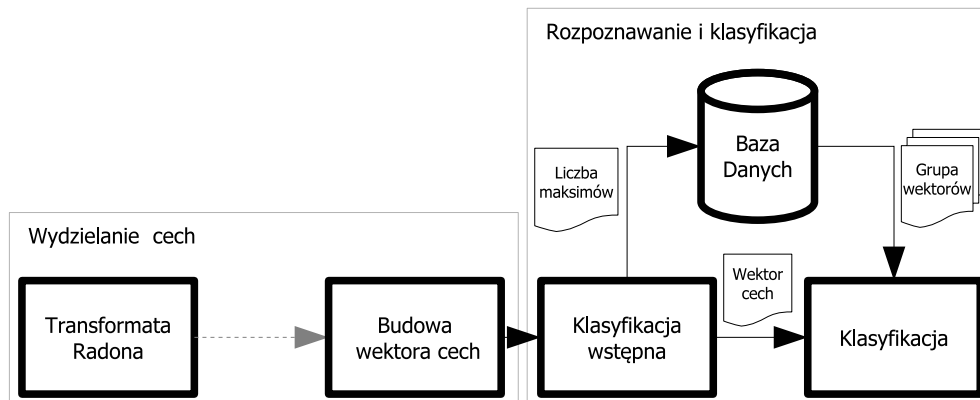
Znaki	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$lmax$	$4 \div 10$	$1 \div 4$	$2 \div 5$	$3 \div 10$	$3 \div 8$	$3 \div 9$	$2 \div 10$	$2 \div 4$	$3 \div 10$	$3 \div 9$

kładowe rozmieszczenie wartości maksymalnych dla wybranych znaków ze zbioru Z1 zostało przedstawione na rysunku 3.1.

Na podstawie powyższego wektor cech punktów charakterystycznych (CPC) można zapisać w postaci:

$$FV_{CPC} = \left\{ lmax, ((w_{m_1}, w_{m\theta_1}, w_{m\rho_1}), \dots, (w_{m_{lmax}}, w_{m\theta_{lmax}}, w_{m\rho_{lmax}})) \right\} \quad (3.2)$$

Wektor cech dla każdego znaku składa się z dwóch części. Pierwsza zawiera liczbę maksimumów $lmax$, druga przechowuje jego wartości w_m oraz współrzędne $w_{m\theta}$, $w_{m\rho}$. Wartość pierwszego maksimum ze względu na zastosowanie znormalizowanej tablicy akumulatora będzie równa jedności. Rozdzielenie wektora na części pozwala na przeprowadzenie klasyfikacji wstępnej, bazującej np. na liczbie punktów maksymalnych.



Rysunek 3.2: Schemat klasyfikacji wstępnej

Schemat klasyfikacji wstępnej przedstawiony na rysunku 3.2 opiera się na analizie liczby maksimumów lokalnych uzyskanych w procesie tworzenia wektora cech. Na podstawie tego parametru określana jest grupa wektorów z bazy danych, które należy dostarczyć do klasyfikatora w celu porównania ich z wektorem znaku badanego.

Długość wektora cech (największa liczba punktów maksimumów lokalnych) została ustalona na podstawie przeprowadzonych badań z wykorzystaniem własnej bazy znaków.

W związku z tym określono skuteczność metody ze względu na liczbę maksimumów lokalnych ($lmax$). Zwiększono $lmax$ w zakresie od 1 do 10. Okazało się, że liczba poprawnie sklasyfikowanych znaków była największa dla wektora cech o 5 maksimumach, natomiast dalsze zwiększanie liczby $lmax$ skutkowało spadkiem liczby poprawnie sklasyfikowanych znaków.

Tablica 3.2: Parametry wektora cech FV_{CPC} dla zestawu ZT1

Cyfra	l_{max}	w_{m_1}	$w_{m\theta_1}$	$w_{m\rho_1}$	w_{m_2}	$w_{m\theta_2}$	$w_{m\rho_2}$	w_{m_3}	$w_{m\theta_3}$	$w_{m\rho_3}$	w_{m_4}	$w_{m\theta_4}$	$w_{m\rho_4}$	w_{m_5}	$w_{m\theta_5}$	$w_{m\rho_5}$
0	5	1	121	68	0,9	110	134	0,8	35	52	0,5	2	137	0,5	16	72
1	2	1	101	83	0,9	71	105									
2	4	1	120	81	0,7	29	64	0,6	128	112	0,6	87	126			
3	4	1	56	97	1,0	110	52	0,8	107	131	0,7	130	106			
4	4	1	30	109	1,0	36	82	0,9	150	104	0,6	53	91			
5	6	1	85	121	0,8	58	84	0,8	91	58	0,7	124	113	0,6	152	110
6	2	1	132	108	0,5	96	94									
7	3	1	130	87	0,8	77	81	0,7	91	117						
8	3	1	65	82	0,9	147	100	0,5	20	97						
9	3	1	59	88	0,7	138	61	0,7	109	142						

Tablica 3.3: Parametry wektora cech FV_{CPC} dla zestawu ZT2

Cyfra	l_{max}	w_{m_1}	$w_{m\theta_1}$	$w_{m\rho_1}$	w_{m_2}	$w_{m\theta_2}$	$w_{m\rho_2}$	w_{m_3}	$w_{m\theta_3}$	$w_{m\rho_3}$	w_{m_4}	$w_{m\theta_4}$	$w_{m\rho_4}$	w_{m_5}	$w_{m\theta_5}$	$w_{m\rho_5}$
0	3	1	45	65	0,9	68	116	0,65	135	48	0,52	2	137	0,51	16	72
1	2	1	106	89	0,89	87	103									
2	2	1	62	85	0,74	136	119	0,6	128	112	0,56	87	126			
3	4	1	121	97	0,97	37	85	0,93	75	49	0,93	89	126			
4	3	1	30	109	0,98	150	106	0,8	59	90	0,58	53	91			
5	4	1	88	121	0,9	57	83	0,83	147	102	0,76	96	60	0,61	152	110
6	5	1	92	109	0,82	101	90	0,63	76	83	0,54	43	85	0,54	30	59
7	3	1	112	84	0,67	56	78	0,58	63	122						
8	3	1	75	85	0,58	145	103	0,54	105	105						
9	5	1	149	83	0,57	44	94	0,55	64	98	0,52	18	83	0,52	124	92

Tablica 3.4: Parametry wektora cech FV_{CPC} dla zestawu ZT3

Cyfra	l_{max}	w_{m_1}	$w_{m\theta_1}$	$w_{m\rho_1}$	w_{m_2}	$w_{m\theta_2}$	$w_{m\rho_2}$	w_{m_3}	$w_{m\theta_3}$	$w_{m\rho_3}$	w_{m_4}	$w_{m\theta_4}$	$w_{m\rho_4}$	w_{m_5}	$w_{m\theta_5}$	$w_{m\rho_5}$
0	4	1	40	67	0,91	65	116	0,68	135	52	0,49	163	131			
1	2	1	85	100	0,98	107	86									
2	3	1	71	82	0,82	148	119	0,68	52	114						
3	4	1	36	86	0,93	120	96	0,86	80	53	0,81	89	124			
4	3	1	91	98	0,9	67	58	0,8	88	127						
5	5	1	150	102	0,81	54	84	0,72	100	63	0,52	1	69	0,5	1	73
6	5	1	82	107	0,53	13	60	0,5	2	61	0,5	9	89	0,49	171	124
7	4	1	110	82	0,69	51	77	0,61	59	119	0,54	150	115			
8	4	1	150	88	0,72	31	80	0,7	136	113	0,65	169	92			
9	4	1	152	86	0,61	57	97	0,53	50	128	0,51	93	105			

Na podstawie powyższego w bloku klasyfikacji wstępnej utworzono pięć grup znaków, gdzie numer grupy odpowiada liczbie maksimumów lokalnych. W przypadku znaków o większej liczbie maksimumów wybierane są te z największymi wartościami akumulatora A_{cu} . Przykładowe parametry wektora cech dla zestawów testowych (ZT1, ZT2 i ZT3) zostały przedstawione odpowiednio w tabelach: 3.2, 3.3 i 3.4.

3.4 Wydzielanie obszarów połączonych przestrzeni parametrycznej

W drugiej metodzie wektor cech wyznaczany jest na podstawie obszarów połączonych (BLOB). Metoda ta bazuje na wyznaczaniu parametrów geometrycznych wydzielonych obszarów reprezentacji transformaty Radona. Rozpatrując znormalizowaną (2.33) tablicę akumulatora $\tilde{A}_{cu}(\rho, \theta)$, dla której wyznaczane są cechy w następujący sposób:

1. Określa się granice obszarów na podstawie współrzędnych maksimumów lokalnych $w_{m\theta}$, $w_{m\rho}$ z zastosowaniem progowania elementów macierzy \tilde{A}_{cu} :

$$\tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) = \begin{cases} \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) \geq thr \\ 0 & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) < thr \end{cases} \quad (3.3)$$

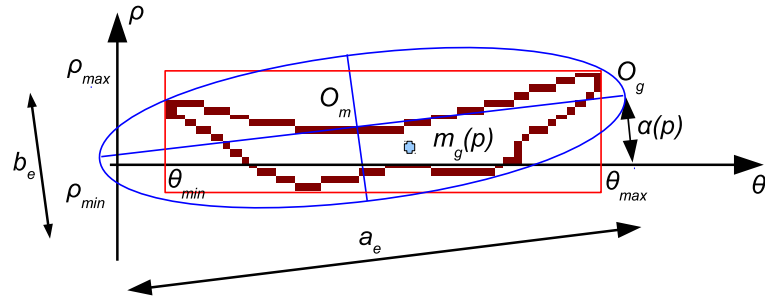
gdzie wartość progu thr jest ustalana za pomocą:

$$thr = \frac{\max\{w_{m_1}, \dots, w_{m_{imax}}\}}{2} \quad (3.4)$$

Uzyskiwanych jest w ten sposób lb obszarów $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{lb}\}$, które są następnie przetwarzane w ograniczonym zakresie⁴ wyznaczonym na podstawie wartości granicznych wydzielonych obszarów przez pary współrzędnych $(\rho_{max_k}, \theta_{max_k})$ oraz $(\rho_{min_k}, \theta_{min_k})$ dla $k = 1, 2, \dots, lb$ (Rys. 3.3).

2. Przeprowadzana jest następnie parametryzacja elementów ze zbioru B , dla których brane są pod uwagę następujące wielkości:
 - wartość maksimum lokalnego dla wydzielonego obszaru - $wm(b)$,
 - współrzędne maksimum wydzielonego obszaru - $wm_\theta(b)$, $wm_\rho(b)$,
 - liczby punktów wydzielonego obszaru - $fb(b)$, określane jest na podstawie zliczania punktów reprezentacji parametrycznej obszaru b , wyznaczane jest na podstawie

⁴w prostokątnej macierzy zawierającej dane akumulatora należące tylko do wydzielonego obszaru



Rysunek 3.3: Parametryzacja wydzielonych obszarów: obszar dla znaku 2 001.bmp

zależności:

$$fb(b) = \sum_{\rho} \sum_{\theta} \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) \quad (3.5)$$

gdzie

$$\tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) = \begin{cases} 1 & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) \geq thr \\ 0 & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) < thr \end{cases} \quad (3.6)$$

- kąt $\alpha(b)$ ⁵ jaki tworzy oś główna Og wydzielonego obszaru z prostą $\rho = 0$ [68],
- współrzędne położenia środka ciężkości wydzielonego obszaru - $ws_{\theta}(b)$, $ws_{\rho}(b)$, wyznaczone na podstawie zależności:

$$ws_{\rho}(b) = \frac{1}{fb(b)} \sum_{\rho} \sum_{\theta} \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) \quad (3.7)$$

gdzie

$$\tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) = \begin{cases} \rho & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) \geq thr \\ 0 & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) < thr \end{cases} \quad (3.8)$$

natomiast dla wyznaczenia $ws_{\theta}(b)$ brany jest pod uwagę warunek:

$$\tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) = \begin{cases} \theta & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) \geq thr \\ 0 & \tilde{A}_{cu}(\rho, \theta) < thr \end{cases} \quad (3.9)$$

- współczynnik osi głównej Og i osi mniejszej Om wydzielonego obszaru - e_b , definiowany jako:

$$e_b = \sqrt{1 - \frac{b_e^2}{a_e^2}} \quad (3.10)$$

gdzie: a_e i b_e - odpowiednio długość osi głównej i osi mniejszej wydzielonego obszaru⁶.

⁵wartość kąta zawiera się w przedziale $(-90,90)$

⁶wartość współczynnika zawiera się w zakresie $\langle 0,1 \rangle$

3. Utworzono wektor cech metody wydzielonych obszarów (BLOB) składający się ze zbioru parametrów znaku w postaci:

$$FV_{BLOB} = \left\{ \begin{array}{l} lb, (wm_1, wm_{\theta 1}, wm_{\rho 1}, ws_{\theta 1}, ws_{\rho 1}, fb_1, \alpha_1, e_{b1}), \dots, \\ (wm_{lb}, wm_{\theta lb}, wm_{\rho lb}, ws_{\theta lb}, ws_{\rho lb}, fb_{lb}, \alpha_{lb}, e_{blb}) \end{array} \right\} \quad (3.11)$$

Wektor cech dla każdego znaku składa się z dwóch części. Pierwsza zawiera liczbę wydzielonych obszarów oraz podwektory przechowujące wartości maksimów, współrzędne maksimów, współrzędne środków ciężkości, sumy wartości punktów przestrzeni parametrycznej dla wydzielonych obszarów, pole wydzielonych obszarów, kąty nachylenia osi głównej, współczynniki osi głównych. Podobnie jak w przypadku wydzielania punktów charakterystycznych przestrzeni parametrycznej (Rozdział 3.3), wartość pierwszego maksimum jest równa jedności a rozdzielenie wektora na części pozwala na przeprowadzenie klasyfikacji wstępnej, bazującej na liczbie obszarów.

W tabelach 3.6 oraz A.1, A.2 (Dodatek) przedstawiono przykładowe wartości wektora cech dla znaków z baz ZT1 oraz ZT2 (Rys. A.3).

Dokonano analizy liczby wydzielonych obszarów dla obrazów z własnej bazy, co pozwoliło na określenie liczby obszarów dla poszczególnych znaków z bazy. W tabeli 3.5 przedstawiono przedziały liczb wydzielonych obszarów dla poszczególnych klas znaków. Ze względu na dużą różnorodność postanowiono ograniczyć liczbę obszarów branych pod uwagę przy klasyfikacji. Podobnie jak w przypadku metody bazującej na punktach charakterystycznych przeprowadzono testy z wykorzystaniem bazy znaków. Dzięki temu można określić liczbę obszarów do jakiej należy ograniczyć wektor cech znaku. Dodatkowo w oparciu o liczbę obszarów można

Tablica 3.5: Przedziały liczb wydzielonych obszarów lb akumulatora transformaty Radona A_{cu} dla obrazów z bazy znaków (BZ1)

Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
liczba obszarów lb	2÷7	1÷4	2÷6	2÷8	1÷7	3÷8	1÷8	1÷4	1÷8	2÷6

przeprowadzić klasyfikację wstępną, dzięki której w procesie klasyfikacji będą porównywane tylko wektory cech o jednakowej długości. W związku z tym długość wektora cech (największa liczba wydzielonych obszarów) została ustalona eksperymentalnie na podstawie badania sprawności klasyfikacji w funkcji liczby (sprawdzono kolejno wartości z zakresu od 1 do 10) wydzielonych obszarów. Okazało się że, zwiększanie liczby obszarów powyżej 4 powodowało spadek sprawności klasyfikacji znaków dla tej metody.

Na podstawie powyższego w bloku klasyfikacji wstępnej utworzono cztery grupy wektorów znaków. Numer grupy odpowiada liczbie wydzielonych obszarów. W przypadku znaków o

większej liczbie obszarów, wybierane są te z największą wartością w_m .

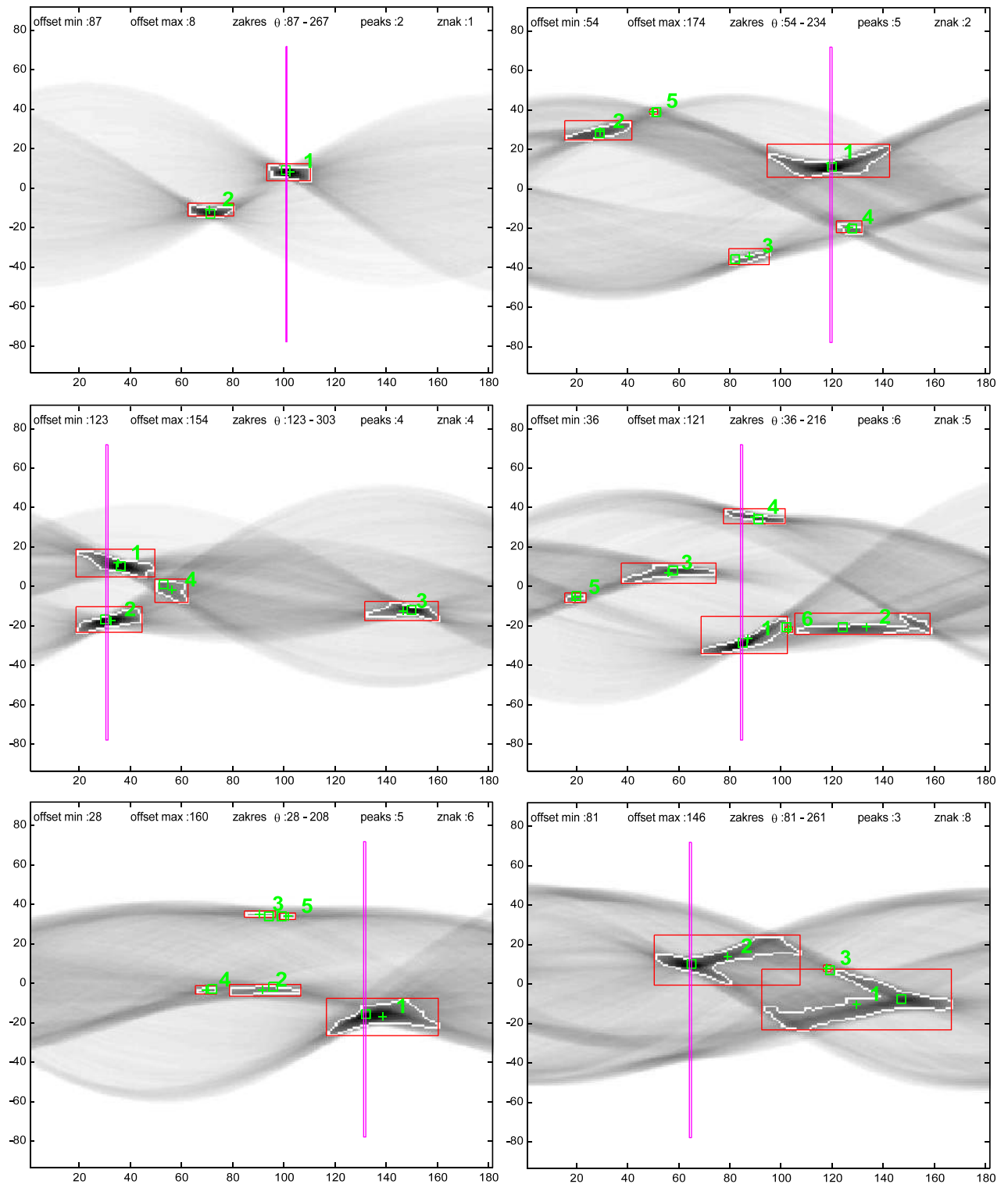
Tablica 3.6: Parametry wektora cech FV_{BLOB} dla zestawu ZT1 (DTR)

Parametr \ Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
l_{max}	4	2	4	4	4	4	2	3	2	3
w_{m_1}	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$w_{m\theta_1}$	121	101	120	56	30	85	132	130	65	59
$w_{m\rho_1}$	68	83	81	97	109	121	108	87	82	88
$w_{s\theta_1}$	109	102	119	44	32	85	137	130	76	56
$w_{s\rho_1}$	65	83	79	101	109	118	108	87	77	88
fb_1	1177	99	267	632	139	173	315	122	361	320
α_1	5	-6	7	23	15	26	8	-13	15	-10
e_{b1}	0,99	0,9	0,97	0,97	0,96	0,98	0,95	0,89	0,97	0,88
w_{m_2}	0,89	0,89	0,73	0,98	0,99	0,76	0,53	0,84	0,85	0,66
$w_{m\theta_2}$	110	71	29	110	36	58	96	77	147	138
$w_{m\rho_2}$	134	105	64	52	82	84	94	81	100	61
$w_{s\rho_1}$	86	70	28	110	35	57	94	78	132	132
$w_{s\rho_2}$	136	103	63	51	80	84	95	78	102	60
fb_2	502	81	115	166	165	127	39	68	546	140
α_2	2	-2	16	-14	-19	4	0	18	12	2
e_{b2}	0,99	0,94	0,97	0,98	0,97	0,98	0,97	0,94	0,96	0,94
w_{m_3}	0,78		0,6	0,78	0,93	0,76		0,73		0,65
$w_{m\theta_3}$	35		128	107	150	91		91		109
$w_{m\rho_3}$	52		112	131	104	58		117		142
$w_{s\theta_3}$	54		127	106	147	90		92		104
$w_{s\rho_3}$	53		112	132	104	57		117		141
fb_3	554		25	183	108	72		67		64
α_3	-7		-10	3	-7	-12		-1		-11
e_{b3}	0,99		0,84	0,99	0,95	0,98		0,94		0,95
w_{m_4}	0,52		0,56	0,73	0,58	0,7				
$w_{m\theta_4}$	2		87	130	53	124				
$w_{m\rho_4}$	137		126	106	91	113				
$w_{s\theta_4}$	1		86	145	54	127				
$w_{s\rho_4}$	137		127	97	93	113				
fb_4	6		9	386	62	155				
α_4	90		0	26	-36	1				
e_{b4}	0,75		0	0,99	0,88	0,99				

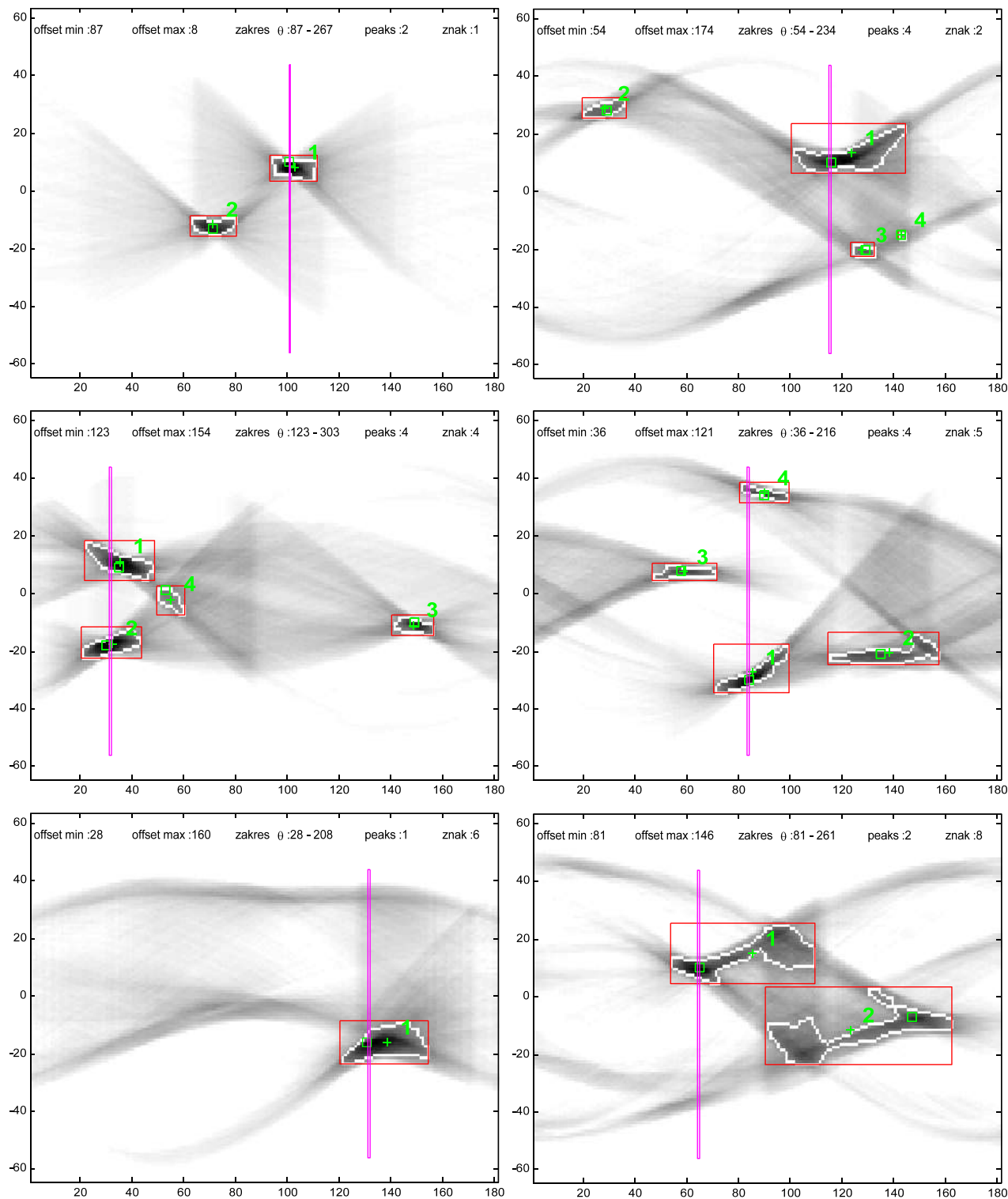
Metoda bazująca na parametryzacji wydzielonych obszarów w otoczeniu punktów charakterystycznych⁷ pozwala na wprowadzenie do wektora cech znaku wielkości niezależnych od rotacji obrazu znaku. Związane jest to z tym, że uszeregowano obszary ze względu na wartość maksymalną i wyznaczono parametry opisujące tylko dany obszar. Ponieważ rotacja obrazu znaku powoduje tylko zmiany położenia rozpatrywanych obszarów, co pozwala na uzyskanie cech obrazu znaku bez względu na kąt obrotu.

Na rysunkach 3.4 oraz 3.5 przedstawiono przykłady wydzielonych obszarów reprezentacji parametrycznej transformaty Radona oraz jej modyfikacji Radon-Soft dla obrazów przedstawiających wybrane znaki pisane ręcznie (zestaw ZT1: cyfry 1,2,4,5,6,8).

⁷przedstawiona w Rozdziale 3.3



Rysunek 3.4: Przykład wydzielonych obszarów reprezentacji parametrycznej DTR dla wybranych obrazów cyfr zestaw: ZT1



Rysunek 3.5: Przykład wydzielonych obszarów reprezentacji parametrycznej Radon-Soft dla wybranych obrazów cyfr zestaw: ZT1

Metoda może być zastosowana zarówno dla transformaty Radona jak również jej modyfikacji Soft-Radon lub Circ-Radon. Należy zaznaczyć, że metoda ta nie nadaje się do wykorzystania w przypadku przekształcenia FRT, w którym dynamika zmian wartości komórek akumulatora jest znacznie mniejsza. Dużą zaletą jest to, że zaproponowane rozwiązanie może być dowolnie rozwijane ze względu na inne techniki opisu wydzielonych obszarów np. wyznaczenie cech bazujących na teksturze wydzielonego obszaru.

Pomimo wymienionych zalet opracowana metoda ma tendencje do łączenia sąsiadujących ze sobą obszarów. Jest to szczególnie zauważalne w przypadku zastosowania standardowej transformaty Radona dla obrazów z szumami. Ma to wpływ na zmianę kształtu wydzielonego obszaru i liczbę wydzielonych obszarów. Minimalizacja skutków tego efektu jest możliwa dzięki zastosowaniu modyfikacji transformaty Radona: Soft-Radon lub Circ-Radon.

3.5 Wydzielanie cech przestrzeni parametrycznej na podstawie wybranych profili przekształcenia Radona

Dalszy rozwój prac nad wydzieleniem cech przestrzeni parametrycznej skoncentrowany został na właściwościach transformaty Radona względem takich przekształceń obrazu jak obrót, zmiana skali, czy przesunięcie analizowanego obiektu (znaku). W związku z tym wzięto pod uwagę możliwość wykorzystania tylko lokalnych właściwości reprezentacji parametrycznej, tj. wybranych kolumn tablicy akumulatora. W zależności od przyjętego zakresu zmian Θ możliwe jest uzyskanie niezmienności względem obrotu obrazu znaku. Zaproponowano określenie kąta nachylenia obrazu znaku α_{ogoz} na podstawie parametru θ dla którego wartość reprezentacji parametrycznej (akumulatora A_{cu}) osiąga maksimum:

$$\alpha_{ogoz} = \arg \max_{\theta} \left(\max \left\{ A_{cu(\theta, <-\rho, \rho>)} \right\} \right) \quad (3.12)$$

tym samym ustalając graniczne wartości zakresu zmian Θ :

$$\Delta\Theta = \{\alpha_{ogoz}, \alpha_{ogoz} + 2\pi\} \quad (3.13)$$

lub

$$\Delta\Theta = \{\alpha_{ogoz} - \pi, \alpha_{ogoz} + \pi\} \quad (3.14)$$

Kąt θ dla którego wartość reprezentacji parametrycznej osiąga maksimum (wartość maksymalna akumulatora) odpowiada nachyleniu prostej wzdłuż której suma kolejnych elementów obrazu jest największa. W tabeli 3.7 przedstawiono wartości α_{ogoz} dla obrazów ZT1-ZT4. Ustalenie początku zakresu $\Delta\Theta$ może odbywać się dopiero po uzyskaniu reprezentacji parametrycznej dla obrazu znaku i sprowadza się do prostej operacji przesunięcia kolumn macierzy

Tablica 3.7: Wartości α_{ogz} dla obrazów znaków: zestawy ZT1-ZT4

Znak	0 001	1 001	2 001	3 001	4 001	5 001	6 001	7 001	8 001	9 001
α_{ogz}	93	7	173	60	152	120	159	7	145	19
Znak	0 002	1 002	2 002	3 002	4 002	5 002	6 002	7 002	8 002	9 002
α_{ogz}	82	7	176	143	143	123	159	173	162	1
Znak	0 003	1 003	2 003	3 003	4 003	5 003	6 003	7 003	8 003	9 003
α_{ogz}	79	169	1	61	146	4	162	174	163	7
Znak	0 004	1 004	2 004	3 004	4 004	5 004	6 004	7 004	8 004	9 004
α_{ogz}	1	179	178	162	177	179	163	1	153	3

akumulatora umieszczonych np. w dynamicznej strukturze cyklicznej listy dwukierunkowej. Odbywa się to w ten sposób, że pierwszą kolumną akumulatora będzie ta, która zawiera wartość maksymalną. Przeprowadzenie tej operacji pozwoli na uniezależnienie się od obrotu znaku. Na rysunku 3.6 zilustrowano proces wyboru kąta obrotu (α_{ogoz}) znaku na podstawie zależności (3.12). Rozpatrując macierz akumulatora transformaty Radona w postaci:

$$A_{cu} = \left\{ \begin{array}{ccc} A_{cu}(\theta_1, -\rho) & \dots & A_{cu}(\theta_n - \rho) \\ \vdots & & \vdots \\ A_{cu}(\theta_1, 0) & \dots & A_{cu}(\theta_n, 0) \\ \vdots & & \vdots \\ A_{cu}(\theta_1, \rho) & \dots & A_{cu}(\theta_n, \rho) \end{array} \right\} \quad (3.15)$$

gdzie $\theta_1 = 1$ $\theta_n = \pi$. Uwzględniając nowy zakres $\Delta\Theta$ (3.13) dokonano przesunięcia kolumn na podstawie:

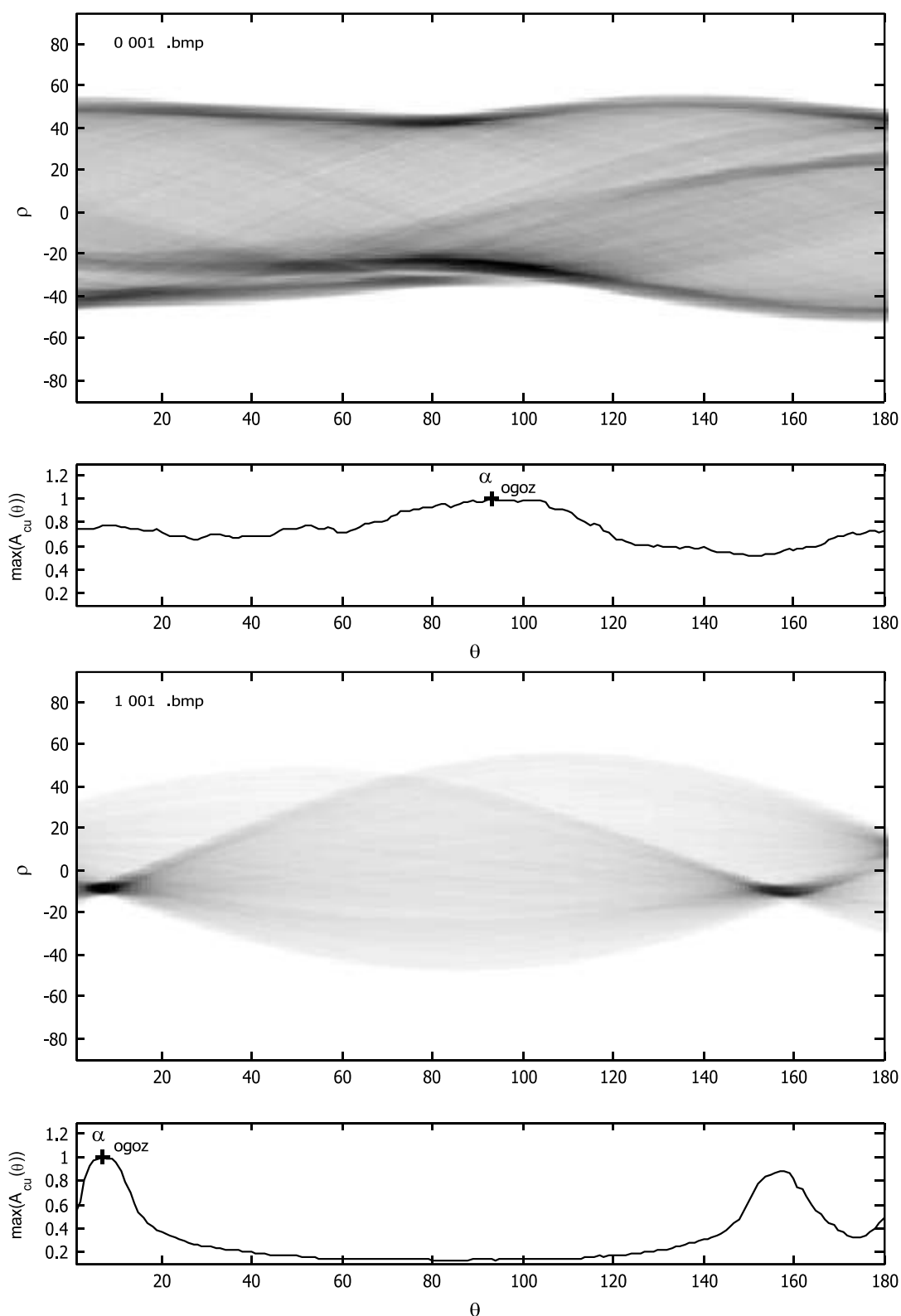
$$A_{cu}(\theta_k, \rho) = \begin{cases} A_{cu}(\theta_{\alpha_{ogoz}+k-1}, \rho), & \theta_{\alpha_{ogoz}+k-1} \leq \pi \\ A_{cu}(\theta_{\pi-\alpha_{ogoz}+k-1}, \rho), & \theta_{\alpha_{ogoz}+k-1} > \pi \end{cases} \quad (3.16)$$

gdzie $k = 1, 2, \dots, n$.

