



Politechnika Wrocławska

PRACA DOKTORSKA

Metody cyfrowej optyki Hilberta w analizie i rozpoznawaniu obiektów

Adam Sudół

*Promotor:
prof. dr hab. inż. Viktor Vlasenko*

Wrocław 2012

Wydział Informatyki i Zarządzania

*Składam serdeczne podziękowania mojemu promotorowi
prof. dr hab. inż. Viktorowi A. Vlasenko
za życzliwość i wszechstronną pomoc
przy realizacji niniejszej rozprawy.*

*Dziękuję Panu prof. dr hab. inż. Adamowi Grzechowi
za pomoc oraz niezwykle cenne wskazówki
podczas realizacji niniejszej pracy.*

*Dziękuję mojej żonie Agnieszce
za anielską cierpliwość przez cały czas badań
oraz pisanie niniejszej rozprawy.*

Spis treści

1. WPROWADZENIE	1-4
1.1. OGÓLNE ASPEKTY ROZPOZNAWANIA ORAZ IDENTYFIKACJA OBIEKTÓW I TEKSTUR.....	1-4
1.2. CYFROWA OPTYKA HILBERTA.....	1-4
1.3. CEL I ZAKRES PRACY.....	1-5
1.4. UKŁAD PRACY	1-7
2. ANALIZA WSPÓŁCZESNEGO STANU ROZWOJU SYSTEMÓW WIDEO-INFORMACYJNYCH OPARTYCH NA CYFROWEJ OPTYCE.....	2-1
2.1. WSTĘP.....	2-1
2.1.1. Opis oraz reprezentacja uogólnionej struktury szkieletu SMW	2-2
2.1.2. Strukturalno-funkcjonalne modele warstw TI systemu modelowania oraz weryfikacji	2-3
2.2. SYSTEMY WIDEO-INFORMACYJNE	2-9
2.2.1. Detekcja obrazów cyfrowych.....	2-9
2.2.2. Modele barwne	2-11
2.3. OPTYKA CYFROWA JAKO DZIAŁ WSPÓŁCZESNEJ TECHNOLOGII INFORMACYJNEJ	2-11
2.3.1. Metody stosowane w optyce cyfrowej	2-11
2.4. PROBLEMY IDENTYFIKACJI OBIEKTÓW I TEKSTUR WEDŁUG KSZTAŁTÓW, STRUKTUR ORAZ PRYMITYWÓW TEKSTUROWYCH.....	2-13
2.4.1. Zniekształcenia geometryczne.....	2-14
2.4.2. Zniekształcenia amplitudowe.....	2-15
2.4.3. Problemy identyfikacji obiektów zniekształconych kątowno	2-17
3. PODSTAWOWE STRUKTURY I METODY CYFROWEJ OPTYKI HILBERTA	3-1
3.1. PODSTAWY TEORETYCZNE CYFROWYCH PRZETWARZAŃ HILBERTA.....	3-1
3.2. CYFROWA OPTYKA HILBERTA JAKO PODROZDZIAŁ CYFROWEJ OPTYKI FOURIERA.....	3-4
3.3. STRUKTURY I METODY PRAKTYCZNYCH ALGORYTMÓW AMPLITUDOWO-FAZOWEJ ANALIZY SYGNAŁÓW I OBRAZÓW CYFROWYCH	3-5
3.4. MODELOWANIE BAZOWYCH ALGORYTMÓW CYFROWEJ OPTYKI HILBERTA.....	3-6
3.4.1. Przekształcenie Fouriera.....	3-6
3.4.2. Przekształcenie Hilberta.....	3-7
3.4.3. Przekształcenie Radona	3-9
4. MODELOWANIE BAZOWYCH STRUKTUR WIDEO-INFORMACYJNYCH SYSTEMÓW IDENTYFIKACJI OBIEKTÓW ORAZ TEKSTUR W OPARCIU O METODY CYFROWEJ OPTYKI HILBERTA	4-1
4.1. MODELE WIELOWYMIAROWYCH PRZETWARZAŃ (TRANSFORMACJI) HILBERTA.....	4-1
4.1.1. Szybkie dwuwymiarowe przekształcenie Fouriera	4-1
4.1.2. FFTShift – czyli zamiana ćwiartek transformaty Fouriera.....	4-2
4.1.3. Izotropowe przekształcenie Hilberta.....	4-6
4.1.4. Anizotropowe przekształcenie Hilberta.....	4-7
4.1.5. Izotropowe przekształcenie Foucault-a.....	4-8
4.1.6. Anizotropowe przekształcenie Foucault-a	4-9
4.1.7. Hybrydowe Przekształcenie Radona	4-10
4.2. STRUKTURY ALGORYTMÓW ANALIZY I IDENTYFIKACJI OBIEKTÓW NA PODSTAWIE 2-D COH.	4-15
4.3. OPIS OPROGRAMOWANIA BADAWCZEGO DO MODELOWANIA METOD UOGÓLNIONEJ AMPLITUDOWO-FAZOWEJ ANALIZY 2- I 3-D OBRAZÓW CYFROWYCH.....	4-16
4.3.1. Segmentacja obrazów cyfrowych.	4-18
4.4. PRZYKŁADY REALIZACJI METOD I OPROGRAMOWANIA DO MODELOWANIA WIS-COH.	4-22
5. BADANIA EKSPERYMENTALNE METOD CYFROWEJ OPTYKI HILBERTA I TECHNOLOGII UOGÓLNIONEJ AMPLITUDOWO-FAZOWEJ ANALIZY W WYBRANYCH DOMENACH OBRAZÓW OBIEKTÓW	5-1
5.1. STRUKTURA SPECJALIZOWANEJ BAZY OBRAZÓW TESTOWANYCH OBIEKTÓW I TEKSTUR.	5-1
5.2. ANALIZA I IDENTYFIKACJA OBRAZÓW AMPLITUDOWO-FAZOWYCH OBIEKTÓW PORUSZAJĄCYCH SIĘ.....	5-4
5.2.1. Metodologia eksperymentu korelacyjnego.....	5-4
5.2.2. Eksperyment korelacyjny.....	5-5
5.2.3. Samoloty obserwowane z boku (obserwacja z ziemi). Obrazy binarne	5-11
BW NTR – Obrazy pierwotne, nie przekształcone	5-11
BW HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta.....	5-15
BW RAD-HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Radona.....	5-19
BW RAD-NTR – Przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych.	5-23

BW HTI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta	5-26
BW FCA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta	5-28
BW FCI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta	5-30
BW FFTShift – Szybkie przekształcenie Fouriera	5-32
5.2.4. Samoloty obserwowane z góry (obserwacja satelitarna). Obrazy binarne	5-34
BW NTR PLAN – Obrazy pierwotne, nie przekształcone	5-34
BW HTA PLAN – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta	5-38
BW RAD-HTA PLAN – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Radona	5-42
BW RAD-NTR PLAN – Przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych	5-46
BW HTI PLAN – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta	5-49
BW FCA PLAN – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta	5-51
BW FCI PLAN – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta	5-53
BW FFTShift PLAN – Szybkie przekształcenie Fouriera	5-55
5.2.5. Samoloty obserwowane z boku (obserwacja z ziemi). Obrazy ciągłotonalne – odcienie szarości	5-57
GR NTR – Obrazy pierwotne, nie przekształcone	5-57
GR HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta	5-61
GR RAD-HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Radona	5-65
GR RAD-NTR – Przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych	5-69
GR HTI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta	5-72
GR FCA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta	5-74
GR FCI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta	5-76
GR FFTShift – Szybkie przekształcenie Fouriera	5-78
5.3. ANALIZA I MODELOWANIE STATYSTYCZNE ORAZ MORFOLOGICZNE OBRAZÓW AMPLITUDOWO-FAZOWYCH	5-80
Faza obrazów fazowych	5-86
5.4. ANALIZA I IDENTYFIKACJA OBRAZÓW AMPLITUDOWO-FAZOWYCH TEKSTUR METALI KORODOWANYCH	5-89
6. EWALUACJA EFEKTYWNOŚCI I PARAMETRYCZNO-DYNAMICZNEJ STABILNOŚCI ALGORYTMÓW UOGÓLNIONEJ AMPLITUDOWO-FAZOWEJ ANALIZY I MODELOWANIA OBRAZÓW CYFROWYCH	6-1
6.1. METODY ANALIZY PARAMETRÓW JAKOŚCI DECYZJI IDENTYFIKACYJNYCH OBIEKTÓW I TEKSTUR NA PODSTAWIE ALGORYTMÓW UOGÓLNIONEJ AMPLITUDOWO-FAZOWEJ ANALIZY	6-1
6.2. ANALIZA PEŁNEGO ŚREDNIEGO RYZYKA PODEJMOWANIA DECYZJI IDENTYFIKACYJNYCH	6-1
6.3. BADANIA I EWALUACJA JAKOŚCI DECYZJI IDENTYFIKACYJNYCH WIS-COH OBIEKTÓW	6-2
6.4. BADANIA I EWALUACJA JAKOŚCI DECYZJI IDENTYFIKACYJNYCH WIS-COH TEKSTUR	6-9
6.5. ANALIZA POWIĘKSZENIA JAKOŚCI METOD IDENTYFIKACYJNYCH NA PODSTAWIE HYBRYDYZACJI ALGORYTMÓW COH	6-10
7. ZAKOŃCZENIE, WNIOSKI	7-1
7.1. ORYGINALNY WKŁAD W DZIEDZINĘ CYFROWEJ OPTYKI HILBERTA W ANALIZIE ORAZ ROZPOZNAWANIU OBIEKTÓW	7-1
7.2. PROPONOWANE KIERUNKI DAJSZYCH BADAŃ	7-2
8. LITERATURA	8-1
8.1. DOTYCHCZASOWY DOROBK AUTORA	8-5
9. SPIS RYSUNKÓW	9-1
10. SPIS TABEL	10-1
11. SUPLEMENT	11-1

Wykaz skrótów i oznaczeń

AFM	- <i>przym.</i> amplitudowo-fazowo-morfologiczny
CCD	- matryca CCD (<i>ang.</i> Charge Coupled Device)
ChR	- charakterystyka robocza
COH	- cyfrowa optyka Hilberta
EXIF	- uniwersalny format wymiany informacji (Exchangeable Image File Format)
HSOE	- hybrydowy SOE
IR	- podczerwień
$\mathfrak{S}$	- zbiór liczb całkowitych
MWK	- modele widmowo-korelacyjne (SCM)
OCR	- optical character recognition
OZK	- obiekt o złożonym kształcie (CSO)
PChK	- punkty charakterystyczne kształtu (SChP)
$\mathfrak{R}$	- zbiór liczb rzeczywistych
RGB	- model barwny RGB
SIW (WIS)	- system wideo-informacyjny
SMW	- system modelowania i weryfikacji (MVS)
SOE	- system optoelektroniczny
sRGB	- standarised Red, Green, Blue - standaryzowany RGB
SZC	- scena zorientowana na cel
TI	- technologia informacyjna
TZK	- tekstura o założonym kształcie (TCS)
UV	- ultrafiolet
VIS	- światło widzialne
W3C	- World Wide Web Consortium
WCM	- wektorowy cień morfologiczny (VMS)
WFM	- wektorowa filtracja morfologiczna
WOS	- wektorowy opis sygnaturowy (VSD)

1. Wprowadzenie

1.1. Ogólne aspekty rozpoznawania oraz identyfikacja obiektów i tekstur

Identyfikacja obiektów oraz tekstur jest niezwykle szerokim zagadnieniem, przede wszystkim ze względu na niezliczoną ilość domen, w których jest obecnie stosowana [3], [11], [12]. Na ostatnią fazę identyfikacji składa się wiele etapów poprzedzających, jednym z których jest proces pozyskiwania [8], czyli akwizycji sygnałów, stanowiących podstawę dalszej procedury identyfikacyjnej [33]. Podczas akwizycji obrazy mogą być pozyskiwane z różną pojemnością informacyjną [19]. W warunkach naturalnych trudnym może być uzyskanie obrazów odpowiedniej jakości. Jedne mogą być niskiej rozdzielczości, inne zaś obciążone szumem. W takich sytuacjach konieczne okazuje się przeprowadzenie analizy obrazu jedną z dróg:

- sztuczne zwiększenie informacyjności obrazów poprzez przetwarzanie wstępne, mające na celu zmniejszenie szumów, filtrację histogramową lub podniesienie lokalnych kontrastów np. przez zastosowanie filtrów typu **Unsharp Mask (Rozmyta maska)**, lub też przez złożenie kilku obrazów w jeden [39].
- zastosowanie metod wykazujących się wysoką skutecznością, umożliwiającą identyfikację obiektu z wystarczającym, założonym prawdopodobieństwem z obrazu z naturalnie obniżoną informacyjnością (rozdzielczość, szumy) [78], [80].

Ta ostatnia metodologia to m.in. cyfrowa optyka Hilberta, na którą składa się duży zbiór metod odpowiedzialnych za obróbkę wtórną analizowanych obrazów.

1.2. Cyfrowa optyka Hilberta

Cyfrowa optyka Hilberta jest zbiorem metod oraz narzędzi służących podniesieniu informacyjności cyfrowych obrazów identyfikowanych obiektów, a przez to skuteczności identyfikacji [28], [81]. Większość metod korelacyjnych, których funkcjonowanie opiera się na mniej lub bardziej złożonej analizie porównawczej ma bardzo duże problemy z identyfikacją obiektów na cyfrowych obrazach obciążonych różnego rodzaju szumami. Nie chodzi tu jedynie o klasyczne szumy addytywne, ale również szumy kątowe, przy których klasyczne metody porównawcze są bezużyteczne. Cyfrowa optyka Hilberta dostarcza wielu metod umożliwiających niwelowanie lub wręcz pomijanie niektórych typów zakłóceń, które są naturalnym elementem rzeczywistych obrazów obiektów 3D. Metody identyfikacji oparte na cyfrowej optyce Hilberta znacznie redukują złożoność obliczeniową, co ma niebagatelny wpływ na czas, jaki jest potrzebny na otrzymanie wyniku z określonym prawdopodobieństwem prawidłowej identyfikacji.

1.3. Cel i zakres pracy

Celem niniejszej rozprawy jest zaproponowanie oraz przebadanie zestawu metod opartych na przetwarzaniach Hilberta, poprawiających skuteczność identyfikacji obiektów przedstawionych na obrazach, będących szczególną postacią sygnałów trójwymiarowych. Do identyfikacji obiektów wykorzystano proste oraz hybrydowe przetwarzania Hilberta oraz przetwarzania mające na celu znaczną redukcję złożoności opisu obiektów – tzw. opisy sygnaturowe. Dla tych ostatnich koniecznym stało się opracowanie bazy danych będącej głównym źródłem materiału porównawczego. Opisy sygnaturowe, poza zminimalizowaniem ich objętości (tworzeniem sygnatury) powinny ułatwić opracowanie metod identyfikacji obiektu, niezależnych od:

- szumu kąтового – obrotu obiektu w przestrzeni trójwymiarowej,
- translacyjnego – przesunięcia obiektu w przestrzeni trójwymiarowej,
- skalarne – przybliżenia lub oddalenia obiektu od obserwatora.

Celem niniejszej rozprawy jest również przedstawienie wyników badań właściwości i efektywności algorytmów amplitudowo-fazowej analizy i identyfikacji obrazów obiektów o kształcie złożonym (OKZ), występujących jako elementy obrazów scen przestrzenno-czasowych i poddawanych zniekształceniom wywołanym ruchami obrotowymi.

Osobnego uzasadnienia wymaga podjęcie tematu w kontekście przebadania wyłącznie stosunkowo prostego obliczeniowo przekształcenia Hilberta, nie zagłębiając się w metody o dużo większej złożoności obliczeniowej. Powodem takiego podejścia jest potencjalna możliwość aplikacji opracowań oraz wyników zawartych w niniejszej rozprawie przy opracowywaniu analogowych procesorów Hilberta, które następnie znalazłyby zastosowanie w aparatach latających, których jedynym zadaniem jest rozpoznanie oraz sklasyfikowanie obserwowanego z powietrza obiektu. Warunkiem koniecznym takiego rozwiązania jest zredukowana do minimum waga oraz gabaryty układu opartego na optyce Hilberta. Metody o dużo większej złożoności obliczeniowej pociągnęłyby za sobą konieczność implementacji dużo cięższej aparatury pomiarowo-obliczeniowej, co uniemożliwiłoby oderwanie się aparatu latającego od ziemi.

Osiągnięcie wyżej przedstawionego celu, wymaga rozwiązania wielu problemów natury systemowej oraz semantycznej, z których najważniejsze to:

- krytyczna analiza przedmiotu oraz stanu współczesnej literatury z zakresu rozpoznawania oraz identyfikacji obiektów – analiza stanu wiedzy z zakresu rozpoznawania cyfrowych obrazów obiektów z wykorzystaniem przetwarzań oraz algorytmów podnoszących skuteczność identyfikacji;
- opracowanie szczegółowych algorytmów oraz schematów postępowania podczas identyfikacji obiektów – zdefiniowanie i opisanie poszczególnych etapów identyfikacji obiektów

bez względu na domenę, w której metody cyfrowej optyki Hilberta miałyby być stosowane;

- dobór odpowiedniego zestawu metod (przetwarzań) w zależności od domeny problemu – eksperymentalny dobór hybryd przetwarzania dający w danej domenie najlepiej rozróżnialne wyniki obliczeń korelacyjnych;
- zdefiniowanie i usystematyzowanie sposobu zapisu informacji o obiekcie – określenie zestawu cech morfologicznych opisujących obiekt w sposób najbardziej rozróżnialny spośród innych klas obiektów;
- opracowanie bazy danych (etalonów) wzorców obiektów porównywanych w konkretnej domenie (w niniejszej rozprawie - obiekty latające) – zdefiniowanie wymagań stawianych magazynowi próbek będących podstawą do porównań z obiektem badanym;
- opracowanie zasad tworzenia technologii informacyjnych realizujących badane metody i algorytmy – zdefiniowanie problemów sprzętowo-programowych mogących wystąpić podczas wykonywania poszczególnych etapów identyfikacji obiektów;
- oszacowanie złożoności obliczeniowej zaproponowanych algorytmów cyfrowej optyki Hilberta – identyfikacja „wąskich gardeł” systemu identyfikacji jako ogółu zastosowanych technologii informacyjnych;
- ewaluacja metod oraz określenie wymiernych korzyści płynących z ich zastosowania - weryfikacja skuteczności metod korelacyjnych wykonywanych na zbiorze obrazów poddanych przetwarzaniom z domeny cyfrowej optyki Hilberta.

1.4. Układ pracy

Niniejsza rozprawa składa się z tego rozdziału oraz sześciu kolejnych.

Rozdział 2 – Dokonano szczegółowej analizy współczesnego stanu rozwoju systemów wideo-informacyjnych. Omówiono główne problemy związane z identyfikacją obiektów.

Rozdział 3 – Zaproponowano zestaw bazowych algorytmów cyfrowej optyki Hilberta. Zbadano struktury oraz metody praktycznych algorytmów amplitudowo-fazowej analizy sygnałów oraz obrazów cyfrowych.

Rozdział 4 – Opracowano zestaw hybrydowych wielowymiarowych przetwarzań Hilberta, Foucaulta oraz Radona.

Rozdział 5 – Przedstawiono wyniki badań eksperymentalnych. Zaproponowano strukturę specjalizowanej bazy danych etalonów – wzorców, z którymi porównywany jest obiekt poszukiwany.

Rozdział 6 – Przeprowadzono ewaluację efektywności oraz stabilności algorytmów analizy oraz modelowania obrazów cyfrowych. Na potrzeby tejże ewaluacji zaimplementowano jedną z dostępnych w statystyce miar podobieństwa – miarę pełnego średniego ryzyka podejmowania decyzji identyfikacyjnej.

Rozdział 7 – podano uwagi końcowe ze wskazaniem oryginalnych opracowań zawartych w niniejszej rozprawie oraz zaproponowano kierunki dalszych badań.

2. Analiza współczesnego stanu rozwoju systemów wideo-informacyjnych opartych na cyfrowej optyce

2.1. Wstęp

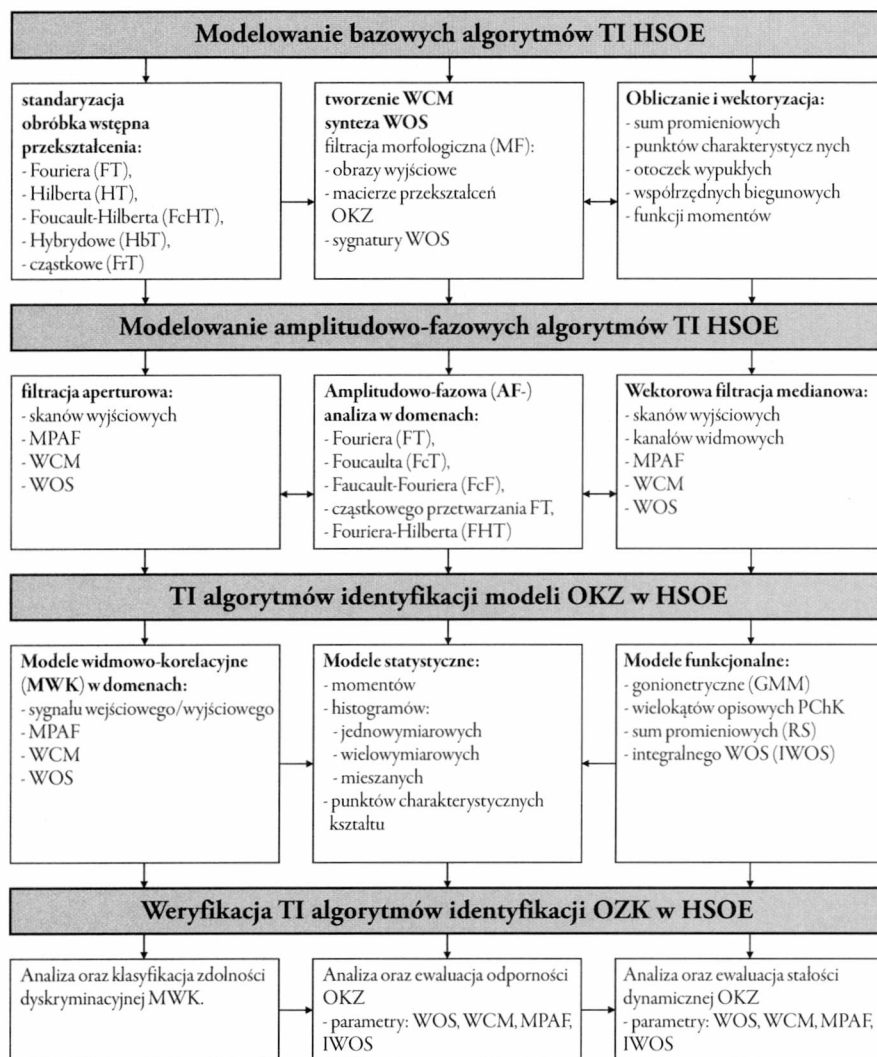
Problemy identyfikacji scen zorientowanych na obiekt należą do klasy problemów słabo sformalizowanych matematycznie, a do prawidłowego rozwiązania wymagają zastosowania różnych metod algorytmicznych oraz heurystycznych, zaawansowanego sprzętu oraz oprogramowania. Jednym z głównych problemów tego rodzaju technologii informacyjnych (TI) syntezy oraz realizacji systemów identyfikacji jest redukcja objętości opisu identyfikowanego obiektu złożonego kształtu (OZK) [43], [79]. Przyspiesza ona znacznie cały proces identyfikacji z jednej strony, ale prowadzi również do wzrostu liczby błędnych identyfikacji. Kolejna klasa problemów identyfikacji OZK związana jest z dynamicznymi zniekształceniami spowodowanymi zmianami struktury sceny oraz własności jej funkcjonalnych oraz strukturalnych elementów.

Wszystkie te zjawiska zwiększają niepewność podejmowania decyzji. Na obniżenie rozdzielczości czasowo-przestrzennej oraz jakości identyfikacji mogą również mieć wpływ zmiany strukturalne jak i parametryczne obniżenie sprawności kanału informacyjnego hybrydowego systemu optoelektronicznego (HSOE) spowodowane zmianą warunków obserwacyjnych. Wszystkie te czynniki sprawiają, że analitycy oraz deweloperzy do zaprojektowania HSOE z odpowiednio skutecznym modelowaniem oraz weryfikacją będą musieli korzystać ze specjalistycznych zintegrowanych środowisk projektowych (IDE).

Zasady projektowania oraz ogólne struktury HSOE wykorzystujące połączone metody wektorowych opisów sygnaturowych (WOS) oraz analizy amplitudowo-fazowej w domenie cyfrowych przekształceń Hilberta (Foucault-Hilberta) zostały dokładnie opisane we wcześniejszych publikacjach autora [55]÷[59], [64]÷[73]. Poprawa stabilności dyskryminacji kształtów oraz jakości identyfikacji jest wynikiem w/w metod z powodzeniem stosowanych w obecności szumów amplitudowych, przesunięć obrazu badanego obiektu, jego obrotu lub zniekształcenia perspektywicznego w segmentach technologii informacyjnej (TI) HSOE. Głównym problemem związanym z symulacją oraz badaniem takiego systemu modelowania oraz weryfikacji jest jego ogromna złożoność obliczeniowa. Fakt ten leży u podstaw automatyzacji procesów SMW z uwzględnieniem strukturalnej oraz parametrycznej optymalizacji oraz ewaluacji jakości hybrydowych systemów optoelektronicznych. Aby sprostać temu wyzwaniu, próbę zdefiniowania SMW w oparciu o metody cyfrowej optyki Hilberta, wektorowe opisy sygnaturowe oraz przekształcenia amplitudowo-fazowe, opisano w dalszej części rozprawy.

2.1.1. Opis oraz reprezentacja uogólnionej struktury szkieletu SMW

Poniżej przedstawiono szkielet struktury systemu modelowania i identyfikacji, jako integralnego zbioru klas wstępnych przetwarzania obrazów badanych scen, modeli ich elementów oraz algorytmów identyfikacji i interpretacji scen zorientowanych na cel w informatyczno-technologicznych segmentach hybrydowych systemów optoelektronicznych.



Rysunek 1. Struktury technologii informacyjnej (TI) dla modelowania oraz weryfikacji algorytmów analizy wstępnej, identyfikacji OKZ w kolejnych segmentach informacyjnych Hybrydowych Systemów Optoelektronicznych

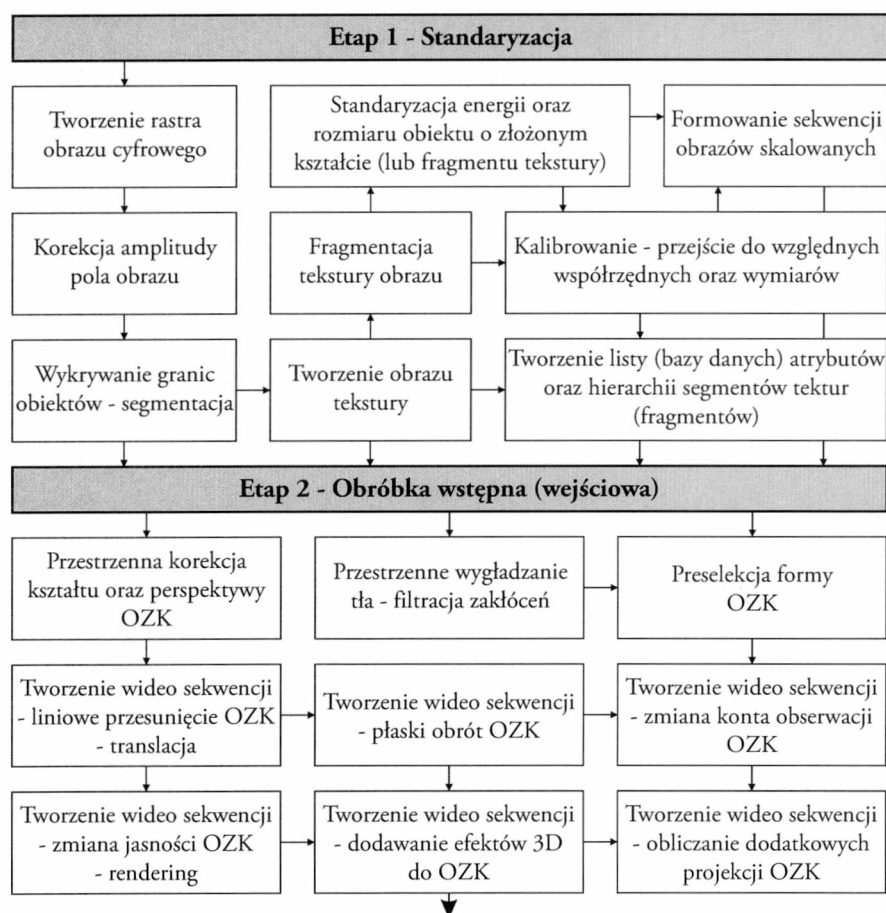
Rysunek 1 przedstawia diagram strukturalny systemowych modeli programowych (algorytmów) przetwarzania wstępnego, identyfikację OKZ (TZK) oraz ewaluację ich parametrów wtórnych (profi) definiujących strukturę systemu modelowania i weryfikacji zawierającą klasy algorytmów, odzwierciedlające kolejne warstwy systemu:

- podstawową obróbkę obrazów: standaryzację, normalizację, przekształcenia ortogonalne, filtrację nieliniową, obliczanie parametrów wtórnych obrazów złożonego kształtu w różnych domenach przekształceń,

- amplitudowo-fazowo-morfologiczną (AFM) analizę w przestrzeniach przekształceń oraz obróbki wstępnej, a dokładniej – hybrydyzację analizy AFM opartej na algorytmach filtracji rankingowej (wagowej),
- identyfikacji widmowo-korelacyjnej strukturalno-funkcjonalnego modelu obiektu (tekstury) w domenach przetwarzania wtórnego [62].

2.1.2. Strukturalno-funkcjonalne modele warstw TI systemu modelowania oraz weryfikacji

Rysunki poniżej przedstawiają strukturalno-funkcjonalny model przetwarzania obrazu w segmentach informacyjnych hybrydowych systemach optoelektronicznych, włączając w to tworzenie, przetwarzanie, analizę, identyfikację oraz interpretację OZK jako elementu złożonej sceny. Pierwszy model (Rysunek 2) opisuje funkcje wykonywane w ramach **etapu 1 – Standaryzacja** oraz **etapu 2 – Obróbka wstępna**. Celem niniejszych operacji jest zapewnienie systemowi poprawnej i stabilnej identyfikacji modeli OZK, analizy sceny, a co za tym idzie – prawidłowej interpretacji oprawy scenicznej orientowanej na obiekt.



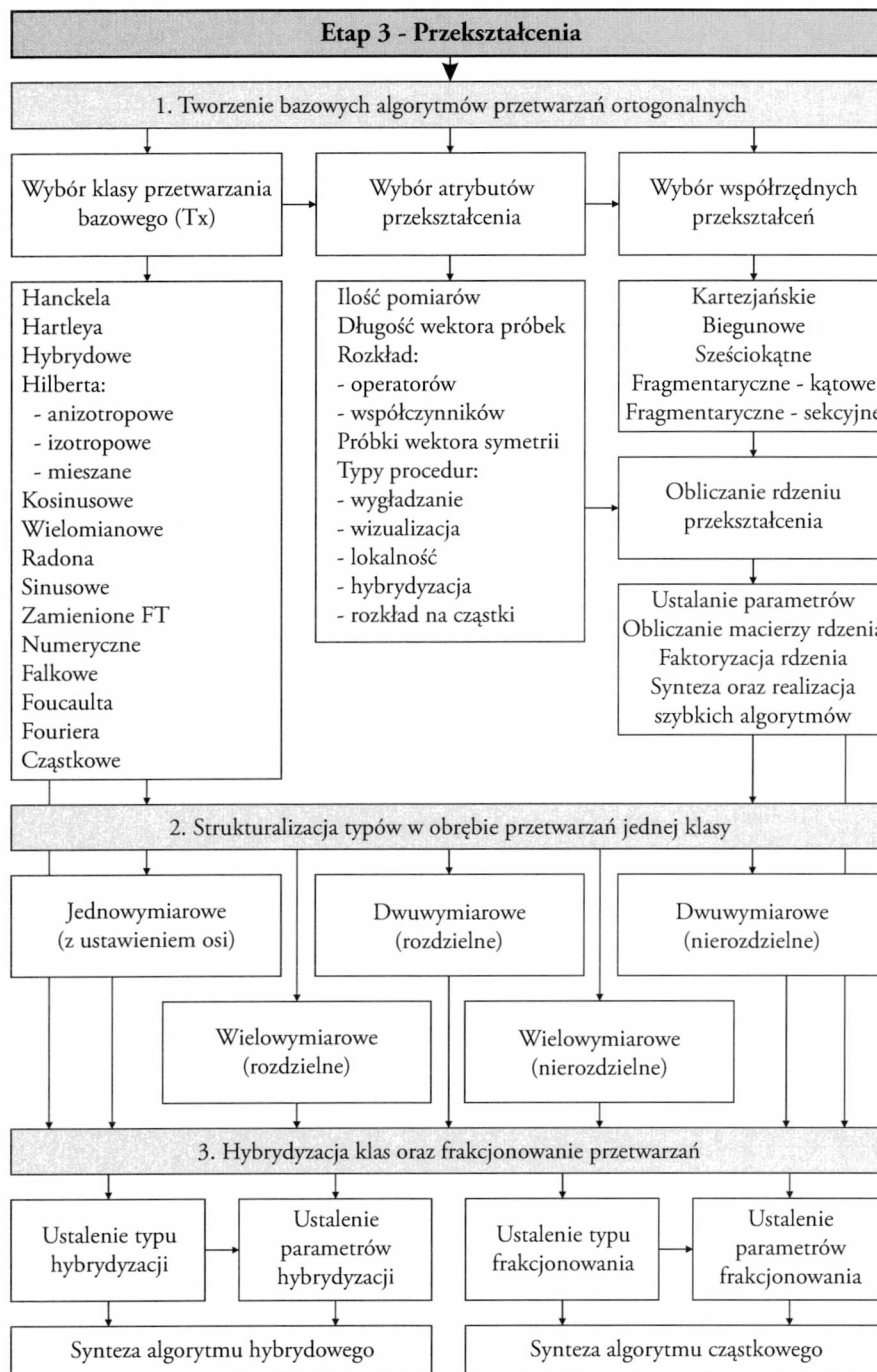
Rysunek 2. Schemat pierwszych dwóch etapów procesu identyfikacji obiektów

Etap 1 – Standaryzacja – zawiera procedury formowania cyfrowych obrazów rastrowych: kwalifikację wg rozmiarów oraz kształtów fragmentów (lub całości) rastra na podstawie informacji o względnych wielkościach charakterystycznych dla identyfikowanych obiektów

tów lub tekstur, korekcję amplitudy, wyrównywanie nierównomierności oświetlenia oraz przestrzennych niejednorodności czułości matrycy przetwornika optoelektronicznego (sensora), ilustrowanie obrazów obiektów badanych z wyseparowaniem tła itp.[46], [50], [52]. Do segmentacji obrazu (przekształcenia powierzchni) wykorzystywane są mechanizmy lokalnego uśrednienia, algorytmy energii chwilowej itp. tworząc przestrzenno-czasową zmienną część obrazu (dynamicznie heterogeniczną), czyli segment zawierający obiekt lub prymityw teksturowy, będący elementem sceny. Po usunięciu na etapie segmentacji zwartych obszarów obrazu obiektu (lub prymitywów teksturowych), które mogłyby zawierać prymitywy teksturowe oraz kwazi-jednorodne tła, obraz jest analizowany pod kątem wyznaczania współczynnika kształtu – w dużym uproszczeniu jest to iloraz powierzchni badanego obiektu oraz obwodu w kwadracie. Jest to cecha na tyle unikalna, że pozwala dość precyzyjnie wydzielać poszczególne, charakterystyczne klasy obiektów. Na podstawie tej analizy fragmentu obrazu powstaje tzw. „mapa decyzji” sceny. Następnie, bazując na wykryciu przez standaryzację energii oraz rozmiaru segmentu, przetwarzane i tworzone są zestawy cech charakterystycznych elementów sceny. Elementy te zawierają pojedyncze obiekty i/lub prymitywy teksturowe. W celu uzyskania stabilności modeli widmowo-korelacyjnych oraz sprawności (odporności) algorytmów identyfikacji korelacyjnej konieczna jest standaryzacja (normalizacja) obrazu danego obiektu. W wyniku opisanej operacji przetwarzania obrazu (manipulacja) możliwym staje się zunifikowanie wymiarów obiektu (fragmentów tekstury) podlegającego identyfikacji oraz stworzenie sekwencji obrazów OZK ze zmiennymi, acz akceptowalnymi wymiarami względem pierwowzoru obiektu badanego.

W ten sposób pobrane dane, jak współrzędne, istotne energetyczne współczynniki widmowo-przestrzenne, widmowo-fotometryczne, kolorymetryczne oraz inne parametry dostarczane są jako atrybuty do bazy danych zawierającej listę obiektów oraz strukturę hierarchiczną obrazów (mapę segmentacji).

Etap 2 – Obróbka wstępna – realizowana jest tu obróbka wstępna identyfikowanych obrazów, segmentów i(lub) fragmentów stworzonych w ramach pierwszego etapu. Jako że rzeczywiste sceny zawierające OZK (TZK) obserwowane są przez podsystem sensorów HSOE w czasie oraz przestrzeni w różnych warunkach oświetlenia oraz obrazowania, pierwszą operacją na tym etapie jest kompensacja perspektywy oraz ocena kąta obserwacji, co powoduje, że testowane obrazy są bardziej podobne do tych zapisanych w bazie jako wzorce. Poprawia to w sposób naturalny stałość oraz efektywność identyfikacji.



Rysunek 3. Trzeci etap identyfikacji – synteza algorytmów przekształceń

Podobną korekcję można przeprowadzić po obliczeniu pierwotnych informacji, przez adaptację wzorców, czyli wypełnienie bazy danych etalonów próbkami będącymi kopią obrazu pierwotnego zniekształconego wg ściśle określonych reguł ruchu obiektu. Porównanie obrazów badanych OZK (TZK) ze „zniekształconymi” wzorcami oraz wybór najbardziej podobnego pozwala na zgrubną ocenę parametrów zniekształceń przestrzennych (wstępne przybliżenie) z późniejszą oceną optymalizacji parametrów przestrzenno-czasowych. Poza tym – wprowadzenie zadanych zakłóceń takich jak: przesunięcie, obrót płaski, zmiana kątów obserwacji, rendering oraz innych zakłóceń trójwymiarowych – pozwala na zwiększenie zdolności dyskryminacyjnych oraz skuteczności identyfikacyjnych na etapie syntezy WOS,

analizy AFM oraz goniometrycznych obliczeń profili. Wyżej wymienione zadawane zakłócenia wprowadzane są w odpowiednich krokach (blokach) danego etapu.

Kolejny model strukturalno-funkcjonalny, który przedstawia rysunek 3 opisuje operacje przetwarzania obrazów realizowane przez system na **etapie 3**. Jako że większość algorytmów filtracji oraz kodowania obrazów realizowane są w domenie częstotliwości (przetwarzanie widmowe), szeroko stosowane są klasy przekształceń ortogonalnych, jak np. przekształcenie Fouriera itp. Algorytmy przetwarzania ortogonalnych realizowane są na trzech poziomach etapu trzeciego:

1. tworzenie (projektowanie) algorytmu bazowego;
2. strukturalizacja wewnątrz klasy przetwarzania;
3. hybrydyzacja klasy

Naturę oraz zawartość konkretnych operacji została jednoznacznie wyrażona w nazwach bloków na schemacie opisującym etapy działania systemu.

Sposób działania powyższych algorytmów został szczegółowo opisany w rozdziałach 3.4 oraz 4.1 niniejszej rozprawy.

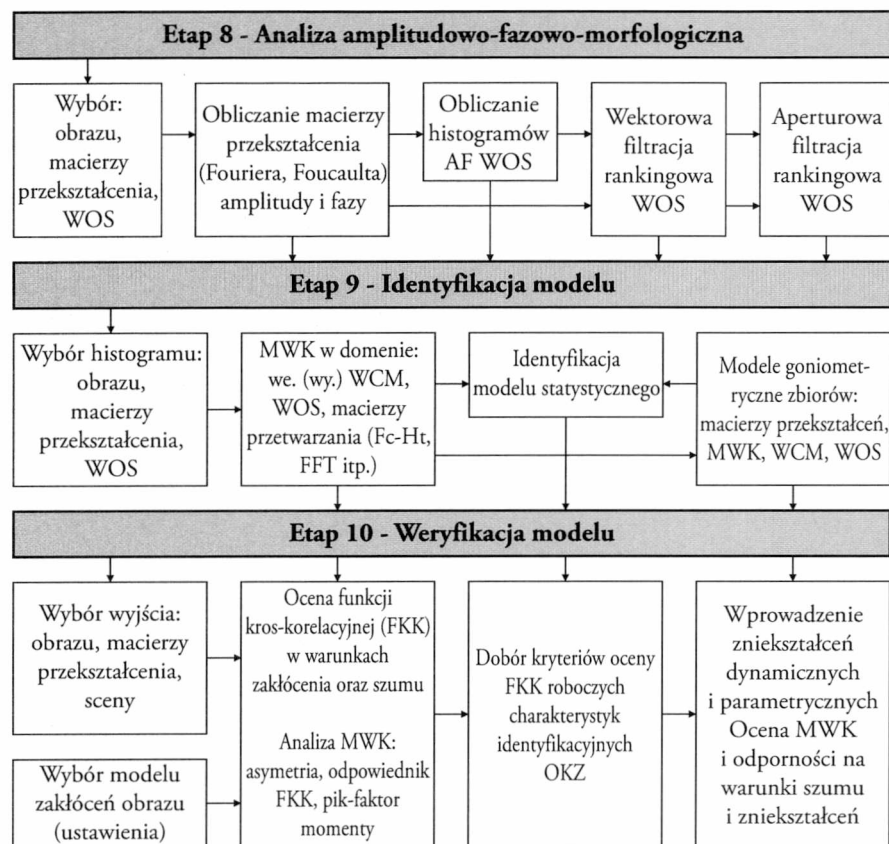
Rysunek 4 przedstawia trzeci model strukturalno-funkcjonalny, na który składają się operacje realizowane w ramach etapów 4-10.

Etap 4 – odpowiada za tworzenie wektorowych cieni morfologicznych. Realizowana jest tu obróbka wstępna identyfikowanego obrazu poprzez histogramową analizę oraz separację ekstremów, ich adaptyną kwantyfikację oraz filtrację rankingową (progową).

Etap 5 – tu przeprowadzana jest synteza wektorowego opisu sygnaturowego (WOS) przetwarzanego obrazu. Na tym etapie określone są: sposób skanowania projekcji wyjściowych oraz parametry algorytmów skanowania takie jak:

- liczba oraz orientacja trajektorii,
- ustalenie współrzędnych środka ciężkości (centroidu),
- rozmiary sektora skanowania.

Następnie dobierany jest odpowiedni model wektorowego opisu sygnaturowego najbardziej adekwatny dla rodzaju badanego obrazu obiektu. Dobór ten następuje przez określenie typu oraz kwalifikacji wymaganej wymiarowości wektorowego filtra stosowanego w celu filtrowania szumów impulsowych, których parametry nie są znane a ich odróżnienie od sygnałów badanych jest niezbędne dla identyfikacji przeprowadzonej z określonym prawdopodobieństwem. Sygnały te są wykorzystywane w HSOE do wykrywania ich modulacji. W ostatnim kroku przeprowadzane jest sumowanie składowych WOS prowadząc do radykalnej minimalizacji opisu wektorowego badanego obiektu. Jednym z takich przetwarzania prowadzących do znaczącej redukcji opisu obiektu jest przetwarzanie Radona, które zostało szczegółowo opisane wraz z przykładami zastosowania w rozdziałach 3.4.3 oraz 4.1.7.



Rysunek 5. Strukturalno-funkcjonalne modele TI systemu modelowania i identyfikacji (c.d.).

Etapy: 8 – analiza amplitudowo-fazowo-morfologiczna; 9 – identyfikacja modelu; 10 – weryfikacja modelu

Etap 7 – Obliczanie i wektoryzacja – na tym etapie przetwarzane są komponenty (warstwy) obrazu wyjściowego, macierze przekształceń oraz ich opisy wektorowe. W tym momencie możliwa jest realizacja procedur obliczających:

- projekcję integralną (sumy promieniowe),
- współrzędne centroidów klastrów dwuwymiarowych widm przekształceń Hilberta,
- wielokątów opisowych (otoczek wypukłych) w modelach punktów charakterystycznych,
- modele skanów biegunowych,
- momentów geometrycznych.

Etap 8 – Analiza amplitudowo-fazowo-morfologiczna (AFM) – realizuje operacje złożonej analizy (amplitudowo-fazowej – AF) połączonej z analizą morfologiczną (AM). Obliczane są tu pola amplitud (wektory), faza obrazów wyjściowych (analiza Foucaulta-Hilberta) macierze przekształceń oraz wektorowe opisy sygnaturowe (WOS). Następnie pola te są przetwarzane za pomocą analizy morfologicznej, podobnie jak w etapie 7. Na potrzeby opisu amplitudowo-fazowego obliczane są histogramy różnych typów z późniejszą analizą morfologiczną wykorzystującą aperturową i (lub) medianową filtrację rankingową.

Etap 9 – Identyfikacja modelu – łączy operacje syntezy obrazu (macierze przekształceń, WCM, WOS) modelu widmowo-korelacyjnego (MWK), sekwencji wideo modeli goniome-

trycznych itp. z późniejszą identyfikacją modeli statystycznych – rozkładem prawdopodobieństwa parametrów MWK – estymacją klas OZK (TZK).

Etap 10 – Weryfikacja modelu – zawiera operacje formowania scen zorientowanych na cel (SZC) przez porównanie wybranych obrazów zapisanych w bazie danych (pól lub wektorów) z komputerowo generowanymi zakłóceniami oraz szumami z późniejszą syntezą modelu widmowo-korelacyjnego oraz operacje identyfikacji. W niektórych scenariuszach z zakłóceniami sceny dynamiczne tworzone są w oparciu o obiekty oraz tekstury wstępnie wyselekcjonowane z określoną orientacją oraz modyfikacją kształtu pierwotnego dalej ewaluowane za pomocą funkcji korelacji między klasowych oraz zdolności identyfikacyjnej modelu widmowo-korelacyjnego. Podstawą tworzenia narzędzi skutecznej identyfikacji oprawy scenicznej zorientowanej na cel są charakterystyki identyfikacyjne, zwane też charakterystykami roboczymi (ChR) (jakość, dokładność, skuteczność identyfikacji OZK jako elementu sceny). Charakterystyki robocze przedstawiają ocenę funkcji poprawnej identyfikacji parametrów oprawy scenicznej zorientowanej na cel. Charakterystyki te również stanowią również ocenę stałości oraz odporności na różnego rodzaju zakłócenia dynamiczne, szumowe oraz parametryczne.

Niniejsza rozprawa stanowi możliwie pełny opis realizacji podstawowych funkcji wszystkich etapów pracy systemów modelowania oraz weryfikacji.

2.2. Systemy wideo-informacyjne

Podstawą każdego systemu wideo-informacyjnego jest podsystem akwizycji obrazu, którego zadaniem jest zamiana wycinka promieniowania elektromagnetycznego na sygnał. Jego zdefiniowanie oraz implementacja wymaga opracowania detektora ściśle określonego wycinka promieniowania elektromagnetycznego. Podstawy teoretyczne implementacji takiego detektora definiuje nauka zwana *radiometrią*. Jest ona szczegółowo zdefiniowana oraz opisana w literaturze przedmiotu [8], [19], [30], [31], [52] i in.

2.2.1. Detekcja obrazów cyfrowych

Początkowo w systemach obrazowania pierwszej generacji stosowane były pojedyncze detektory, później linijki o niewielkiej ilości elementów. Do każdego detektora przyporządkowany był przedwzmacniacz, umieszczony poza płaszczyzną obrazową układu optycznego.

Takie systemy wymagały skomplikowanych mechanizmów skanowania [8], [30], ponadto z powodu krótkiego czasu ekspozycji obrazu w polu „widzenia” detektora uzyskanie sygnałów (obrazów) wysokiej jakości było bardzo trudne o ile nie niemożliwe [47]. Obecnie tworzone są urządzenia zobrazowania drugiej generacji o znacznie większej rozdzielczości

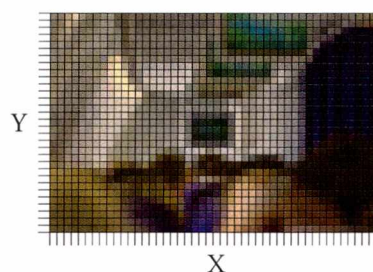
fizycznej oraz czułości. Urządzenia takie mają o kilka rzędów wielkości wyższą rozdzielczość oraz czułość. Multipleksowanie sygnału odbywa się w płaszczyźnie obrazowej układu optycznego, a dzięki elektronicznej realizacji multipleksowania jest ono realizowane znacznie szybciej, niż w przypadku multipleksowania mechanicznego. Dla takiego rozwiązania przyjęło się określenie mozaika detektorów z obróbką sygnału w płaszczyźnie obrazowej (ang. *focal plane arrays* - FPA).

Obrazy:

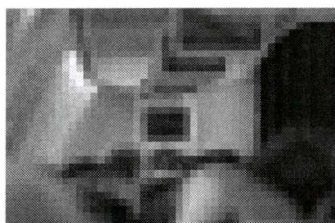
a) postać analogowa obrazu



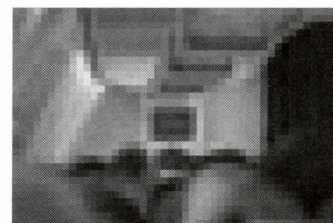
b) postać dyskretna obrazu (a)



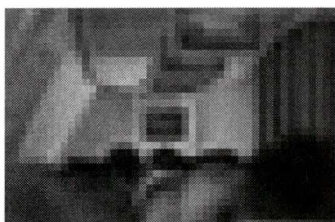
b) składowa R



c) składowa G



d) składowa B



obrazy (b) - (d) - składowe kolorowe w nomenklaturze modelu barwnego RGB; tu - odmiana AdobeRGB

Rysunek 6. Przebieg dyskretyzacji kolorowego obrazu rzeczywistego

Układ optyczny takiego urządzenia ogranicza się jedynie do skupienia obrazu na macierzy detektorów. Dwuwymiarowa matryca oprócz detekcji samego promieniowania pełni kilka różnych funkcji związanych z przetwarzaniem zarejestrowanego sygnału, czyli np. całkowanie, kompensacja niejednorodności elementów, odejmowanie sygnału tła, multipleksowanie i inne.

W roku 1970 dwóch laureatów nagrody Nobla Willard S. Boyle i George E. Smith z Bell Telephone Laboratories przedstawili zasadę działania przyrządów ze sprzężeniem ładunkowym opartą na transferze pakietów ładunków w strukturze krzemowej. Urządzenia oparte na tej zasadzie noszą nazwę CCD (ang. *charge-coupled-device*), czyli urządzenia ze sprzężeniem ładunkowym. Wynalezienie matryc CCD [75], [79] miało ogromny wpływ nie

tylko na detektory VIS, ale również IR. Pierwotnym ich założeniem było zastosowanie głównie na użytek naukowy, natomiast pierwsza aplikacja obejmowała astronomię, gdzie do dzisiaj są podstawowym narzędziem badawczym, wypierając nawet inne techniki akwizycji obrazów, zwłaszcza klisze fotograficzne.

Matryce CCD o coraz wyższych rozdzielczościach są powszechnie stosowane w różnego rodzaju aparatach cyfrowych, gdzie otrzymywane dane przetwarzane są przez procesor graficzny, a następnie zapisywane w jednym z kilku popularnych formatach graficznych. Obecnie stosowane matryce CCD mają rozdzielczości od kilku do kilkunastu megapikseli, natomiast największe matryce, stosowane dzisiaj w obserwatoriach astronomicznych mają od 65 do ponad 100 megapikseli.

2.2.2. Modele barwne

Model barwny jest zestawem reguł określających sposób przechowywania informacji o kolorze. Z punktu widzenia niniejszej rozprawy najistotniejszy jest model barwny Grey (greyscale) gdyż to w nim zostały przeprowadzone wszelkie badania oraz eksperymenty. Należy jednak pamiętać, że komputerowa postać wszystkich obecnie stosowanych w cyfrowym przetwarzaniu obrazów, modeli barwnych jest w pewnym sensie tożsama i różni się jedynie zakresem widmowym, jaki jest możliwy do przechowania w danym modelu barwnym [1], [8], [9].

2.3. Optyka cyfrowa jako dział współczesnej technologii informacyjnej

Optyka to dział fizyki zajmujący się badaniem natury światła, prawami związanymi z opisem jego emisji, rozchodzenia się, oddziaływania z materią oraz pochłaniania przez nią. Na potrzeby optyki wypracowano specyficzne metody pierwotnie przeznaczone do badania światła widzialnego (VIS), które obecnie są również stosowane w badaniu rozchodzenia się innych zakresów promieniowania elektromagnetycznego - podczerwieni (IR) oraz ultrafioletu (UV) - czyli promieniowania niewidzialnego.

2.3.1. Metody stosowane w optyce cyfrowej

Współczesne systemy telekomunikacyjne i teleinformatyczne bazują na metodach cyfrowej obróbki sygnałów, w tym obrazów, których celem jest *kompresja*, *kodowanie* (rysunek 6), *filtracja* oraz *korekta* sygnałów w informacyjnych i transmisyjnych kanałach systemów [8], [43], [79]. Wyżej wymienione metody realizowane są na etapie pierwotnej obróbki sygnałów bez strat (lub z minimalnymi stratami wynikającymi przede wszystkim z charakterystyki sensorów) informacji, nadchodzącej z sensorów (systemów informacyjno-pomiarowych itp.). Wdrożenie technologii multimedialnych wymusza realizację funkcji sztucznej inteligencji w tych systemach w domenie *wtórnej obróbki* sygnałów. Transmisja obrazów i wielowymiarowych (wektorowych) sygnałów jest powiązana ze specyficznymi wymogami zasto-

sowania metod wstępnego kodowania źródeł ze stratą informacji, jej strukturalizacji oraz upakowania (analiza-synteza semantyczna) [19], [43], [46], [52]. Współczesne systemy optoelektroniczne (SOE) realizują wiele funkcji wykorzystując metody tzw. „optyki cyfrowej” [2], [42]. Ich projektowanie jest rozwojowym kierunkiem współczesnej techniki systemów i wymaga opracowywania problemowo zorientowanych metod obróbki informacyjnych sygnałów optycznych. Wśród tych metod od dłuższego czasu stosowane są metody tzw. „optyki Fouriera” tak do systemów analogowych, jak i cyfrowych. W ujęciu semantycznym użycie tych metod wiąże się z pełnym przekształceniem wejściowych struktur informacyjnych do przestrzeni widmowych, tracąc przy tym przestrzenne zależności między elementami obrazów analizowanych scen dynamicznych.

W ostatnich kilkudziesięciu latach zaczęto stosować metody i techniki tzw. „optyki Hilberta” do obróbki wstępnej oraz wizualizacji obiektów fazowych oraz tekstur w analogowych procesorach koherentno-optycznych [30], [42], [54]. Przetwarzanie Hilberta transformuje wejściową przestrzeń sygnałów do tej samej przestrzeni, a co najważniejsze - zachowuje wstępne relacje przestrzenne elementów obrazu (strukturę sceny), co ma kolosalne znaczenie w analizie strukturalno-semantycznej oraz kodowaniu obrazu. Implementacja technik cyfrowej optyki Hilberta dla obróbki pierwotnej - wizualizacji, filtracji - oraz wtórnej - analizy, modelowania, identyfikacji - sygnałów wymaga opracowania oraz syntezy szybkich algorytmów, jak również metod analizy i identyfikacji strukturalnych elementów scen zawierających obrazy identyfikowanych obiektów. Kolejnym krokiem jest opracowanie metod kodowania oraz redukcji opisu jak najbardziej unikalnych struktur charakterystycznych dla obrazów obiektów. Cechą wspólną systemów identyfikacji jest stosowanie metod analizy strukturalnej badanych obrazów, zwłaszcza analizy morfologicznej oraz amplitudowo-fazowej używanych do modelowania oraz strukturalizacji elementów strukturalnych scen obrazów cyfrowych. Rozwój wyżej wymienionych technik w aplikacja identyfikacji pozwala na otrzymywanie niezwykle cennych i unikalnych cech informacyjnych oraz syntezę modeli analizowanych scen. Sceny, jako zbiory elementów badanych w ramach konkretnej aplikacji można podzielić na dwie podstawowe klasy semantyczne:

- *struktury wartościowe* - elementy stanowiące obiekty analizy (modelowania), będące podstawami późniejszych procesów decyzyjnych,
- *struktury szkodliwe* - zakłócenia - nie przedstawiające sobą semantycznej wartości w ramach konkretnego procesu decyzyjnego.

Wyżej wymienione struktury są obiektem przetwarzania *wstępnego* (pomiar, normalizacja, analiza strukturalna - segmentacja, modelowanie), *wtórnego* (identyfikacja, klasyfikacja, analiza semantyczna) oraz składnikiem *procesu decyzyjnego*. W realnie funkcjonującym systemie identyfikacji warunki jego pracy mogą być obciążone różnego rodzaju zakłóceniami -

szumami, artefaktami kompresji, dynamicznymi zniekształceniami elementów analizowanych scen, takimi jak: ruch względny, docelowa zmiana kształtów, charakterystyk oraz trybów funkcjonowania oraz procesami parametrycznymi powiązаныmi ze zmianami w strukturach oraz charakterystykach systemów.

W projektowaniu systemów opartych na optyce cyfrowej można zauważyć trend polegający na hybrydyzacji metod obróbki sygnału w różnych ich segmentach. Hybrydyzacja ta polega głównie na mieszaniu lub łączeniu w bardziej złożone tory obróbki wielu metod obróbki obrazów cyfrowych. Projektowanie hybrydowych systemów optoelektronicznych (HSOE) może przebiegać w trzech kierunkach:

- połączenie metod i układów analogowej oraz cyfrowej obróbki sygnałów - realizacja etapów *wstępnej obróbki* sygnałów (obrazów) przetwarzanych w różnych przestrzeniach funkcyjnych;
- *strukturalizacja danych* - detekcja, modelowanie i identyfikacja elementów scen;
- *interpretacja struktur* scen (analiza semantyczna - synteza) oraz integracja z systemami informatycznymi, np. – ekspertowymi lub wspomagania decyzji.

Na wszystkich etapach obróbki sygnału (obrazu) mogą być stosowane nieliniowe algorytmy cyfrowej optyki Hilberta.

2.4. Problemy identyfikacji obiektów i tekstur według kształtów, struktur oraz prymitywów teksturowych

Identyfikacja zbyt oddalonego lub częściowo przysłoniętego obiektu przez nieruchomego obserwatora może być mocno utrudniona o ile nie niemożliwa. Największym zagrożeniem dla powodzenia identyfikacji obiektu z założonym prawdopodobieństwem są zakłócenia (zniekształcenia) geometryczne oraz impulsowe (szумы) jego obrazu. Metody stworzone na potrzeby identyfikacji obiektów na obrazach cyfrowych muszą rozpatrywać jeden z poniższych scenariuszy:

- scena z identyfikowanym obiektem musi zostać tak przekształcona - geometrycznie lub amplitudowo - aby doprowadzić do postaci akceptowalnej dla algorytmów danej metody,
- badana scena nie musi być przekształcana geometrycznie w jakikolwiek sposób, gdyż obiekt może zostać prawidłowo rozpoznany w takim ujęciu, w jakim znajduje się w badanej scenie.

Odrębną kwestią jest skuteczność danej metody w obecności szumów - zakłóceniach procesu akwizycji sceny. Odporność na nie jest jednym z kluczowych czynników jej przydatności w określonych warunkach akwizycji obrazu, np. bardzo słabe oświetlenie, przy którym znacząco rośnie stosunek szumów do sygnału, a przez to spada prawdopodobieństwo prawidłowej identyfikacji obiektu.

Pierwszy scenariusz występuje wówczas, gdy badaną klasą obiektów są obiekty „płaskie”, tzn. takie, których poprawna identyfikacja może zachodzić tylko wówczas, gdy badany obiekt umieszczony jest w scenie, która ma symetryczny stożek ekspozycji, np. zdjęcie ludzkiej twarzy „en face” („na wprost”) w dokumentach biometrycznych lub przy rozpoznawaniu napisów na tablicach rejestracyjnych.

Jeśli chodzi o możliwie najskuteczniejszą redukcję zniekształceń geometrycznych, konieczne jest najpierw ich prawidłowe rozpoznanie. W codziennym zastosowaniu metod identyfikacji obiektów mogą występować niżej przedstawione przekształcenia znoszące zniekształcenia geometryczne.

2.4.1. Zniekształcenia geometryczne

Przesunięcie - translacja

Podczas obserwacji przez stałego obserwatora obiektów dynamicznych w ujęciu poklatkowym może dojść do sytuacji, w której obserwowany obiekt zacznie „znikać” z kadru utrudniając tym samym jego poprawną identyfikację.

Obrót

W obliczu tego zniekształcenia należy rozważyć możliwość jego łączenia z innym, np. z przesunięciem, gdyż może się zdarzyć tak, że obraz pierwotny zostanie obrocony nie względem środka geometrycznego kadru, tylko wokół innego dowolnego punktu.

Skalowanie

Subiektywne postrzeganie skali obiektu jest zazwyczaj związane z jego odległością od obserwatora.

Akwizycja obrazów ze zmienną skalą przy użyciu mechanizmów optyki cyfrowej naraża szczególnie wiele problemów, które nie występowały w optyce analogowej. Problemy te wynikają z faktu, iż obrazy cyfrowe mają postać dyskretną. W czasie skalowania „w dół”, gdzie $W_s^1 < 1,0$ następuje nieodwracalna utrata informacji obrazowej, skutkiem czego jest obniżenie prawdopodobieństwa poprawnej identyfikacji. W takich sytuacjach konieczne jest ustalenie, czy rozmiar obiektu na przeskalowanym obrazie całkowicie nie wyklucza jego identyfikacji.