Po przeprowadzeniu tej operacji kolumna akumulatora θ_1 odpowiada kolumnie $\theta_{\alpha_{ogoz}}$. Z dowolnej kolumny macierzy akumulatora można utworzyć profil PR_{θ} :

$$PR_{\theta_k} = A_{cu}(\theta_k) = \left\{ \begin{array}{c} A_{cu}(\theta_k, -\rho) \\ \vdots \\ A_{cu}(\theta_k, 0) \\ \vdots \\ A_{cu}(\theta_k, \rho) \end{array} \right\} \quad (3.17)$$

dla $k \in \langle 1, \pi \rangle$

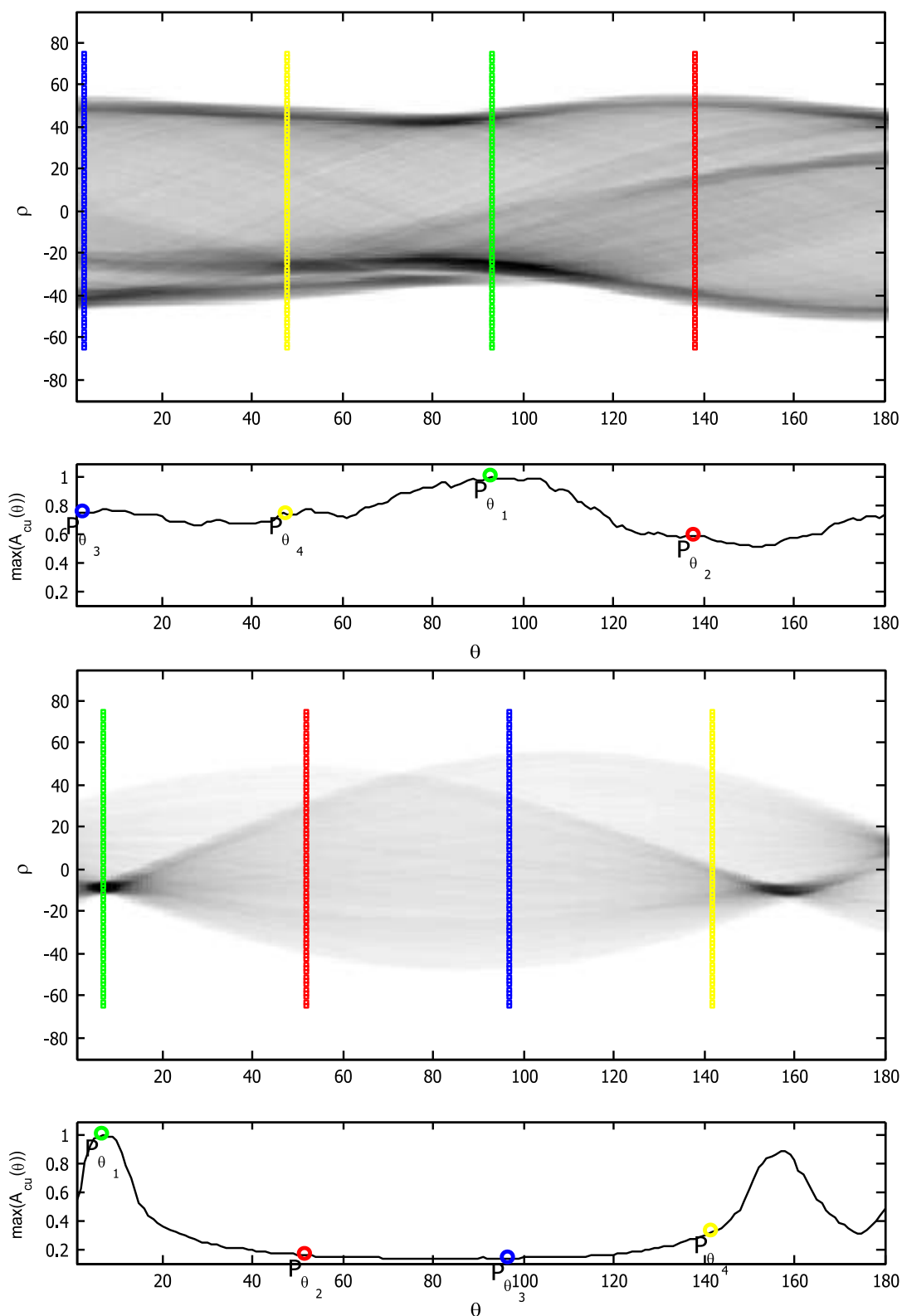


Rysunek 3.6: Wyznaczanie wartości α_{ogoz} na podstawie reprezentacji parametrycznej transformaty Radona: znak 0 001.bmp, 1 001.bmp

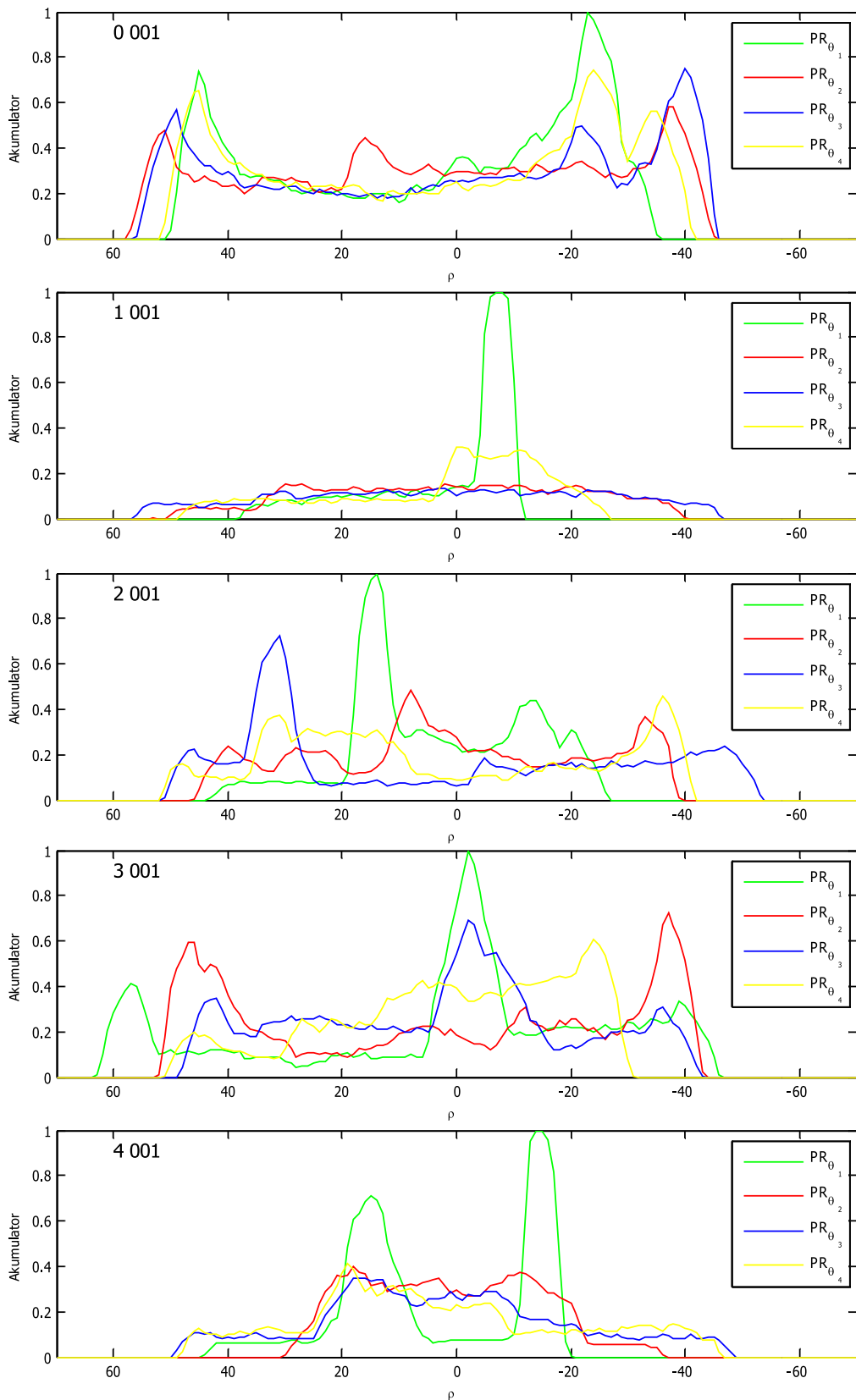
W ten sposób można utworzyć wektor dowolnie wybranych n profili przestrzeni parametrycznej obrazu znaku, który można zapisać w postaci:

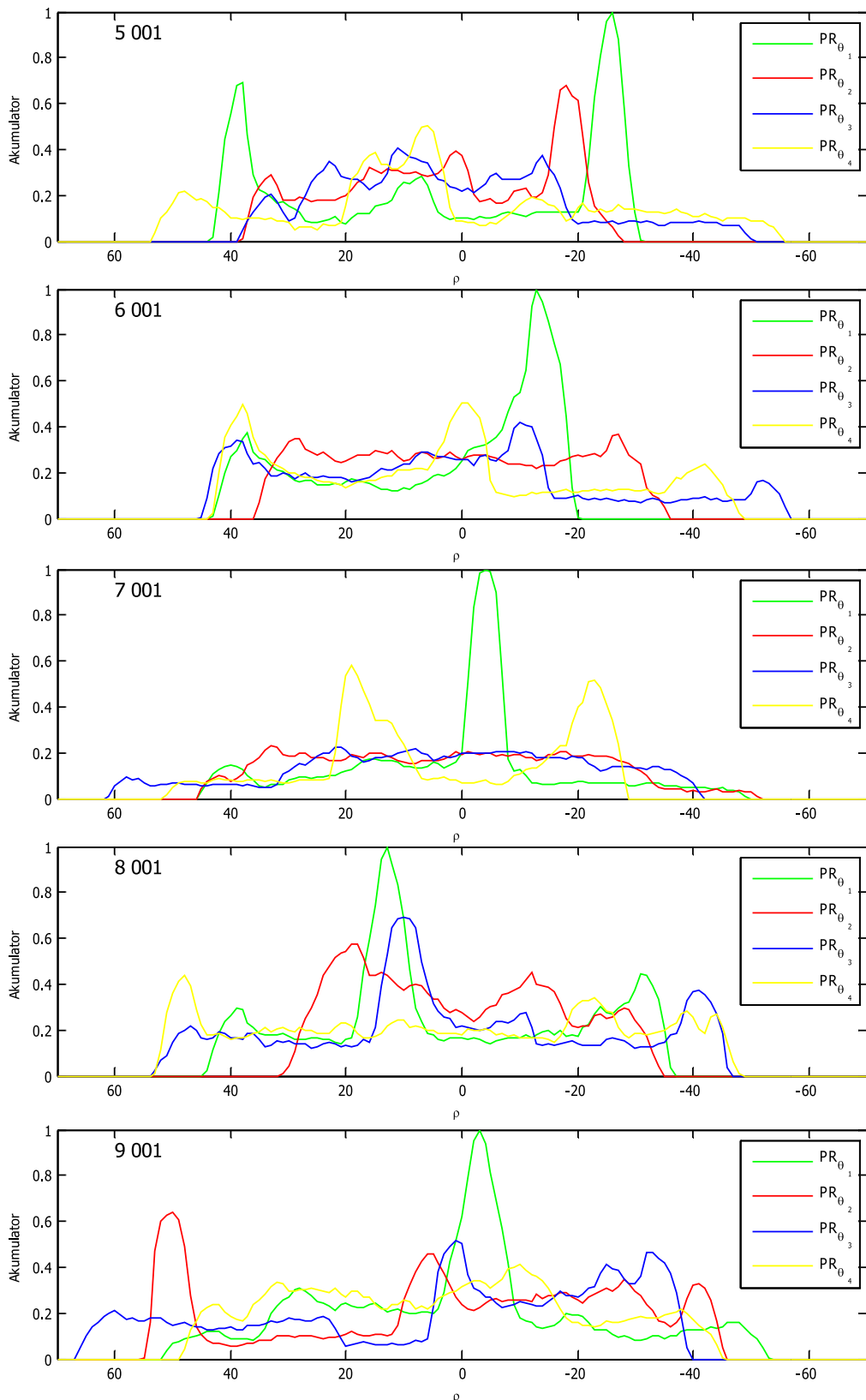
$$PR = \{PR_{\theta_1}, PR_{\theta_2}, \dots, PR_{\theta_n}\} \quad (3.18)$$

Na rysunku 3.7 zaznaczono wybrane 4 kolumny akumulatora A_{cu} odpowiadające profilom transformaty Radona (PR) przed przeprowadzeniem operacji przesunięcia kolumn (3.16). Rysunki 3.8–3.9 przedstawiają 4 wybrane profile dla wybranych obrazów cyfr z zestawu ZT1.



Rysunek 3.7: Wyznaczanie profili reprezentacji parametrycznej transformaty Radona: znak 0 001.bmp, 1 001.bmp

Rysunek 3.8: Profile transformaty Radona dla $n=4$ (ZT1 - znaki 0,1,2,3,4)

Rysunek 3.9: Profile transformaty Radona dla $n=4$ (ZT1 - znaki 5,6,7,8,9)

3.5.1 Metody wyboru profili przekształcenia Radona

Zaproponowano dwie metody wyboru profili transformaty Radona. Metoda pierwsza (M1) polega na wybieraniu profili równomiernie oddalonych od siebie. Profile wybieramy korzystając ze zbioru:

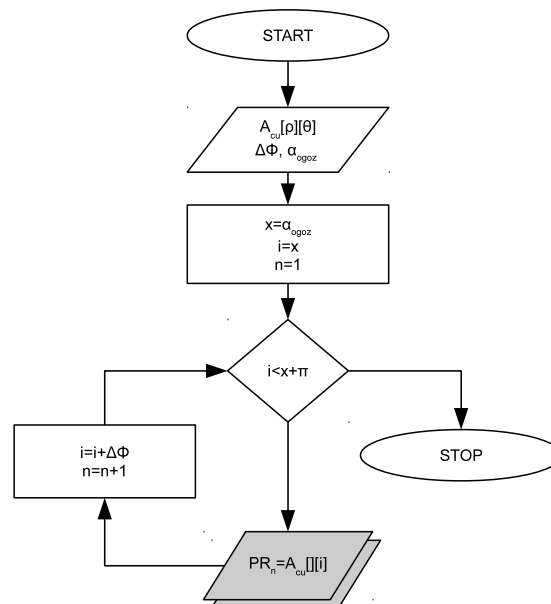
$$\hat{\Phi} = \{0, \Delta\Phi, 2\Delta\Phi, \dots, (n-1)\Delta\Phi\} \quad (3.19)$$

gdzie $\Phi \in \langle 0, \pi \rangle$ oraz $\Delta\Phi = \frac{\pi}{n}$, natomiast n jest liczbą profili transformaty Radona.

przez dodanie kolejnych wartości ze zbioru do pierwszego profilu θ_1 . Stosując np. krok $\Delta\Phi = \frac{\pi}{4}$ dla $\Phi \in \langle 0, \pi \rangle$ otrzymujemy 4 profile dla każdego obiektu. Otrzymane w ten sposób dane opisujące znak odpowiadają kolejnym n profilom rzutowania dla obrazu obracanego z krokiem co $\frac{\pi}{n}$ stopni. Jeżeli wcześniej zostało przeprowadzone przesunięcie kolumn macierzy akumulatora (3.16), wydzielone profile są inwariantne względem obrotu obrazu znaku. Natomiast w przeciwnym przypadku, należy uwzględnić zbiór następującej postaci:

$$\hat{\Phi}_{M_2} = \{\alpha_{ogoz}, \Delta\Phi + \alpha_{ogoz}, 2\Delta\Phi + \alpha_{ogoz}, \dots, (n-1)\Delta\Phi + \alpha_{ogoz}\} \quad (3.20)$$

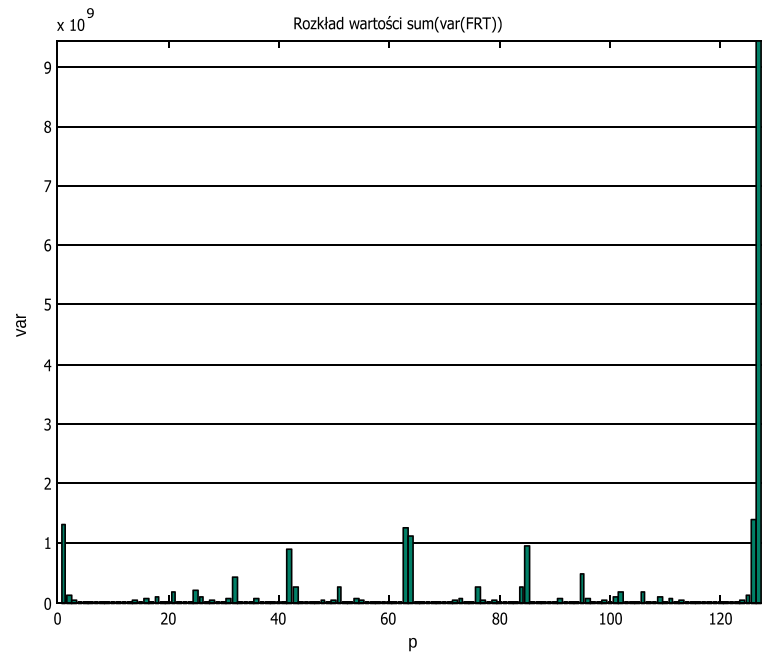
w ten sposób wybrane profile będą również inwariantne względem obrotu obrazu znaku. Na rysunku 3.10 przedstawiono sieć działań opisującą sposób wyboru profili z akumulatora transformaty Radona.



Rysunek 3.10: Algorytm wyboru n kolumn A_{cu} uwzględniający krok $\Delta\Phi$

Druga zaproponowana metoda (M2) bazuje na wyborze profili transformaty na podstawie wartości wariancji wyznaczonej dla profili transformaty. Zbiór wartości $\hat{\Phi}'$ można określić na podstawie wszystkich znaków np. z bazy BZ1, wyznaczając kolejno wartości wariancji dla ko-

lumn reprezentacji parametrycznej (lub wierszy w przypadku transformaty FRT). Wartości wariancji poszczególnych kolumn są sumowane dla wszystkich znaków z bazy. W ten sposób otrzymywana suma wariancji odpowiadająca poszczególnym kolumnom akumulatora⁸. Na rysunku 3.11 przedstawiono rozkład wartości sum wariancji (var) dla poszczególnych wierszy (p) przestrzeni parametrycznej transformaty FRT wyznaczonych dla bazy znaków BZ1. Ustalone



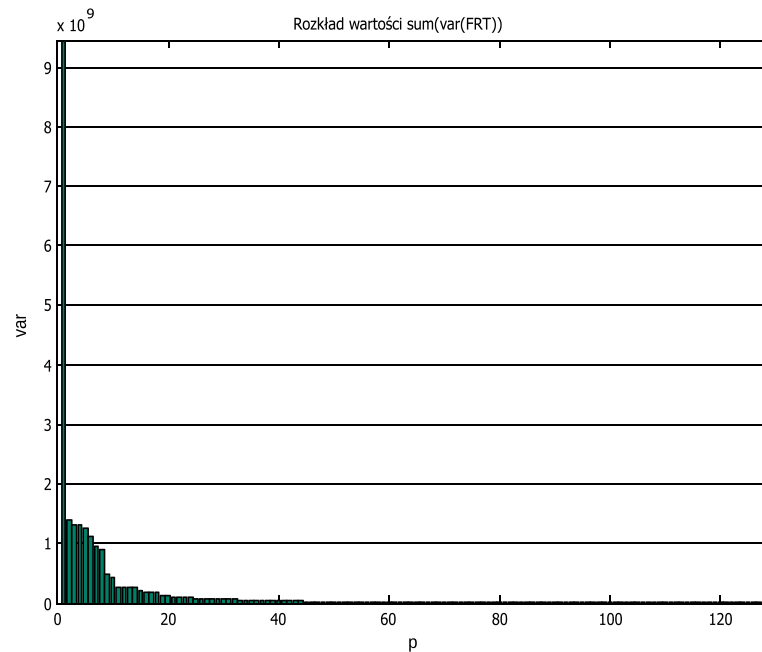
Rysunek 3.11: Rozkład wartości sum wariancji wierszy skończonej transformaty Radona dla obrazów znaków z bazy BZ1

kryterium wyboru profili do zbioru $\hat{\Phi}'$ to wartość sumy wariancji (var). W związku z tym uszeregowano wartości var (rozpoczynając od wartości największej) i na tej podstawie dokonano wyboru profili z największymi wartościami var. Na rysunku 3.12 przedstawiono uporządkowany rozkład wartości sum wariancji wierszy transformaty FRT dla obrazów znaków z bazy BZ1. Należy zauważyć, że wybór profili metodą M2 nie gwarantuje uzyskania niezmienności względem obrotu obrazu znaku, ponieważ wybór profili jest ustalany dla całej bazy znaków, a nie jak to miało miejsce dla metody M1 dla każdego znaku oddzielnie.

Na podstawie przeprowadzonych badań i wyników eksperymentów (Rozdział 6.2 eksperyment 1 oraz eksperyment 2) stwierdzono, że metoda M2, znajduje głównie zastosowanie dla reprezentacji skończonej transformaty Radona. Wynika to z właściwości akumulatora transformaty FRT (Rozdział 2.4.1) i metody wyboru punktów reprezentacji (2.14) oraz (2.15).

Dodatkowo należy podkreślić, że wprowadzenie w niniejszej pracy metody wyboru profili M2 podyktowane zostało tym, że rozwiązanie bazujące na równomiernym rozmieszczeniu wybieranych profili (M1) nie sprawdziło się w przypadku zastosowania przestrzeni skończonej transformaty Radona. Liczbę profili wybieranych metodą M2 określono na podstawie przepro-

⁸np. sumowane są tylko wartości wariancji wybranej kolumny dla wszystkich znaków z bazy



Rysunek 3.12: Uporządkowany rozkład wartości sum wariacji wierszy skończonej transformaty Radona dla obrazów znaków z bazy BZ1

wadzonych eksperymentów badawczych, gdzie dokonano oceny skuteczności rozpoznawania znaków w funkcji liczby profili. Najlepsze rezultaty klasyfikacji znaków otrzymano dla 8 profili transformaty FRT.

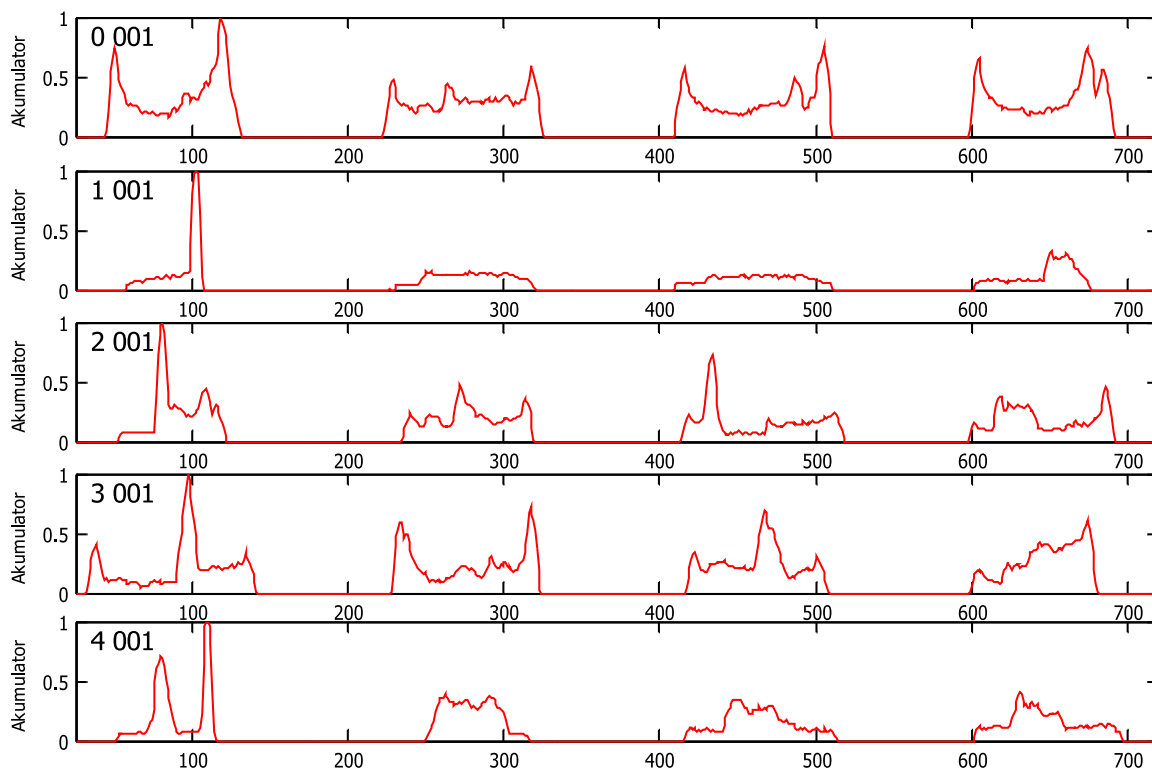
3.5.2 Wydzielanie cech profili transformaty Radona

Ważnym aspektem utworzenia wektora cech znaku na podstawie reprezentacji akumulatora jest perspektywa redukcji rozmiaru danych przez wykorzystanie np. tylko kilku profili dla wybranych wartości Θ . Zatem już po uzyskaniu macierzy akumulatora można dokonać wyboru grupy profili tworząc reprezentację znaku już na tym etapie przetwarzania. Wybrane profile odpowiadają kolumnom transformaty Radona (TR) lub wierszom w przypadku FRT. Wybór liczby profili determinuje liczbę n przebiegów dla których przeprowadzana jest późniejsza analiza w celu określenia przynależności obiektu do odpowiedniej klasy.

I. Wektor cech znaku - połączenie profili

Najprostszym rozwiązaniem jest utworzenie wektora cech znaku składającego się z kolejnych profili transformaty Radona. Wektor cech znaku otrzymany na podstawie połączonych profili dla wartości Θ wybranych metodą M1 lub M2 przyjmuje postać:

$$FV_{RAW} = \{PR_{\Theta_1}, PR_{\Theta_2}, \dots, PR_{\Theta_n}\} \quad (3.21)$$



Rysunek 3.13: Przebiegi odpowiadające danym wektora cech FV_{RAW} , 4 profile transformaty Radona (ZT1 - 0,1,2,3,4)

Na rysunku 3.13 przedstawiono przykładowe przebiegi odpowiadające danym wektora cech FV_{RAW} , utworzone na podstawie 4 profili transformaty Radona - wybrane metodą M1 dla obrazów z bazy ZT1, znaki: 0, 1, 2, 3, 4 (na osi y odwzorowana jest wartość akumulatora a os x to wartość parametru ρ).

Okazuje się, że wektory klasyfikacyjne (złożone z kilku profili - kolumn transformaty Radona) pozwalają na skuteczną klasyfikacji znaków, lecz rozwiązanie takie ma zasadniczą wadę. Objawia się ona w postaci znacznej długości wektora klasyfikacyjnego i w przypadku większej liczby profili utrudnia przeprowadzenie skutecznego procesu klasyfikacji.

II. Wektor cech znaku - funkcjonały

Drugim zaproponowanym rozwiązaniem wyznaczania cech znaku na podstawie wydzielonych profili jest wyznaczenie wartości funkcjonałów dla poszczególnych profili. Wyboru funkcjonałów dokonano na podstawie rozwiązań przedstawionych w pracach [118, 13, 124, 126]. Głównym celem zastosowania funkcjonałów jest znaczne ograniczenie rozmiaru wektora cech obrazu znaku.

Ze względu na specyfikę zaproponowanego rozwiązania bazującego na profilach PR skupiono szczególną uwagę na funkcjonałach typu SI (ang. shift invariant). Zaproponowane funkcjonały SI [13, 124]:

$$F_1 = \left(\sum_{\rho} \sqrt{PR_{\theta}(\rho)} \right)^2 \quad (3.22)$$

$$F_2 = \left(\sum_{\rho} PR_{\theta}(\rho)^4 \right)^{0.25} \quad (3.23)$$

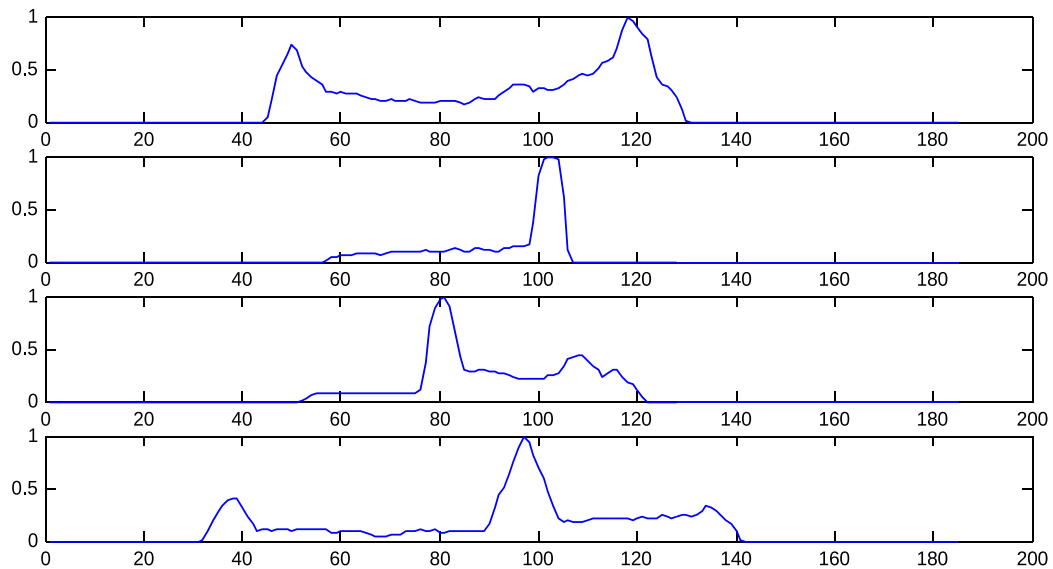
$$F_{3\div 5} = \sum_{\rho} |\rho - c| PR_{\theta}(\rho)^k \quad (3.24)$$

gdzie $k = 0.5, 1, 2$, natomiast c jest medianą ważoną ($wmedian(a,b)$ ⁹):

$$c = wmedian(\rho, PR_{\theta}(\rho)) \quad (3.25)$$

gdzie $PR_{\theta}(\rho)$ to kolejne wartości profilu znaku, natomiast ρ to indeks.

Na rysunku 3.14 przedstawiono przebiegi odpowiadające pierwszemu profilowi transformaty Radona (ZT1 - znaki 0,1,2,3), gdzie na osi y odwzorowana jest wartość akumulatora a na osi x wartość parametru ρ .



Rysunek 3.14: Przebiegi odpowiadające pierwszemu profilowi transformaty Radona (ZT1 - znaki 0,1,2,3)

Tablica 3.8: Wartości funkcjonałów F1–F5 dla przebiegów przedstawionych na rysunku 3.14

Znak	F1	F2	F3	F4	F5
0	24,524	0,158	2,919	28,306	281,939
1	3,74	0,145	0,952	9,233	88,050
2	10,530	0,142	1,696	16,271	152,876
3	22,555	0,142	2,264	22,167	227,226

⁹zaproponowana implementacja mediany ważonej w środowisku Matlab[®] jest przedstawiona w dodatku pracy (A.10)

Dla każdego profilu wyznaczone są wartości funkcjonałów $F1$ – $F5$, tworząc w ten sposób następujący wektor cech obrazu znaku:

$$FV_{FUN} = \left\{ \begin{array}{l} F1(PR_{\Theta_1}), F2(PR_{\Theta_1}), F3(PR_{\Theta_1}), F4(PR_{\Theta_1}), F5(PR_{\Theta_1}), \dots, \\ F1(PR_{\Theta_n}), F2(PR_{\Theta_n}), F3(PR_{\Theta_n}), F4(PR_{\Theta_n}), F5(PR_{\Theta_n}) \end{array} \right\} \quad (3.26)$$

W tabelach 3.9 oraz 3.10 przedstawiono przykładowe parametry wektora cech FV_{FUN} dla zestawu obrazów znaków ZT1 oraz ZT2 wyznaczone na podstawie 4 profili transformaty Radona.

Tablica 3.9: Parametry wektora cech FV_{FUN} dla zestawu ZT1 (DTR)

PR_{Θ} \ Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	24,52 0,16 2,92 28,31 281,94	3,74 0,14 0,95 9,23 88,05	10,53 0,14 1,70 16,27 152,88	22,56 0,14 2,26 22,17 227,23	7,54 0,15 1,50 14,41 136,25	10,77 0,14 1,61 15,63 155,23	10,31 0,14 1,74 16,70 159,31	10,52 0,14 1,35 13,11 128,11	15,72 0,14 2,03 19,55 189,22	20,63 0,14 2,16 21,18 211,53
2	30,87 0,11 2,90 28,05 282,63	8,46 0,04 0,93 9,04 88,57	14,56 0,08 1,71 16,63 164,98	21,02 0,12 2,25 21,95 226,27	9,47 0,08 1,52 14,75 141,63	10,48 0,10 1,62 15,66 149,65	12,75 0,08 1,76 17,17 168,37	12,58 0,05 1,33 12,87 125,76	13,43 0,11 2,06 20,10 195,40	20,58 0,10 2,13 20,85 213,43
3	29,97 0,12 2,94 29,08 306,30	9,79 0,03 0,93 8,98 89,36	16,73 0,10 1,67 16,28 167,91	20,64 0,11 2,27 21,89 214,24	14,20 0,07 1,50 14,51 141,71	13,72 0,08 1,62 15,77 154,06	17,21 0,08 1,73 16,84 168,10	13,61 0,05 1,32 12,77 124,94	19,81 0,11 2,04 19,83 199,10	22,07 0,09 2,11 20,56 209,25
4	27,22 0,13 2,93 28,72 294,09	6,68 0,06 0,94 9,02 86,57	15,53 0,08 1,68 16,17 160,31	18,27 0,11 2,30 22,43 221,02	14,04 0,07 1,49 14,35 139,62	16,85 0,08 1,61 15,65 157,63	15,63 0,09 1,73 16,66 164,36	9,58 0,09 1,33 12,78 123,08	21,12 0,08 2,02 19,60 198,89	20,40 0,08 2,13 20,46 199,27

Tablica 3.10: Parametry wektora cech FV_{FUN} dla zestawu ZT2 (DTR)

PR_{Θ} \ Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	24,01 0,17 3,09 29,91 295,04	3,69 0,16 1,19 11,56 109,35	14,21 0,15 2,08 20,09 190,35	31,93 0,16 3,32 32,12 318,23	14,11 0,17 2,15 20,73 198,02	15,38 0,15 2,16 20,83 203,35	13,19 0,15 2,21 21,21 200,88	9,88 0,15 1,59 15,36 145,57	8,61 0,14 1,66 16,00 151,10	16,72 0,15 2,34 22,72 221,46
2	28,20 0,14 3,06 29,66 295,25	10,48 0,05 1,17 11,35 111,42	18,96 0,08 2,08 20,27 201,12	29,63 0,14 3,36 32,84 324,93	15,45 0,12 2,19 21,29 206,44	13,31 0,12 2,18 20,91 197,30	14,96 0,11 2,23 21,68 210,13	12,04 0,07 1,59 15,44 150,26	10,98 0,09 1,67 16,15 155,45	23,18 0,09 2,31 22,53 225,19
3	31,89 0,12 3,05 29,68 304,31	11,83 0,04 1,16 11,25 112,74	20,58 0,10 2,06 20,08 207,78	38,63 0,15 3,33 32,51 330,83	19,43 0,10 2,17 21,01 205,17	17,93 0,11 2,19 21,29 207,62	21,56 0,10 2,19 21,25 212,35	16,19 0,06 1,57 15,26 152,78	16,95 0,07 1,64 15,95 160,65	22,94 0,10 2,29 22,42 229,52
4	32,56 0,11 3,09 30,27 310,43	8,70 0,06 1,17 11,28 107,84	20,13 0,08 2,06 20,02 199,37	32,14 0,16 3,30 32,24 332,21	20,56 0,10 2,15 20,77 202,98	22,30 0,11 2,16 20,94 208,52	20,63 0,10 2,19 21,07 208,54	12,78 0,10 1,58 15,27 149,39	15,34 0,07 1,64 15,91 158,27	21,17 0,10 2,31 22,36 221,58

III. Wektor cech znaku - współczynniki DCT

Trzecią zaproponowaną metodą wyznaczania cech znaku na podstawie profili transformaty Radona jest zastosowanie jako danych wektora cech współczynników przekształcenia kosinowego (DCT). Dla każdego profilu obrazu znaku wyznaczane są współczynniki transformaty, zgodnie z poniższą zależnością:

$$DCT_k = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos \frac{\pi k(2n+1)}{2N}, \quad \text{dla } k = 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.27)$$

oraz

$$DCT_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x(n), \quad \text{dla } k = 0 \quad (3.28)$$

Uwzględniając indeksowanie próbek sygnału od $n=1$, powyższa formuła przyjmie postać:

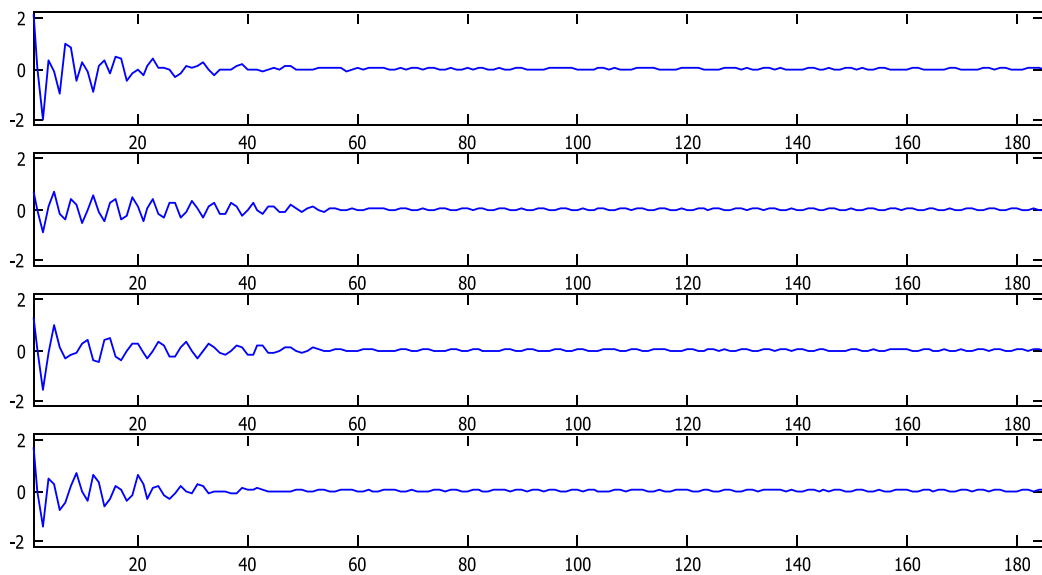
$$DCT_k = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=1}^N x(n) \frac{\pi(k-1)(2n-1)}{2N}, \quad \text{dla } k = 2, 3, \dots, N \quad (3.29)$$

oraz

$$DCT_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N x(n), \quad \text{dla } k = 1 \quad (3.30)$$

N - liczba elementów profilu PR_θ , n - indeks, k - indeks funkcji bazowej.

Wykorzystując to, że większość obliczonych współczynników jest zwykle bliska 0 można redukować ich liczbę potrzebną do reprezentacji sygnału (profilu). Na rysunku 3.15 przedstawiono wartości współczynników przekształcenia DCT dla przebiegów z rysunku 3.14. Liczbę wybie-



Rysunek 3.15: Współczynniki transformaty DCT dla przebiegu (Rys.3.14)

ranych współczynników przekształcenia określono na podstawie przeprowadzonych ekspery-

mentów, gdzie dokonano oceny skuteczności klasyfikacji znaków w zależności od zmian liczby współczynników transformaty. Wyznaczone w ten sposób współczynniki tworzą wektor cech FV_{DCT} .

$$FV_{DCT} = \left\{ \begin{array}{l} DCT_1(PR_{\Theta_1}), DCT_2(PR_{\Theta_1}), \dots, DCT_m(PR_{\Theta_1}), \dots, \\ DCT_1(PR_{\Theta_n}), DCT_2(PR_{\Theta_n}), \dots, DCT_m(PR_{\Theta_n}) \end{array} \right\} \quad (3.31)$$

gdzie n jest liczbą profili, natomiast m jest liczbą wybieranych współczynników transformaty. W prezentowanych wynikach eksperymentów badawczych (Rozdział 6.2) zaprezentowano rezultaty klasyfikacji z użyciem wektora cech uwzględniającego kolejno pierwsze 8, 16 i 32 współczynników przekształcenia. W tabeli 3.11 przedstawiono przykładowe wartości pierwszych 10 współczynników przekształcenia DCT dla przebiegów przedstawionych na rysunku 3.14. Natomiast w tabeli 3.12 przedstawiono przykładowe wektory cech uwzględniające pierwsze 5

Tablica 3.11: Wartości współczynników DCT dla przebiegów przedstawionych na rysunku 3.14

Zn.	DCT1	DCT2	DCT3	DCT4	DCT5	DCT6	DCT7	DCT8	DCT9	DCT10
0	2,266	0,038	-2,03	0,322	-0,094	-1,012	0,974	0,861	-0,452	0,254
1	0,725	-0,013	-0,933	0,0767	0,702	-0,22	-0,434	0,404	0,212	-0,542
2	1,31	0,051	-1,605	-0,117	1,003	0,13	-0,35	-0,165	-0,127	0,278
3	1,753	-0,026	-1,441	0,484	0,22	-0,777	-0,452	0,18	2 0,719	-0,034

współczynników transformaty DCT wyznaczone dla każdego z 4 profili transformaty Radona, gdzie można zaobserwować wartości współczynników wektora cech dla obrazów znaków z bazy ZT1.

Tablica 3.12: Wartości współczynników DCT1-DCT5 dla 4 profili transformaty Radona (obrazy bazy ZT1)

PR_{Θ} \ Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	2,27 0,04 -2,03 0,32 -0,09	0,73 -0,01 -0,93 0,08 0,70	1,31 0,05 -1,60 -0,12 1,00	1,75 -0,03 -1,44 0,48 0,22	1,16 0,04 -1,39 -0,06 0,78	1,25 0,02 -1,15 0,07 -0,08	1,35 0,05 -1,52 0,07 0,69	1,03 -0,02 -1,17 0,06 0,66	1,57 0,06 -1,65 -0,17 0,47	1,65 -0,04 -1,71 0,01 0,67
2	2,26 0,08 -1,80 0,06 -0,28	0,72 0,00 -0,76 0,01 0,23	1,31 -0,01 -1,33 0,02 0,32	1,75 0,03 -1,22 0,13 -0,69	1,16 -0,02 -1,44 0,02 0,93	1,25 0,02 -1,46 -0,02 0,73	1,34 -0,03 -1,50 0,04 0,59	1,03 0,02 -1,06 -0,05 0,28	1,57 -0,03 -1,86 0,02 0,98	1,65 -0,01 -1,32 0,31 -0,11
3	2,26 -0,09 -1,59 0,36 -0,76	0,72 0,01 -0,66 0,01 0,07	1,30 0,04 -0,89 -0,20 -0,58	1,76 0,05 -1,76 -0,03 0,45	1,15 0,02 -1,23 -0,07 0,49	1,24 0,00 -1,38 -0,09 0,63	1,34 0,03 -1,25 -0,17 0,26	1,03 0,04 -1,01 0,02 0,27	1,57 0,01 -1,45 -0,07 0,24	1,65 0,03 -1,28 0,41 -0,12
4	2,26 -0,03 -1,82 0,33 -0,53	0,72 0,01 -0,83 0,06 0,43	1,31 0,06 -1,14 -0,19 -0,14	1,76 -0,04 -1,91 0,25 0,76	1,15 0,04 -1,18 -0,16 0,35	1,24 0,02 -1,11 -0,09 0,16	1,34 0,06 -1,25 -0,19 0,13	1,03 0,04 -1,10 -0,05 0,33	1,57 0,04 -1,24 0,01 -0,27	1,65 0,08 -1,63 -0,14 0,31

Zaproponowana metoda opisu profili za pomocą współczynników przekształcenia DCT jest jednym z przykładów realizacji problemu redukcji długości wektora cech obrazu znaku bazującego na profilach transformaty Radona. Przeprowadzone eksperymenty badawcze wskazują na to, że w przypadku opisu profili transformaty Radona wprowadzone techniki dają podobne rezultaty w zakresie zastosowania do klasyfikacji znaków. Natomiast zróżnicowanie tych metod występuje w aspekcie długości wektora cech opisujących dany profil.

W związku z tym, że przedstawione metody nie wyczerpują, wszystkich możliwości opisu profili transformaty Radona, warto rozważyć kontynuację prac z wykorzystaniem elementów różnych analiz np. analizy czasowo- częstotliwościowej.

Podsumowując techniki opisu profili transformaty Radona można podkreślić, że zaproponowane metody wyznaczania cech na bazie profili transformaty Radona możliwe są do zastosowania również w przedstawionych modyfikacjach przekształcenia (Circ-Radon, Soft-Radon) oraz dla odmiany FRT. Natomiast w odróżnieniu od rozwiązań przedstawionych w pracach [114, 117, 116], nie wymagają one przeprowadzania szeregu operacji przetwarzania wstępnego oraz normalizacji względem obrotu obrazu znaku oraz skalowania macierzy akumulatora. W Rozdziale 6.2 przedstawiono wybrane wyniki eksperymentów z wykorzystaniem zaproponowanych metod wyznaczania cech na bazie profili.

3.6 Podsumowanie

W rozdziale tym zostały przedstawione własne metody wydzielenia cech obrazu znaku na podstawie reprezentacji parametrycznej transformaty Radona w celu rozpoznawania znaków z pola adresowego przesyłek pocztowych. Zaproponowano i opisano techniki przetwarzania przestrzeni parametrycznej transformaty Radona, w tym:

- metodę wydzielenia punktów charakterystycznych,
- metodę wydzielenia obszarów połączonych,
- metodę bazującą na profilach transformaty Radona.

W ramach opracowanych metod omówiono sposoby reprezentacji cech znaku¹⁰ poszczególnych rozwiązań. Dla metody obszarów połączonych zaproponowano technikę opisu bazującą na cechach geometrycznych. Natomiast dla metody wykorzystującej profile transformaty Radona zaproponowano dwa podejścia wyboru profili oraz przedstawiono techniki wyznaczania cech znaku, w tym profili połączonych, funkcjonalów i współczynników DCT.

Zaprezentowano przykładowe wektory cech dla poszczególnych metod, omówiono najważniejsze zalety i ograniczenia zaproponowanych rozwiązań. Zasygnalizowano również możliwość

¹⁰zaproponowano wektory cech znaków

kontynuacji prac w zakresie wyznaczania cech obszarów połączonych i profili transformaty Radona.

Przedstawione w tym rozdziale metody rozpoznawania znaków z wykorzystaniem transformaty Radona pozwalają na eliminację elementów przetwarzania wstępnego pojawiające się we większości spotykanych rozwiązań tego typu.

Największą przewagą metody bazującej na profilach jest zastosowanie techniki wyboru profili (M1), która umożliwia uzyskanie inwariantnych cech względem rotacji obrazu znaku. Dodatkowo uwzględniając proces normalizacji w dziedzinie parametrycznej (Rozdział 2.7) uzyskano niezmiennosc względem zmiany skali znaku zarówno metod bazujących na profilach jak i obszarach połączonych.

Dużą zaletą opisanych metod jest zastosowanie dwustopniowego algorytmu klasyfikacji, który umożliwia zmniejszenie liczby porównań wektora cech badanego znaku ze zbiorem wektorów wzorcowej bazy danych. Klasyfikacja wstępna dokonywana jest na podstawie liczby maksimumów lokalnych, uzyskanych w procesie tworzenia wektora cech. Na podstawie liczby maksimumów określone są grupy znaków z tą samą liczbą maksimumów.

Zaproponowane metody wydzielenia cech z profili transformaty Radona wykazują podobną sprawność w zakresie klasyfikacji znaków (Rys. 6.2 oraz Rys. 6.4).

Rozdział 4

Identyfikacja opłaty pocztowej z wykorzystaniem przekształcenia Radona

4.1 Wprowadzenie

Wykorzystanie informacji o kolorze jest coraz częściej stosowane podczas analizy obrazów. Kolor niesie dodatkowe informacje, takie jak odcień, nasycenie oraz jasność. Obraz barwny dostarcza więcej informacji o obiektach obecnych w scenie i dlatego może znacznie uprościć rozpoznawanie i lokalizację tych obiektów [66].

W rozdziale tym zostanie zaprezentowana możliwość identyfikacji i weryfikacji opłaty pocztowej z wykorzystaniem przekształcenia Radona. W głównej mierze będzie się opierała na informacji uzyskanych z przetwarzania kolorowych obrazów przedstawiających znaczki pocztowe. Realizowane badania związane z weryfikacją opłaty pocztowej zaowocowały szeregiem prac opublikowanych przez autora niniejszej rozprawy [109, 110, 120, 113, 122, 121].

Zaproponowana metoda opiera się na analizie informacji o kolorze w wybranej przestrzeni barw i składa się z następujących etapów:

- transformacji przestrzeni kolorów,
- przekształcenia Radona,
- wydzielenia cech opłaty pocztowej,
- klasyfikacji.

Warto zauważyć, że etap akwizycji i przetwarzania wstępnego może być wspólny dla całego systemu klasyfikacji i rozpoznawania przesyłek pocztowych. Główne operacje przetwarzania zawarte w tych etapach zostaną omówione w dalszej części pracy.

Dane obrazowe opłaty pocztowej uzyskane w procesie przetwarzania wstępnego są reprezentowane w przestrzeni barw RGB.

4.2 Transformacja przestrzeni kolorów

System wzrokowy człowieka adoptuje się do różnych jasności i różnych źródeł oświetlenia. Percepcja koloru jest stała w szerokim zakresie zmian warunków oświetlenia [155]. W związku z tym dla celów rozpoznawania obrazów należy zastosować przestrzeń barw, która będzie zbliżona do właściwości systemu wzrokowego.

Sposób kodowania koloru w etapie akwizycji za pomocą współczynników RGB posiada cechy utrudniające bezpośrednie zastosowanie w omawianym procesie rozpoznawania i weryfikacji opłat pocztowych. Są to:

- znacząca statystyczna korelacja występująca pomiędzy poszczególnymi składowymi,
- duża wrażliwość zmian poszczególnych składowych na oświetlenie sceny podczas procesu akwizycji obrazu.

Na rysunku 4.1 przedstawiono przykładowy obraz opłaty pocztowej i jej składowe RGB w skali szarości.



Rysunek 4.1: Kolorowy obraz opłaty pocztowej i składowe RGB przedstawione w skali szarości

Możliwe jest zastosowanie takiej reprezentacji koloru, która wyeliminuje zależność od jasności [155]. Na rysunku 4.2 przedstawiono wpływ zmian oświetlenia obrazu na wartości współczynników RGB. Dla celów rozpoznawania obiektów dokładne odwzorowanie kolorów nie jest sprawą krytyczną [108]. W oparciu o to założenie obrazy przesyłek pocztowych poddawane są transformacji do przestrzeni YC_rC_b na podstawie poniższych zależności:

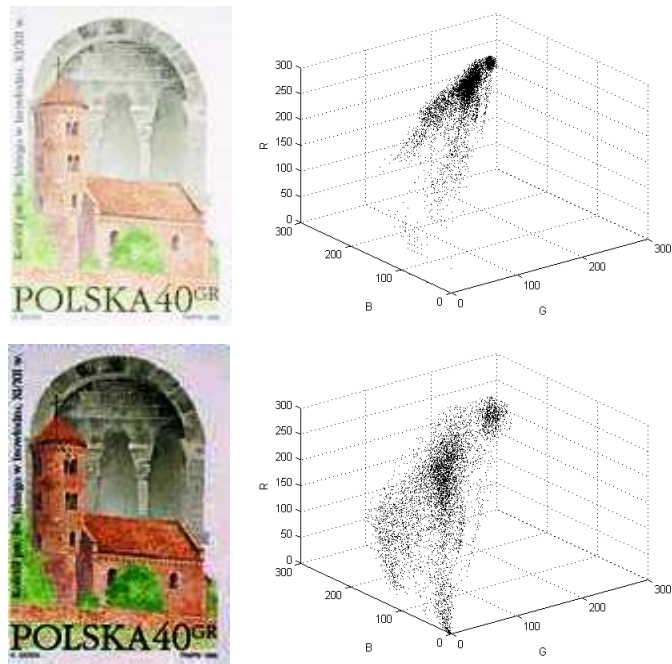
$$Y = \frac{77}{256}R + \frac{150}{256}G + \frac{29}{256}B \quad (4.1)$$

$$C_r = \frac{131}{256}R - \frac{110}{256}G - \frac{21}{256}B + 128 \quad (4.2)$$

$$C_b = -\frac{44}{256}R - \frac{87}{256}G + \frac{131}{256}B + 128 \quad (4.3)$$

gdzie Y - luminancja, C_r - chrominancja (red), C_b - chrominancja (blue).

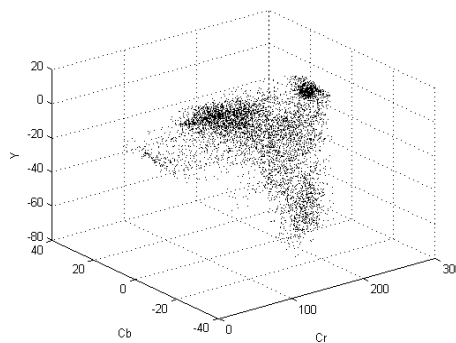
Obraz może być reprezentowany w trójwymiarowym układzie współrzędnych lub za pomocą



Rysunek 4.2: Wpływ zmian oświetlenia obrazu na wartości współczynnika RGB



Rysunek 4.3: Składowe Y, C_r, C_b obrazu opłaty pocztowej



Rysunek 4.4: Reprezentacja obrazu opłaty pocztowej w przestrzeni $Y C_r C_b$

trzech macierzy. W przypadku reprezentacji macierzowej składowa Y przedstawia obraz w skali szarości, pozostałe dwie macierze to składowe chrominancji (Rys. 4.3).

Dzięki zastosowaniu modelu $Y C_r C_b$ możliwe jest wyeliminowanie wpływu zmian oświetlenia na składowe koloru.

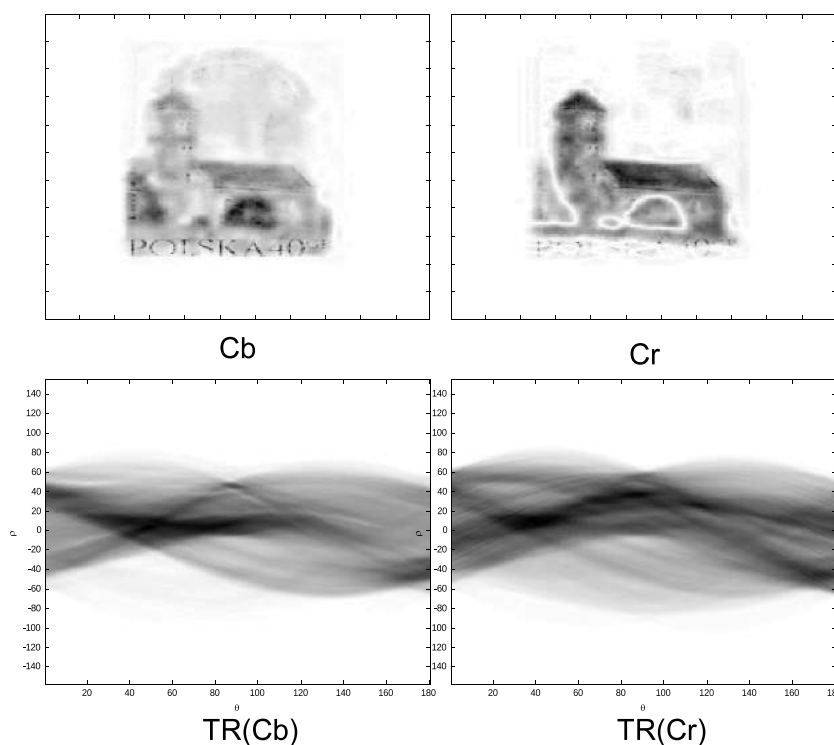
4.3 Wydzielanie cech obrazu opłaty pocztowej w przestrzeni YCrCb z wykorzystaniem transformaty Radona

Celem tego etapu jest określenie i wydzielenie cech analizowanego obrazu, które zawierają elementy charakterystyczne dla obrazów opłat pocztowych i mogą być przydatne w procesie ich rozpoznawania.

Dane reprezentacji YC_rCb , pozwolą na budowę wektora cech obrazu opłaty pocztowej. Należy podkreślić, że ze względu na charakter informacji składowej Y , (wrażliwość na zmianę oświetlenia) nie będzie ona brana pod uwagę podczas tworzenia wektora cech.

Przedstawione rozdziale 2 właściwości transformaty Radona i jego modyfikacji pozwalające na wprowadzenie techniki opisu cech obrazu znaków zostaną wykorzystane do weryfikacji obrazów opłat pocztowych.

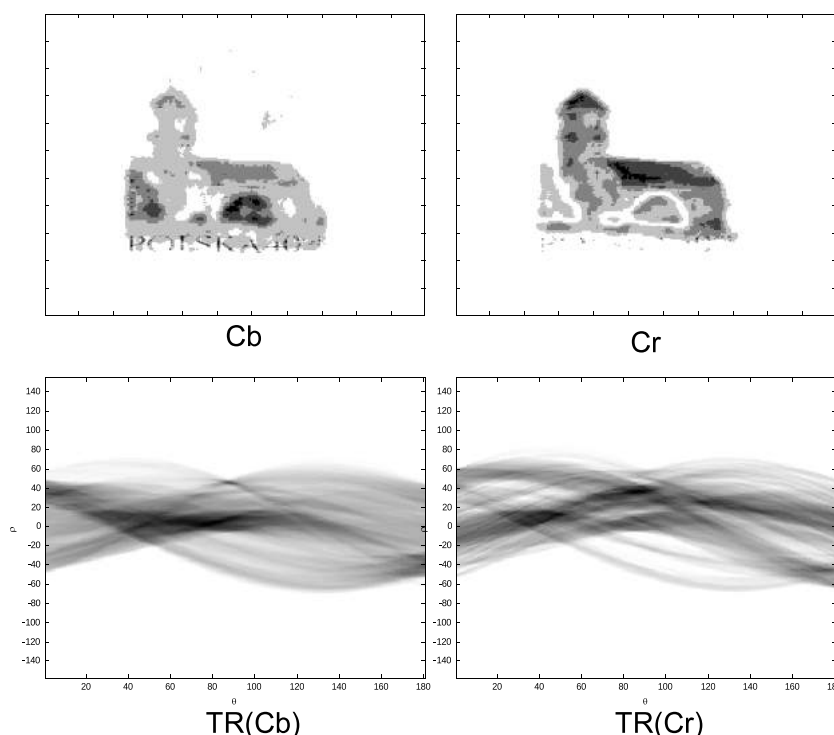
Realizacja transformaty Radona opłat pocztowych może być przeprowadzona dla składowych przestrzeni oddzielnie. Na rysunku 4.5 przedstawiono przestrzenie parametryczne $TR(Cr)$, $TR(Cb)$ transformaty Radona dla obrazu *3425.jpg*



Rysunek 4.5: Przestrzenie parametryczne $TR(Cr)$, $TR(Cb)$ transformaty Radona dla obrazu *3425.jpg*

Należy zwrócić uwagę na to, że składowe C_r , C_b wykazują małą dynamikę zmian, stąd pojawiają się trudności z przetwarzaniem reprezentacji parametrycznej transformaty Radona, np. w celu określenia liczby maksimum lokalnych lub wydzielenia obszarów połączonych. W

związku z tym zaproponowano przeprowadzenie kwantyzacji przestrzeni składowych chrominancji. Na rysunku 4.6 przedstawiono przestrzenie parametryczne $TR(Cr)$, $TR(Cb)$ transformaty Radona dla obrazu *3425.jpg* po kwantyzacji reprezentacji chrominancji do 4 poziomów.



Rysunek 4.6: Przestrzenie parametryczne $TR(Cr)$, $TR(Cb)$ transformaty Radona dla obrazu *3425.jpg* po kwantyzacji

Zmniejszenie liczby poziomów kwantyzacji pozwoliło na zastosowanie metod opracowanych dla wydzielania cech obrazu znaków w tym metody bazującej na profilach transformaty Radona. Podobnie jak w przypadku przetwarzania obrazów znaku może być utworzony wektor cech zawierający dane profili transformaty Radona. W efekcie działania zaproponowanego rozwiązania otrzymywanych jest dwa razy więcej przebiegów na podstawie których można wyznaczyć cechy obrazu opłaty pocztowej. Wynika to z tego, że składowe C_r i C_b są przetwarzane oddzielnie. Dzięki eliminacji luminancji (składowej Y) wyznaczone cechy opłaty pocztowej mogą być dodatkowo niezmiennie względem zmian natężenia oświetlenia, np. w trakcie procesu akwizycji obrazu.

Zgodnie z tym co zostało przedstawione w rozdziale 3, zastosowanie metod rozpoznawania znaków bazujących na przekształceniu Radona pozwala na uzyskanie niezmienności cech obrazu względem zmian rozmiaru, przesunięcia oraz obrotu. Wynika to z tego, że współrzędne maksimum akumulatora determinują położenie pierwszego profilu w dziedzinie parametrycznej. Nawet w efekcie zmian położenia, rozmiaru czy obrotu obrazu opłaty to reprezentacja parametryczna Radona „wygeneruje” wartość maksymalną już w innej komórce akumulatora¹.

¹odpowiadającej prostej „przechodzącej” przez największą liczbę punktów obiektu

Takie podejście umożliwia utworzenie wektora cech obrazu opłaty pocztowej niezależnego od przekształceń afinicznych.

Podobnie jak w przypadku przetwarzania obrazu znaków wektor cech obrazu opłaty pocztowej reprezentowany może być za pomocą wartości otrzymanych z: profili połączonych, obliczonych wartości funkcjonałów (F1–F5) lub współczynników transformaty DCT (Rozdział 3.5.2).

Przykładowo wektor cech obrazu opłaty pocztowej FV_{TRF} z wykorzystaniem opisu profili za pomocą funkcjonałów można zapisać następująco:

$$FV_{TRF} = \left\{ \begin{array}{l} C_r \left\{ F1(PR_{\Theta_{1r}}), F2(PR_{\Theta_{1r}}), F3(PR_{\Theta_{1r}}), F4(PR_{\Theta_{1r}}), F5(PR_{\Theta_{1r}}), \dots, \right\} \\ C_r \left\{ F1(PR_{\Theta_{nr}}), F2(PR_{\Theta_{nr}}), F3(PR_{\Theta_{nr}}), F4(PR_{\Theta_{nr}}), F5(PR_{\Theta_{nr}}) \right\} \\ C_b \left\{ F1(PR_{\Theta_{1b}}), F2(PR_{\Theta_{1b}}), F3(PR_{\Theta_{1b}}), F4(PR_{\Theta_{1b}}), F5(PR_{\Theta_{1b}}), \dots, \right\} \\ C_b \left\{ F1(PR_{\Theta_{nb}}), F2(PR_{\Theta_{nb}}), F3(PR_{\Theta_{nb}}), F4(PR_{\Theta_{nb}}), F5(PR_{\Theta_{nb}}) \right\} \end{array} \right\} \quad (4.4)$$

gdzie n jest liczbą profili, część C_r odpowiada wartościom funkcjonałów (F1–F5) wyznaczonych dla profilu chrominancji C_r i analogicznie dla C_b .

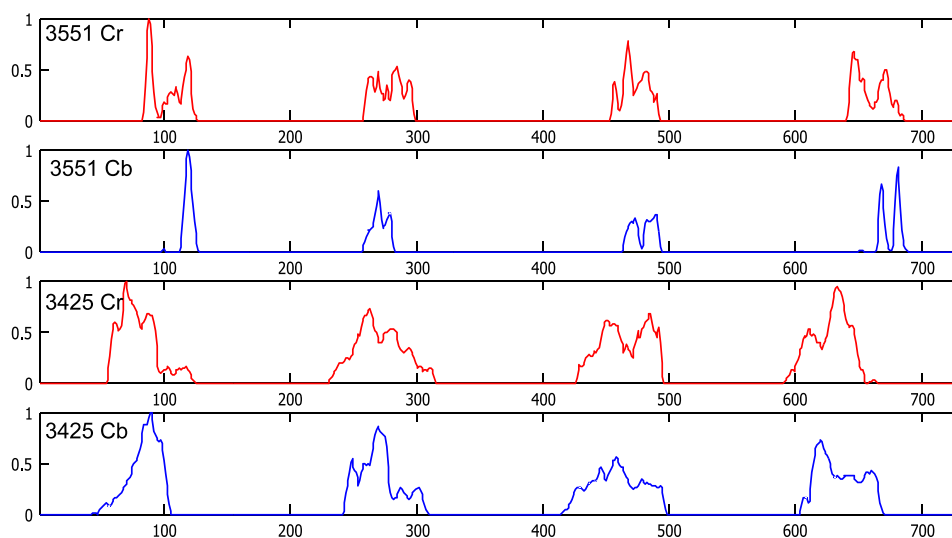
Natomiast w przypadku wykorzystania do opisu profili współczynników DCT, wektor cech obrazu opłaty pocztowej FV_{TRD} przedstawia się w następujący sposób:

$$FV_{TRD} = \left\{ \begin{array}{l} C_r \left\{ DCT_1(PR_{\Theta_{1r}}), DCT_2(PR_{\Theta_{1r}}), \dots, DCT_m(PR_{\Theta_{1r}}), \dots, \right\} \\ C_r \left\{ DCT_1(PR_{\Theta_{nr}}), DCT_2(PR_{\Theta_{nr}}), \dots, DCT_m(PR_{\Theta_{nr}}) \right\} \\ C_b \left\{ DCT_1(PR_{\Theta_{1b}}), DCT_2(PR_{\Theta_{1b}}), \dots, DCT_m(PR_{\Theta_{1b}}), \dots, \right\} \\ C_b \left\{ DCT_1(PR_{\Theta_{nb}}), DCT_2(PR_{\Theta_{nb}}), \dots, DCT_m(PR_{\Theta_{nb}}) \right\} \end{array} \right\} \quad (4.5)$$

gdzie n jest liczbą profili, m liczbą współczynników transformaty DCT, część C_r odpowiada wartościom współczynników transformaty DCT obliczonych dla profilu chrominancji C_r i analogicznie dla części C_b .

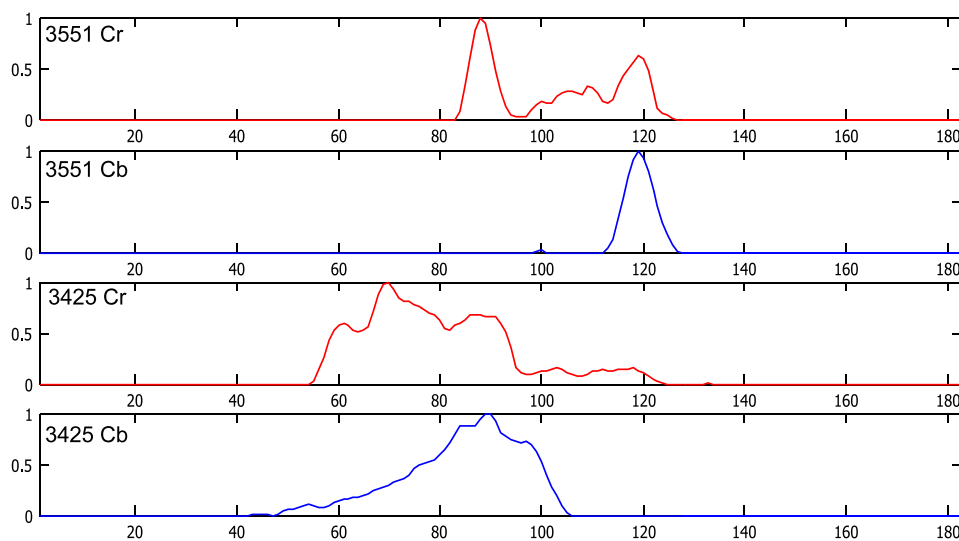
W ten sposób dla każdego obrazu opłaty pocztowej generowane są dwa zbiory danych wektora cech na podstawie przestrzeni parametrycznej dla składowych chrominancji C_r oraz C_b . Podobnie jak w przypadku metod opracowanych dla przetwarzania obrazów znaków, zaproponowano wykorzystanie 4 profili z każdej przestrzeni parametrycznej ($RT(C_r)$ oraz $RT(C_b)$). Pozwala to na otrzymanie 40 elementowego wektora cech w przypadku użycia 5 funkcjonałów (lub 5 współczynników transformaty DCT). Liczba wybranych profili oraz ilość współczynników podobnie jak dla metod znakowych² została oszacowana na podstawie przeprowadzonych badań. Na rysunku 4.7 przedstawiono przykładowe przebiegi odpowiadające wydzielonym profilom transformaty Radona (wybrane metodą M1) dla obrazów opłaty pocztowej

²metody opracowane dla rozpoznawania znaków



Rysunek 4.7: Przebiegi odpowiadające wydzielonym profilom transformaty Radona dla obrazów opłat pocztowych

3425 center.jpg oraz *3551 center.jpg* (na osi y odwzorowana jest wartość akumulatora a na osi x wartość parametru ρ). Natomiast na rysunku 4.8 przedstawiono przebiegi odpowiadające tylko pierwszym profilom ww. opłat pocztowych. Dla powyższych profili wyznaczono wartości



Rysunek 4.8: Przebiegi odpowiadające wydzielonym pierwszym profilom transformaty Radona dla obrazów opłat pocztowych

funkcjonałów $F1$ – $F5$ ³ i przedstawiono w tabeli 4.1.

Opisana metoda przetwarzania profili transformaty Radona kolorowych obrazów opłat pocztowych możliwa jest do zastosowania również w modyfikacjach przekształcenia (Circ-Radon, Soft-Radon) oraz dla odmiany FRT. Dodatkowo zaproponowane rozwiązanie uwzględnia zalety omówione przy prezentacji technik bazujących na profilach (Rozdział 3.5). Dzięki temu możliwa jest identyfikacja obrazów opłat pocztowych uwzględniająca obrót, zmianę skali

³znormalizowano wartości $F2$ i $F5$

oraz przesunięcie.

Tablica 4.1: Wartości funkcjonałów F1–F5 dla przebiegów przedstawionych na rysunku 4.8

Obraz opłaty pocztowej	Składowa	F1	F2	F3	F4	F5
3425	C_r	16,51	0,17	2,49	22,25	182,59
3425	C_b	12,17	0,17	2,25	20,70	178,01
3551	C_r	4,75	0,14	1,33	13,55	141,52
3551	C_b	0,92	0,13	0,77	8,40	100,28

W tabeli 4.2 przedstawiono elementy wektora cech dla FV_{TRD} zawierające 5 pierwszych współczynników DCT dla profilu C_r oraz 5 współczynników dla profilu C_b . Można zaobserwować wpływ przekształceń obrazu opłaty pocztowej na wartości wektora cech. Pierwsza kolumna zawiera kolejno nazwę obrazu opłaty i rodzaj zniekształcenia. Zastosowano następujące oznaczenia: r - rotacja (wartość podana w stopniach), s - zmiana skali (wartość podana w procentach), f - przesunięcie (wartość podana w pikselach). Ostatnie 4 wiersze tabeli zawierają wartości współczynników dla złożonych zniekształceń np. przesunięcie i rotacja.

Tablica 4.2: Wybrane elementy wektora cech FV_{TRD}

Obraz	DC1r	DC2r	DC3r	DC4r	DC5r	DC1b	DC2b	DC3b	DC4b	DC5b
3425	0,53	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,57	0,02	-0,75	-0,07	0,62
3425r10	0,52	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,53	0,03	-0,71	-0,08	0,59
3425r15	0,52	0,03	-0,68	-0,10	0,57	0,54	0,03	-0,72	-0,09	0,60
3425r20	0,52	0,04	-0,69	-0,10	0,58	0,54	0,03	-0,72	-0,10	0,60
3425r25	0,52	0,04	-0,69	-0,11	0,57	0,53	0,04	-0,71	-0,10	0,59
3425r5.	0,52	0,04	-0,69	-0,10	0,57	0,55	0,03	-0,73	-0,08	0,61
3425s70	0,53	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,57	0,02	-0,75	-0,07	0,62
3425s80	0,53	0,04	-0,70	-0,10	0,58	0,56	0,03	-0,74	-0,07	0,61
3425s85	0,53	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,56	0,03	-0,75	-0,07	0,62
3425s90	0,52	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,56	0,03	-0,75	-0,07	0,63
3425s95	0,53	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,57	0,02	-0,75	-0,07	0,62
3425f5	0,53	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,57	0,02	-0,75	-0,07	0,62
3425f10	0,56	0,06	-0,74	-0,16	0,60	0,52	0,08	-0,67	-0,20	0,53
3425f15	0,54	0,05	-0,71	-0,15	0,58	0,53	0,10	-0,68	-0,26	0,51
3425s95r5	0,53	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,57	0,02	-0,75	-0,07	0,62
3425f5s10	0,52	0,03	-0,70	-0,09	0,58	0,53	0,03	-0,71	-0,08	0,59
3425s95r5	0,53	0,07	-0,76	-0,09	0,58	0,57	0,02	-0,75	-0,07	0,62
3425f5r10s85	0,50	0,09	-0,51	-0,20	0,34	0,55	0,14	-0,54	-0,08	-0,56

Największe zmiany wartości elementów wektora cech można zaobserwować w przypadku wprowadzenia kilku zniekształceń jednocześnie.

4.4 Podsumowanie

W rozdziale tym poruszono zagadnienia związane z przetwarzaniem obrazów kolorowych. Przede wszystkim zwrócono uwagę na operacje związane z pozyskiwaniem obrazu kolorowego dla celów przetwarzania w komputerowych systemach wizyjnych.

Analiza literatury [22, 73, 103, 168, 106, 193, 59, 96, 152, 194] wskazuje na brak uniwersalnego podejścia w sposobie przetwarzania i reprezentacji obrazu kolorowego. Warto zauważyć, że większość rozwiązań bazuje na modelu RGB, a ewentualne zmiany sposobu kodowania są uzależnione od przeznaczenia i sposobu dalszego przetwarzania danych w systemie. Duży wpływ na wybór odpowiedniego modelu ma również rodzaj informacji pozyskiwanej z przestrzeni barw. To od niej w decydujący sposób zależy jaki model jest stosowany, np. w procesie pseudokolorowania obrazów wykorzystuje się modele HSV i HSL [101, 18], natomiast dla segmentacji obrazu popularny jest model YC_rC_b [6, 67, 171].

Z przeprowadzonej analizy literatury wynika również, iż informacja o kolorze może być użyteczna w systemach rozpoznawania. Identyfikacja opłat pocztowych na podstawie obrazu przesyłki wydaje się być dobrym rozwiązaniem, by wspomóc system automatycznego opracowywania przesyłek pocztowych.

W rozdziale tym przedstawiono również propozycje metody wydzielenia cech charakterystycznych z obrazów przedstawiających opłaty pocztowe w celu ich identyfikacji. Zaproponowano algorytm przetwarzania kolorowego obrazu opłaty pocztowej, tak aby pod uwagę były brane te cechy, które zawierają najwięcej dystynktywnych informacji. W tej części pracy zrealizowano następujące zadania:

- zaprezentowano kolejne etapy przetwarzania z uwzględnieniem przetwarzania informacji o kolorze,
- dokonano wyboru przestrzeni kolorów z uwzględnieniem wpływu zmian oświetlenia obrazu przesyłek pocztowych na ich reprezentację w przestrzeni cech,
- zaproponowano dwie nowe metody identyfikacji opłat pocztowych,
- uwzględniono możliwość zastosowania transformaty Radona, która pozwala na uzyskanie niezmienności względem zmiany rozmiaru, przesunięcia oraz obrotu obrazu opłaty pocztowej,
- zilustrowano wpływ wybranych przekształceń afinicznych na zmiany wektora cech obrazu opłaty pocztowej,
- szczegółowo omówiono również proces wyboru poszczególnych elementów wektora cech,

Zaproponowana metoda może być wykorzystana do weryfikacji opłat pocztowych. Rozpoznawanie obrazów z wykorzystaniem ich przestrzeni barw i transformaty Radona umożliwia

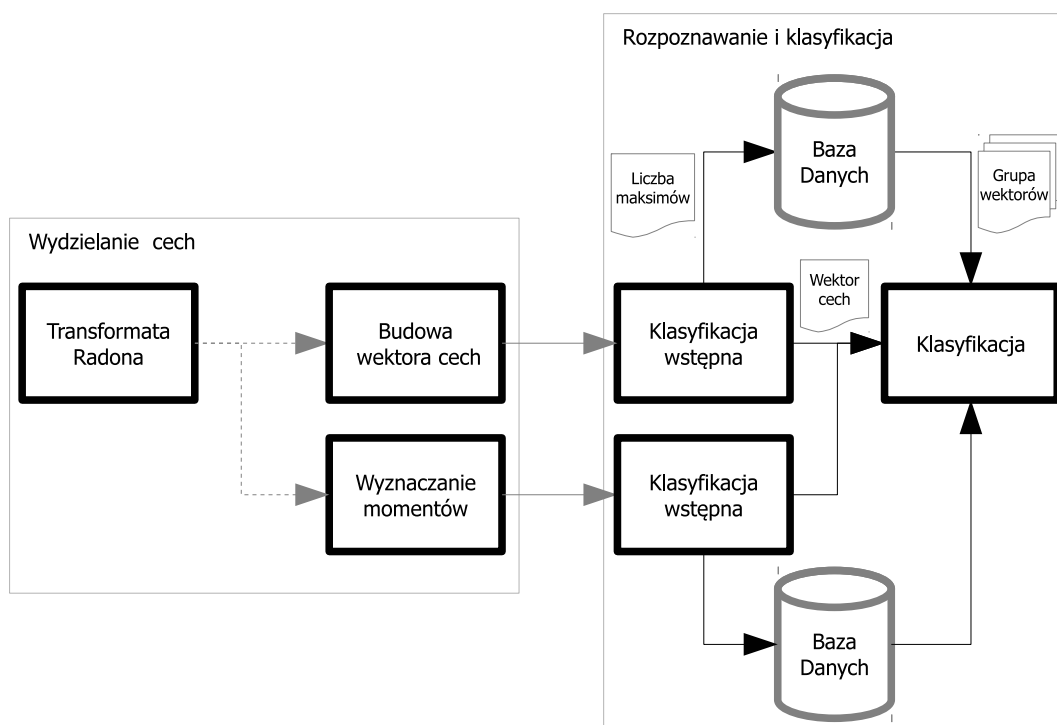
wydzielenie cech obrazu, które są niezmiennie względem zmiany rozmiaru, obrotu oraz przesunięcia. Ponadto zastosowanie przestrzeni barw YC_rC_b umożliwia wyzyskanie niezmienności tej metody względem zmian intensywności oświetlenia.

Rozdział 5

Zastosowanie transformaty Radona do wyznaczania momentów

5.1 Wprowadzenie

Przedstawiony na początku niniejszej rozprawy przegląd metod rozpoznawania znaków wskazywał na wiele ograniczeń realizacji aplikacyjnej, np. konieczność przeprowadzenia etapu przetwarzania wstępnego, ograniczenie zakresu jaskrawości, problemy właściwej klasyfikacji znaków posiadających pewne zniekształcenia itp. Przedstawione w literaturze metody wykorzystujące przekształcenie Radona nie uwzględniają wrażliwości reprezentacji parametrycznej na rotację, zmianę skali i przesunięcia obrazu znaku. Dodatkowo w znanych rozwiązaniach nie uwzględnia się problemów wynikających z przetwarzania obrazów z zakłóceniami czy też z szumami. Na podstawie przedstawionych w poprzednich rozdziałach 2, 3 oraz 4 ogólnych zasad tworzenia reprezentacji parametrycznej transformaty Radona, propozycji modyfikacji przekształcenia w celu minimalizacji wpływu zakłóceń obrazu oraz propozycji zastosowania transformaty Radona do rozpoznawania znaków pola adresowego i identyfikacji opłaty pocztowej, zaproponowano rozwiązanie polegające na wydzieleniu dodatkowych cech charakterystycznych opisujących przetwarzany obraz, np. w postaci różnego rodzaju wielkości momentowych. Metody momentowe charakteryzują się dużą złożonością obliczeniową, która jest szczególnie zauważalna w rozwiązaniach wykorzystujących momenty wyższych rzędów, jak również wymagana jest często operacja segmentacji znaków, która staje się istotnym elementem mającym duży wpływ na skuteczność całego rozwiązania. W trakcie prowadzonych prac zwrócono szczególną uwagę na związek pomiędzy momentami (geometrycznymi i radialnymi) obrazu oraz transformatą Radona. Przeprowadzony przegląd literatury z tego obszaru tematycznego [141, 141, 69, 158, 139, 182] wskazuje m.in. na zastosowanie takiego podejścia podczas analizy obrazów medycznych, gdzie bez konieczności wykonywania złożonej transformaty odwrotnej uzyskano wielkości momentowe np. charakteryzujące wybrane rodzaje tkanek.