Zniekształcenie perspektywiczne

Występuje wszędzie tam, gdzie konieczne jest badanie obiektów „płaskich” (2.4), a pozyskany obraz przedstawia obiekt, którego płaszczyzna czołowa nie jest prostopadła do osi układu optycznego systemu akwizycji obrazu. Scenariusz taki występuje najczęściej w systemie roz-

¹ W_s - współczynnik skali

poznawania tablic rejestracyjnych pojazdów. Obraz pochodzi z kamery, która - ze względów technicznych - nie może być umieszczona przed rejestrowanym pojazdem.

a) obraz pierwotny



b) obraz dopasowany do prostokąta



Rysunek 7. Obraz cyfrowy z usuniętym zniekształceniem perspektywicznym

2.4.2. Zniekształcenia amplitudowe

Zniekształcenia JPEG

Jednym z częściej spotykanych zakłóceń amplitudowych są artefakty stratnej kompresji JPEG, powszechnie stosowanej podczas zapisu obrazów statycznych (bitmap) oraz dynamicznych (filmów). Artefakty kompresji JPEG mogą znacząco wpłynąć na jakość podejmowania decyzji identyfikacyjnej. Ich usunięcie jednak jest procesem dość czasochłonnym i, jak pokazuje rysunek 8 raczej pozbawiony sensu, ze względu na bardzo mizerne rezultaty. Różnice w obu przebiegach wiersza 155 są na tyle znikome, że z punktu widzenia domeny identyfikacji obiektów zastosowanie filtra redukującego artefakty JPEG wydaje się być strata czasu.

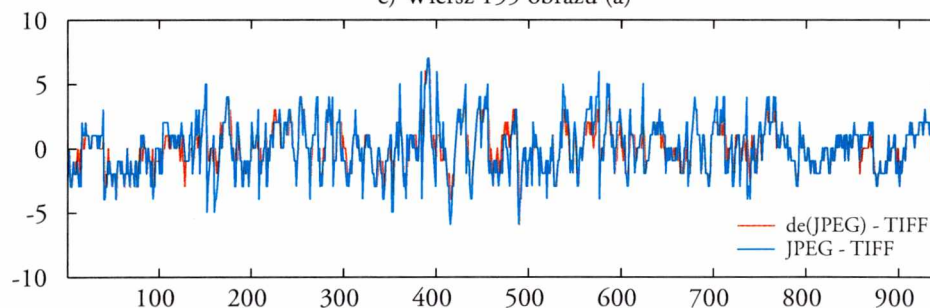
a) Obraz zapisany w formacie JPEG (z kompresją)



b) Obraz z usuniętymi programowo artefaktami kompresji JPEG



c) Wiersz 155 obrazu (a)



Rysunek 8. Wynik próby redukcji artefaktów kompresji JPEG za pomocą programu Adobe Photoshop CS3 Extended

Szumy amplitudowe

Kolejnym zagadnieniem są zakłócenia czysto losowe, pochodzące np. z detektora obrazu, czy z jakiegokolwiek innego elementu systemu analizującego eksponowanego na warunki zewnętrzne. Szumy są głównym czynnikiem obniżającym skuteczność identyfikacji ze z góry założonym prawdopodobieństwem. W niniejszej rozprawie - w rozdziałach poświęconych badaniu skuteczności identyfikacji oraz odporności algorytmów na wszelkie możliwe zakłócenia, z jakimi może mieć do czynienia system identyfikacji obiektów na podstawie ich obrazów cyfrowych - będą omawiane głównie dwa rodzaje szumów: *szum równomierny* oraz *szum gaussowski*.

Ten drugi rodzaj szumów występuje powszechnie w naturze i chcąc zbadać odporność algorytmów na te zakłócenia, konieczne było opracowanie oraz kontrola metod generowania szumów oraz nakładania ich na obrazy obiektów - wzorców. Bez względu na to, z jakim typem szumów system ma do czynienia, zawsze kluczowym czynnikiem dla badania jego odporności jest współczynnik q będący stosunkiem sygnału do szumu:

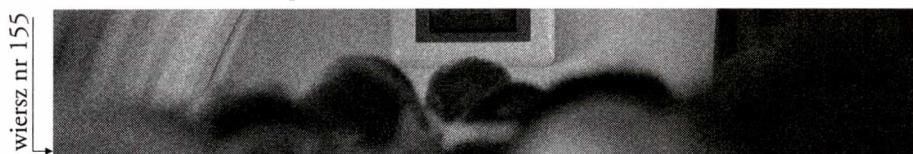
$$q = \frac{s}{n} \quad (1)$$

gdzie: s - amplituda sygnału, n - amplituda (dla szumów: równomiernego i gaussowskiego) lub gęstość (dla szumu „salt & pepper”)

a) Obraz pierwotny zapisany w formacie TIFF



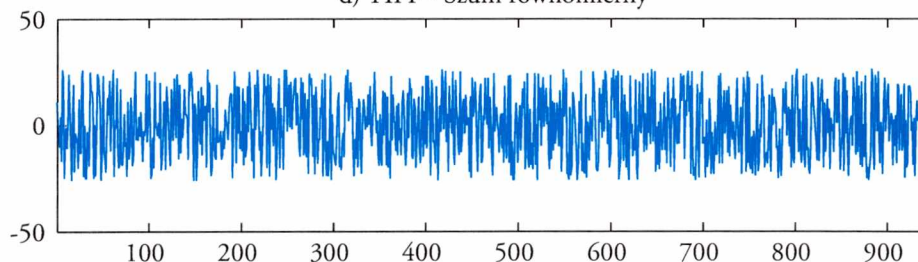
b) Obraz pierwotny z nałożonym szumem równomiernym

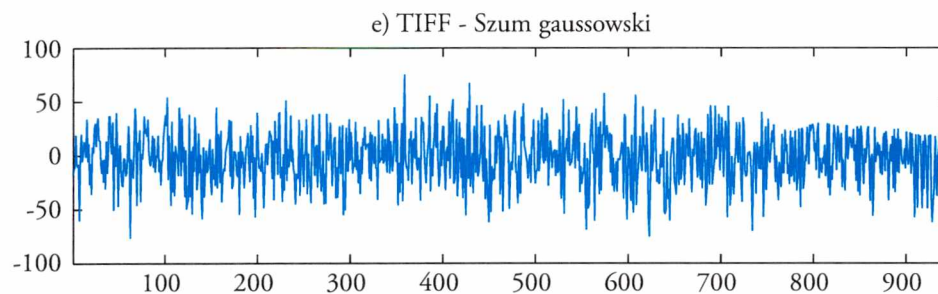


c) Obraz pierwotny z nałożonym szumem gaussowskim



d) TIFF - Szum równomierny





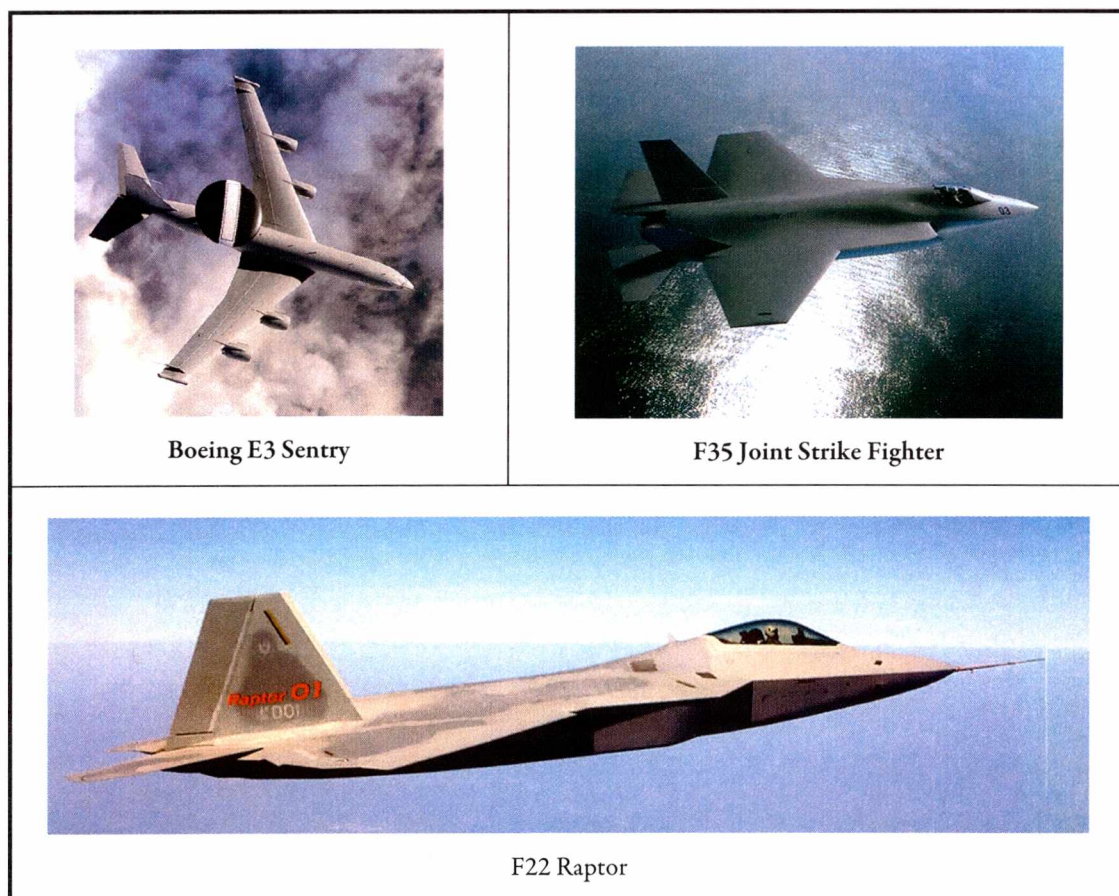
Rysunek 9. Przykłady najczęstszych zakłóceń amplitudowych - szumów.

Rysunek 9 przedstawia szumy równomierny oraz gaussowski nałożone na obraz pierwotny ze stałym współczynnikiem $q = 10$.

2.4.3. Problemy identyfikacji obiektów zniekształconych kąto

Jednym ze scenariuszy identyfikacji obiektów jest przetwarzanie obrazu zawierającego badany obiekt, bez jakichkolwiek przekształceń mających na celu usunięcie zniekształceń kątowych. W odróżnieniu od scenariusza opisanego wcześniej, stosowanego do identyfikacji obiektów „na wprost” tu identyfikowane są obiekty, których położenie może się dowolnie zmieniać w przestrzeni trójwymiarowej względem obserwatora. W niniejszej rozprawie to właśnie takie obiekty są obiektem analizy oraz identyfikacji. Spośród wielu klas takich obiektów w rozprawie przedstawiono metody identyfikacji obiektów latających - samolotów bojowych, których przykłady zawiera tabela 1.

Tabela 1. Przykłady obrazów różnych obiektów latających



Powyższe obrazy pochodzą z bardzo wczesnej fazy analizy problemu; w warunkach bojowych zazwyczaj występowały dwie klasy widoków obiektów latających:

- obiekty widziane z góry, np. zdjęcia satelitarne,
- obiekty widziane z boku/przodu

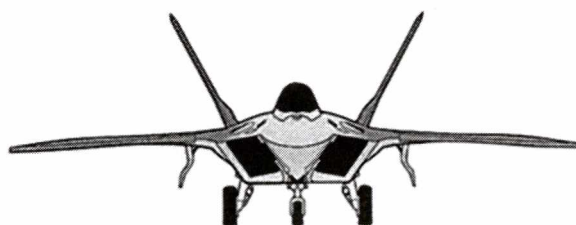
Obiekty latające obserwowane w innych warunkach, tzn. pod innymi kątami to zazwyczaj obiekty wykonujące różnego rodzaju manewry, mające na celu np. zmianę kierunku lotu itp., czyli operacje trwające co najwyżej sekundy, jeśli nie ich ułamki. Wobec powyższego ustalono, że z punktu widzenia niniejszej rozprawy to właśnie te widoki będą istotne dla analizy i identyfikacji obiektów. Rysunek 10 przedstawia różne ujęcia obiektów, najczęściej występujące w warunkach naturalnych. Najprostszy z punktu widzenia identyfikacji obiektu jest *widok satelitarny*, zawierający tzw. plan obiektu - widok z góry, który jest najbardziej unikalnym obrazem identyfikowanego obiektu, najłatwiej rozróżnialnym spośród innych, nawet podobnych obiektów. Przypadek, w którym analizowany jest *widok z boku* jest już bardziej złożony, gdyż ten rzut charakteryzuje się wyższym współczynnikiem korelacji międzyklasowej, niż w przypadku *widoku satelitarnego*. Najtrudniejszym do identyfikacji jest *widok od przodu/tyłu*, gdyż - ze względów konstrukcyjnych - większość samolotów jest do siebie bardzo podobna. Dodatkowo w przypadku *widoku od przodu*, pojawia się czynnik czysto ludzki: identyfikować, czy ewakuować się?



widok satelitarny - Boeing E3 Sentry



widok z boku - F35 Joint Strike Fighter



widok od przodu - F22 Raptor

Rysunek 10. Najczęściej spotykane rzuty różnych obiektów latających

3. Podstawowe struktury i metody cyfrowej optyki Hilberta

3.1. Podstawy teoretyczne cyfrowych przetwarzań Hilberta

Identyfikacja obiektów jako elementów strukturalnych sceny stanowi poważne wyzwanie metodologiczne z zakresu sztucznej inteligencji, a oparta jest ona na różnego rodzaju metodach filtracji oraz oceny parametrów oraz ich zmian kształtu, jak i wektora kierunku. Powiększenie czułości systemów wideo-informacyjnych na w założeniu skutkować powiększeniem zdolności dyskryminacyjnej w procesie identyfikacji. Metody optyki cyfrowej opracowywane są przez ostatnie pół wieku, jednak najczęściej badane oraz stosowane są metody bazujące na przekształceniach Fouriera. Zastosowanie metod cyfrowej optyki Hilberta (COH), czyli cyfrowego przetwarzania Hilberta do obróbki oraz analizy sygnałów wielowymiarowych (obrazów) nie jest jeszcze zbyt szeroko rozpowszechnione i znajduje się w fazie badań eksperymentalnych oraz modelowania.

Przekształcenie Hilberta (sygnał analityczny)

Sygnał analityczny definiowany jest jako zespolony i ma postać: $z(t) = x(t) + j\hat{x}(t)$.

$$\Psi(s, t) = \frac{1}{\pi(s-t)}, \quad \varphi(t, s) = \frac{1}{\pi(t-s)}, \quad X(s) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t)}{s-t} dt, \quad x(t) = -\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{X(s)}{t-s} ds \quad (2)$$

gdzie: s - zmienna czasowa
 $X(s)$ - transformata Hilberta sygnału - funkcja czasu

Z tego powodu powyższe definicje w postaci wzorów często zapisuje się jako:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau = \frac{1}{\pi} \otimes x(t), \quad x(t) = -\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\hat{x}(\tau)}{t-\tau} d\tau = -\frac{1}{\pi} \otimes \hat{x}(t) \quad (3)$$

gdzie: $\otimes$ - operacja splotu, o której więcej w rozdziale [3.1]

Sygnały opisywane w niniejszej pracy mają postać cyfrową (dyskretny czas, dyskretny obraz) i są wyrażone obrazami cyfrowymi, czyli sygnałami trójwymiarowymi, gdzie dwa pierwsze wymiary to wiersz i kolumna, trzecia natomiast to najczęściej luminancja.

Zdolność dyskryminacyjna przekształceń Hilberta może być podwyższona w zależności od domeny, w której opracowywany jest system identyfikacji. Na potrzeby hybrydyzacji dostępnych jest wiele przekształceń, które zostały zebrane w tabeli poniżej.

Tabela 2. Klasyfikacja modyfikowanych algorytmów COH w analizie obrazów

Metoda	Macierzowy model algorytmu przetwarzania obrazów
1. Przekształcenia Hilberta	
1-D HT	$\vec{\hat{X}}_N(x) = H_N \vec{X}_N(x); \vec{\hat{X}}_{Nabs}(x) = H_N \vec{X}_N(x) $
M-D HTI(A)	$DHTI\{X(\vec{x})\} = \sqrt{\sum_{i=1}^M [H_{N_i} \vec{X}(x_i)]^2}; DHTI_{abs}\{X(\vec{x})\} = \sum_{i=1}^M H_{N_i} \vec{X}(x_i) $

M-D HTA(A)	$DHTA\{X(\vec{x})\}=[H_{N_M}H_{N_{M-1}}\cdots[H_{N_1}X(\vec{x})]];$ $DHTA_{abs}\{X(\vec{x})\}= H_{N_M}[H_{N_{M-1}}\cdots[H_{N_1}X(\vec{x})]] $
2. Przetwarzanie Foucault-a (Foucault-a, Foucault-Hilberta hybrydowe)	
M-D FuTI(A)	$\vec{F}u_{\vec{N}}(\vec{x})=\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})+j\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x}); \vec{F}u_{\vec{N}abs}(\vec{x})=\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})+j\vec{X}_{\vec{N}abs}(\vec{x})$
M-D HFu-TI(A)	$\vec{F}u\vec{H}_{\vec{N}}(\vec{x})=A\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})+jB\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x}); \vec{F}u\vec{H}_{\vec{N}abs}(\vec{x})=A\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})+jB\vec{X}_{\vec{N}abs}(\vec{x})$
3. Fouriera-Hilberta hybrydowe	
M-D FHHTA	$\vec{F}\vec{H}_{\vec{N}}(\vec{x}')=H_N^{\otimes M} [F_N^{\otimes M}[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]] $
4. Hilberta-Fouriera hybrydowe	
M-D HFHT	$\vec{H}\vec{F}_{\vec{N}}(\vec{\omega})=F_N^{\otimes M} [H_N^{\otimes M} X_N(\vec{x})]; \vec{H}\vec{F}_{\vec{N}abs}(\vec{\omega})=F_N^{\otimes M} [H_N^{\otimes M} X_N(\vec{x})] $
5. Częstkowe (fractional) Hilberta hybrydowe	
M-D FRHT	$FR\vec{H}_{\vec{N}}\{\vec{X}_{\vec{N}}(x)\}=\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})\cos\alpha+\vec{X}_{\vec{N}(abs)}(\vec{x})\sin\alpha$
6. Radona-Hilberta (Radona-Hilberta-Fouriera) hybrydowe	
RDHTI	$RD_N\{\vec{H}\vec{I}_{\vec{N}}(\vec{x})\}=RD_N[HI_N[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]], RD_N\{\vec{H}\vec{I}_{\vec{N}abs}(\vec{x})\}=RD_N[HI_{Nabs}[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]]$
RDHTA	$RD_N\{\vec{H}\vec{A}_{\vec{N}}(\vec{x})\}=RD_N[HA_N[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]], RD_N\{\vec{H}\vec{A}_{\vec{N}abs}(\vec{x})\}=RD_N[HA_{Nabs}[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]]$
RDFHTI RDFHTIA	$RD_N\{\vec{H}\vec{I}(A)_{\vec{N}}\vec{F}_{\vec{N}}(\vec{x})\}=RD_N[\vec{H}\vec{I}(A)_{\vec{N}} \vec{F}_{\vec{N}}[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]],$ $RD_N\{\vec{H}\vec{I}(A)_{\vec{N}abs}(\vec{x})\}=RD_N[\vec{H}\vec{I}(A)_{\vec{N}abs} \vec{F}_{\vec{N}}[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]]$
7. Hilberta-Radona (Hilberta-Radona-Fouriera) hybrydowe	
HTRDF HTRDFA	$H_N\{RD_N F_N(\vec{x})\}=H_N[RD_N F_N[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]],$ $H_{Nabs}\{RD_N F_N(\vec{x})\}=H_{Nabs}[RD_N F_N[\vec{X}_{\vec{N}}(\vec{x})]]$

Część z powyżej przedstawionych przekształceń została przebadana w niniejszej pracy, jednak bez względu na rodzaj przekształcenia, ocena efektywności wybranych hybryd przekształceń oparta została na metodach obliczania i analizy macierzy korelacyjnych obrazów.

W celu stwierdzenia czy i na ile metody cyfrowej optyki Hilberta podnoszą zdolność dyskryminacyjną systemu identyfikacji, przeprowadzono prosty eksperyment polegający na skorelowaniu ze sobą obrazów 27 różnych obiektów latających poddanych hybrydom przekształcenia Hilberta.

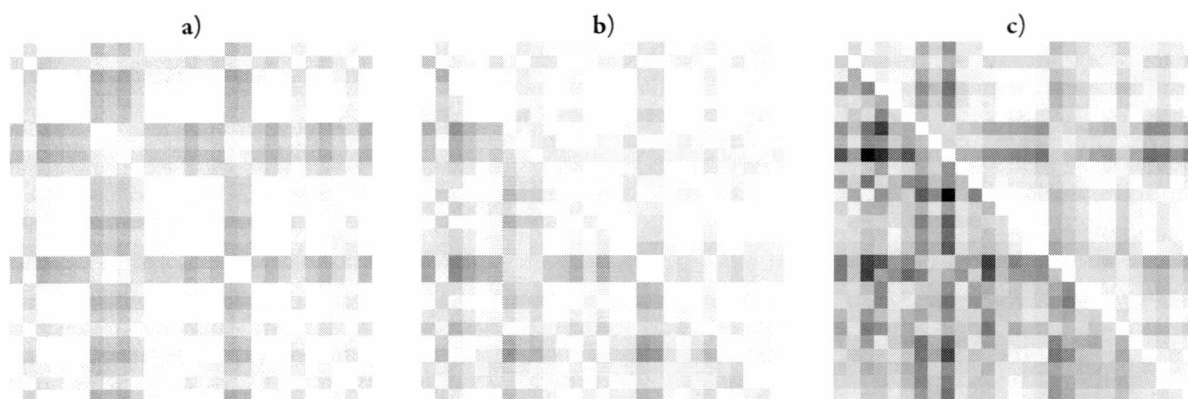
Analiza korelacyjna została przeprowadzona na obrazach w odcieniach szarości, które przez poddaniem jakimkolwiek przetwarzaniom zostały pozbawione tła, pozostawiając jedynie obrazy badanych obiektów oraz przeskalowane do rozmiarów 256x256 px.

Tabela 3. Przykładowe wzorce obiektów złożonego kształtu (OKZ)

Nr	Typ	Nazwa	Widok	Nr	Typ	Nazwa	Widok
1	F-14A	Tomcat	dół	15	F/A-18C	Super Hornet	dół
2	F-14A	Tomcat	góra	16	F/A-18C	Super Hornet	góra
3	F-15C	Eagle	dół	17	JAS-39A	Gripen	dół
4	F-15C	Eagle	góra	18	JAS-39A	Gripen	góra
5	F-7MG	-	dół	19	MIG-29	Fulcrum-A	dół
6	F-7MG	-	góra	20	MIG-29	Fulcrum-A	góra
7	F-811M	-	dół	21	MIG-31	Foxhound	dół
8	F-811M	-	góra	22	MIG-31	Foxhound	góra

9	A-1	Chi Kuo	dół	23	Mirage 2000-5	Dassault Mirage	dół
10	A-1	Chi Kuo	góra	24	Mirage 2000-5	Dassault Mirage	góra
11	AV-8B	Harrier II plus	dół	25	Dassault Rafale	Omni rôle	dół
12	AV-8B	Harrier II plus	góra	26	Dassault Rafale	Omni rôle	góra
13	F-16C	Fighting Falcon	dół	27	Su27	Flanker	góra
14	F-16C	Fighting Falcon	góra				

Graficzną interpretację eksperymentu przedstawia rysunek 11. Wynika z niego niezbicie, że zastosowanie odpowiednio dobranych hybryd przekształcenia Hilberta znacznie obniża korelację obiektów, a co za tym idzie – ich rozróżnialność. Jest to oczywiście eksperyment przykładowy, którego realizacja w warunkach rzeczywistych byłaby bardzo trudna, przede wszystkim ze względu na to, że przedstawiony tu zbiór samolotów jest czysto hipotetyczny z bardzo prostej przyczyny – każdy samolot w określonych warunkach (np. terytorialnych) będzie występował z różnym prawdopodobieństwem i nie można z góry założyć, że prawdopodobieństwo ich wystąpienia w każdych warunkach będzie takie samo. Ta „lokalność” miejsca powstania obrazu cyfrowego leży u podstaw definiowania zbioru samolotów, które będą ze sobą korelowane.



Rysunek 11. Macierze korelacyjne dla samolotów z tabeli z poprzedniej strony.

(a) – macierz obrazów nieprzetworzonych – macierz połówkowa, (b) – macierz przekształceń Foucault-Hilberta (FCx), góra – przekształcenie izotropowe (FCI), dół – przekształcenie anizotropowe (FCA), (c) – macierz przekształceń Hilberta (HTx), góra – przekształcenie izotropowe (HTI), dół – przekształcenie anizotropowe (HTA).

Należy również pamiętać, że rozpoznawanie obiektów oraz analiza scen oparta na metodach cyfrowej optyki Hilberta wymaga wnikliwych badań algorytmów analizy oraz identyfikacji na ich zdolności dyskryminacyjne oraz czułość na zmiany kształtów oraz parametrów ruchu w scenach. Od kilku już lat prowadzone są w tej dziedzinie badania, a ich wyniki przedstawiono w [28], [33], [49], [55]÷[59], [64]÷[73]. Ze względu na wyniki wcześniej opisanego eksperymentu, w badaniach podstawowymi metodami cyfrowej optyki Hilberta są dwuwymiarowe izotropowe (HTI) oraz anizotropowe (HTA) przekształcenia Hilberta. W tym kontekście są one niezwykle użyteczne w metodach amplitudowo-fazowej analizy obrazów obiektów oraz tekstur. Ich zastosowanie polega na obliczaniu pól uogólnionych amplitud

oraz faz, czyli tworzeniu tzw. „fazowych” obrazów z ich późniejszą analizą korelacyjną oraz oceną podstawowych parametrów morfologicznych.

Identyfikacja obiektów opisana w niniejszej rozprawie opiera się na wstępnej analizie i normalizacji obrazów, ich przetwarzaniu w przestrzeni transformaty Fouriera, obliczaniu na tej podstawie jedno- i dwuwymiarowych transformat Hilberta, kształtowaniu transformat Foucault-a i na ich podstawie obliczaniu i strukturalno-statystycznej analizie pól amplitudy i fazy.

3.2. Cyfrowa optyka Hilberta jako podrozdział cyfrowej optyki Fouriera

Przekształcenie Hilberta, powszechnie stosowane w niniejszej rozprawie, bazuje bezpośrednio na szybkim przekształceniu Fouriera.

Przekształcenie Fouriera (przekształcenie Laplace’a dla $s = j2\pi f = j\omega$):

$$\Psi(f, t) = e^{j2\pi ft}, \quad \varphi(t, f) = e^{-j2\pi ft}, \quad X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f) e^{j2\pi ft} df \quad (4)$$

gdzie $X(f)$ - widmo częstotliwościowe Fouriera sygnału $x(t)$

Sygnały przestrzenne $L^2(-\infty, \infty)$ są transformowalne przekształceniem Fouriera (rysunek 13 a i b).

Dla dwóch sygnałów opisanych tą samą przestrzenią ich skalarny iloczyn równa się iloczynowi skalarnemu ich widm:

$$\langle x, y \rangle = \langle X, Y \rangle \quad \leftrightarrow \quad \int_{-\infty}^{\infty} x(t) y^*(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} X(f) Y^*(f) df \quad (5)$$

a dla $y(t) = x(t)$:

$$\|x\|^2 = \|X\|^2 \quad \leftrightarrow \quad \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df \quad (6)$$

wychodzi równość kwadratów norm sygnału oraz jego widma Fouriera, co dowodzi, iż przekształcenie Fouriera zachowuje energię sygnału wejściowego.

Sygnał analityczny dla dowolnego ciągu x ma jednostronne przekształcenie Fouriera, czyli takie, dla którego częstotliwości ujemne przyjmują wartość 0. Dla ustalenia sygnału analitycznego obliczana jest FFT dla ciągu wejściowego, następnie współczynniki FFT odpowiadające częstotliwościom ujemnym zostają zastąpione zerami. Obliczana jest następnie odwrotna FFT, jako wynik działania przekształcenia Hilberta. W dużym uproszczeniu algorytm przekształcenia Hilberta przedstawia się następująco:

1. oblicza FFT z ciągu wejściowego, zapisując wynik w wektorze x ;
2. tworzy wektor h , którego i -ty element obliczany jest wg poniższej zależności:

- 1 dla $i = 1, \frac{n}{2} + 1$
- 2 dla $i = 2, 3, \dots, \frac{n}{2}$
- 0 dla $i = \frac{n}{2} + 2, \dots, n$;

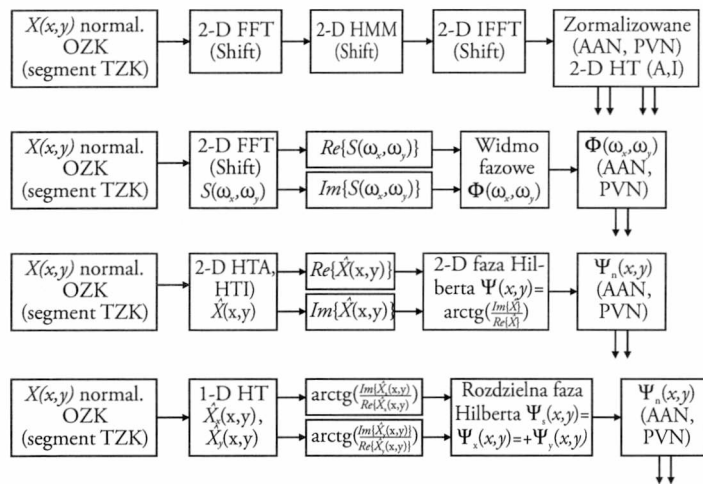
3. oblicza elementowy iloczyn macierzy x i b ;
4. oblicza odwrotne FFT dla ciągu otrzymanego w kroku 3 i zwraca pierwszych n elementów wyniku.

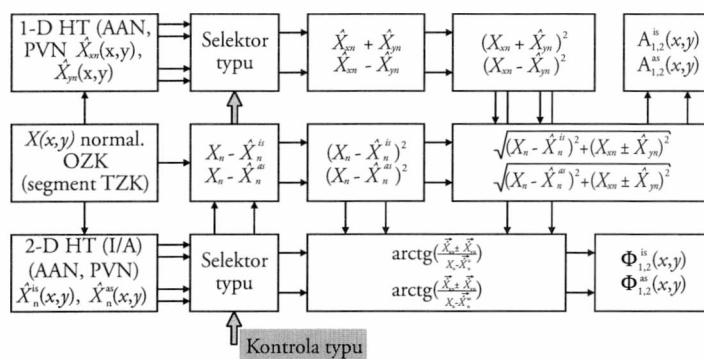
Jako że wszystkie obliczenia opisane w niniejszej rozprawie były prowadzone za pomocą środowiska obliczeń naukowych Matlab, skrypt 1 przedstawia realizację przekształcenia Hilberta dla argumentów $\in \mathbb{R}$. Sprawdza on czy argument wejściowy należy do zbioru liczb rzeczywistych. Jeśli zmienna wejściowa xr jest macierzą, funkcja *hilbert* działa w bardzo podobny sposób, jak to przedstawia algorytm na poprzedniej stronie, z tą różnicą, że jego działanie obejmuje cały kształt macierzy.

3.3. Struktury i metody praktycznych algorytmów amplitudowo-fazowej analizy sygnałów i obrazów cyfrowych

Rysunek 12 przedstawia uogólnione schematy analizy amplitudowo-fazowej opartej na procedurach wielowymiarowej cyfrowej optyki Hilberta:

- metoda dwuwymiarowego przekształcenia Hilberta jako obliczanie odpowiedzi filtra przestrzenno-częstotliwościowego;
- metoda obliczania przekształcenia fazowego Fouriera (widma);
- metoda obliczania dwuwymiarowego przekształcenia fazy Hilberta (widma);
- metoda obliczania rozdzielnego dwuwymiarowego przekształcenia fazy Hilberta (widma);
- metoda uogólnionej analizy AF (podejście Hahna).





Rysunek 12. Uogólniona struktura analizy AF opartej na procedurach wielowymiarowej optyki Hilberta

„Kontrola typu” – to kontrola przekształcenia oraz typu normalizacji przekształcenia;

„kontrola $\{\varphi, \alpha, \tau\}$ ” – kontrola warunków obrotów kątowych OZK w procedurach syntezy/analizy scen.

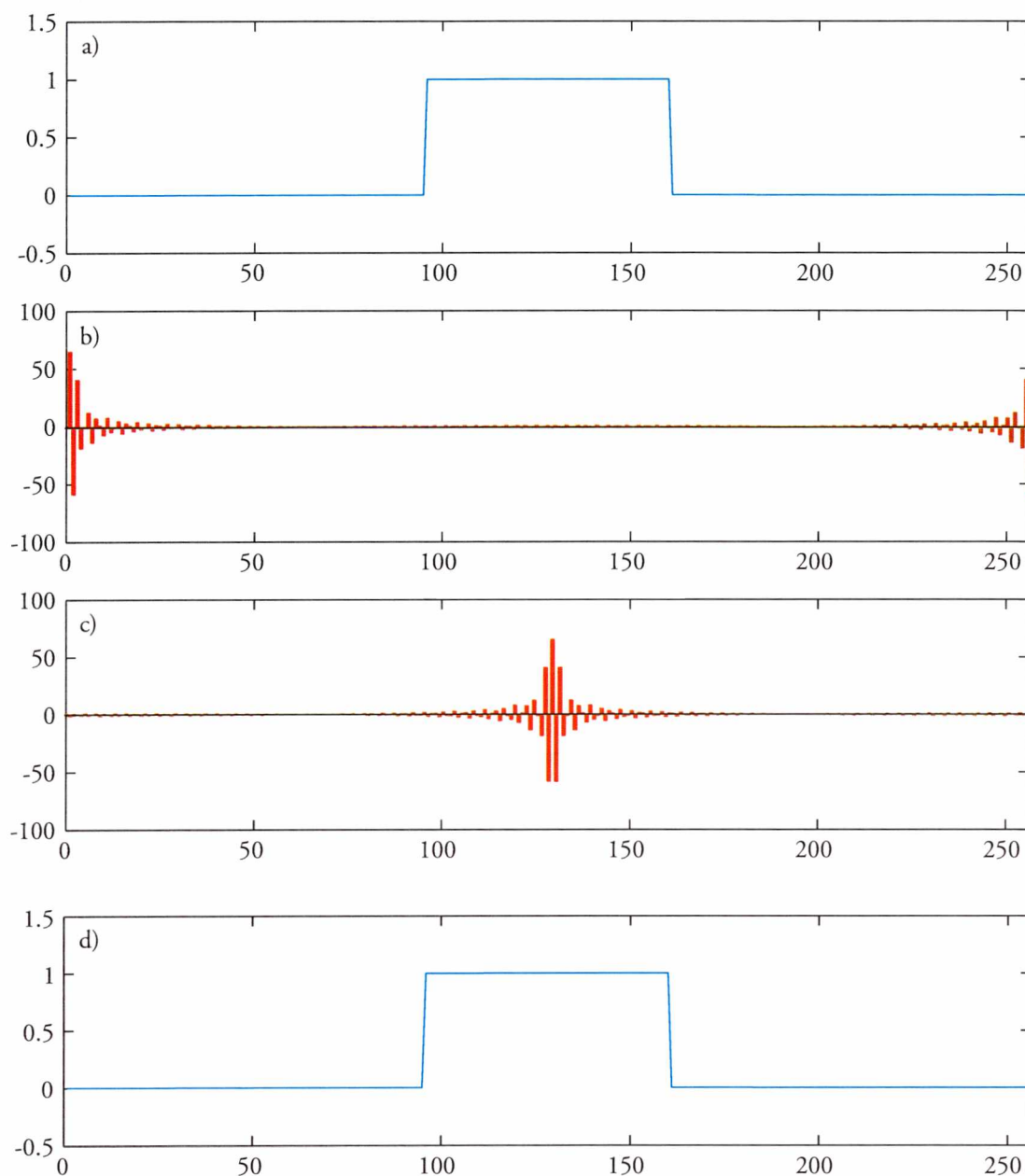
Są to jedynie podstawowe struktury oraz algorytmy, które szczegółowo omówiono w niniejszej rozprawie, a wyniki badania ich skuteczności oraz powiększenia zdolności dyskryminacyjnej przedstawiono w rozdziale 5 wraz z podrozdziałami.

3.4. Modelowanie bazowych algorytmów cyfrowej optyki Hilberta

Wszystkie algorytmy przetwarzania oraz identyfikacji cyfrowej optyki Hilberta opierają się na kilku bazowych przekształceniach, które są następnie hybrydyzowane, czyli mieszane z innymi przetwarzaniami lub też z ich transpozycjami. Wszystkie przetwarzania - bez względu na to czy amplitudowe, czy też fazowe - zawsze w którymś momencie wykorzystują niżej opisane przekształcenie - *przekształcenie Fouriera oraz Hilberta*.

3.4.1. Przekształcenie Fouriera

Przekształcenie Fouriera jest transformacją całkową z dziedziny czasu w dziedzinę częstotliwości i zostało szczegółowo omówione w rozdziale 3.1. Szereg Fouriera jest ciągiem parametrów, które po wymnożeniu przez arbitralnie ustalony ciąg funkcji okresowych dają daną funkcję. Wynikiem działania przekształcenia Fouriera jest transformata, która podaje, w jaki sposób poszczególne częstotliwości składają się na pierwotną funkcję[14], [18]. W niniejszej rozprawie przekształcenie to jednak nie będzie bezpośrednio wykorzystywane, a jedynie jego dwuwymiarowe odmiany, o których więcej w rozdziale 4.1.



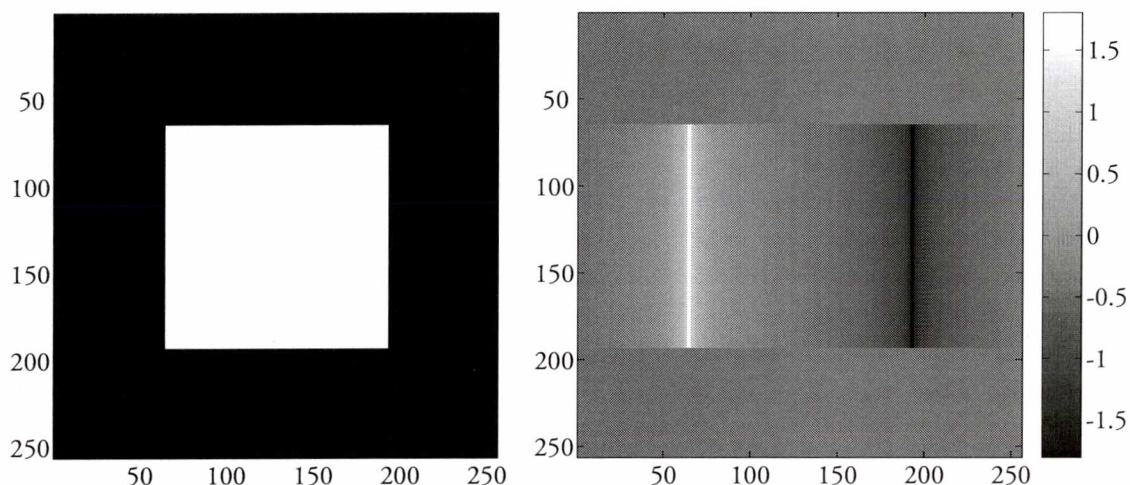
Rysunek 13. Wynik działania szybkiego przekształcenia Fouriera (FFT) na sygnale dyskretnym (DFT).

(a) - sygnał pierwotny, (b) - ciąg Fouriera sygnału pierwotnego (a), (c) - ciąg Fouriera z odwróconymi połówkami, (d) - sygnał odtworzony z ciągu Fouriera (b).

3.4.2. Przekształcenie Hilberta

Obrazy cyfrowe są szczególną postacią sygnałów dyskretnych. Ich macierzowy charakter w przypadku obrazów ciągłotonalnych wymusza okresowe, lokalne, działanie przekształcenia Hilberta. Z samej swojej natury (3.1) ma ono charakter nieskończony, podobnie jak szybkie przekształcenie Fouriera, z którego powyższe korzysta. Aby więc możliwe było jego stosowanie na obrazach cyfrowych zawierających elementy scen, konieczne jest ich takie umiejscowienie, aby badane obiekty nie przylegały do granicy obrazu. Eksperymentalnie ustalono, że aby przekształcenie Hilberta nie naruszało cyklicznego charakteru obrazu, jego obraz musi zostać powiększony z każdej strony o połowę jego wymiaru. Zobrazowaniem tego

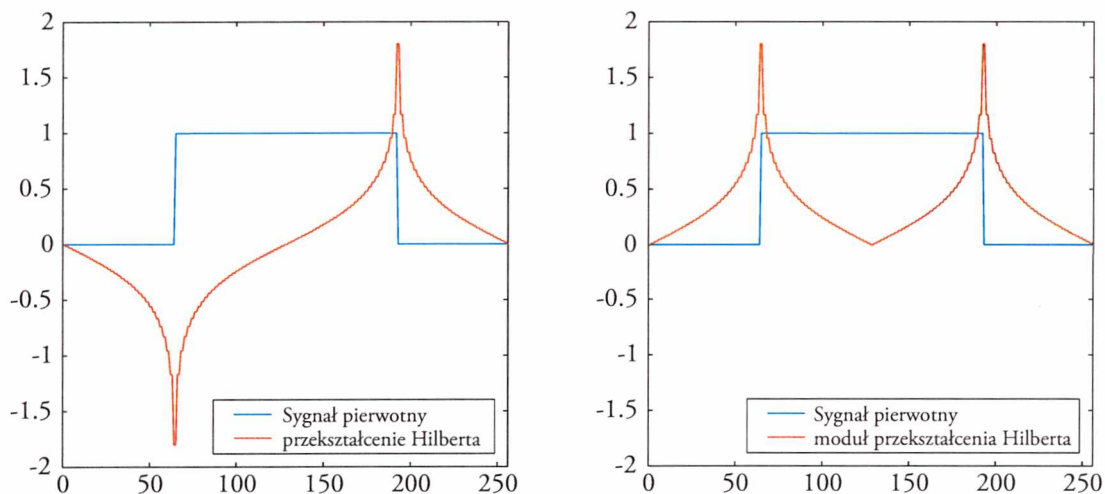
podejścia jest rysunek 14, w którym badany obiekt ma kształt białego prostokąta o wymiarach 128×128 pikseli, czarna obwódka natomiast ma szerokość 64 pikseli z każdej strony. Poniżej przedstawiono wynik działania przekształcenia Hilberta na obrazie binarnym. Jest ono podstawą wszystkich hybryd przedstawionych w pracy.



Rysunek 14. Przekształcenie Hilberta obrazu binarnego

Obraz wejściowy przedstawiony na powyższym rysunku miał wymiary 256×256 pikseli. Obszar czarny odpowiadał wartości 0, zaś biały - wartości 1.

Poniżej przedstawiono widmową postać obrazu z wcześniejszego rysunku.

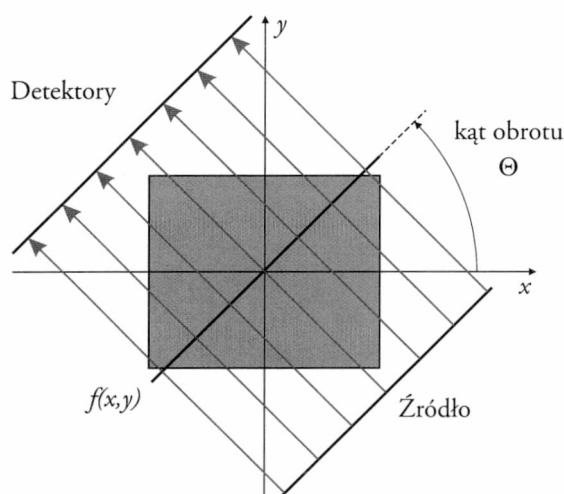


Rysunek 15. Widmowa postać przekształcenia Hilberta

W rozprawie równolegle stosowane są oba podejścia przedstawione na powyższym rysunku. Wykres po lewej stronie przedstawia naturalną postać przekształcenia Hilberta, po prawej zaś stronie widać moduł tego przekształcenia. Jest on podstawą jednej z wielu metod minimalizowania opisu zwaną metodą punktów charakterystycznych (characteristic point method - CPM).

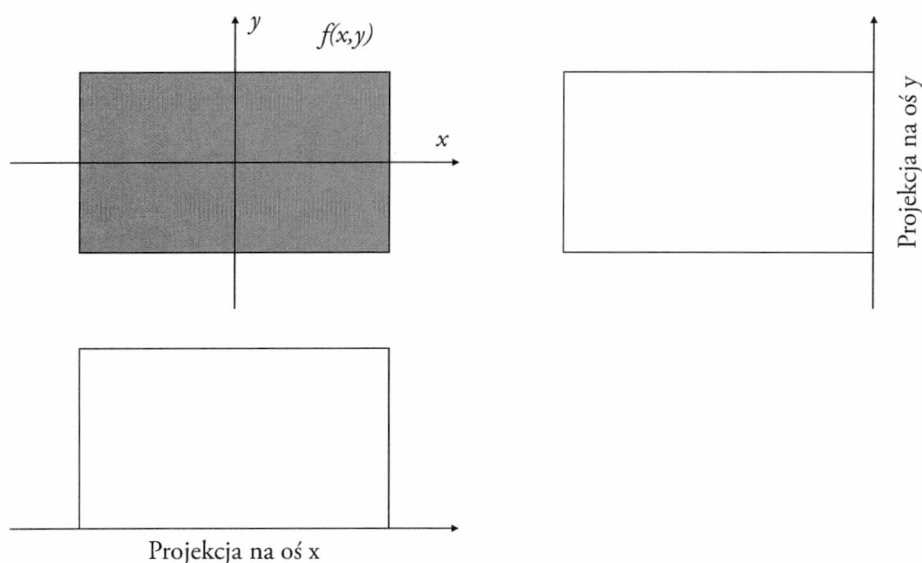
3.4.3. Przekształcenie Radona

Przekształcenie Radona oblicza projekcje maczyzy obrazu w zadanym kierunku. Projekcją dwuwymiarowej funkcji $f(x,y)$ jest zbiór linii projekcji. Przekształcenie Radona oblicza linie projekcji z wielu źródeł wzdłuż równoległych ścieżek lub wiązek w pewnym kierunku. Ponieważ przekształcenie Radona jest przekształceniem dyskretnym, wiązki lub linie projekcji są umieszczone w odstępach 1 piksela obrazu. Do stworzenia obrazu wykorzystuje ono wiele wiązek lub linii równoległych, z różnych kątów obracając ich źródłem wokół osi obrazu. Poniższy rysunek przedstawia pojedynczą projekcję pod zadanym kątem obrotu.



Rysunek 16. Sposób projekcji badanego obiektu na powierzchnię detektorów

Dla przykładu: całka $f(x, y)$ w kierunku pionowym jest projekcją funkcji $f(x, y)$ na osi x , natomiast całka $f(x, y)$ w kierunku poziomym jest projekcją funkcji $f(x, y)$ na osi y . Poniższy rysunek przedstawia poziomą i pionową projekcję prostej funkcji dwuwymiarowej.

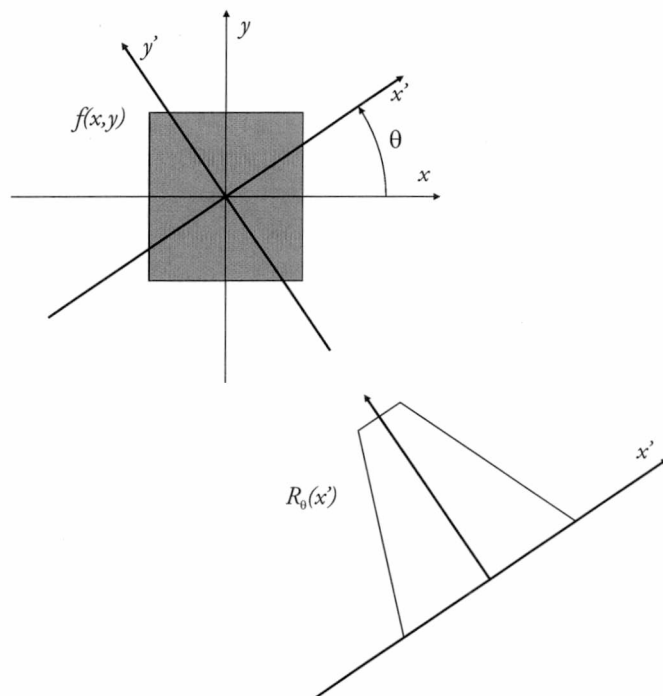


Rysunek 17. Pozioma oraz pionowa projekcja funkcji prostokątnej

Projekcja przekształcenia Radona może być obliczona wzdłuż kąta Θ . W ogólnym przypadku przekształcenie Radona funkcji $f(x, y)$ jest całką f równoległą do osi y' .

$$R_{\theta}(x') = \int_{-\infty}^{\infty} f(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy' \quad (7)$$

gdzie:
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$



Rysunek 18. Geometria przekształcenia Radona

4. Modelowanie bazowych struktur wideo-informacyjnych systemów identyfikacji obiektów oraz tekstur w oparciu o metody cyfrowej optyki Hilberta

4.1. Modele wielowymiarowych przetwarzań (transformacji) Hilberta.

W procesie identyfikacji obiektów metodami korelacyjnymi, będącymi podstawą niniejszej rozprawy, najważniejsze jest utworzenie jak najbardziej unikalnego opisu obiektu, który z jednej strony będzie pozwalał na rozróżnianie go spośród innych klas obiektów (podobieństwo obiektów), z drugiej zaś strony będzie pozwalał na wykazanie jak największych podobieństw do obiektów z jednej klasy, jednak obserwowanych w odmiennych warunkach zakłóceń - szczególnie kątowych. Przedstawione poniżej przekształcenia zostały opisane w tej samej kolejności, jak w rozdziale 3.4, jednak w procesie identyfikacji obiektów kolejność kroków przetwarzania wtórne nie musi być taka, jak tu przedstawiona, ponieważ zestaw oraz kolejność użytych metod bezpośrednio zależy od domeny oraz charakteru badanego obrazu. Niniejszy rozdział ma na celu przedstawienie klas podstawowych przekształceń, których hybrydy będą opisywane sukcesywnie w dalszej części rozprawy. Podobnie, jak w rozdziale 3.1, tak i tu oraz w całej rozprawie skrypty przedstawiające poszczególne elementy całego systemu identyfikacji zostały przedstawione za pomocą naturalnego dla pakietu Matlab - języka M.

4.1.1. Szybkie dwuwymiarowe przekształcenie Fouriera

Podstawą dla wszystkich stosowanych w rozprawie przetwarzań jest dwuwymiarowe przekształcenie Fouriera - FFT2. Postać jednowymiarowa została szczegółowo opisana w rozdziale 3.4.1, jednak na potrzeby przekształcania obrazów konieczne jest dwuwymiarowe przekształcenie, którego transformata ma wymiary badanego obrazu.

```
Y=fft2(x)
```

Zwraca ono dwuwymiarowe dyskretne przekształcenie Fouriera (DFT) zmiennej x obliczone za pomocą algorytmu szybkiego przekształcenia Fouriera (FFT); wynik - zmienna Y ma te same wymiary, co x .

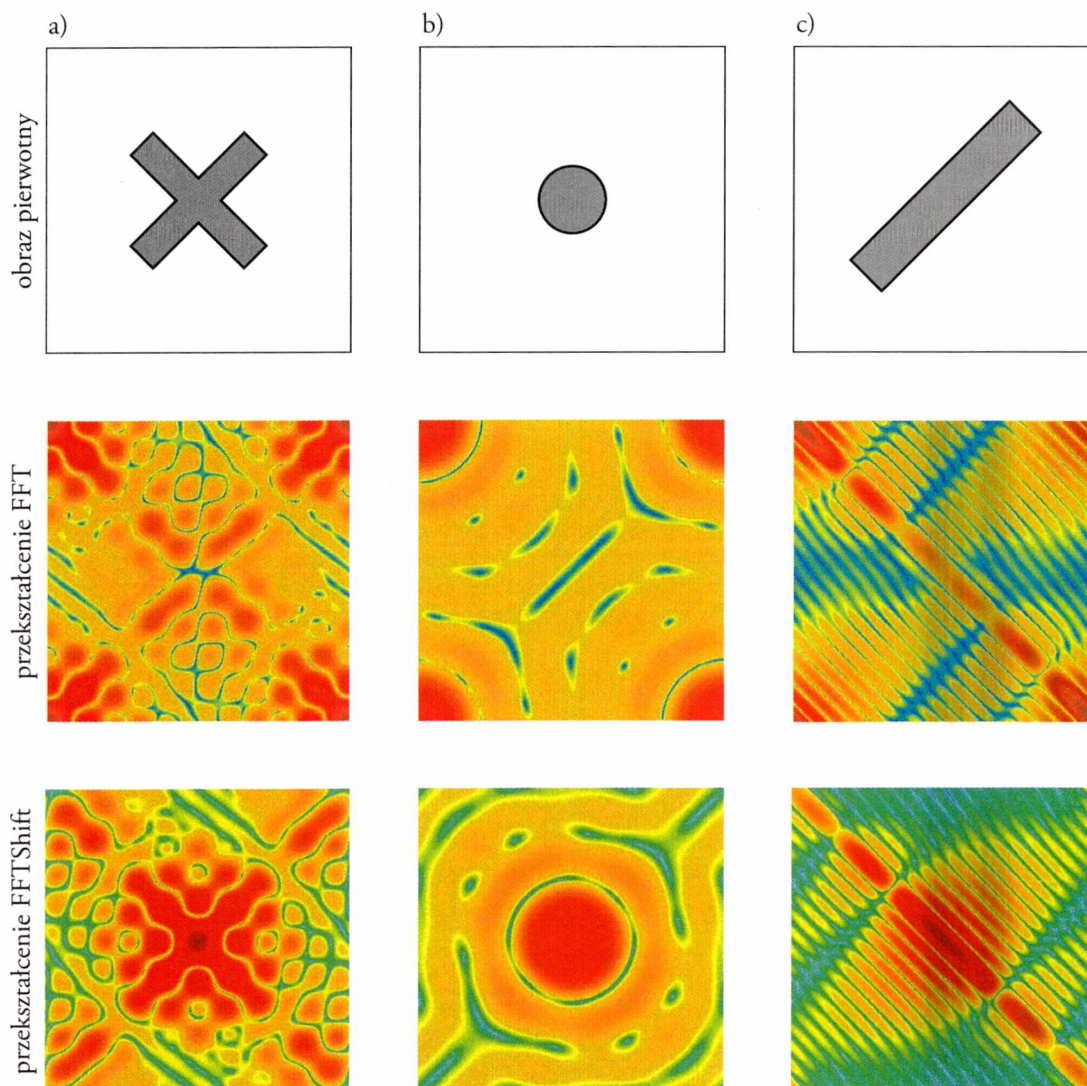
Dwuwymiarowe dyskretne przekształcenie Fouriera (fft2) może być zrealizowane jako

```
fft(fft(X).').'
```

Powyższy skrypt oblicza jednowymiarowe DFT każdej kolumny X , a następnie dla każdego wiersza wyniku. Czas potrzebny na obliczenie FFT zależy od wymiarów przekształcania. Rysunek 19 przedstawia dwuwymiarową transformatę Fouriera kilku prostych obiektów oraz przekształcenie ćwiartkowe fftshift.

Przedstawione na nim obrazy pierwotne zostały przygotowane jako bitmapy 30×30 pikseli, natomiast transformaty to macierze 256×256 pikseli. Chcąc jednak traktować dwuwymia-

rową transformatę Fouriera jako unikalny identyfikator obiektu, konieczne jest jej przekształcenie do postaci przedstawionej w punkcie 4.1.2.

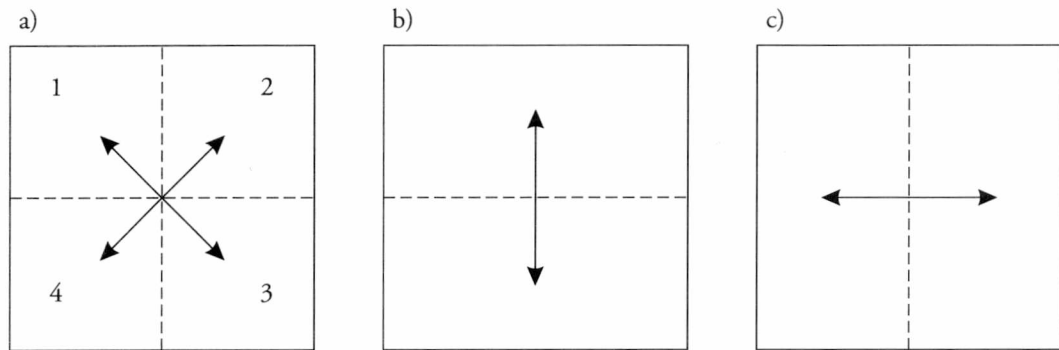


Rysunek 19. Obraz pierwotny oraz jego transformata Fouriera i przekształcenie ćwiartkowe FFTShift.

4.1.2. FFTShift – czyli zamiana ćwiartek transformaty Fouriera

Funkcja FFTSHIFT dokonuje rekompozycji transformaty Fouriera wygenerowanej funkcjami `fft` oraz `fft2` przez przesunięcie składnika zerowej częstotliwości do środka macierzy. Jest ona wykorzystywana do wizualizacji transformaty Fouriera ze składnikiem zerowych częstotliwości w środku widma. W przypadku wektorów FFTShift zamienia miejscami lewą i prawą połówkę wektora X . Ilustracja poniżej przedstawia proces zamiany ćwiartek.

Domyslnie funkcja FFTShift zamienia ćwiartki transformaty jak to pokazuje rysunek 20.a, jednak w szczególnych przypadkach funkcję $y = \text{FFTShift}(x, \text{par})$ można wywołać z drugim parametrem całkowitym, który spowoduje, że zamienione zostaną tylko połówki transformaty. Gdy $\text{par}=1$ wówczas połówki zostają zamienione w pionie (rysunek 20.b), gdy zaś $\text{par}=2$, wówczas połówki zamieniane są w poziomie (rysunek 20.c).



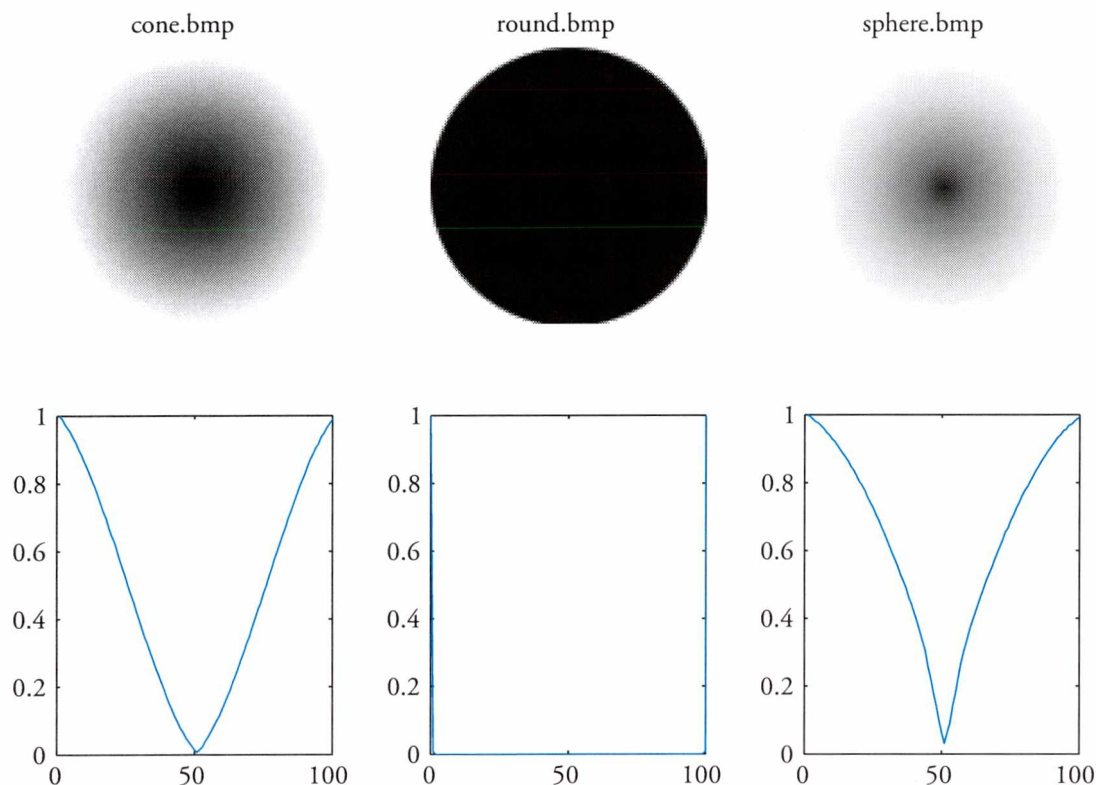
Rysunek 20. Schemat działania funkcji $\text{FFTShift}(x)$

Działanie funkcji FFTShift można odwrócić stosując funkcję iFFTShift . Jeśli macierz zawiera nieparzystą liczbę elementów, wówczas aby odzyskać pierwotny kształt macierzy X należy wykonać $\text{ifftshift}(\text{FFTShift}(X))$. Proste dwukrotne zastosowanie $\text{FFTShift}(X)$ nie da w wyniku X . Na potrzeby badań opisanych w niniejszej rozprawie dotyczących zastosowania dyskretnej transformaty Fouriera wykorzystano pewien zabieg mający na celu zmniejszenie korelacji międzyklasowych (korelacji różnych obiektów).