Rysunek 5.1: Przykładowa modyfikacja metody wydzielenia cech charakterystycznych z wykorzystaniem dodatkowego bloku

Biorąc pod uwagę wprowadzone w niniejszej pracy modyfikacje transformaty Radona (np. Circ-Radon lub Soft-Circ-Radon), oraz metody korekcji kąta obrotu i zmiany skali, to możliwe będzie zastosowanie takiego podejścia do wyznaczenia zarówno momentów geometrycznych jak i radialnych. W ten sposób można niezależnie od stosowanej metody wyznaczania cech charakterystycznych przestrzeni parametrycznej (metod opracowanych w rozdziałach 3 i 4), dołączyć dodatkowy równoległy blok przetwarzania w celu otrzymania wielkości momentowych.

Wyznaczone w ten sposób nowe cechy obrazu będą uzupełnieniem wektora cech opracowanych wcześniej metod rozpoznawania znaków i identyfikacji opłaty pocztowej.

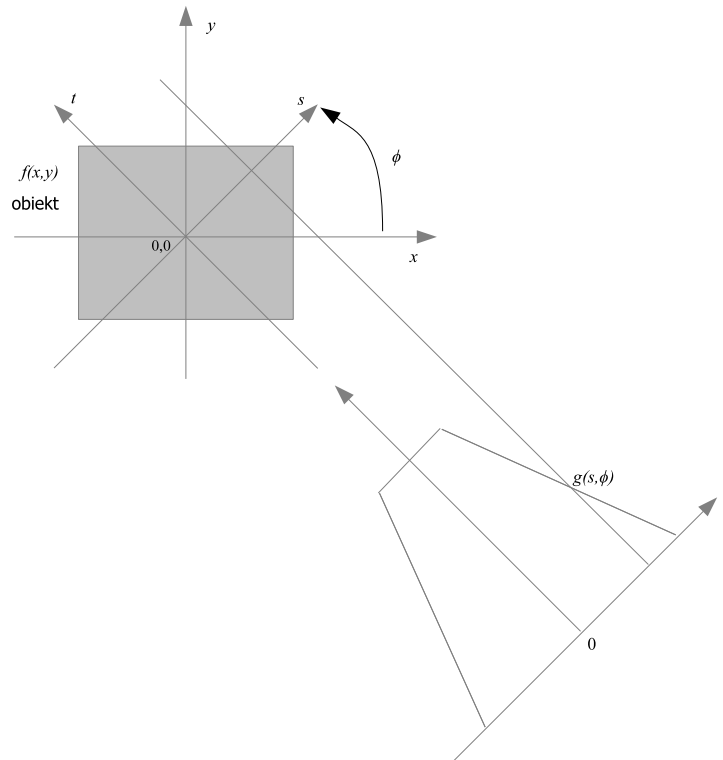
Propozycję zastosowania dodatkowych cech uzyskanych na bazie momentów np. dla metody opartej na wydzielenie punktów charakterystycznych (rozdział 3.3) przedstawiono na rysunku 5.1.

W rozdziale tym zostaną przedstawione teoretyczne rozważania dotyczące możliwości wykorzystania metod momentowych bazujących na przestrzeni parametrycznej transformaty Radona w celu podniesienia sprawności dotychczas opracowanych metod rozpoznawania znaków i identyfikacji opłat pocztowych.

5.2 Wyznaczanie momentów geometrycznych obrazu

Uwzględniając wprowadzone modyfikacje transformaty Radona (Circ-Radon oraz Soft-Circ-Radon), to dla dowolnego obrazu $f(x, y)$ zdefiniowanego w okręgu jednostkowym w ukła-

dzie współrzędnych poddanym rotacji, jako $f(s, t)$, lub w układzie współrzędnych biegunowych jako $f(s, \theta)$. transformata Radona $g(s, \phi)$ może być zdefiniowana jako zbiór prostych równole-



Rysunek 5.2: Zobrazowanie projekcji obiektu $f(x, y)$ na oś s powstałą w wyniku obrotu osi s o kąt ϕ (na podstawie rysunku 2.4)

głych do osi t , przechodzących przez obraz w punkcie s , wzdłuż których sumowane są wartości punktów obrazu. Tak zdefiniowaną postać transformaty można przedstawić następująco:

$$g(s, \phi) = \int f(s, t) ds \quad (5.1)$$

Funkcja (5.1) jest też często określana jako funkcja projekcji lub sinogramu spełniającego tożsamość:

$$g(-s, \phi + \pi) = g(s, \phi) \quad (5.2)$$

Realizując funkcje projekcji dla wszystkich kątów ϕ oraz punktów s w rezultacie otrzymywana jest transformata Radona. Na podstawie danych przestrzeni parametrycznej możliwe jest wyznaczenie wartości momentów geometrycznych obrazu.

Uwzględniając ogólną postać momentu zwykłego μ rzędu n :

$$\mu_n = \int_{-\infty}^{\infty} x^n dF(x) dx \quad (5.3)$$

możemy wyznaczyć moment zwykły H rzędu k wzdłuż prostej s dla ustalonego kąta ϕ , co

zapiszemy w postaci:

$$H_k(\phi) = \int_{-\infty}^{\infty} s^k g(s, \phi) ds \quad (5.4)$$

gdzie:

$$g(s, \phi) = \int f(s, t) dt \quad (5.5)$$

$$s = x \cos \phi + y \sin \phi \quad (5.6)$$

$$s^k = (x \cos \phi + y \sin \phi)^k \quad (5.7)$$

Rozwijając (5.7) względem wzoru:

$$(a + b)^n = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} a^{n-k} b^k \quad (5.8)$$

gdzie dla: $a = x \cos \phi$, $b = y \sin \phi$, $n = k$ otrzymamy:

$$s^k = \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} y^{k-j} x^j \cos^j \phi \sin^{k-j} \phi \quad (5.9)$$

W ten sposób otrzymaną zależność możemy podstawić do (5.4), uzyskując:

$$H_k(\phi) = \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} \cos^j \phi \sin^{k-j} \phi \int_{-\infty}^{\infty} g(s, \phi) y^{k-j} x^j ds \quad (5.10)$$

Zmieniając granice całkowania

$$\int_{-\infty}^{\infty} g(s, \phi) ds = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy \quad (5.11)$$

możemy doprowadzić do postaci:

$$H_k(\phi) = \sum_{j=0}^k \frac{k!}{j!(k-j)!} \cos^j \phi \sin^{k-j} \phi \times \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) x^j y^{k-j} dx dy \quad (5.12)$$

na podstawie której możemy wyznaczyć momenty geometryczne przestrzeni parametrycznej transformaty Radona [141]. W pracy [69] autorzy udowodnili, że wyrażenie (5.12) jest odwracalne, co w konsekwencji pozwala na wyznaczenie momentów geometrycznych samego obrazu.

Określenie wielkości momentowych pozwala na sformułowanie wektora cech analizowanego obrazu znaku np. w postaci znormalizowanych momentów centralnych lub też niezmienników momentowych zdefiniowanych przez Hu [105], które to posiadają właściwości niezmienności względem przesunięcia, rotacji czy też zmiany skali obrazu znaku [100, 175, 176, 169, 170, 204].

Powyższe wielkości mogą być wykorzystane do budowy wektora cech znaku.

Dla każdego obrazu znaku został wyznaczony wektor cech obejmujący 8 wartości momentów centralnych Mc pomijając stopnie $p = 0, q = 1$ oraz $p = 1, q = 0$, dla których wartości momentów są zerowe.

$$FV_{Mc} = \{Mc_{00}, Mc_{11}, Mc_{02}, Mc_{20}, Mc_{21}, Mc_{12}, Mc_{30}, Mc_{30}\} \quad (5.13)$$

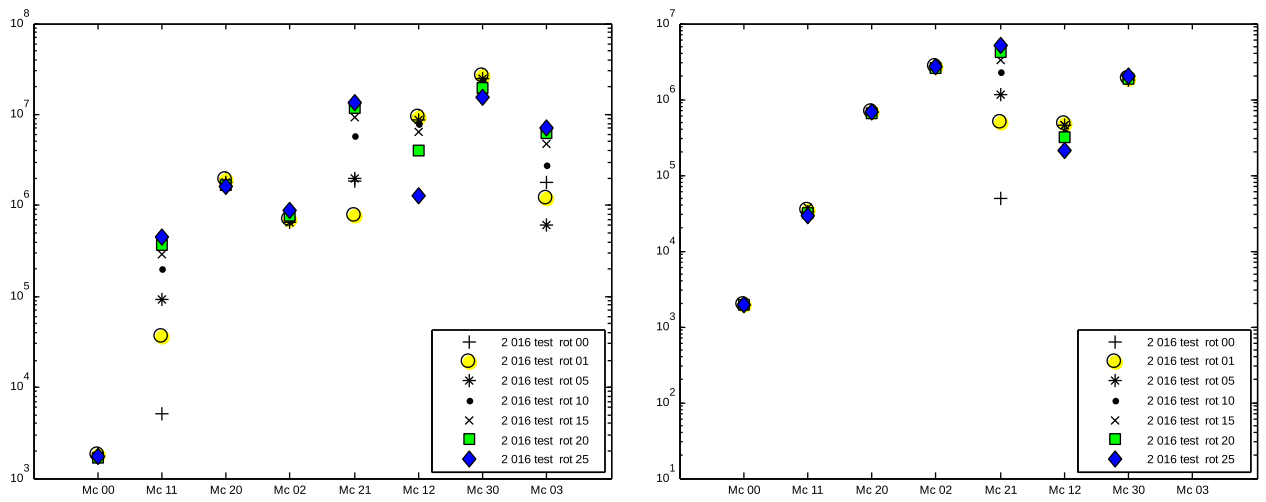
Natomiast dla momentów Hu wektor cech obejmuje 8 pierwszych wartości niezmienników momentowych zdefiniowanych w pracy [105]:

$$FV_{Mh} = \{Mh_1, Mh_2, Mh_3, Mh_4, Mh_5, Mh_6, Mh_7, Mh_8\} \quad (5.14)$$

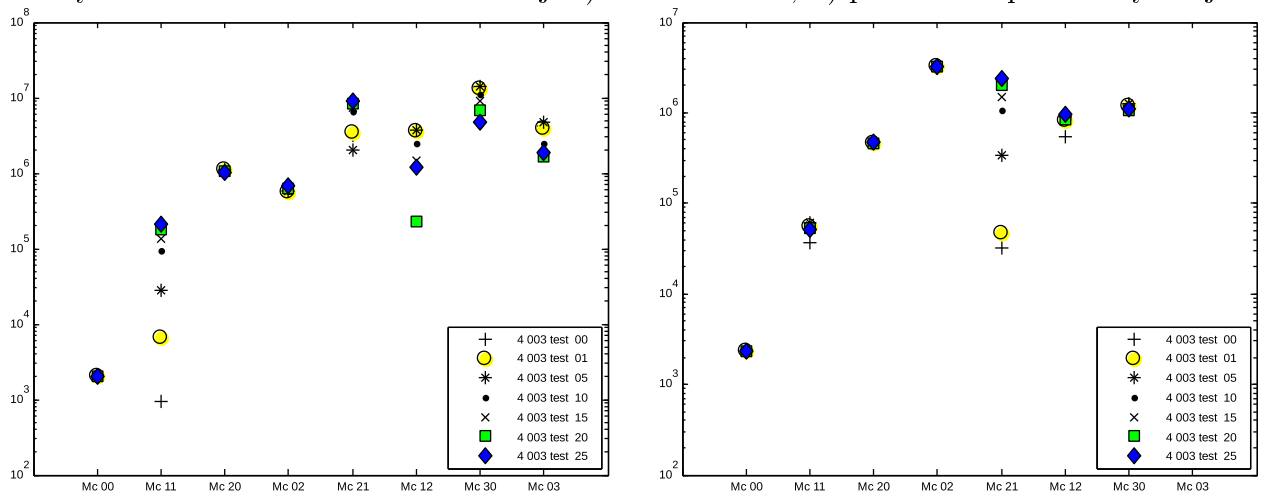
W analogiczny sposób można uzyskać wektor cech składający się z momentów wyznaczonych z przestrzeni parametrycznej transformaty Radona.

Dla wybranych obrazów znaków (rysunek A.4) poddanych rotacji wyznaczono i zilustrowano wartości wektora cech znaku. Na rysunkach: 5.3.a - 5.5.a przedstawiono wykresy, na których można zaobserwować zmiany wartości poszczególnych wartości wektora cech dla obrazów znaków podanych rotacji w zakresie od 0 do 25 stopni, natomiast w drugiej kolumnie, rysunki: 5.3.b - 5.5.b przedstawiono zmiany wartości wektora cech otrzymanego na podstawie momentów wyznaczonych z przestrzeni parametrycznej Radona. Na rysunkach 5.6 - 5.6 przedstawiono przykładowe wartości wektora cech na bazie pierwszych 8 momentów HU.

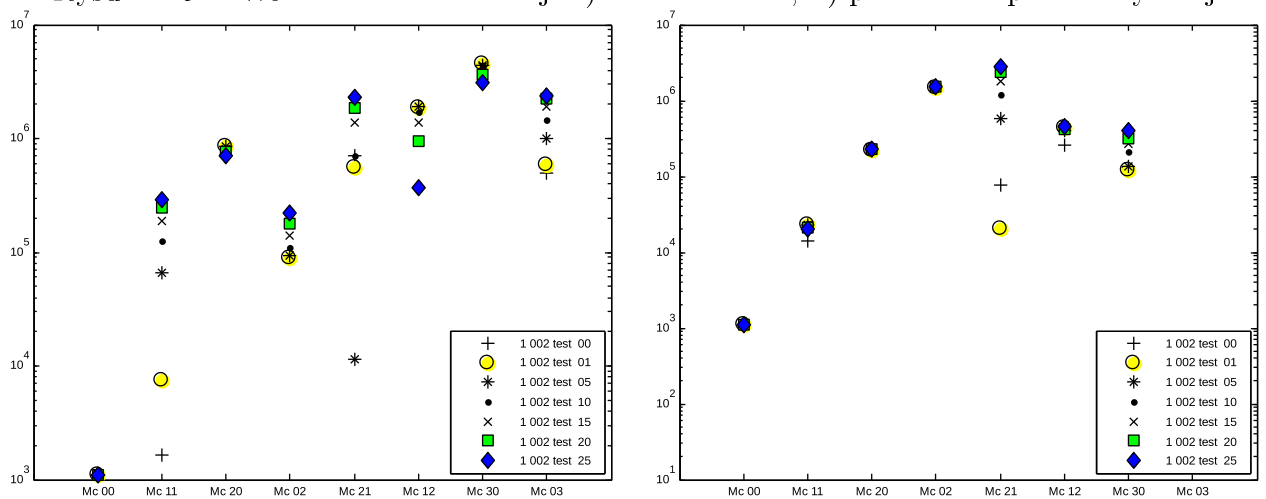
Na podstawie przeprowadzonych obserwacji można stwierdzić, że dane wektora cech uzyskanych z obrazu znaku wykazują pewną wrażliwość na rotację, wywołaną przede wszystkim zniekształceniami związanymi z zastosowaną dyskretną siatką obrazu znaku. Wartości wektora cech uzyskanych z przestrzeni parametrycznej transformaty Radona, są mniej wrażliwe na rotację, jednak nie są na tyle dystynktywne, aby dokonać na tej podstawie poprawnej klasyfikacji znaków. W związku z tym, że zastosowanie przestrzeni parametrycznej nie daje założonych efektów, zaproponowano wyznaczenie wielkości momentowych uwzględniających dodatkowe przekształcenie funkcji generującej momenty (5.12). Jednak wspomniana zależność, na podstawie której można wyznaczyć momenty centralne uwzględnia znajomość współrzędnych obrazu, których wyznaczenie po dokonaniu normalizacji przestrzeni Radona jest równoznaczne z realizacją przekształcenia odwrotnego transformaty Radona. Z tej przyczyny rozważono zastosowanie ograniczonej siatki obrazu znaku tak jak w modyfikacji (Circ-Radon lub Soft-Circ-Radon) i wyznaczenie momentów bazujących na wielomianach radialnych [135, 93, 4].



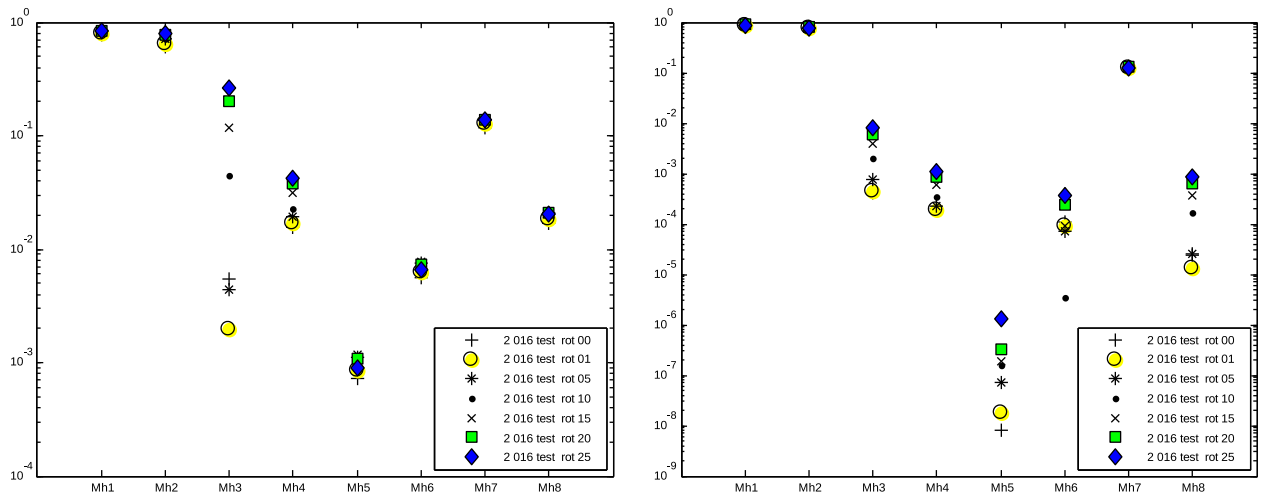
Rysunek 5.3: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



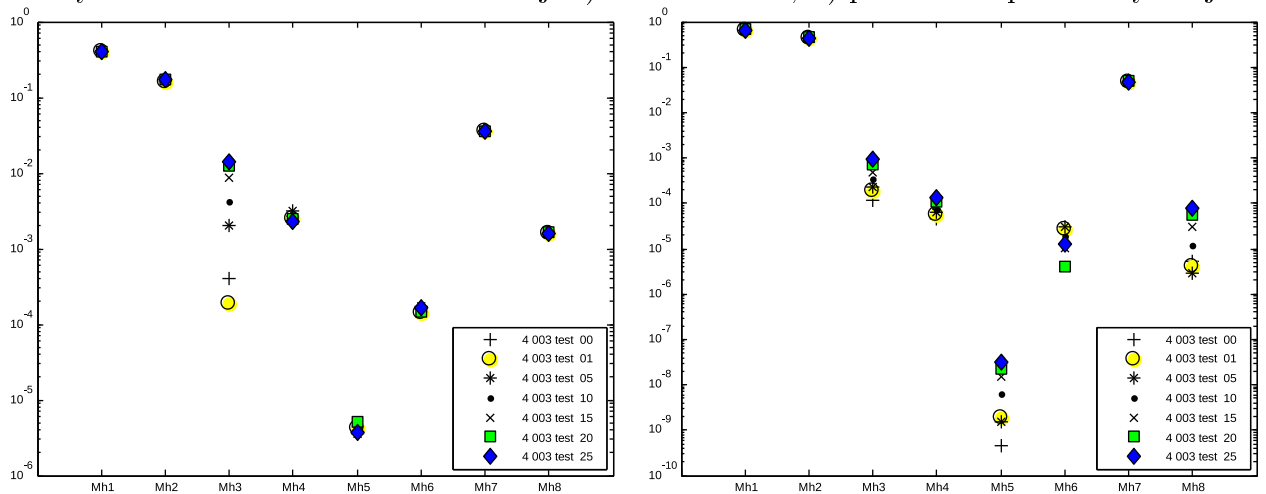
Rysunek 5.4: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



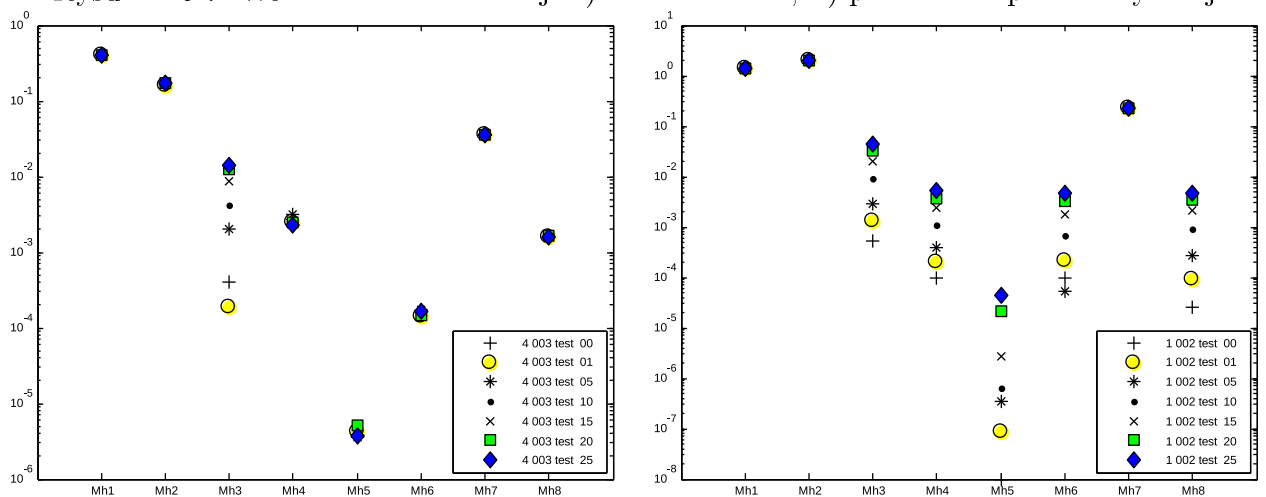
Rysunek 5.5: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.6: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.7: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.8: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej

5.3 Wyznaczanie momentów radialnych

W celu wyznaczenia momentów radialnych, rozważono zastosowanie wyrażenia przedstawionego w pracy [135]:

$$\Psi_{kl} = \int_0^1 \int_0^{2\pi} r^k e^{-il\theta} g(r, \theta) dr d\theta \quad (5.15)$$

Następnie uwzględniając wprowadzone wcześniej oznaczenia (5.10), otrzymano poniższą zależność:

$$H_{km} = \int_0^1 \int_{-1}^{2\pi} s^k e^{-im\phi} g(s, \phi) ds d\phi \quad (5.16)$$

Podobnie, jak w przypadku momentów geometrycznych, proste (projekcji) będą reprezentowane za pomocą:

$$s = r \cos(\theta - \phi) \quad (5.17)$$

$$s^k = r^k \cos^k(\theta - \phi) \quad (5.18)$$

Zatem, rozwijając (5.15) oraz (5.18) względem wzoru:

$$\cos^n(x) = \left(\frac{e^{ix} + e^{-ix}}{2} \right)^n = \frac{1}{2^n} \binom{n}{k} e^{(n-k)ix} e^{-kix} = \frac{1}{2^n} \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} e^{(n-2k)ix} \quad (5.19)$$

$$H_{km} = \int_0^1 \int_0^{2\pi} r^k \cos^k(\theta - \phi) e^{im\phi} g(r, \phi) dr d\phi \quad (5.20)$$

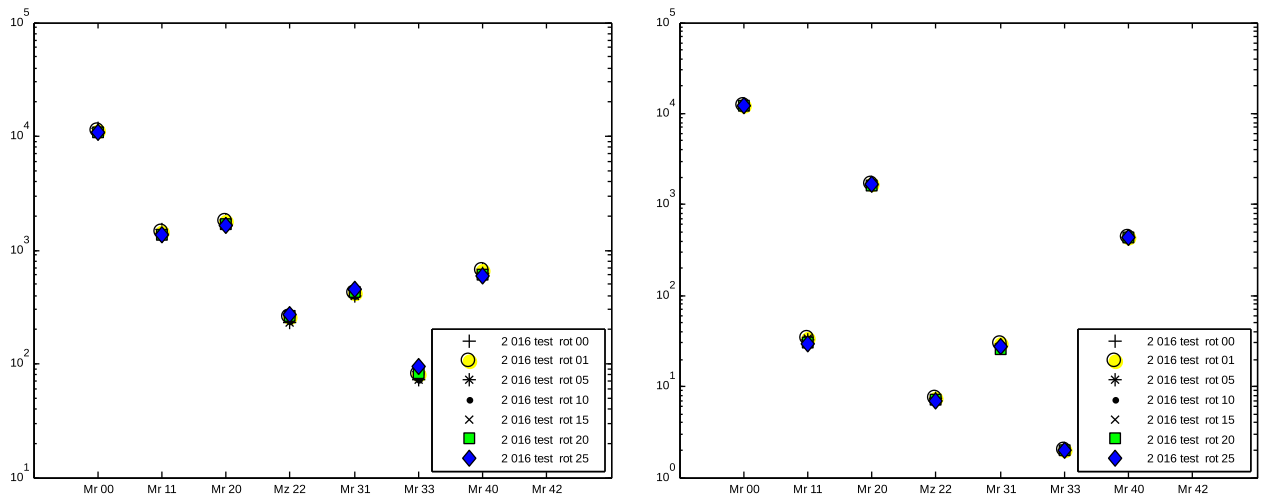
otrzymano zespolone radialne momenty obrazu [158, 135], które można zapisać w następującej postaci:

$$H_{km} = \begin{cases} \frac{2\pi}{2^k} \frac{k!}{((k-m)/2)!((k+m)/2)!} \int_0^1 \int_{-1}^{2\pi} r^k e^{-im\theta} f(r, \theta) r dr d\theta, & k \geq |m|, k - |m| \text{ parzyste} \\ 0, & \text{w przeciwnym wypadku} \end{cases} \quad (5.21)$$

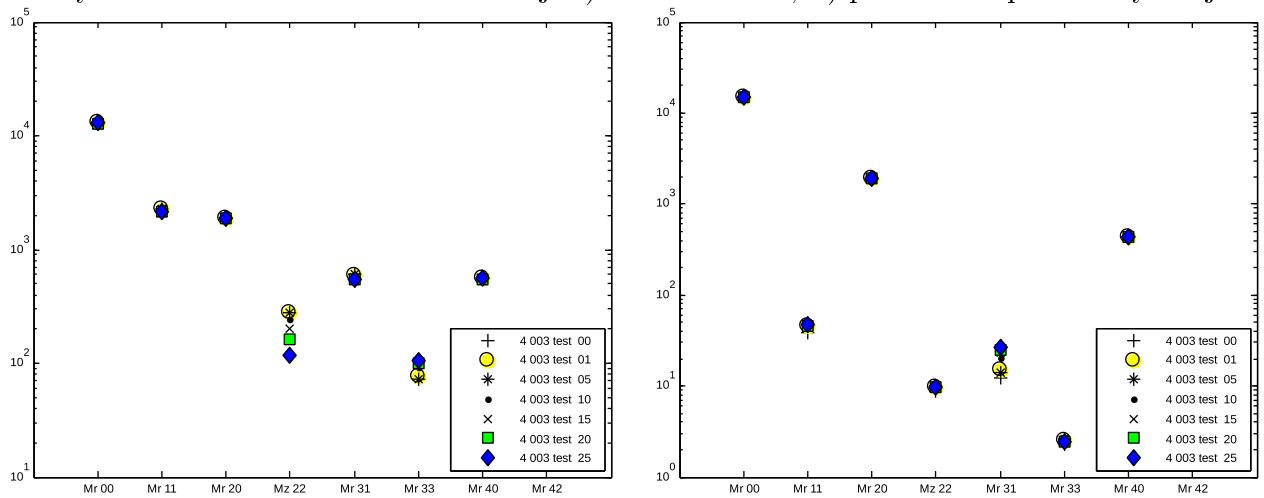
W literaturze, powyższa zależność jest również znana jako relacja spójności sinogramu [139], która pozwala na wyznaczenie wartości momentów H stopnia k, m dla parametrycznej reprezentacji transformaty Radona.

Podobnie jak poprzednio, tak określone wielkości pozwalają na sformułowanie wektora cech obrazu znaku w postaci pierwszych kilku momentów radialnych H_{km} spełniających warunki wyrażenia 5.21. Zatem dla każdego obrazu znaku został wyznaczony wektor cech obejmujący 8 wartości momentów radialnych - oznaczonych za pomocą Mr :

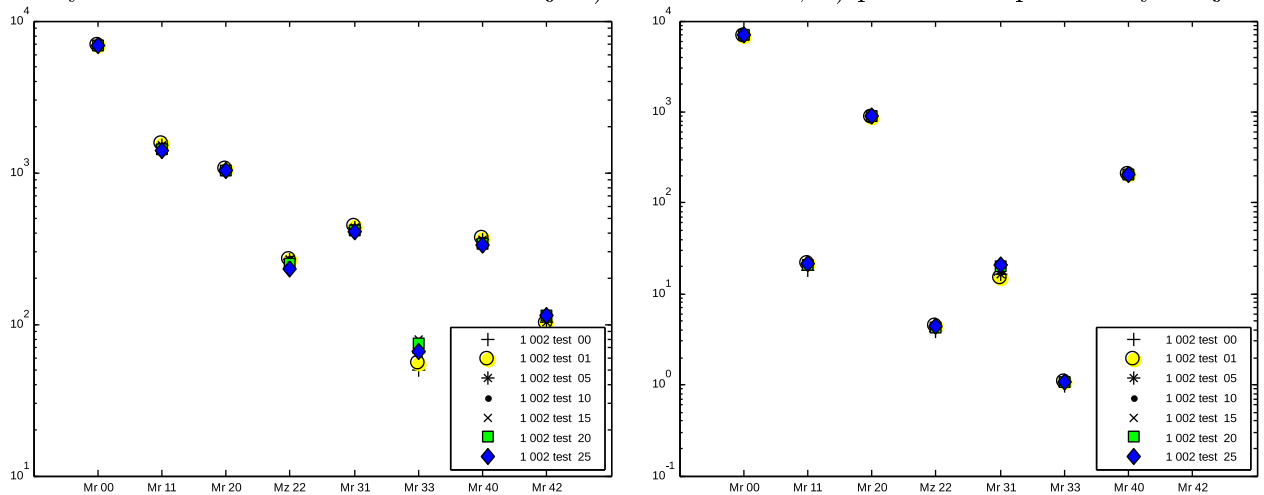
$$FV_{Mr} = \{Mr_{00}, Mr_{11}, Mr_{20}, Mr_{22}, Mr_{31}, Mr_{33}, Mr_{40}, Mr_{42}\} \quad (5.22)$$



Rysunek 5.9: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.10: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.11: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej

Dla wybranych obrazów znaków (Rys. A.4) poddanych rotacji wyznaczono i zilustrowano wartości wektora cech znaku. Na rysunkach: 5.9.a - 5.11.a przedstawiono wykresy na których można zaobserwować zmiany wartości poszczególnych wartości wektora cech dla obrazów

znaków podanych rotacji w zakresie od 0 do 25 stopni, natomiast w drugiej kolumnie, rysunki: 5.9.b - 5.11.b przedstawiono zmiany wartości wektora cech otrzymanego na podstawie momentów wyznaczonych z przestrzeni parametrycznej Radona.

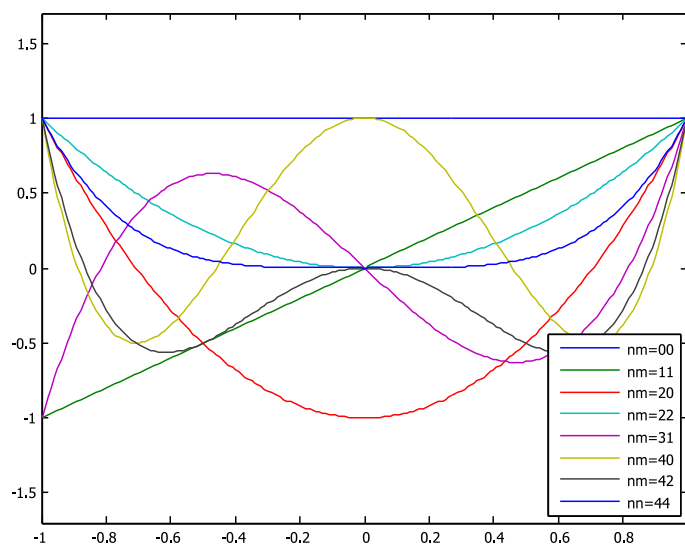
Na podstawie przeprowadzonych obserwacji można stwierdzić, że dane wektora cech uzyskanych z obrazu znaku wykazują nieco większą wrażliwość na rotację, niż wartości wektora cech uzyskanych z przestrzeni parametrycznej transformaty Radona. Podobnie jak w przypadku momentów centralnych i niezmienników H_u , wiekości uzyskane z przestrzeni parametrycznej są mniej wrażliwe na rotację, ale nie są na tyle dystynktywne, aby dokonać na tej podstawie poprawnej klasyfikacji znaków. W związku z tym zastosowanie przestrzeni parametrycznej również nie daje założonych efektów. Niewątpliwą zaletą niniejszego rozwiązania jest możliwość wyznaczenia wartości momentowych, bez znajomości współrzędnych obrazu znaku. Dlatego też rozważono zastosowanie innych wielomianów radialnych, takich jak np. Wielomiany Zernike.

5.3.1 Wyznaczanie momentów Zernike

W grupie momentów wyznaczanych na podstawie rozwinięcia funkcji radialnych, występują również wielkości określane na podstawie wielomianów Zernike, które dla funkcji dwóch zmiennych rzeczywistych (np. obrazu) możemy zapisać w postaci ogólnej [182, 135]:

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(r, \theta) f(r, \theta) dr d\theta \quad (5.23)$$

gdzie $V_{nm}^*(r, \theta)$ jest zespolonym wielomianem Zernike.



Rysunek 5.12: Wielomiany Zernike dla wybranych stopni

W celu otrzymania wielkości odpowiadających właściwościom momentów Zernike dla reprezentacji parametrycznej obrazu, możemy uwzględnić możliwość realizacji podobnego schematu, jak podczas wyznaczania momentów geometrycznych jak i radialnych.

W takim przypadku, zamiast użytej wcześniej reprezentacji funkcji projekcji s^k (5.17) oraz (5.18) można rozważyć zastosowanie wielomianu zapisanego w następującej postaci:

$$P_{nm}(s) = \sum_{k=0}^n A_{nmk} s^k \quad (5.24)$$

Przez podstawienie do postaci ogólnej wielomianów radialnych (5.20), otrzymamy:

$$\int_0^1 \int_0^{2\pi} P_{mn}(s) e^{-im\phi} g(r, \phi) ds d\phi = \sum_{k=0}^n A_{nmk} H_{km} \quad (5.25)$$

Ponadto uwzględniając zespolone momenty Zernike (5.23), zespolone momenty radialne (5.21) można wyznaczyć współczynniki A_{nmk} w następującej postaci:

$$A_{nmk} = (-1)^{(n-k)/2} \frac{n+1}{2\pi^2} \frac{2}{k!} \frac{((n+k)/2)!}{((n-k)/2)!} \quad (5.26)$$

Stosując zależność przedstawioną w pracy [141]:

$$P_n(s) = \frac{n+1}{2\pi^2} \sum_{k=0}^n (-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n+k}{2}!}{k! \frac{(n-k)!}{2}} (2s)^k \quad (5.27)$$

dowodziemy (A.6), że suma:

$$\sum_{k=0}^n (-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n+k}{2}!}{k! \frac{(n-k)!}{2}} (2s)^k \quad (5.28)$$

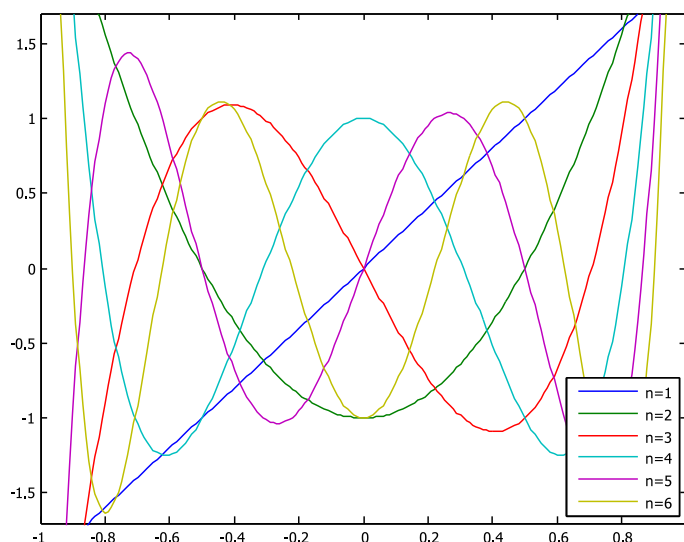
jest wielomianem Czebyszewa drugiego rodzaju [51, 56] stopnia n . Co w rezultacie pozwoli na wyznaczenie zespolonych momentów Zernike, które mogą być zapisane w następujący sposób:

$$Z_{c_{nm}} = \frac{m+1}{2\pi} \int_0^1 \int_{-1}^{2\pi} U_n(s) e^{-im\phi} g(r, \phi) ds d\phi \quad \text{dla } |m| \leq n, \quad \frac{n-|m|}{2} \in \mathbb{N} \quad (5.29)$$

Na rysunku 5.13 przedstawiono wielomiany Czebyszewa drugiego rodzaju, dla $n = 1, 2, \dots, 6$.

Tak określone wielkości momentowe (5.23 oraz 5.29) pozwalają na sformułowanie wektorów cech obrazu znaku w postaci modułów momentów Zernike $|Z_{nm}|$, oraz modułów momentów wyznaczonych z wykorzystaniem wielomianu Czebyszewa $|Z_{c_{nm}}|$. Dla każdego obrazu znaku został wyznaczony wektor cech obejmujący moduł 8 wartości momentów Zernike - oznaczonych za pomocą Mz :

$$FV_{Mz} = \{Mz_{00}, Mz_{11}, Mz_{20}, Mz_{22}, Mz_{31}, Mz_{33}, Mz_{40}, Mz_{42}\} \quad (5.30)$$



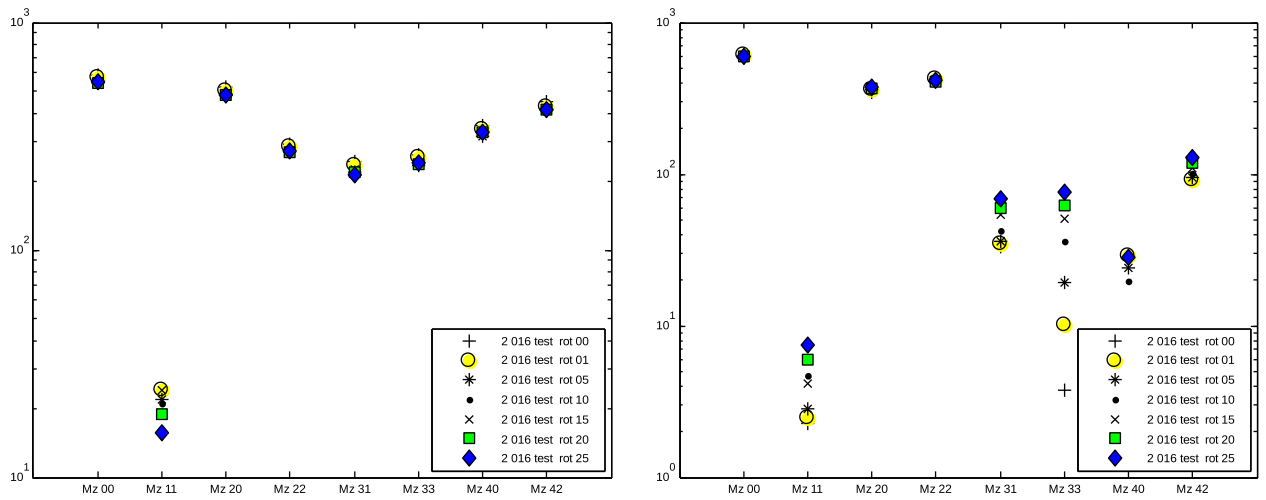
Rysunek 5.13: Wielomiany Czebyszewa drugiego rodzaju

oraz wektor cech obejmujący moduł 8 wartości momentów Zernike $|Z_{c_{nm}}|$, wyznaczonych na podstawie zależności (5.29) - oznaczonych jako Mcz :

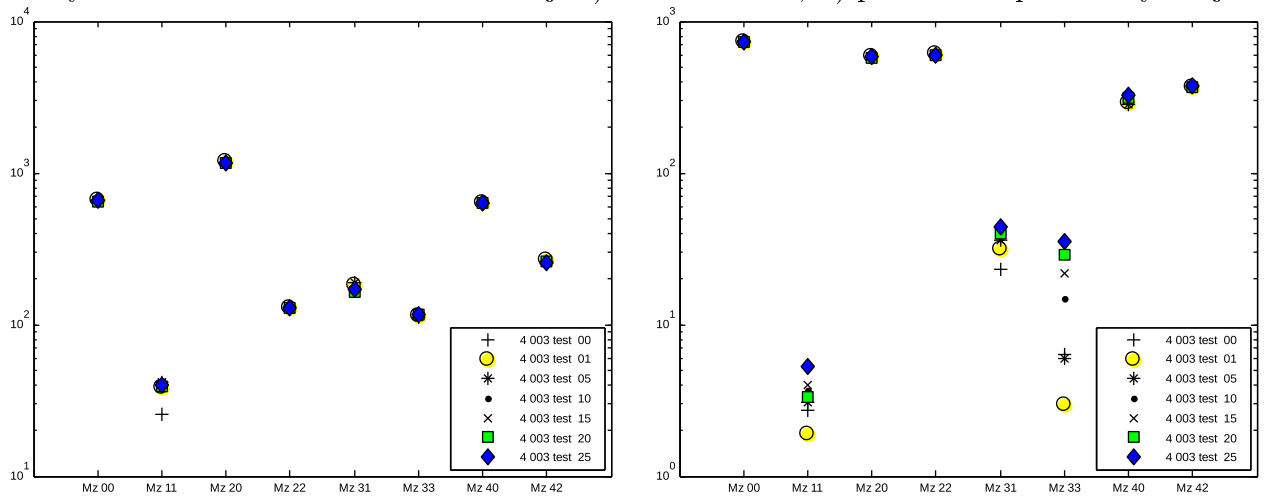
$$FV_{Mcz} = \{Mcz_{00}, Mcz_{11}, Mcz_{20}, Mcz_{22}, Mcz_{31}, Mcz_{33}, Mcz_{40}, Mcz_{42}\} \quad (5.31)$$

Dla wybranych obrazów znaków (rysunek A.4) poddanych rotacji wyznaczono i zilustrowano wartości wektora cech znaku. Na rysunkach: 5.14.a - 5.16.a przedstawiono wykresy, na których można zaobserwować zmiany wartości poszczególnych wartości wektora cech (5.30) dla obrazów znaków podanych rotacji w zakresie od 0 do 25 stopni, natomiast w drugiej kolumnie (rysunki: 5.14.b - 5.16.b), przedstawiono zmiany wartości wektora cech otrzymanego na podstawie momentów wyznaczonych z przestrzeni parametrycznej Radona. Na rysunkach: 5.17.a - 5.19.a przedstawiono wykresy, na których można zaobserwować zmiany wartości poszczególnych wartości wektora cech (5.31) dla obrazów znaków podanych rotacji w zakresie od 0 do 25 stopni, natomiast w drugiej kolumnie (rysunki: 5.17.b - 5.19.b), przedstawiono zmiany wartości wektora cech otrzymanego na podstawie momentów wyznaczonych z przestrzeni parametrycznej Radona, za pomocą zależności (5.29).

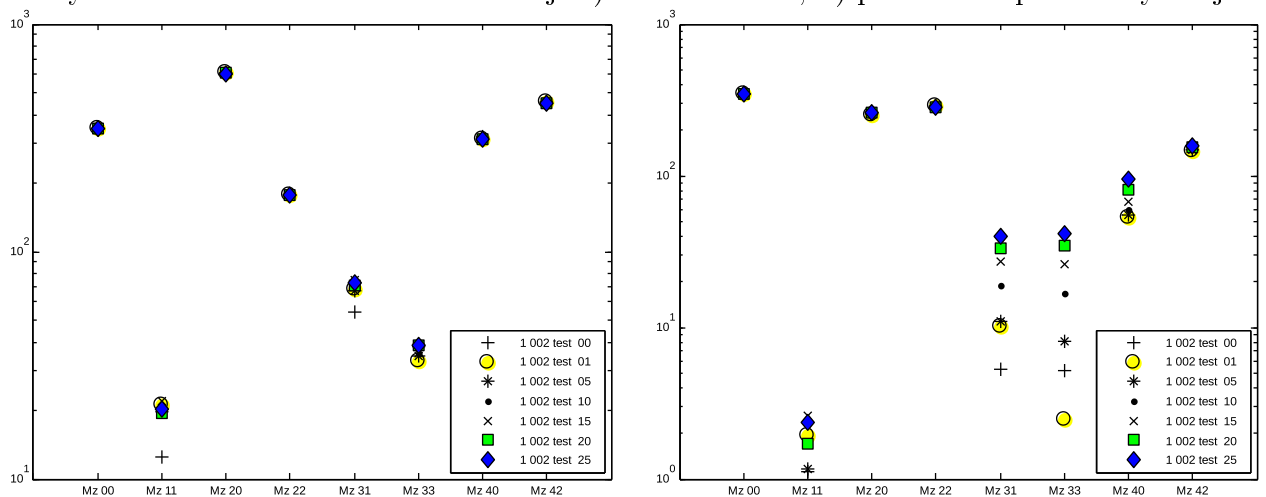
Na podstawie przeprowadzonych obserwacji można stwierdzić, że dane wektora cech (5.31) uzyskanych tylko z obrazu znaku (z celowym pominięciem transformaty Radona) wykazują dużo większą wrażliwość na zmiany w obrazie, niż wartości wektora cech uzyskanych z przestrzeni parametrycznej. W odróżnieniu od poprzednich przypadków, wielkości uzyskane z przestrzeni parametrycznej pozwalają już na przeprowadzenie klasyfikacji znaków. W związku z tym, zastosowanie danych przestrzeni parametrycznej transformaty Radona z wykorzystaniem zależności (5.29), pozwoli na realizację omówionego (na wstępie tego rozdziału) algorytmu z wykorzystaniem opracowanych już metod rozpoznawania znaków (Rys. 5.1).



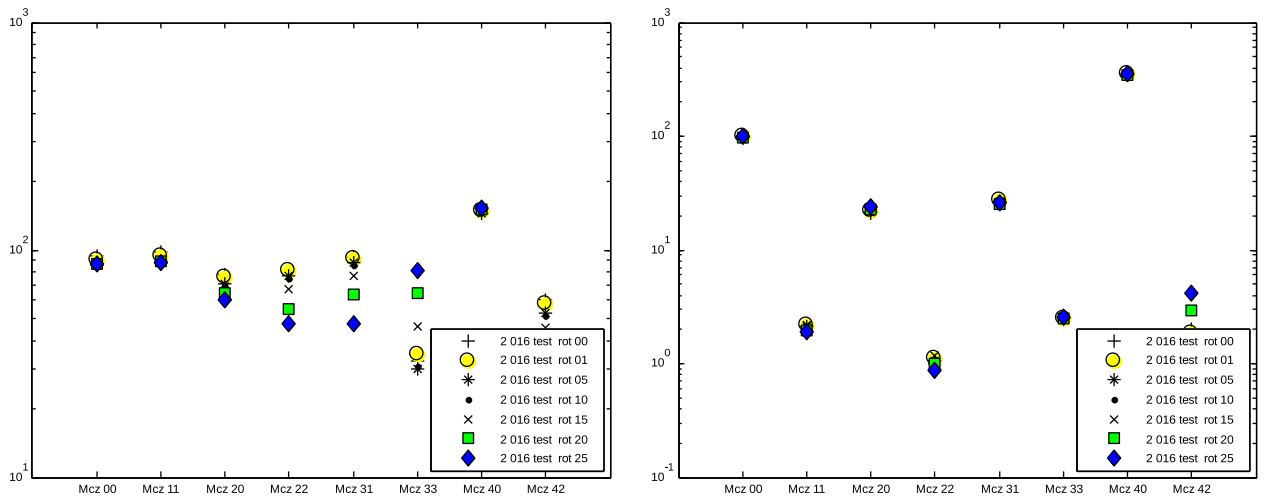
Rysunek 5.14: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



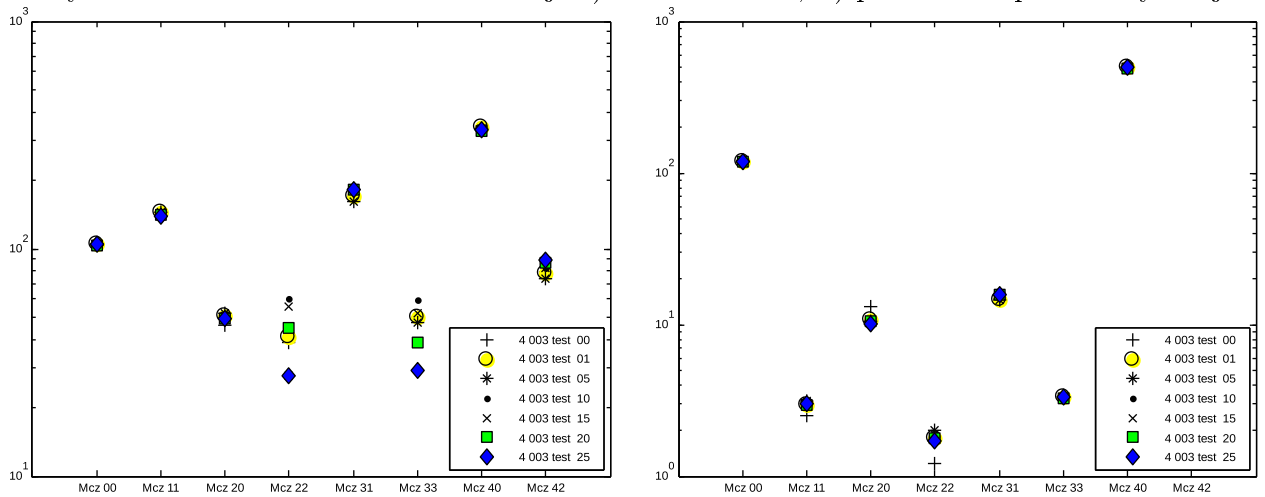
Rysunek 5.15: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



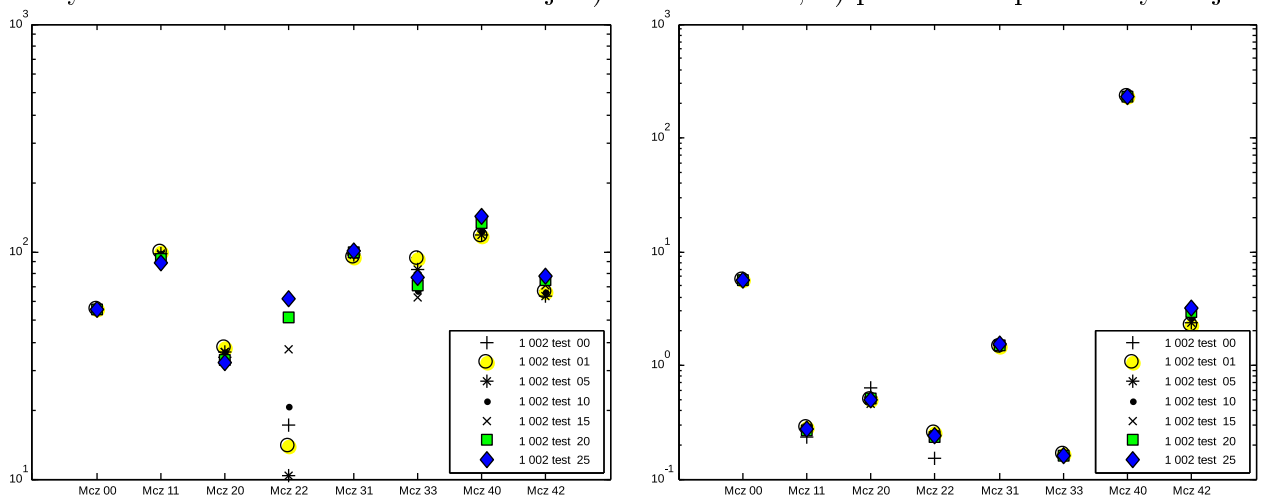
Rysunek 5.16: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.17: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej



Rysunek 5.18: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej

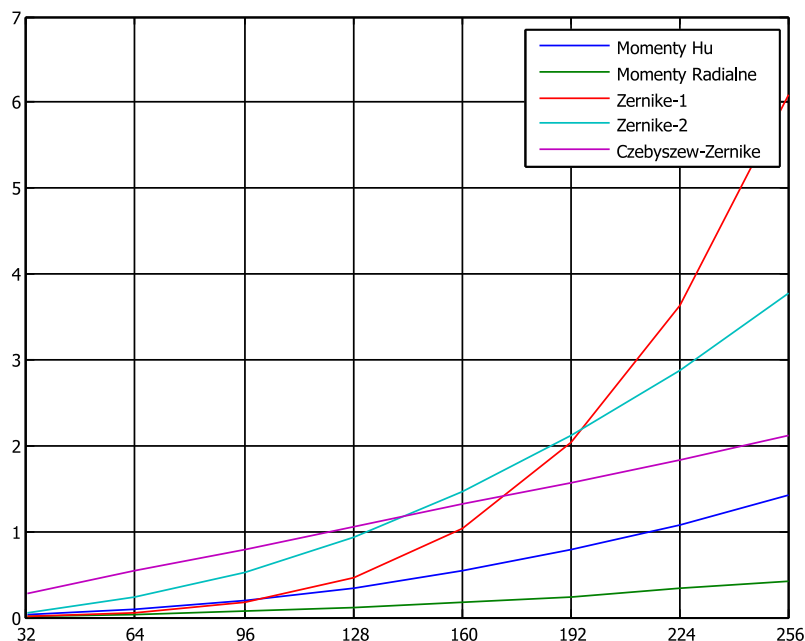


Rysunek 5.19: Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej

5.4 Efektywność wyznaczania wielkości momentowych

Implementacja programowa omówionych w niniejszej rozprawie przekształceń i ich modyfikacji pozwoliła na dokonanie porównania złożoności obliczeniowej poszczególnych algorytmów na podstawie ilości zasobów wykorzystywanych przez daną aplikację. W trakcie realizacji badań wyznaczono zależność ilości czasu potrzebnego do realizacji algorytmu od wielkości danych wejściowych (w tym przypadku rozmiaru obrazu znaku). Oszacowano czasową złożoność obliczeniową poszczególnych algorytmów dla danych wejściowych w postaci obrazów znaków o różnych wymiarach (od 32x32 do 256x256). Na rysunku 5.20 przedstawiono zestawienie czasów działania poszczególnych algorytmów wyznaczania wielkości momentowych:

- implementacji wyznaczającej wektor momentów H_u (5.14),
- implementacji wyliczającej wektor zawierające momenty radialne (5.22),
- implementacji wyliczającej wektor (5.30) Zernike-1¹,
- implementacji wyliczającej wektor (5.30) Zernike-2 (A.11),
- implementacji wyliczającej wektor (5.31) na podstawie momentów Czebyszewa-Zernike.



Rysunek 5.20: Czas działania poszczególnych algorytmów wyznaczania wielkości momentowych

Na podstawie przeprowadzonych badań, można dokonać obserwacji, wskazujących na to, że implementacje wyznaczające wielkości na bazie wielomianów radialnych wymagają większych

¹Christian Wolf, <http://liris.chrs.fr/christian.wolf>

zasobów obliczeniowych dla mniejszych rozmiarów obrazów. Podobnie jest w przypadku metody bazującej na wielomianach Czebyszewa. Wynika to głównie z konieczności dodatkowego przeprowadzenia transformacji Radona, a następnie wyznaczenia wartości momentów za pomocą zależności (5.29).

Należy zauważyć, że dla obrazów o większych rozdzielczościach efektywność czasowa opracowanych metod wzrasta. Szczególnie w porównaniu do złożoności czasowej klasycznych metod wyznaczania np. momentów Zernike.

W tabeli 5.1 przedstawiono zestawienie czasowe dla różnych implementacji wyznaczających wielkości momentowe, metodami opisanymi w niniejszym rozdziale.

Tablica 5.1: Czas wyznaczania momentów

Rozmiar obrazu (nxn)	Hu	Radialne	Zernike-1	Zernike-2	Czebyszew-Zernike
32	0,027	0,011	0,009	0,058	0,274
64	0,088	0,033	0,049	0,234	0,535
96	0,194	0,064	0,177	0,524	0,783
128	0,347	0,109	0,461	0,936	1,044
160	0,542	0,168	1,030	1,461	1,316
192	0,798	0,240	2,031	2,110	1,573
224	1,074	0,331	3,640	2,874	1,841
256	1,424	0,417	6,084	3,770	2,112

5.5 Podsumowanie

W rozdziale 5 przedstawiono metody przetwarzania reprezentacji parametrycznej transformaty Radona w celu uzyskania wielkości momentowych. Omówiono możliwości wykorzystania momentów centralnych oraz radialnych. Na przykładach zilustrowano dobór metody przetwarzania przestrzeni parametrycznej w celu uzyskania dodatkowych cech obrazu znaku dla opracowanych wcześniej metod rozpoznawania. W rozdziale tym zwrócono szczególną uwagę na związek pomiędzy momentami (geometrycznymi i radialnymi) obrazu oraz transformatą Radona. Przeprowadzone rozważania sugerują dalszy kierunek prac w dziedzinie wykorzystania innych wielomianów radialnych do wyznaczania wielkości na podstawie przestrzeni parametrycznej transformaty Radona.

Rozdział 6

Opis przeprowadzonych badań i wyniki eksperymentów

W niniejszym rozdziale zostały zaprezentowane wyniki ważniejszych badań i eksperymentów.

Skuteczność działania opracowanych metod rozpoznawania znaków oceniono na podstawie analizy wyników klasyfikacji. Wybór materiału badawczego uwarunkowany został przez specyficzne wymagania systemów pocztowych. Ponadto przeprowadzone badania ukierunkowane były na możliwość aplikacji opracowanych metod w przetwarzaniu obrazów przesyłek pocztowych.

6.1 Materiał badawczy - własne bazy danych z obrazami znaków i opłat pocztowych

Jednym z ważnych zadań wykonanych w ramach niniejszej rozprawy, było stworzenie bazy obrazów znaków pisanych ręcznie, które stanowią składowe elementy kodów adresowych, umieszczanych na przesyłkach pocztowych.

6.1.1 Proces akwizycji obrazów znaków

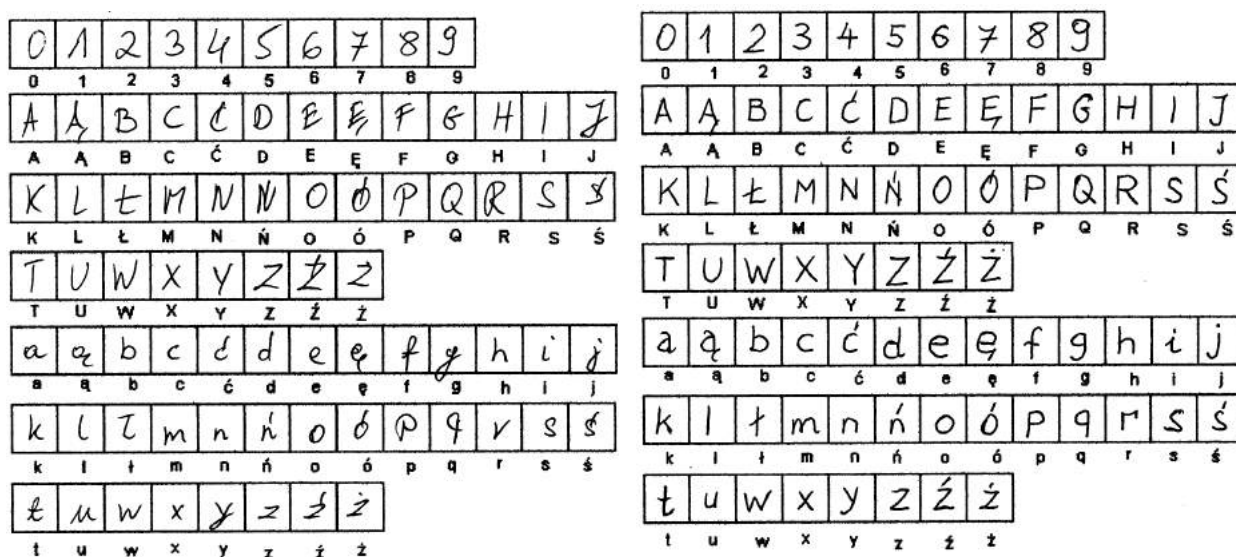
Poszczególne etapy tworzenia obrazowej bazy znaków polegały na:

- A. Pobranii próbek ręcznie pisanych znaków na specjalnie przygotowanym formularzu, oraz próbek ręcznie pisanych kodów pocztowych zawartych na rzeczywistych przesyłkach listowych. Nośnikiem był zwykły biały papier listowy oraz szary papier pakunkowy
- B. Akwizycji próbek na postać obrazu cyfrowego. W tym celu zastosowano system kamerowy z kamerą CCD BeamIMAGER, gdzie każda próbka (formularz, przesyłka listowa, pacz-

kowa itp.) została umieszczona w obszarze widzenia kamery i przetworzona na postać cyfrowa a następnie zapisana do formatu bmp.

- C. Automatycznej segmentacji znaków dla formularza, a dla obrazów przesyłek – segmentacji obrazu próbki kodu pocztowego, wydzielając w nim obszary występowania poszczególnych cyfr kodu pocztowego.
- D. Skalowanie obszarów znaków do rozmiarów 256×256 pikseli.

Tak utworzone obrazy znaków zostały umieszczone w bazie (BZ1) i stanowiły podstawowy materiał badawczy składający się z 1440 obrazów znaków cyfr.



Rysunek 6.1: Przykładowy formularz pozyskiwania materiału badawczego

6.1.2 Proces akwizycji obrazów opłat pocztowych

Drugą bazą obrazów, dla której dokonano oceny skuteczności działania, zaproponowanych w niniejszej rozprawie metod identyfikacji obrazów opłat pocztowych jest baza znaczków pocztowych używanych przez Poczte Polską od 2000 r. Pozyskane obrazy zapisano w plikach graficznych z rozdzielczością 300 dpi i z 24 bitową głębią koloru.

6.2 Scenariusze badawcze i wyniki eksperymentów

W tej części pracy zostały zaprezentowane scenariusze badawcze i wyniki ważniejszych badań i eksperymentów.

Eksperyment 1 – ocena metod wyboru profili na skuteczności klasyfikacji znaków

Cel eksperymentu 1 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych metod wyboru profili przekształcenia Radona i jego modyfikacji w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9).

Przebieg eksperymentu 1 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Prezentacja wyników została przeprowadzona dla rozkładu zestawu trenującego do zestawu testowego w proporcjach 80% do 20%. Każdy z wariantów losowania był powtórzony 10rotnie.

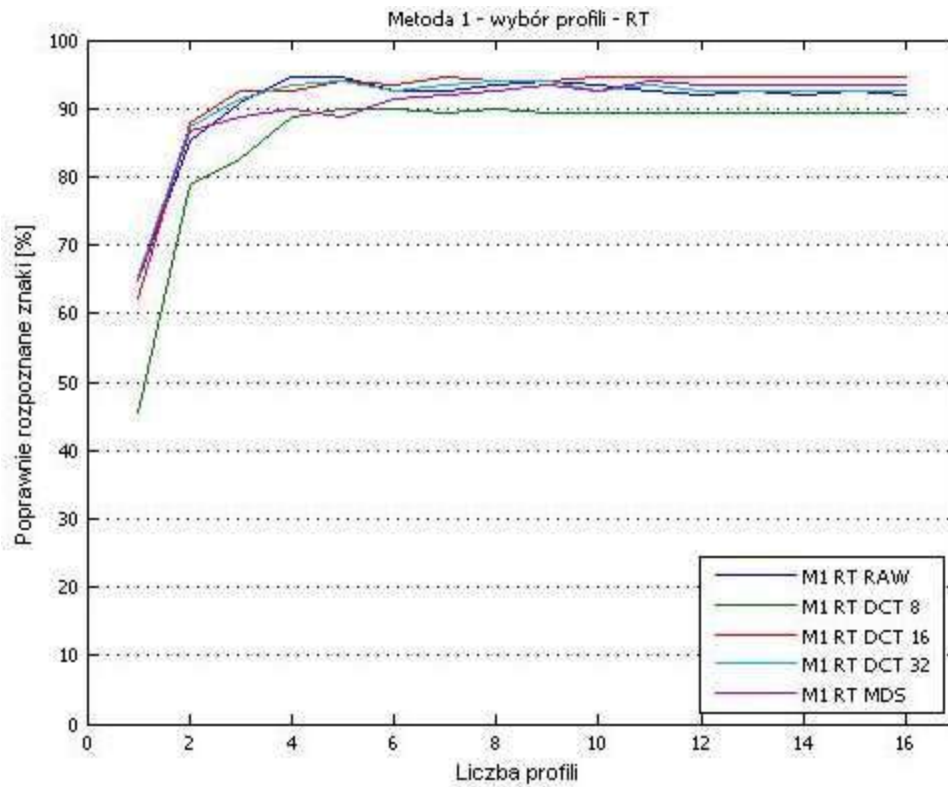
Dla obu metod (M1 oraz M2) przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

- RT RAW – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT),
- RT DCT 8 – wektor cech znaku składał się z 8 wsp. DCT wyznaczonych dla każdego profilu,
- RT DCT 16 – wektor cech znaku składał się z 16 wsp. DCT wyznaczonych dla każdego profilu,
- RT DCT 32 – wektor cech znaku składał się z 32 wsp. DCT wyznaczonych dla każdego profilu,
- RT MDS – wektor cech znaku składał się z 8 elementowej reprezentacji MDS¹ wyznaczonej dla każdego profilu,

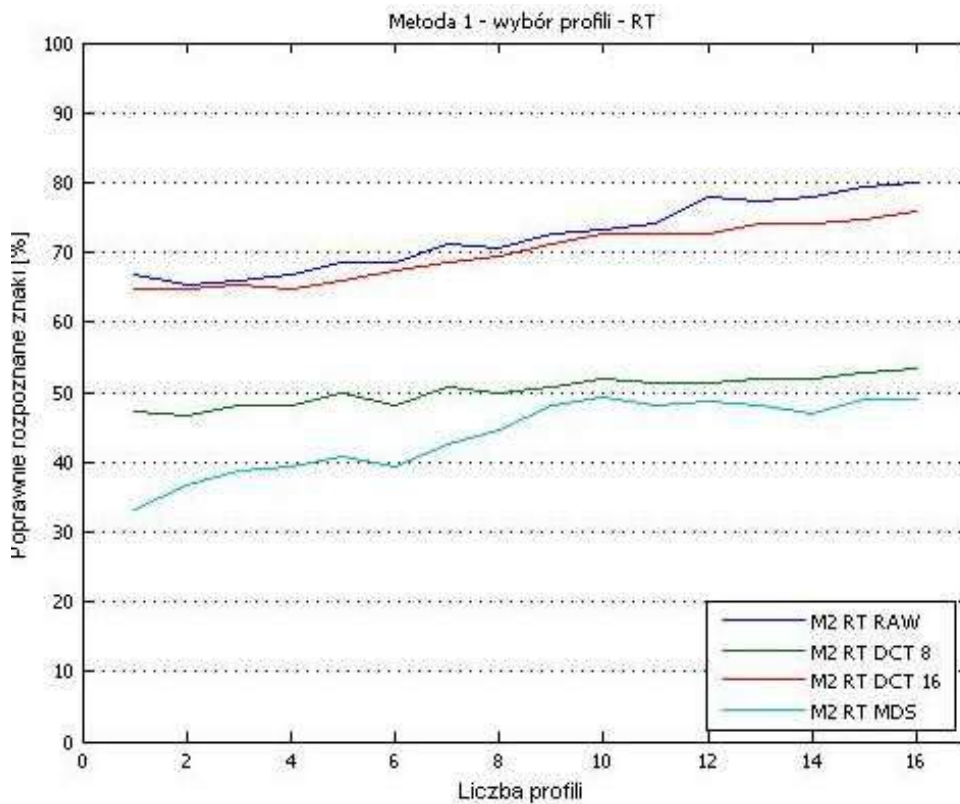
Otrzymane wyniki przedstawiono w funkcji liczby wybranych profili reprezentacji parametrycznej.

Wyniki eksperymentu 1:

¹Skalowanie wielowymiarowe - ang. Multidimensional scaling[174]



Rysunek 6.2: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona



Rysunek 6.3: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla transformaty Radona

Eksperyment 2 – ocena wpływu wyboru profili na skuteczności klasyfikacji

Cel eksperymentu 2 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych metody wyboru profili skończonego przekształcenia Radona FRT w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9).

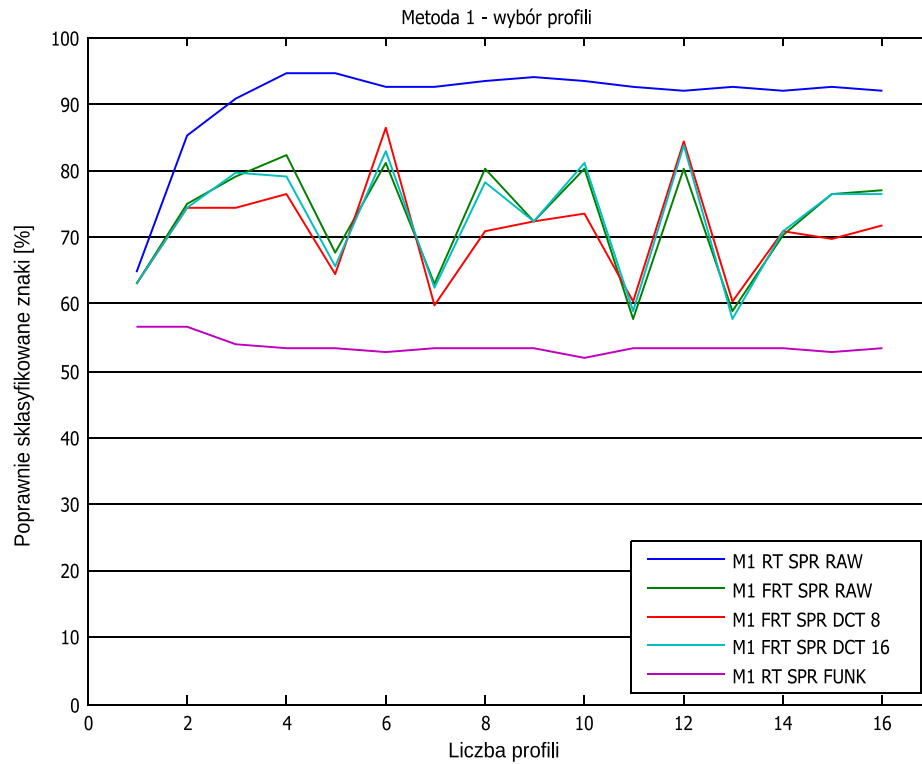
Przebieg eksperymentu 2 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Prezentacja wyników została przeprowadzona dla rozkładu zestawu trenującego do zestawu testowego w proporcjach 80% do 20%. Każdy z wariantów losowania był powtórzony 10 krotnie.

Dla obu metod (M1 oraz M2) przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

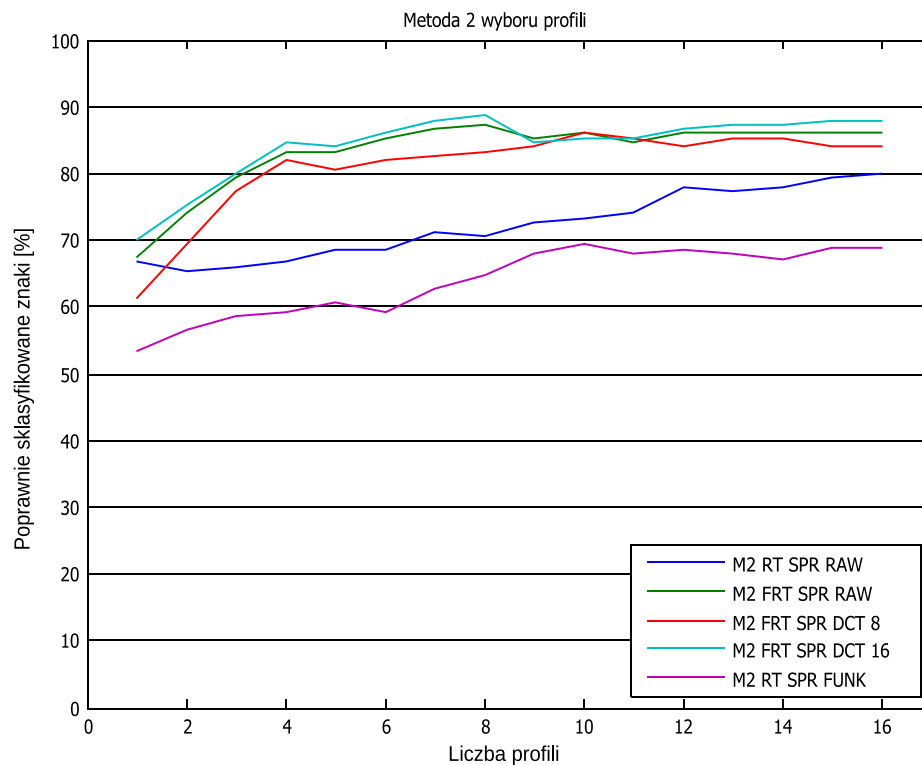
- RT RAW – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT),
- FRT RAW – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT),
- FRT DCT 8 – wektor cech znaku składał się z 8 wsp. DCT wyznaczonych dla każdego profilu skończonego przekształcenia Radona (FRT),
- FRT DCT 16 – wektor cech znaku składał się z 16 wsp. DCT wyznaczonych dla każdego profilu skończonego przekształcenia Radona (FRT),
- RT FUNK – wektor cech znaku składał się z 5 funkcjonałów wyznaczonych dla każdego profilu przekształcenia Radona (RT),

Otrzymane wyniki przedstawiono w funkcji liczby wybranych profili reprezentacji parametrycznej.

Wyniki eksperymentu 2:



Rysunek 6.4: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla skończonej transformaty Radona



Rysunek 6.5: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla skończonej transformaty Radona

Eksperyment 3 – ocena wpływu obrotu obrazu znaku na skuteczności klasyfikacji

Cel eksperymentu 3 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych metod wyboru profili przekształcenia Radona RT w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9) w przypadku zmian orientacji obrazu.

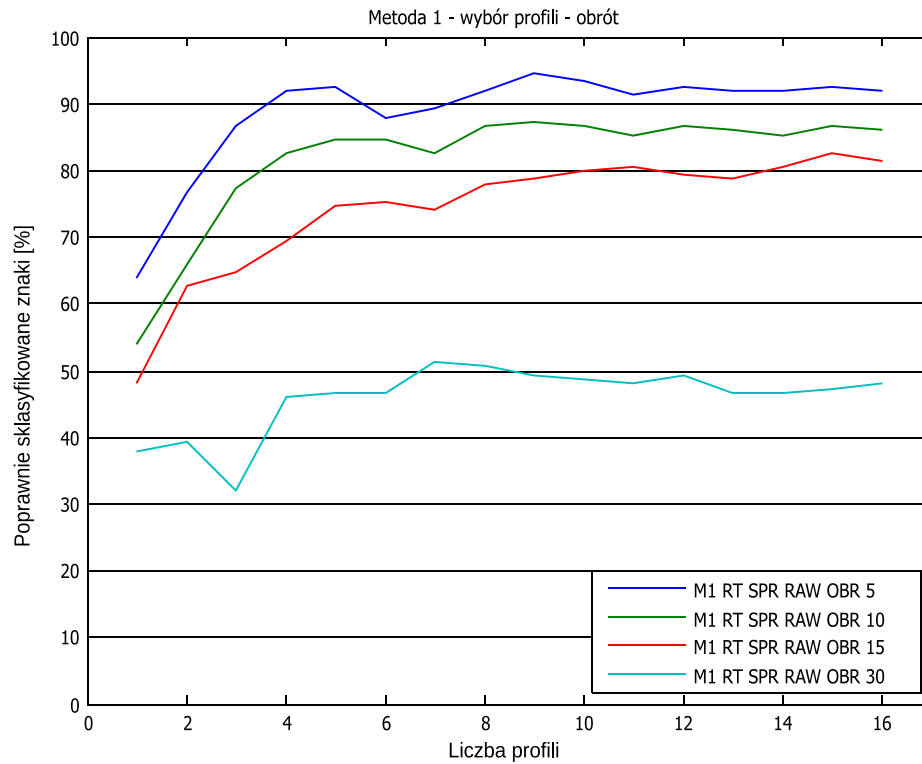
Przebieg eksperymentu 3 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Prezentacja wyników została przeprowadzona dla rozkładu zestawu trenującego do zestawu testowego w proporcjach 80% do 20%. Każdy z wariantów losowania był powtórzony 10 krotnie.