Skrypt 2 (suplement), oprócz samego obliczenia transformaty dwuwymiarowej dyskretnej transformaty Fouriera, odwrócenia jej ćwiartek, „wycina” również środek macierzy odwróconej, dzięki czemu spada współczynnik korelacji transformat obiektów niepodobnych.

Wycinanie to odbywa się przez odpowiednie, gradientowe wymnożenie środkowych elementów transformaty przez wartości z zakresu $\langle 0,1 \rangle$. Szerokość oraz wysokość obszaru wycinania określona jest zmienną coef , która określa stosunek wymiaru wycięcia do wymiaru transformaty. W niniejszej rozprawie we wszystkich eksperymentach, w których korzystano z przedstawionej transformaty Fouriera zmienna $\text{coef} = 0.2$.

Odrębną kwestią jest jeszcze przebieg gradientu mnożenia centrum transformaty. Na potrzeby powyższego skryptu opracowano trzy różne gradienty, które przedstawia rysunek 21.



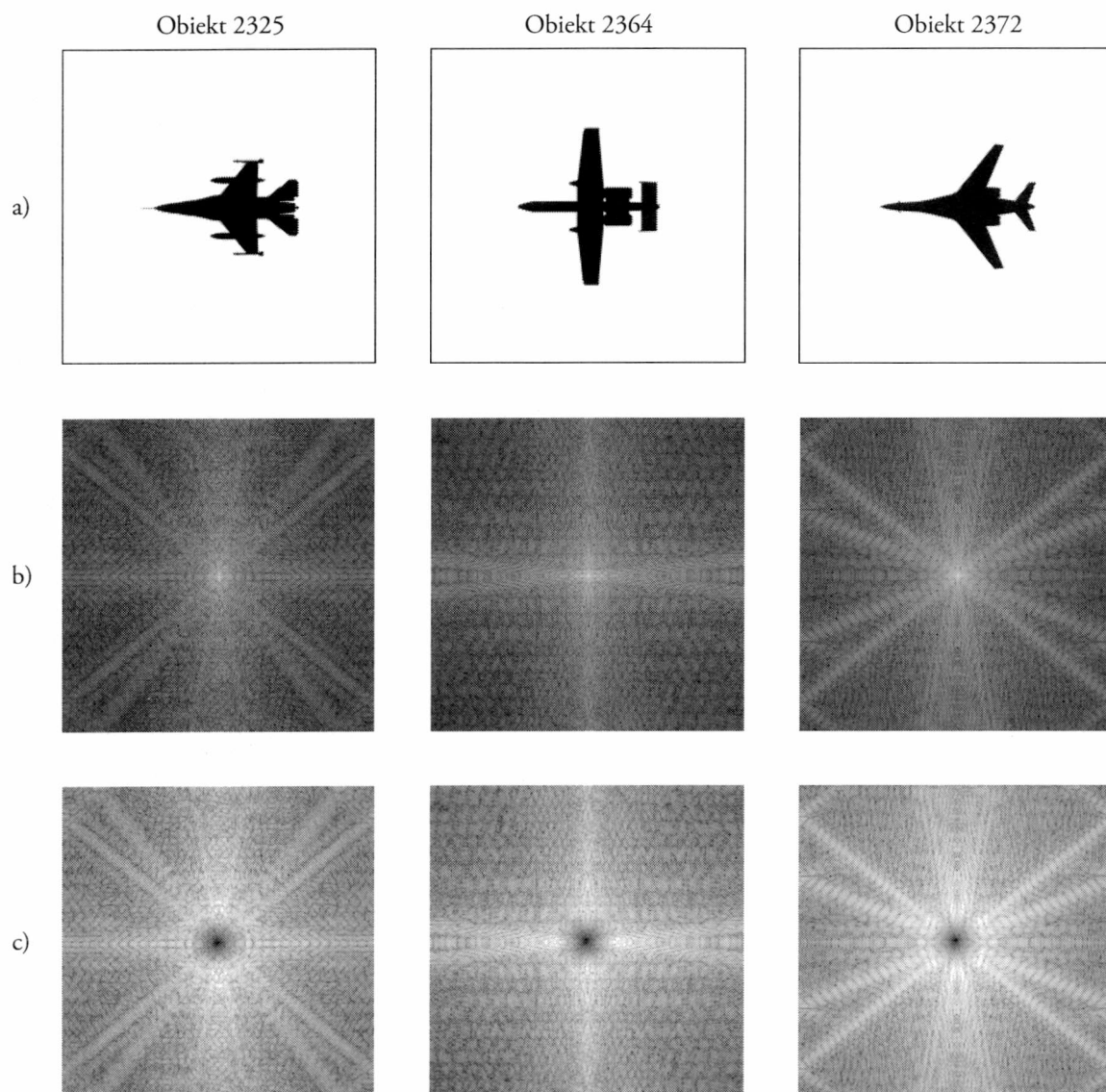
Rysunek 21. Trzy różne, możliwe do zastosowania gradienty usuwania środka transformaty DFT

Rysunek 22 przedstawia natomiast efekt wycięcia środka macierzy kształtem z rys. 31.c. Współczynnik skali (zmienna *coef*) ustawiono na 0,2, a gradient wycięcia na „sphere”. Różnice w jasności obrazów b i c wynikają z ich normalizacji na wyjściu funkcji *fftshift2*.

Jednym z najważniejszych wzorów jest wzór na obliczanie korelacji dwuwymiarowej dwóch macierzy. Współczynnik ten jest podstawą wszystkich analiz oraz procesów decyzyjnych opisanych w niniejszej rozprawie.

$$c = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \right) \left(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2 \right)}} \quad (8)$$

gdzie: $\bar{A}$ - wartość średnia elementu A
 $\bar{B}$ - wartość średnia elementu B



Rysunek 22. Obraz pierwotny (a), transformata Fouriera z zamienionymi ćwiartkami (b), transformata Fouriera b) z usuniętym komponentem zerowych częstotliwości (c)

Poniżej przedstawiono wyniki obliczeń korelacji międzyklasowych (różnych obiektów) dla usuniętych oraz nieusuniętych elementów zerowych z transformaty Fouriera.

Tabela 4. Współczynniki korelacji dla obiektów z nieusuniętym środkiem transformaty

	2325	2364	2372
2325	1,0000	0,6811	0,6458
2364	0,6811	1,0000	0,5958
2372	0,6458	0,5958	1,0000

Tabela 5. Współczynniki korelacji dla obiektów z usuniętym środkiem transformaty

	2325	2364	2372
2325	1,0000	0,6352	0,5888
2364	0,6352	1,0000	0,5343
2372	0,5888	0,5343	1,0000

Z powyższych danych jednoznacznie wynika, że elementy zerowej częstotliwości, które obecnie znajdują się w centrum transformaty podwyższają korelację elementów międzyklasowych, co w późniejszej fazie obliczeń miałoby znaczny wpływ na poszerzenie zbioru obiektów.

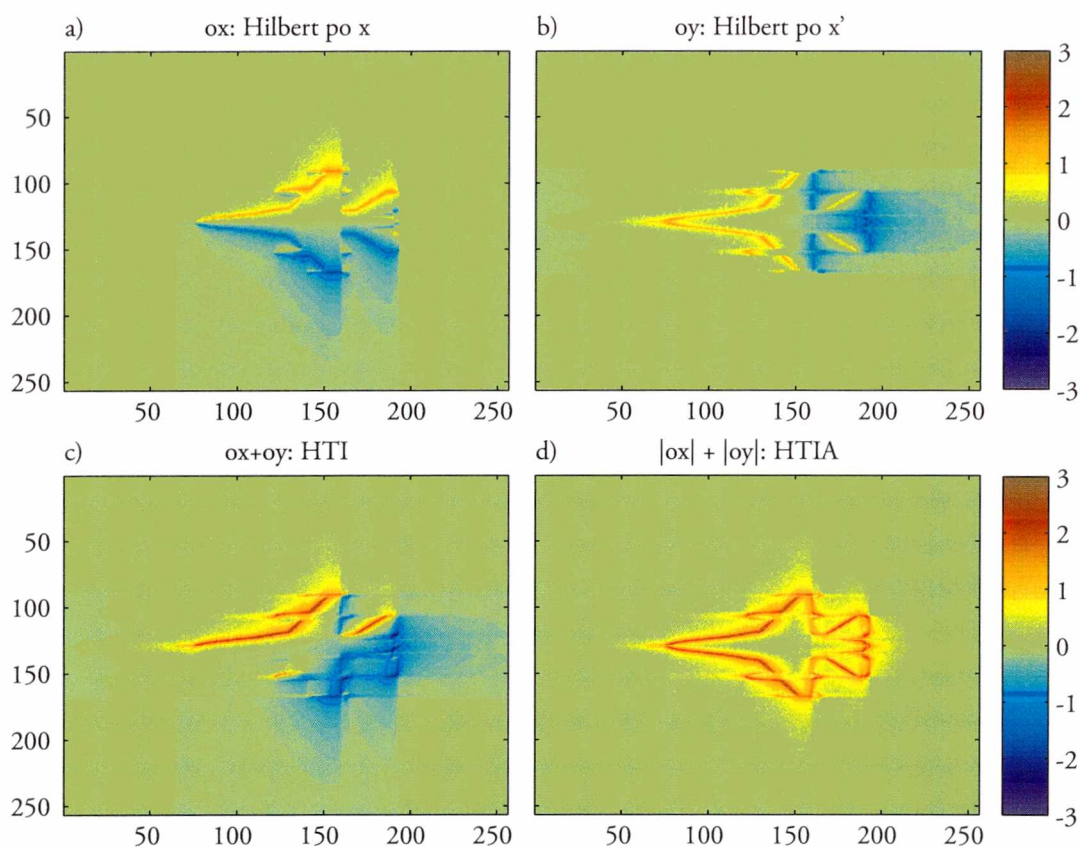
tów podobnych. Względne obniżenie współczynników korelacji przedstawionych w tabeli 6 względem tożsamyh współczynników z tabeli 5 od 6,7 do 10,3 % pozwala dość mocno zawęzić zbiór obiektów „podejrzanych” o podobieństwo do obiektu badanego.

4.1.3. Izotropowe przekształcenie Hilberta

Izotropowe przekształcenie Hilberta (HTI) jest pierwszym, powszechnie stosowanym w niniejszej rozprawie przekształceniem Hilberta (skrypt 3, suplement).

Sumuje ono dwa przekształcone obrazy: jeden przekształcony zgodnie z naturą przekształcenia Hilberta (po osi x) oraz drugi przekształcony jako transpozycja obrazu pierwotnego (po x'). Samo przekształcenie Hilberta ze swojej natury działa tylko po osi x , więc chcąc uzyskać zwiększenie lokalnych kontrastów, a przez to wykrycie krawędzi, bez względu na ich padanie względem osi przekształcenia, koniecznym jest zsumowanie obu przekształceń.

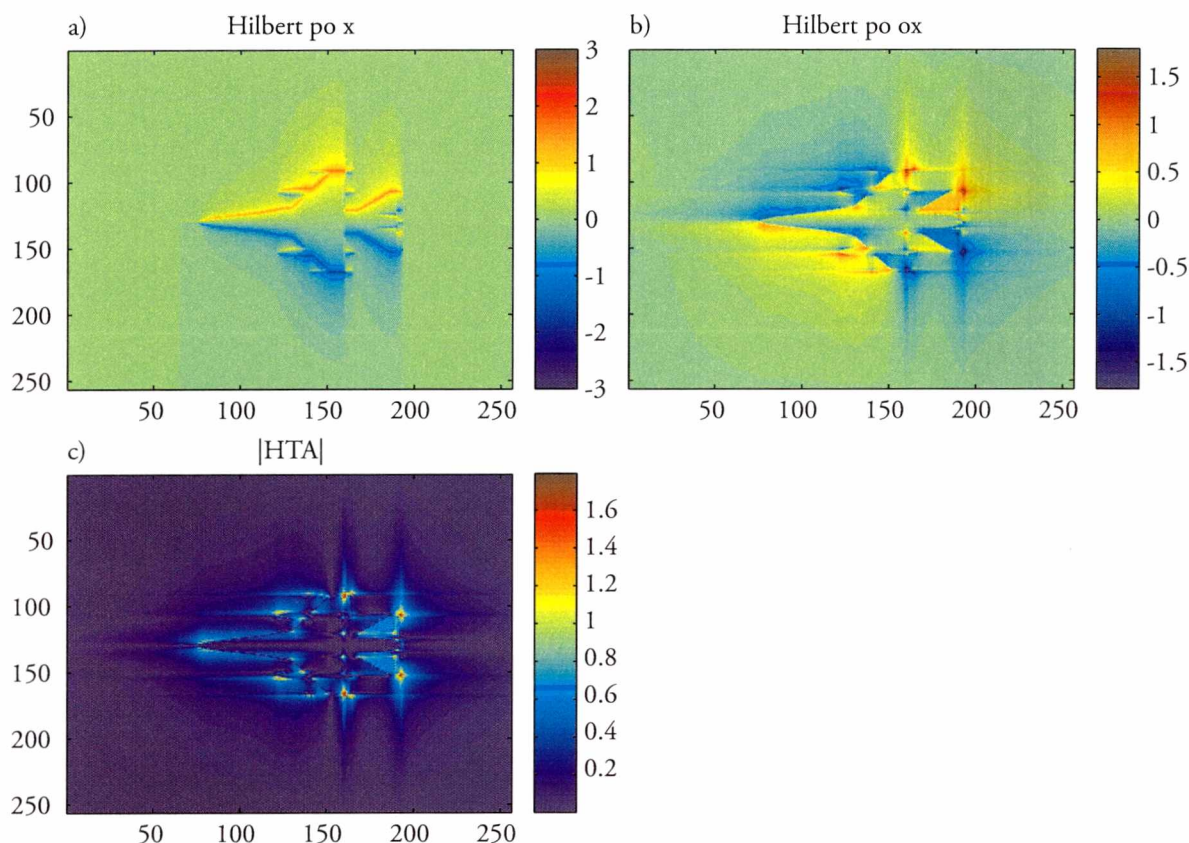
Rysunek 23 przedstawia poddany przekształceniu Hilberta obraz z rys. 34.a (lewa kolumna). Samo przekształcenie jest niezwykle przydatne podczas wykrywania krawędzi badanego obiektu, przy czym postać HTI wykrywa krawędzie obiektu, wskazując jednocześnie tendencje zmian jasności na obrazach w odcieniach szarości. Rysunek 23.d przedstawia natomiast sumę modułów przekształceń Hilberta poprowadzonych po obu osiach. Jest to bardzo użyteczna postać przekształcenia HTI, dzięki której można bardzo łatwo wyznaczyć granice badanego obiektu.



Rysunek 23. Sposób tworzenia izotropowego przekształcenia Hilberta

4.1.4. Anizotropowe przekształcenie Hilberta

Drugim i zarazem najczęściej występującym w niniejszej rozprawie przekształceniem, jest anizotropowe przekształcenie Hilberta (HTA) (skrypt 4, suplement). W odróżnieniu od HTI wykrywające granice obiektu HTA eksponuje mocne zmiany kierunku krawędzi badanego obiektu. Powstają wówczas tzw. punkty charakterystyczne, które dla każdego z badanych w niniejszej rozprawie obiektów są różne.



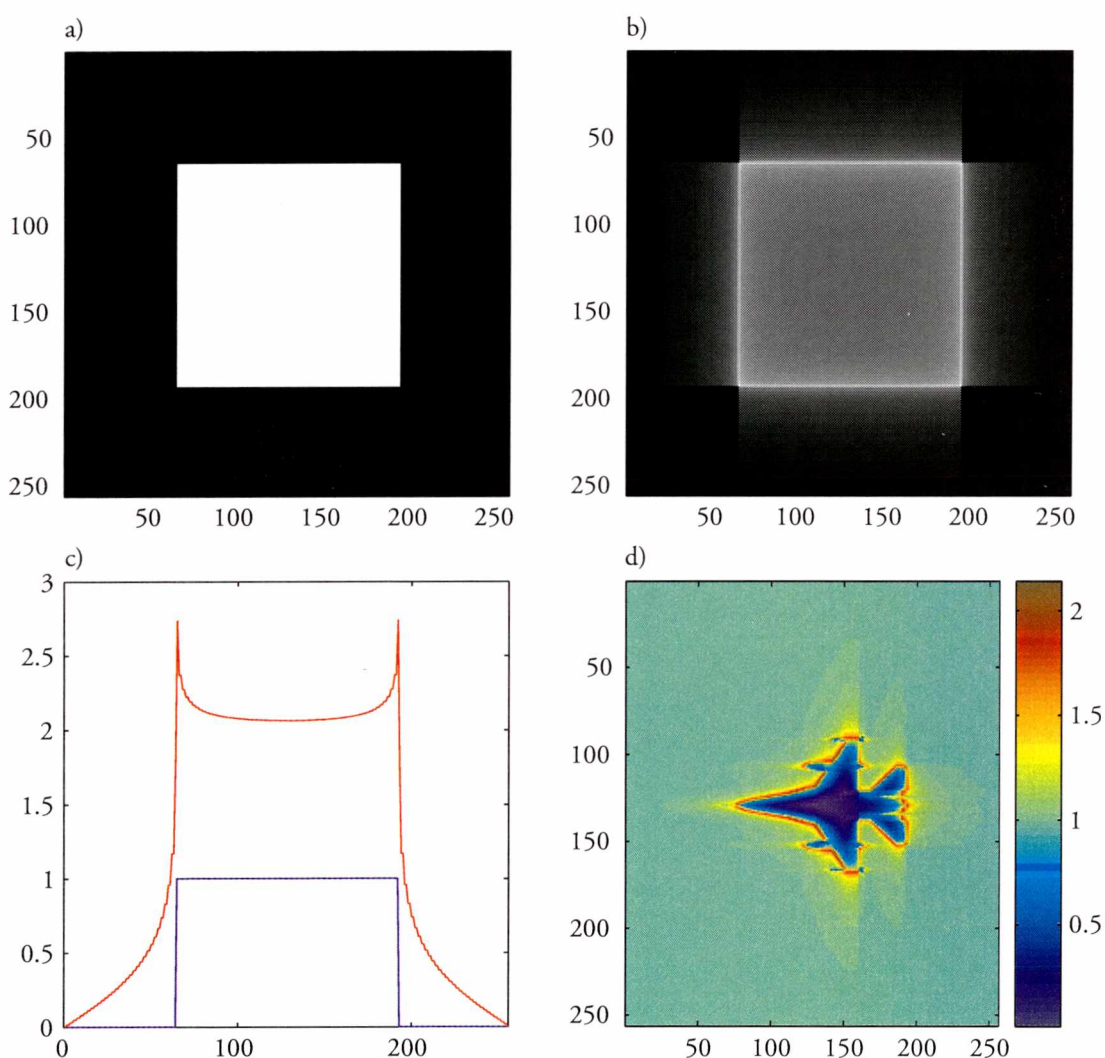
Rysunek 24. Wynik działania przekształcenia HTA (b) oraz jego moduł (c)

Jak widać z powyższego skryptu, odmiana HTA w drugim kroku tworzy przekształcenie Hilberta nie z obrazu pierwotnego, jak to ma miejsce przy HTI, ale z transponowanej postaci pierwszego przekształcenia Hilberta. Rysunek 24 przedstawia sposób działania odmiany HTA.

Przekształcenie HTA, podobnie jak HTI, eksponuje oprócz punktów charakterystycznych, ich charakter oraz charakter zmiany odcieni szarości w obrazie pierwotnym. HTAA, czyli moduł przekształcenia HTA eksponuje miejsca występowania gwałtownych zmian kształtu obiektu, bez względu na kierunek zmiany odcieni szarości obrazu pierwotnego. Wynik przekształcenia HTAA jest doskonałym materiałem do badania metodą punktów charakterystycznych (CPM), w której zakłada się, że informacje o punktach charakterystycznych można zapisać w postaci listy współrzędnych centroidów (środków ciężkości) poszczególnych punktów.

4.1.5. Izotropowe przekształcenie Foucault-a

Kolejnym hybrydowym przekształceniem z rodziny przekształceń Hilberta jest przekształcenie izotropowe Foucault-a (czyt. *Fuko*) (skrypt 5, suplement). Przekształcenie to, mimo iż nazwane jest izotropowym nie korzysta z wyników HTI czy HTIA, ale oblicza kwadraty pierwotnych przetwarzań Hilberta po obu osiach. Główną różnicą między przekształceniem izotropowym Hilberta a Foucault-a jest to, że to drugie oprócz obrazu, będącego wynikiem przekształcenia zawiera w sobie również obraz pierwotny. Hybryda tu zastosowana daje wyłącznie wartości dodatnie ze względu na fakt, iż wszystkie operacje, na które składa się przetwarzanie izotropowe Foucault-a operują na kwadratach wartości, a nie na ich wartościach pierwotnych, stosując w skrypcie wydzielenie części urojonej transformaty Hilberta do postaci rzeczywistej badanej macierzy.



Rysunek 25. Sposób działania izotropowego przekształcenia Foucault-a.

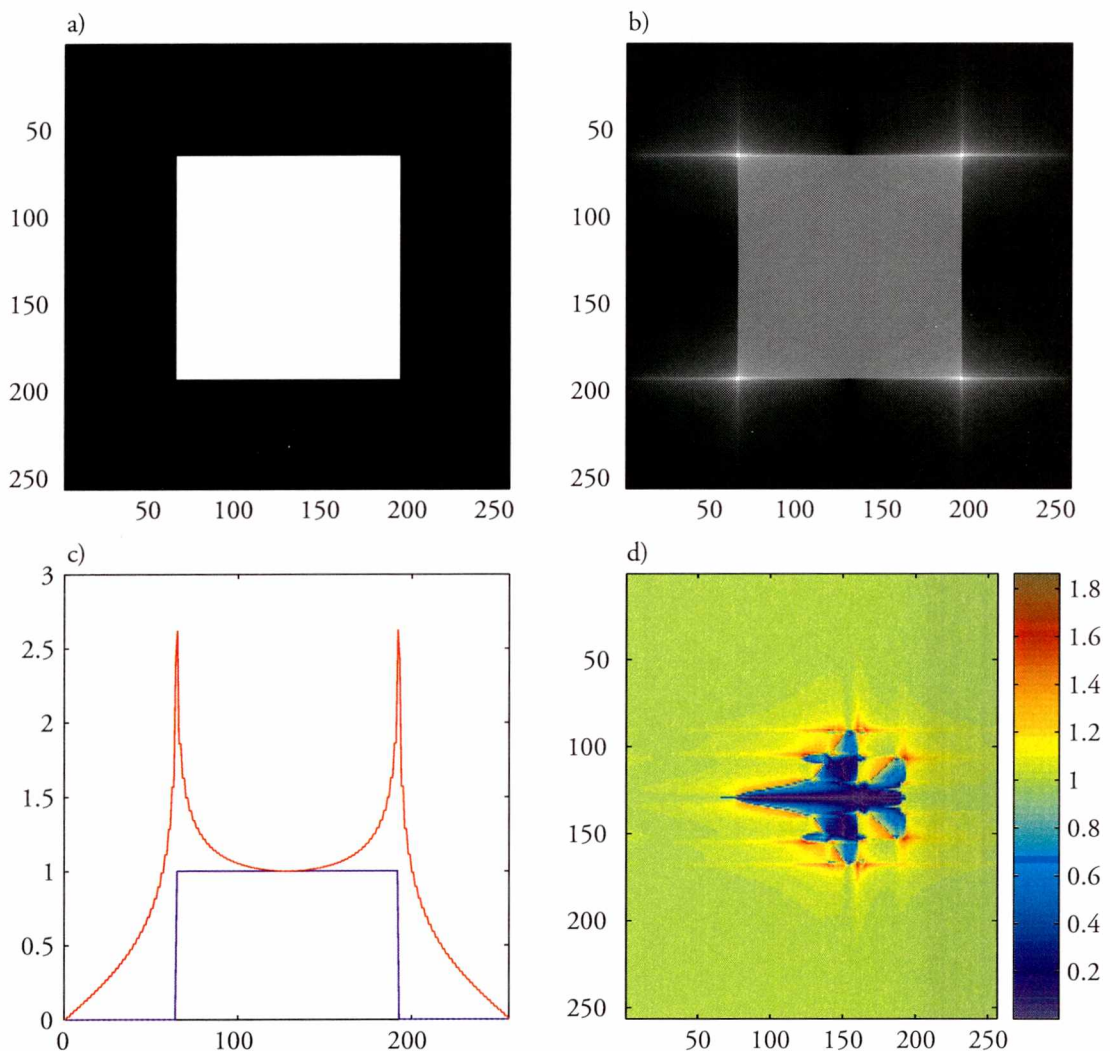
Rysunek 25 przedstawia wynik działania izotropowego przekształcenia Foucault-a. Obraz (a) – binaryzowany obraz pierwotny, (b) – obraz transformaty Foucault-a, (c) – przebieg widma przekształcenia Foucault-a ze 65-go wiersza transformaty FCI. (d) – obraz wyjściowy

wygenerowany izotropowym przekształceniem Foucault-a, dla którego sygnałem wejściowym był rysunek 22.a (lewa kolumna).

4.1.6. Anizotropowe przekształcenie Foucault-a

Tak jak przekształcenie izotropowe Foucault-a jest podobne do izotropowego przekształcenia Hilberta, anizotropowe przekształcenie Foucault-a jest podobne do anizotropowego przekształcenia Hilberta. Skrypt 6 przedstawia realizację anizotropowego przekształcenia Foucault-a.

W samej definicji przekształcenia Foucault-a istnieje pewna różnica: w przekształceniu anizotropowym po drugiej iteracji Hilberta z obrazu będącego wynikiem pierwszego przekształcenia, wyniku nie podnosi się do kwadratu.



Rysunek 26. Sposób działania anizotropowego przekształcenia Foucault-a.

Powyższa sytuacja spowodowana jest tym, że wynik przetwarzania Hilberta podniesiony do kwadratu wg zależności:

$$img = hilbert(hilbert(x)^2) \quad (9)$$

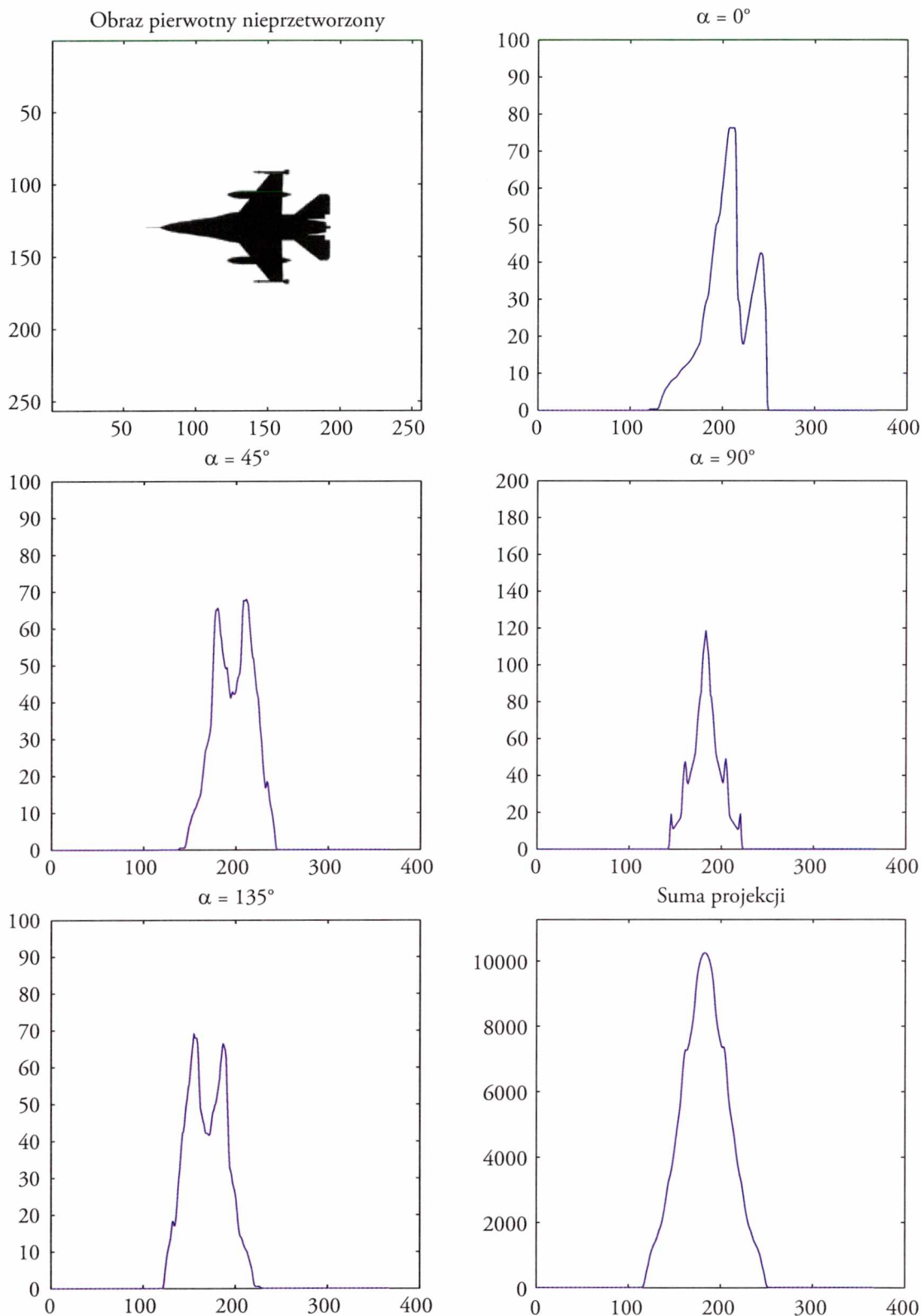
daje bardzo mocną ekspozycję maksimów w punktach gwałtownego załamania kształtu obiektu, względem obrazu pierwotnego, który zawarty jest w wyniku przekształcenia Foucault-a. Sytuacja taka powoduje, że lepszym rozwiązaniem jest zastosowanie zwykłego przekształcenia HTA, gdyż daje ono w wyniku bardzo podobne sygnały badawcze (transformaty).

4.1.7. Hybrydowe Przekształcenie Radona

Pierwotne przekształcenie Radona zostało opisane w rozdziale 3.4.3, jednak na potrzeby niniejszej rozprawy opracowano pewną jej modyfikację. Skrypt 7 (suplement) przedstawia postać przekształcenia Radona wykorzystywaną w niniejszej rozprawie.

Skrypt ten jest jednym z najpotężniejszych narzędzi do wyznaczania sygnaturowego opisu obiektu.

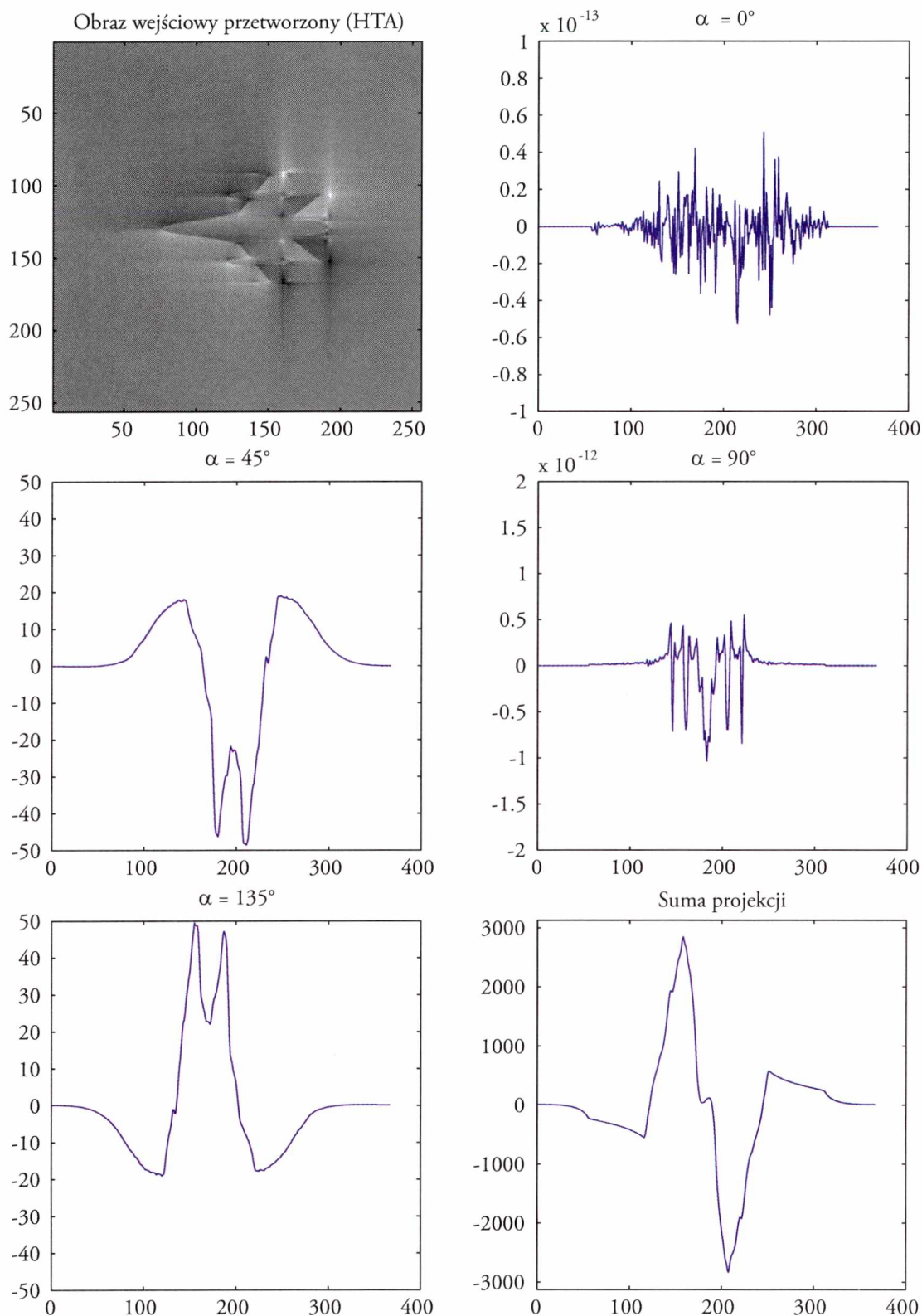
Sam skrypt składa się z dwóch głównych instrukcji: pierwsza wywołuje predefiniowaną funkcję Matlaba – `radon(data, theta)`; zmienna *data* to macierz, dla której będą obliczane projekcje, *theta* natomiast to tablica kątów, dla których ma być obliczony zestaw projekcji. Na kolejnych rysunkach pokazano, że nie do każdej klasy obrazów pierwotnych przekształcenie Radona przynosi określone korzyści w postaci np. unikalnej sygnatury w każdej klasie badanych obiektów. Przy odpowiednio dobranych, wstępnie przetworzonych obrazach można uzyskać charakterystykę sygnaturową, której kształt będzie niezmienny – bez względu na kąt obrotu płaskiego obrazu badanego obiektu. Przetwarzanie to jest wręcz idealne do badania oraz rozpoznawania obiektów płaskich, np. liter tekstu, bądź też innych obiektów, których pierwotna natura pozwala na ich obserwację wyłącznie z jednego kierunku. Przykład algorytmu wraz z kodem źródłowym skryptów oraz wynikami w postaci charakterystyk oraz macierzy korelacyjnych przedstawia rozdział 4.4. Wyniki tego rozdziału były wskazówką do przeprowadzenia kolejnych eksperymentów, które miały na celu przyspieszenie działania algorytmów identyfikujących obiekty obserwowane w przestrzeni trójwymiarowej, bez z góry zadanego przestrzennego kąta obserwacji obiektu. Obiekty tego typu stanowią podstawę badawczą niniejszej rozprawy, dlatego też postanowiono bliżej przyjrzeć się przetwarzaniu Radona oraz jego zastosowaniu przy definiowaniu opisu sygnaturowego jak najbardziej niezależnego od kąta obserwacji przestrzennej obiektu badanego.



Rysunek 27. Wynik działania przekształcenia Radona na obrazie binarnym

Powyższy rysunek przedstawia wynik przekształcenia Radona przeprowadzonego dla kilku wybranych kątów projekcji. Poszczególne projekcje zostały opisane wartościami kątów nad odpowiednim rysunkiem, suma projekcji natomiast została obliczona dla kątów z zakresu $0 \div 179^\circ$ z krokiem 1° - czyli 180 projekcji. Kolejny rysunek przedstawia identyczny schemat przekształcenia Radona, jednak obraz źródłowy został poddany anizotropowemu przekształ-

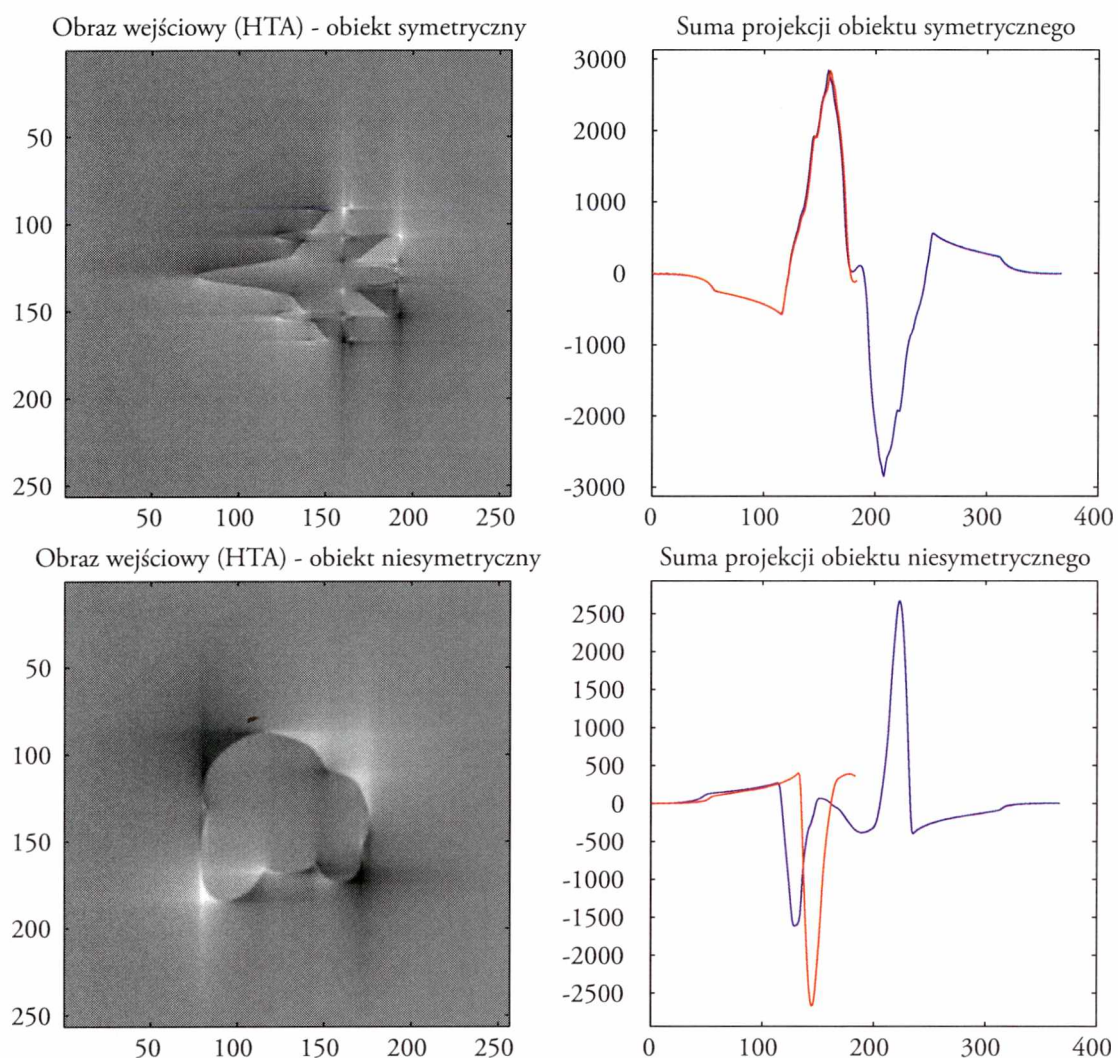
ceniu Hilberta. Jak należało się spodziewać, przebiegi poszczególnych projekcji nie mają już tak oczywistego charakteru, jak to ma miejsce w przypadku nieprzetworzonego obrazu wejściowego.



Rysunek 28. Wynik działania przekształcenia Radona na przetworzonym HTA

W przypadku sumy projekcji na powyższym rysunku można zauważyć, że przebieg sprawia wrażenia, jakby składał się z dwóch identycznych połówek, z których jedna jest obrócona

względem drugiej o 180° . Taki przebieg charakterystyki sygnaturowej jest charakterystyczny wyłącznie dla obiektów, które są symetryczne przynajmniej po jednej osi. Dla obiektów niesymetrycznych taka własność już nie zachodzi. Rysunek poniżej przedstawia sytuację, w której jeden z badanych obiektów jest symetryczny, a drugi – nie.



Rysunek 29. Suma projekcji Radona obiektów: symetrycznego i niesymetrycznego

Rysunek 28 ujawnia jeszcze jedną ciekawą własność. Dla projekcji o kątach 0° oraz 90° (oraz ich fazowych przesunięć) projekcja ma wartości w okolicach zera. Widać to po skali osi y obu charakterystyk. Przy skali rzędu $10^{-12} \div 10^{-13}$ w porównaniu do $10^1 \div 10^2$, jak to ma miejsce dla innych kątów przyjęto, że przebieg charakterystyk dla kątów 0 oraz 90° to niedokładności związane z kwantowaniem rzeczywistej postaci obrazu, a ich wartości są pomijalnie małe.

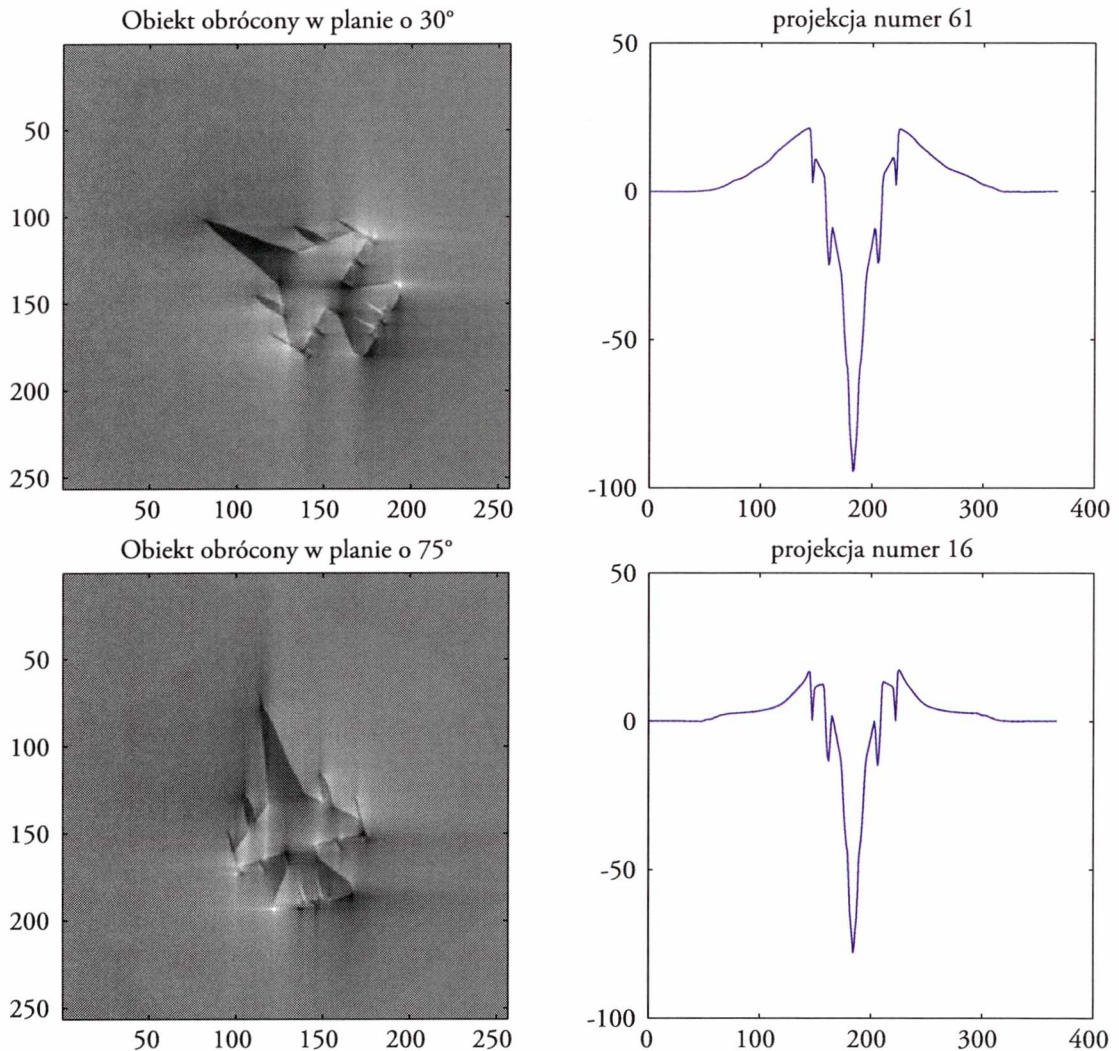
Kolejna własność przekształcenia Radona jest niezwykle użyteczna podczas identyfikacji obiektów latających, z profilu satelitarnego. Cechą charakterystyczną tego profilu jest to, że obiekty widziane są z góry, dzięki czemu widoczna jest najbardziej unikalna, a co za tym – najbardziej charakterystyczna strona badanego obiektu. Rysunek 30 przedstawia sposób wykorzystania przekształcenia Radona do rozpoznania kąta kursowego obserwowanego

obiekty. Dzięki wiedzy, jakim zniekształceniem kątowym obarczony jest obraz identyfikowanego obiektu, przed przystąpieniem do właściwej identyfikacji można to zniekształcenie usunąć. Jedną ze zmiennych wyników opracowanego przekształcenia Radona jest zmienna przechowująca wszystkie 180 projekcji obiektu z zakresu $0 \div 179^\circ$. Aby wyznaczyć kąt, pod jakim obrócony jest obiekt, należy zastosować następującą zależność:

$$k = 90 - \text{index}(\max(c_{\text{corr}})) + 1 \quad (10)$$

gdzie: c_{corr} - wartość współczynnika korelacji lustrzanego odbicia projekcji przekształcenia Radona
 $\text{index}(\max(c_{\text{corr}}))$ - pozycja w zbiorze projekcji najwyższego współczynnika korelacji c_{corr}

Powyższy wzór powyżej wyszukuje pozycję w zbiorze przekształceń Radona badanego obiektu najbardziej symetrycznej projekcji. Współczynnik symetrii obliczany jest jako współczynnik korelacji lewej połówki przekształcenia oraz lustrzanego odbicia prawej połówki przekształcenia.



Rysunek 30. Wyznaczone najbardziej symetrycznego przekształcenie Radona

W przykładzie z rysunku 42 przedstawiono obiekt obrócony o kąt 30° , dla którego pozycja najwyższego współczynnika symetrii wynosi 61. Stąd wiadomo, że badany obiekt obrócony

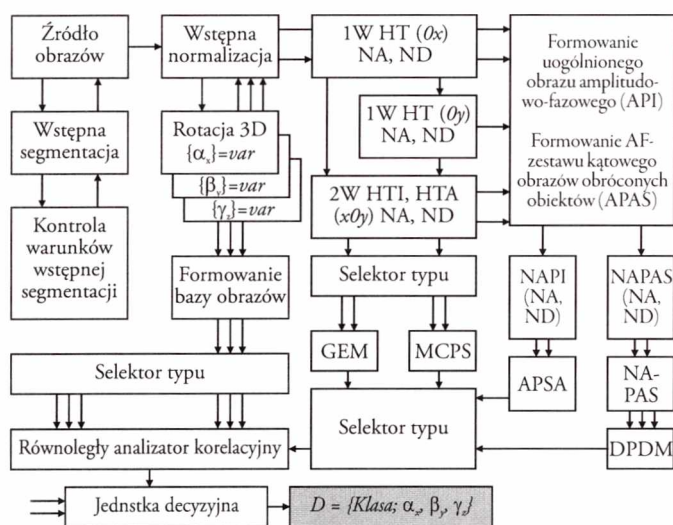
jest o kąt $90-61+1$, czyli 30° . W drugim przypadku najbardziej symetryczne przekształcenie znajduje się pod indeksem 16, czyli obiekt obrócony jest o kąt: $90-16+1$, czyli 75° .

W niniejszym podrozdziale przedstawiono najbardziej użyteczne zastosowania przekształcenia Radona. Inne natomiast zastosowania zostaną, w miarę potrzeb, opisane w dalszej części rozprawy.

4.2. Struktury algorytmów analizy i identyfikacji obiektów na podstawie 2-D COH.

Analiza oraz identyfikacja obiektów, jako procedura przedstawiona w niniejszej rozprawie opera się na obliczaniu współczynników korelacji obrazu obiektu badanego z obrazem pochodzącym z bazy wzorców. Uogólnioną procedurę korelacyjną przedstawia rysunek 31.

Oba obrazy przed korelowaniem zostają poddane dokładnie tym samym przetwarzaniom. Obrazy obiektu badanego pobierane są z otoczenia za pomocą jednego z ogólnie dostępnych systemów akwizycji, po czym następuje segmentacja sceny w celu oddzielenia obrazu obiektu badanego od różnego rodzaju zakłóceń – zazwyczaj tła sceny. W kolejnym kroku następuje normalizacja rozmiarów kształtu tak, aby rozmiar badanego obiektu odpowiadał rozmiarowi obiektu z bazy wzorców. Ostatnim krokiem jest przeprowadzenie iteracyjnej korelacji ze zbiorem obiektów wzorcowych.



Rysunek 31. Uogólniona struktura algorytmu identyfikacji opartej na kątowej analizie amplitudowo-fazowej

Obliczenia korelacyjne wewnątrzklasowe realizowane są przez skrypt 8. Aby poniższy skrypt mógł również realizować prawidłowo obliczenia korelacyjne międzyklasowe, konieczna jest jego modyfikacja, polegająca na warunkowym wykonywaniu instrukcji:

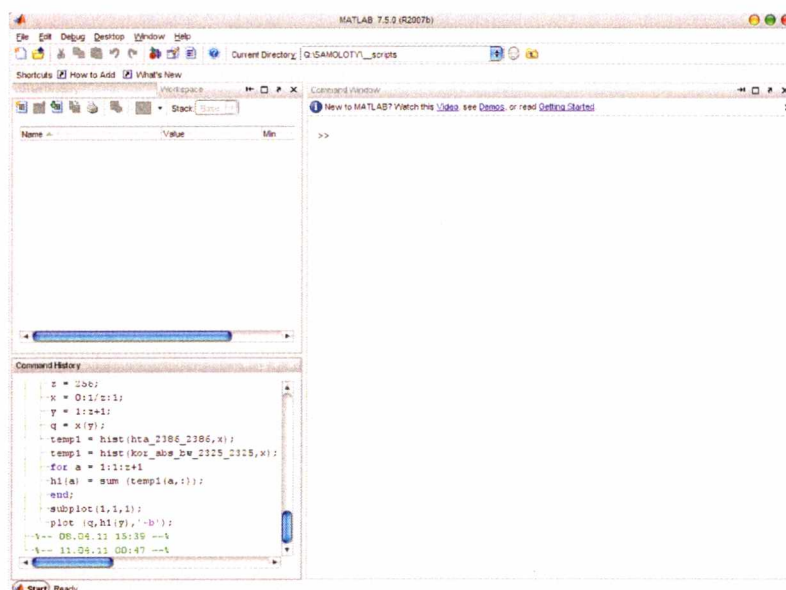
```
done (y,x) = done (x,y);
```

Powinna ona być wykonywana jedynie dla korelacji wewnątrzklasowych. Alternatywnym rozwiązaniem jest usunięcie tej liniiki kodu, jednakże wiąże się to ze zdwojeniem czasu potrzebnym na obliczanie macierzy korelacji wewnątrzklasowych.

4.3. Opis oprogramowania badawczego do modelowania metod uogólnionej amplitudowo-fazowej analizy 2- i 3-D obrazów cyfrowych.

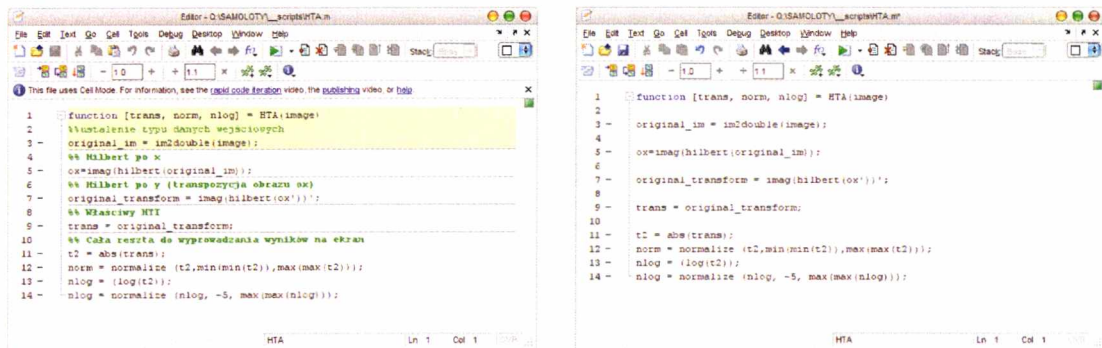
Wszystkie badania opisane w niniejszej rozprawie zostały zrealizowane za pomocą środowiska zaawansowanych obliczeń matematycznych Matlab.

Matlab jest językiem wysokiego poziomu, którego polecenia, operatory oraz funkcje stosuje się do szeroko rozumianych obliczeń numerycznych – w szczególności na macierzach oraz liczbach zespolonych. Wszystkie wyniki obliczeń mogą być wizualizowane za pomocą grafiki 2D oraz 3D nierzadko z wykorzystaniem możliwości współczesnych procesorów graficznych. Ponad 500 funkcji Matlaba realizuje podstawowe algorytmy numeryczne, operacje macierzowe, wielomianowe, interpolacyjne, aproksymacyjne, transformacje Fouriera oraz wiele innych. Pomijając fakt, iż sam pakiet Matlab jest programowaniem zamkniętym, to wszystkie operatory możliwe do wykorzystania w tworzonych przez siebie rozwiązaniach, są zapisane w unikalnych plikach dyskowych, dzięki czemu możliwa jest stosunkowo prosta adaptacja już istniejących funkcji na swoje potrzeby. Bardzo funkcjonalny, a jednocześnie surowy interfejs programu głównego skutecznie chroni użytkownika przed nawalem informacji wyświetlanych podczas procesu kompilacji kodu, a które są domeną wielu innych kompilatorów języków wysokiego poziomu (np. Embarcadero Delphi). Dzięki temu użytkownik może zająć się tym, do czego Matlab został stworzony – prototypowaniem zaawansowanych obliczeń i rozwiązań numerycznych. Główny interfejs zawiera kilka osadzonych okienek, m.in.: Command Window, Command History oraz Workspace, jednakże w większości przypadków jest on jedynie wykorzystywany do wywoływania funkcji Matlaba lub uruchamiania samodzielnie tworzonych skryptów. Rysunek 32 przedstawia wygląd podstawowego interfejsu programu.



Rysunek 32. Interfejs główny programu Matlab.

Skrypty można uruchamiać w wielu trybach, umożliwiających interakcję ze skryptem na różnym poziomie. Skrypty można uruchamiać tak, jak wszystkie inne funkcje Matlaba – przez podanie nazwy, można je wykonywać krok po kroku, ale można też uruchamiać je w trybie tzw. *Rapid Code Iteration*, dzięki czemu można wykonywać tylko poszczególne części skryptu. Jednak skrypt tak musi być odpowiednio zredagowany. Poniżej przedstawiono dwa funkcjonalnie tożsame skrypty, jednak skrypt po prawej może być wykonywany tylko w całości lub krok po kroku. Natomiast skrypt po lewej został podzielony na bloki, które można wykonywać całkowicie niezależnie, nieliniowo i w całkowitym oderwaniu od pozostałych bloków skryptu. Aby wykonać dany blok, należy w jego wnętrzu ustawić kursor (co zostanie zasygnalizowane żółtym tłem bloku), a następnie wcisnąć kombinację klawiszy Ctrl+Enter. Jest to znakomity sposób na ewaluację zmiennych oraz śledzenie poprawności wykonywania poszczególnych części kodu tworzonego właśnie skryptu.



Rysunek 33. Okno skryptu obliczającego funkcję anizotropowego przekształcenia Hilberta z włączoną funkcją *Rapid Code Iteration* (po lewej) oraz kod w postaci liniowej (po prawej).

Do pozostałych zalet środowiska można zaliczyć:

- brak weryfikacji zgodności typów na etapie wywoływania funkcji,
- pełna opcjonalność parametrów wywołania funkcji – tylko od programisty zależy, ile zostanie ich dostarczonych wywoływanej funkcji,
- banalnie prosta w zapisie składnia operacji macierzowych, które w innych językach programowania wymagałyby wielu linijek kodu do ich funkcjonalnie tożsamej implementacji.

Matlab ma możliwość praktycznie nieograniczonego rozbudowywania swoich funkcji i aplikacji środowiska dzięki tzw. *toolbox-om*. Są to zestawy procedur oraz funkcji tworzone przez firmę MathWorks – twórcę programu Matlab. Sposób rozszerzania funkcji Matlaba można porównać do wykorzystywania prekompilowanych modułów w językach wysokiego poziomu, gdzie w pierwszych linijkach kodu programu należy wskazać, z jakich modułów tworzony program ma korzystać. W przypadku Matlaba koniecznym jest doinstalowanie modułów dokładnie w taki sam sposób, w jaki instaluje się program główny. Wszystkie możliwości ograniczane są jedynie tzw. numerem PLP podawanym w czasie instalacji, który wskazuje, z jakich toolbox-ów można korzystać, jaki jest sposób licencjonowania pracy pakietu itp. Ma-

tlab wykorzystywany do badań na potrzeby niniejszej rozprawy był zainstalowany jako licencja badawcza zabezpieczona kluczem sprzętowy.

Oprócz programu głównego zostały zainstalowane dwa *toolbox-y* pomocnicze: Signal Processing Toolbox oraz Image Processing Toolbox. Oba one rozszerzały podstawową funkcjonalność Matlaba o funkcje przetwarzające sygnały dwuwymiarowe oraz trójwymiarowe (obrazy). Jedną z podstawowych operacji obróbki wstępnej, szczegółowo opisanej w rozdziale 2.1.2 niniejszej rozprawy jest segmentacja sceny i wyłonienie z badanego obrazu jedynie obrazów obiektów badanych z jednoczesnym odrzuceniem obrazów obiektów tła, które na tym etapie obróbki stanowi szum informacyjny. Na potrzeby segmentacji obrazów cyfrowych wykorzystano algorytm, którego trzonem jest dostarczona z *Image Processing Toolbox* funkcja **regionprops**.

4.3.1. Segmentacja obrazów cyfrowych.

Głównym celem segmentacji obrazów cyfrowych w niniejszej rozprawie jest oddzielenie obrazów badanych obiektów od obrazów będących tłem badanej sceny.

Pierwszym krokiem algorytmu segmentacji jest podział obrazu na obwody zamknięte (segmenty). Zazwyczaj w kroku tym stosuje się różnego rodzaju zabiegi pomocnicze, np. binaryzację, dzięki której zredukowana zostaje ilość odcieni szarości, redukując tym samym złożoność informacyjną obrazu cyfrowego. Po przeprowadzonej binaryzacji następuje etykietowanie poszczególnych segmentów, których dalszy opis statystyczny realizowany jest za pomocą niezwykle użytecznej i uniwersalnej funkcji **regionprops**. Jej podstawowe parametry wejściowe oraz wyjściowe omówiono poniżej, natomiast przykład jej zastosowania został omówiony na przykładzie w rozdziale 4.4. Mimo, iż jest to dość dobrze udokumentowana funkcja, jej ogólny opis został tu zamieszczony ze względu na fakt, iż niektóre parametry wyjściowe funkcji są znakomitymi unikalnymi identyfikatorami klas obiektów – w szczególności obiektów płaskich (np. litery).

Funkcja **regionprops** dokonuje pomiaru podstawowych właściwości zamkniętych regionów w badanym obrazie. Ma ona stosunkowo proste wywołanie, a jego podstawowa składnia to:

```
S = regionprops (img, właściwości)
```

gdzie: **img** – badany obraz binarny
 właściwości – zestaw cech, jakie mają zostać zwrócone przez funkcję

Zestaw cech określonych tu jako **właściwości** to ciągi znaków, przedstawiających angielskie nazwy zwracanych cech. Zazwyczaj stosowane są tylko dwa ciągi znaków: **'all'** oraz **'basic'**.

W wyniku działania funkcji powstaje struktura danych, którą można porównać do tablicy danych typu rekordowego w językach wysokiego poziomu. Ilość elementów tablicy (rekordów) odpowiada ilości przebadanych elementów (obszarów zamkniętych) w obrazie, natomiast struktura pojedynczego rekordu zależy od ciągu (ciągów) znaków określonych jako

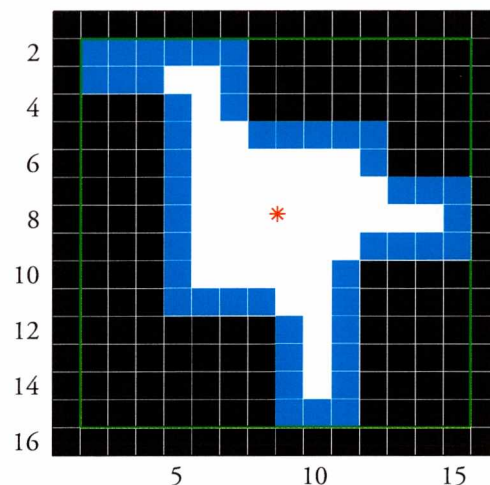
właściwości wywołania funkcji. Pełen zestaw cech zwracany przy zastosowaniu ciągu 'all' przedstawia się następująco: 'Area', 'BoundingBox', 'Centroid', 'ConvexArea', 'ConvexHull', 'ConvexImage', 'Eccentricity', 'EquivDiameter', 'EulerNumber', 'Extent', 'Extrema', 'FilledArea', 'FilledImage', 'Image', 'MajorAxisLength', 'MinorAxisLength', 'Orientation', 'Perimeter', 'PixelIdxList', 'PixelList', 'Solidity'. W przypadku właściwości określonej słowem 'basic' zwracane są jedynie cechy: 'Area', 'BoundingBox' oraz 'Centroid'. Na potrzeby prototypowania określonych rozwiązań można na wejściu określić tylko te cechy, które w danym rozwiązaniu będą potrzebne. Wówczas zamiast słów 'all' lub 'basic' w wywołaniu wypisuje się listę pożądanych cech oddzielonych przecinkiem.