Dla obu metod (M1 oraz M2) przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

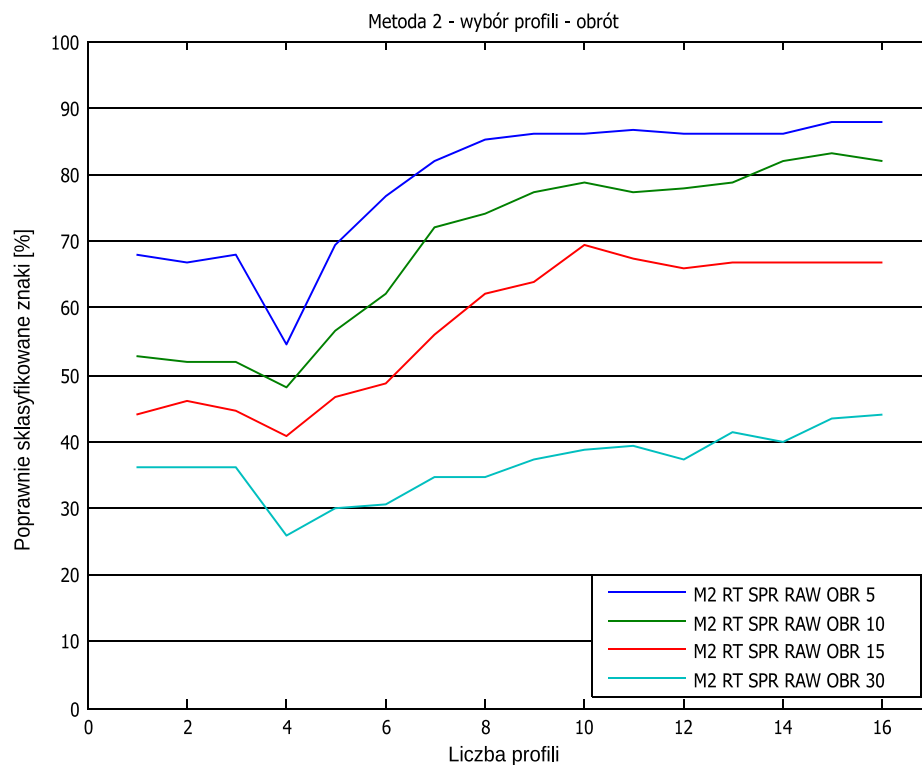
- RT RAW 5 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków poddano 5 stopniowej rotacji,
- RT RAW 10 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków poddano 10 stopniowej rotacji,
- RT RAW 15 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków poddano 15 stopniowej rotacji,
- RT RAW 30 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków poddano 30 stopniowej rotacji.

Otrzymane wyniki przedstawiono w funkcji liczby wybranych profili reprezentacji parametrycznej.

Wyniki eksperymentu 3:



Rysunek 6.6: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji



Rysunek 6.7: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji

Eksperyment 4 – ocena wpływu obrotu obrazu znaku na skuteczność klasyfikacji

Cel eksperymentu 4 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych metod wyboru profili skończonego przekształcenia Radona FRT w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9) w przypadku zmian orientacji obrazu.

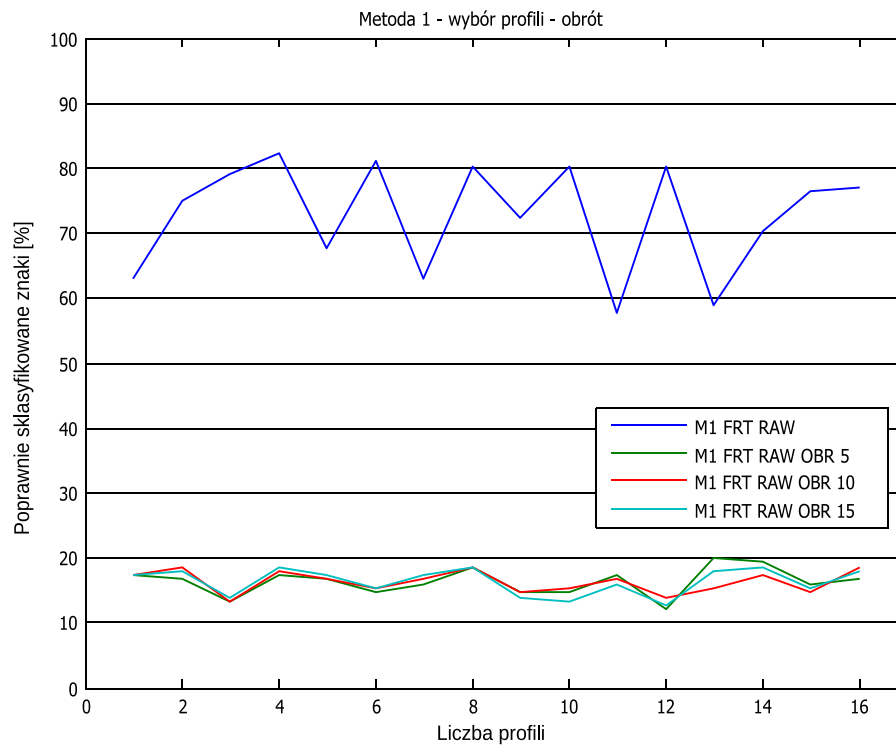
Przebieg eksperymentu 4 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Prezentacja wyników została przeprowadzona dla rozkładu zestawu trenującego do zestawu testowego w proporcjach 80% do 20%. Każdy z wariantów losowania był powtórzony 10rotnie.

Dla obu metod (M1 oraz M2) przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

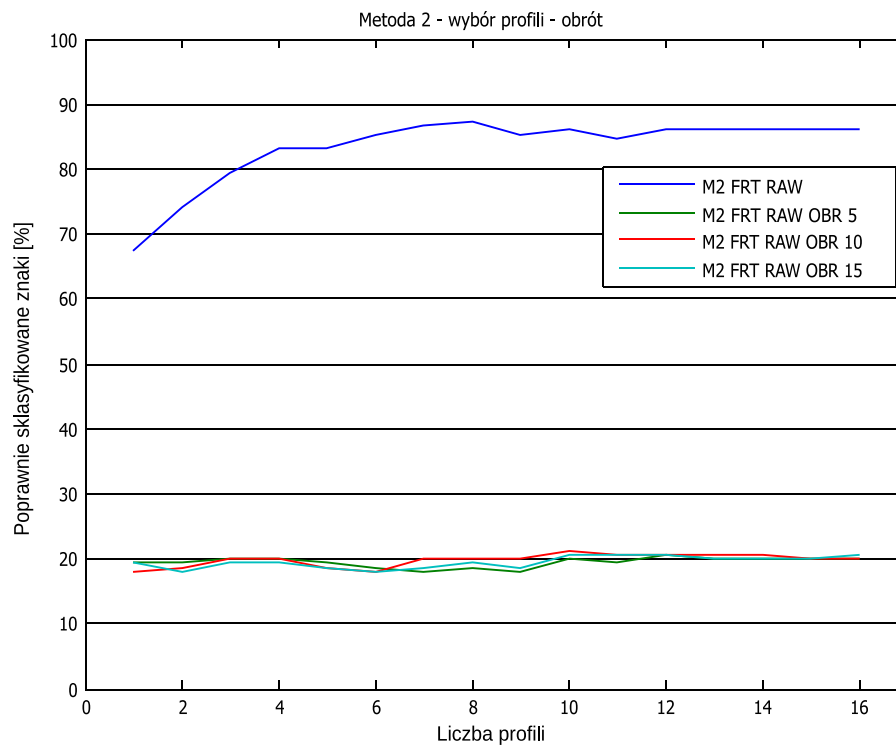
- FRT RAW – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT),
- FRT RAW 5 – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT), obrazy znaków poddano 5 stopniowej rotacji,
- FRT RAW 10 – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT), obrazy znaków poddano 10 stopniowej rotacji,
- FRT RAW 15 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (FRT), obrazy znaków poddano 15 stopniowej rotacji,

Otrzymane wyniki przedstawiono w funkcji liczby wybranych profili reprezentacji parametrycznej.

Wyniki eksperymentu 4:



Rysunek 6.8: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji



Rysunek 6.9: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji

Eksperyment 5 – ocena wpływu szumu obrazu znaku na skuteczności klasyfikacji znaków

Cel eksperymentu 5 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych metod wyboru profili przekształcenia Radona RT w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9) w przypadku występowania szumu na obrazie znaku.

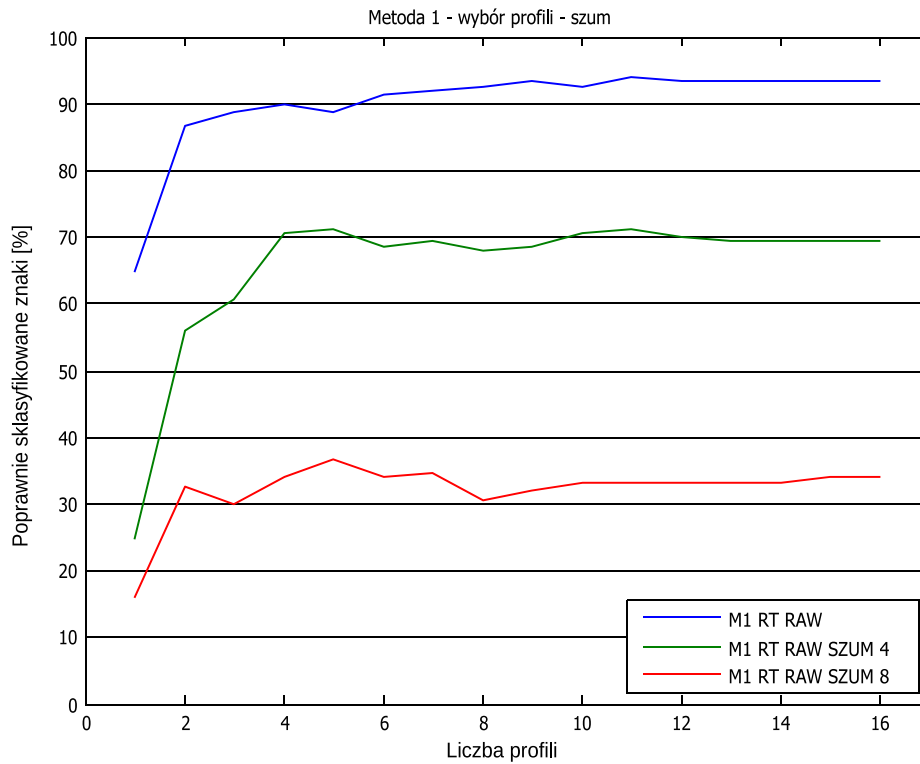
Przebieg eksperymentu 5 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Prezentacja wyników została przeprowadzona dla rozkładu zestawu trenującego do zestawu testowego w proporcjach 80% do 20% .

Dla obu metod (M1 oraz M2) przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

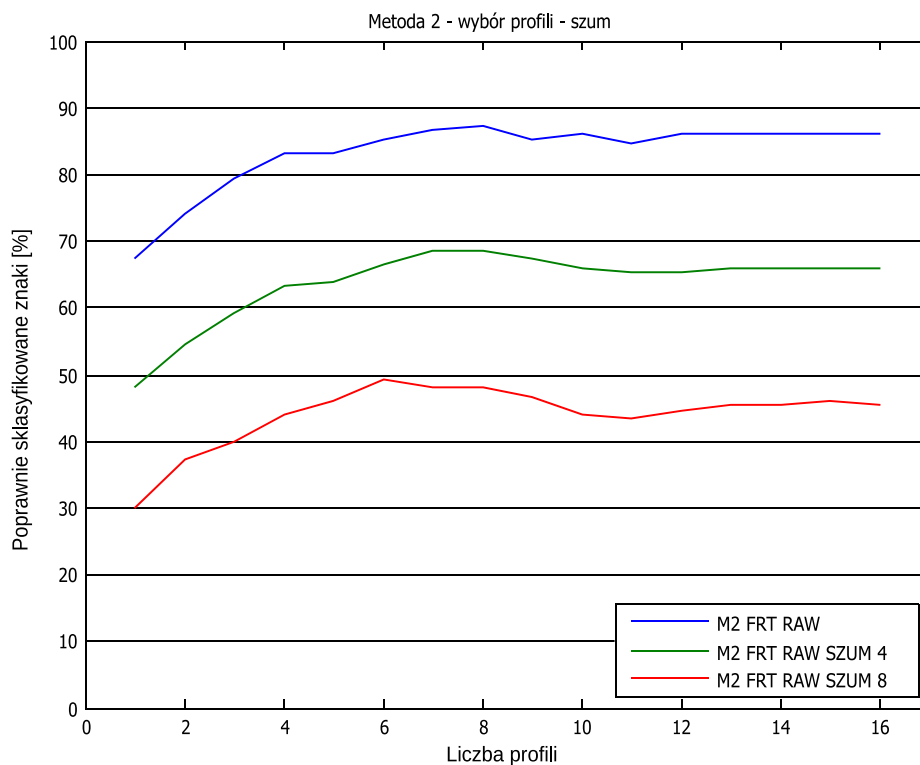
- RT RAW – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT),
- RT SZUM 4 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.4$),
- RT RAW 8 – wektor cech znaku stanowiły profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.8$),
- FRT RAW – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT),
- FRT SZUM 4 – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.4$),
- FRT RAW 8 – wektor cech znaku stanowiły profile skończonego przekształcenia Radona (FRT), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.8$).

Otrzymane wyniki przedstawiono w funkcji liczby wybranych profili reprezentacji parametrycznej.

Wyniki eksperymentu 5:



Rysunek 6.10: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona obrazów znaków z szumem



Rysunek 6.11: Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla skończonej transformaty Radona obrazów znaków z szumem

Eksperyment 6 – ocena wpływu rodzaju zastosowanego przekształcenia Radona na skuteczność klasyfikacji znaków

Cel eksperymentu 6 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych modyfikacji przekształcenia Radona w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9) w przypadku występowania szumu na obrazie znaku.

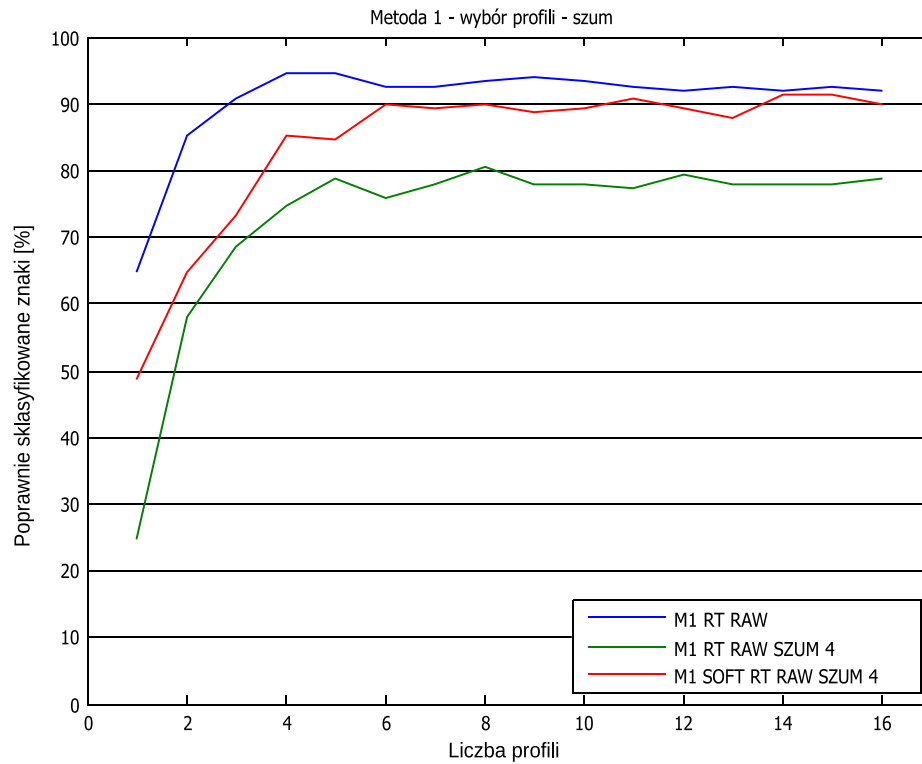
Przebieg eksperymentu 6 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Prezentacja wyników została przeprowadzona dla rozkładu zestawu trenującego do zestawu testowego w proporcjach 80% do 20% .

Dla badanych modyfikacji transformaty Radona przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

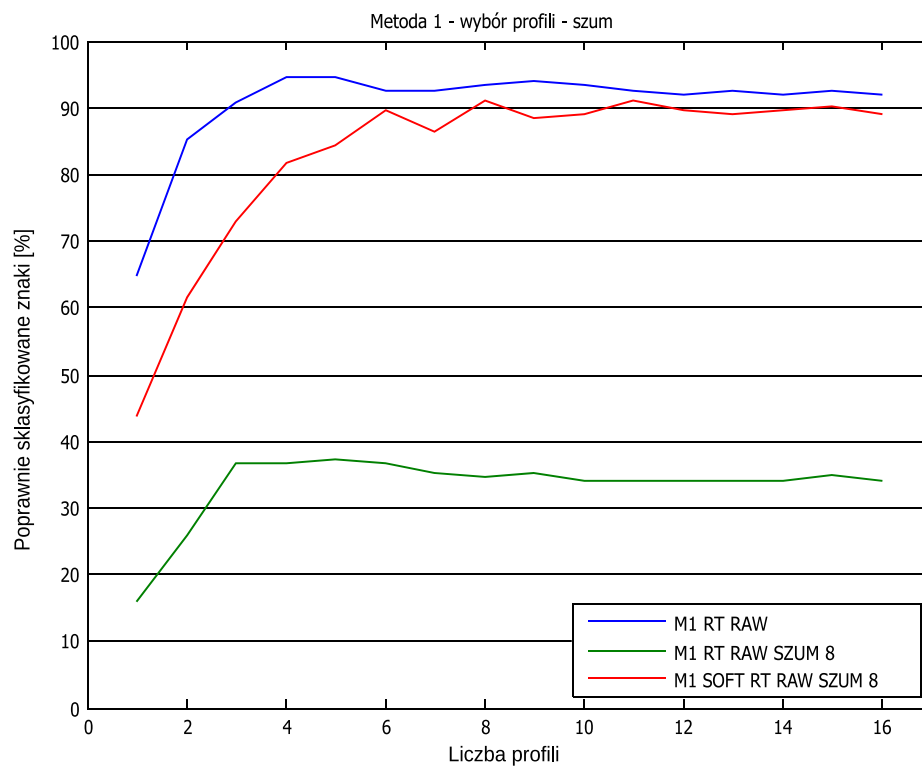
- M1 RT RAW – wektor cech znaku stanowiły wybrane (metodą M1) profile przekształcenia Radona (RT),
- M1 RT RAW SZUM 4 – wektor cech znaku stanowiły wybrane (metodą M1) profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.4$),
- M1 RT RAW SZUM 8 – wektor cech znaku stanowiły wybrane (metodą M1) profile przekształcenia Radona (RT), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.8$),
- M1 SOFT RADON RAW 4 – wektor cech znaku stanowiły wybrane (metodą M1) profile zmodyfikowanego przekształcenia Radona (SOFT-RADON), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.4$),
- M1 SOFT RADON RAW 8 – wektor cech znaku stanowiły wybrane (metodą M1) profile zmodyfikowanego przekształcenia Radona (SOFT-RADON), obrazy znaków testowych zawierały szum ($\alpha=0.8$).

Otrzymane wyniki przedstawiono w funkcji liczby wybranych profili reprezentacji parametrycznej.

Wyniki eksperymentu 6:



Rysunek 6.12: Skuteczność klasyfikacji znaków zmodyfikowanej transformaty Radona obrazów z szumem



Rysunek 6.13: Skuteczność klasyfikacji znaków zmodyfikowanej transformaty Radona obrazów z szumem

Eksperyment 7 – ocena wpływu łączenia wektorów klasyfikacyjnych metod bazujących na przekształceniu Radona na skuteczność klasyfikacji znaków

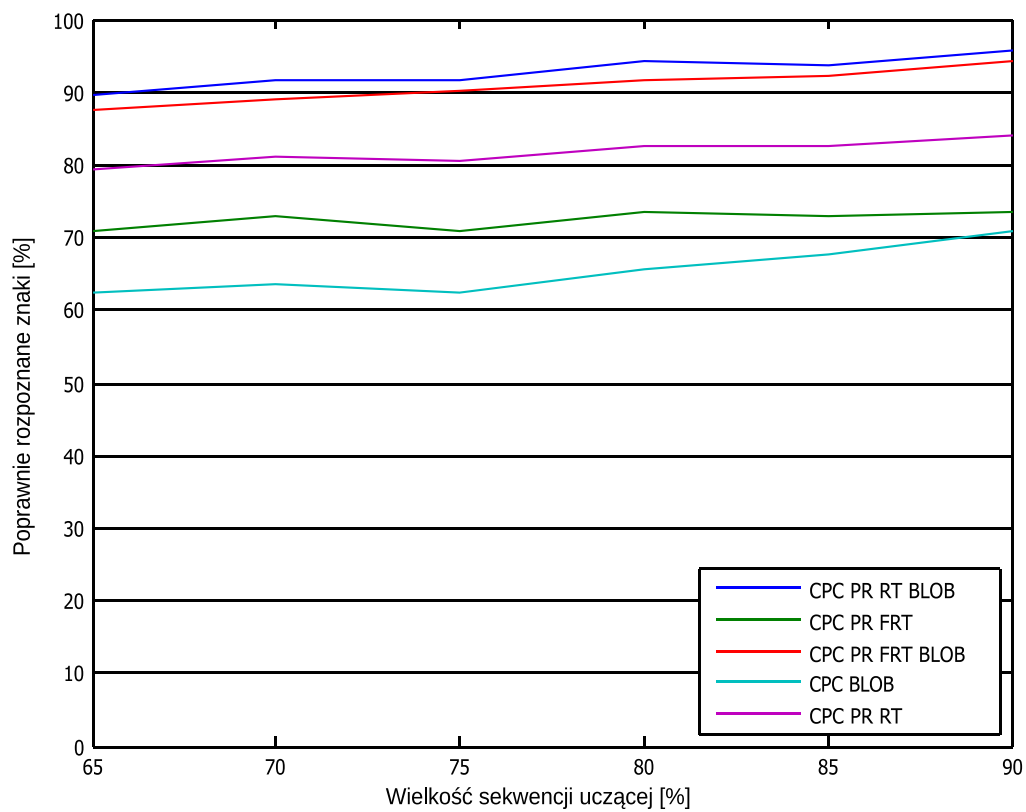
Cel eksperymentu 7 – to ocena skuteczności działania zaproponowanych rozwiązań w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9) dla kilku wektorów klasyfikacyjnych (różnych metod).

Przebieg eksperymentu 7 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Wielkość udziału grupy obrazków treningowych zwiększano co 5% w zakresie 65% do 90%.

Dla badanych modyfikacji transformaty Radona przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

- CPC PR RT BLOB – wektor cech znaku tworzyły dane współrzędnych maksimumów lokalnych (CPC), wybrane profile (metodą M1) przekształcenia Radona (RT) i dane obszarów połączonych (BLOB),
- PR FRT – wektor cech tworzyły wybrane profile (metodą M2) skończonego przekształcenia Radona (FRT),
- CPC PR FRT BLOB – wektor cech tworzyły dane maksimumów lokalnych (CPC), wybrane profile (metodą M2) skończonego przekształcenia Radona (FRT) i dane obszarów połączonych (BLOB),
- CPC BLOB – wektor cech tworzyły dane maksimumów lokalnych (CPC) i dane obszarów połączonych (BLOB) przekształcenia Radona (RT),
- CPC PR RT – wektor cech znaku tworzyły dane współrzędnych maksimumów lokalnych (CPC) wybrane profile (metodą M1) przekształcenia Radona (RT).

Wyniki eksperymentu 7:



Rysunek 6.14: Skuteczność klasyfikacji znaków dla różnych metod

Eksperyment 8 – ocena wpływu dołączenia metod momentowych do metod bazujących na przekształceniu Radona na skuteczność klasyfikacji znaków

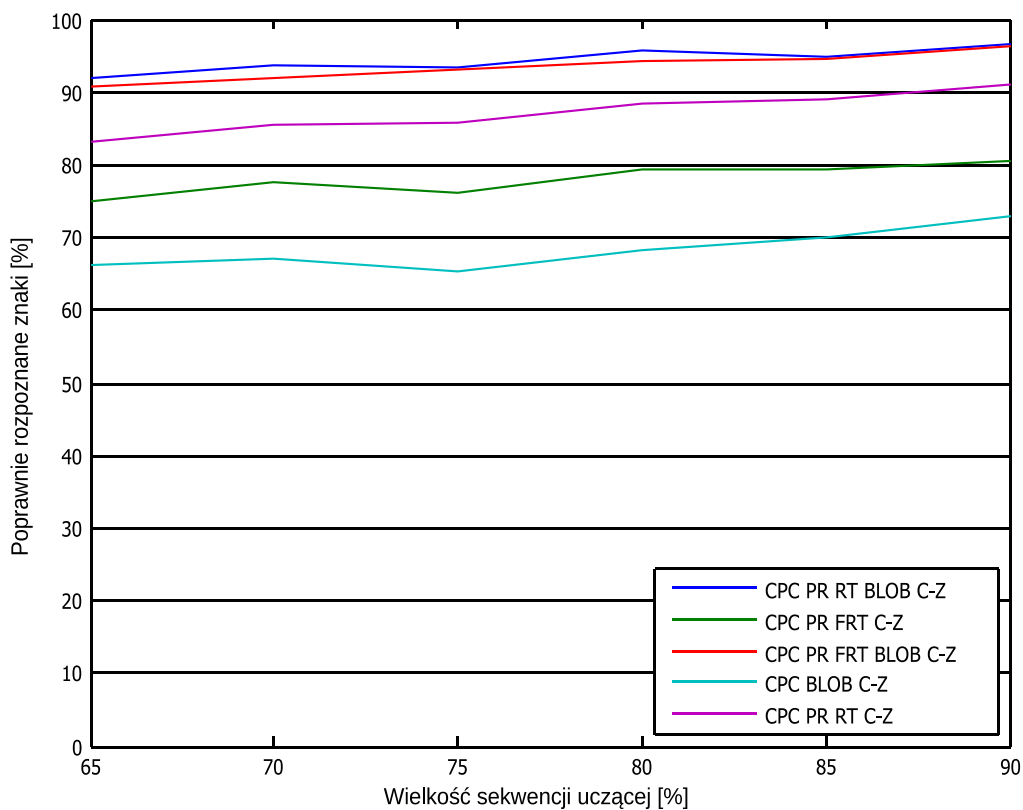
Cel eksperymentu 8 – to ocena skuteczności działania zaproponowanej modyfikacji w rozdziale 5 w zakresie klasyfikacji obrazu znaku do jednej z 10 klas (0-9) dla kilku wektorów klasyfikacyjnych (różnych metod).

Przebieg eksperymentu 8 – losowy podział obrazowej bazy znaków na grupę obrazów bazowych reprezentujących tzw. zestaw trenujący i grupę obrazów testowych składającą się z pozostałych obrazów zbioru. Wielkość udziału grupy obrazów treningowych zwiększano co 5% w zakresie 65% do 90%.

Dla badanych modyfikacji transformaty Radona przeprowadzono proces klasyfikacji obrazów z własnej bazy znaków. Uwzględniono następujące metody wyznaczania wektora klasyfikacyjnego:

- CPC PR RT BLOB C-Z – wektor cech znaku tworzyły dane współrzędnych maksimumów lokalnych (CPC), wybrane profile (metodą M1) przekształcenia Radona (RT) i dane obszarów połączonych (BLOB) oraz wektor cech (5.29) uzyskany na podstawie działania algorytmu opartego na wydzieleniu wielkości momentowych,
- CPC PR FRT C-Z – wektor cech tworzyły dane maksimumów lokalnych (CPC), wybrane profile (metodą M2) skończonego przekształcenia Radona (FRT) oraz wektor cech (5.29) uzyskany na podstawie działania algorytmu opartego na wydzieleniu wielkości momentowych,
- CPC PR FRT BLOB C-Z – wektor cech tworzyły dane maksimumów lokalnych (CPC), wybrane profile (metodą M2) skończonego przekształcenia Radona (FRT) i dane obszarów połączonych (BLOB) (RT) oraz wektor cech (5.29) uzyskany na podstawie działania algorytmu opartego na wydzieleniu wielkości momentowych,
- CPC BLOB C-Z – wektor cech tworzyły dane maksimumów lokalnych (CPC) i dane obszarów połączonych (BLOB) (RT) oraz wektor cech (5.29) uzyskany na podstawie działania algorytmu opartego na wydzieleniu wielkości momentowych,
- CPC PR RT C-Z – wektor cech znaku tworzyły dane współrzędnych maksimumów lokalnych (CPC) wybranych profili (metodą M1) przekształcenia Radona (RT) oraz wektor cech (5.29) uzyskany na podstawie działania algorytmu opartego na wydzieleniu wielkości momentowych.

Wyniki eksperymentu 8:



Rysunek 6.15: Skuteczność klasyfikacji znaków dla różnych metod z uwzględnieniem wielkości momentowych

Rozdział 7

Wnioski i uwagi końcowe

Poniżej przedstawiono najważniejsze osiągnięcia rozprawy ze szczególnym uwzględnieniem zaproponowanych rozwiązań:

1. Wykazano słuszność tezy pracy, a mianowicie wykazano, że transformacja Radona i jej modyfikacje pozwalają na poprawne rozpoznawanie obiektów alfanumerycznych i graficznych znajdujących się na przesyłkach pocztowych.
2. Przedstawiono teoretyczne podstawy transformacji obrazu do przestrzeni parametrycznej z wykorzystaniem transformaty Radona oraz jej odmian.
3. Zaproponowano własną realizację dyskretnej transformaty Radona oraz jej odmianę różnicową dla obrazów cyfrowych.
4. Opracowano własne modyfikacje przekształcenia Radona ograniczające wpływ szumów i zakłóceń obrazu dla celów przetwarzania znaków z pola adresowego przesyłek.
5. Zaproponowano wykorzystanie przestrzeni parametrycznej transformaty Radona do realizacji procesu normalizacji obrazu znaku.
6. Opracowano techniki wydzielania cech znaku na podstawie danych przestrzeni parametrycznej transformaty Radona w tym punktów charakterystycznych, obszarów połączonych.
7. Zaproponowano technikę wydzielania cech znaku i wyboru profili przestrzeni parametrycznej transformaty Radona.
8. Zaproponowano metody wybierania profili transformaty Radona.
9. Zaproponowane zostało rozwiązanie identyfikacji opłaty przesyłki pocztowej z wykorzystaniem przekształcenia Radona. Metoda uwzględnia również opracowane rozwiązanie wydzielania inwariantnych cech opłaty pocztowej z wykorzystaniem przestrzeni YCrCb.

10. Zaproponowano możliwości wykorzystania przestrzeni parametrycznej do wyznaczania wielkości momentowych dla obrazów znaków bez konieczności przeprowadzania transformaty odwrotnej
11. Wykazano możliwości zastosowania opracowanych metod w systemie pocztowym w zakresie rozpoznawania znaków pisanych ręcznie oraz identyfikacji opłaty przesyłki pocztowej.

Uzyskane wyniki badań okazały się być zadowalające i pozwalają stwierdzić, iż przedstawione metody, opracowane z wykorzystaniem przekształcenia Radona i jego modyfikacji pozwalają na skuteczne rozpoznawanie i klasyfikację przesyłek pocztowych. Transformata Radona może być zastosowana zarówno w procesie rozpoznawania znaków z pola adresowego jak i umożliwiać skuteczną identyfikację opłaty w specyficznych warunkach pocztowych.

Praktyczne zastosowanie opracowanych metod w różnego rodzaju aplikacjach może przynieść w przyszłości nowe i obiecujące rezultaty, które w sposób znaczący mogą wzbogacić naukę, jak i ułatwić codzienne życie. W związku z tym rozwiązania prezentowane w pracy będą podstawą do dalszych badań w dziedzinie przetwarzania obrazów a w szczególności dotyczyć będą omówionego związku pomiędzy momentami (geometrycznymi i radialnymi) obrazu oraz transformatą Radona. Przeprowadzone rozważania sugerują dalszy kierunek prowadzenia prac w dziedzinie wykorzystania innych wielomianów radialnych do wyznaczania wielkości na podstawie przestrzeni parametrycznej transformaty Radona. Przedstawione w pracy rozwiązania dotyczące metod opisu profili transformaty Radona nie wyczerpują całości zagadnień dotyczących analizy otrzymanych przebiegów. Wskazane byłoby również opracowanie innych metod opisu wydzielonych obszarów połączonych.

Spis rysunków

1.1	Schemat procesu rozpoznawania obrazów	2
1.2	Podział metod rozpoznawania znaków ze względu na rodzaj wydzielanych cech	5
1.3	System sortowania przesyłek pocztowych	8
1.4	Schemat blokowy typowego systemu sortowania przesyłek pocztowych	9
1.5	Różne przykłady przesyłek pocztowych	11
1.6	Wynik działania algorytmu lokalizacji obszarów: pola adresowego oraz opłaty pocztowej	12
1.7	Przykładowy wynik działania algorytmu określającego kąt przekosu. Dla rozważanego przykładu kąt przekosu wynosi 3.1°	12
1.8	Wynik segmentacji linii pola adresowego z użyciem przedstawionego algorytmu	13
1.9	Proces usuwania nachylenia znaków dla linii pola adresowego.	13
1.10	Przykładowe cyfry danych teleadresowych.	13
2.1	Reprezentacja linii prostej, a) przestrzeń współrzędnych obrazu, b) przestrzeń parametrów	17
2.2	Reprezentacja punktu x, y za pomocą parametrów ρ, θ	17
2.3	Proces powstawania projekcji	19
2.4	Projekcja obiektu $f(x, y)$ na oś x' powstałą w wyniku obrotu osi x o kąt θ	20
2.5	Obrazy przesyłek pocztowych oraz ich transformaty Radona	22
2.6	Obrazy opłat pocztowych oraz ich transformaty Radona	23
2.7	Obrazy cyfr kodu pocztowego oraz ich transformaty Radona	24
2.8	Wybór punktów obrazu transformaty FRT a) punkty na $x \equiv 2y + 3(\text{mod}7)$ b) punkty na $y \equiv 0x + 3(\text{mod}7)$ [16]	26
2.9	Transformata FRT od lewej a) obraz wejściowy b) przestrzeń parametrów	27
2.10	Transformata FRT od lewej a) obraz wejściowy b) przestrzeń parametrów	27
2.11	Transformata FRT od lewej a) obraz cyfry kodu pocztowego b) przestrzeń parametrów c) obraz cyfry kodu pocztowego d) przestrzeń parametrów	27
2.12	Porównanie czasu realizacji implementacji dla transformaty Radona i FRT	28
2.13	Przykładowa prosta opisana za pomocą parametrów a oraz τ	30
2.14	Porównanie czasu wyznaczania transformaty DTR i FRT	31

2.15	Dyskretna różnicowa transformata Radona od lewej a) obraz wejściowy b) przestrzeń parametrów c) obraz wejściowy d) przestrzeń parametrów	32
2.16	Reprezentacja parametryczna obrazu cyfry 7 002 test.bmp dla rotacji o 0, 10 i 20 stopni	34
2.17	Akumulator transformaty Radona dla obrazu cyfry 7 002 test.bmp	36
2.18	Akumulator transformaty Radona dla obrazu cyfry 7 002 test.bmp przesuniętego o wektor (x_s, y_s)	36
2.19	Wpływ zmiany rozmiaru obrazu znaku na reprezentację parametryczną transformaty Radona	37
2.20	Reprezentacje tablic akumulatora transformaty Radona	38
2.21	Wpływ szumów na reprezentacje tablic akumulatora transformaty Radona obrazu znaku 0 001 test.bmp	39
2.22	Wpływ szumów na reprezentacje tablic akumulatora transformaty Radona obrazu znaku 7 001 test.bmp	40
2.23	Obrazy znaków z przykładowymi typami zakłóceń ab) Gauss, cd) Salt, ef) Letter	41
2.24	Wpływ poziomych zakłóceń obrazu na reprezentację parametryczną	42
2.25	Sposób wyznaczania promienia r ograniczenia obszaru obrazu znaku	43
2.26	Wpływ ograniczenia punktów obrazu za pomocą wyrażenia 2.37 na reprezentację parametryczną	43
2.27	Wpływ ograniczenia obszaru obrazu znaku na reprezentacje parametryczną transformaty Radona dla obrazów a-c) 0 001 test.bmp oraz d-f) 0 007 test.bmp	45
2.28	Zmodyfikowana metoda wyznaczania wartości funkcji projekcji dla znaków o różnym stopniu zaszumienia	47
2.29	Zmodyfikowana metoda wyznaczania wartości funkcji projekcji dla znaków o różnym stopniu zaszumienia	47
2.30	Reprezentacje parametryczne dla znaku z szumem i znaku po progowaniu	49
3.1	Rozmieszczenie wartości maksymalnych dla wybranych znaków ze zbioru ZT1	53
3.2	Schemat klasyfikacji wstępnej	54
3.3	Parametryzacja wydzielonych obszarów: obszar dla znaku 2 001.bmp	57
3.4	Przykład wydzielonych obszarów reprezentacji parametrycznej DTR dla wybranych obrazów cyfr zestaw: ZT1	60
3.5	Przykład wydzielonych obszarów reprezentacji parametrycznej Radon-Soft dla wybranych obrazów cyfr zestaw: ZT1	61
3.6	Wyznaczanie wartości α_{ogoz} na podstawie reprezentacji parametrycznej transformaty Radona: znak 0 001.bmp, 1 001.bmp	64
3.7	Wyznaczanie profili reprezentacji parametrycznej transformaty Radona: znak 0 001.bmp, 1 001.bmp	66

3.8	Profile transformaty Radona dla $n=4$ (ZT1 - znaki 0,1,2,3,4)	67
3.9	Profile transformaty Radona dla $n=4$ (ZT1 - znaki 5,6,7,8,9)	68
3.10	Algorytm wyboru n kolumn A_{cu} uwzględniający krok $\Delta\Phi$	69
3.11	Rozkład wartości sum wariancji wierszy skończonej transformaty Radona dla obrazów znaków z bazy BZ1	70
3.12	Uporządkowany rozkład wartości sum wariancji wierszy skończonej transformaty Radona dla obrazów znaków z bazy BZ1	71
3.13	Przebiegi odpowiadające danym wektora cech FV_{RAW} , 4 profile transformaty Radona (ZT1 - 0,1,2,3,4)	72
3.14	Przebiegi odpowiadające pierwszemu profilowi transformaty Radona (ZT1 - znaki 0,1,2,3)	73
3.15	Współczynniki transformaty DCT dla przebiegu (Rys.3.14)	75
4.1	Kolorowy obraz opłaty pocztowej i składowe RGB przedstawione w skali szarości	80
4.2	Wpływ zmian oświetlenia obrazu na wartości współczynników RGB	81
4.3	Składowe Y, C_r, C_b obrazu opłaty pocztowej	81
4.4	Reprezentacja obrazu opłaty pocztowej w przestrzeni YC_rC_b	81
4.5	Przestrzenie parametryczne $TR(C_r), TR(C_b)$ transformaty Radona dla obrazu <i>3425.jpg</i>	82
4.6	Przestrzenie parametryczne $TR(C_r), TR(C_b)$ transformaty Radona dla obrazu <i>3425.jpg</i> po kwantyzacji	83
4.7	Przebiegi odpowiadające wydzielonym profilom transformaty Radona dla obrazów opłat pocztowych	85
4.8	Przebiegi odpowiadające wydzielonym pierwszym profilom transformaty Radona dla obrazów opłat pocztowych	85
5.1	Przykładowa modyfikacja metody wydzielania cech charakterystycznych z wykorzystaniem dodatkowego bloku	90
5.2	Zobrazowanie projekcji obiektu $f(x, y)$ na oś s powstałą w wyniku obrotu osi s o kąt ϕ (na podstawie rysunku 2.4)	91
5.3	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	94
5.4	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	94
5.5	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	94
5.6	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	95
5.7	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	95
5.8	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	95
5.9	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	97
5.10	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	97

5.11	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	97
5.12	Wielomiany Zernike dla wybranych stopni	98
5.13	Wielomiany Czebyszewa drugiego rodzaju	100
5.14	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	101
5.15	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	101
5.16	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	101
5.17	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	102
5.18	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	102
5.19	Wektor cech - od lewej: a) obrazu znaku, b) przestrzeni parametrycznej	102
5.20	Czas działania poszczególnych algorytmów wyznaczania wielkości momentowych	103
6.1	Przykładowy formularz pozyskiwania materiału badawczego	106
6.2	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona	108
6.3	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla transformaty Radona	108
6.4	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla skończonej transformaty Radona	110
6.5	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla skończonej transformaty Radona	110
6.6	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji	112
6.7	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji	112
6.8	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji	114
6.9	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M2 dla transformaty Radona obrazów poddanych rotacji	114
6.10	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla transformaty Radona obrazów znaków z szumem	116
6.11	Skuteczność klasyfikacji znaków na podstawie metody wyboru profili M1 dla skończonej transformaty Radona obrazów znaków z szumem	116
6.12	Skuteczność klasyfikacji znaków zmodyfikowanej transformaty Radona obrazów z szumem	118
6.13	Skuteczność klasyfikacji znaków zmodyfikowanej transformaty Radona obrazów z szumem	118
6.14	Skuteczność klasyfikacji znaków dla różnych metod	120

6.15 Skuteczność klasyfikacji znaków dla różnych metod z uwzględnieniem wielkości momentowych	122
A.1 Wzór prawidłowego adresowania przesyłki listowej	133
A.2 Schemat centrum ekspedycyjno rozdzielczego w Warszawie	135
A.3 Zestawy znaków ZT1,ZT2,ZT3,ZT4	137
A.4 Obrazy znaków poddanych rotacji: ZT5-2,ZT2-1,ZT2-4	137
A.5 Wybrane znaki z bazy testowej	138
A.6 Obrazy opłat pocztowych 3425 3547 i 3551 poddanych rotacji, przesunięcia i zmiany skali	138
A.7 Fragment bazy obrazów opłat pocztowych	139

Spis tablic

1.1	Analiza metod rozpoznawania pisma	7
2.1	Rozmiary reprezentacji parametrycznej dla obrazów przesyłek, opłat i znaków	21
2.2	Rozmiary reprezentacji parametrycznej FRT dla obrazów przesyłek, opłat i znaków	26
2.3	Parametry PSNR dla własnej bazy obrazów znaków	41
2.4	Parametry PSNR dla własnej bazy obrazów znaków	44
2.5	Parametry PSNR własnej bazy obrazów znaków	48
3.1	Przedziały liczby maksimów lokalnych	54
3.2	Parametry wektora cech FV_{CPC} dla zestawu ZT1	55
3.3	Parametry wektora cech FV_{CPC} dla zestawu ZT2	55
3.4	Parametry wektora cech FV_{CPC} dla zestawu ZT3	55
3.5	Przedziały liczb wydzielonych obszarów	58
3.6	Parametry wektora cech FV_{BLOB} dla zestawu ZT1 (DTR)	59
3.7	Wartości α_{ogz} dla obrazów znaków: zestawy ZT1-ZT4	63
3.8	Wartości funkcjonałów F1–F5 dla przebiegów przedstawionych na rysunku 3.14	73
3.9	Parametry wektora cech FV_{FUN} dla zestawu ZT1 (DTR)	74
3.10	Parametry wektora cech FV_{FUN} dla zestawu ZT2 (DTR)	74
3.11	Wartości współczynników DCT dla przebiegów przedstawionych na rysunku 3.14	76
3.12	Wartości współczynników DCT1-DCT5	76
4.1	Wartości funkcjonałów F1–F5 dla przebiegów przedstawionych na rysunku 4.8	86
4.2	Wybrane elementy wektora cech FV_{TRD}	86
5.1	Czas wyznaczania momentów	104
A.1	Parametry wektora cech FV_{BLOB} dla zestawu ZT1 (Radon-Soft)	145
A.2	Parametry wektora cech FV_{BLOB} dla zestawu ZT2 (DTR)	146

Dodatek A

Dodatek

A.1 Przesyłki pocztowe

Systemy rozpoznawania obrazów są aktualnie bardzo dynamicznym polem działalności badawczej. Rozpoznawanie i przetwarzanie obrazów jest powszechnie wykorzystywane w technice komputerowej do identyfikacji dokumentów w urzędach i instytucjach użyteczności publicznej. Kierunki rozwoju systemów rozpoznawania uwzględniają możliwości rozpoznawania pisma jak również ograniczenie ilości przechowywanych danych. Obecnie największymi odbiorcami systemów optycznego rozpoznawania pisma są instytucje pocztowe. Wzrasta liczba urzędów, gdzie w sposób automatyczny jest lokalizowany i odczytywany kod z przesyłek. Pojawiają się możliwości zastosowania systemów automatycznego rozpoznawania znaków do sortowania przesyłek na podstawie adresu bez wpisanego kodu pocztowego.

A.1.1 Definicja przesyłki pocztowej

Przesyłka pocztowa jest to rzecz opatrzona adresem, przyjęta przez operatora pocztowego w celu przemieszczenia i doręczenia adresatowi (zgodnie z Art. 3 pkt 16 Ustawy Prawo pocztowe Dz.U.2003.130.1188 z późn.zm.).

Zgodnie z tą definicją przesyłką jest zarówno list, jak i paczka, natomiast druk bezadresowy już nie. Tak więc przesyłka pocztowa może być formą łączności polegającej na zdalnym przekazywaniu dokumentów lub przedmiotów przy użyciu środków transportu lądowego, wodnego, powietrznego lub elektronicznego.

Ze względu na dużą liczbę typów przesyłek i w celu usprawnienia łączności pocztowej dąży się do automatyzacji wielu operacji pocztowych; stosuje się automaty do sprzedaży znaczków i kart, maszyny frankujące, kody kreskowe oraz systemy automatycznego sortowania i rozdziału.

A.1.2 Klasyfikacja przesyłek pocztowych

Ze względu na dużą liczbę oferowanych usług na rynku pocztowym dokonano klasyfikacji przesyłek operatora narodowego Poczty Polskiej. Najczęściej spotykane przesyłki pocztowe to:

- listy

- list zwykły
- list polecony
- list priorytetowy
- list wartościowy
- list poste restante

- paczki pocztowe
 - paczka ekonomiczna
 - paczka priorytetowa
 - paczka z podaną wartością
 - paczka EMS Pochtex

- druki
 - druk ekonomiczny
 - druk priorytetowy

- przesyłki reklamowe

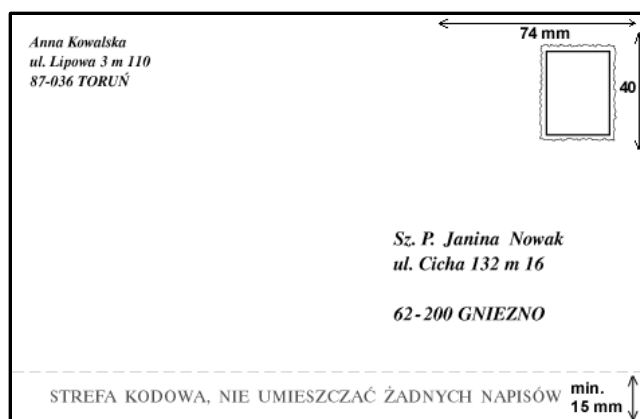
- przekazy pocztowe

A.1.3 Adres pocztowy

Przesyłka pocztowa, aby dotarła do adresata musi zostać opatrzona jego adresem pocztowym. Polski wzór adresowania zawiera: imię i nazwisko adresata lub nazwę instytucji, miejscowość zamieszkania, położenie w tej miejscowości (ulica, numer budynku, numer mieszkania) oraz kod pocztowy. Większość przesyłek posiada specjalne pole z miejscem na wpisanie adresata [196]. Prawidłowy wzór adresowania w Polsce zgodny z zaleceniami Poczty Polskiej przedstawia rysunek A.1. Wzór prawidłowego adresowania znajduje się w każdym urzędzie pocztowym, ponadto podane są zalecenia, na które należy zwrócić uwagę podczas adresowania przesyłek:

- adres pisz czytelnym pismem,
- kod i miejscowość pisz drukowanymi, prostymi, oddzielnymi literami,
- nie podkreślaj adresu lub jego części,
- pierwsze litery poszczególnych linii adresu muszą tworzyć jedną kolumnę,
- poniżej kodu i nazwy miejscowości nie umieszczaj żadnych napisów, rysunków, naklejek,
- używaj niebieskiego lub czarnego tuszu, nie pisz adresu kolorem czerwonym (i jego pochodnymi), gdyż maszyny nie odczytają adresu w tym kolorze,

- należy unikać drukarek igłowych (nanoszone przez nie znaki są nieczytelne dla maszyny sortującej korespondencję),
- wysokość czcionki użytej przy adresowaniu nie powinna być mniejsza niż 2,5 mm i nie większa niż 4,7 mm,
- logo, napisy reklamowe, znaki drukarskie, itp. powinny być umieszczone z lewej strony bloku adresowego.



Rysunek A.1: Wzór prawidłowego adresowania przesyłki listowej

A.2 Kod pocztowy

Kod pocztowy (pocztowy numer adresowy) jest to ciąg cyfr (rzadziej liter i cyfr) dodawany do adresu, mający ułatwiać sortowanie przesyłek. Format i zasady umieszczania kodów pocztowych są różne w różnych krajach. W Polsce system kodów pocztowych (Pocztowe Numery Adresowe - PNA) wprowadzono 1 stycznia 1973 na mocy rozporządzenia nr 89 Ministerstwa Łączności z 17 listopada 1972.

Kody pocztowe mają format dd-ddd, gdzie d oznacza cyfrę, i umieszcza się je z lewej strony nazwy miejscowości, w której znajduje się pocztowy urząd oddawczy. Pierwsza cyfra określa okręg pocztowy, druga strefę kodową, która wskazuje część okręgu którym jest określony obszar położony wzdłuż linii komunikacyjnych lub miasto wojewódzkie, trzecia to sektor kodowy obejmująca obszar podległy rozdzielnii sektorowej, a w dziewiętnastu największych miastach umowne części miast. Czwarta i piąta wskazują placówkę pocztową i jej obszar działania lub jednostkę doręzeniową.

Automatyczne rozpoznawanie kodów pocztowych jest kluczowym elementem systemu sortowania, bowiem od niego zależy skuteczność całego systemu. Obecna technologia rozpoznawania kodów opiera się na systemach ICR, które jest odmianą systemów OCR wykorzystywanych w procesie przetwarzania danych z dokumentów typu formularze. Metody rozpoznawania znaku oparte są zwykle na technologiach sieci neuronowych przy wsparciu tablic walidacji, które podwyższają poziom rozpoznania pola. W spotykanych rozwiązaniach skuteczność rozpoznawania kodów pocztowych wynosi 50-90% [60, 58, 112, 109, 205, 35].

A.2.1 Opłata pocztowa

Jako środek służący uiszczeniu opłaty pocztowej powszechnie stosowane są znaczki pocztowe. Przeważnie są one w postaci małego papierowego prostokąta przyklejanego do koperty. Wykonywane są różnymi technikami drukarskimi i na różnych rodzajach papieru często ze znakami wodnymi.

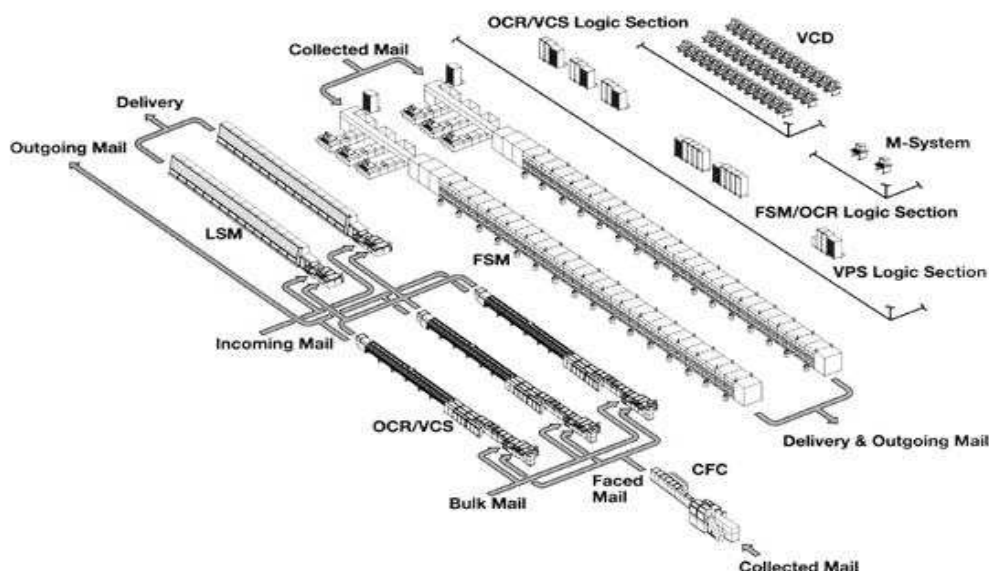
Ważnym problemem, którego rozwiązanie jest niezbędne w celu pełnej automatyzacji przepływu strumienia pocztowego jest weryfikacja opłaty pocztowej. Problem sprowadza się do identyfikacji i rozpoznawania odpowiednich obrazów związanych opłatą. Proces ten jest skomplikowany ze względu na liczne obiekty, które również występują na przesyłce. Stosowane obecnie metody opierają się na analizie odbłasku farby fluorescencyjnej i perforacji znaczka naklejonego na liście mogą być zastąpione metodą identyfikacji, w której podstawowym kryterium porównawczym jest informacja o kolorze [110, 120, 113, 122, 121].

A.3 Automatyczny proces opracowywania przesyłek pocztowych

W całym procesie pocztowym [90] wiodącą rolę pełnią centra ekspedycyjno rozdzielcze (CER), ponieważ dekoncentrują one większość przepływających w systemie PP przesyłek. W centrum zbiegają się strumienie przesyłek pochodzących niemalże ze wszystkich kierunków w kraju. W momencie dopływu ładunków do CER są one rejestrowane w systemie teleinformatycznym. Dokonuje się tego na stanowiskach recepcyjnych, przy użyciu skanerów kodów kreskowych, które umieszczane są na opakowaniach zbiorczych, a także na niektórych rodzajach przesyłek. Dzięki temu fizycznemu strumieniowi ładunków przepływającemu w sieci logistycznej, generowane są informacje o tych ładunkach, a także o ich zawartości, co stanowi jednocześnie podstawę dla funkcjonowania systemu śledzenia przesyłek, a także bazę danych dla działań analitycznych, sprawozdawczych i reklamacyjnych. Podstawowe elementy składowe CER to zintegrowany system teleinformatyczny, kompleksowy system transportu wewnętrznego, wielofunkcyjne maszyny sortownicze oraz urządzenia wspomagające proces pocztowy, system komunikacji i lokalizacji środków transportu, system śledzenia przesyłek [90].

Największe centrum ekspedycyjno rozdzielcze (Rys. A.2.) działa w Warszawie, średnio w ciągu doby opracowywanych jest blisko 2,5 miliona przesyłek. Proces opracowywania listów można podzielić na dwa etapy. W pierwszym następuje wstępna selekcja na przesyłki standardowe nadające się do sortowania na maszynie oraz przesyłki o nietypowych kształtach i rozmiarach przeznaczonych do opracowania ręcznego. Typowe przesyłki stemplowane są w maszynie CFC, gdzie na podstawie odbłasku farby fluorescencyjnej i perforacji znaczka naklejonego na liście sprawdzane jest czy opłata została uiszczona. Umieszczenie odcisku datownika kończy pierwszy etap. Przesyłki ostemplowane otrzymane z urzędów pocztowych dostarczane są bezpośrednio do urządzeń biorących udział w drugim etapie przetwarzania.

W dalszej kolejności system za pomocą modułu OCR automatycznie odczytuje adres. Rząd poziomych, pomarańczowych kresek w dolnej części listu lub pocztówki to efekt odczytania kodu pocztowego i nazwy miejscowości. Nanosi je, po elektronicznym przetworzeniu, drukarka natryskowa.



Rysunek A.2: Schemat centrum ekspedycyjno rozdzielczego w Warszawie

Nadrukowany kod kreskowy posłuży następnym modułom LSM (ang. Letter Sorting Machine) i FSM (ang. Flat Sorting Machine) do końcowego rozdzielania przesyłek. Posortują one i pogrupują korespondencję do wybranych obszarów, np. rejonów doręczeń i pocztowych urzędów oddawczych.

W przypadku kiedy moduł OCR nie może sobie poradzić z odczytaniem danych adresowych, obraz przesyłki trafia do sekcji VCD (ang. Video Coding Desk). Jest to zespół 42 stanowisk, wspomagających odczyt automatyczny, gdzie na ekranach monitorów pojawiają się strony adresowe przesyłek pocztowych. Operatorzy wpisują kody pocztowe, a w przypadku rozdziału przesyłek dla Warszawy - nazwę ulicy i numer. Całość tworzy tzw. wideokodowanie (ang. Video Coding System) [177].

Podobnie jak przesyłki nietypowe, ręcznie muszą być także rozdzielane listy polecone, które muszą być zarejestrowane w systemie. W ciągu doby opracowanych jest w ten sposób od 250 do 380 tys. listów poleconych.

Podstawowe problemy związane z automatycznym sortowaniem przesyłek pocztowych:

- znaczący wpływ sprawności modułu OCR na efektywność pracy systemu, zwłaszcza w przypadku przesyłek adresowanych ręcznie,
- duża liczba przesyłek opracowanych ręcznie,
- ręczny rozdział przesyłek poleconych,
- sortowane są tylko przesyłki standardowe.

A.4 Klasyfikacja cech obrazu znaku

Klasyfikacja cech analizowanego znaku, dla metod zaproponowanych w rozprawie, w ogólności jest realizowana zgodnie ze schematem rozpoznawania obiektów przedstawionym na początku pracy.

Polega na wyznaczeniu reguły klasyfikacyjnej w oparciu o pewien zbiór nazywany też zbiorem uczącym. Tworzenie takich reguł jest głównym zadaniem analizy dyskryminacyjnej (ang. discriminant analysis) i polega na rozstrzygnięciu, które zmienne w najlepszy sposób dzielą dany zbiór przypadków na występujące w naturalny sposób grupy. Techniki analizy pozwalają m.in. rozstrzygnąć, czy grupy różnią się ze względu na średnią pewnej zmiennej, czy też wykorzystać zmienną do przewidywania przynależności do danej grupy. Generalnie klasyfikacja polega na przeprowadzeniu dwóch głównych etapów:

- etapu uczenia – czyli budowy modelu, w którym znajdowane są reguły klasyfikacyjne w oparciu o zbiór uczący (próbę statystyczną),
- etapu klasyfikacji – czyli wykorzystania modelu, w którym dokonywana jest klasyfikacja zasadniczego zbioru obiektów, których przynależność jest nieznana w oparciu o znalezione charakterystyki klas.

Dla potrzeb przeprowadzenia badań analizy opracowanych metod wybrano trzy typy klasyfikatorów:

- klasyfikator minimalnoodległościowy, który bazuje na danych wektora znaku. Technika ta umożliwia klasyfikację, której kryterium stanowi miara odległości między wektorem badanego znaku a wektorem zbioru uczącego. Miara odległości euklidesowejdana jest następująca zależnością:

$$D(C_i, C_r) = \sum_{j=1}^N [R(j) - A(j)]^2 \quad (\text{A.1})$$

gdzie: C_i – znak ze zbioru uczącego, C_r – znak analizowany, R – wektor cech znaku aktualnie rozpoznawanego, A – wektor cech znaku ze zbioru uczącego, N – liczba cech.

W przeprowadzonej procedurze rozpoznawania, minimalna odległość między analizowanym wektorem, a przedstawicielami wektorów klasy zbioru uczącego stanowi kryterium dla wyboru klasy znaku.

- klasyfikator k najbliższych sąsiadów (lub k -nn z ang. k nearest neighbours), został zaproponowany w pracy [43], jest algorytmem regresji nieparametrycznej, dla którego dany jest zbiór uczący zawierający obserwacje z których każda ma przypisany wektor zmiennych objaśniających oraz wartość zmiennej objaśnianej Y . Dana jest również obserwacja C z przypisanym wektorem zmiennych objaśniających dla której chcemy prognozować wartość zmiennej objaśnianej Y .

Algorytm polega na:

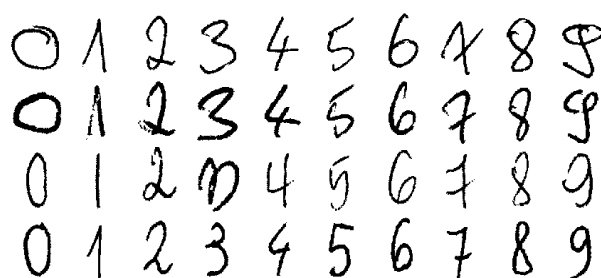
- krok 1 porównaniu wartości zmiennych objaśniających dla obserwacji C z wartościami tych zmiennych dla każdej obserwacji w zbiorze uczącym,
- krok 2 wyborze k (ustalona z góry liczba) najbliższych do C obserwacji ze zbioru uczącego,
- krok 3 uśrednieniu wartości zmiennej objaśnianej dla wybranych obserwacji, w wyniku czego uzyskujemy prognozę.

Definicja najbliższych obserwacji w kroku 2 sprowadza się do minimalizacji ustalonej metryki, mierzącej odległość pomiędzy wektorami zmiennych objaśniających dwóch obserwacji.

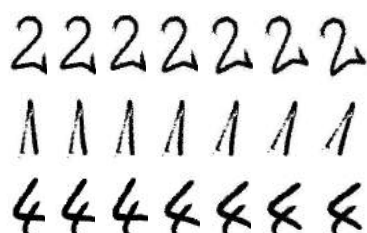
- Klasyfikator LTF-C (ang. Local Transfer Function Classifier) [131, 132] to sieć neuronowa do zadań klasyfikacyjnych, o architekturze zbliżonej do sieci radialnych (RBF). Składa się z dwóch warstw neuronów. Pierwsza warstwa (tzw. ukryta) zawiera neurony o gaussowskiej funkcji transferu, które wykrywają w danych treningowych skupiska wzorców z tej samej klasy. Każdy neuron tej warstwy ma przypisaną klasę, której skupisko stara się wykryć. Drugą warstwę tworzą neurony liniowe, które segregują odpowiedzi neuronów ukrytych według przypisanych klas i sumują je, formułując ostateczną odpowiedź sieci.

W ramach działań wykonywanych w celu określenia skuteczności zaproponowanych metod przeprowadzono badania rozpoznawania i klasyfikacji kodów pocztowych. Ocenę skuteczności przedstawionych w tym podrozdziale metod przeprowadzono z użyciem powyższych klasyfikatorów. Wyniki badań dla poszczególnych zestawów znaków zaprezentowano w rozdziale 6.

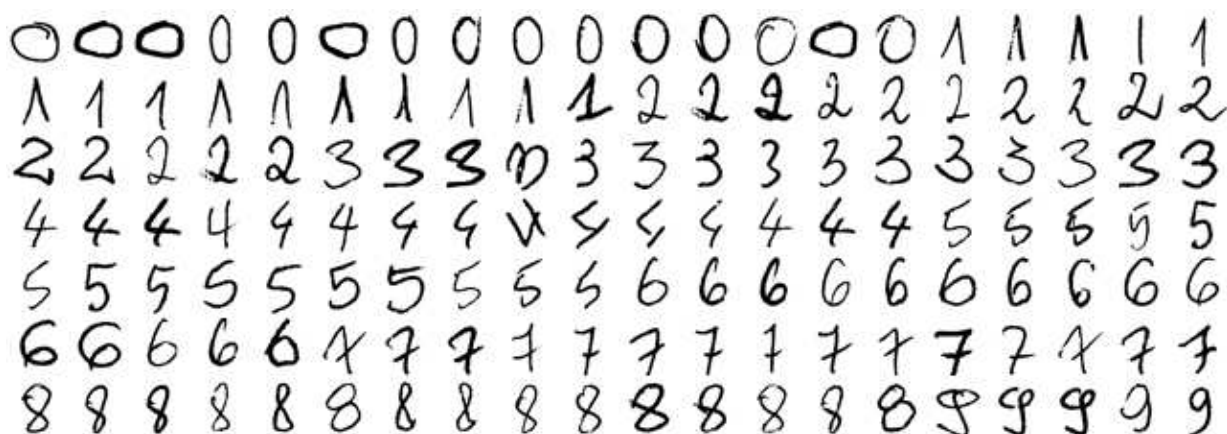
A.5 Obrazy



Rysunek A.3: Zestawy znaków ZT1,ZT2,ZT3,ZT4



Rysunek A.4: Obrazy znaków poddanych rotacji: ZT5-2,ZT2-1,ZT2-4



Rysunek A.5: Wybrane znaki z bazy testowej



Rysunek A.6: Obrazy opłat pocztowych 3425 3547 i 3551 poddanych rotacji, przesunięcia i zmiany skali

A.6 Wielomian Zernike dla postaci parametrycznej

Stosując zależność przedstawioną w pracy [141]:

$$P_n(s) = \frac{n+1}{2\pi^2} \sum_{k=0}^n '(-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n+k}{2}!}{k! \frac{n-k}{2}!} (2s)^k \quad (\text{A.2})$$

możemy dowieść, że suma:

$$\sum_{k=0}^n '(-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n+k}{2}!}{k! \frac{n-k}{2}!} (2s)^k \quad (\text{A.3})$$

jest wielomianem Czebyszewa drugiego rodzaju stopnia n .

Co w rezultacie pozwoli na wyznaczenie zespolonych momentów Zernike zapisanych w następujący



Rysunek A.7: Fragment bazy obrazów opłat pocztowych

sposób:

$$Z_{nm} = \frac{m+1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \int_{-1}^1 U_n(s) e^{-im\phi} g(r, \phi) ds d\phi \quad (\text{A.4})$$

Znak ' przy oznaczeniu sumy (A.3) odnosi się do warunku, że sumować należy tylko te składniki sumy, dla których $n - k$ jest liczbą parzystą, czyli

$$\frac{n-k}{2} \in \mathbf{N} \quad (\text{A.5})$$

gdzie $\mathbf{N} = 0, 1, 2, \dots$ jest zbiorem liczb całkowitych nieujemnych.

Oznaczając sumę A.3 przez U'_n i przepiszmy uwzględniając warunek A.5 w definicji granic sumowania danych przez zbiór :

$$K_n = \left\{ k \in \mathbf{N} \mid 0 \leq k \leq n \wedge \frac{n-k}{2} \in \mathbf{N} \right\} \quad (\text{A.6})$$

Kolejność sumowania poszczególnych składników sumy U'_n jest nieistotna, zatem można ją zapisać w

następujący sposób:

$$U'_n = \sum_{k=\max K_n}^{\min K_n} (-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n+k}{2}!}{k! \frac{n-k}{2}!} (2s)^k \quad (\text{A.7})$$

gdzie $k \in K_n$.

Dla wykazania, że A.3 jest wielomianem Czebyszewa drugiego rodzaju pokazano wzajemnie jednoznaczne przekształcenie sumy U'_n w wielomian Czebyszewa drugiego rodzaju stopnia n przedstawiony w pracy [?] w następującej postaci:

$$U_n = \sum_{t=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} (-1)^t \binom{n-t}{t} (2t)^{n-2t} \quad (\text{A.8})$$

zatem

$$U_n = \sum_{t=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} (-1)^t \frac{(n-t)!}{t!(n-2t)!} (2s)^{n-2t} \quad (\text{A.9})$$

gdzie $n \in \mathbf{N}$, $\lfloor \cdot \rfloor : \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{Z}$, $\lfloor x \rfloor = \max \{m \in \mathbf{Z} \mid m \leq x\}$ zatem

$$\lfloor \frac{n}{2} \rfloor = \begin{cases} \frac{n}{2} & \text{dla } n \text{ parzystych} \\ \frac{n-1}{2} & \text{dla } n \text{ nieparzystych} \end{cases} \quad (\text{A.10})$$

Niech

$$A_n = \left\{ t \in \mathbf{N} \mid 0 \leq t \leq \lfloor \frac{n}{2} \rfloor \right\} \quad (\text{A.11})$$

rozważmy odwzorowanie:

$$\sigma : A_n \rightarrow \mathbf{N}, \quad \sigma(t) = n - 2t \quad (\text{A.12})$$

jest to funkcja różnowartościowa (injekcja) gdyż:

$$n - 2t_1 = n - 2t_2 \Rightarrow t_1 = t_2 \quad (\text{A.13})$$

dla dowolnych $t_1, t_2 \in A_n$. Co więcej obraz zbioru A_n względem σ

$$\sigma[A_n] = K_n \quad (\text{A.14})$$

gdzie:

$$\sigma[A_n] = \{k \in \mathbf{N} \mid \exists t \in A_n : k = \sigma(t)\} \quad (\text{A.15})$$

Istotnie, niech k' jest dowolnym elementem z K_n , zatem (na podstawie A.6) mamy $0 \leq k' \leq n$ oraz $\frac{n-k'}{2} \in \mathbf{N}$. Niech $\frac{n-k'}{2} = 2q$ zatem $0 \leq q \leq \lfloor \frac{n}{2} \rfloor$ gdyż

$$\min K_n = \begin{cases} 0 & , \quad \frac{n}{2} \in \mathbf{N} \\ 1 & , \quad \frac{n}{2} \notin \mathbf{N} \end{cases} \quad (\text{A.16})$$

Zatem $q \in A_n$ oraz

$$\sigma(q) = n - 2q = n - 2 \frac{n-k'}{2} = k' \quad (\text{A.17})$$

Oznacza to, że

$$\sigma : A_n \rightarrow K_n \quad (\text{A.18})$$

zatem istnieje funkcja odwrotna (bijekcja)

$$\sigma^{-1} : K_n \rightarrow A_n; \sigma^{-1} = \frac{n-k}{2} \quad (\text{A.19})$$

oraz

$$|K_n| = |A_n| \quad (\text{A.20})$$

liczby elementów obu zbiorów są równe. Zatem

$$U'_n = \sum_{k=\max K_n}^{\min K_n} (-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n+k}{2}!}{k! \frac{n-k}{2}!} (2s)^k = \quad (\text{A.21})$$

$$= \sum_{t=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} (-1)^{\frac{n-\sigma(t)}{2}} \frac{\frac{n+\sigma(t)}{2}!}{\sigma(t)! \frac{n-\sigma(t)}{2}!} (2s)^{\sigma(t)} = \quad (\text{A.22})$$

$$= \sum_{t=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} (-1)^{\frac{n-(n-2t)}{2}} \frac{\frac{n+(n-2t)}{2}!}{(n-2t)! \frac{n-(n-2t)}{2}!} (2s)^{(n-2t)} = \quad (\text{A.23})$$

$$= \sum_{t=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} (-1)^t \frac{n-t!}{(n-2t)!t!} (2s)^{(n-2t)} = U_n \quad (\text{A.24})$$

Można też przeprowadzić przekształcenie odwrotne

$$U_n = \sum_{t=0}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} (-1)^t \frac{n-t!}{(n-2t)!t!} (2s)^{(n-2t)} \quad (\text{A.25})$$

$$= \sum_{k=\max K_n}^{\min K_n} (-1)^{\sigma^{-1}(k)} \frac{(n-\sigma^{-1}(k))!}{\sigma^{-1}(k)! (n-2\sigma^{-1}(k))!} (2s)^{n-2\sigma^{-1}(k)} = \quad (\text{A.26})$$

$$= \sum_{k=\max K_n}^{\min K_n} (-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{(n-\frac{n-k}{2})!}{\frac{n-k}{2}! (n-2\frac{n-k}{2})!} (2s)^{n-2\frac{n-k}{2}} = \quad (\text{A.27})$$

$$\sum_{k=\max K_n}^{\min K_n} (-1)^{\frac{n-k}{2}} \frac{\frac{n-k}{2}!}{\frac{n-k}{2}! k!} (2s)^k = U'_n \quad (\text{A.28})$$

A.7 Implementacja przekształcenia DTR

```

%Implementacja przekształcenia DRT w zakresie [-pi/2 do pi/2].
for theta=-45:45
    %wyznaczanie współczynnika kierunkowego dla prostej
    p=tand(theta);
    profil=[];
    %długość prostej po przekatnej
    s=sqrt(roz^2+roz^2);
    %długość prostej zależna od wartości kąta
    d=abs((s)/cosd(theta));
    tau=d;
    krok=(tau/s);
for t=-tau:krok:tau
    lpnp=0; %wartości punktów obrazu na danej prostej
        for x=-fix(roz/2):1:fix(roz/2)
            %wyznaczanie równania prostej
            y=round(p*x+t);
            %zliczanie punktów obrazu leżących na prostej
            try
                lpnp=lpnp+I(x+x0,y+y0);
            catch exception
            end
        end
        profil=[profil;lpnp];
    end
Acu=[Acu,profil*(krok)];
end

```

A.8 Implementacja akumulacji przekształcenia RDTR

```

for t=-tau:krok:tau
    lpnp=0;
        for x=-roz/2:1:roz/2
            y=round(p*x+t);
            yd=round((p+da)*x+(t+dt));
            try
                lpnp=lpnp+abs(I(x+x0,y+y0)-I(x+x0,yd+y0));
            catch exception
            end
        end
        profil=[profil;lpnp];
    end
end

```

A.9 Algorytm wyznaczania przekształcenia FRT

```

for k=1:p
    n = k;
    for j = 1:p
        n = n - k;
        if n < 1
            n = n+p;
        end
        l = n - 1;
        for i = 1:p
            l = l +1;
            if l > p
                l = l - p;
            end
            FRT(k,l) = FRT(k,l) + f(i,j);
        end
    end
end
end
for j=1:p
    for i=1:p
        FRT(p+1,j) = FRT(p+1,j) + f(i,j);
    end
end
end

```

A.10 Implementacja mediany ważonej

```

function[wmed]=wmedian(a,b)
[siz_b_y,siz_b_x]=size(b);
c=zeros(1,abs(sum(b)));
licz=1;
for i=1:1:siz_b_x
    if b(i)>0
        for j=1:1:b(i)
            c(licz)=a(i); licz=licz+1;
        end
    end
end
end;
c=sort(c);
wmed=round(median(c));
if sum(b)==0
    wmed=0;
end;

```

A.11 Implementacja Zernike-2

```
function [temp]=Zernike2(I,n,m)
[f,s]=size(I);
rx=fix(s/2);
ry=fix(f/2);
temp=0;
for S=1:s
    for F=1:f
        [thet,r]=cart2pol(rx-S,ry-F);
        r=r/(f/2);
        if r<=1
            wynik=Vnm(n,m,thet,r)*I(F,S);
            if (isnan(wynik)==0)
                temp=temp+wynik;
            end
        end
    end
end
temp=((n+1)/(pi))*temp;
```

```
function [wynik]=Vnm(n,m,thet,r)
wynik=0;
if (n>=0 && abs(m)<=n && mod((n-abs(m)),2)==0)
wynik=Rnm(n,m,r)*exp(i*m*thet);
end
```

A.12 Parametry wektora cech dla metody wydzielonych obszarów

Tablica A.1: Parametry wektora cech FV_{BLOB} dla zestawu ZT1 (Radon-Soft)

Parametr \ Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
l_{max}	4	2	5	4	4	5	1	3	2	3
w_{m_1}	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$w_{m\theta_1}$	121	101	116	56	30	84	131	132	65	59
$w_{m\rho_1}$	39	54	54	69	82	94	80	59	54	60
$w_{s\theta_1}$	105	102	124	45	32	86	139	132	85	58
$w_{s\rho_1}$	37	55	50	72	81	91	79	59	49	59
fb_1	735	147	420	630	173	186	383	150	559	273
α_1	2	-6	9	23	17	25	8	-14	8	-17
e_{b1}	0,99	0,91	0,96	0,96	0,96	0,98	0,91	0,87	0,97	0,9
w_{m_2}	0,88	0,9	0,65	0,94	0,98	0,77		0,85	0,83	0,62
$w_{m\theta_2}$	110	71	129	111	35	90		77	147	109
$w_{m\rho_2}$	105	77	84	25	55	30		53	71	113
$w_{s\rho_1}$	88	71	127	112	35	90		78	121	105
$w_{s\rho_2}$	107	75	84	23	52	29		51	75	113
fb_2	341	113	64	113	204	86		83	802	62
α_2	4	2	-17	-10	-18	-11		17	9	-7
e_{b2}	0,98	0,93	0,88	0,97	0,96	0,98		0,95	0,97	0,95
w_{m_3}	0,69		0,63	0,69	0,85	0,75		0,7	0,77	0,57
$w_{m\theta_3}$	36		29	107	149	58		90	94	136
$w_{m\rho_3}$	24		36	103	74	56		89	42	31
$w_{s\theta_3}$	41		28	108	148	56		92	97	133
$w_{s\rho_3}$	24		35	104	75	57		89	45	31
fb_3	262		97	124	107	145		74	209	97
α_3	-7		17	2	-6	5		-1	-14	5
e_{b3}	0,99		0,97	0,99	0,95	0,98		0,93	0,83	0,95
w_{m_4}	0,59		0,49	0,59	0,54	0,72			0,74	
$w_{m\theta_4}$	99		143	141	53	135			104	
$w_{m\rho_4}$	31		79	73	63	85			83	
$w_{s\theta_4}$	101		141	136	55	137			102	
$w_{s\rho_4}$	30		79	73	65	84			80	
fb_4	65		32	167	104	305			194	
α_4	-3		18	24	-41	5			-23	
e_{b4}	0,99		0,85	0,99	0,79	0,99			0,88	