Poniżej przedstawiono krótki opis własności przydatnych podczas tworzenia mechanizmów identyfikacji obiektów na obrazach cyfrowych.

'Area' – liczba pikseli w pojedynczym regionie,

'BoundingBox' – najmniejszy prostokąt opisujący region, zwracany jako para współrzędnych, gdzie pierwsza z nich to współrzędne górnego lewego narożnika, natomiast druga to długość prostokąta podawana w kolejności x, y . Wartość wielowymiarowa może być stosowana do trójwymiarowych typów danych – wówczas zamiast prostokąta opisującego, zwracany jest sześcian,

'Centroid' – środek ciężkości regionu. Pierwsza współrzędna jest horyzontalna (x), druga natomiast jest wertykalna (y). Kolejne elementy współrzędnej zwracane są w kolejności wymiarów badanej macierzy.



Rysunek 34. Badany region (białe pole) z podstawowym opisem statystycznym

Rysunek 34 przedstawia obraz binaryzowany z wydzielonymi trzema parametrami:

- BoundingBox – linia zielona – pokazuje najmniejszy prostokąt opisujący badane pole,
- Centroid – czerwona gwiazdka – pokazuje środek ciężkości obszaru,
- Perimeter (p) – niebieski obszar – symbolizuje obwód obszaru.

W pobieżnej (zgrubnej) klasyfikacji obiektów można posłużyć się tzw. współczynnikiem kształtu (c_s), który można obliczać dla poszczególnych obszarów analizowanego obszaru:

$$c_s = \frac{s}{p^2} \quad (11)$$

gdzie: p – obwód obszaru na obrazie binarnym
 s – pole powierzchni obszaru

‘ConvexHull’ – otoczka wypukła. Pole to przechowuje listę współrzędnych elementów wielokąta stanowiącego otoczkę wypukłą – powierzchniowo najmniejszego wielokąta całkowicie opisującego badany region. Działa tylko na obrazach dwuwymiarowych.

‘ConvexImage’ – obraz otoczki wypukłej. Pole to przechowuje obraz binarny otoczki wypukłej. Obraz w całości mieści się w prostokącie opisanym współrzędnymi *BoundingBox* Działa tylko na obrazach dwuwymiarowych.

‘Eccentricity’ – mimośród elipsy odpowiadającej drugiej identycznej elipsie w regionie. Mimośród jest to stosunek odległości między ogniskami elipsy i długości jej osi głównej. Wartość jest z zakresu 0..1 (wartości 0 i 1 są przypadkami skrajnymi). Elipsy, których mimośród wynosi 0 są okręgami, natomiast mimośród o wartości 1 jest charakterystyczny dla odcinka. Działa tylko na obrazach dwuwymiarowych.

‘EquivDiameter’ – promień okręgu o tym samym polu, co badany region, obliczony jako:

$$'EquivDiameter' = \sqrt{\frac{4 * 'Area'}{\pi}} \quad (12)$$

Działa tylko na obrazach dwuwymiarowych.

‘EulerNumber’ – własność przechowuje różnicę ilości obszarów w regionie i ilości dziur w tymże regionie.

‘Extent’ – własność wyrażona jako stosunek powierzchni obszaru do pola powierzchni prostokąta go opisującego:

$$'Extent' = \frac{'Area'}{s('BoundingBox')} \quad (13)$$

gdzie: s – pole powierzchni obszaru

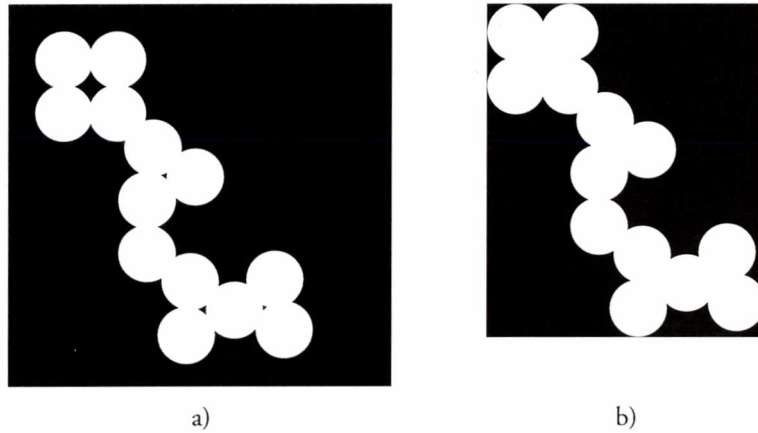
Działa tylko na obrazach dwuwymiarowych.

‘Extrema’ – macierz 8x2; własność przechowuje osiem współrzędnych punktów zestawionych z priorytetem określonych boków np. góra-lewo i lewo-góra. Działa tylko na obrazach dwuwymiarowych.

‘FilledArea’ – własność przechowuje ilość pikseli zawartych w obrazie bitowym przechowywanym w zmiennej *FilledImage*.

'FilledImage' – własność przechowuje binarny obraz obiektu przechowywanego w zmiennej *'Image'*.

'Image' – własność przechowuje binarny obraz o rozmiarach opisanych w *'BoundingBox'*, w którym włączone piksele odpowiadają badanemu regionowi, wyłączone zaś są poza obszarem regionu.



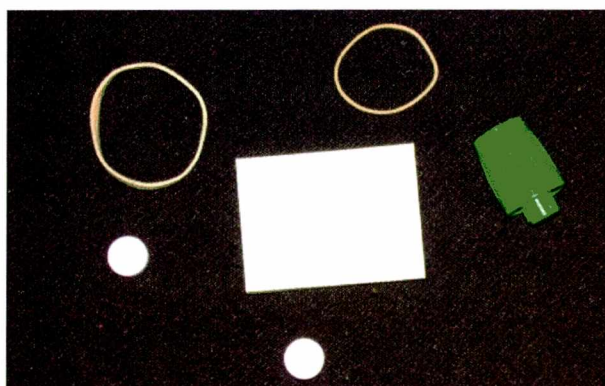
Rysunek 35. Postać dwóch zmiennych: a) *'Image'*, b) *'FilledImage'*

Źródło: *Image Processing Toolbox Manual for Matlab*

4.4. Przykłady realizacji metod i oprogramowania do modelowania WIS-COH.

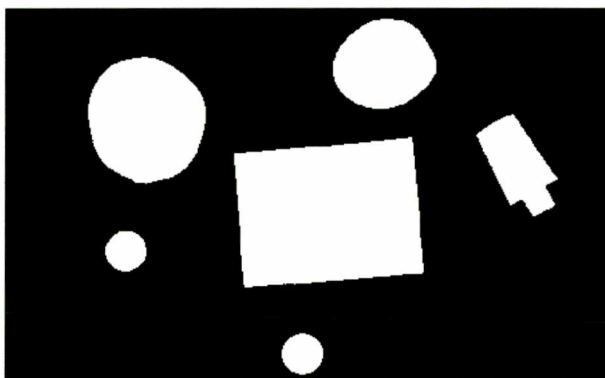
W niniejszym podrozdziale przedstawiono realizację przykładowej procedury identyfikacji obiektów wg określonych, z góry zadanych kryteriów. Pierwsza część tego zadania została zaczerpnięta z samouczka programu Matlab² i ze względu na swoją powszechną dostępność, ta część zadania zostanie omówiona tylko we fragmentach, których znajomość jest niezbędna do wykonania jej drugiej części. Procedura *Identifying round objects* jest bardzo dobrym przykładem możliwości zastosowania hybrydowych przekształceń Hilberta do zaawansowanej identyfikacji obiektów na cyfrowych obrazach. Z pierwszej treści zadania wynika, iż należy odnaleźć na obrazie cyfrowym wszystkie obiekty *okrągłe*.

Etap 1 – Read Image – akwizycja obrazu. Pozyskanie cyfrowego obrazu dowolną metodą. W tym zadaniu jest to odczyt z dysku, ale może to być dowolna metoda, która daje w efekcie obraz statyczny.



Rysunek 36. Cyfrowy obraz nieprzetworzony

Etap 2 – Threshold the Image – binaryzacja obrazu. Na tym etapie następuje wstępny podział na obszary, które będą traktowane jako obiekty lub tło.



Rysunek 37. Obraz pierwotny po binaryzacji oraz usunięciu szumu (etapy 2 i 3)

Etap 3 – Remove the Noise – usunięcie szumu. Na tym etapie zostają usunięte wszystkie obszary, których powierzchnia jest mniejsza od 30px.

² Dla Matlab 2007b: Start -> Toolboxes -> Image Processing -> Demos -> Identifying Round Objects

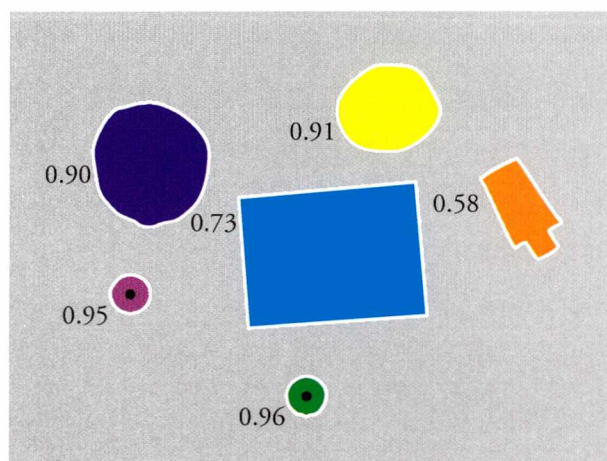
Etap 4 – Find the Boundaries – wyznaczenie granic obszarów. Na tym etapie zostają zdefiniowane tablice współrzędnych, których wektoryzacja odtwarza kształty wszystkich zamkniętych obszarów na badanym obrazie.

Etap 5 – Determine which Objects are Round – wyznaczenie obiektów „najbardziej okrągłych”. Okrągłość obiektu w tym przypadku określana jest zależnością matematyczną wyrażoną poniższym wzorem:

$$m = \frac{4\pi s}{o^2} \quad (14)$$

gdzie: m – współczynnik okrągłości. Dla idealnego okręgu $m = 1$
 s – powierzchnia badanego kształtu
 o – obwód badanego kształtu

W zadaniu przyjęto, że każdy kształt, dla którego $m > 0,94$ jest okręgiem.



Rysunek 38. Wynik działania skryptu z zadania demonstracyjnego

Dalsza część zadania stanowi całkowicie nowe, własne opracowanie na potrzeby wykazania właściwości niektórych hybryd przekształcenia Hilberta.

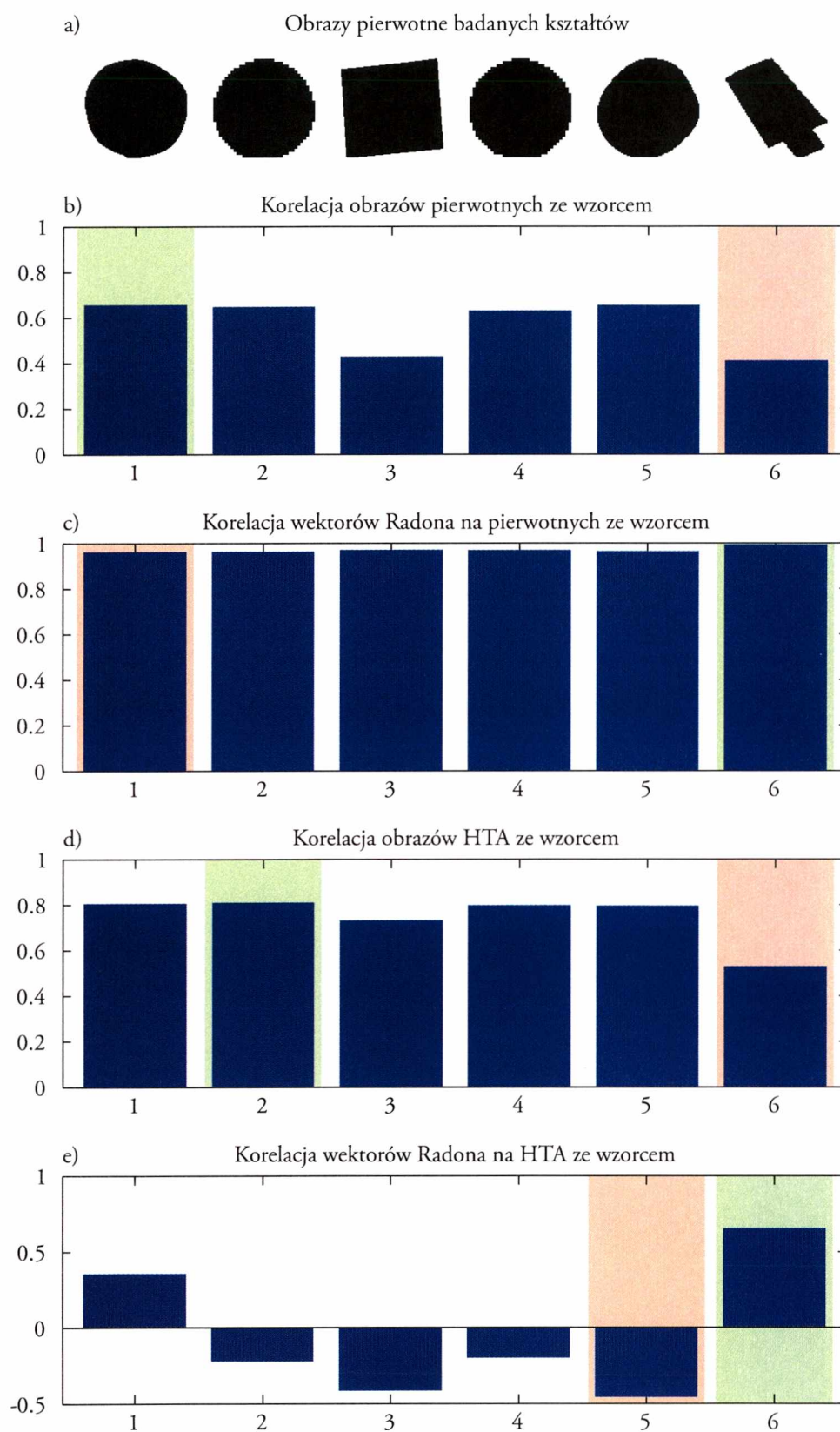
Etap 6 – Odnalezienie kształtu podobnego do wzorca – wyznaczenie obiektu najbardziej podobnego do wzorca. W poprzednim etapie, gdzie wyznaczano obszary najbardziej okrągłe przyjęto zasadę, że „okrągłość” obszaru można zdefiniować w postaci wzoru matematycznego (wzór 28).

W etapie szóstym natomiast konieczne jest zastosowanie metod korelacyjnych do wyznaczenia segmentu badanego obrazu, którego współczynnik korelacji postaci przetworzonej oraz tak samo przetworzonej postaci wzorca jest najwyższy. Dla wykazania korzyści płynących z zastosowania hybrydowych przekształceń Hilberta, eksperyment podzielono na kilka sekwencji korelacyjnych:

- korelacja obiektów pierwotnych,
- korelacja wektorów Radona na obrazach pierwotnych,
- korelacja obiektów poddany hybrydzie HTA,

– korelacja obiektów poddanych hybrydzie HTA-Radon.

Współczynniki korelacji względem wzorca przedstawiono poniżej.



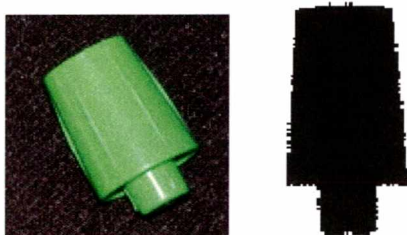
Rysunek 39. Współczynniki korelacji w zależności od przetwarzania

Charakterystyki korelacyjne, które przedstawia rysunek 39 obrazują skrajne wartości współczynników korelacji dla różnych przetwarzań. Obraz wzorca, z którym porównywano poszczególne elementy obrazu, przedstawia rysunek 40 (obraz cyfrowy kształtu wzorca).



Rysunek 40. Cyfrowy obraz poszukiwanego kształtu.

Z porównania dwóch ostatnich rysunków wynika niezbicie, że najlepszą sprawność identyfikacyjną ma w tym przypadku hybryda HTA-Radon, dzięki której możliwa jest identyfikacja obiektów na bazie wzorców w warunkach uniemożliwiających określenie podstawowych parametrów morfologicznych – skali oraz orientacji. W procedurze tej najistotniejszy jest brak konieczności niwelowania wcześniej wymienionych zniekształceń morfologicznych; nie dość, że wzorzec stanowi 135% wielkości obiektu na obrazie, to dodatkowo jest obrócony o 30° (rysunek 41).



Rysunek 41. Porównanie rozmiarów i orientacji obrazu badanego oraz wzorca

Skrypt 9 (suplement) realizuje szósty etap zadania.

5. Badania eksperymentalne metod cyfrowej optyki Hilberta i technologii uogólnionej amplitudowo-fazowej analizy w wybranych domenach obrazów obiektów

5.1. Struktura specjalizowanej bazy obrazów testowanych obiektów i tekstur.

Bez względu na metodę porównawczą bądź metody, których użyto do identyfikacji obiektów – elementów scen złożonych – każda z nich sprowadza się do porównania obrazu badanego obiektu ze wzorcem w ramach określonego systemu zarządzania informacją. Wzorce natomiast, zanim staną się etalonami obiektów określonych klas, muszą zostać odpowiednio obrobione oraz skatalogowane.

Na potrzeby katalogu wzorców konieczne jest zdefiniowanie modelu danych, który byłby zdolny do jak najpełniejszego opisu statystycznego oraz morfologicznego katalogowanych próbek obrazów cyfrowych[6]. Poza koniecznością posiadania informacji, w jakich warunkach oprawy scenicznej pobrano konkretny obraz, ich przydatność jest nie do przecenienia w sytuacjach, w których należy odtworzyć pewne warunki środowiskowe, aby wszystkie próbki były pobierane w tych samych warunkach scenicznych. W przypadku systemów akwizycji obrazów, w których cyfrowy aparat fotograficzny odpowiada za pobieranie obrazu do systemu, obrazy cyfrowe zazwyczaj zapisywane są w jednym z formatów JP(E)G, TIFF lub RAW. O ile dwa pierwsze formaty mają otwartą specyfikację (niezależną od producentów aparatów cyfrowych), o tyle format określany jako RAW jest formatem charakterystycznym dla konkretnego producenta sprzętu do cyfrowej akwizycji obrazów i nie ma ujednoliconej struktury. Najważniejsze jest jednak to, że bez względu na format, wszystkie trzy zdolne są do przechowywania informacji w formacie EXIF [22]. Jest to bardzo uniwersalny język znaczników, który ma zastosowanie nie tylko w dziedzinie cyfrowej fotografii, ale również w dziedzinie innych mediów cyfrowych, np. sekwencji klatek video lub pliku audio traktowanego jako sygnał. Przechowuje on w znormalizowanej formie najważniejszej poza-obrazowe informacje nt. parametrów, z jakimi pobrano cyfrowy obraz do systemu. Jego wykorzystanie nie ogranicza się jedynie do działalności naukowej, ale również w warunkach domowych posiadanie możliwie szerokiego zestawu informacji o wykonanym zdjęciu jest szczególnie użyteczne. Na potrzeby zdefiniowania modelu logicznego danych opisujących próbkę można wykorzystać kilkanaście znaczników formatu EXIF, których wartości zostaną włączone do zestawu cech opisujących pojedynczy rekord – próbkę.

Tabela 6. Zmienne formatu EXIF włączone do opisu próbki

Znacznik [H]	Nazwa znacznika	Znaczenie (opis)
829A	Exposure Time	Czas ekspozycji
829D	F Number	Przesłona
8822	Exposure Program	Typ ekspozycji
8827	ISO Speed Rating	Czułość ISO

Znacznik [H]	Nazwa znacznika	Znaczenie (opis)
9000	Exif Version	Numer wersji formatu EXIF
9003	Date Time Original	Czas wykonania zdjęcia
9004	Date Time Digitized	Czas zapisu zdjęcia w postaci cyfrowej
9101	Components Config	Informacje o kolejności i typie kanałów
9202	Aperture Value	Ogniskowa
9203	Brightness Value	Jasność sceny
9204	Exposure Bias Value	Korekcja ekspozycji (Ev)
9206	Subject Distance	Odległość od celu
9208	Light Source	Typ światła oświetlającego scenę
A001	Color Space	Przestrzeń barwna (sRGB lub niezdefiniowana)
A002	Pixel X Dimension	Szerokość obrazu w pikselach
A003	Pixel Y Dimension	Wysokość obrazu w pikselach

Format EXIF jest użyteczny i pomocny przy katalogowaniu próbek, ale ma on jedynie zastosowanie w przypadku aparatów cyfrowych, jako źródeł obrazów. Urządzenia te nie są jednak jedynym źródłem obrazów cyfrowych. Bardzo często źródłem obrazów cyfrowych są skanery płaskie, bądź bębnowe. W ich przypadku najczęściej formatem wymiany danych jest TIFF, jednakże programy skanujące nie zapisują w plikach wszystkich w/w informacji, a jedynie niektóre z tych znaczników. W takim przypadku rodzi się potrzeba uzupełnienia danych. Jest to szczególnie istotne, gdy np. tworzona jest baza obrazów struktur krystalicznych metali lub innych tekstur przestrzenno-dynamicznych. Wówczas poza samym obrazem sceny, w bazie przechowywane są obrazy poszczególnych elementów tejże sceny (pojedyncze kryształy). W takim zestawie danych bardzo istotne są dodatkowe informacje, jak np. informacje o regionie, z którego pochodzi dany element sceny, powierzchnia pojedynczego kryształu, jego środek ciężkości itp. Wszystkie te dane powstają w czasie wstępnej analizy obrazów (segmentacji sceny). Własności te w większości powstają w czasie analizy obrazu, jako jeden obszerny typ danych zawierający wszystkie niezbędne informacje otrzymywane podczas analizy statystyczno-morfologicznej. Jeden ze sposobów pozyskiwania powyższych informacji został opisany w rozdziale 4.3.1, a zbiór zawierający część cech opisujących próbkę przedstawia tabela 7.

Tabela 7. Parametry statystyczno-morfologiczne włączone do opisu próbki

Własność	Znaczenie
X offset	Przesunięcie X obszaru segmentu względem całego rysunku
Y offset	Przesunięcie Y obszaru segmentu względem całego rysunku
Parent ID	Identyfikator obiektu nadrzędnego
ExifID	Identyfikator zestawu parametrów EXIF
BoundingBox	Współrzędne obszaru obiektu na obrazie
ConvexHull	Współrzędne wielokąta otoczki wypukłej
Convex Image	Obraz wielokąta otoczki wypukłej
Convex Area	Powierzchnia otoczki wypukłej
Area	Powierzchnia obiektu
Centroid	Środek ciężkości obiektu
Perimeter	Obwód obiektu
Filled Area	Powierzchnia obrazu bez dziur

Własność	Znaczenie
Filled Image	Obraz bez dziur
Image	Obraz segmentu (elementu strukturalnego SD)

Połączenie zestawu właściwości z obu tabel daje możliwie pełny zestaw cech opisujących poszczególne elementy sceny.

Obie tabele stanowią logiczny model danych zdefiniowany na potrzeby opisywania etalonów próbek. Zbiór cech zawartych w tabeli powyżej zawiera pole **Parent ID** – jest to identyfikator próbki wyższego rzędu, który odwołuje się to tej samej tabeli. Taka relacja nosi nazwę rekurencyjnej i wymaga specyficznego sposobu implementacji w wybranym fizycznym systemie zarządzania bazami danych. Cecha **ExifID** z kolei jest odwołaniem do tabeli zewnętrznej przechowującej rekordy danych EXIF. Nie została ona zintegrowana z zestawem cech morfologicznych każdej z próbek z bardzo prostej przyczyny – cały hierarchiczny zestaw rekordów danych morfologicznych może się odnosić do jednej tylko sceny, której obraz został pozyskany ze ściśle określonymi parametrami sceny, które mają charakter pierwotny i nie ulegają zmianie wraz z kolejnymi etapami przetwarzania – segmentacji sceny.

5.2. Analiza i identyfikacja obrazów amplitudowo-fazowych obiektów poruszających się

5.2.1. Metodologia eksperymentu korelacyjnego

Pomimo faktu, iż w literaturze podkreślano złożoność obliczeniową iteracyjny algorytmów korelacyjnych, podjęto próbę jego implementacji – na razie w warunkach laboratoryjnych. Eksperyment ów zakłada, że zostaną ze sobą porównane obiekty trójwymiarowe obracane w trzech wymiarach w zakresie $0 \div 10^\circ$ z krokiem 1° . Od razu było widać, że do stworzenia wszystkich próbek jednego obiektu konieczne było wygenerowanie obrazów w ilości 113 (11 kroków kątowych i 3 wymiary), co dawało 1331 obrazów obiektów tylko jednej klasy. Aby stworzyć jedną macierz korelacyjną, konieczne było porównanie 13312 obrazów, czyli 1,771,561 porównań. Przy założeniu, że zostanie przebadanych 7 różnych przekształceń dla 6-ciu obiektów 3D, otrzymano dość dużą ilość współczynników korelacji koniecznych do policzenia: 297,622,248 korelacji tylko dla jednej orientacji obiektów, a było ich trzy: obiekty BW widziane z boku, obiekty BW widziane z góry oraz obiekty Grey widziane z boku.

Już na etapie pierwszych eksperymentów korelacyjnych z wykorzystaniem skryptu opisanego w rozdziale 4.2, koniecznym stało się zoptymalizowanie danych, na których dokonywano obliczeń korelacyjnych, jako że do obliczenia jednej macierzy składającej się z ok. 1,7 mln współczynników potrzeba było 20,5 h dla macierzy międzyklasowej oraz 10,25 h dla macierzy wewnątrzklasowej. Zdecydowano się więc na zamianę typu danych, na których prowadzono eksperyment. Pierwotnie eksperyment prowadzony był na typie double, który zmieniono na int8. Współczynnik korelacji między macierzą double a int8 tej samej macierzy wyniósł średnio 0,9995, co dawało pewność, że wyniki eksperymentu korelacyjnego będą wiarygodne.

W pierwszej fazie eksperymentu nieustannie prowadzono optymalizację algorytmu, która po pewnym czasie zaowocowała zredukowaniem czasu obliczeń dla macierzy wewnątrzklasowej z pierwotnych 10,25 h do 6 minut.

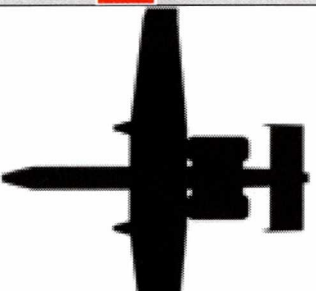
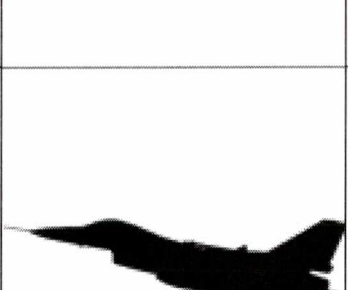
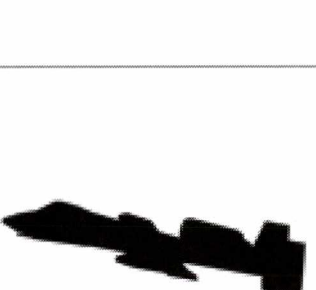
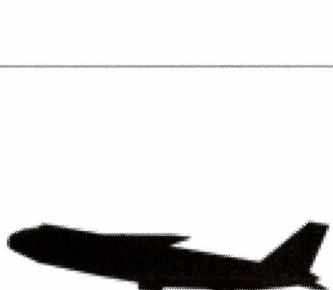
Optymalizacja możliwa była do osiągnięcia w miejscach, w których oprogramowanie do modelowania technologii informacyjnej Matlab było najmniej wydajne – na styku JVM (wirtualna maszyna Javy) – fizyczne komponenty systemu komputerowego. I tak w pierwszym kroku przeniesiono dane podlegające korelowaniu z sieci lokalnej na dyski twarde (o ponadprzeciętnej wydajności, dodatkowo pracujące w reżimie RAID-0) komputera lokalnego, co skróciło obliczenia z 10,25 h do średnio 40 minut. Przeniesienie danych korelowanych z HDD do RAM-u komputera skróciło obliczenia do 12 min (Intel Core2Duo, 2,53 GHz, Windows XP 32-bit, 2 GB RAM DDR2). Kolejna optymalizacja polegała na zmianie platformy systemowej na Intel Core i5 2,53 GHz, Windows 7 Home Premium 64-bit, Matlab

64-bit, gdzie osiągnięto satysfakcjonujące 6 minut na jedną macierz korelacji wewnątrzklasowych.

5.2.2. Eksperyment korelacyjny

W celu wyłonienia najskuteczniejszej ścieżki przetwarzania obrazów obiektów latających przyjęto wspólne kryteria dla różnych klas obiektów. Wyniki przedstawione w niniejszym podrozdziale odnoszą się do sześciu klas obiektów, które przebadano metodami korelacyjnymi. Tabela 8 oraz tabela 9 przedstawia obiekty pogrupowane w sześciu klasach. Oznaczenia kolorów wskazują kolor charakterystyki użyty dla danej klasy bez względu na rodzaj badanego przekształcenia hybrydowego.

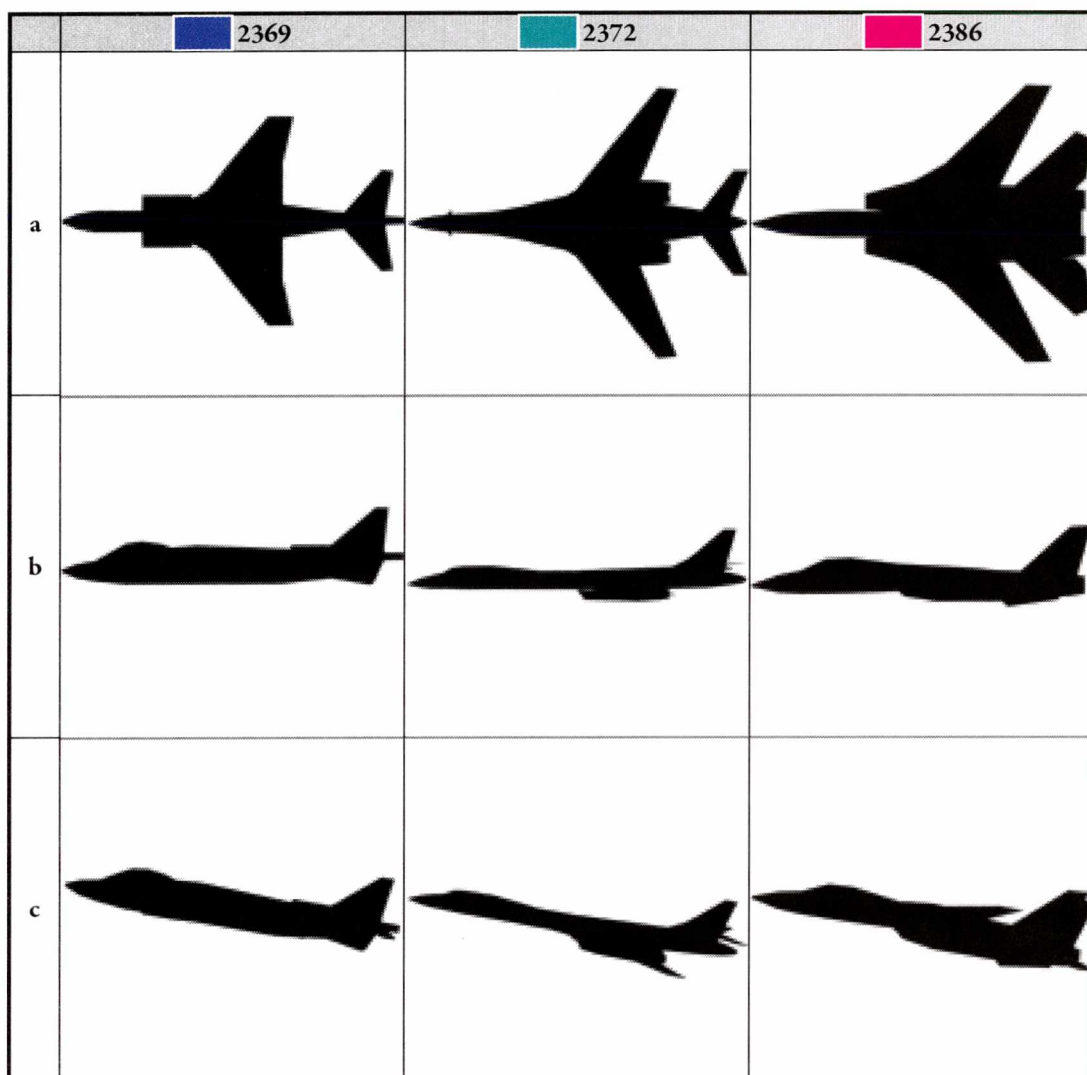
Tabela 8. Kształty samolotów (2325, 2364, 2368) użyte do ewaluacji metod korelacyjnych. a) - widok samolotu pod kątem 90°/0°/0°, b) widok samolotu pod kątem 0°/0°/0°, c) widok samolotu pod kątem 10°/10°/10°

	2325	2364	2368
a			
b			
c			

Wyniki przedstawione w niniejszym podrozdziale odnoszą się do eksperymentu, w którym iteracyjnie porównywano ze sobą samoloty, których kąt obserwacji zmieniał się w trzech wymiarach od 0° do 10° z krokiem co 1°, co dawało łącznie $(11^3)^2 = 1771561$ porównań. Dla każdego z obiektów przedstawiono również obraz macierzy korelacji wewnątrzklasowej.

sowej, czyli takiej, która przedstawia wyniki korelacji obrazów tego samego obiektu obserwowanego pod różnymi kątami.

Tabela 9. Kształty samolotów (2325, 2364, 2368) użyte do ewaluacji metod korelacyjnych. a) - widok samolotu pod kątem $90^\circ/0^\circ/0^\circ$, b) widok samolotu pod kątem $0^\circ/0^\circ/0^\circ$, c) widok samolotu pod kątem $10^\circ/10^\circ/10^\circ$



Eksperyment przeprowadzono na ośmiu różnych postaciach tego samego obiektu, z czego sześć to hybrydy przekształcenia Hilberta:

- NTR - postać pierwotna obrazów - nieprzetworzona
- FFT - hybryda transformaty FFT z zamienionymi ćwiartkami - FFTShift wraz z usuniętym komponentem stałym ze współczynnikiem 0,2 rozmiaru transformaty (więcej w rozdziale 4.1.2)
- FCA - hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Foucault-a (4.1.6)
- FCI - hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta-Foucault-a (4.1.5)
- HTA - hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta (4.1.4)
- HTI - hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta (4.1.3)
- RAD_HTA - hybrydowe przekształcenie Hilberta-Radona (4.1.7)
- RAD_NTR - hybrydowe przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych (NTR)

Na potrzeby każdego eksperymentu przygotowano taki sam zestaw próbek. Były to pliki zapisane w formacie BMP bez kompresji z 8-bitową głębią kolorów - odcienie szarości. Wszystkie obrazy nieprzetworzone (wejściowe) miały identyczną strukturę:

- wymiar pola obiektu: 128×128 px
- obwódka wokół pola obiektu: 64 px

Oznacza to, że każda badana bitmapa miała wymiar 256×256 px, z czego obiekt zajmował środek 128×128 px. Biała obwódka wokół obiektu była niezbędna, gdy obraz poddawano przekształceniu Hilberta, które jest podstawą wszystkich badań w niniejszej rozprawie i działa nie tylko na samym sygnale, ale rozciąga się również przed i po sygnale na ok. $\frac{1}{2}$ jego długości. Naturę tego przekształcenia omówiono szczegółowo w rozdziałach 4.1.3 - 4.1.6.

W niniejszym eksperymencie przebadano dwie klasy obrazów. Obrazy binarne oraz obrazy w odcieniach szarości. Tutaj obrazy binarne rozumiane są jako czarny kształt odpowiadający kształtem obiektowi w odcieniach szarości.

Tabela 10. Klasy obrazów badanych. (a) - obrazy binarne, (b) obrazy w odcieniach szarości



Obrazy binarne nie są - jakby mogła wskazywać ich nazwa - obrazami jednobitowymi. Są to ośmiobitowe bitmapy wygenerowane z antyaliasingiem (wygładzaniem krawędzi) domyśl-

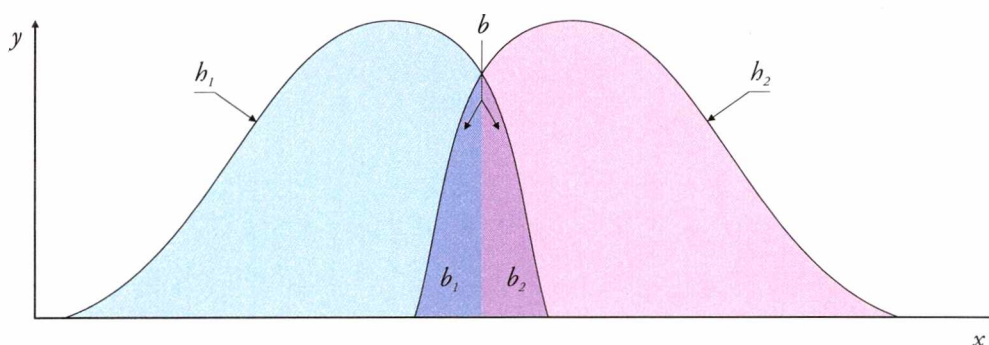
nym dla programu 3D StudioMAX v.9. Zabieg taki ma na celu znaczne obniżenie złożoności obliczeniowej eksperymentu. Antyaliasing ze swojej natury symuluje bitmapę o dużo wyższej rozdzielczości, niż jest w rzeczywistości. Jest to symulacja nie tylko na poziomie zmysłu wzroku, ale również w pełni wartościowy mechanizm upraszczający złożoność obliczeniową około szesnastokrotnie. Poza tym, mapa jednobitowa może się sprawdzić jedynie jako obraz pierwotny - nieprzetworzony. Wszystkie hybrydy przetwarzań zastosowane w niniejszej rozprawie produkują na wyjściu macierze, których elementy są liczbami zmiennoprzecinkowymi podwójnej precyzji. Dopiero na etapie normalizacji symetrycznej z macierzy będącej wynikiem dowolnego przekształcenia powstaje obraz ośmiobitowy, wobec czego za właściwe uznano podejście opisane powyżej.

W eksperymencie rozpatrzono dwa najczęściej występujące przypadki podczas obserwacji obiektów: obserwację z ziemi oraz obserwację satelitarną.

W pierwszym przypadku samolot widziany jest najczęściej z boku. Obserwacja z ziemi z punktu kolizyjnego z kursem samolotu z reguły nie jest prowadzona ze względów praktycznych: nie jest to czas na identyfikację obiektu, a na ewakuację...

Drugi przypadek natomiast to zdjęcia satelitarne, w których badany obiekt widziany jest z góry. W tym przypadku obserwator najczęściej widzi samolot z góry w tzw. „planie”. Wszelkie zakłócenia kątowe, mogące występować w obu scenariuszach zazwyczaj są pomijane ze względu na fakt, iż są one związane z manewrami podczas lotu, a które trwają na tyle krótko, że proces identyfikacji obiektu można rozpocząć zaraz po zakończeniu manewru. Rozwiązanie to niesie ze sobą jeszcze jedną korzyść w przypadku obserwacji satelitarnej - poza samą możliwością identyfikacji obiektu, możliwe jest również określenie jego bieżącego kursu.

Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacyjnej zostało szczegółowo omówione poniżej oraz przedstawione w tabeli pod koniec każdego z eksperymentów. Wykorzystywaną tu miarą jest miara pełnego średniego ryzyka podjęcia błędnej decyzji.



Rysunek 42. Schemat wyznaczania błędów identyfikacji.

gdzie: b – sumaryczny błąd identyfikacji $b = \sum_{x=1}^2 b_x$, b_x – błąd częściowy
 h_x – badane histogramy korelacyjne

Rysunek 42 przedstawia schemat obliczania prawdopodobieństwa błędnej identyfikacji obiektów. Część wspólna dwóch histogramów symbolizuje pole powierzchni (s) błędu identyfikacji (b). Ponieważ pola powierzchni obu badanych histogramów muszą być identyczne, błąd identyfikacji obliczany jest jako

$$s = \frac{p(b)}{p(h_x)} \quad (15)$$

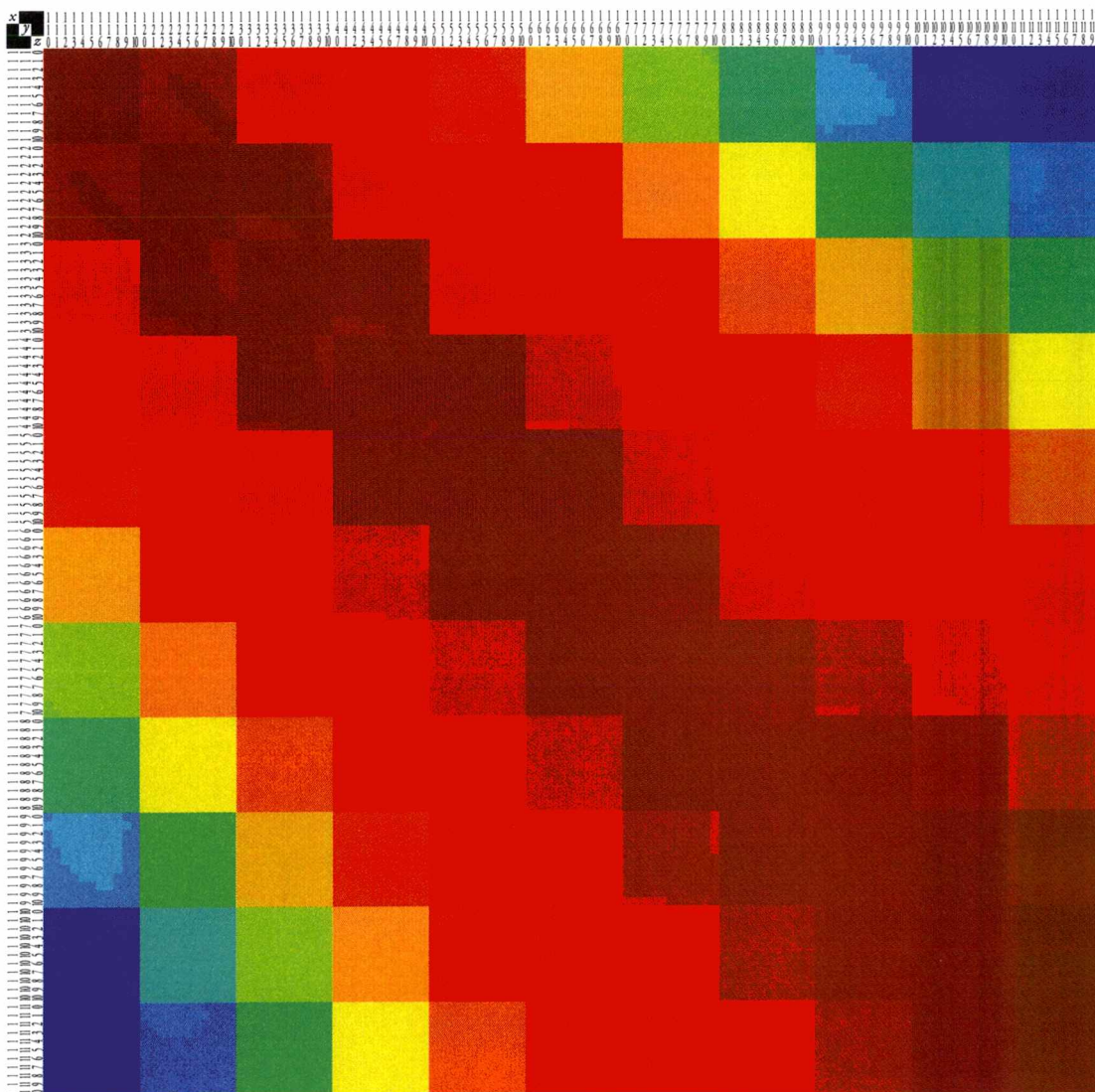
gdzie: s – sumaryczne prawdopodobieństwo błędnej identyfikacji
 b – sumaryczny błąd identyfikacji wyrażony jako $b = b_1 + b_2$
 p – pole powierzchni obszaru

Na łączny błąd identyfikacji składają się dwa błędy: b_1 oraz b_2 . Pierwszy z nich to tzw. błąd „wypadnięcia z klasy”. Występuje on wówczas, gdy badany obiekt nie został zakwalifikowany do swojej macierzystej klasy. Drugi błąd natomiast to błąd włączenia badanego obiektu do klasy, z której nie pochodzi. Występuje on wówczas, gdy badany samolot zostanie błędnie rozpoznany i zakwalifikowany do niewłaściwej klasy.

W każdy z przedstawionych poniżej eksperymentów zamieszczono tabelę błędów identyfikacji. Ponieważ konieczne było przeanalizowanie błędów identyfikacji wszystkich samolotów między sobą, każda z tabel zawiera 15 wierszy odzwierciedlając tym samym zależności między samolotami na zasadzie „każdy-z-każdym”, z wyłączeniem sześciu eksperymentów, w których porównywane były samoloty wewnątrzklasowo.

Kolejną kwestią wymagającą wyjaśnienia jest graficzna interpretacja wewnątrzklasowych macierzy korelacyjnych, które stanowią integralną część każdego z eksperymentów. Poznanie ich struktury jest istotne dla zrozumienia, w jaki sposób następuje rozkład współczynników korelacji wewnątrz pojedynczej klasy badanych obiektów. Powstają one w wyniku działania poniższego skryptu, natomiast rysunek 43 przedstawia jeden pełny wycinek macierzy korelacyjnej. Każda macierz składa się ze 121 (11×11) takich wycinków. Okresowy wygląd macierz zawdzięcza iteracyjnemu przebiegowi eksperymentów. Jej wycinek przedstawiony na wyżej opisanym rysunku również ma iteracyjny charakter. Rysunek 43 poza samym wycinkiem przedstawi kolejność przebiegu iteracji w całym eksperymencie. Zestaw sześciu macierzy korelacji wewnątrzklasowych zawiera wspólną skalę barwną opisującą zakres wartości korelacji w całym eksperymencie.

Ze względu na ograniczone możliwości technologiczne urządzenia drukującego, za pomocą którego wydrukowano niniejszą rozprawę, w każdym eksperymencie zamieszczono również przebieg transponowanej przekątnej macierzy korelacyjnej. Charakterystyka ta pokazuje wyraźniej kształt przebiegu współczynników korelacji w istotnych dla eksperymentu miejscach.



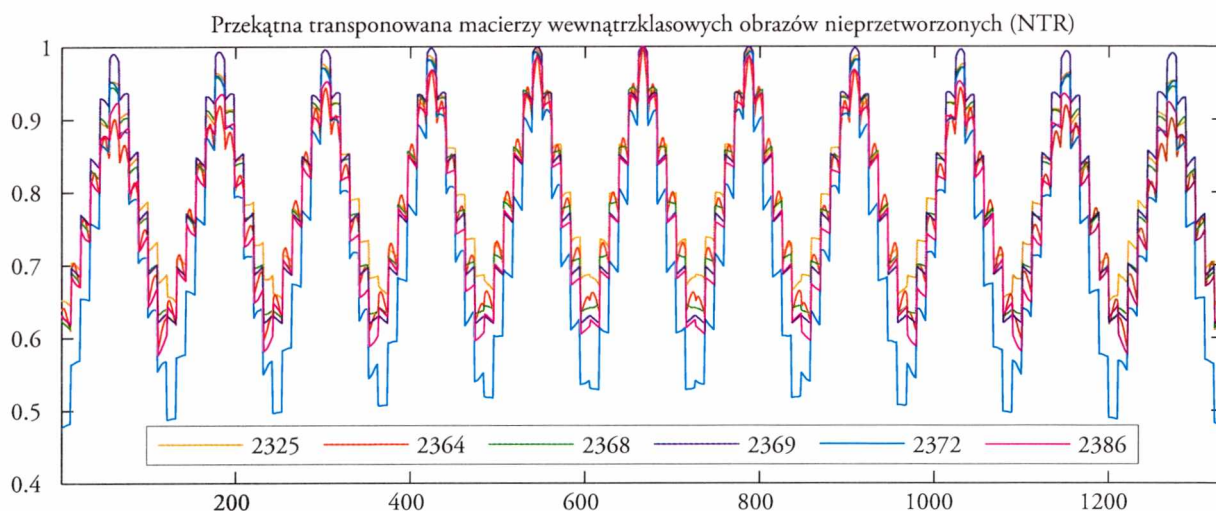
Rysunek 43. Graficzna interpretacja macierzy korelacyjnej.

5.2.3. Samoloty obserwowane z boku (obserwacja z ziemi). Obrazy binarne BW NTR – Obrazy pierwotne, nie przekształcone

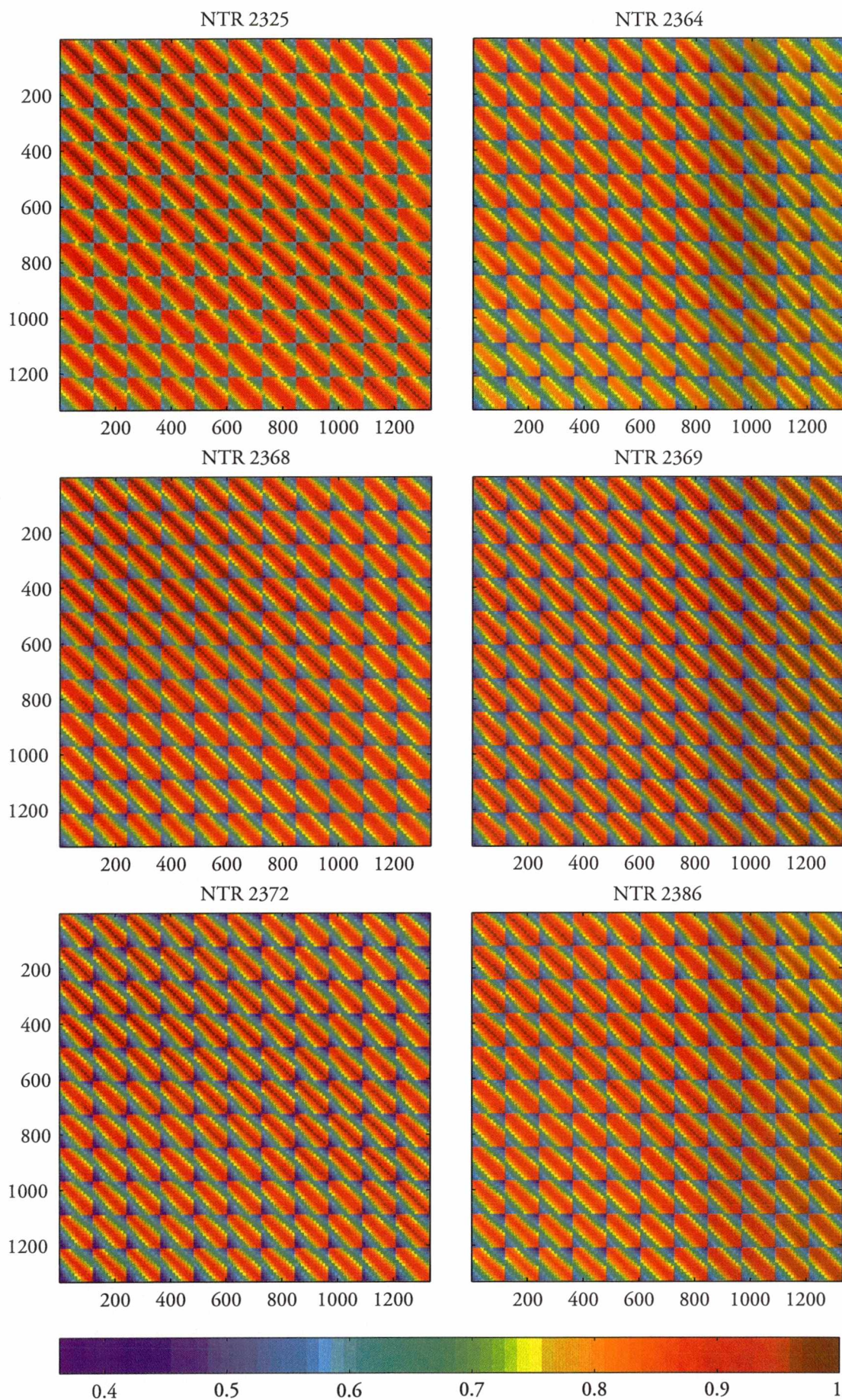
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów nieprzetworzonych (wejściowych).

Tabela 11. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla bitmap wejściowych czarno-białych nie poddanych jakimkolwiek przekształceniom.

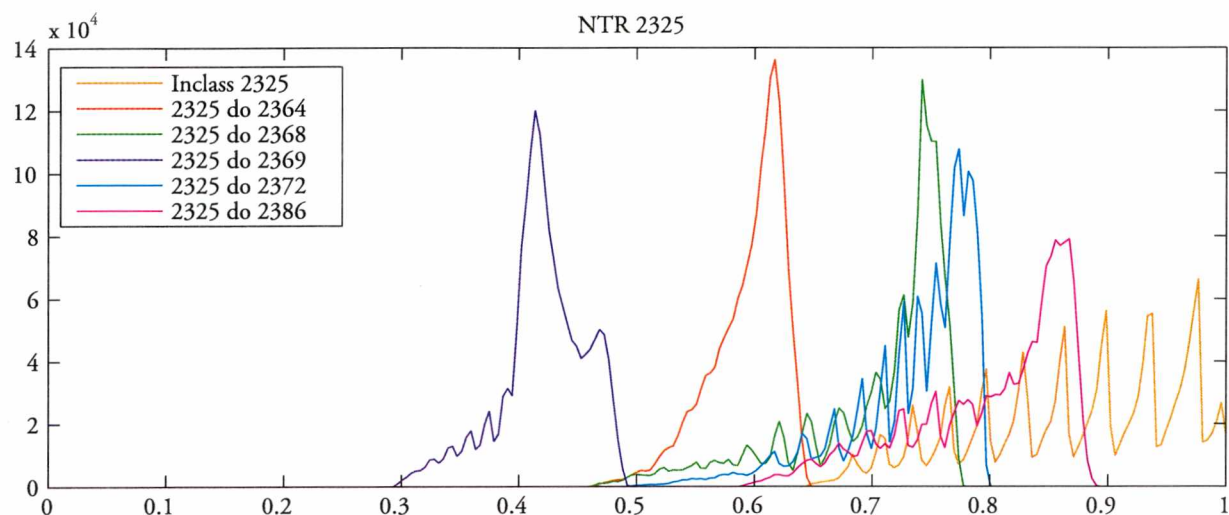
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	3,05E-05	4,52E-05	7,56E-05
2325-2368	0,178	5,53E-05	0,178
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,227	0,004	0,230
2325-2386	0,013	0,446	0,458
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,182	0,004	0,186
2364-2372	0,042	0,003	0,045
2364-2386	0,117	0,003	0,120
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,167	0,003	0,17
2368-2386	0,171	0,005	0,175
2369-2372	0,000	0,000	0,000
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	1,92E-05	0,522	0,522
Średnia:	0,073	0,066	0,139
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,227	0,522	0,522



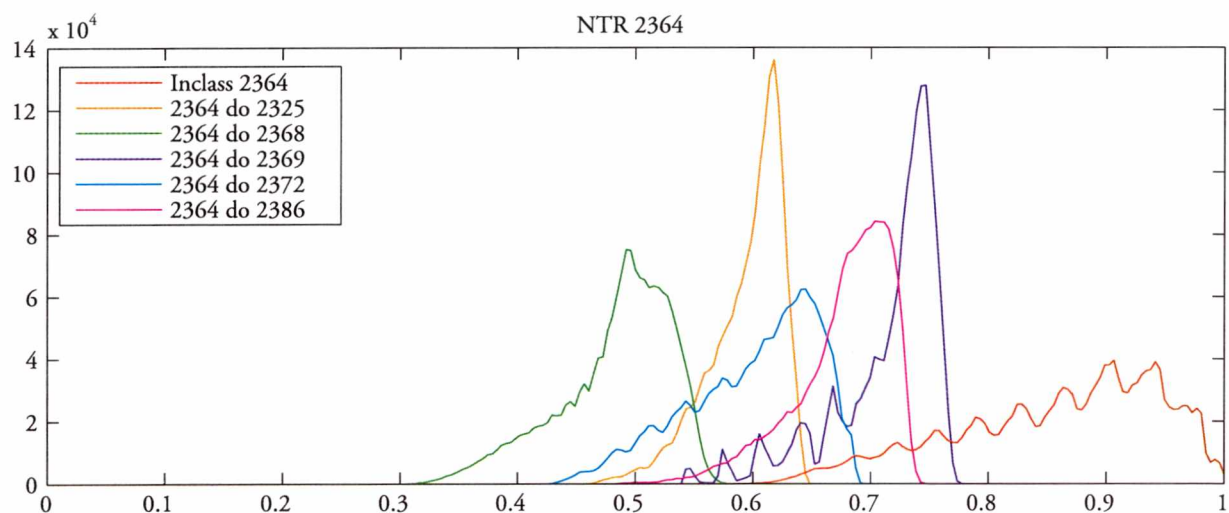
Rysunek 44. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (NTR)



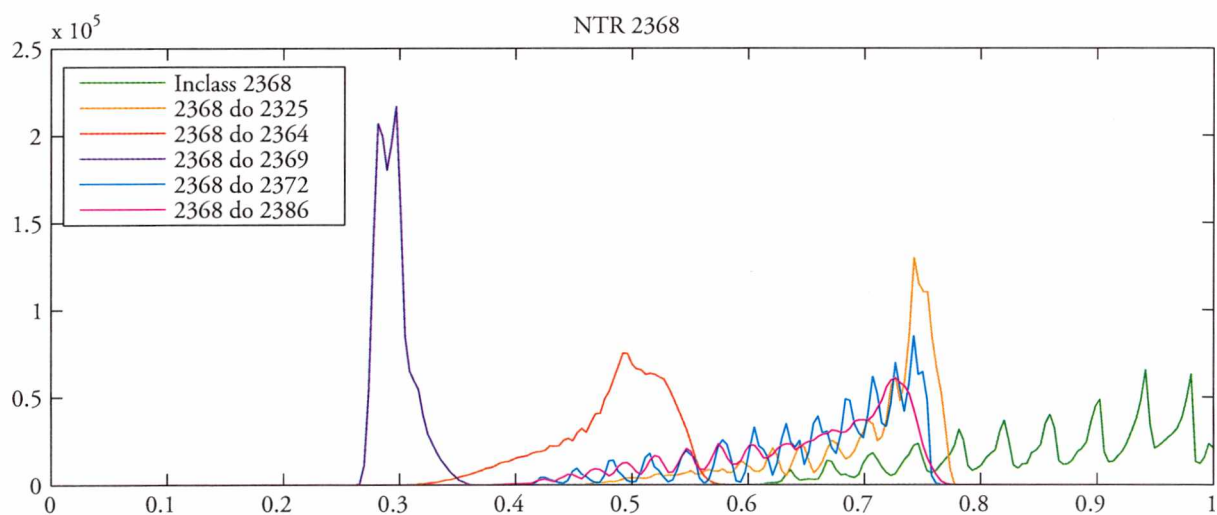
Rysunek 45. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów pierwotnych badanych obiektów.



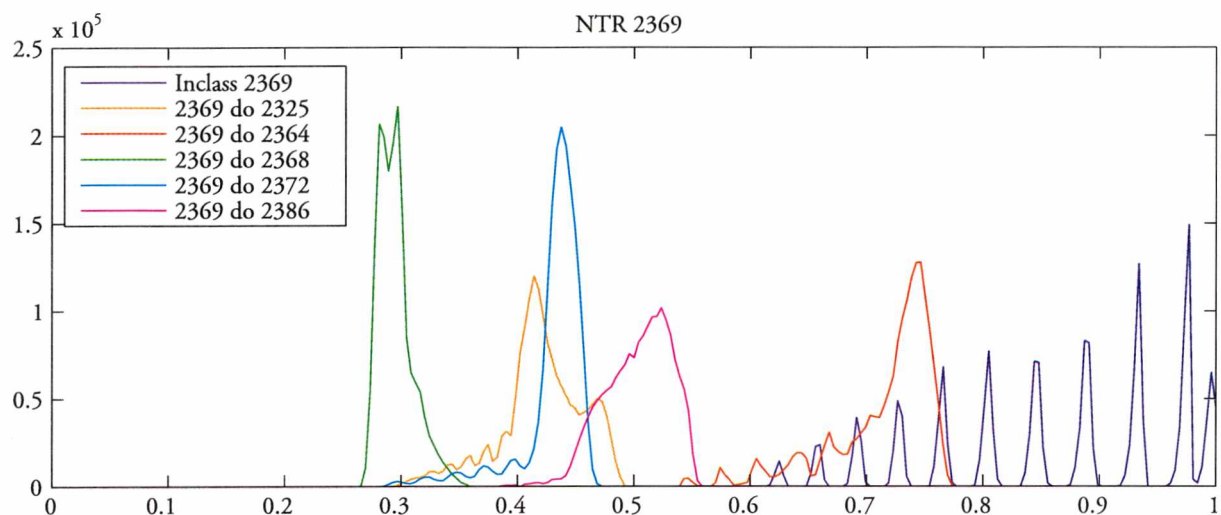
Rysunek 46. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW NTR



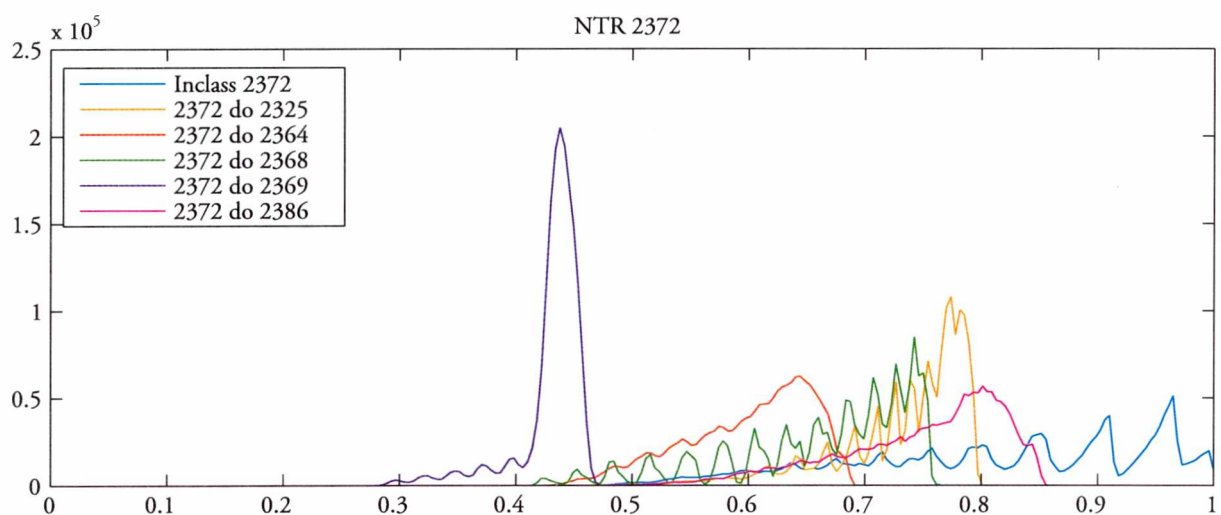
Rysunek 47. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW NTR



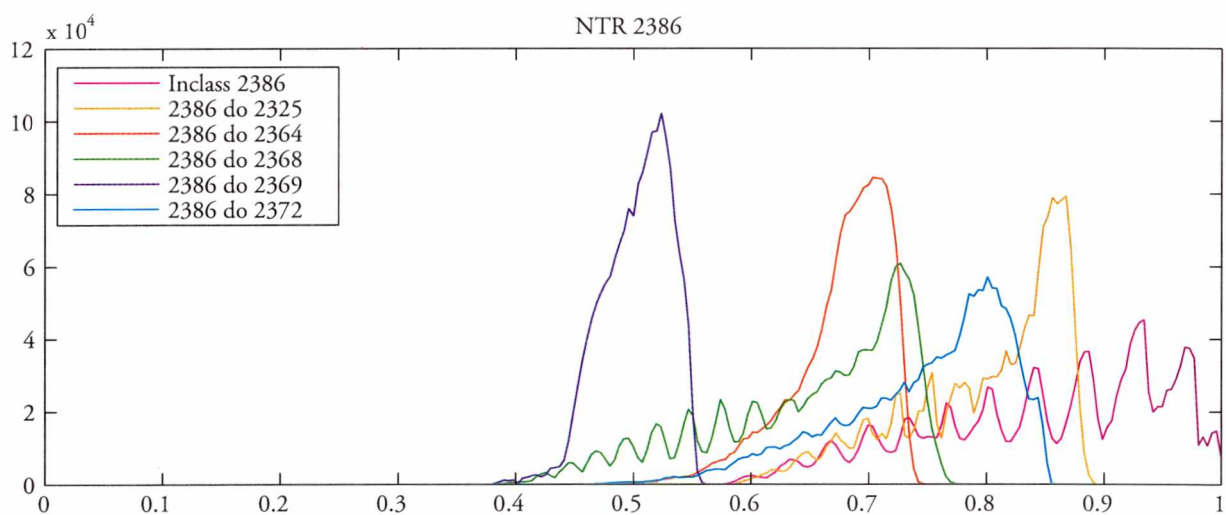
Rysunek 48. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW NTR



Rysunek 49. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW NTR



Rysunek 50. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW NTR



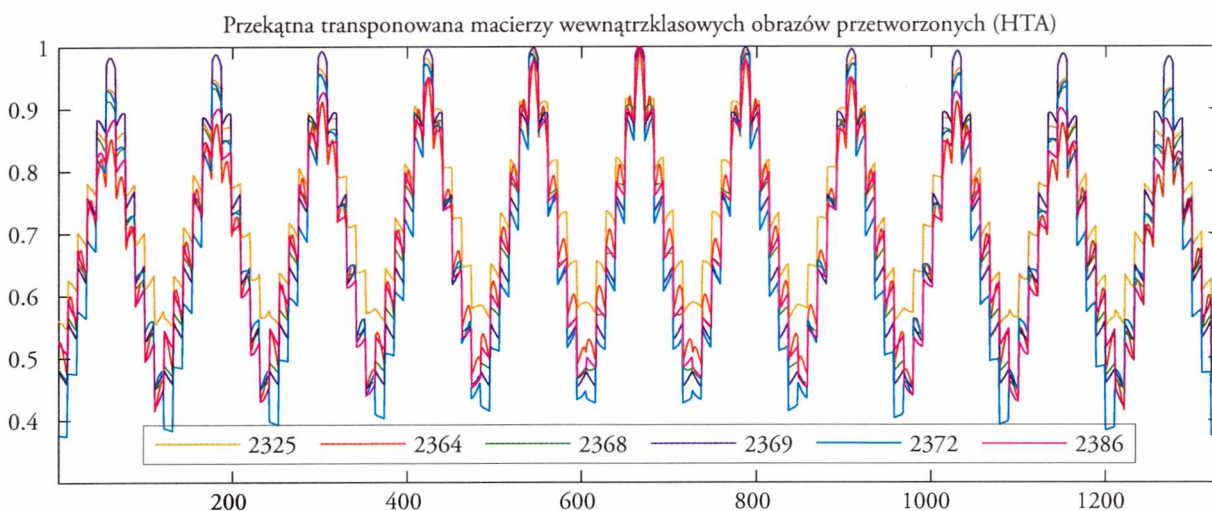
Rysunek 51. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW NTR

BW HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta

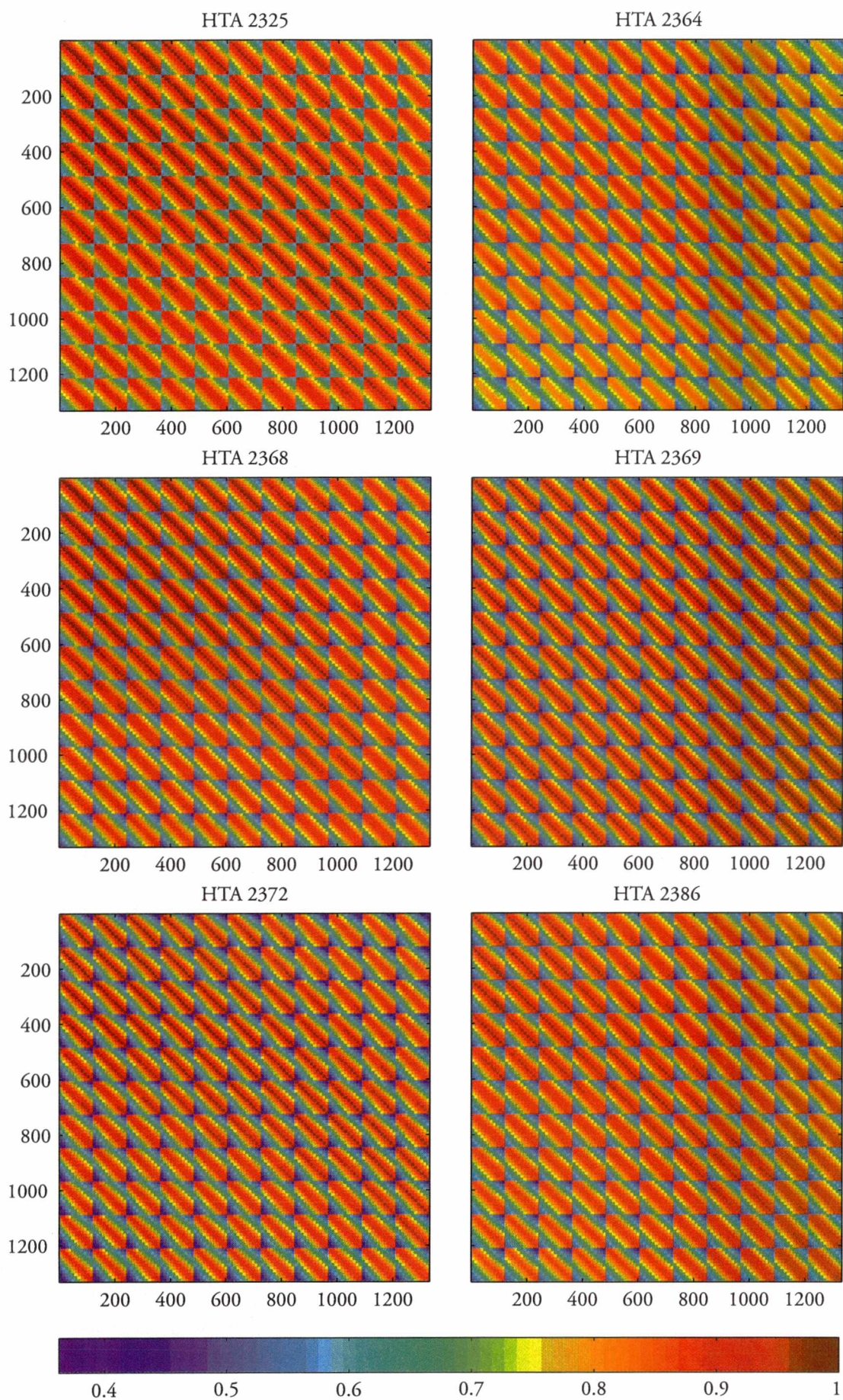
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.

Tabela 12. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Hilberta.

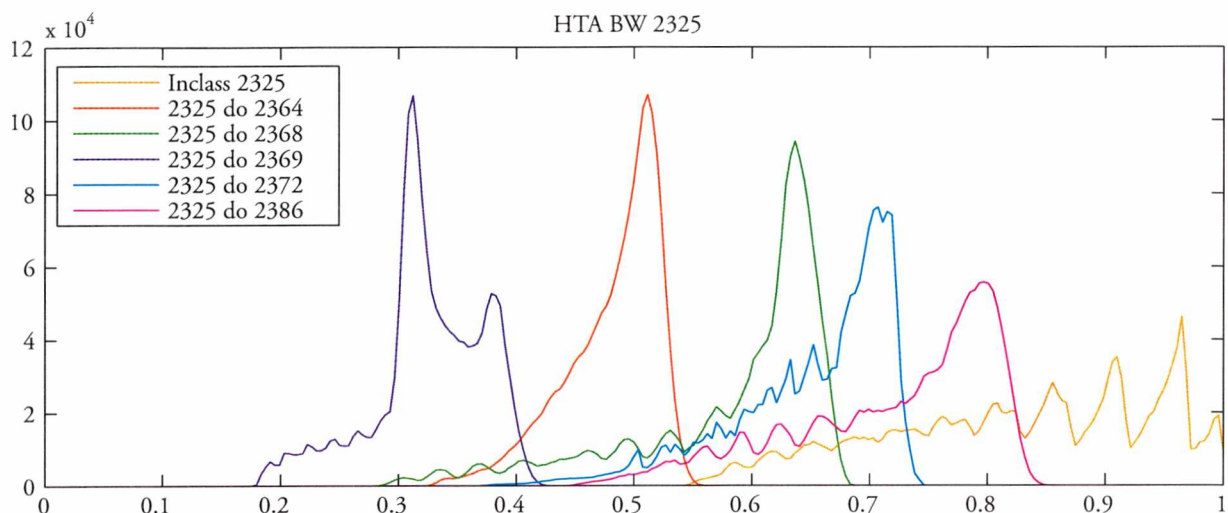
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	5,76E-04	1,96E-04	7,72E-04
2325-2368	0,125	5,40E-03	0,130
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,238	0,008	0,247
2325-2386	0,464	0,027	0,491
2364-2368	0,001	1,58E-05	0,002
2364-2369	0,221	0,015	0,237
2364-2372	0,075	0,010	0,086
2364-2386	0,132	0,005	0,136
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,002	0,265	0,267
2368-2386	0,188	0,010	0,198
2369-2372	0,000	0,000	0,000
2369-2386	0,017	0,000	0,017
2372-2386	7,89E-04	0,530	0,531
Średnia:	0,098	0,058	0,156
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,464	0,530	0,531



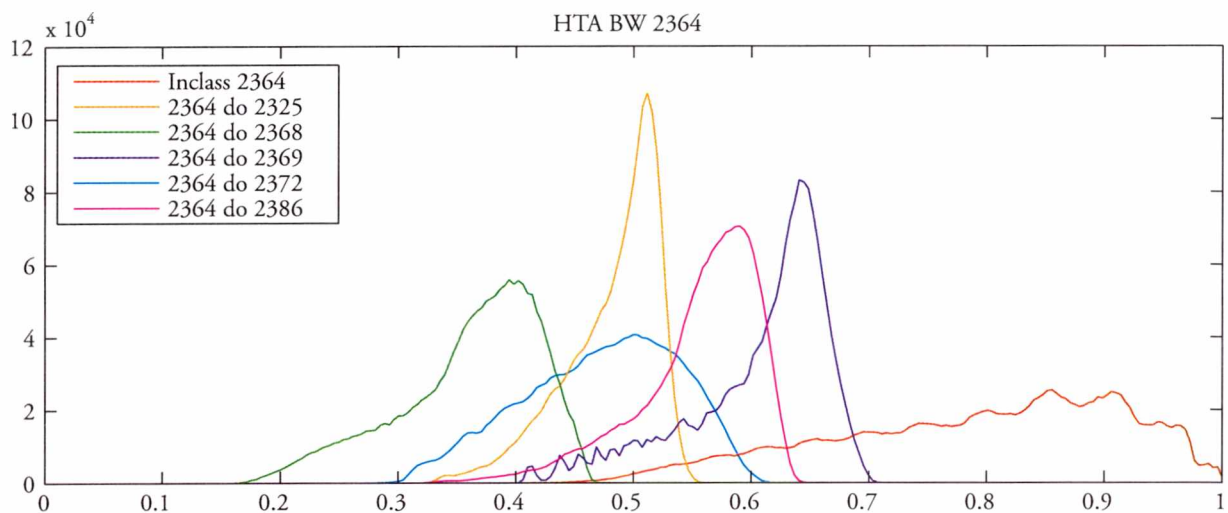
Rysunek 52. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTA)



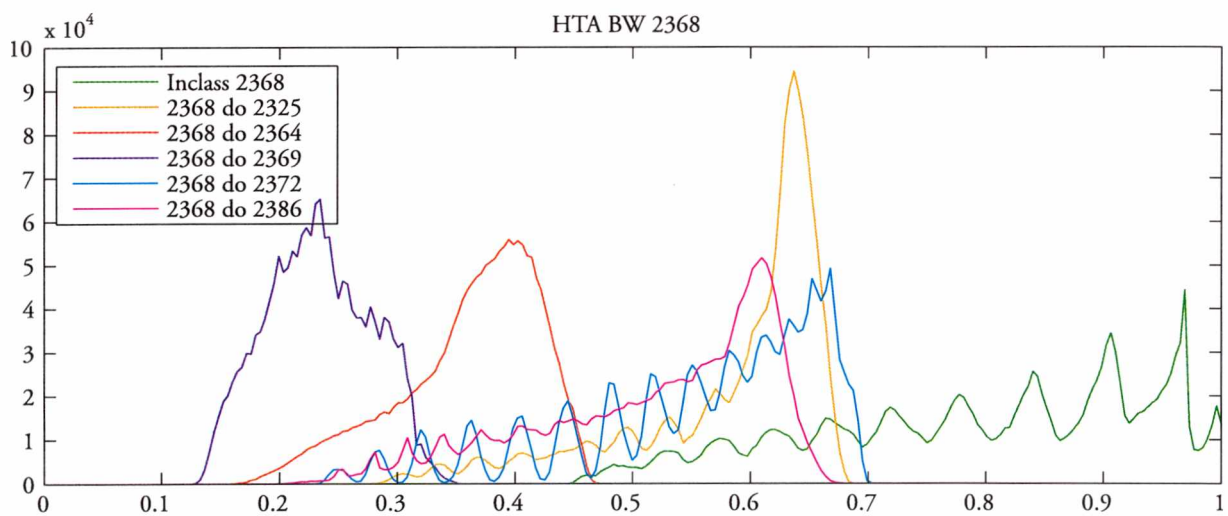
Rysunek 53. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.



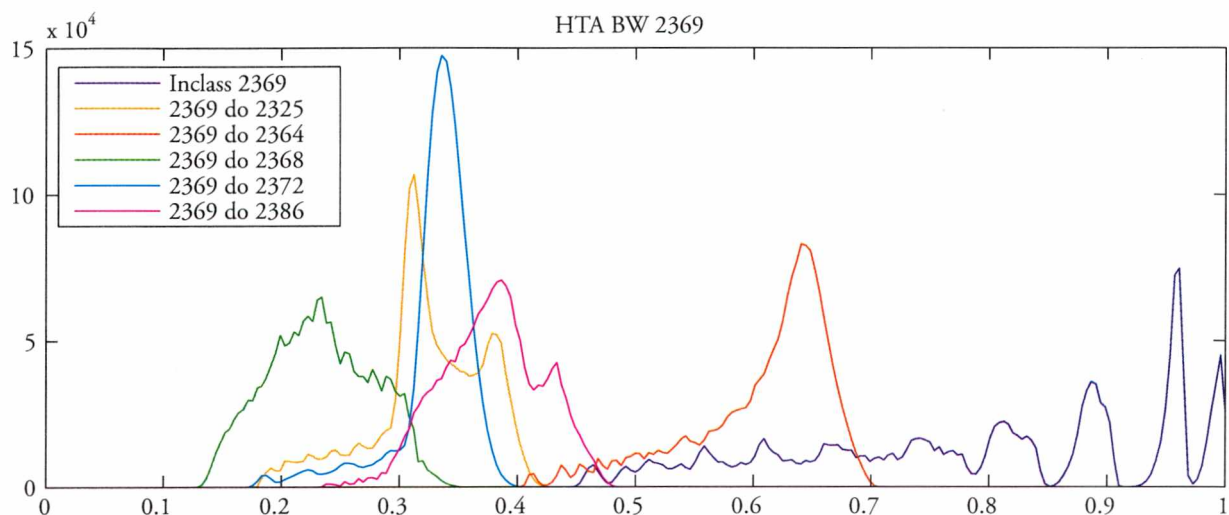
Rysunek 54. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW HTA



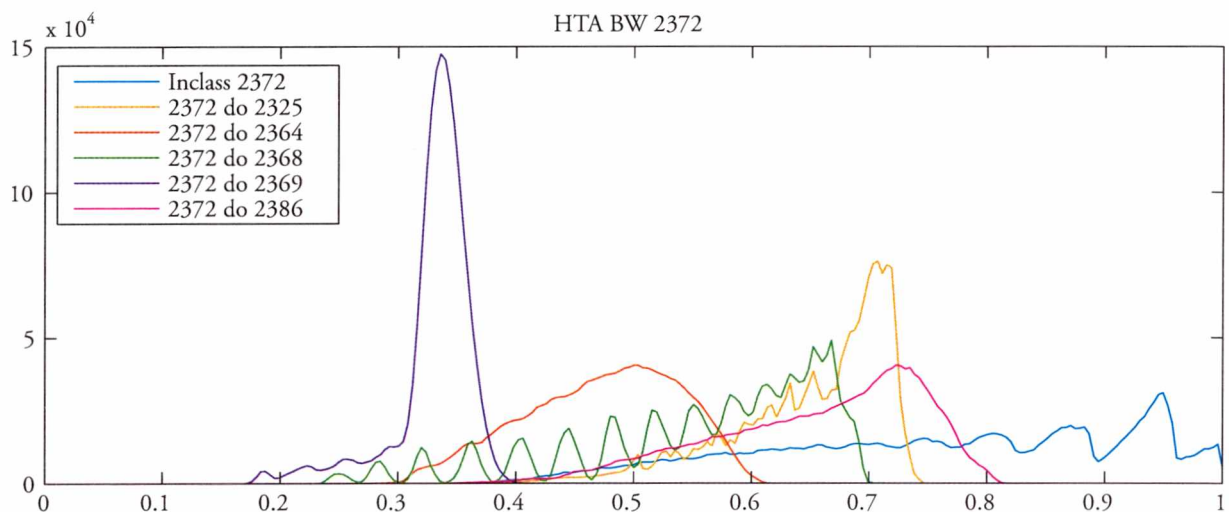
Rysunek 55. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW HTA



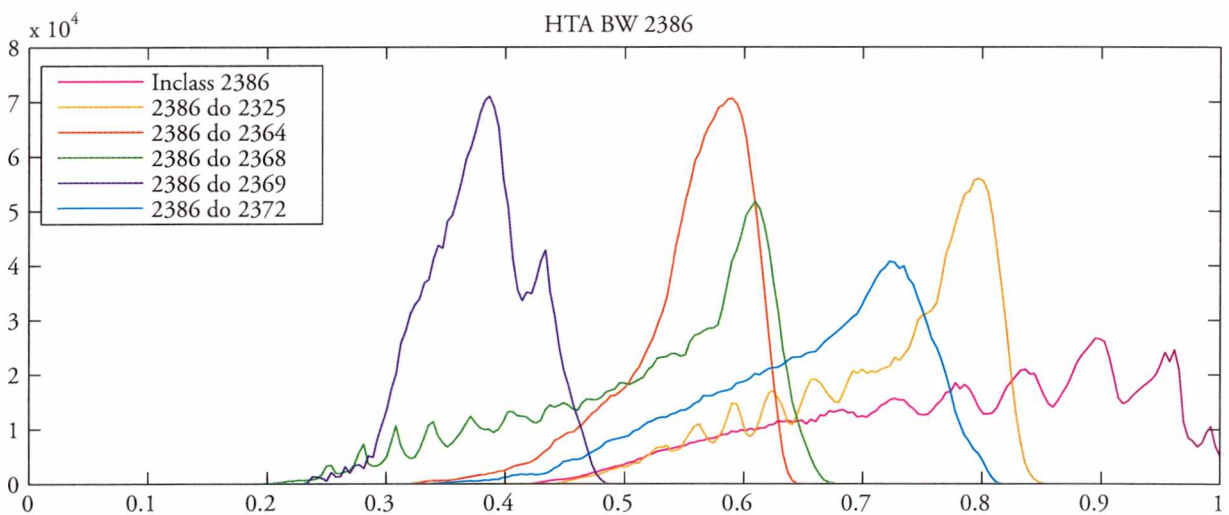
Rysunek 56. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW HTA



Rysunek 57. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW HTA



Rysunek 58. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW HTA



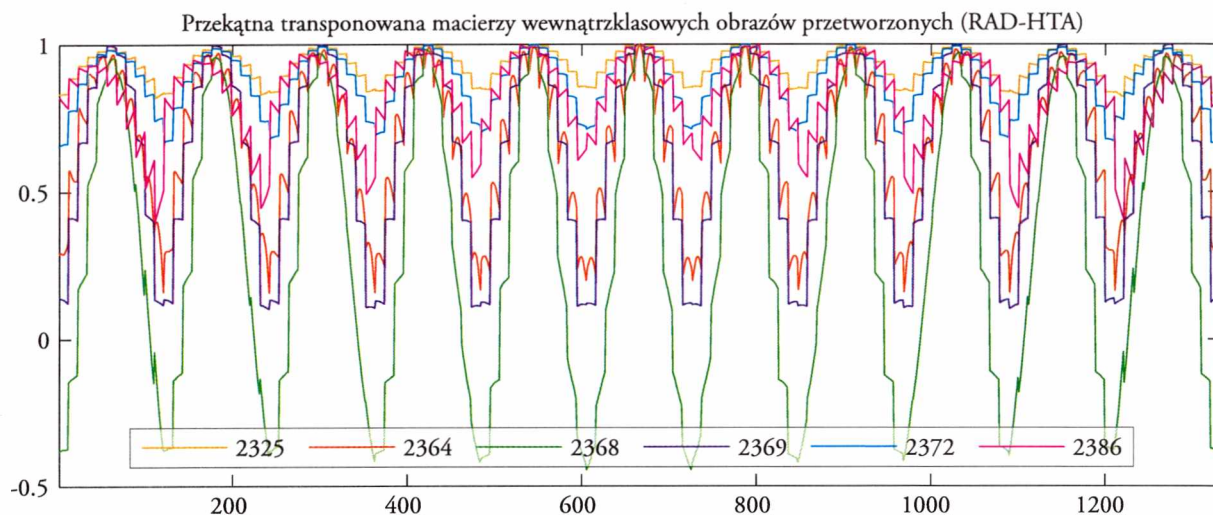
Rysunek 59. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW HTA

BW RAD-HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Radona

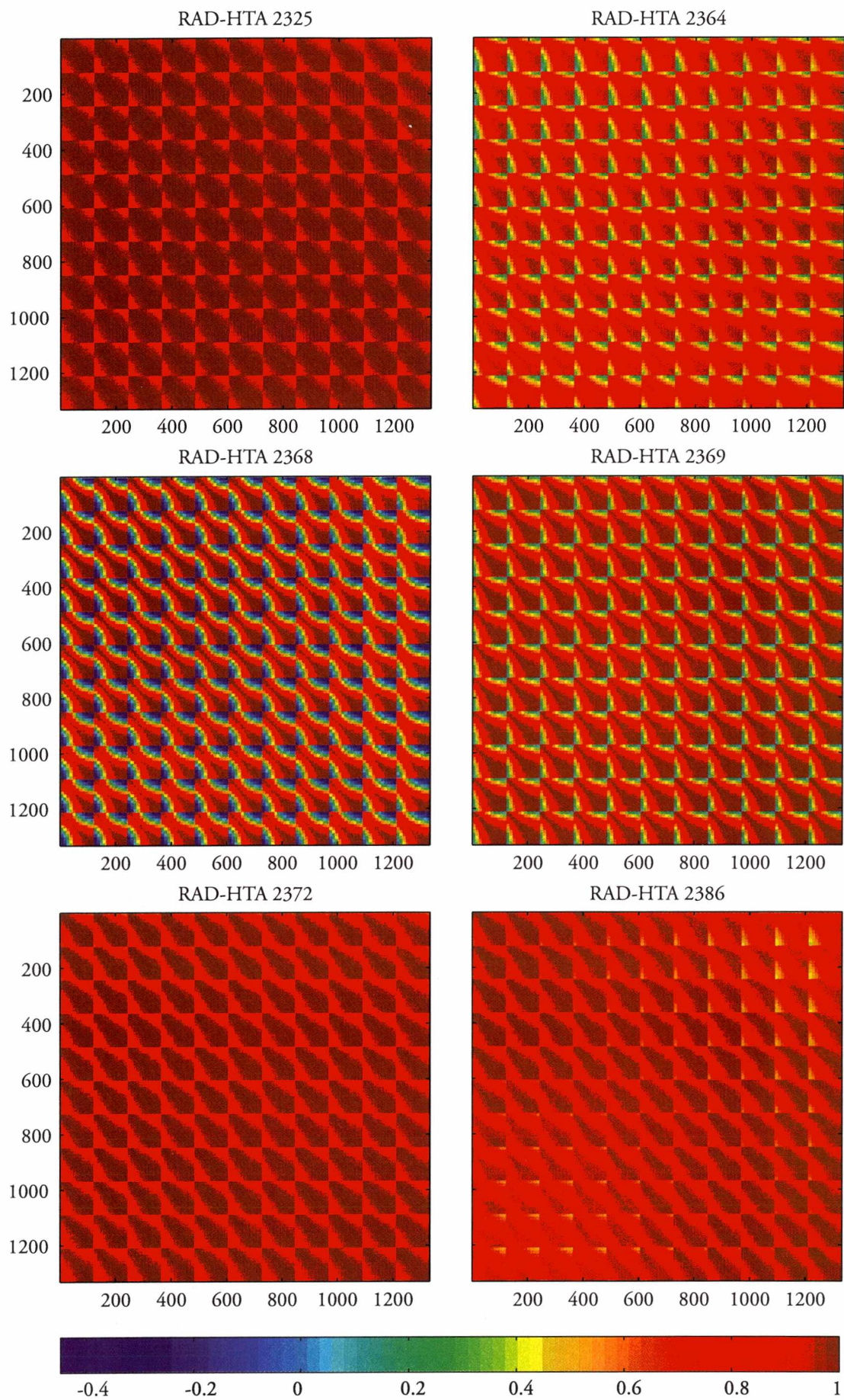
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.

Tabela 13. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu przekształceniu Hilberta-Radona.

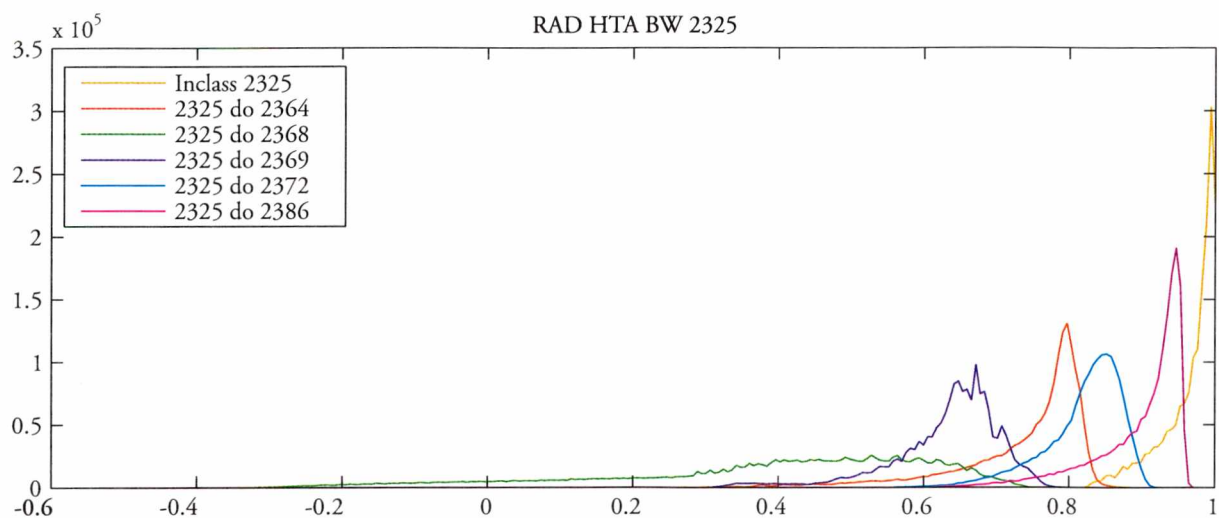
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,006	0,005	0,011
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,072	0,014	0,085
2325-2386	0,289	0,028	0,317
2364-2368	0,088	0,058	0,146
2364-2369	0,498	0,032	0,529
2364-2372	0,000	0,580	0,580
2364-2386	0,000	0,553	0,553
2368-2369	0,000	0,446	0,446
2368-2372	0,001	0,340	0,342
2368-2386	0,000	0,422	0,422
2369-2372	0,000	0,315	0,315
2369-2386	0,000	0,283	0,283
2372-2386	0,437	0,019	0,456
Średnia:	0,093	0,206	0,299
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,498	0,580	0,580



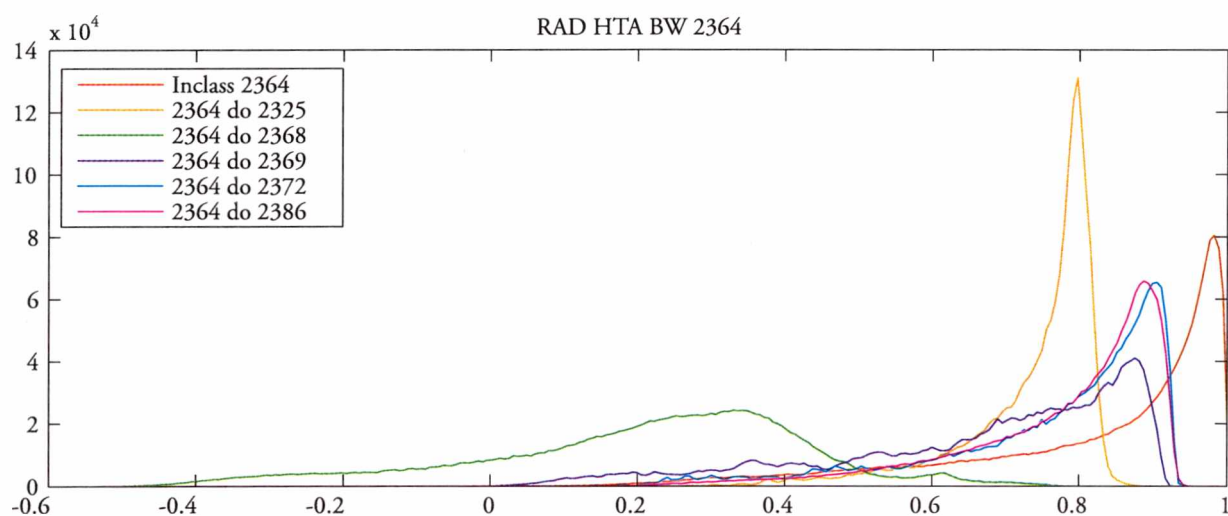
Rysunek 60. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-HTA)



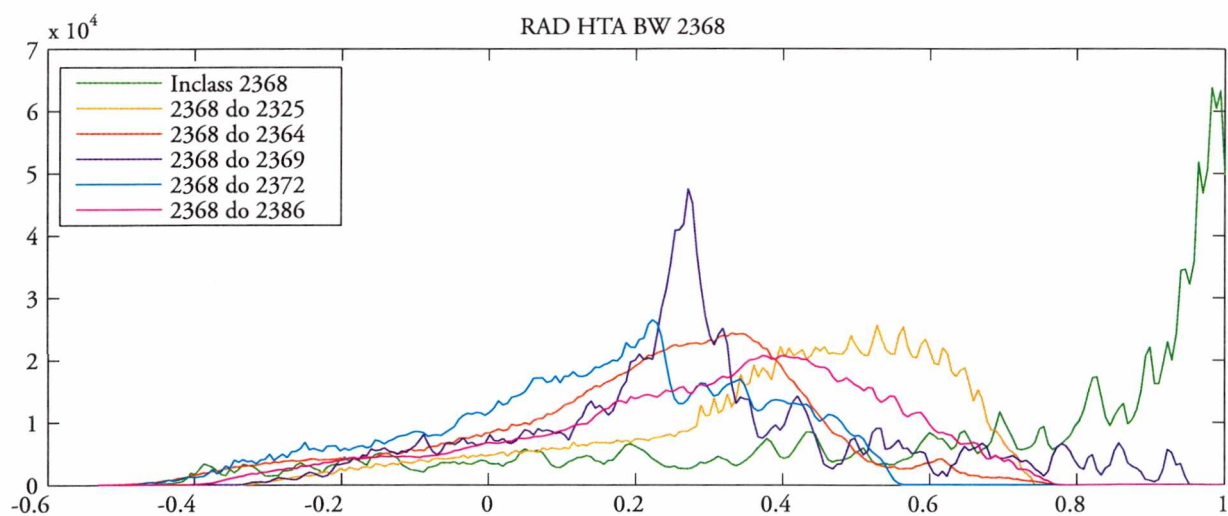
Rysunek 61. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.



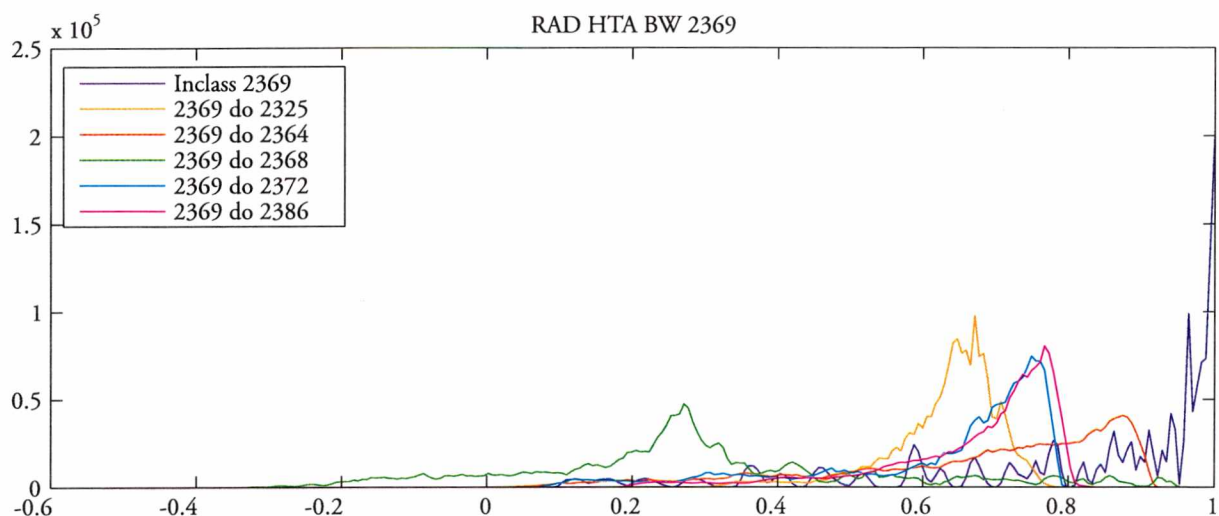
Rysunek 62. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW RAD HTA



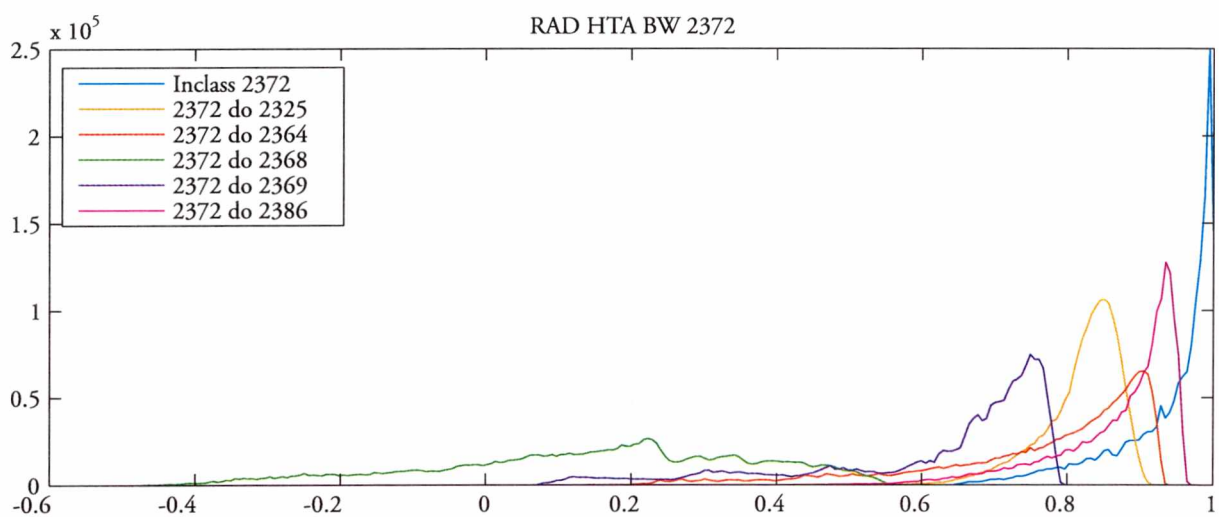
Rysunek 63. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW RAD HTA



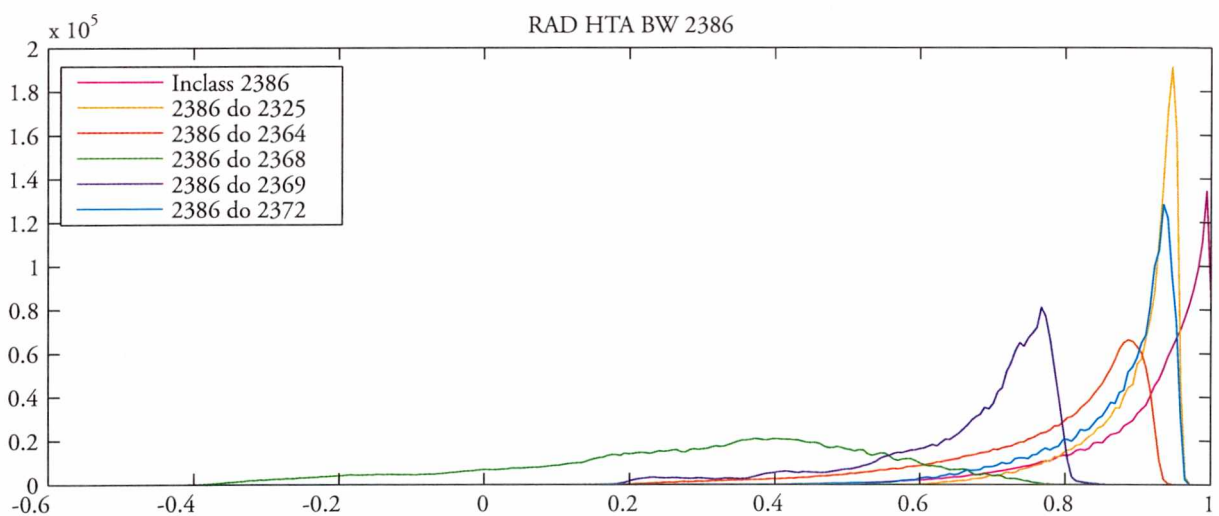
Rysunek 64. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW RAD HTA



Rysunek 65. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW RAD HTA



Rysunek 66. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW RAD HTA



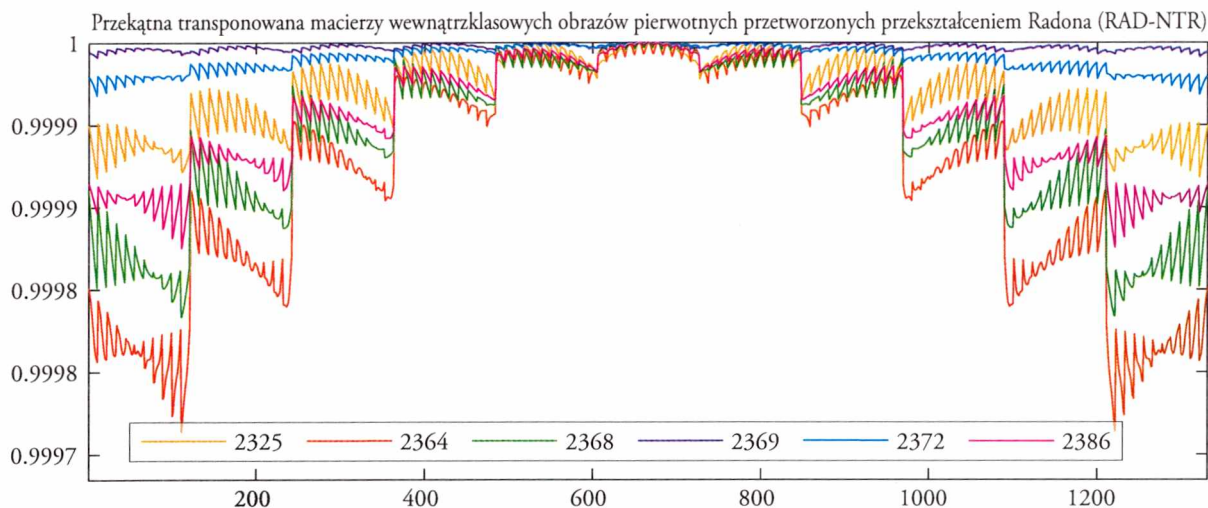
Rysunek 67. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW RAD HTA

BW RAD-NTR – Przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych.

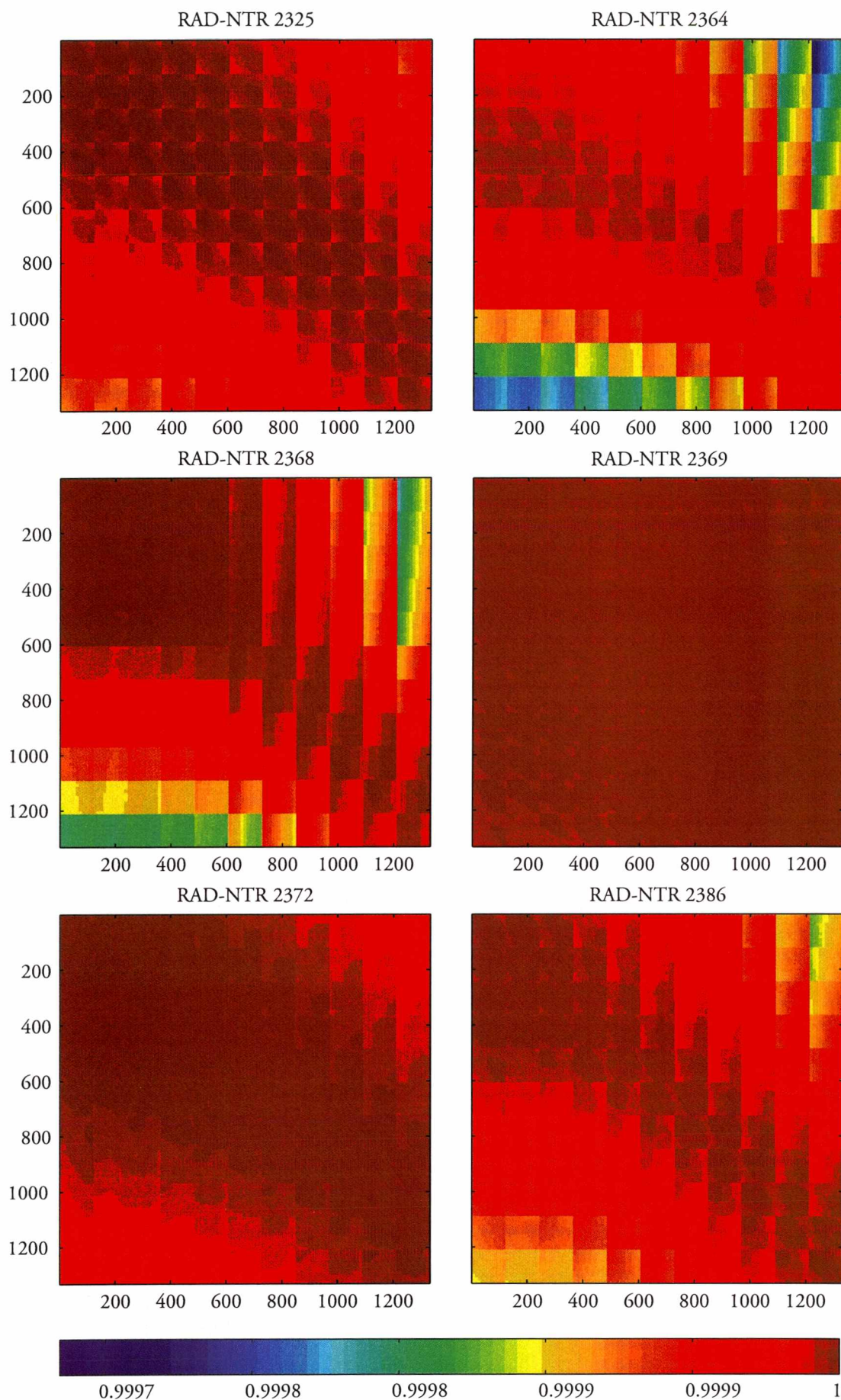
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy wejściowe obiektów przetworzone przekształceniem Radona.

Tabela 14. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap wejściowych podanych przekształceniu Radona.

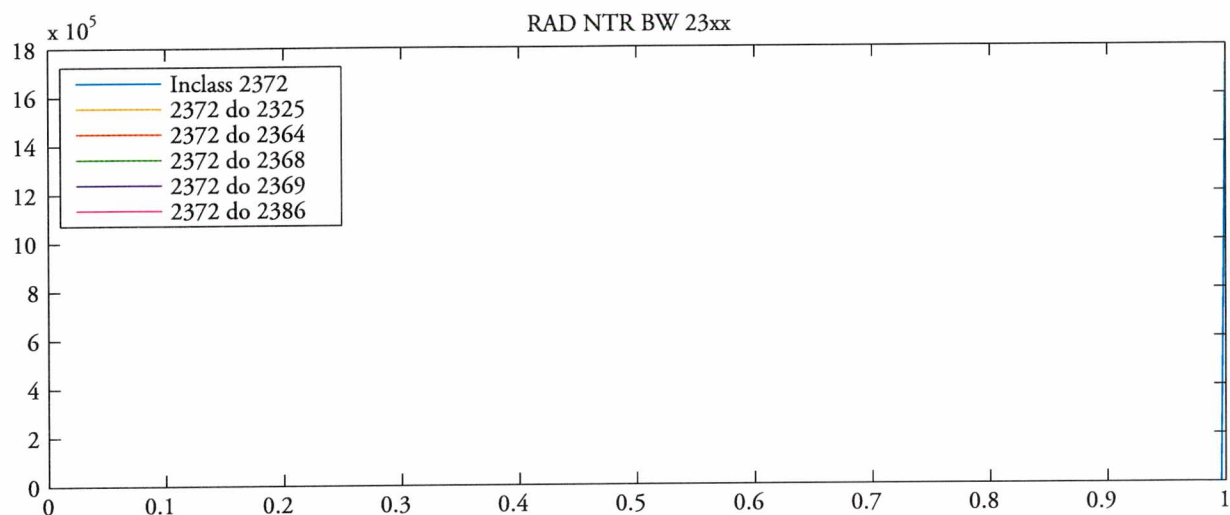
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	1,000	1,000
2325-2368	0,000	1,000	1,000
2325-2369	0,000	1,000	1,000
2325-2372	0,000	1,000	1,000
2325-2386	0,000	1,000	1,000
2364-2368	0,000	1,000	1,000
2364-2369	0,000	1,000	1,000
2364-2372	0,000	1,000	1,000
2364-2386	0,000	1,000	1,000
2368-2369	0,000	1,000	1,000
2368-2372	0,000	1,000	1,000
2368-2386	0,000	1,000	1,000
2369-2372	0,000	1,000	1,000
2369-2386	0,000	1,000	1,000
2372-2386	0,000	1,000	1,000
Średnia:	0,000	1,000	1,000
Min	0,000	1,000	1,000
Max	0,000	1,000	1,000



Rysunek 68. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-NTR)



Rysunek 69. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów pierwotnych przekształconych przekształceniem Radona.



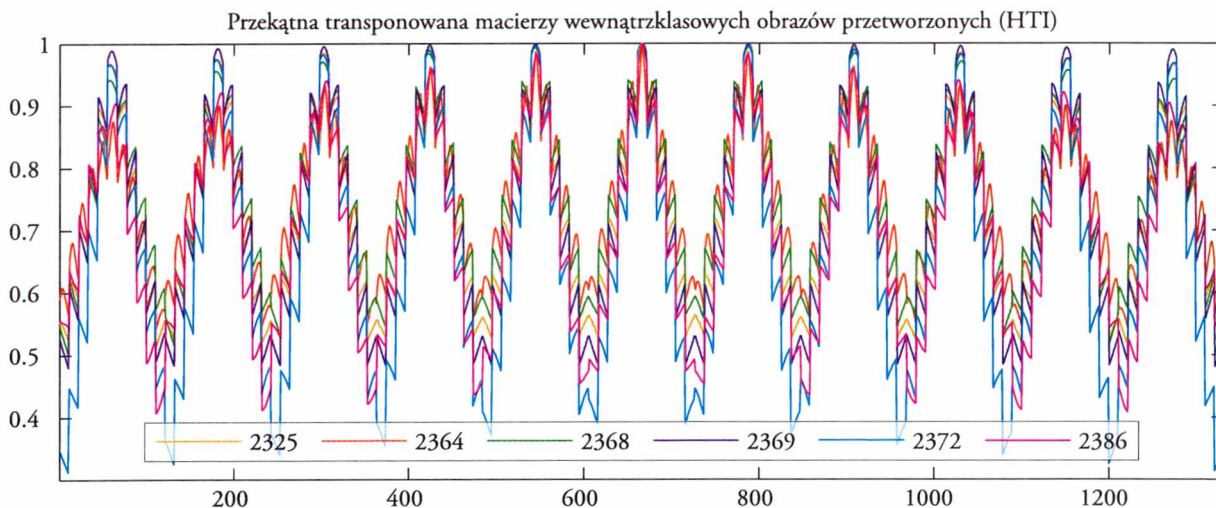
Rysunek 70. Wspólny histogram współczynników korelacji względem wszystkich klas wzajemnie BW RAD-NTR

BW HTI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta.

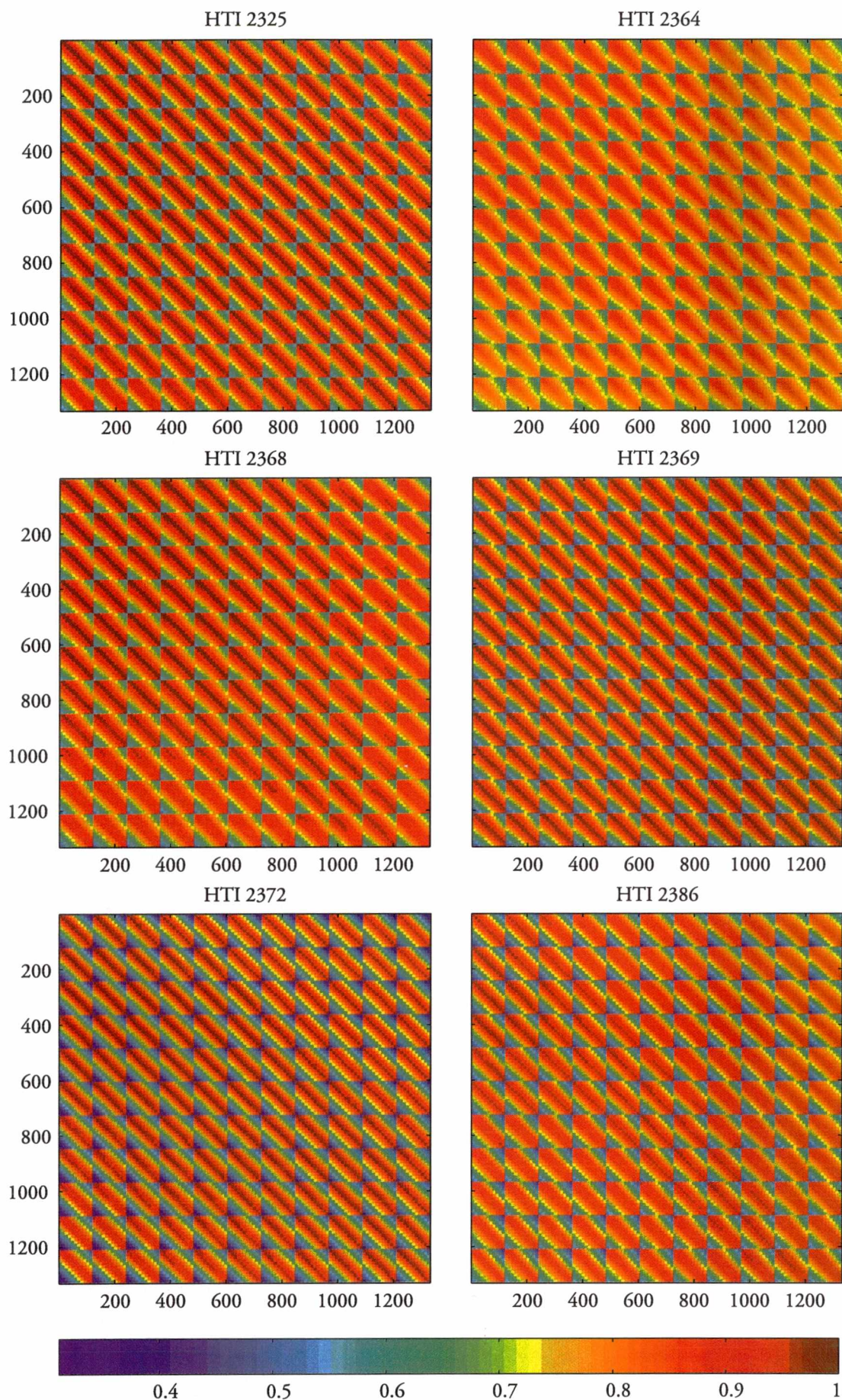
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.

Tabela 15. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,078	0,017	0,094
2325-2368	0,028	0,396	0,424
2325-2369	0,097	0,002	0,099
2325-2372	0,379	0,033	0,410
2325-2386	0,113	0,472	0,585
2364-2368	0,126	0,024	0,150
2364-2369	0,252	0,015	0,267
2364-2372	0,048	0,004	0,052
2364-2386	0,163	0,020	0,183
2368-2369	0,078	0,006	0,084
2368-2372	0,503	0,019	0,523
2368-2386	0,393	0,054	0,448
2369-2372	0,123	0,032	0,154
2369-2386	0,187	0,015	0,201
2372-2386	0,001	0,567	0,567
Średnia:	0,171	0,112	0,283
Min	0,001	0,002	0,052
Max	0,503	0,567	0,585



Rysunek 71. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTI)



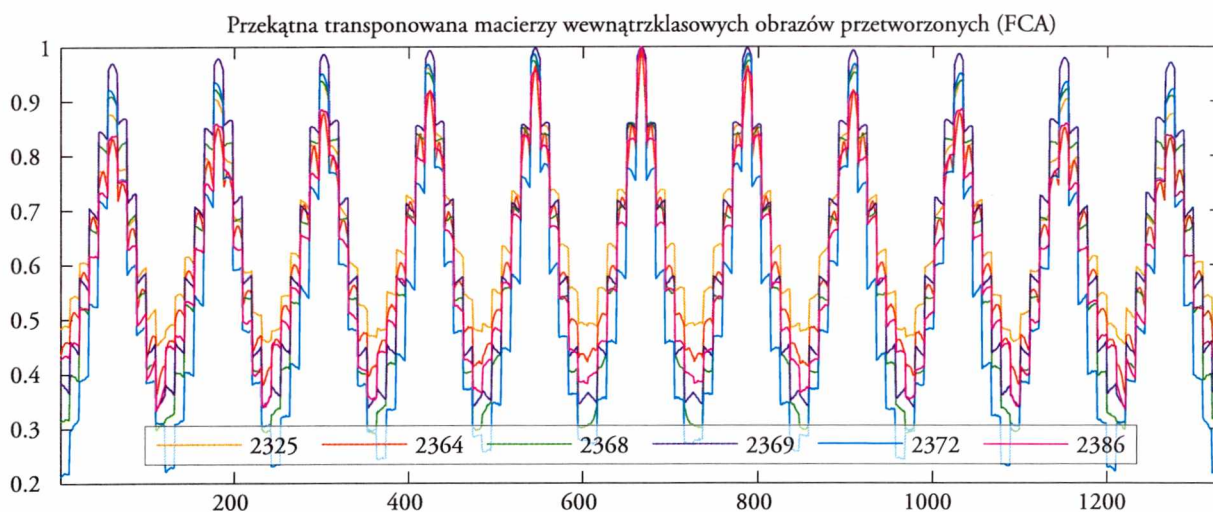
Rysunek 72. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.

BW FCA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta.