Tablica A.2: Parametry wektora cech FV_{BLOB} dla zestawu ZT2 (DTR)

Parametr \ Znak	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
l_{max}	3	2	2	4	3	4	6	3	3	7
w_{m1}	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$w_{m\theta_1}$	45	106	62	121	30	88	92	112	75	149
$w_{m\rho_1}$	65	89	85	97	109	121	109	84	85	83
$w_{s\theta_1}$	43	107	60	150	34	106	118	111	83	139
$w_{s\rho_1}$	62	88	83	88	109	115	111	86	84	80
fb_1	609	231	607	2182	346	515	750	329	366	766
α_1	3	-5	6	16	17	14	-4	-14	0	-7
e_{b1}	0,97	0,93	0,94	0,89	0,95	0,98	0,99	0,93	0,88	0,96
w_{m2}	0,9	0,89	0,74	0,97	0,98	0,9	0,82	0,67	0,58	0,57
$w_{m\theta_2}$	68	87	136	37	150	57	101	56	145	44
$w_{m\rho_2}$	116	103	119	85	106	83	90	78	103	94
$w_{s\rho_1}$	81	87	141	24	145	41	109	59	138	39
$w_{s\rho_2}$	122	101	123	88	103	88	90	76	102	91
fb_2	1423	61	364	1325	421	594	191	77	206	107
α_2	-2	0	-18	21	-26	13	-81	4	-1	-19
e_{b2}	0,98	0,92	0,97	0,92	0,97	0,99	0,37	0,92	0,98	0,99
w_{m3}	0,65			0,93	0,8	0,83	0,63	0,58	0,54	0,55
$w_{m\theta_3}$	135			75	59	147	76	63	105	64
$w_{m\rho_3}$	48			49	90	102	83	122	105	98
$w_{s\theta_3}$	139			85	58	153	76	62	106	62
$w_{s\rho_3}$	48			49	93	105	83	122	106	98
fb_3	311			379	766	297	178	65	50	42
α_3	0			-5	-24	-29	-8	0	-25	0
e_{b3}	0,98			0,98	0,98	0,99	0,99	0,95	0,9	0,95
w_{m4}				0,93		0,76	0,54			0,52
$w_{m\theta_4}$				89		96	43			18
$w_{m\rho_4}$				126		60	85			83
$w_{s\theta_4}$				90		99	48			20
$w_{s\rho_4}$				129		60	84			83
fb_4				554		191	35			16
α_4				5		-10	8			-26
e_{b4}				0,98		0,99	0,95			0,8

Bibliografia

- [1] A. Aissaoui, A. Haouari. *Normalised Fourier Coefficients for Cursive Arabic Script recognition*, Applied Signal Processing, vol.6, Springer-Verlag, London 1992 r.
- [2] A. Bal. *Metoda poprawy jakości segmentacji obrazów zawierających tekstury*, Techniki Przetwarzania Obrazu, Serock 2006 r.
- [3] A. Bellili, M. Giloux. *An MLP-SVM combination architecture for handwritten digit recognition*, International Journal on Document Analysis and Recognition, Springer-Verlag, Berlin 2003 r.
- [4] A. Broumandnia J. Shanbehzadeh. *Fast Zernike wavelet moments for Farsi character recognition*, Image Vision Comput. 25, pp.717—726, 2007 r.
- [5] A. C. Kak, M. Slaney, *Principles of Computerized Tomographic Imaging*, Society of Industrial and Applied Mathematics, 2001 r.
- [6] A. Chikando, J. Kinser. *Optimizing image segmentation using color model mixtures*, Applied Imagery and Pattern Recognition Workshop, USA 2005 r.
- [7] A.E. Oirrak, M. Daoudi, D. Aboutajdine. *Affine invariant descriptors using Fourier series*, Pattern Recognition Letters, vol. 23, pp.1109–1118, USA 2002 r.
- [8] A. Emam, H. Alkhatib, M. Ismail, E. Korany. *Character recognition of Arabic Script*, The 4th International Conference and Exhibition on Multi-Lingual Computing, Cambridge 1994 r.
- [9] A. D. Gordon. *Classification*, Chapman and Hall, London New York Washington, 1999 r.
- [10] A. Hore, D. Ziou. *Image Quality Metrics PSNR vs. SSIM*, ICPR, pp.2366–2369, Canada 2010 r.
- [11] A. K. Jain, M. N. Murty, P. J. Flynn. *Data Clustering: A Review*, ACM Computing Surveys, Vol.31, 1999 r.
- [12] A. K. Jain, R. C. Dubes. *Algorithms for Clustering Data*, Prentice Hall, New Jersey 1988 r.
- [13] A. Kadyrov, M. Petrou. *he Trace Transform and Its Applications*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp.811–828, 2001 r.
- [14] A. Khotanzad, Yaw Hua Hong. *Rotation invariant pattern recognition using Zernike moments*, Pattern Recognition vol. 1, pp. 326–328, USA 1988 r.
- [15] A. Khotanzad, Yaw Hua Hong. *Invariant image recognition by Zernike moments*, Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, pp. 489–497, USA 1990 r.
- [16] A. Kingston, I. Svalbea. *Generalised finite Radon Transform for $N \times N$ images*, Image and Vision Computing, vol.25, pp.1620–1630, Australia 2007 r.
- [17] A.L. Franz. *Digital Pattern Recognition by Moments*, ACM, Vol.9, pp.240–258, USA 1962 r.
- [18] A. Luo, D. Kao, A. Pang. *Visualizing Spatial Distribution Data Sets*, IEEE TCVG Symposium on Visualization, Grenoble 2003 r.
- [19] A. Majumdar. *Bangla Basic Character Recognition Using Digital Curvelet Transform*, Journal of Pattern Recognition Research 2007, pp.17–26, 2007 r.

- [20] A. Materka. *Elementy cyfrowego przetwarzania i analizy obrazów*, PWN, Łódź, 1991 r.
- [21] A. S. Britto Jr, R. Sabourin, F. Bortolozzi, S. Y Ching. *Foreground and Background Information in an HMM-Based Method for Recognition of Isolated Characters and Numeral Strings*, International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp.371–376, USA 2004 r.
- [22] A. N. Venetsanopoulos, K. N. Plataniotis. *Color Image Processing and Applications*, Springer-Verlag, New York, 2000 r.
- [23] A.W. Senior, A. J. Robinson. *An Offline Cursive Handwriting Recognition System*, IEEE Trans Pattern Anal MachIntell, Vol. 20 pp.309—321, USA 1998 r.
- [24] B. Bamieh, R. De Figueiredo. *A general moment-invariants/attributed-graph method for three-dimensional object recognition from a single image*, IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.2, pp.31–41, USA 1986 r.
- [25] B. E. Boser, I. M. Guyon, V. N. Vapnik. *A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers*, COLT'92, pp.144–152, USA 1992 r.
- [26] B. Jahne. *Digital Image Processing*, Springer-Verlag, New York, 2002 r.
- [27] C.-S. Lin, C.-L. Hwang. *New forms of shape invariants from elliptic Fourier descriptors*, Pattern Recognition archive, vol. 20, pp.535–545, USA, 1987 r.
- [28] C. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, Oxford 1996 r.
- [29] C.H. Wang, S.N. Srihari. *A framework for object recognition in visually complex enviroment and its application to locating address blocks on mail pieces*, Interanational Jurnal of Computer Vision, vol.2, pp.125–151, Springer Netherlands, 2004 r.
- [30] C. Hoiland. *The Radon Transform*, Alborg University, VGIS, 2007 r.
- [31] C. Nadal, R. Legault, C.Y. Suen. *Complementary Algorithms for the Recognition of Totally Unconstrained Handwritten Numerals*, ICPR'90, vol.1, pp.443–449, USA, 1990 r.
- [32] C.T. Zahn, R.Z. Roskies. *Fourier Descriptors for Plane Closed Curves*, Transactions on Computers '72, pp.269–281, USA, 1972 r.
- [33] C. Welwitage, A. L. Harvey, B. Jennings. *A Statistical approach to line segmentation in handwritten documents*, Digital Image Computing: Techniques and Applications, Australia, 2005 r.
- [34] C. Naveena, V.N.M. Aradhya. *An impact of ridgelet transform in handwritten recognition: A study on very large dataset of Kannada script*, Information and Communication Technologies, pp.618–621, 2011 r.
- [35] D. Bouchaffra, V. Govindaraju, S. Srihari. *Recognition of Strings Using Nonstationary Markovian Models: An Application in ZIP Code Recognition*, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2, USA, 1999 r.
- [36] D.E. Dudgeon, R. M. Mersereau. *Multidimensional Digital Signal Processing*, Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1984 r.
- [37] D. J. Romero, L. M. Seijas, A. M. Ruedin. *Directional Continuous Wavelet Transform Applied to Handwritten Numerals Recognition Using Neural Networks*, JCS, 7, pp.66–71, 2007 r.
- [38] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams. *Learning Internal Representations by Error Propagation*, Paralel Distributed Processing, vol.1, pp.318–362, MIT Press, USA 1986 r.
- [39] D. Zhang. *A Comparision of Shape Retrieval Using Fourier Descriptors and Short-Time Fourier Descriptors*, PCM 2001, Springer-Verlag, Berlin 2001 r.
- [40] D. Zhang, G. Lu. *A Comparative Study on Shape Retrieval Using Fourier Descriptors with Different Shape Signatures*, ICIMADE '01, pp.1–9, USA, 2001.
- [41] S.R. Deans. *The Radon Transform and Some of its Applications*, Krieger Publishing, USA, 1993 r.

- [42] D. K. Patel, T. Som, M. K. Singh. *Improving the Recognition of Handwritten Characters using Neural Network through Multiresolution Technique and Euclidean Distance Metric*, International Journal of Computer Applications, Vol.45, pp.38–50, 2012 r.
- [43] E. Fix, J.L. Hodges. *Discriminatory analysis - nonparametric discrimination*, Report no. 4, USAF School of Aviation Medicine, pp.261–279, USA, 1951 r.
- [44] E. Kavallieratou, N. Fakotakis, G. Kokkinakis. *An unconstrained handwriting recognition system*, International Journal on Document Analysis and Recognition, vol. 4, nr 4, Springer-Verlag, 2004 r.
- [45] E. Kavallieratou, N. Fakotakis, G. Kokkinakis. *Skew angle estimation in document processing using Cohen's class distributions*, Pattern Recognition Letters, Vol.20, Elsevier, Holland 1999 r.
- [46] E. Kavallieratou, N. Dromazou, N. Fakotakis, G. Kokkinakis. *An Integrated System for Handwritten Document Image Processing*, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol.17, World Scientific Publishing Company, USA 2003 r.
- [47] E. Kavallieratou, N. Fakotakis, G. Kokkinakis. *New Algorithms for Skewing Correction and Slant Removal on Word-Level*, Electronics, Circuits and Systems, Vol.2, Cypr, 1999 r.
- [48] E.N. Bessonova, V. M. Fishman, V. Z. Ryaboyan, G. A. Sitnikova. *The tau method for the inversion of travel times-I*, Deep seismic sounding data J. Roy. Astron. SOC., vol.36, pp.377–398, 1974 r.
- [49] E. Person, K.S. Fu. *Shape discrimination using Fourier descriptors*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. vol.8, pp. 388–397, USA 1986 r.
- [50] E. Shieh, W. Current, P. Hurst, I. Agi. *A high-speed Radon transform and backprojection processor*, ISCS-90, USA, 1990 r.
- [51] F. Luquin. *Chebyshev polynomials of the second kind*, Lithuanian Mathematical Journal, Vol. 33(1), pp.41–43, 1993 r.
- [52] F. Matus, J. Flusser. *Image representation via a finite Radon transform*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, pp.996–1006, 1993r.
- [53] F. Muge. *Automatic Feature Extraction and Recognition for Digital access of Books of the Renaissance*, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1923, Springer-Verlag, 2000 r.
- [54] F.R. Chen, L.D. Wilcox, D.S. Bloomberg. *Detecting and locating partially specified keywords in scanned images using hidden Markov models*, Document Analysis and Recognition, pp.133–138, Tsukuba Science City, Japan, 1993 r.
- [55] F. Zernike. *Beugungstheorie des Schneidverfahrens und seiner verbesserten Form, der Phasenkontrastmethode*, Physica 1, pp. 689–704, 1934 r.
- [56] G.B. Wang, S.G. Wang. *Recursive computation of Tchebichef moment and its inverse transform*, Pattern Recognition, Vol. 39(1), pp.47–56, China, 2006 r.
- [57] G. Beylkin. *Discrete Radon Transform*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, And Signal Processing, ASSP-35, 1987 r.
- [58] A. Filatov, A. Volgunin. *Handwritten ZIP Code Recognition*, 4th International Conference on Document Analysis and Recognition, USA 1997 r.
- [59] G. D. Finlayson, S. D. Hordley, M. S. Drew. *Removing Shadows from Images*, European Conference on Computer Vision, Kopenhaga, 2002 r.
- [60] G. Forella. *Word perfect*, Postal Technology, 2000 r.
- [61] G.H. Granlund. *Fourier Preprocessing for Hand Print Character Recognition*, IEEE Trans. on Computers '72, pp. 195–201, USA 1972 r.
- [62] G. Kaiser, A. Friendly. *Guide to Wavelets*, Cambridge, MA: Birkhäuser, 1994 r.
- [63] G. Kaufmann, H. Bunke. *Automated Reading of Cheque Amounts*, Pattern Analysis and Applications, Springer-Verlag, 2000 r.

- [64] H. Guo, J. Zhao. *A Chinese Minority Script Recognition Method Based on Wavelet Feature and Modified KNN*, Journal of Software, Vol.5, pp.251–258, 2010 r.
- [65] H. Kauppinen, T. Seppänen, M. Pietikainen, *An Experimental Comparison of Autoregressive and Fourier-Based Descriptors in 2D Shape Classification*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence archive, vol.17, pp.201–207, USA 1995 r.
- [66] H. Palus. *Problem barwy w cyfrowym przetwarzaniu obrazów*, V symposium Naukowe Techniki Przetwarzania Obrazu, Serock 2006 r.
- [67] H. Wang, S. Chang. *A highly efficient system for automatic face region detection in MPEG video*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Melbourne 1997 r.
- [68] R. Haralick, Shapiro L. *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley, Reading, Mass., 1992 r.
- [69] H.R. Hiriyannaiah, K.R. Ramakrishnan. *Moments estimation in Radon space*, Pattern Recognition Lett. vol.15, pp.227–234, 1994 r.
- [70] I. Balslev, K. Doringa, R. Eriksena. *Pattern Recognition Letters*, Vol.21, pp.381–384, USA 2000 r.
- [71] I. Daubechies. *The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis*, IEEE Trans. Inform. Th., pp.961–1005, 1990 r.
- [72] I. Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*, SIAM 1992 r.
- [73] I. Hallmann. *Określanie położenia robota mobilnego na podstawie obrazu z kamery*, Pomiary Automatyka Robotyka 1/2002, Warszawa 2002 r.
- [74] I.S.I. Abuhaiba. *Skew Correction of Textual Documents*, Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications, Grecja 2002 r.
- [75] J. Flusser, T. Suk. *Pattern recognition by affine moment invariants*, Pattern Recognition, vol.26, pp.167–174, USA, 1993 r.
- [76] J. Flusser, T. Suk. *Character Recognition by Affine Moment Invariants*, CAIP 1993, pp.572–577, 1993 r.
- [77] J. Hu. *HMM Based On-Line Handwriting Recognition*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.18, pp.1039–1045, USA, 1996 r.
- [78] J. Kittler. *Combining Classifiers: A Theoretical Framework*, Pattern Analysis and Applications 98, vol.1, pp.18–27, Springer London, 1998 r.
- [79] J. Koronacki, J. Mielniczuk. *Statystyka dla studentów kierunków technicznych i przyrodniczych*, pp. 155–156, WNT, Warszawa 2006 r.
- [80] J. Makhoul, T. Starner, R. Schwartz, G. Chou. *On-line cursive handwriting recognition using hidden Markov models and statistical grammars*, HLT '94, pp.432–436, USA 1994 r.
- [81] J. R. Parker. *Algorithms For Image Processing and Computer Vision*, John Wiley and Sons, 1997 r.
- [82] J. Radon. *Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte langs gewisser Mannigfaltigkeiten*, Berichte Sachsische Akademie der Wissenschaften Leipzig, Math Phys Kl, vol.69, pp.262–267, 1917 r.
- [83] J. C. Russ. *The Image Processing Handbook*, CRC Press, North Carolina, 1999 r.
- [84] J. Simon. *Off-line cursive word recognition*, Proc IEEE Vol.80, pp.1150–1161, 1992 r.
- [85] J. T. Białasiewicz. *Falki i aproksymacje*, WNT, Warszawa 2004 r.
- [86] J.-H Park, I-S. Oh. *Wavelet-Based Feature Extraction from Character Images* Authors, IDEAL 2003, Vol. 2690, pp. 1092–1096, China 2003 r.

- [87] J.-P. Antoine, P. Vandergheynst. *Alternative representations of an image via the 2D wavelet transform Application to character recognition*, Visual Information Processing IV, SPIE's Symposium on Optical Engineering Aerospace Sensing and Dual Use Photonics, Orlando, 1995 r.
- [88] K. C. Santosh. *Character Recognition based on DTW-Radon*, Document Analysis and Recognition - ICDAR'11, pp. 264–268, 2011 r.
- [89] K. Fukunaga. *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Academic Press Inc., New York, 2002 r.
- [90] K. Michalski. *Rola centrum ekspedycyjno-rozdzielczego w kreowaniu wartości sieci logistycznej Poczty Polskiej*, Instytut logistyki i Magazynowania, Poznań 2004 r.
- [91] K.S. Nathan, H.S.M. Beigi, J. Subrahmonia, G.J. Clary, H. Maruyama. *Real-time on-line unconstrained handwriting recognition using statistical methods*, Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol.4, pp.2619–2622, USA 1995 r.
- [92] K. Woods, W.P. Kegekmeyer, K. Bowyer. *combination of multiple classifiers using local accuracy Estimates*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.4, pp.405–410, USA 1997 r.
- [93] K. M. Hosny. *Fast and accurate method for radial moments computation*, Pattern Recognition Letters, Vol.31 pp. 143–150, 2010 r. DOI:10.1016/j.patrec.2009.09.027
- [94] R. S. Choraś. *Komputerowa Wizja - Metody interpretacji i identyfikacji obiektów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2005 r.
- [95] L. Bottou, V. N Vapnik. *Local Learning Algorithms*, Neural Computation, vol.6, pp.888–900, USA, 1992 r.
- [96] L. Guan, S. Y. Kung, J. Larsen. *Multimedia Image and Video Processing*, CRC Press, 2000 r.
- [97] L. Huang, X. Huang. *Multiresolution recognition of offline handwritten Chinese characters with wavelet transform*, Document Analysis and Recognition 2001, pp.631–634, 2001 r.
- [98] L. Rabiner, S. Levinson. *A speaker-independent, syntax-directed, connected word recognition system based on hidden Markov models and level building*, Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.33, pp.561–573, USA, 1985 r.
- [99] L. Rabiner. *A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition*, Readings in speech recognition, pp.267–296, USA, 1990 r.
- [100] M-K. Hu. *Visual pattern recognition by moment invariants*, IRE Trans. on Information Theory, IT-8, pp.179–187, 1962 r.
- [101] M. Ciecholewski. *Algorytm pseudokolorowania obrazów Medycznych*, Elektrotechnika i Elektronika, Tom 24, Zeszyt 1, Wydawnictwo Naukowo-Dydaktyczne AGH, 2005 r.
- [102] M. Dehghan, K. Faez. *Farsi handwritten character recognition with moment invariants*, Digital Signal Processing Proceedings '97, vol.2, pp.507–510, Grecja 1997 r.
- [103] M. Gorgoń. *Środowisko programowo sprzętowe do akwizycji, przetwarzania i wizualizacji złożonych sygnałów w oparciu o układy FPGA nowej generacji*, Automatyka, Tom 10, Zeszyt 3, Kraków, 2006 r.
- [104] M. Hoske, H. Tylicka. *Systemy wizyjne maszyn – światowe tendencje widoczne również w Polsce*, Control Engineering Polska, Warszawa, 2006 r.
- [105] M. K. Hu. *Visual Pattern recognition by moment invariants*, IEEE Transactions on Information Theory, Vol.8, 1962 r.
- [106] M. Jabłoński. *Automatyczna segmentacja twarzy dla potrzeb interfejsu człowiek-komputer*, Automatyka, Tom 9, Zeszyt 3, Kraków 2005 r.
- [107] M. Kurzyński. *Rozpoznawanie obiektów - Metody statystyczne*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, 1997 r.
- [108] M. Maszewski. *Kodowanie i rozpoznawanie obrazów z wykorzystaniem zespolonych funkcji bazowych*, Rozprawa doktorska, Akademia Techniczno-Rolnicza w Bydgoszczy, Bydgoszcz 2006 r.

- [109] M. Maszewski, M. Miciak. *Rozpoznawanie danych teleadresowych z wykorzystaniem współczynników Fouriera i zespolonej dyskretnej transformacji falkowej opartej na projekcji*, Techniki Przetwarzania Obrazu, Serock, 2006 r.
- [110] M. Maszewski, M. Miciak. *Hybrydowy system identyfikacji i klasyfikacji opłaty pocztowej*, Techniki Przetwarzania Obrazu, Serock, 2006 r.
- [111] M. Maszewski, Ł. Saganowski, M. Miciak. *Zaawansowany system rozpoznawania danych teleadresowych*, Materiały konferencyjne VI sympozjum naukowego Techniki Przetwarzania Obrazu, Serock, 2010 r.
- [112] M. Miciak, M. Marchewka. *The recognition of Postal Code Using Fourier Transform Method*, XII Konferencja Sieci i Systemy Informatyczne, Łódź, 2004 r.
- [113] M. Miciak, J. Rawluszko. *Using Color Information to Postage Stamps Recognition*, Proceedings of Transcom 2005, Zilina, 2005 r.
- [114] M. Miciak, R. Boniecki, A. Marchewka. *The Complex System to Postal Code Recognition*, IPoCC, Position of Postal Services in Modern Communication Society, pp.216–221, Pardubice, 2010 r.
- [115] M. Miciak. *The Algorithms of Handwritten Characters Recognition For Postal Application*, Signal Processing 2004 Workshop Proceedings, Poznań 2004 r.
- [116] M. Miciak. *Radon Transformation and Principal Component Analysis Method Applied in Postal Address Recognition Task*, International Journal of Computer Science and Applications, vol.7, pp.33–44, India, 2010 r.
- [117] M. Miciak. *Character Recognition Using Radon Transformation and Principal Component Analysis in Postal Applications*, IMCIST 2008, Wisła, 2008 r.
- [118] M. Miciak. *Postal Code Recognition Using the Trace Transform*, Image Processing and Communications Challenges, Exit Warszawa, 2009 r.
- [119] M. Miciak. *Zastosowanie transformaty Radona w zadaniu rozpoznawania znaków dla aplikacji pocztowych*, Współczesne problemy inżynierii poczty, Wydawnictwa Uczelniane UTP, 2011 r.
- [120] M. Miciak. *The Postage Stamps Recognition on the Basis of the Color Information*, Proceedings of ACS CISIM, Ełk 2005 r.
- [121] M. Miciak. *On The Application Problems Of The Method Postage Stamps Value Recognition Using Its Color Identification*, Proceedings of IV International Scientific Conference, Pardubice 2006 r.
- [122] M. Miciak. *The Color Information as a Feature for Postage Stamps Recognition*, Springer-Verlag Heidelberg, 2006 r.
- [123] M. Morita, F. Bortolozzi, J. Facon, R. Sabourin. *Morphological approach of handwritten word skew correction*, International Symposium on Computer Graphics, Image Processing and Vision, Brazil, 1998 r.
- [124] M. Petrou, A. Kadyrov. *Affine Invariant Features from the Trace Transform*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.26, pp.30–44, 2004 r.
- [125] M. Petrou, A. Kadyrov. *Features invariant to affine distortions from the trace transform*, International Conference on Image Processing, vol.3, pp.852–855, Greece, 2002 r.
- [126] M. Petrou, R. Piroddi, A. Talebpour. *Texture recognition from sparsely and irregularly sampled data*, Computer Vision and Image Understanding, vol.102, pp.95–104, Elsevier Inc., 2006 r.
- [127] M. S. Khorsheed. *Off-line Arabic character recognition: A review*, Pattern analysis and applications, Vol.5, pp.31–45, Springer, 2002 r.
- [128] M. Sawaki, N. Hagita. *Text-line Extraction and Character Recognition of Japanese Newspaper Headlines with Graphical Designs*, 13th International Conference on Pattern Recognition, Vol.3, Cagliari, 1996 r.
- [129] M. Shridar, F. Kimura. *Handwritten address interpretation using word recognition with and without lexicon*, Proc. IEEE Int Conf. Syst. Man Cybern Vol.3 pp.2341–2346, Kanada, 1995 r.

- [130] M. Shridhar, A. Badeldin. *High accuracy character recognition algorithm using Fourier and topological descriptors*, Pattern recognition '84, pp.515–524, Kanada, 1984 r.
- [131] M. Wojnarski. *LTF-C Architecture, Training Algorithm and Applications of New Neural Classifier*, Fundamenta Informaticae, vol.54, pp. 89–105, IOS Press, 2003 r.
- [132] M. Wojnarski. *LTF-C – Neural Network for Solving Classification Problems*, Parallel Processing and Applied Mathematics, Lecture Notes in Computer Science, vol.2328, pp.573–578, 2006 r.
- [133] M.Y. Chen, A. Kundu, J. Zhou, S.N. Srihari. *Offline handwritten word recognition using HMM*, U.S. Postal Service, 5th Adv Technol Conf, pp.563–587 Washington, USA, 1994 r.
- [134] M.Y. Chen, A. Kundu, J. Zhou. *Off-Line Handwritten Word Recognition Using a Hidden Markov Model Type Stochastic Network*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence archive, vol.16, pp.481–496, USA, 1994 r.
- [135] R. Mukundan, K. R. Ramakrishnan. *Moment Functions in Image Analysis: Theory and Applications*, World Scientific, 1998 r.
- [136] N. Bourbakis. *Methodology for document processing: separating text from images*, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.14, 2001 r.
- [137] N.E. Ayat, M. Cheriet, L. Remaki, C.Y. Suen. *KMOD - A New Support Vector Machine Kernel with Moderate Decreasing for Pattern Recognition. Application to Digit Image Recognition*, ICDAR'01, pp.1215, USA, 2001 r.
- [138] N. Tripathy, U. Pal. *Handwriting segmentation of unconstrained Oriya text*, Frontiers in Handwriting Recognition, Tokyo 2004 r.
- [139] F. Natterer. *The Mathematics of Computerized Tomography*, John Wiley and Sons, USA, 1986 r.
- [140] A. D. Poularikas. *Chebyshev Polynomials*, The Handbook of Formulas and Tables for Signal Processing, Boca Ration, CRC Press LLC, 1990 r.
- [141] N. C. Rouze, V. C. Soon, G. D. Hutchins. *On the connections between the Zernike moments and Radon Transformation of an image*, Pattern Recognition Letters 27, pp. 636 – 642, Elsevier, 2006 r.
- [142] O. Cappé. *Ten years of HMMs*, www.tsi.enst.fr/~cappe/docs/hmmbib.html
- [143] O. Due Trier, A.K. Jain, T. Taxt. *Feature extraction methods for character recognition-A survey*, Pattern Recognition, vol.29, pp.641–662, USA 1996 r.
- [144] P. Hurst, K. W. Current, I. Agi, E. Shieh. *A VLSI architecture for two-dimensional Radon transform computations*, ICASSP-90, USA, 1990 r.
- [145] P. Parodi, R. Fontana. *Efficient and flexible text extraction from document pages*, International Journal on Document Analysis and Recognition, Vol.2, Springer-Verlag, Heidelberg, 1999 r.
- [146] P. Parodi, G. Piccioli. *An efficient pre-processing of mixed-content document images for OCR systems*, Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, vol.3, Wiedeń, 1996 r.
- [147] P. S. Schultz, J. F. Claerbout. *Velocity estimation and downward continuation by wavefront synthesis*, Geophysics vol. 43, pp.691–714, 1978 r.
- [148] P. Wunsch, A. F. Laine. *Wavelet descriptors for multiresolution recognition of handprinted characters*, Pattern Recognition, Vol.28, pp.1237–1249, 1995 r.
- [149] Q. Chen, X. Yang, E. M. Petriu. *Watershed Segmentation for Binary Images with Different Distance Transforms*, Haptic Audio and Visual Environments and Their Applications, Canada 2004 r.
- [150] R.A. Jacobs, M.I. Jordan, S.J. Novlan, G.E. Hinton. *Adaptive Mixtures of Local Experts*, Neural Computation, vol.1, pp.79-87, USA 1991 r.

- [151] R. Cierniak. *Tomografia komputerowa: budowa urządzeń CT; algorytmy rekonstrukcyjne*, Exit, Warszawa, 2005 r.
- [152] R.C. Gonzales, R.E. Woods. *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Boston, 1992 r.
- [153] R.H. Tatham, J. Keeney, I. Noponen. *Application of the tau-P transform (slant stack) in processing seismic reflection data*, 52'nd Annual SEG Meeting, Dallas, 1982 r.
- [154] R. Ptak. *Metody analizy wybranych cech pisma ręcznego na potrzeby inteligentnego systemu obliczeniowego*, Rozprawa doktorska zrealizowana na Politechnice Wrocławskiej, Wrocław 2006 r.
- [155] R. S. Choraś, M. Choraś. *Automatyczne wykrywanie i lokalizacja ludzkich twarzy w 2D obrazach*, Techniki Przetwarzania Obrazu, Serock 2002 r.
- [156] R. Tadeusiewicz, P. Korohoda. *Komputerowa analiza i przetwarzanie obrazów*, Wydawnictwo Fundacji Postępu Telekomunikacji, Kraków, 1997 r.
- [157] R. Tadeusiewicz, M. Flasiński. *Rozpoznawanie obrazów*, Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa, 1991 r.
- [158] S.S. Reddi. *Radial and angular moment invariants for image identification*, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 3, pp. 240—242, 1981 r.
- [159] S.A. Mahmoud, A.S. Mahmoud. *Arabic Character Recognition using Modified Fourier Spectrum (MFS)*, Geometric Modeling and Imaging - New Trends '06, pp.155–159, UK, 2006 r.
- [160] S. A. Nakhamkin. *Fan filtration*, Izv., Earth Physics vol.11, pp.24–35, 1969 r.
- [161] S. B. K. Aires, C. O. A. Freitas. *Perceptual Zoning for Handwritten Character Recognition*, 12th Conference of the International Graphonomics Society, Wochy, 2005 r.
- [162] S. Bercu, G. Lorette. *On-line Handwritten Word Recognition: An Approach Based on Hidden Markov Models*, Pre-Proc. IWFHR III, pp.385, USA 1993 r.
- [163] S.E. Dreyfus, A.M. Law. *The art and theory of dynamic programming*, Academic Press, 1977 r.
- [164] S. Haykin. *Neural Networks, A Comprehensive Foundation*, Macmillan Publishing Company, UK, 1994 r.
- [165] S. Helgason. *The Radon Transform*, Birkhäuser, Berlin 1999 r.
- [166] S. Khedekar, V. Ramanaprasad, S. Setlur, V. Govindaraju. *Text - Image Separation in Devanagari Documents*, Document Analysis and Recognition, Edinburgh, 2003 r.
- [167] S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing*, 2nd Edition, Academic Press, 1999 r.
- [168] S. Nikiel. *Akwizycja i wstępna segmentacja obrazu dla terminali GSM*, Pomiar Automatyka Kontrola 6, Warszawa 2006 r.
- [169] S.O. Belkasim, M. Shridhar, M. Ahmadi. *Pattern recognition with moment invariants: a comparative study and new results*, Pattern Recognition Vol.24, pp.1117–1138, USA, 1991 r.
- [170] S.O. Belkasim, M. Shridhar, M. Ahmadi. *Corrigendum*, Pattern Recognition, vol.26, pp. 337, USA 1993 r.
- [171] S. Spors, R. Rabenstein. *A Real-time Face Tracker For Color Video*, IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), USA 2001 r.
- [172] S. Venturas, I. Flaounas. *Study of Radon Transformation and Application of its Inverse to NMR*, Algorithms in Molecular Biology, 2005 r.
- [173] S. A. Mahmoud, M. H. Abu-Amara. *The use of radon transform in handwritten Arabic (Indian) numerals recognition*, WSEAS Transactions on Computers archive, vol. 9, pp. 252–267, USA 2010 r.
- [174] T. Cox, M. Cox. *Multidimensional scaling*. Chapman and Hall, London, UK, 1994 r.

- [175] T.H. Reiss. *The revised Fundamental Theorem of Moment Invariants*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, pp. 830–834, USA 1991 r.
- [176] T.H. Reiss. *Recognizing planar objects using invariant image features* Springer-Verlag, USA 1993 r.
- [177] T. Ishikura, T. Adachi. *Video Coding technology for postal automation system: Special issue on postal automation technology*, NEC research and development, vol.40, Tokyo, 1999 r.
- [178] T.K. Ho, J.J. Hull, S.N. Srihari. *Decision Combination in Multiple Classifier Systems*, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, pp.66–75, USA 1994 r.
- [179] T. Pavlidis. *Grafika i przetwarzanie obrazów*, WNT, Warszawa, 1987 r.
- [180] T. Peter. *The Radon Transform - Theory and Implementation*, Rozprawa doktorska, Dept. of Mathematical Modelling Section for Digital Signal Processing of Technical University of Denmark, 1996 r.
- [181] T. D. Bui, G. Chen. *Invariant FourierWavelet Descriptor For Pattern Recognition*, Pattern Recognition, vol.32, pp.1083–1088, 1999 r.
- [182] M. R. Teague. *Image analysis via the general theory of moments*, J. Opt. Soc. Am. 70, pp.920–930, 1980 r.
- [183] T.-W. Shen, D. P. K. Lun, W.C. Siu. *On the efficient computation of 2-d image moments using the discrete radon transform*, Pattern Recognition, Vol.31, pp.115–120, Hong Kong, 1998 r.
- [184] U. Marti, H. Bunke. *Line Segmentation and Word Recognition in a System for General Writer Independent Handwriting Recognition*, Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition, USA, 2001 r.
- [185] V. Govindan, A. Shivaprasad. *Character recognition – a review*, Pattern Recognition Vol.23, pp.671–683, 1990 r.
- [186] V. L. Lajish. *Handwritten Character Recognition using Perceptual Fuzzy-Zoning and Class Modular Neural Networks*, 4th International Conference on Innovations in Information Technology, Dubai, 2007 r.
- [187] V.N. Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*, Information Science and Statistics, Springer-Verlag, 1995 r.
- [188] V.N. Vapnik. *Statistical Learning Theory*, Wiley-Interscience, 1998 r.
- [189] V. Vuori, J. Laaksonen, E. Oja, J. Kangas. *Experiments with adaptation strategies for a prototype-based recognition system for isolated handwritten characters* International journal on document analysis and recognition, Springer, 2001 r.
- [190] V. N. M. Aradhya, G. H. Kumar, S. Nousath. *Robust Unconstrained Handwritten Digit Recognition using Radon Transform*, Signal Processing, Communications and Networking, ICSCN '07, pp.626
- [191] W.-Y. Kim, P. Yuan. *A practical pattern recognition system for translation, scale and rotation invariance*, Computer Vision and Pattern Recognition' 94, pp.391–396, USA, 1994 r.
- [192] W.-H. Wong, W.-C. Siu, K.-M. Lam. *Automatic generation of moment invariants and the use of higher order moments for character recognition*, ISCAS '93, vol.1, pp.559–562, USA, 1993 r.
- [193] W. Malina, M. Smiatacz. *Metody cyfrowego przetwarzania obrazów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2005 r.
- [194] W.K. Pratt. *Digital Image Processing*, John Wiley and Sons, New York 2001 r.
- [195] W. Huang, X. Lu, X. Ling. *Wavelet packet based feature extraction and recognition of license plate characters*, Chinese Science Bulletin, Vol.50, pp.97–100, China, 2005 r.
- [196] *Regulamin świadczenia powszechnych usług pocztowych*, Załącznik do Zarządzenia nr 137 DGPP z dnia 21 września 2005, Warszawa, 2005 r.
- [197] X. Zhu, Y. Hao, Y. Shi, S. Wang. *A criterion based on Fourier transform for segmentation of connected digits*, International Journal on Document Analysis and Recognition, Vol.3, Springer-Verlag, New York, 2000 r.

- [198] X. Zhu, X. Yin. *A New Textual Non-textual Classifier for Document Skew Correction*, 16th International Conference on Pattern Recognition, Vol.1, USA, 2002 r.
- [199] X.P. Wang, C-Q Zhu, Z.-G. Li. *A comparative study on wavelet packet based front-end in connected Mandarin digit recognition*, ISCSLP 2002, pp.102–106, 2002 r.
- [200] Y. Cao, H. Li. *Skew Detection and Correction in Document Images Based on Straight-Line Fitting*, Pattern Recognition Letters Vol.24, Elsevier, 2003 r.
- [201] Y. Le Cun, O. Matan, B. Boser, J.S. Denken, D. Henderson, R.E. Howard, W. Hubbard, L.D. Jackel. *Handwritten Zip Code Recognition with Multilayer Networks*, ICPR, vol.2, pp.35–40, USA 1989 r.
- [202] Y. Le Cun, B. Boser, J.S. Denken, D. Henderson, R.E. Howard, W. Hubbard, L.D. Jackel. *Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition*, Neural Computation, vol.1, pp.541–551, 1989 r.
- [203] Y. Le Cun. *Generalization and Network Design Strategies*, Connectionism in Perspective, Elsevier, Switzerland 1989 r.
- [204] Y. Li. *Reforming the teory of invariant moments for pattern recognition*, Pattern Recognition Letters, vol.25, pp.723–730, USA, 1991 r.
- [205] Y. Mitsu, S. Tatsuro, Y. Isao. *A Recognition System for Japanese Zip Code Using Arc Features*, Proc. IEICE transactions on information and systems, Oxford, 1994 r.
- [206] Y.S. Huang, C.Y. Suen. *A Method of Combining Multiple Experts for the Recognition of Uncostrained Handwritten Numerals*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.1, pp.90–94, USA, 1995 r.
- [207] Z. H. Cho, J. P. Jones, M. Singh. *Foundations of Medical Imaging*, John Wiley And Sons, New York, 1993 r.
- [208] Z. Rudnicki. *Wybrane metody przetwarzania i analizy cech obrazów teksturowych*, Neuromet, Kraków, 2002 r.