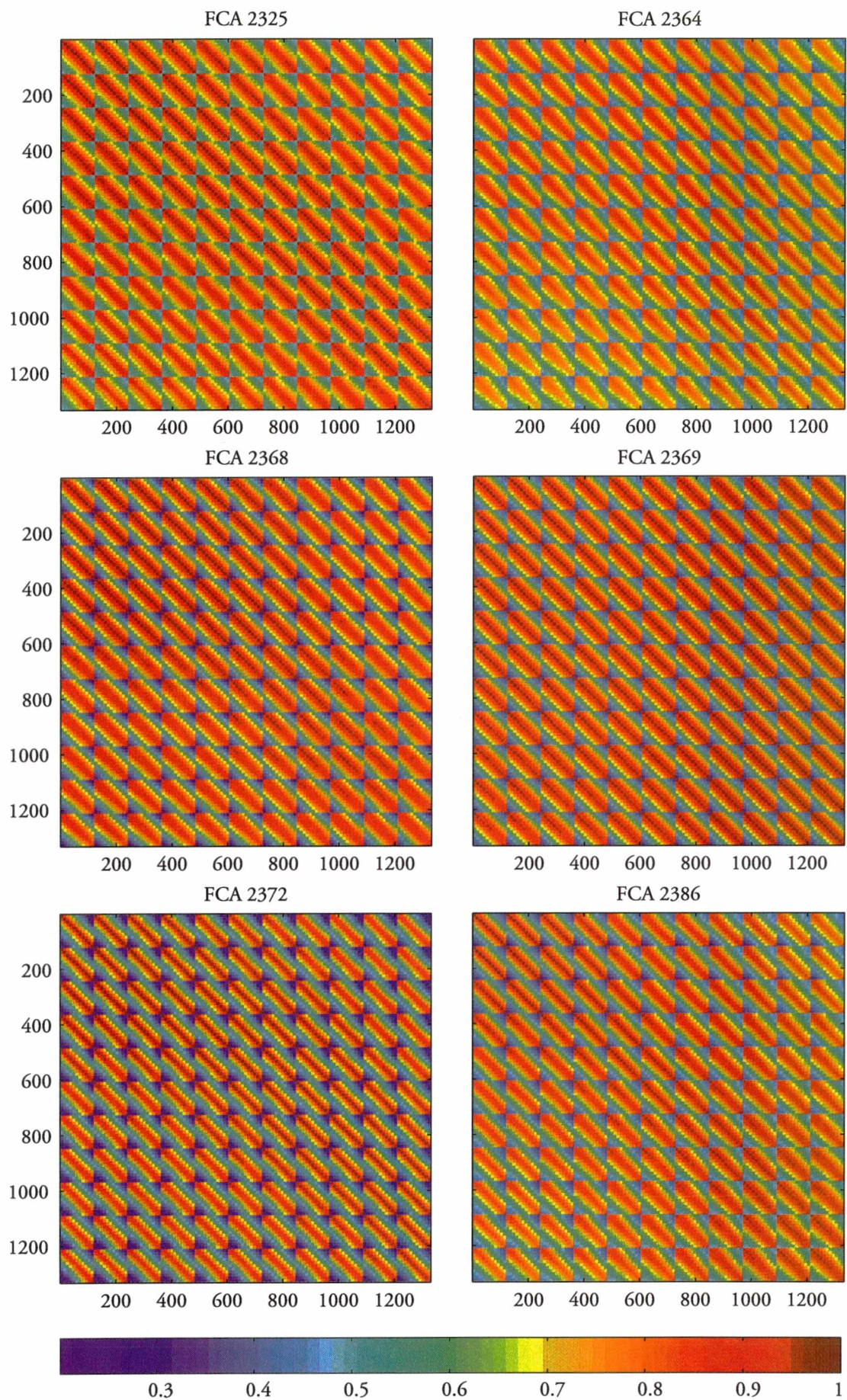
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

Tabela 16. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,257	0,017	0,275
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,036	0,300	0,336
2325-2386	0,084	0,415	0,499
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,352	0,018	0,370
2364-2372	0,076	0,043	0,119
2364-2386	0,196	0,025	0,220
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,219	0,021	0,240
2368-2386	0,243	0,003	0,245
2369-2372	0,000	0,000	0,000
2369-2386	0,020	0,010	0,029
2372-2386	0,000	0,555	0,554
Średnia:	0,099	0,094	0,192
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,352	0,554	0,554



Rysunek 73. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCA)



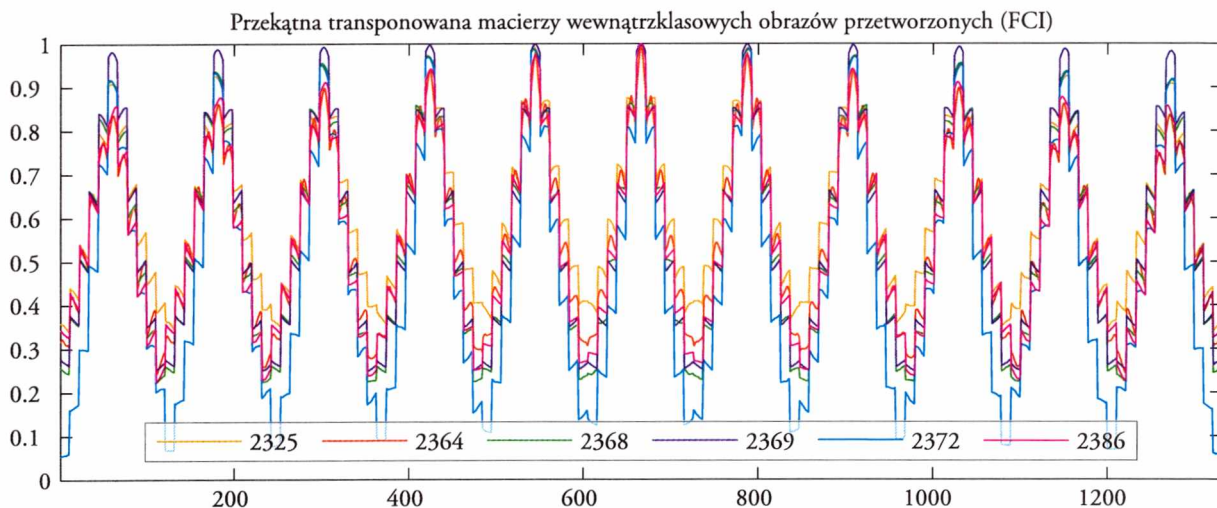
Rysunek 74. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

BW FCI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta.

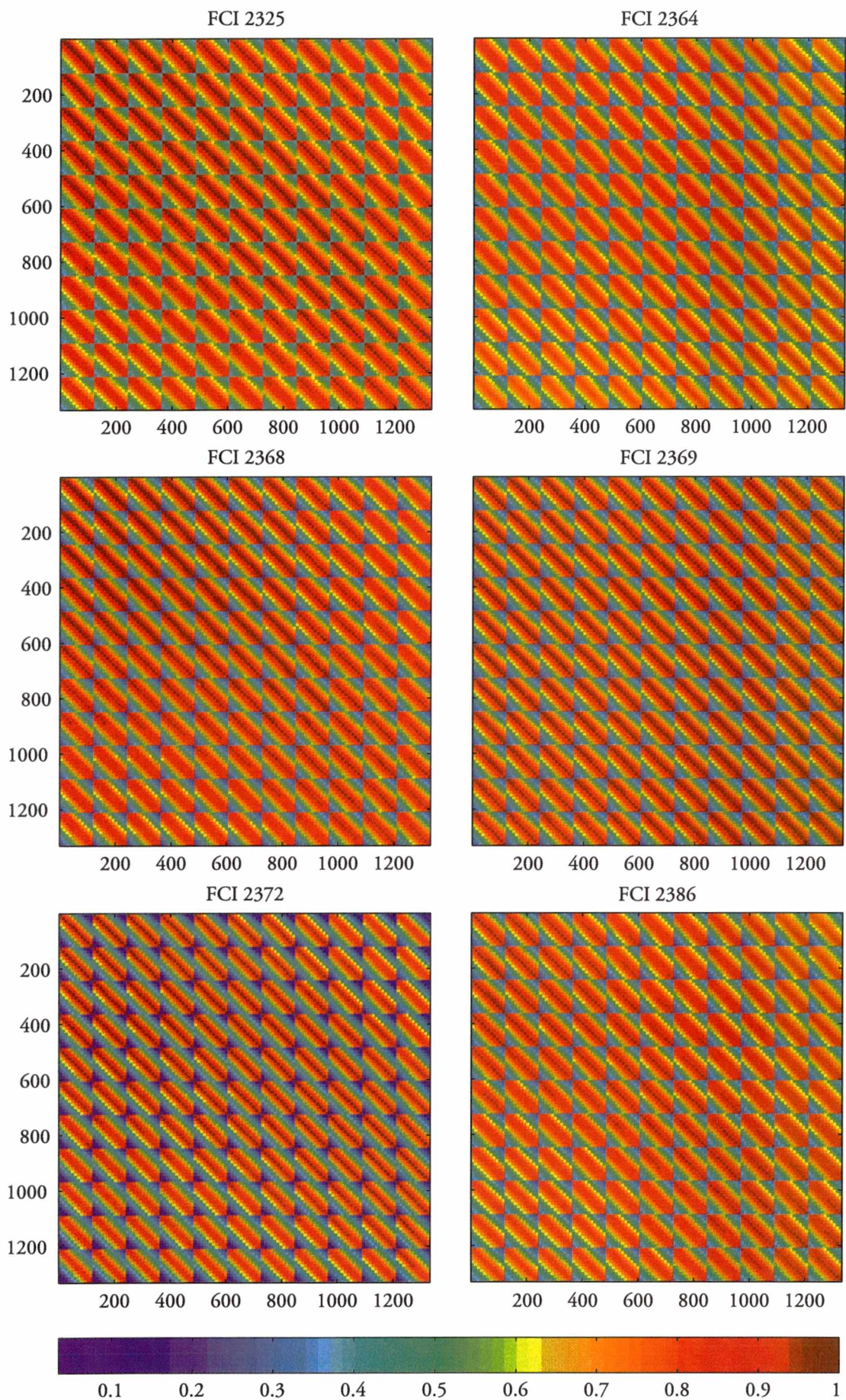
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

Tabela 17. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,159	0,011	0,170
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,276	0,010	0,286
2325-2386	0,089	0,422	0,511
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,207	0,013	0,220
2364-2372	0,025	0,004	0,028
2364-2386	0,129	0,005	0,134
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,179	0,020	0,198
2368-2386	0,137	0,034	0,171
2369-2372	0,000	0,000	0,000
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	0,000	0,542	0,542
Średnia:	0,080	0,071	0,151
Min	0,000	0,000	0,0000000
Max	0,276	0,542	0,542



Rysunek 75. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCI)



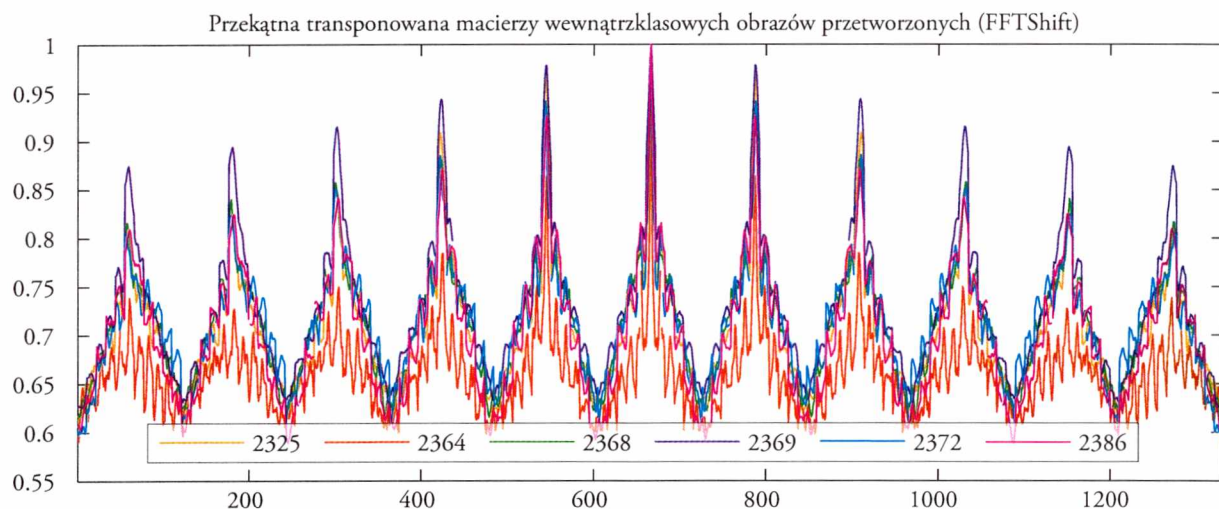
Rysunek 76. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

BW FFTShift – Szybkie przekształcenie Fouriera.

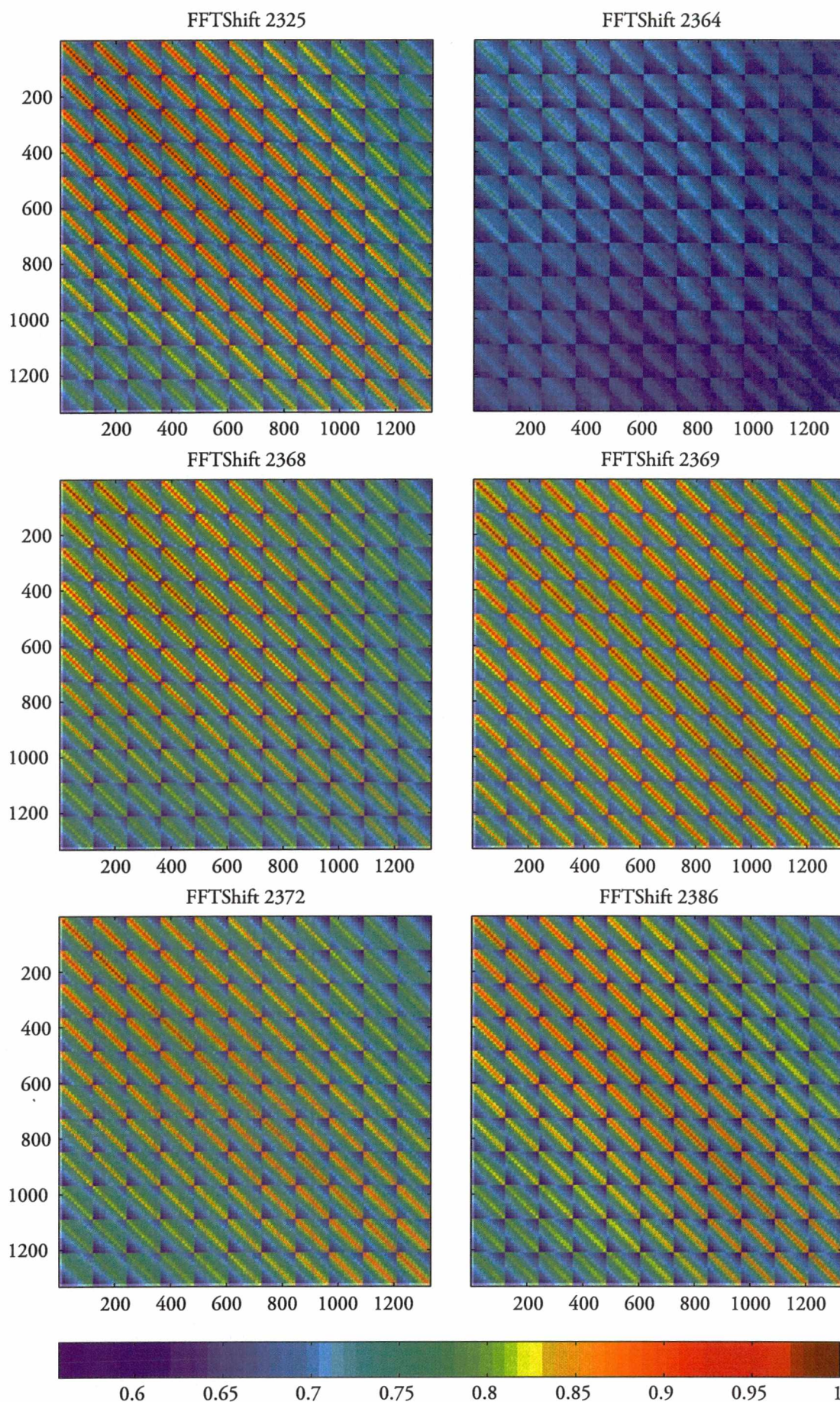
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone szybkim przekształceniem Fouriera.

Tabela 18. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych szybkemu przekształceniu Fouriera.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,055	0,033	0,088
2325-2368	0,349	0,052	0,401
2325-2369	0,000	0,459	0,459
2325-2372	0,070	0,414	0,484
2325-2386	0,535	0,016	0,550
2364-2368	0,107	0,033	0,139
2364-2369	0,292	0,095	0,387
2364-2372	0,255	0,053	0,308
2364-2386	0,330	0,099	0,429
2368-2369	0,000	0,320	0,320
2368-2372	0,302	0,040	0,342
2368-2386	0,350	0,121	0,471
2369-2372	0,420	0,020	0,440
2369-2386	0,252	0,041	0,293
2372-2386	0,000	0,526	0,525
Średnia:	0,221	0,155	0,376
Min	0,000	0,016	0,088
Max	0,535	0,526	0,550



Rysunek 77. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FFTShift)



Rysunek 78. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przetworzonych szybkim przekształceniem Fouriera.

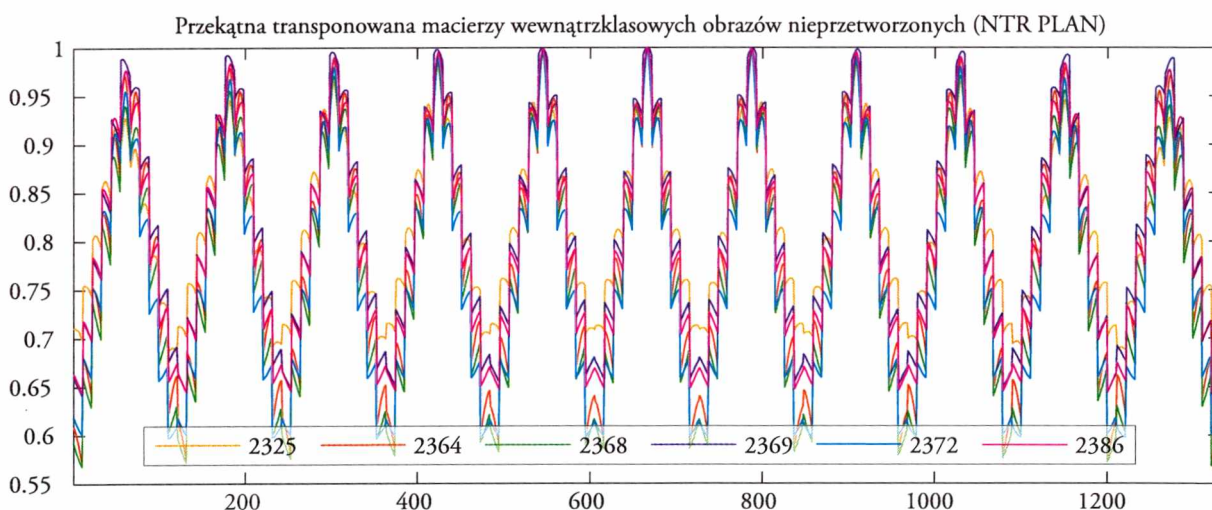
5.2.4. Samoloty obserwowane z góry (obserwacja satelitarna). Obrazy binarne.

BW NTR PLAN – Obrazy pierwotne, nie przekształcone

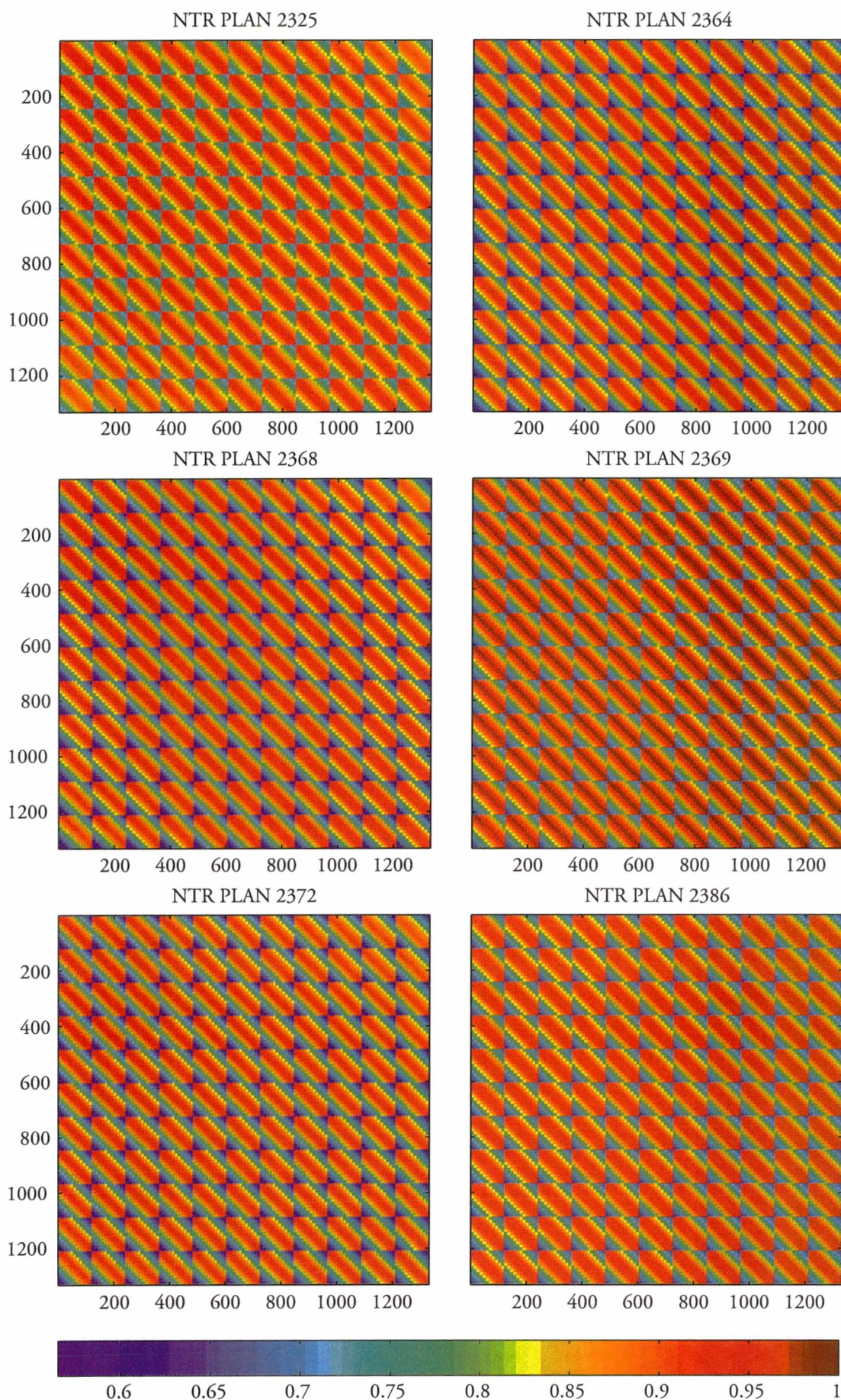
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów nieprzetworzonych (wejściowych).

Tabela 19. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla bitmap wejściowych czarno-białych nie poddanych jakiegokolwiek przekształceniu.

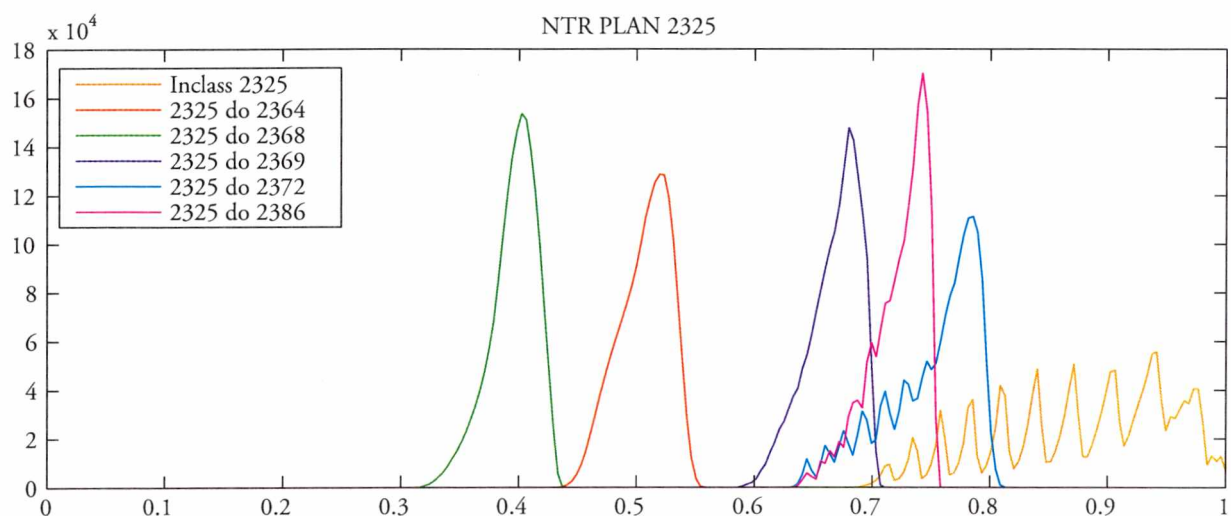
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,003	0,001	0,004
2325-2372	0,186	0,005	0,190
2325-2386	0,070	0,000	0,070
2364-2368	0,016	0,001	0,017
2364-2369	0,000	0,000	0,000
2364-2372	0,000	0,000	0,000
2364-2386	0,000	0,000	0,000
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,000	0,000	0,000
2368-2386	0,000	0,000	0,000
2369-2372	0,035	0,005	0,039
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	0,000	0,121	0,121
Średnia:	0,021	0,009	0,030
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,186	0,121	0,190



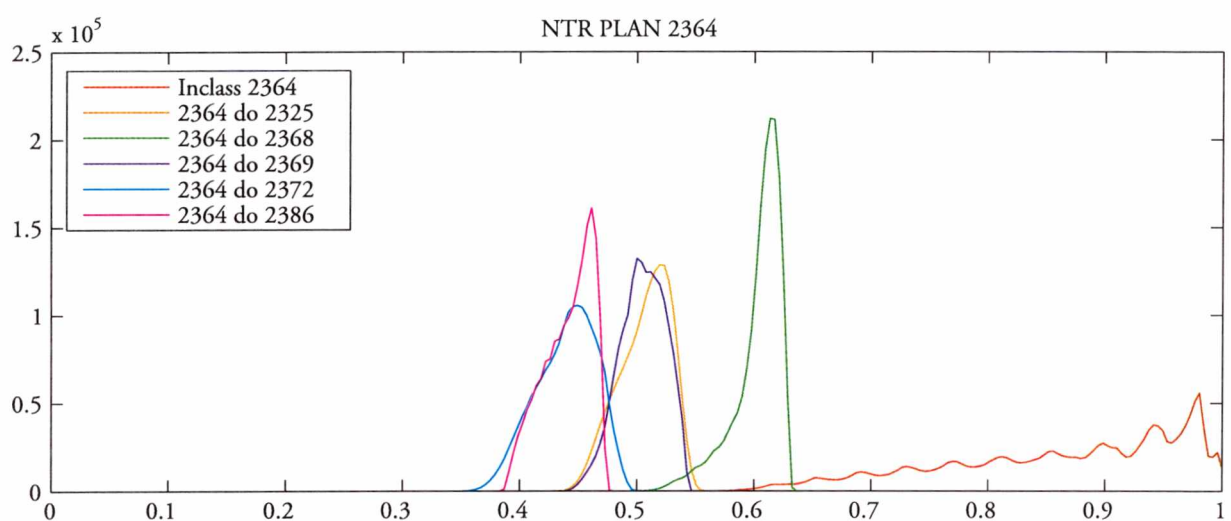
Rysunek 79. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (NTR PLAN)



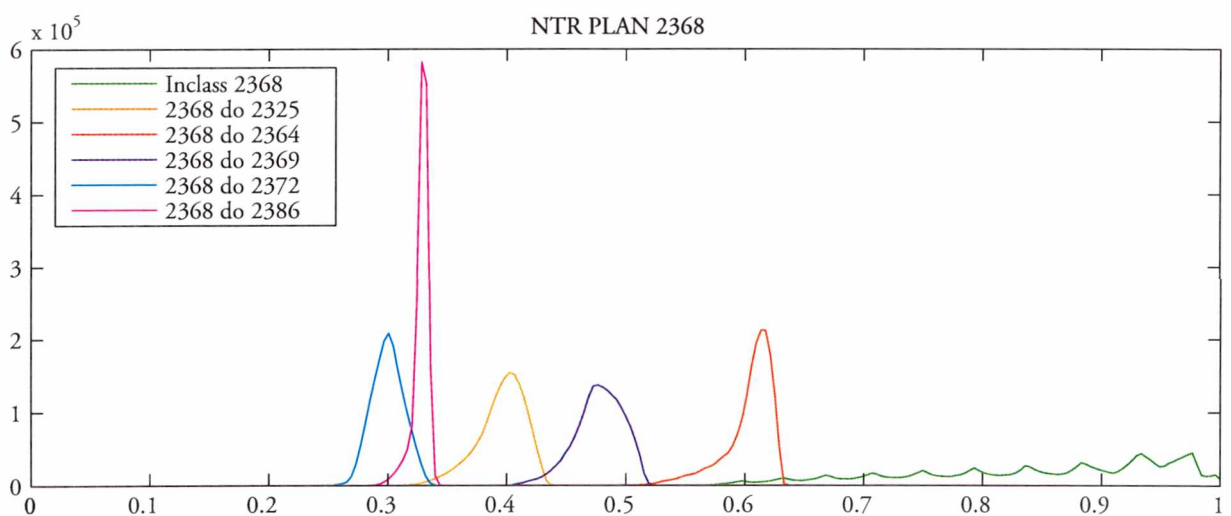
Rysunek 80. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów pierwotnych badanych obiektów.



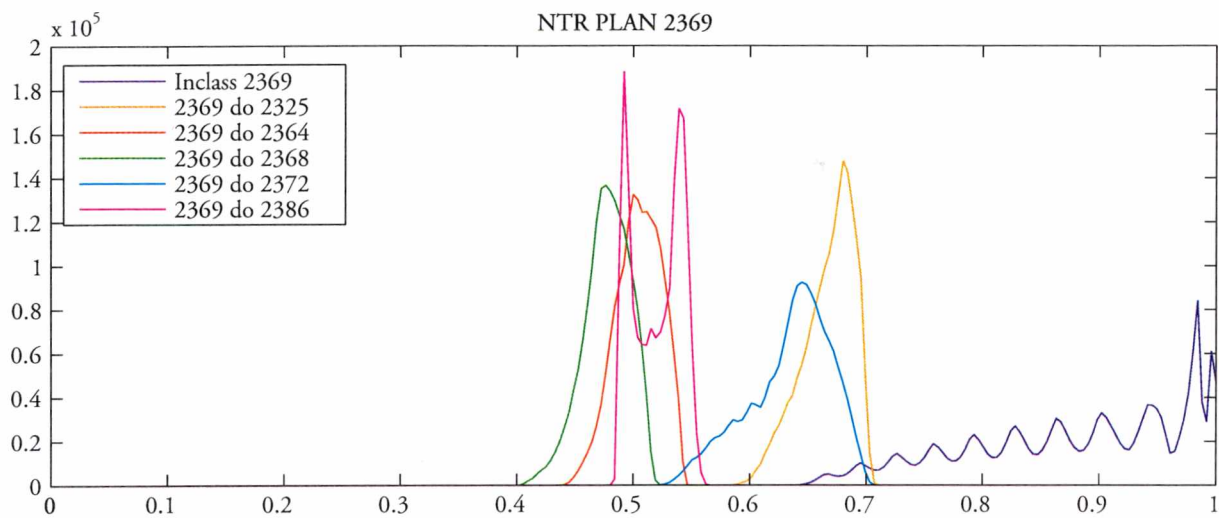
Rysunek 81. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW NTR PLAN



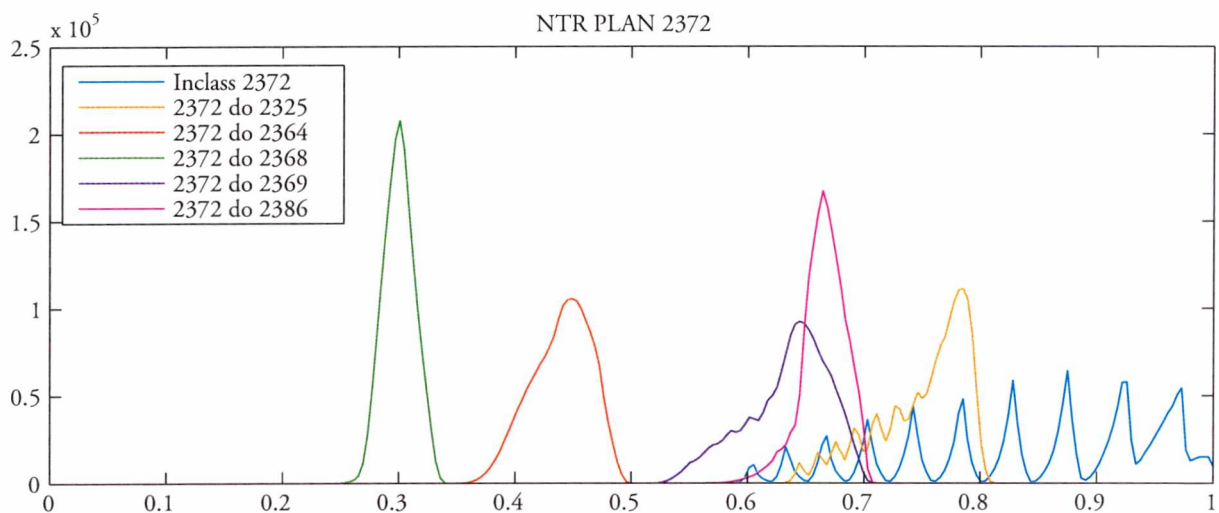
Rysunek 82. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW NTR PLAN



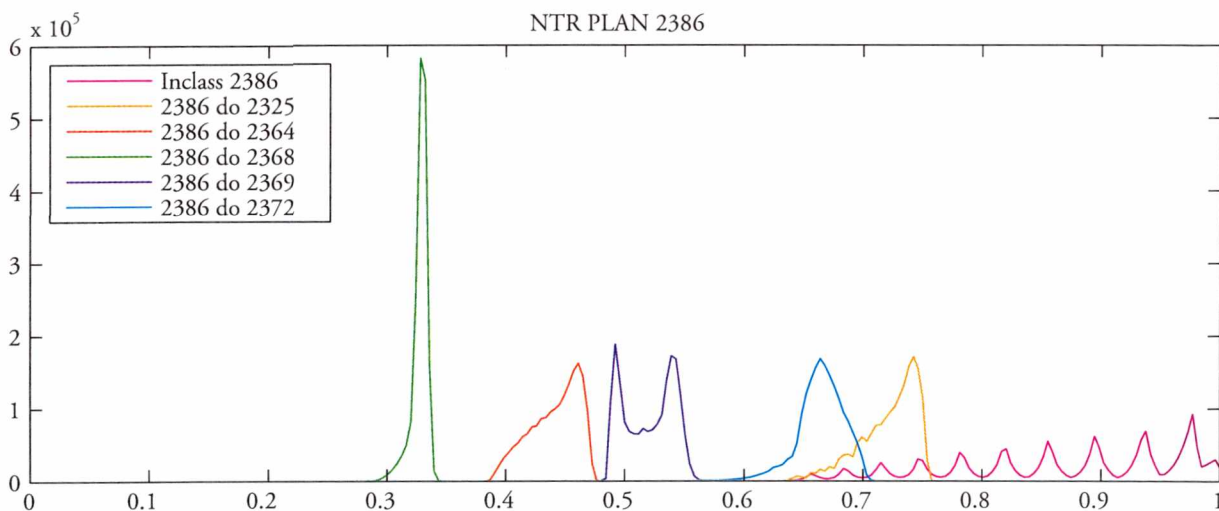
Rysunek 83. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW NTR PLAN



Rysunek 84. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW NTR PLAN



Rysunek 85. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW NTR PLAN



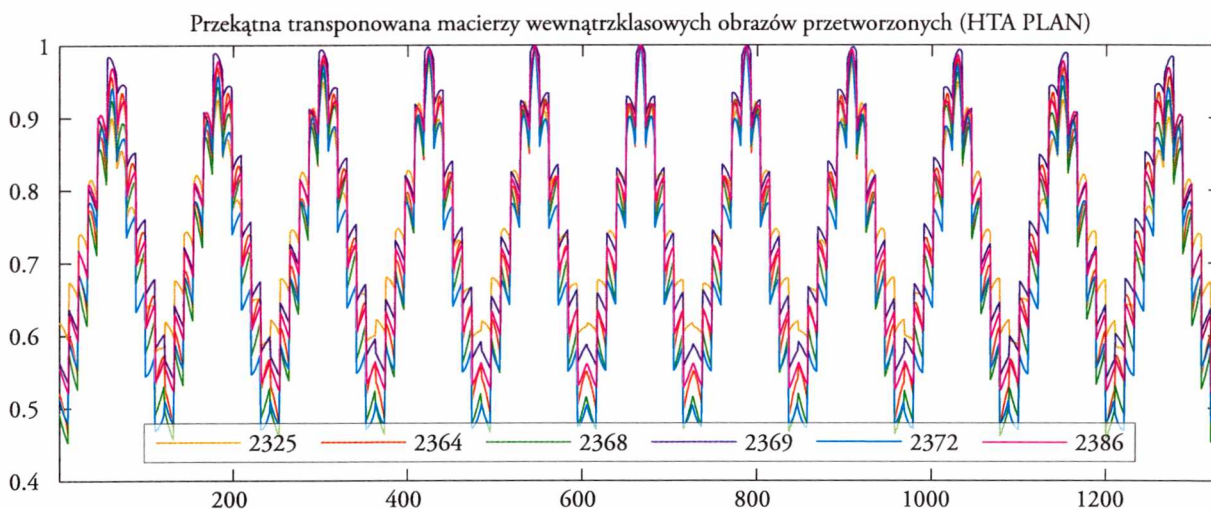
Rysunek 86. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW NTR PLAN

BW HTA PLAN – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta

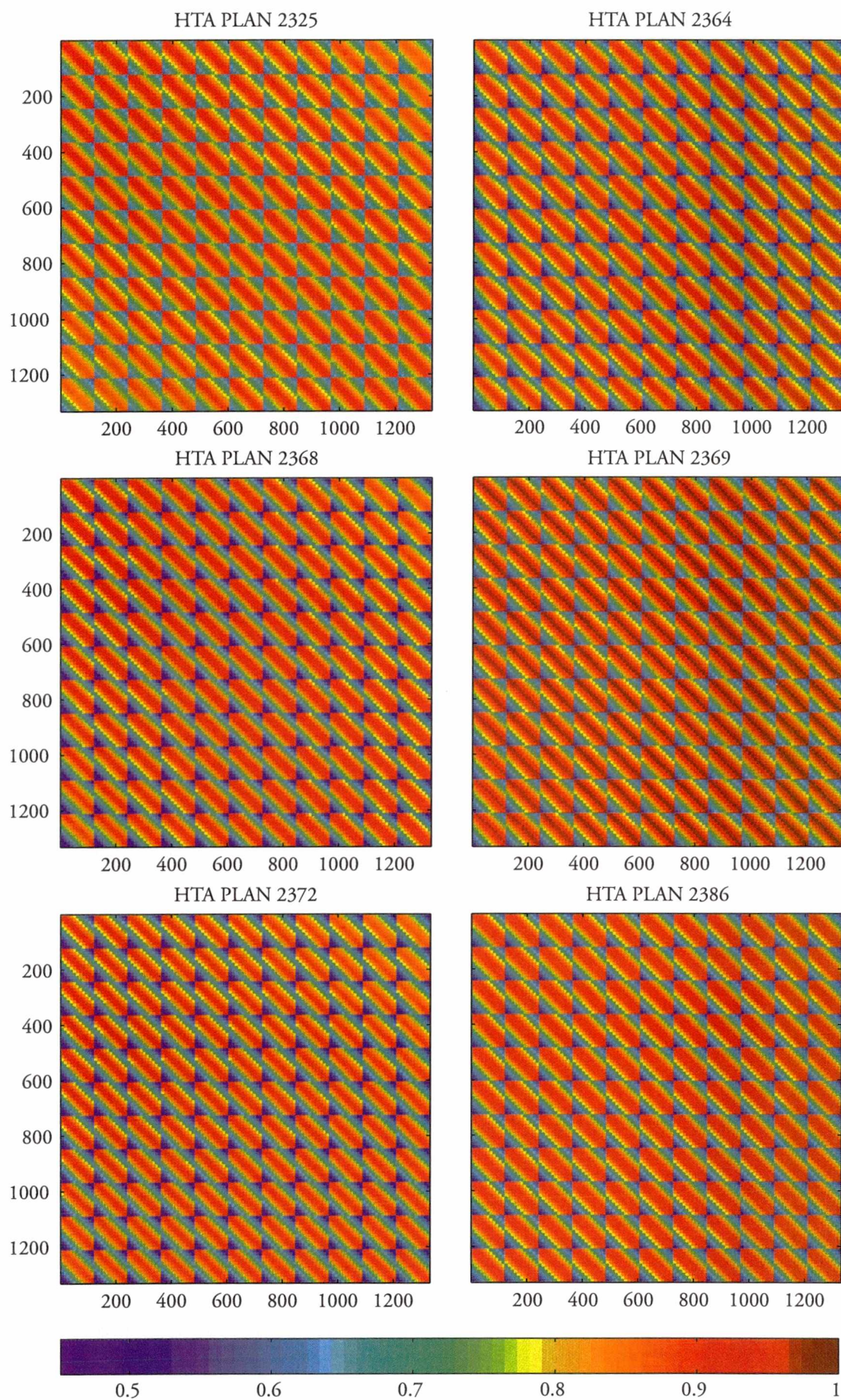
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.

Tabela 20. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Hilberta.

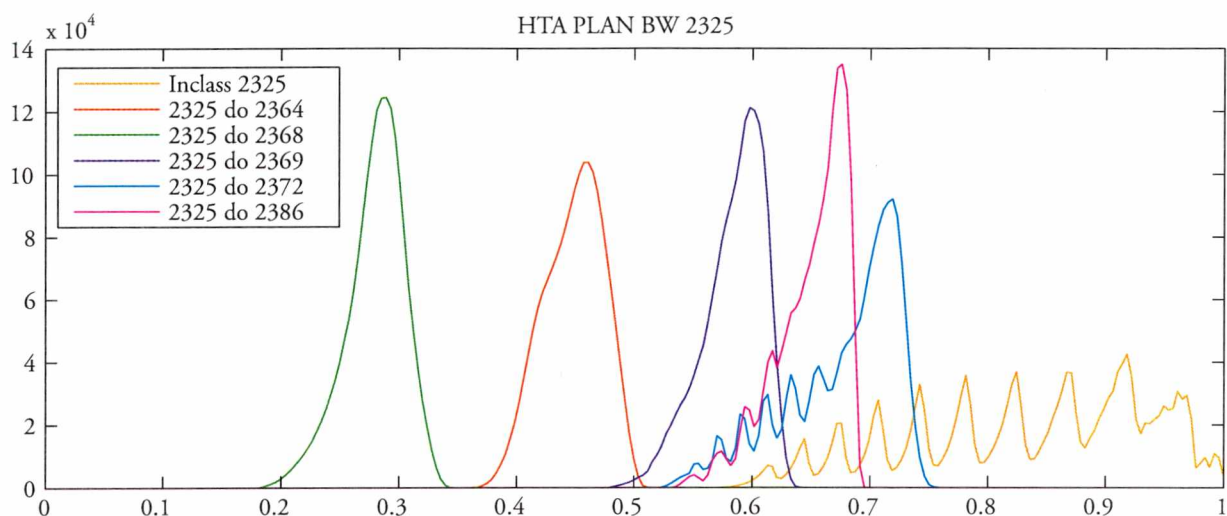
Klasa	S ₁	S ₂	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,023	0,002	0,025
2325-2372	0,200	0,019	0,218
2325-2386	0,107	0,004	0,111
2364-2368	0,021	0,001	0,022
2364-2369	0,000	0,000	0,000
2364-2372	0,000	0,000	0,000
2364-2386	0,000	0,000	0,000
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,000	0,000	0,000
2368-2386	0,000	0,000	0,000
2369-2372	0,064	0,006	0,071
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	0,000	0,140	0,140
Średnia:	0,028	0,012	0,039
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,200	0,140	0,218



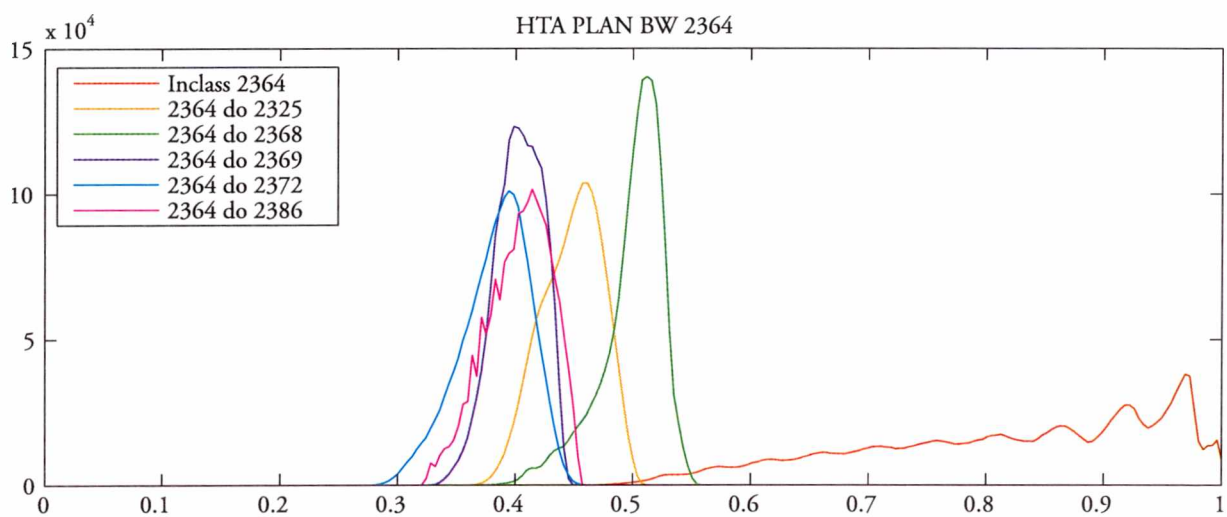
Rysunek 87. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTA PLAN)



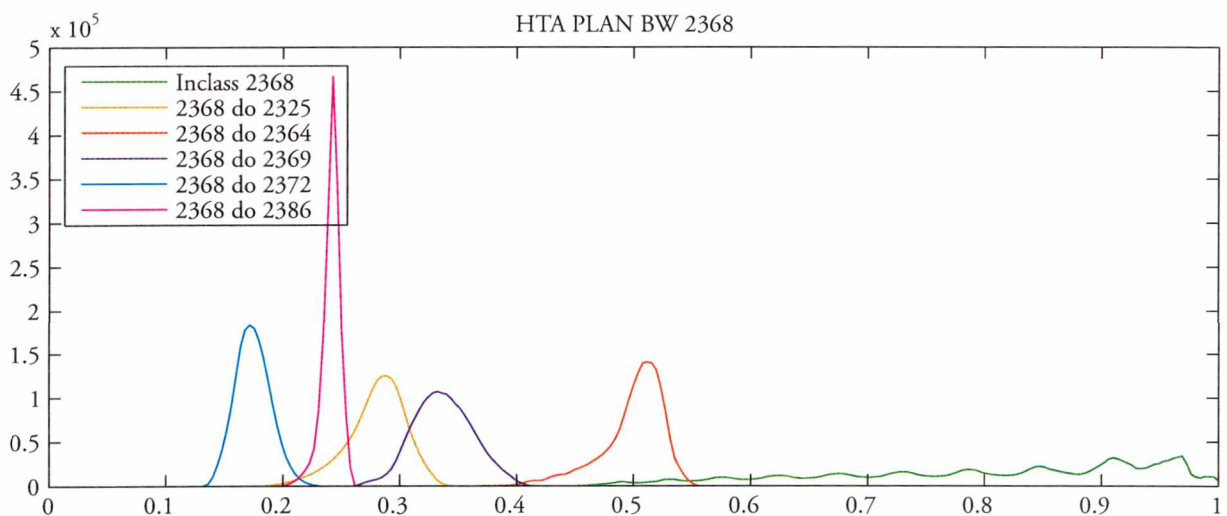
Rysunek 88. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.



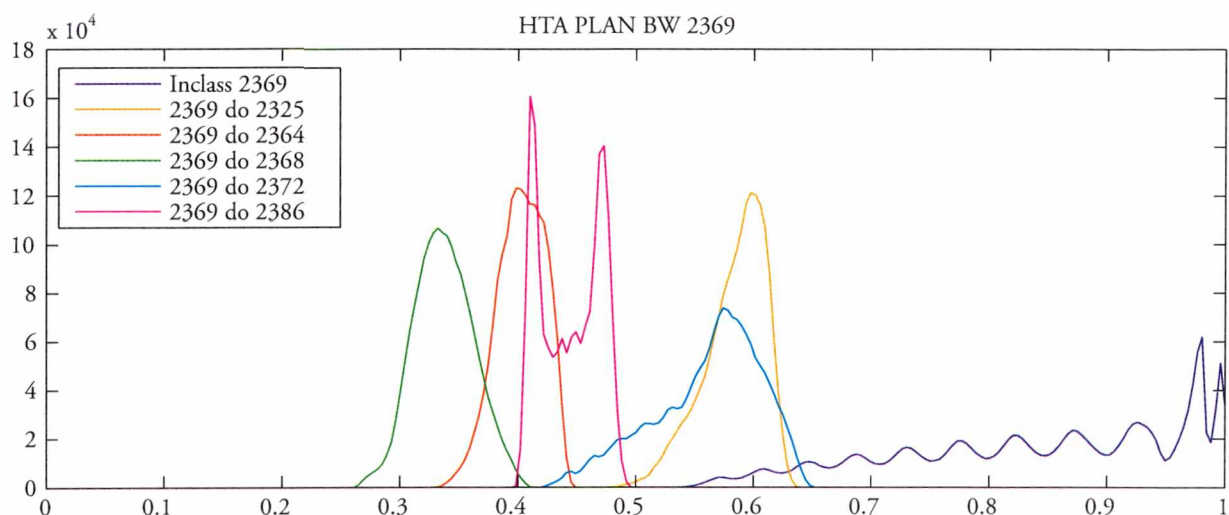
Rysunek 89. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW HTA PLAN



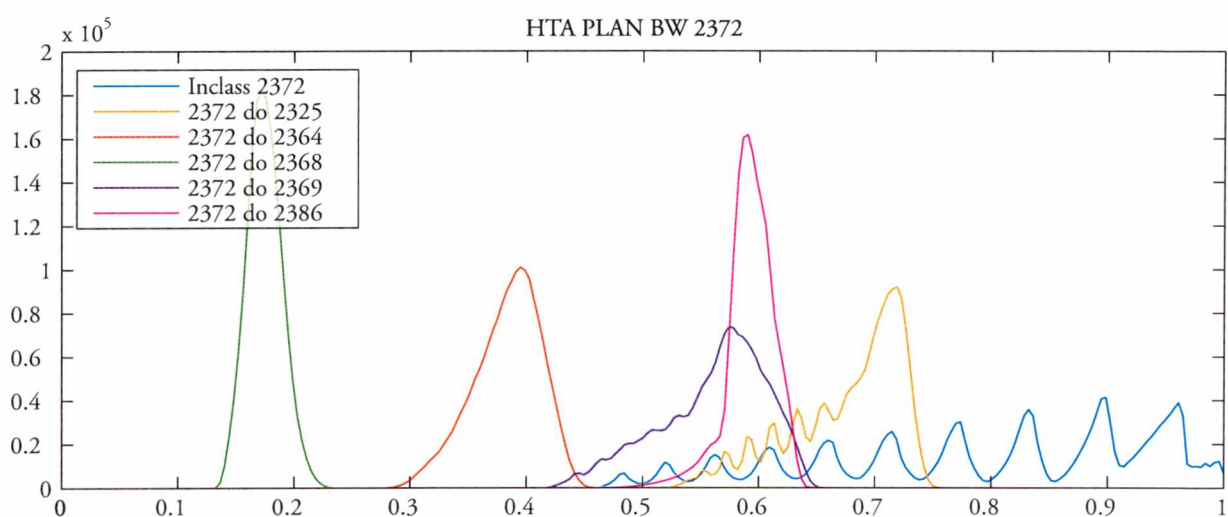
Rysunek 90. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW HTA PLAN



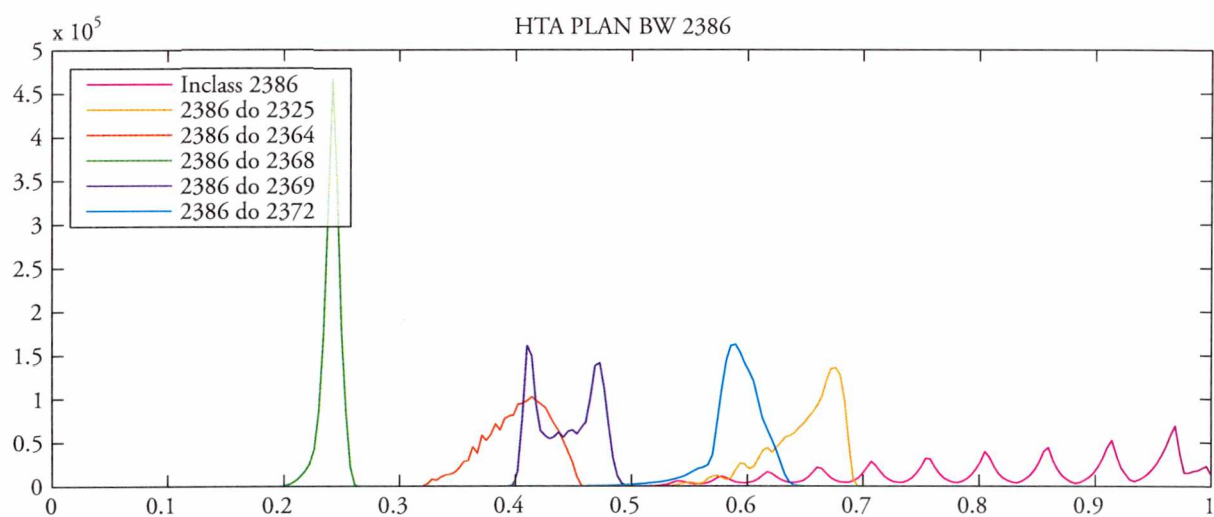
Rysunek 91. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW HTA PLAN



Rysunek 92. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW HTA PLAN



Rysunek 93. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW HTA PLAN



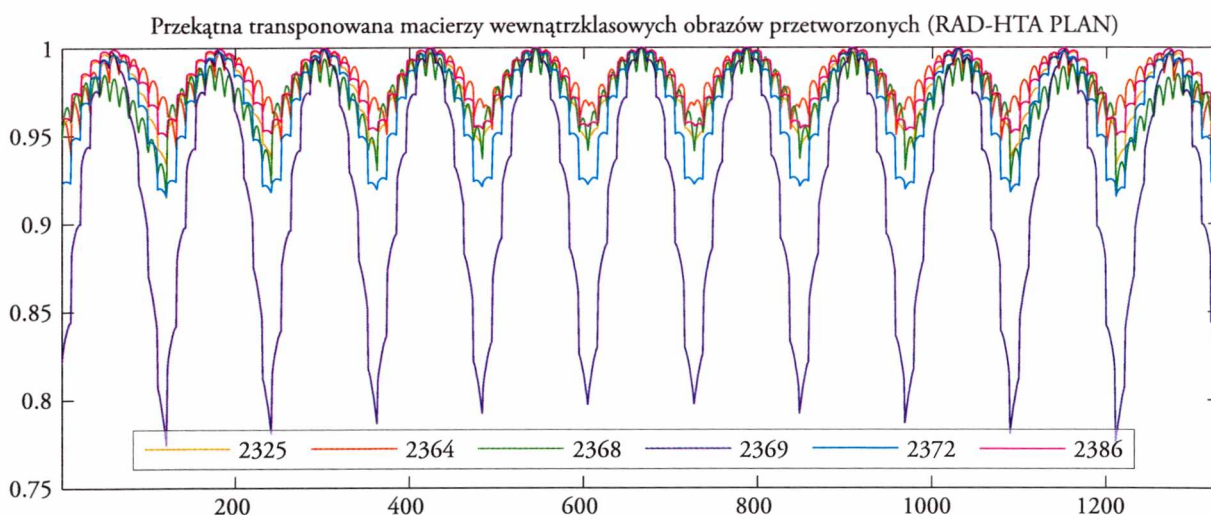
Rysunek 94. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW HTA PLAN

BW RAD-HTA PLAN – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Radona

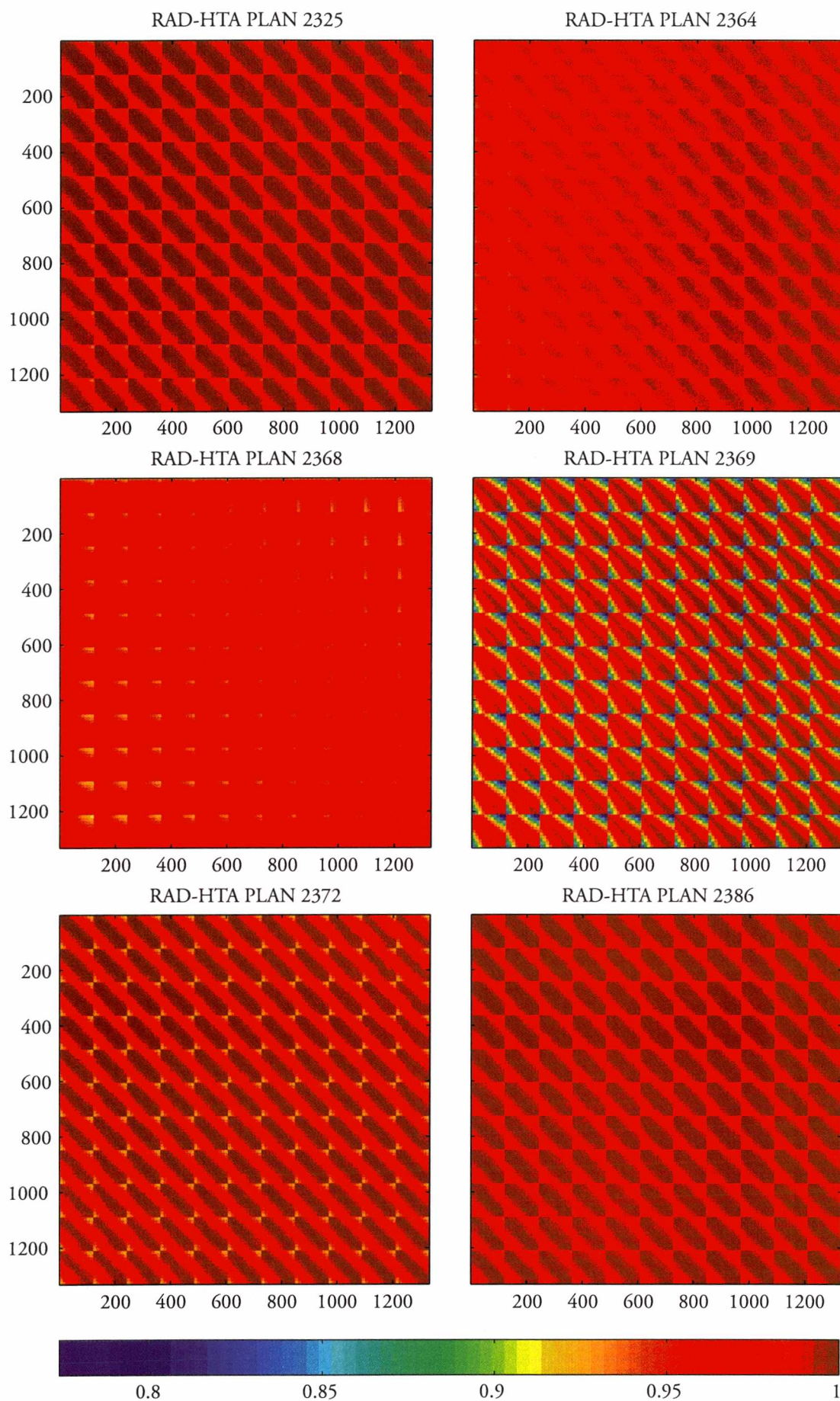
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.

Tabela 21. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu przekształceniu Hilberta-Radona.

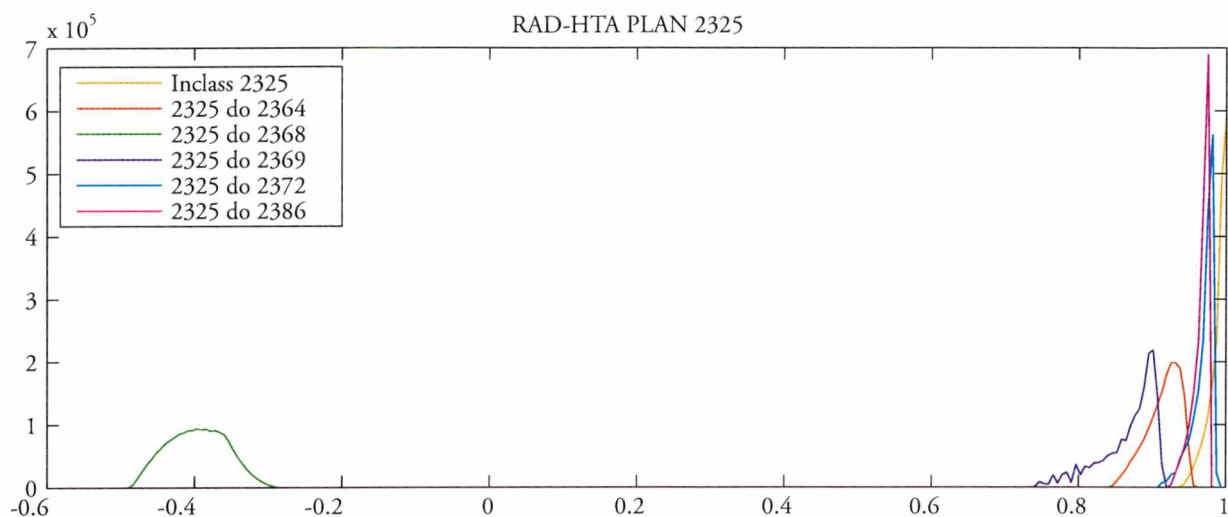
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,014	0,002	0,016
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,259	0,013	0,271
2325-2386	0,000	0,000	0,000
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,000	0,000	0,000
2364-2372	0,107	0,050	0,156
2364-2386	0,000	0,000	0,000
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,000	0,000	0,000
2368-2386	0,000	0,000	0,000
2369-2372	0,132	0,012	0,144
2369-2386	0,230	0,005	0,234
2372-2386	0,093	0,014	0,107
Średnia:	0,056	0,006	0,062
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,259	0,050	0,271



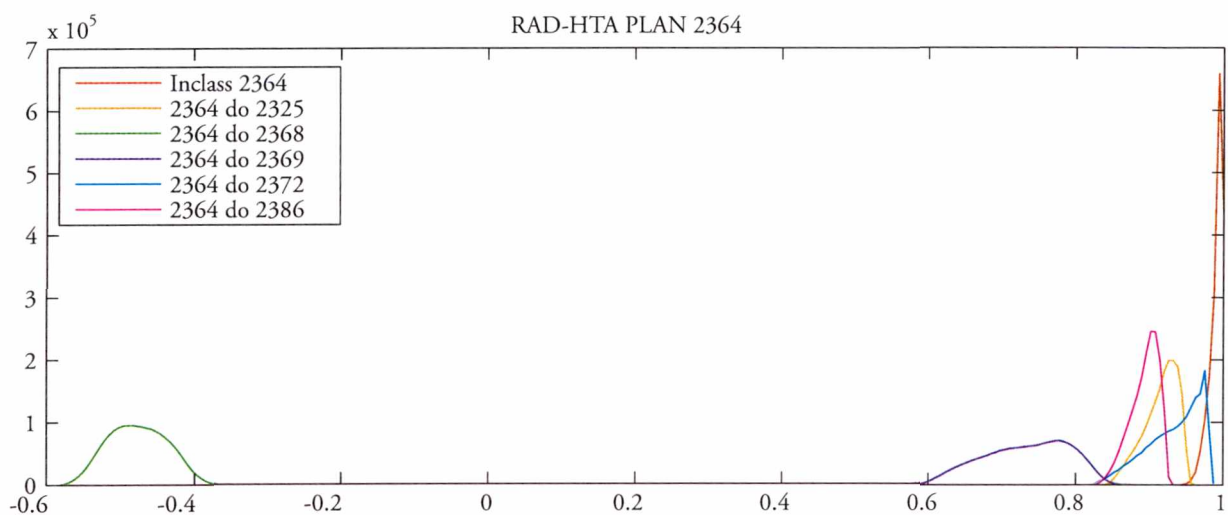
Rysunek 95. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-HTA PLAN)



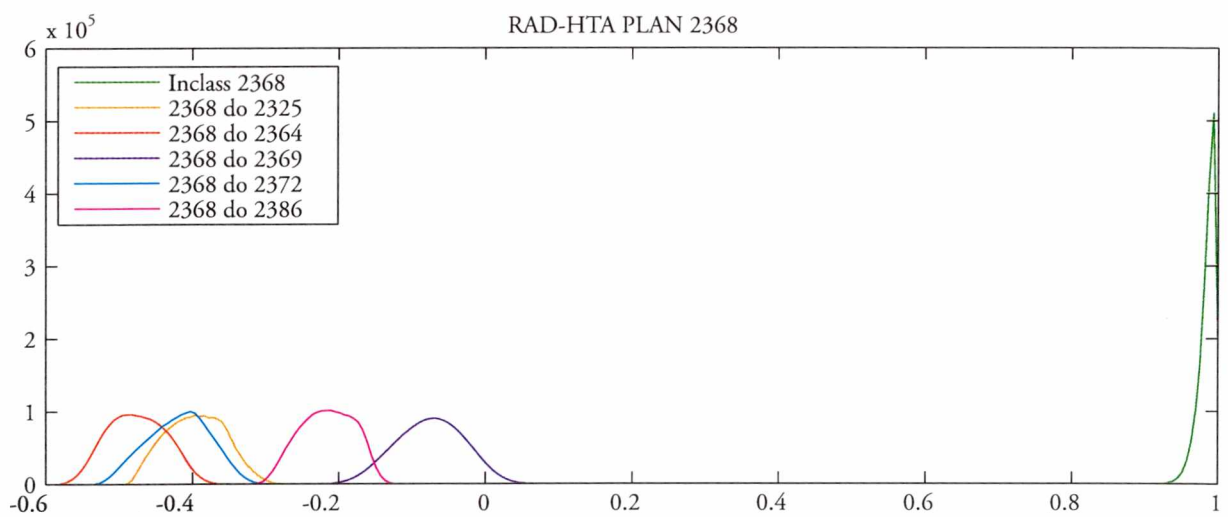
Rysunek 96. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.



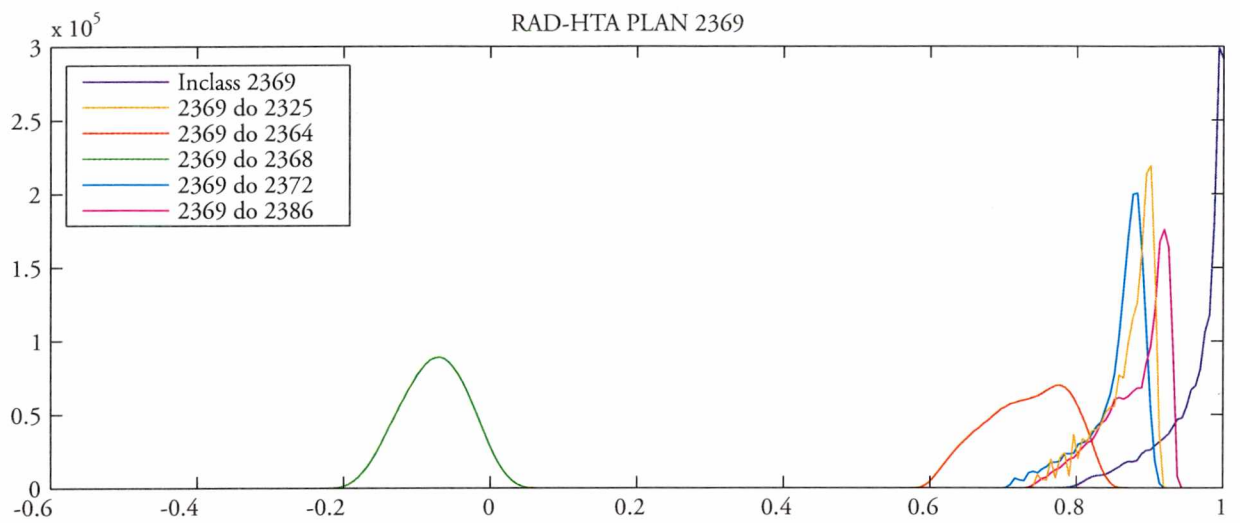
Rysunek 97. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 RAD HTA



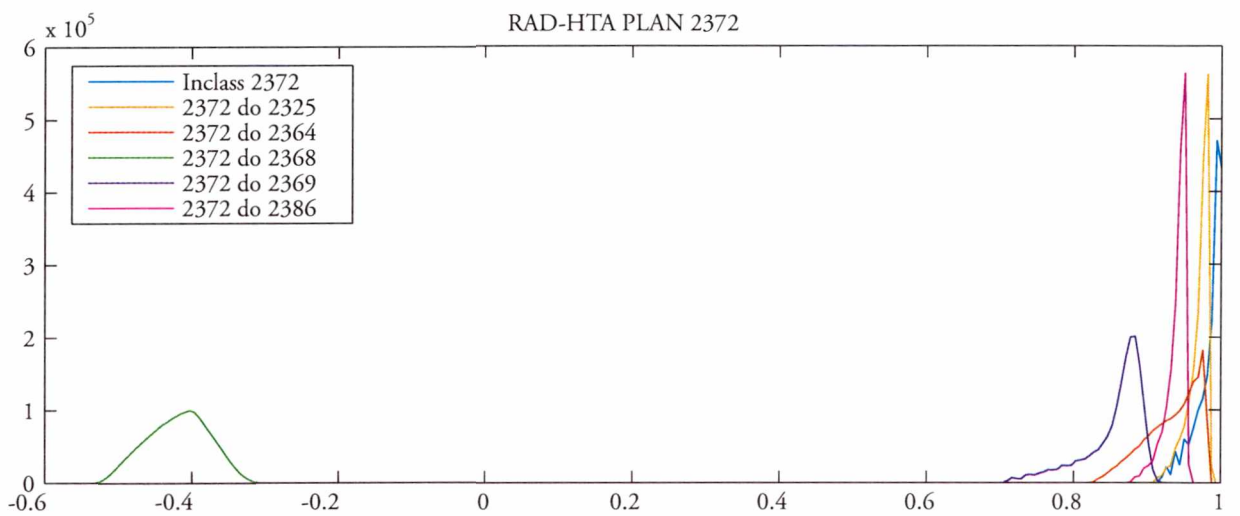
Rysunek 98. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 RAD HTA



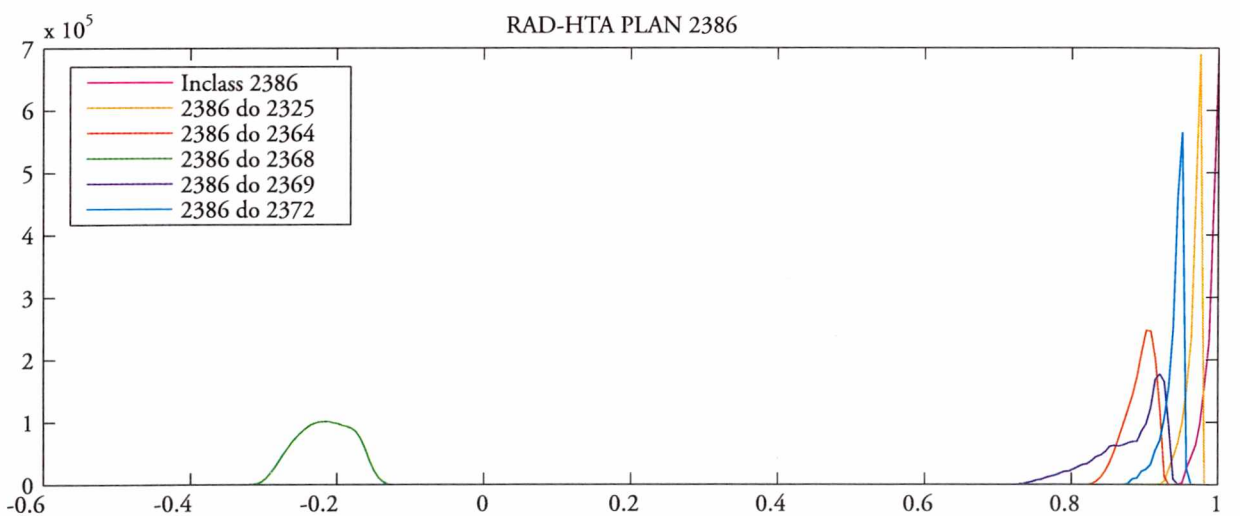
Rysunek 99. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 RAD HTA



Rysunek 100. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 RAD HTA



Rysunek 101. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 RAD HTA



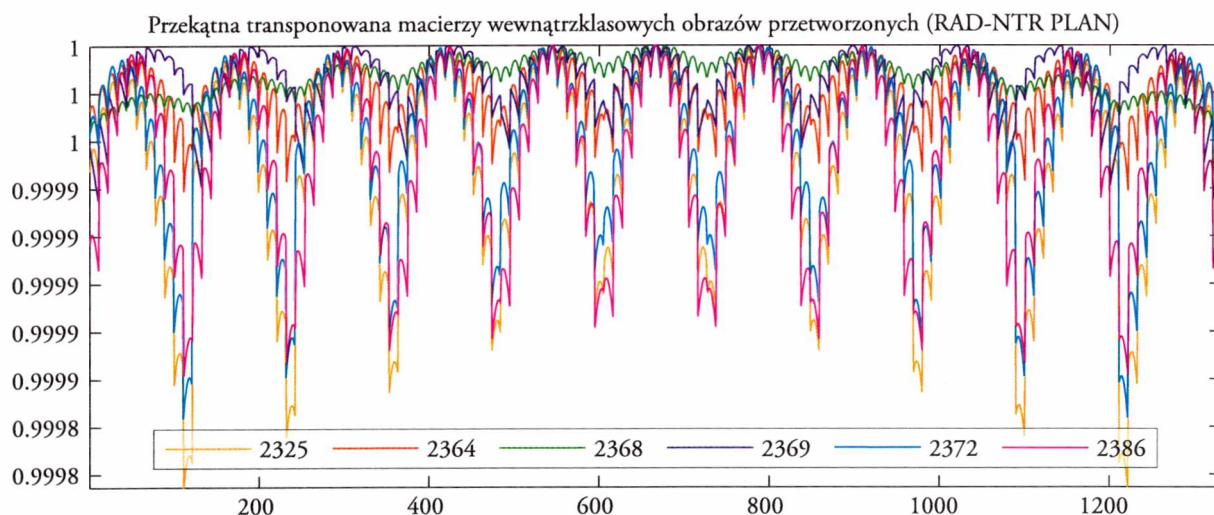
Rysunek 102. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 RAD HTA

BW RAD-NTR PLAN – Przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych.

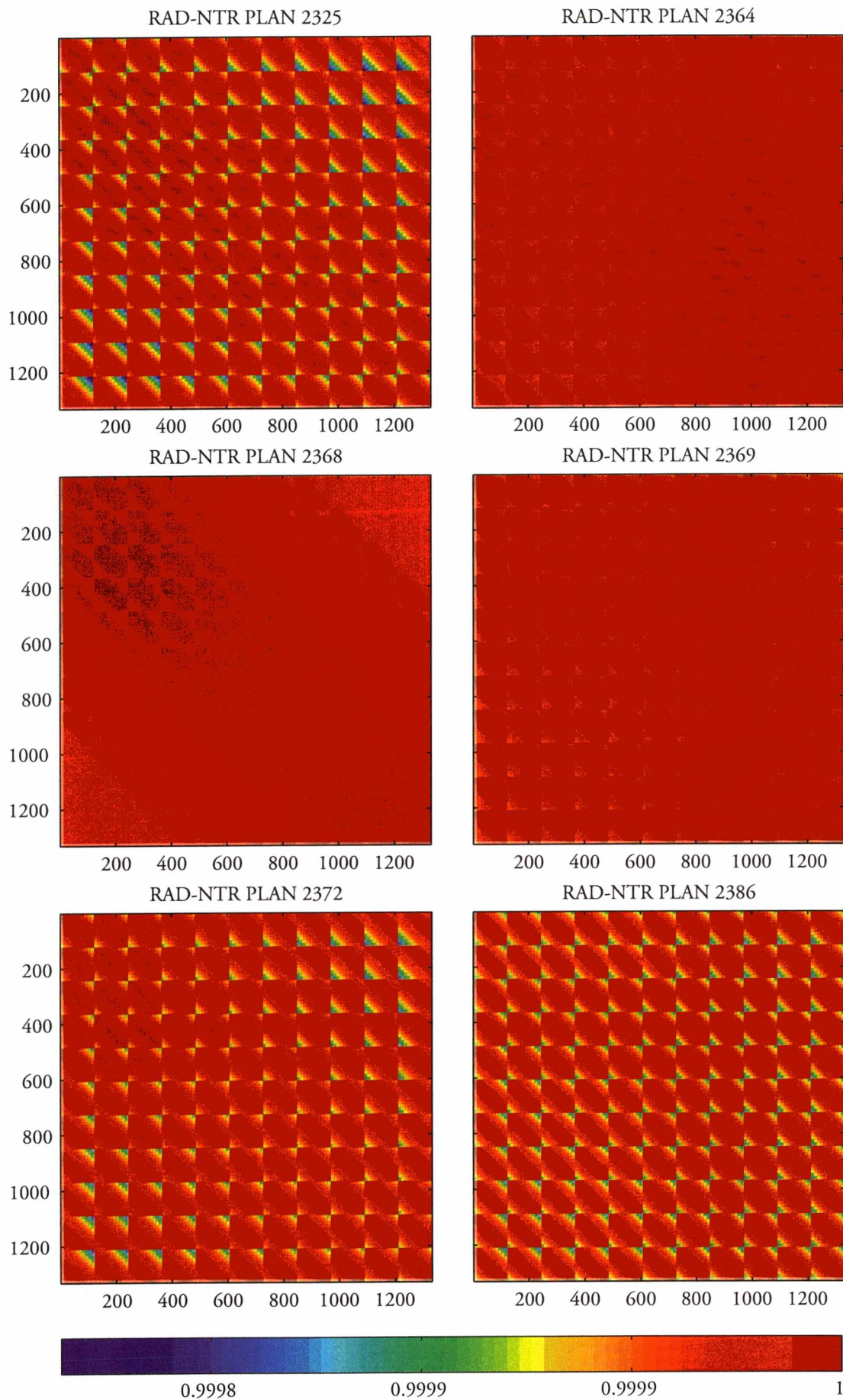
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy wejściowe obiektów przetworzone przekształceniem Radona.

Tabela 22. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap wejściowych podanych przekształceniu Radona.

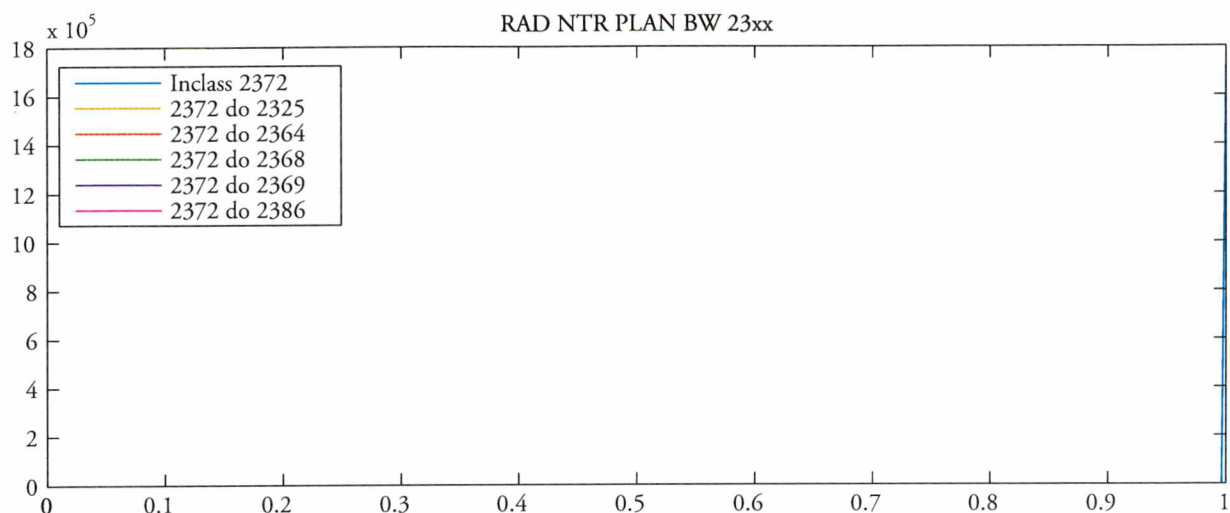
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	1,000	1,000
2325-2368	0,000	1,000	1,000
2325-2369	0,000	1,000	1,000
2325-2372	0,000	1,000	1,000
2325-2386	0,000	1,000	1,000
2364-2368	0,000	1,000	1,000
2364-2369	0,000	1,000	1,000
2364-2372	0,000	1,000	1,000
2364-2386	0,000	1,000	1,000
2368-2369	0,000	1,000	1,000
2368-2372	0,000	1,000	1,000
2368-2386	0,000	1,000	1,000
2369-2372	0,000	1,000	1,000
2369-2386	0,000	1,000	1,000
2372-2386	0,000	1,000	1,000
Średnia:	0,000	1,000	1,000
Min	0,000	1,000	1,000
Max	0,000	1,000	1,000



Rysunek 103. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-NTR)



Rysunek 104. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów pierwotnych przekształconych przekształceniem Radona.



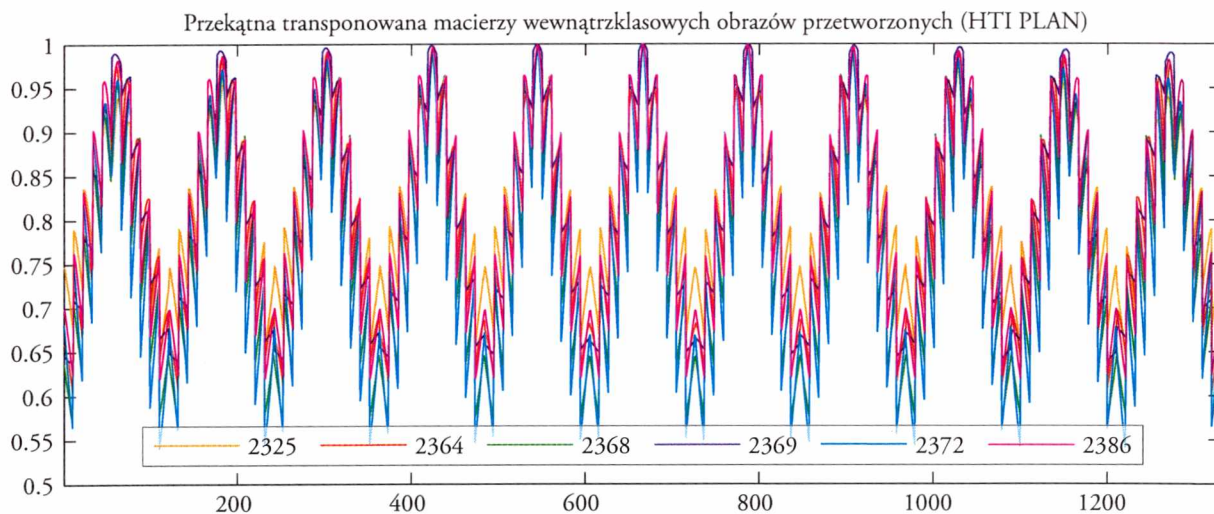
Rysunek 105. Wspólny histogram współczynników korelacji względem wszystkich klas wzajemnie BW RAD-NTR
PLAN

BW HTI PLAN – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta.

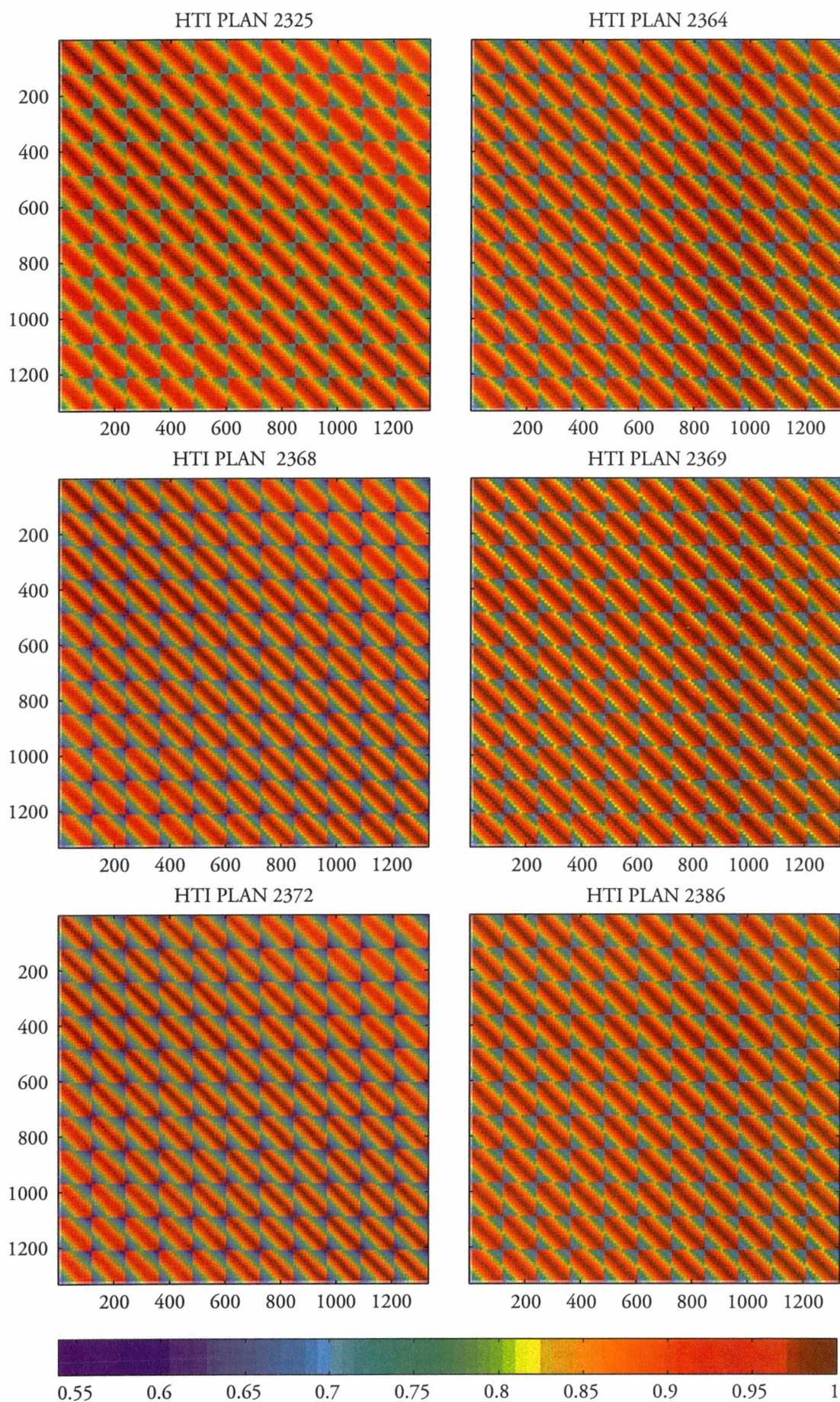
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.

Tabela 23. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,003	0,001	0,004
2325-2372	0,206	0,004	0,210
2325-2386	0,075	0,003	0,077
2364-2368	0,006	0,000	0,006
2364-2369	0,000	0,000	0,000
2364-2372	0,000	0,000	0,000
2364-2386	0,000	0,000	0,000
2368-2369	0,001	0,001	0,002
2368-2372	0,000	0,000	0,000
2368-2386	0,000	0,000	0,000
2369-2372	0,001	0,001	0,002
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	0,190	0,006	0,196
Średnia:	0,032	0,001	0,033
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,206	0,006	0,210



Rysunek 106. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTI PLAN)



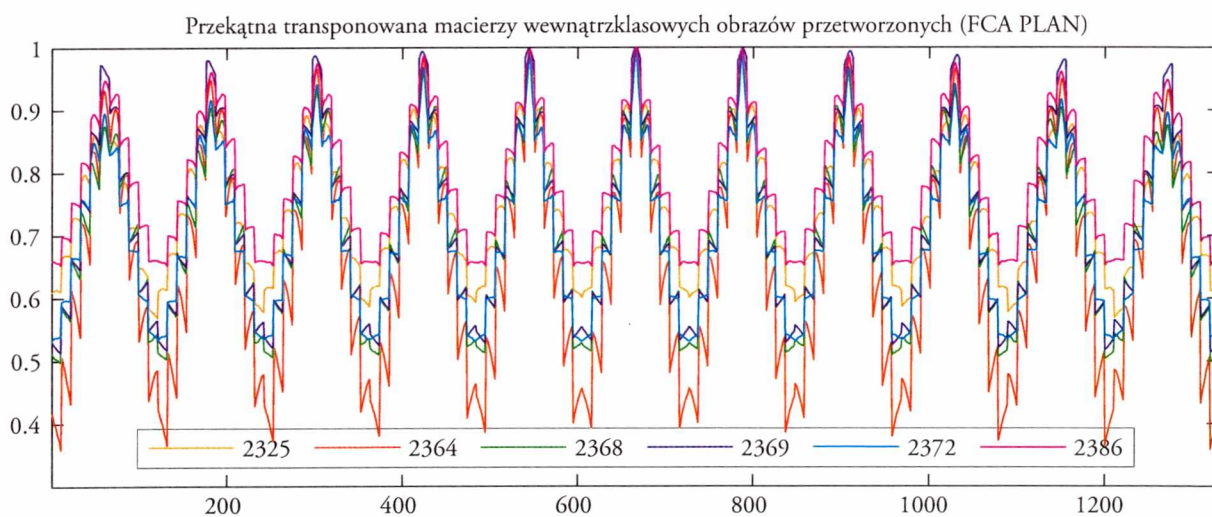
Rysunek 107. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.

BW FCA PLAN – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta.

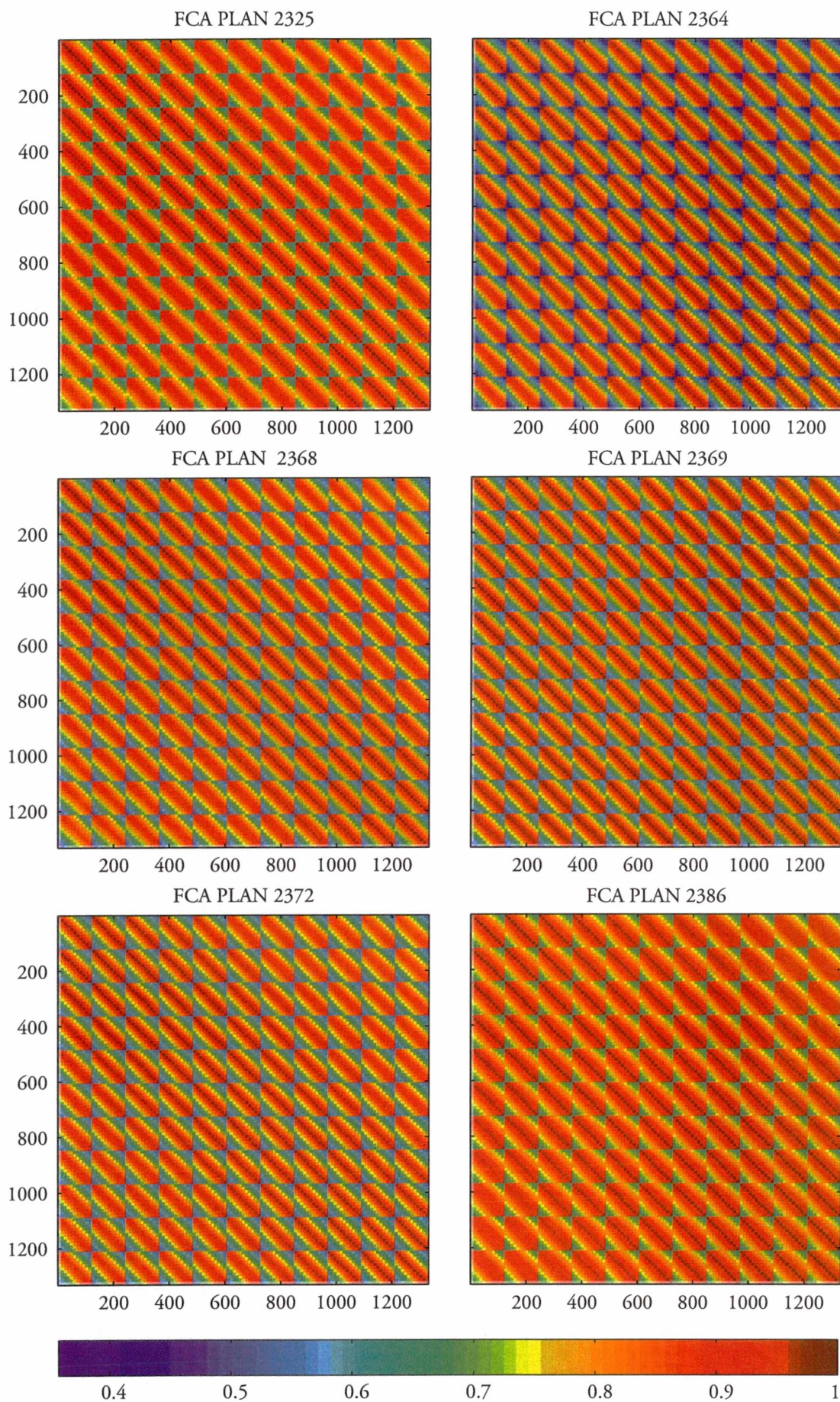
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

Tabela 24. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,059	0,002	0,061
2325-2372	0,269	0,010	0,279
2325-2386	0,173	0,001	0,174
2364-2368	0,000	0,090	0,089
2364-2369	0,004	0,000	0,004
2364-2372	0,017	0,001	0,017
2364-2386	0,045	0,002	0,047
2368-2369	0,019	0,002	0,021
2368-2372	0,000	0,000	0,000
2368-2386	0,000	0,000	0,000
2369-2372	0,118	0,013	0,131
2369-2386	0,030	0,002	0,032
2372-2386	0,000	0,246	0,246
Średnia:	0,049	0,025	0,073
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,269	0,246	0,279



Rysunek 108. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCA PLAN)



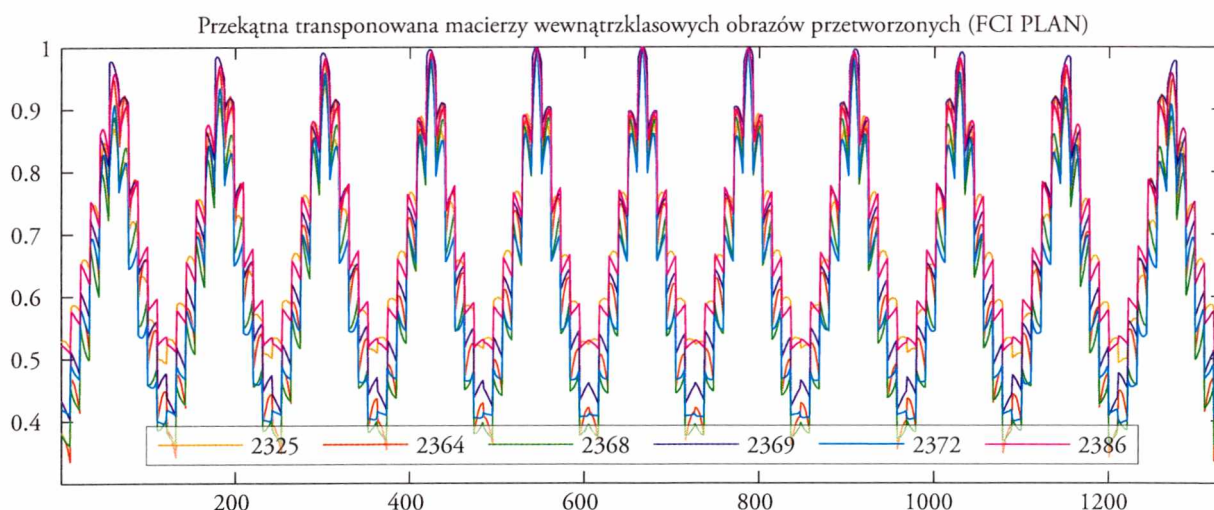
Rysunek 109. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

BW FCI PLAN – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta.

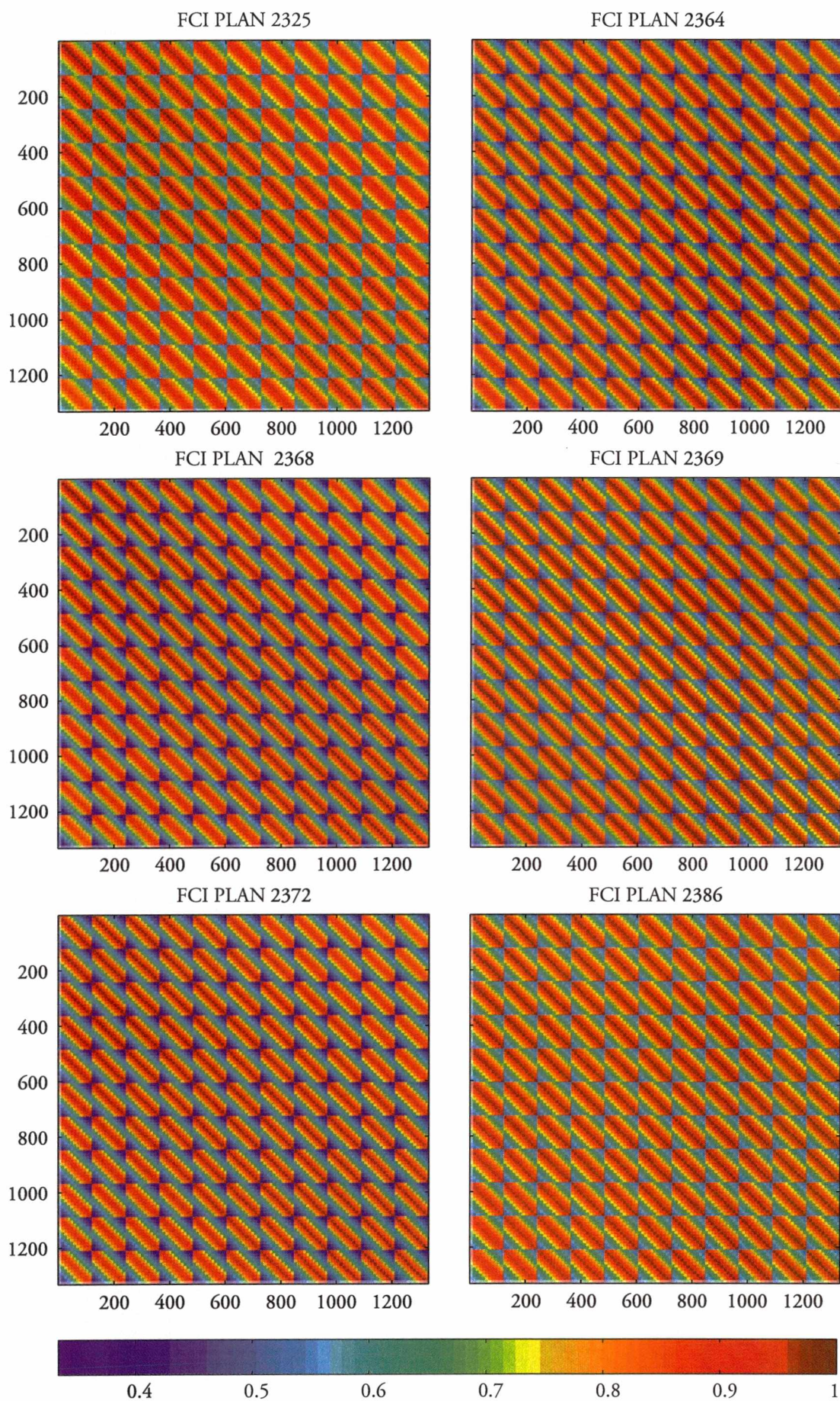
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

Tabela 25. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,078	0,281	0,359
2325-2386	0,170	0,002	0,172
2364-2368	0,016	0,001	0,017
2364-2369	0,001	0,000	0,001
2364-2372	0,020	0,000	0,020
2364-2386	0,012	0,001	0,013
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,000	0,000	0,000
2368-2386	0,000	0,000	0,000
2369-2372	0,021	0,004	0,026
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	0,000	0,207	0,207
Średnia:	0,021	0,033	0,054
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,170	0,281	0,359



Rysunek 110. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCI PLAN)



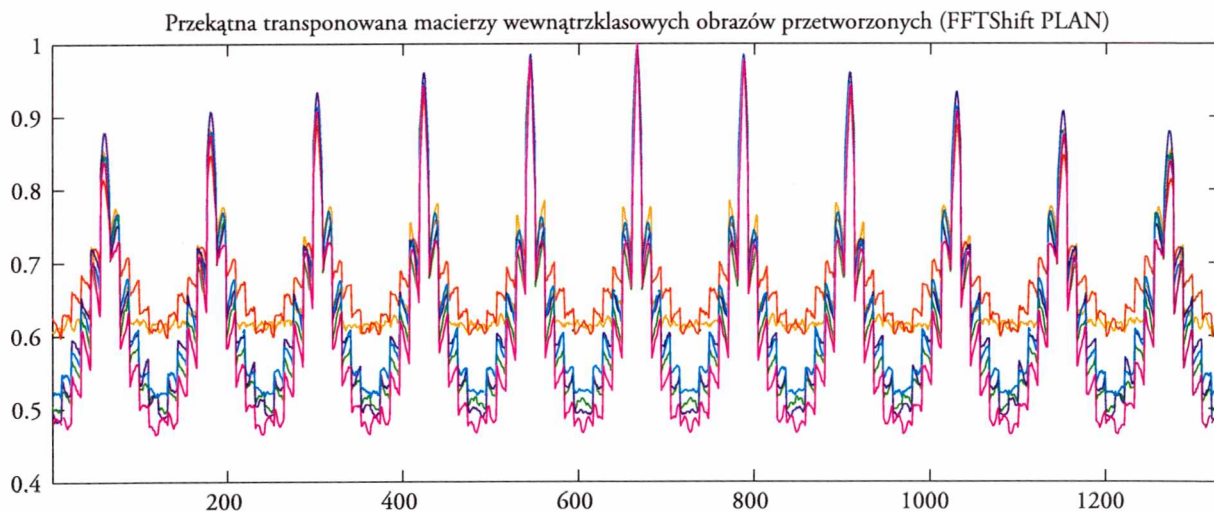
Rysunek 111. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

BW FFTShift PLAN – Szybkie przekształcenie Fouriera.

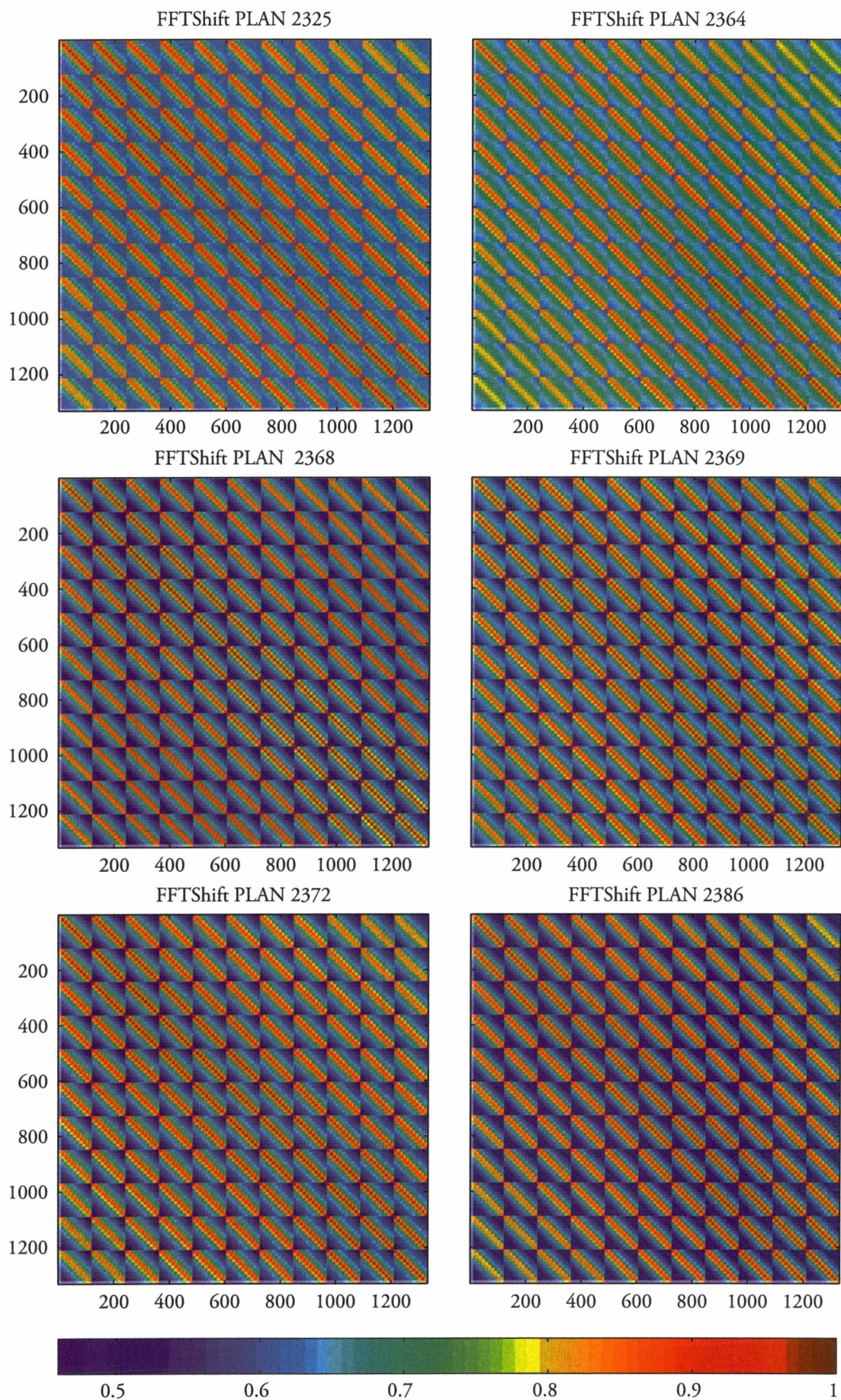
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone szybkim przekształceniem Fouriera.

Tabela 26. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych szybkim przekształceniu Fouriera.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,088	0,110	0,197
2325-2372	0,000	0,000	0,000
2325-2386	0,000	0,000	0,000
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,000	0,000	0,000
2364-2372	0,000	0,000	0,000
2364-2386	0,000	0,000	0,000
2368-2369	0,005	0,330	0,335
2368-2372	0,000	0,307	0,307
2368-2386	0,246	0,046	0,292
2369-2372	0,213	0,013	0,226
2369-2386	0,165	0,004	0,169
2372-2386	0,179	0,029	0,208
Średnia:	0,060	0,056	0,116
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,246	0,330	0,335



Rysunek 112. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FFTShift)



Rysunek 113. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przetworzonych szybkim przekształceniem Fouriera.

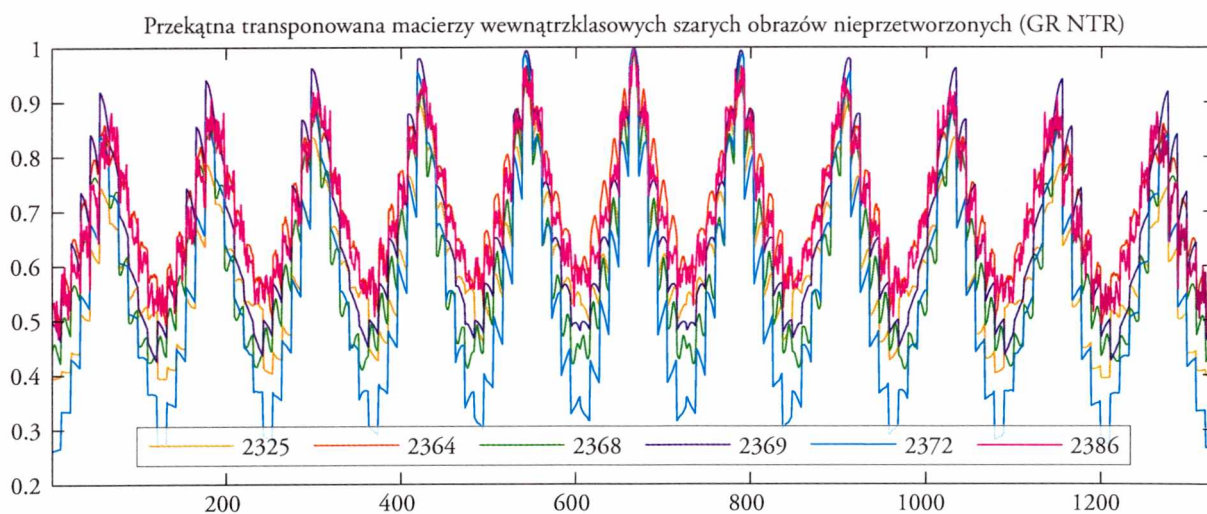
5.2.5. Samoloty obserwowane z boku (obserwacja z ziemi). Obrazy ciągłotonalne – odcienie szarości.

GR NTR – Obrazy pierwotne, nie przekształcone

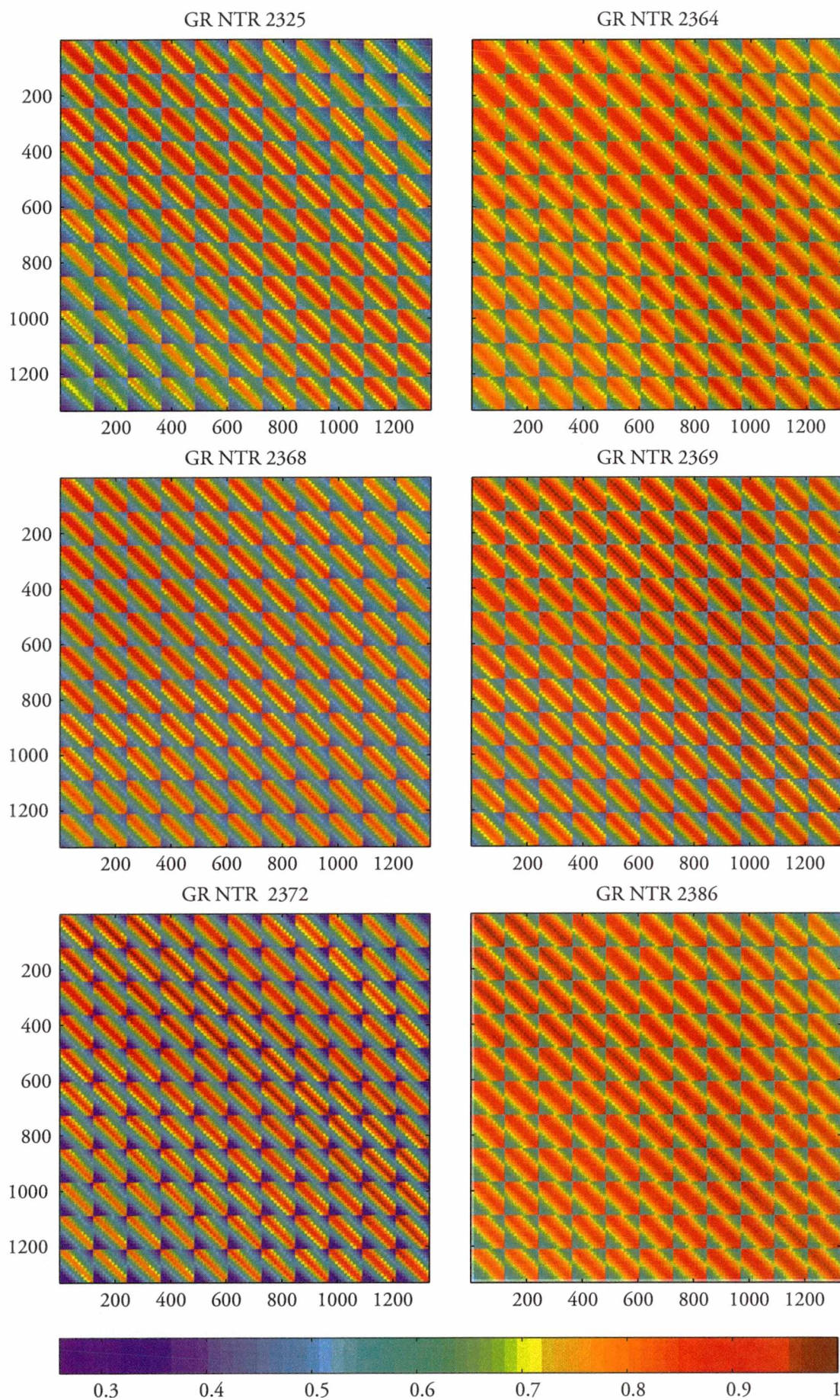
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej ciągłotonalne obrazy obiektów nieprzetworzonych (wejściowych).

Tabela 27. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla bitmap wejściowych ciągłotonalnych nie poddanych jakimkolwiek przekształceniom.

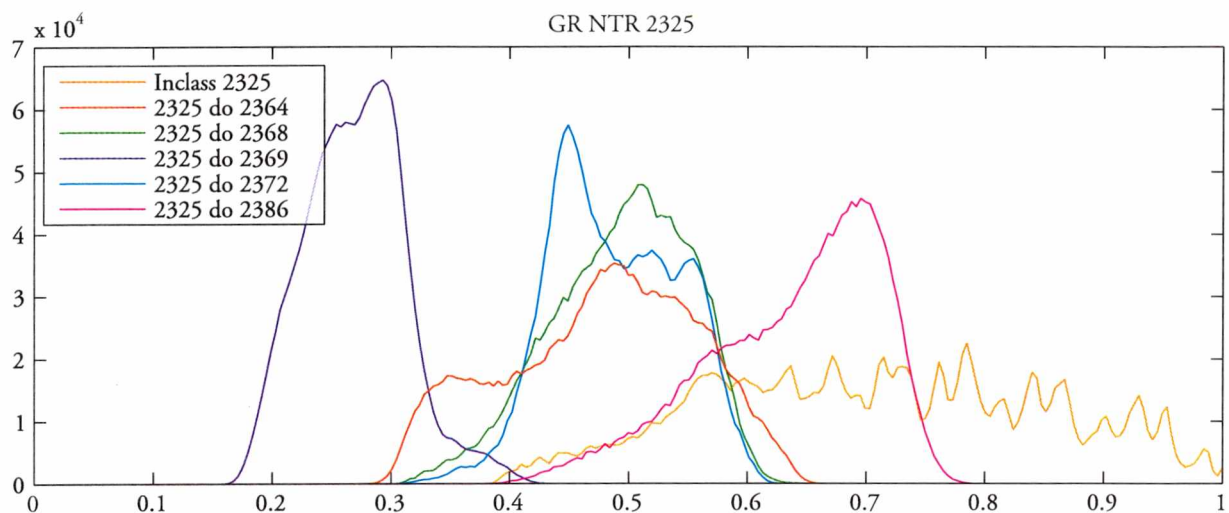
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,241	0,064	0,306
2325-2368	0,232	0,027	0,260
2325-2369	0,002	0,003	0,005
2325-2372	0,215	0,035	0,249
2325-2386	0,000	0,599	0,599
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,015	0,004	0,020
2364-2372	0,001	0,001	0,002
2364-2386	0,130	0,009	0,140
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,150	0,010	0,160
2368-2386	0,211	0,030	0,241
2369-2372	0,000	0,000	0,000
2369-2386	0,015	0,007	0,022
2372-2386	0,000	0,551	0,551
Średnia:	0,081	0,089	0,170
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,241	0,599	0,599



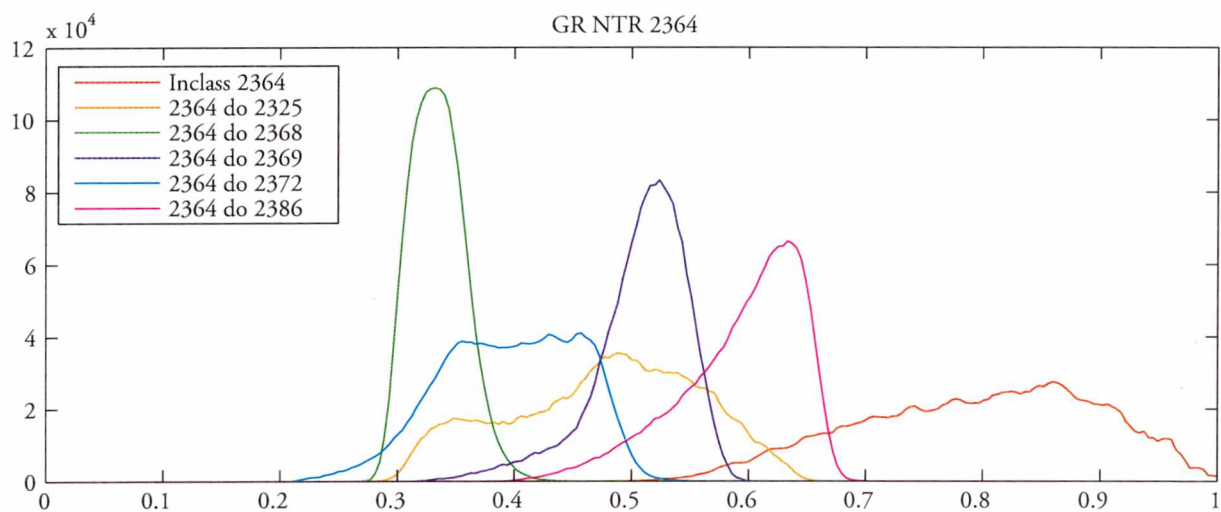
Rysunek 114. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR NTR)



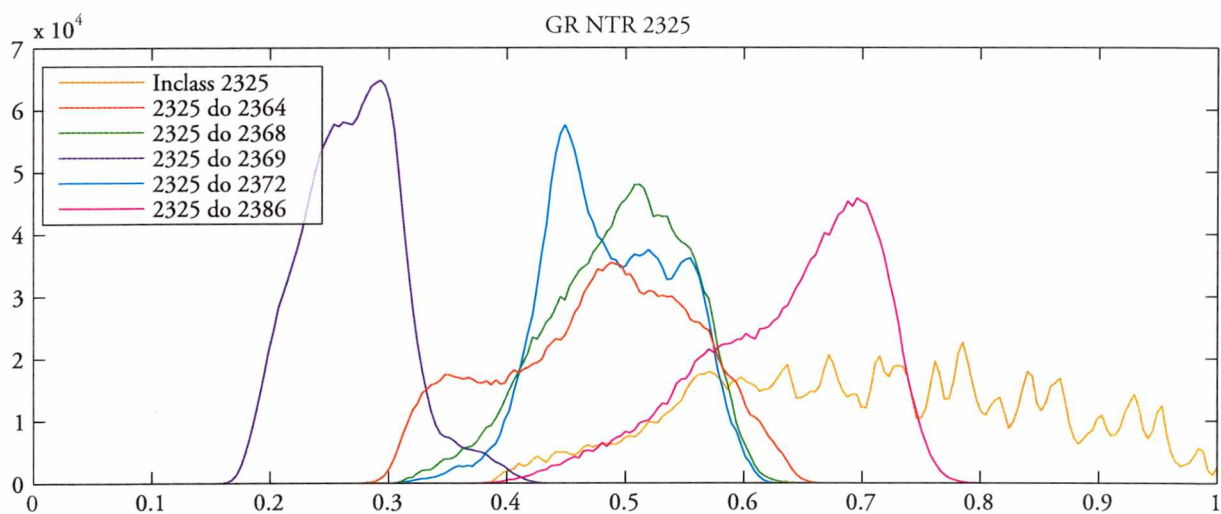
Rysunek 115. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów pierwotnych badanych obiektów.



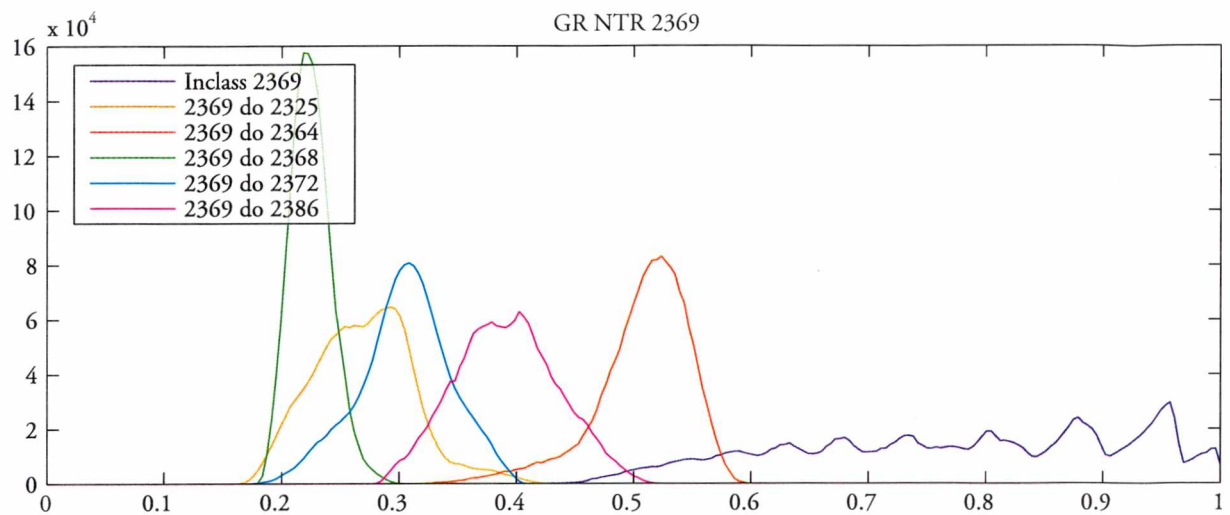
Rysunek 116. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW NTR



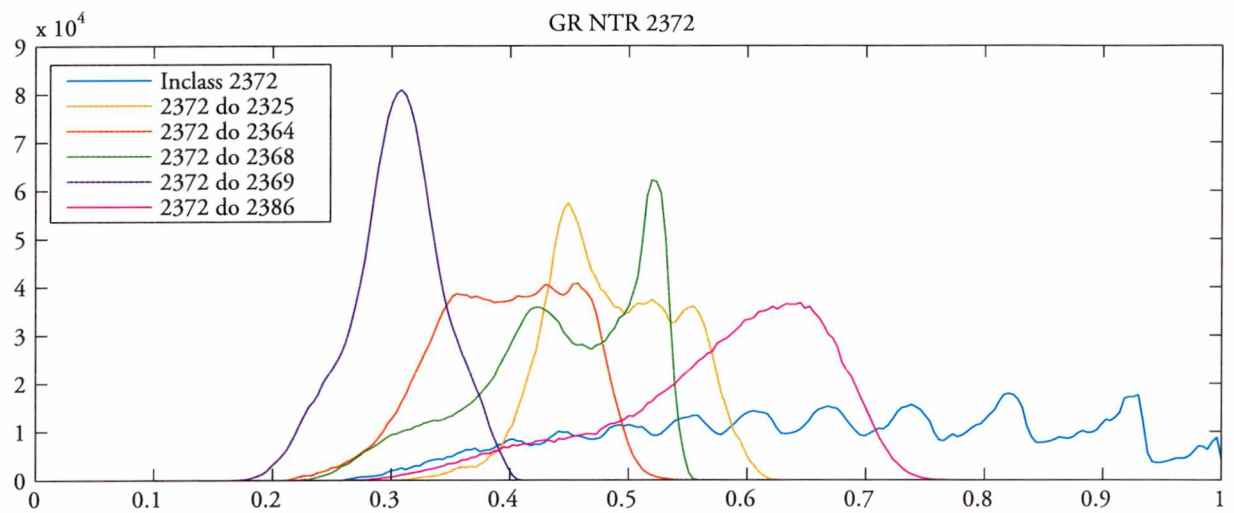
Rysunek 117. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW NTR



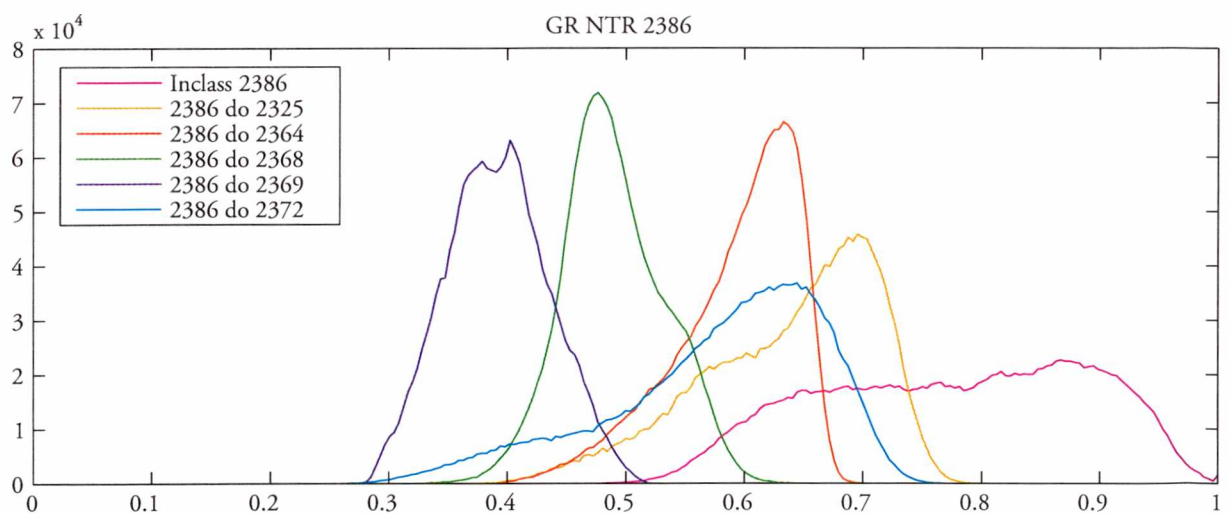
Rysunek 118. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW NTR



Rysunek 119. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW NTR



Rysunek 120. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW NTR



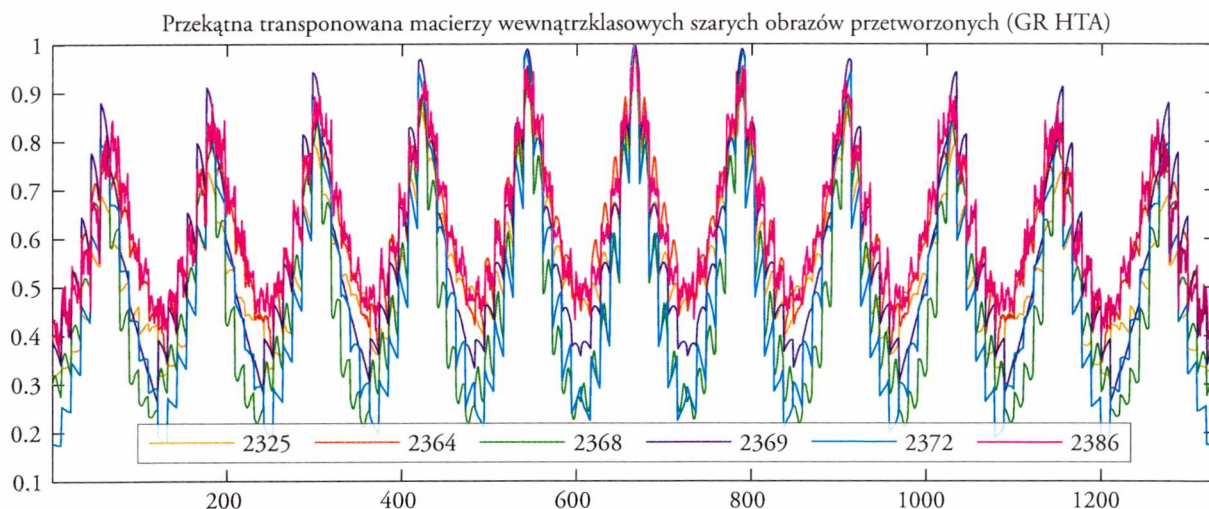
Rysunek 121. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW NTR

GR HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta

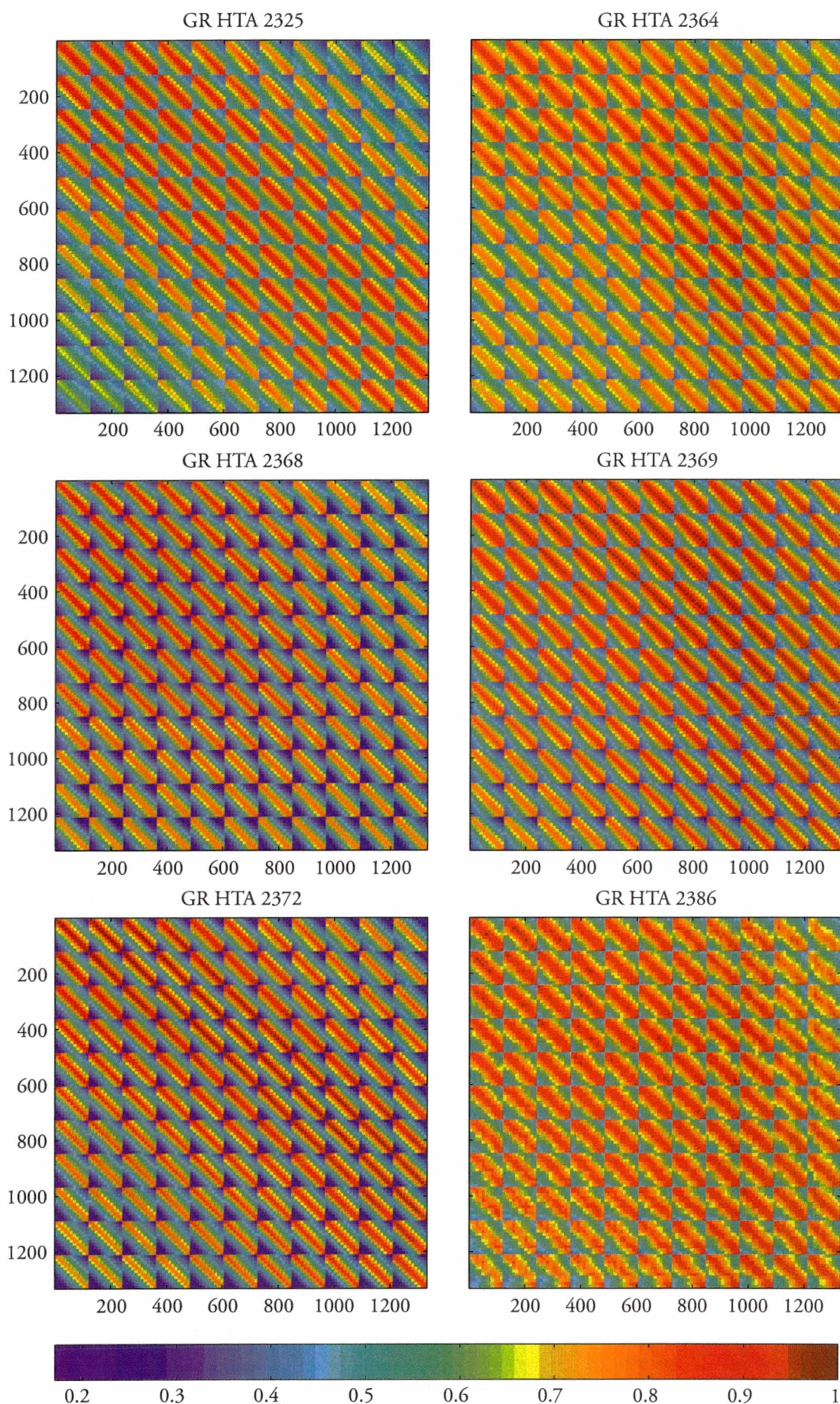
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.

Tabela 28. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Hilberta.

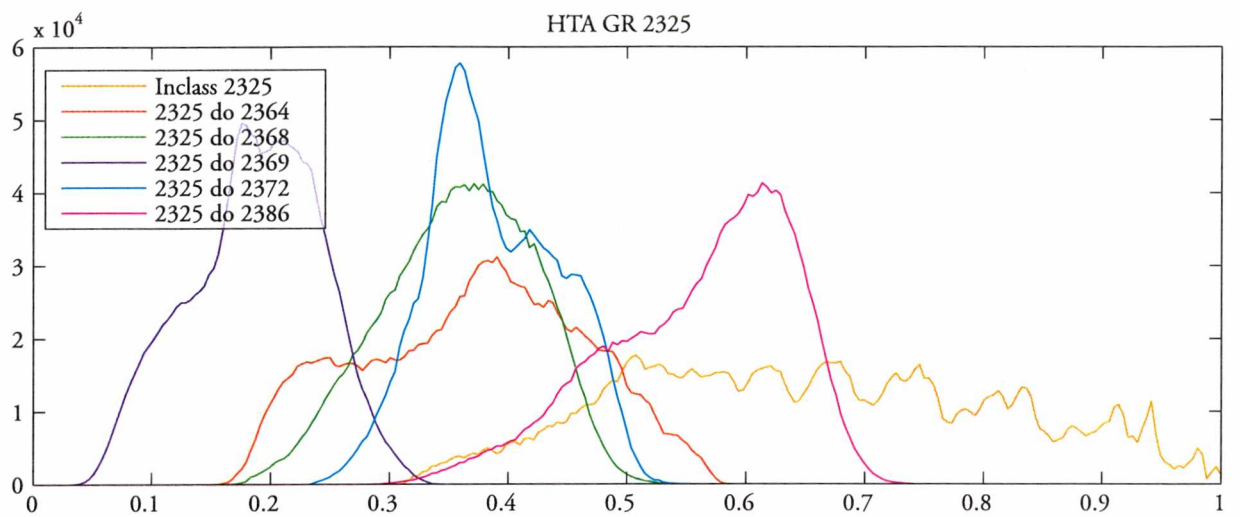
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,174	0,084	0,258
2325-2368	0,116	0,026	0,141
2325-2369	0,001	0,001	0,002
2325-2372	0,158	0,025	0,182
2325-2386	0,000	0,580	0,580
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,029	0,006	0,0357
2364-2372	0,003	0,001	0,003
2364-2386	0,153	0,018	0,171
2368-2369	0,008	0,003	0,011
2368-2372	0,249	0,007	0,255
2368-2386	0,001	0,287	0,287
2369-2372	0,003	0,000	0,003
2369-2386	0,043	0,018	0,0616
2372-2386	0,000	0,557	0,557
Średnia:	0,063	0,107	0,170
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,249	0,580	0,580



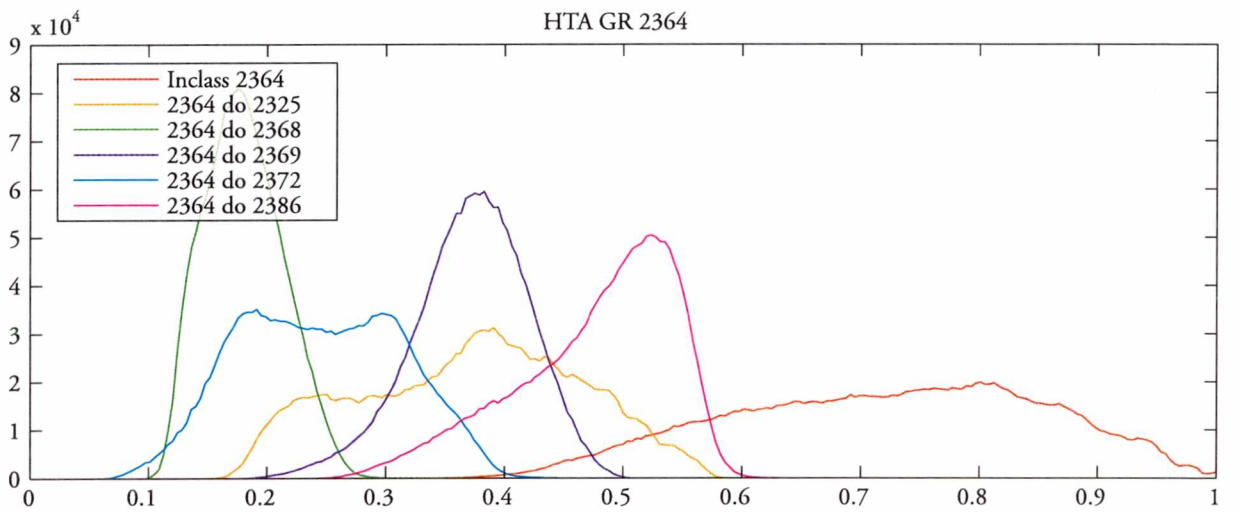
Rysunek 122. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR HTA)



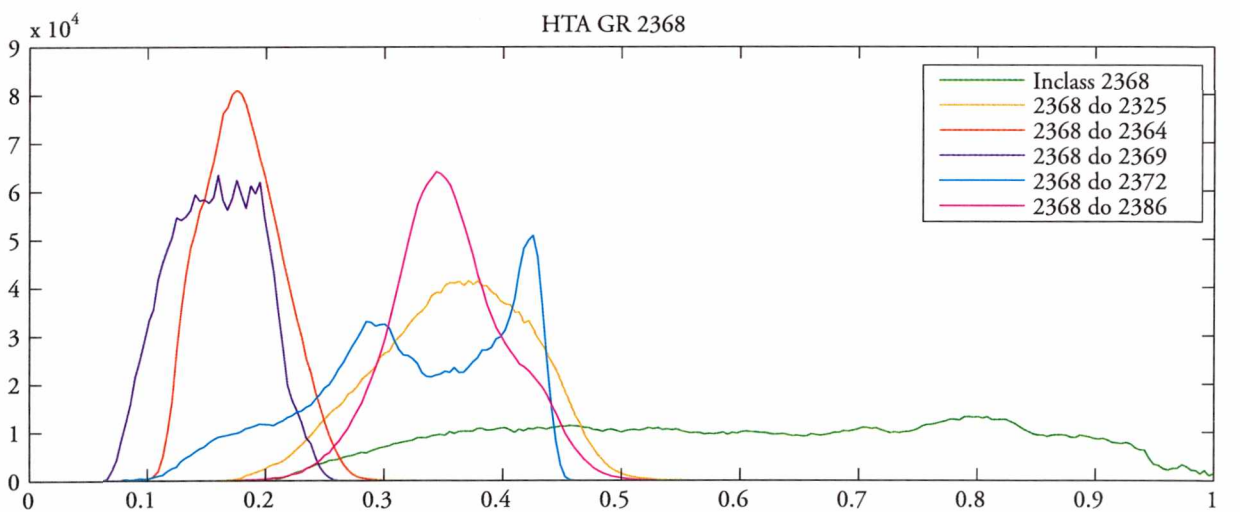
Rysunek 123. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.



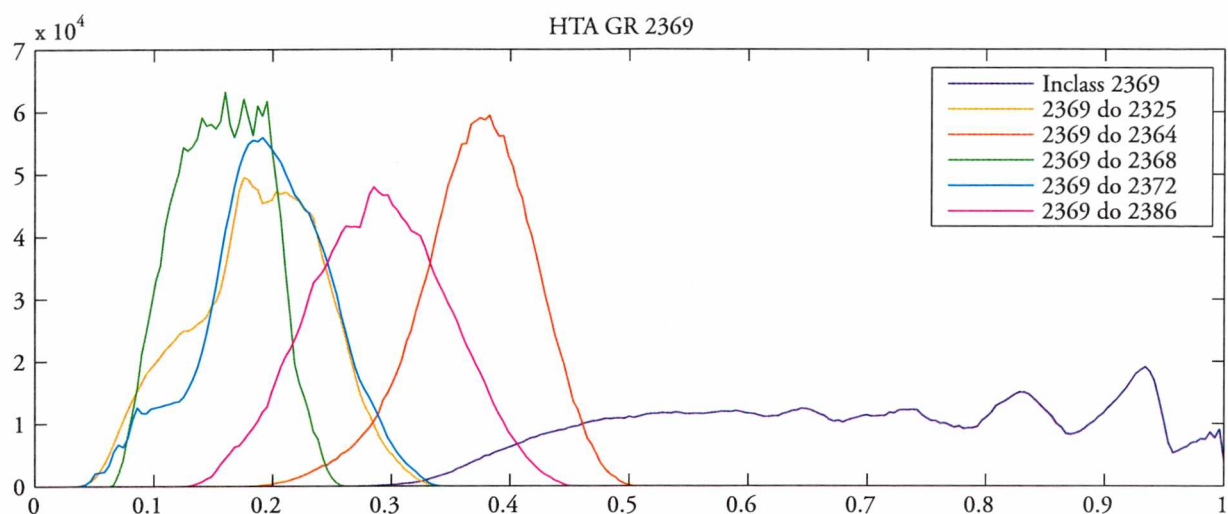
Rysunek 124. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 GR HTA



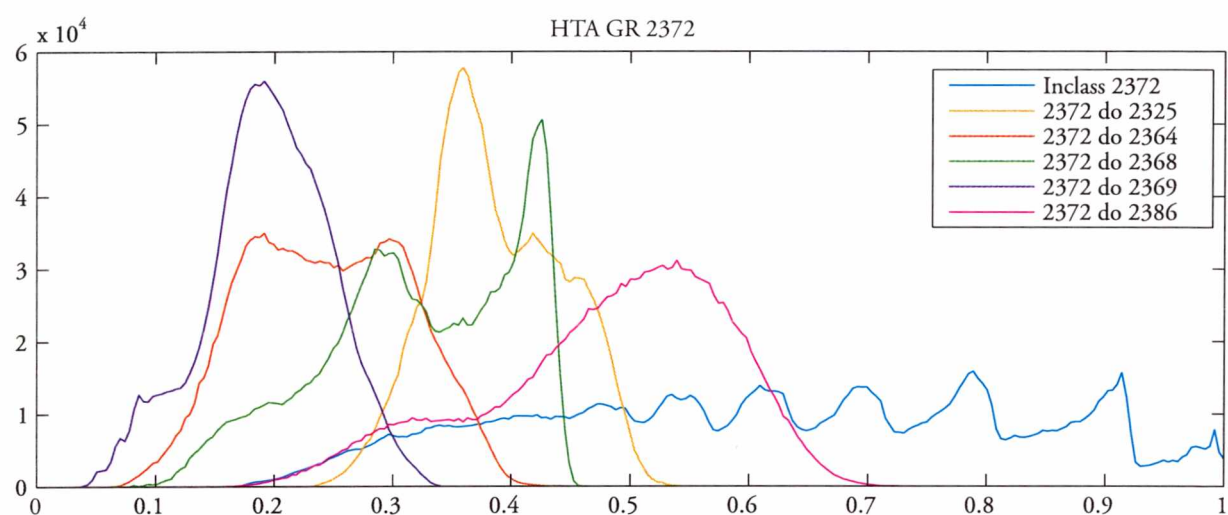
Rysunek 125. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 GR HTA



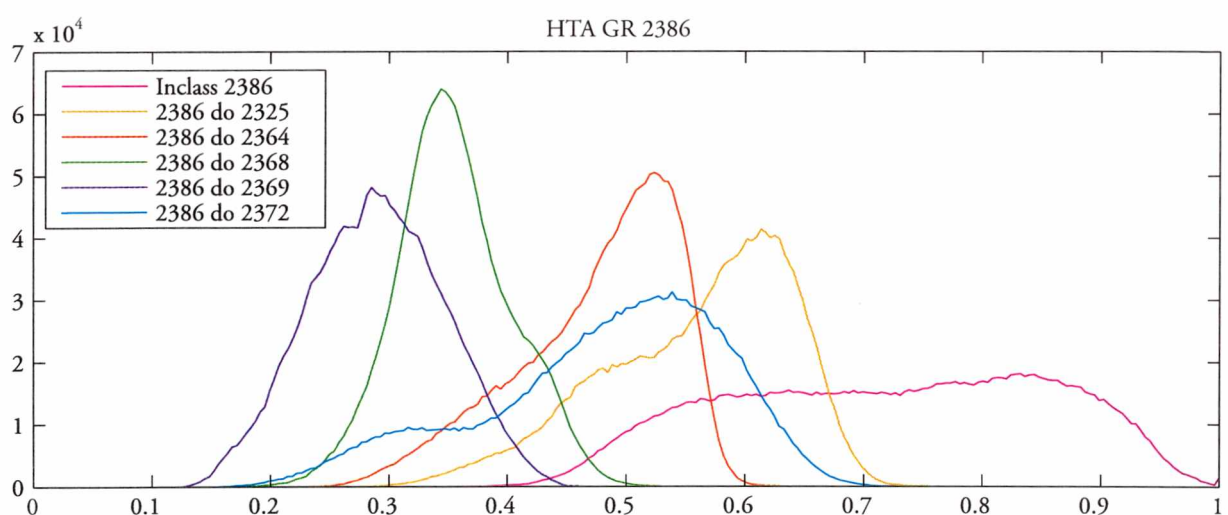
Rysunek 126. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 GR HTA



Rysunek 127. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 GR HTA



Rysunek 128. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 GR HTA



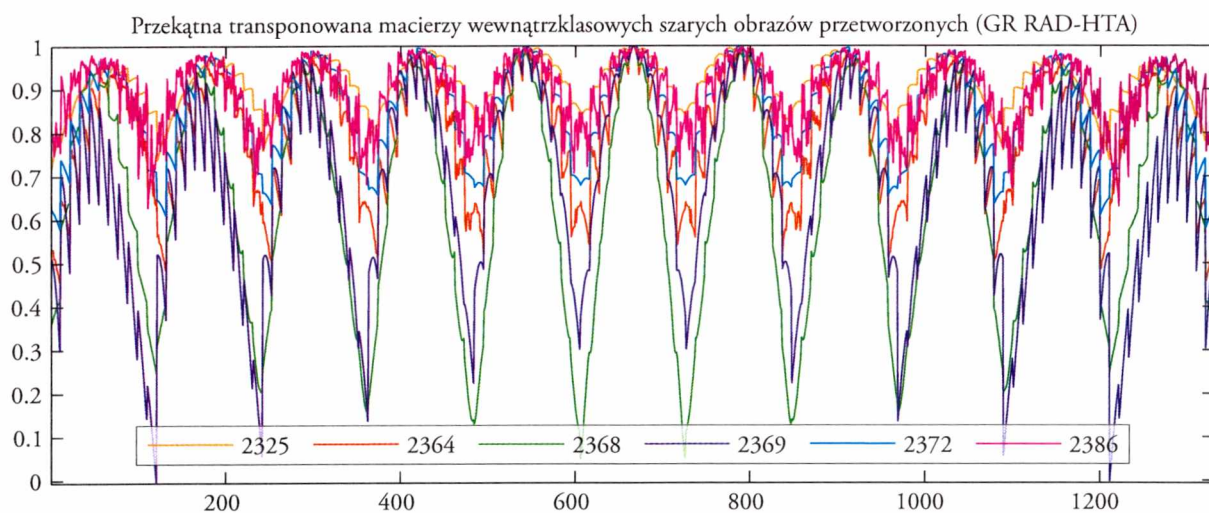
Rysunek 129. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 GR HTA

GR RAD-HTA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Hilberta-Radona

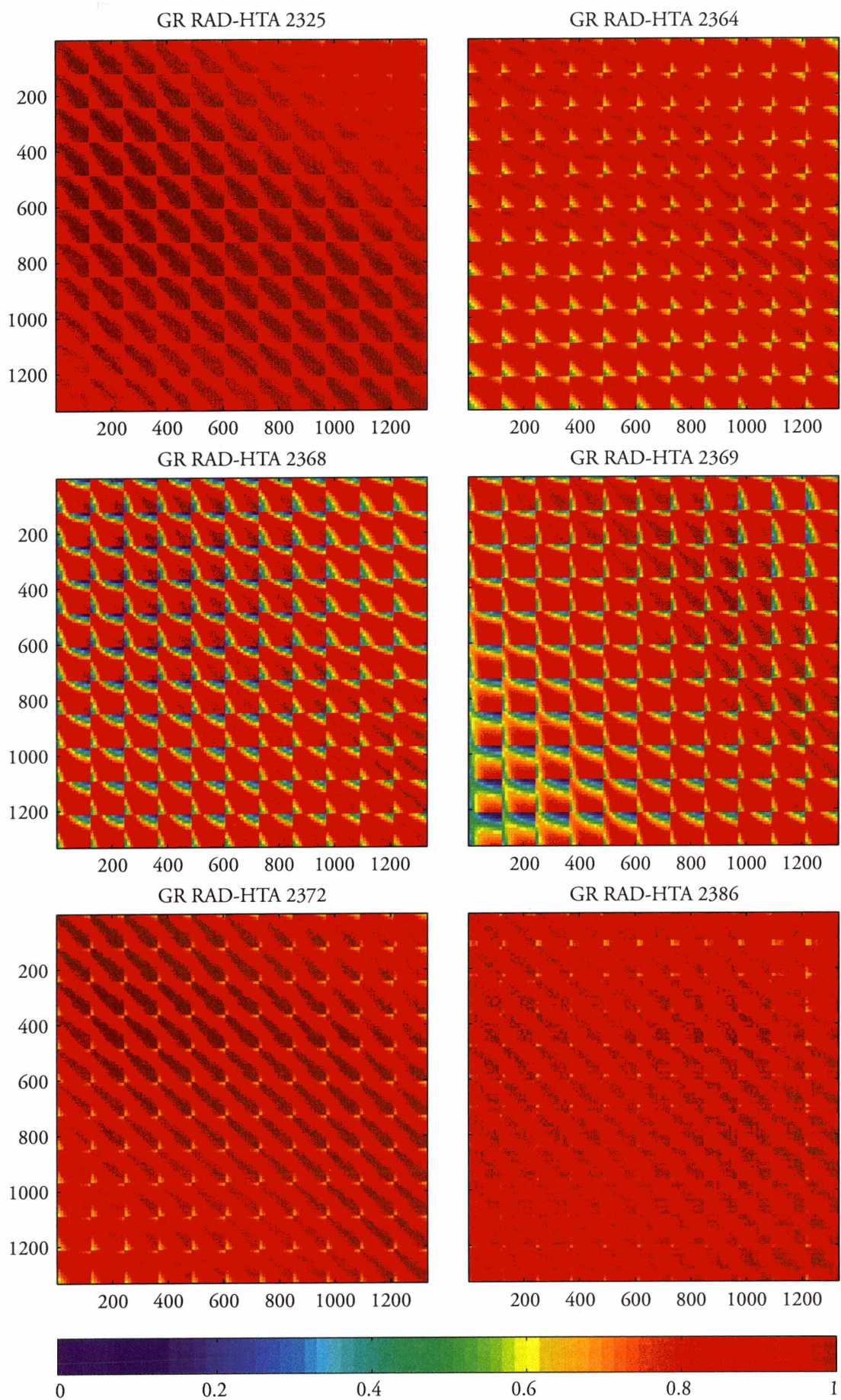
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.

Tabela 29. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu przekształceniu Hilberta-Radona.

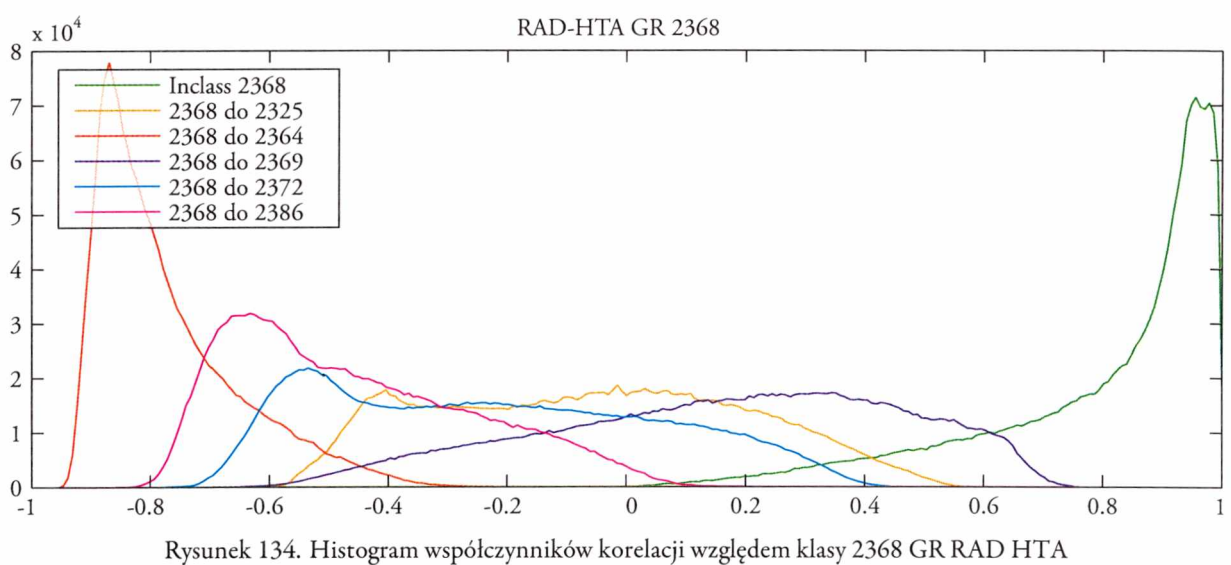
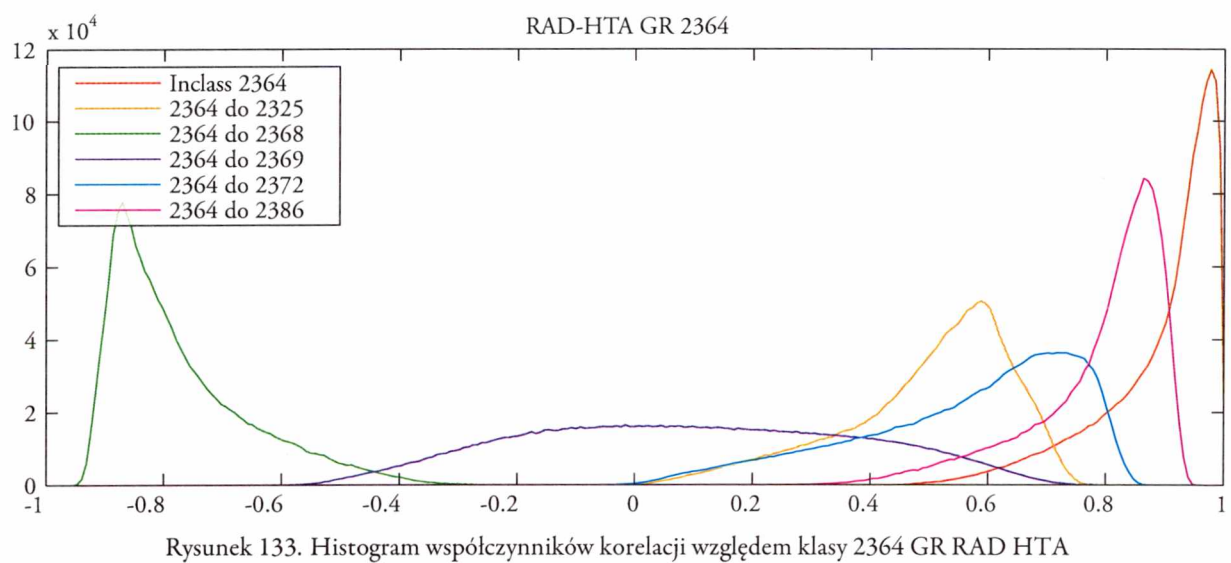
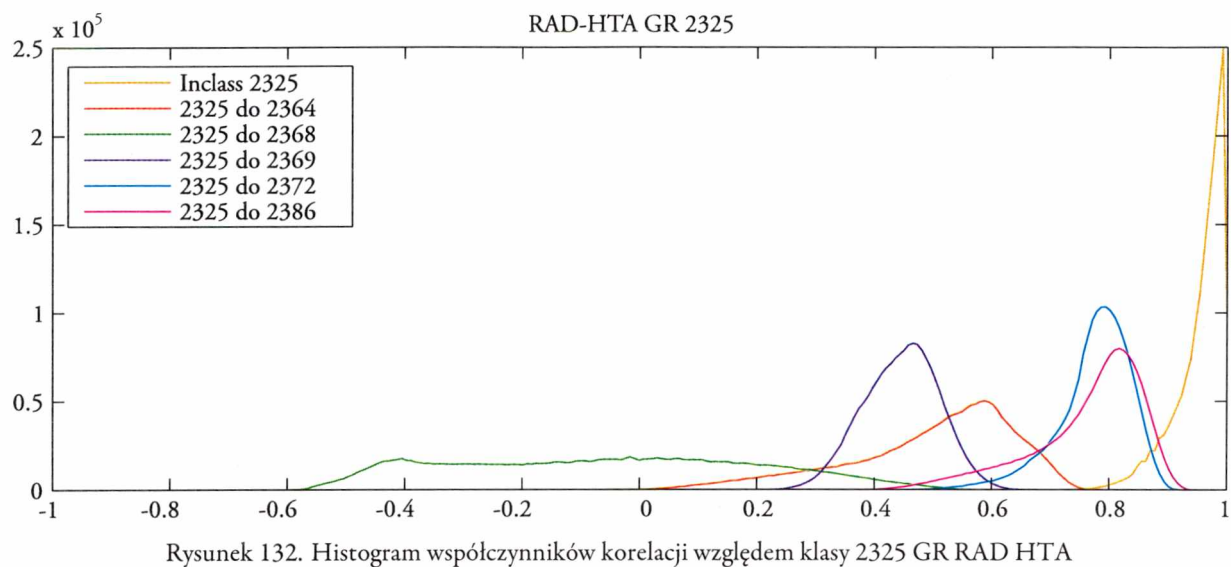
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,001	0,000	0,001
2325-2368	0,000	0,000	0,000
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,062	0,018	0,080
2325-2386	0,074	0,041	0,115
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,020	0,019	0,0389
2364-2372	0,177	0,028	0,205
2364-2386	0,400	0,057	0,457
2368-2369	0,172	0,046	0,218
2368-2372	0,036	0,012	0,048
2368-2386	0,002	0,001	0,002
2369-2372	0,000	0,299	0,299
2369-2386	0,186	0,035	0,221
2372-2386	0,344	0,045	0,390
Średnia:	0,098	0,040	0,138
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,400	0,299	0,457

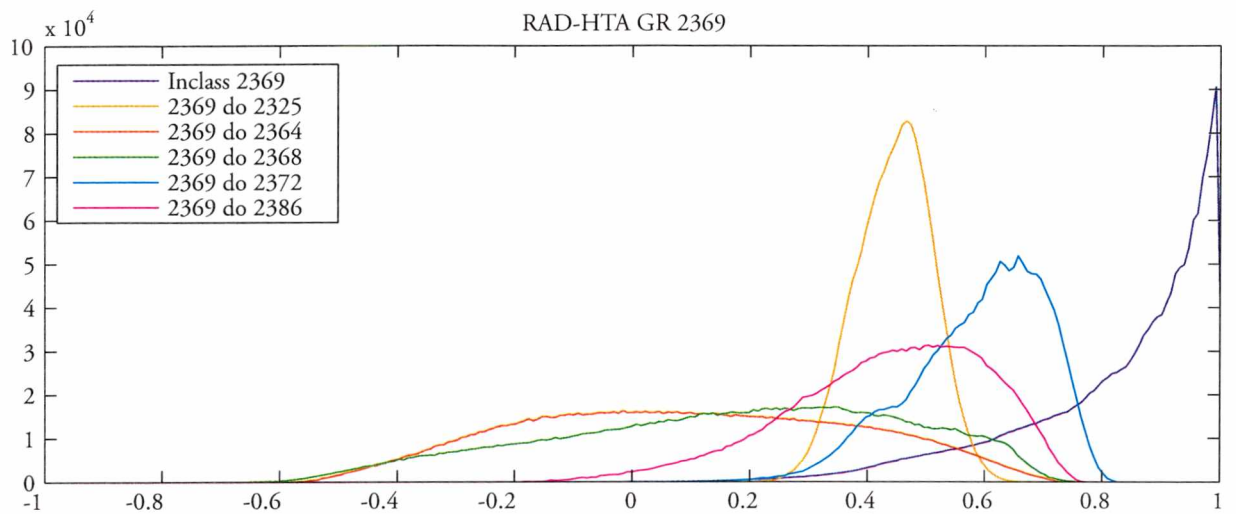


Rysunek 130. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR RAD-HTA)

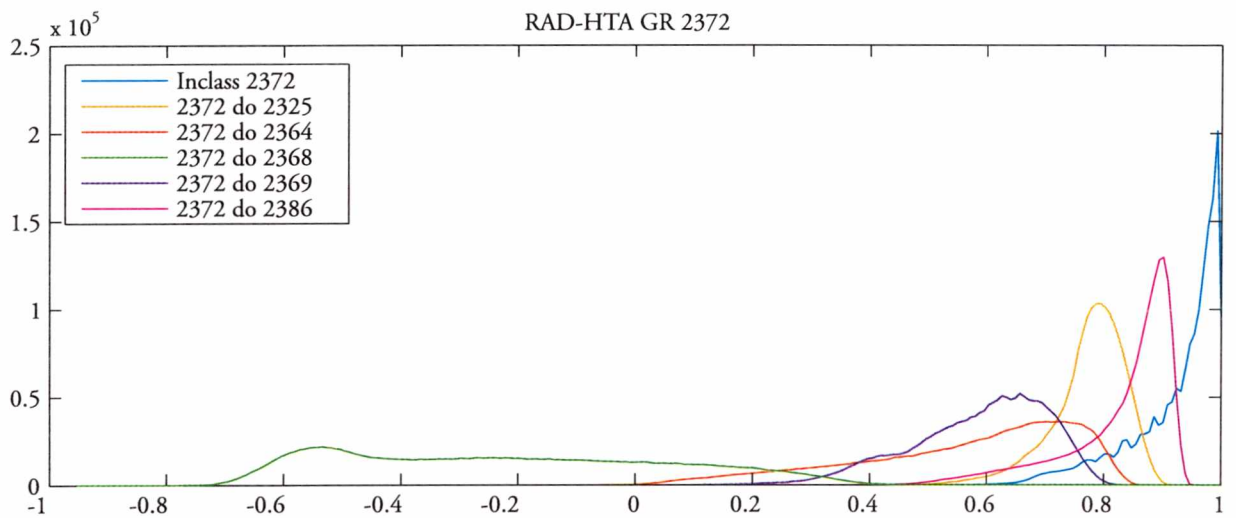


Rysunek 131. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.

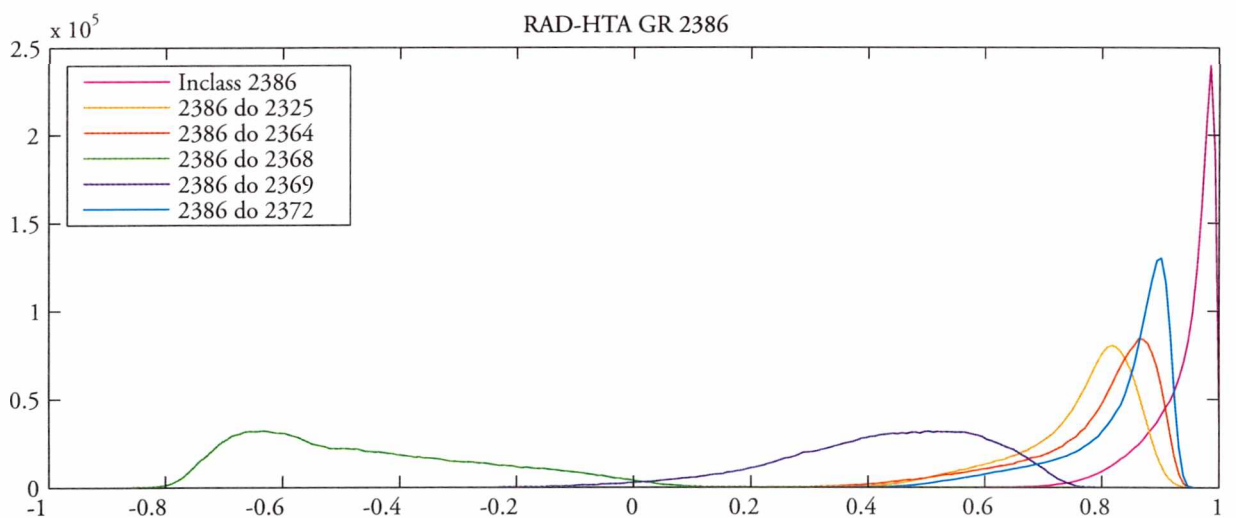




Rysunek 135. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 GR RAD HTA



Rysunek 136. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 GR RAD HTA



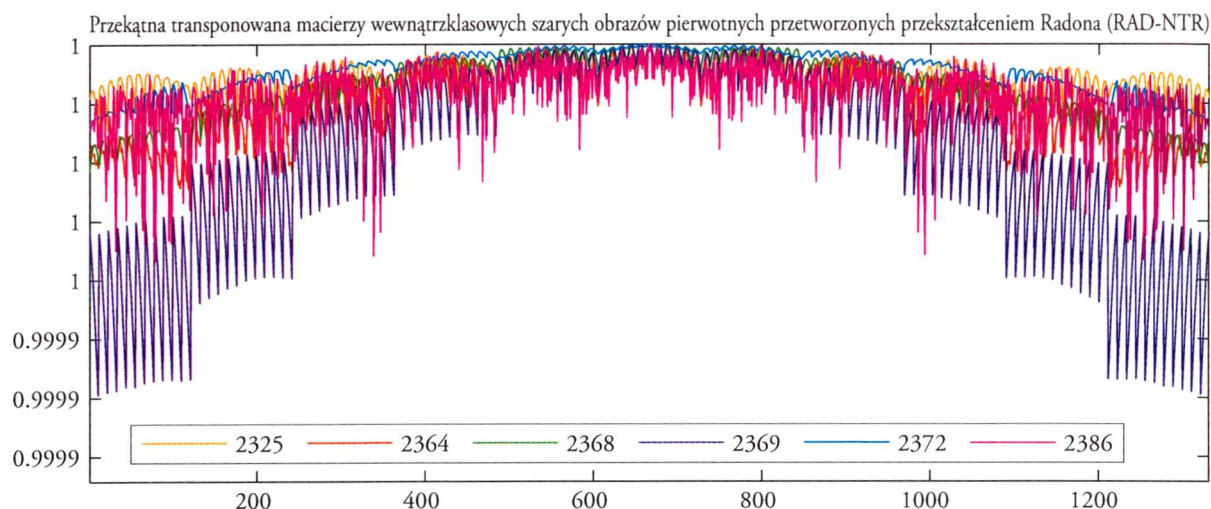
Rysunek 137. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 GR RAD HTA

GR RAD-NTR – Przekształcenie Radona na obrazach pierwotnych.

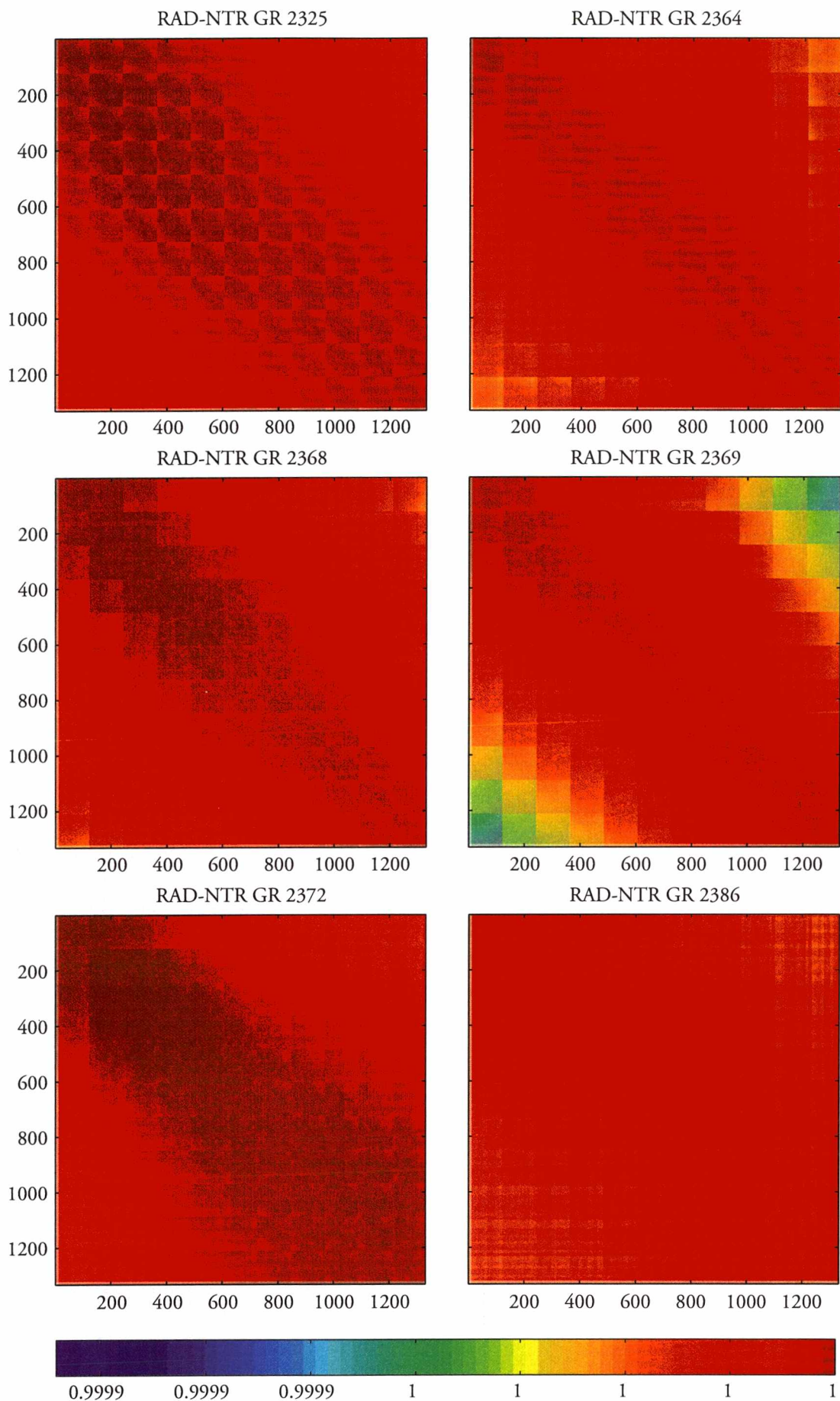
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy wejściowe obiektów przetworzone przekształceniem Radona.

Tabela 30. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap wejściowych poddanych przekształceniu Radona.

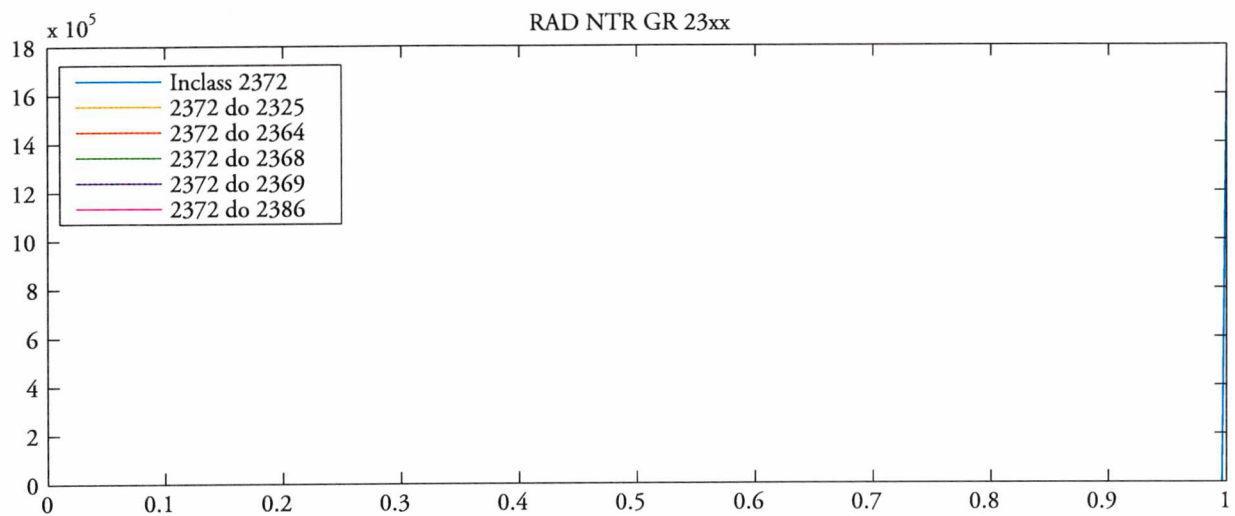
Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	1,000	1,000
2325-2368	0,000	1,000	1,000
2325-2369	0,000	1,000	1,000
2325-2372	0,000	1,000	1,000
2325-2386	0,000	1,000	1,000
2364-2368	0,000	1,000	1,000
2364-2369	0,000	1,000	1,000
2364-2372	0,000	1,000	1,000
2364-2386	0,000	1,000	1,000
2368-2369	0,000	1,000	1,000
2368-2372	0,000	1,000	1,000
2368-2386	0,000	1,000	1,000
2369-2372	0,000	1,000	1,000
2369-2386	0,000	1,000	1,000
2372-2386	0,000	1,000	1,000
Średnia:	0,000	1,000	1,000
Min	0,000	1,000	1,000
Max	0,000	1,000	1,000



Rysunek 138. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR RAD-NTR)



Rysunek 139. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów pierwotnych przekształconych przekształceniem Radona.



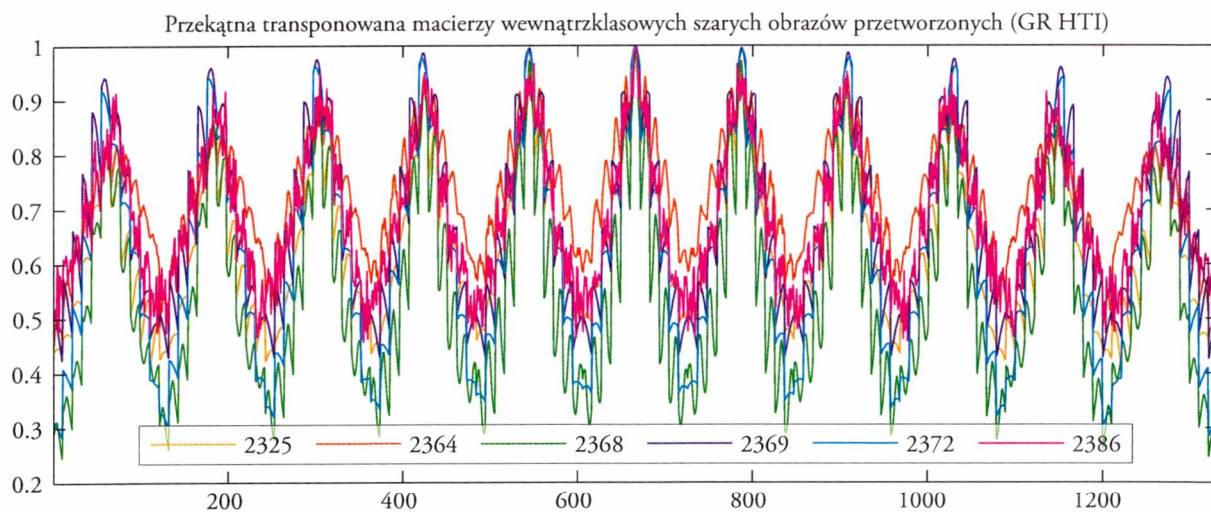
Rysunek 140. Wspólny histogram współczynników korelacji względem wszystkich klas wzajemnie GR RAD-NTR

GR HTI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Hilberta.

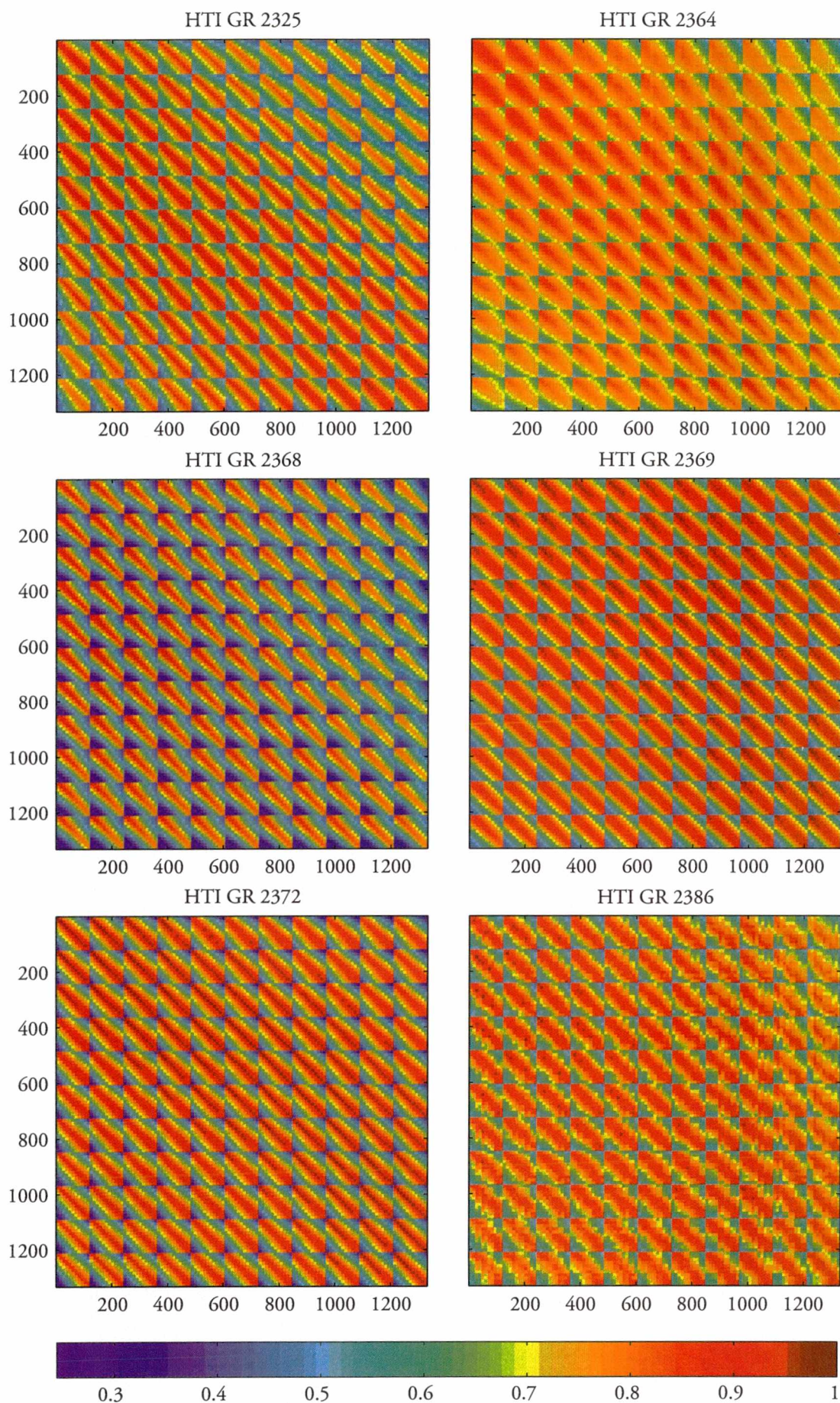
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.

Tabela 31. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,154	0,027	0,182
2325-2368	0,333	0,039	0,373
2325-2369	0,127	0,016	0,143
2325-2372	0,190	0,034	0,225
2325-2386	0,001	0,487	0,488
2364-2368	0,002	0,001	0,003
2364-2369	0,016	0,006	0,022
2364-2372	0,001	0,001	0,002
2364-2386	0,105	0,022	0,127
2368-2369	0,295	0,028	0,323
2368-2372	0,432	0,031	0,462
2368-2386	0,000	0,391	0,390
2369-2372	0,138	0,004	0,142
2369-2386	0,132	0,012	0,144
2372-2386	0,036	0,433	0,469
Średnia:	0,131	0,102	0,233
Min	0,000	0,001	0,002
Max	0,432	0,487	0,488



Rysunek 141. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR HTI)



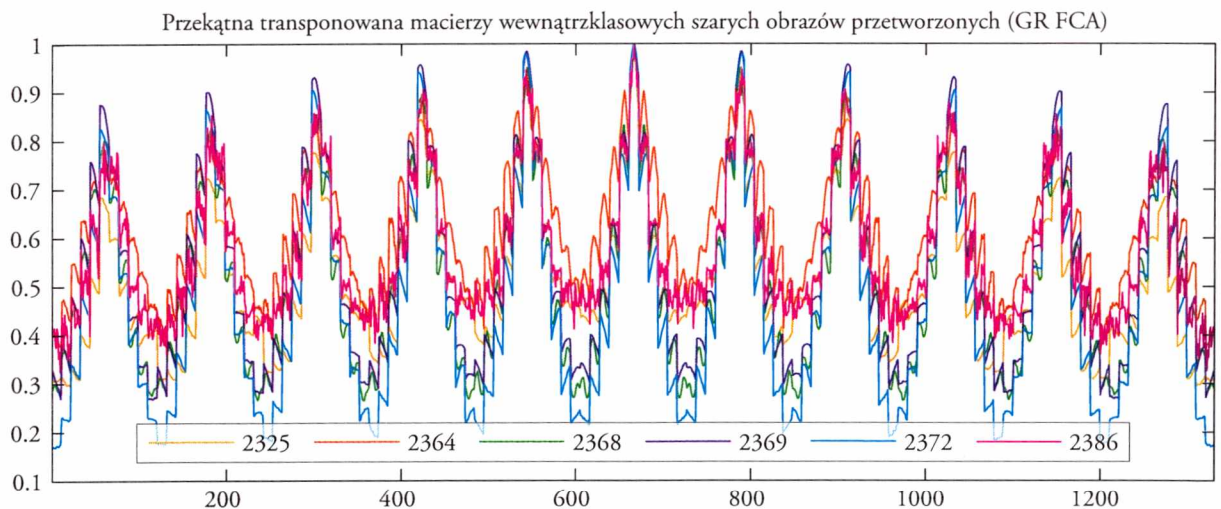
Rysunek 142. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.

GR FCA – Hybrydowe anizotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta.

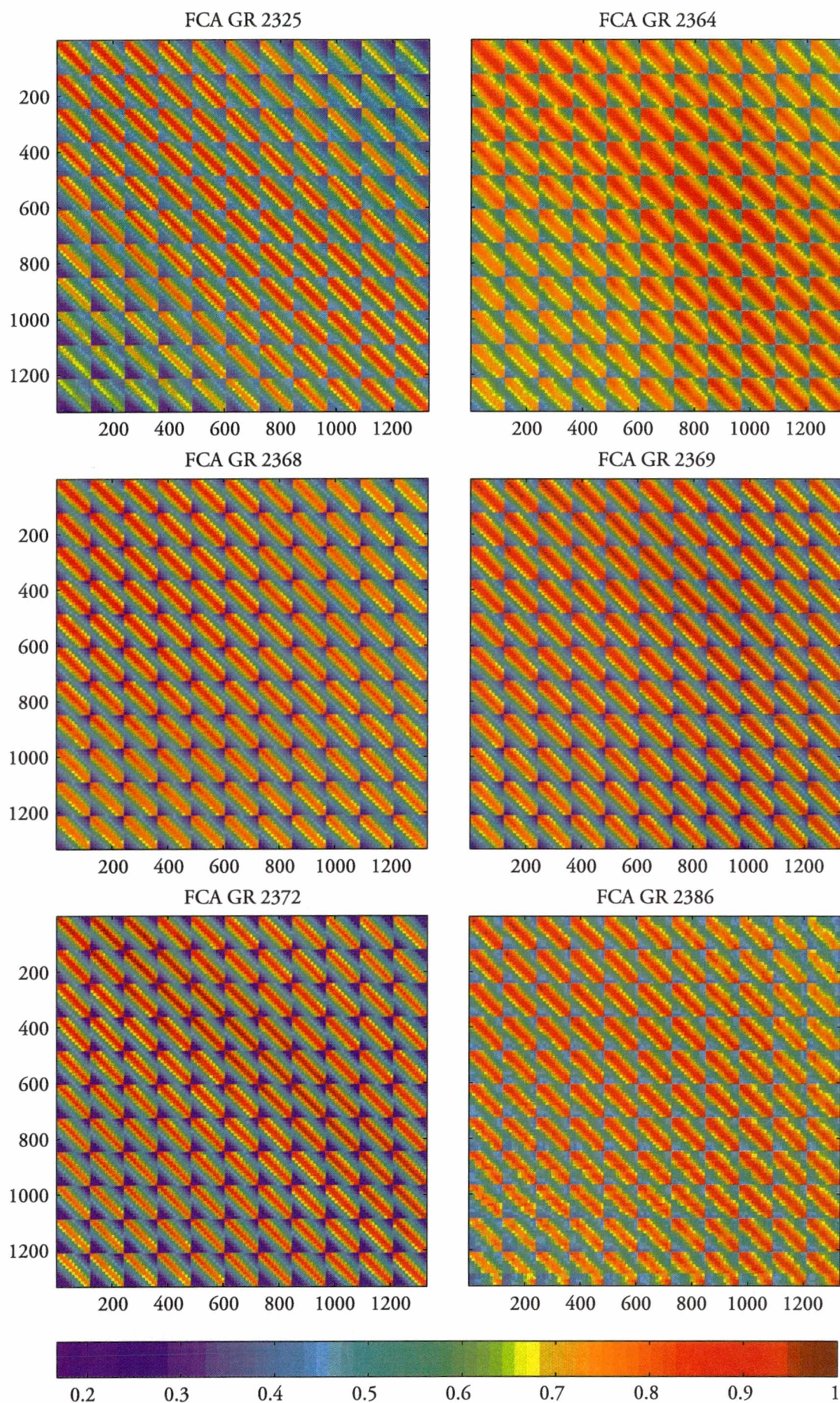
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

Tabela 32. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,159	0,046	0,205
2325-2368	0,360	0,019	0,379
2325-2369	0,001	0,003	0,004
2325-2372	0,345	0,024	0,369
2325-2386	0,005	0,608	0,613
2364-2368	0,003	0,001	0,005
2364-2369	0,061	0,015	0,077
2364-2372	0,027	0,006	0,033
2364-2386	0,132	0,016	0,148
2368-2369	0,002	0,001	0,003
2368-2372	0,327	0,009	0,336
2368-2386	0,315	0,033	0,349
2369-2372	0,033	0,010	0,043
2369-2386	0,063	0,021	0,083
2372-2386	0,000	0,557	0,557
Średnia:	0,122	0,091	0,214
Min	0,000	0,001	0,003
Max	0,360	0,608	0,613



Rysunek 143. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR FCA)



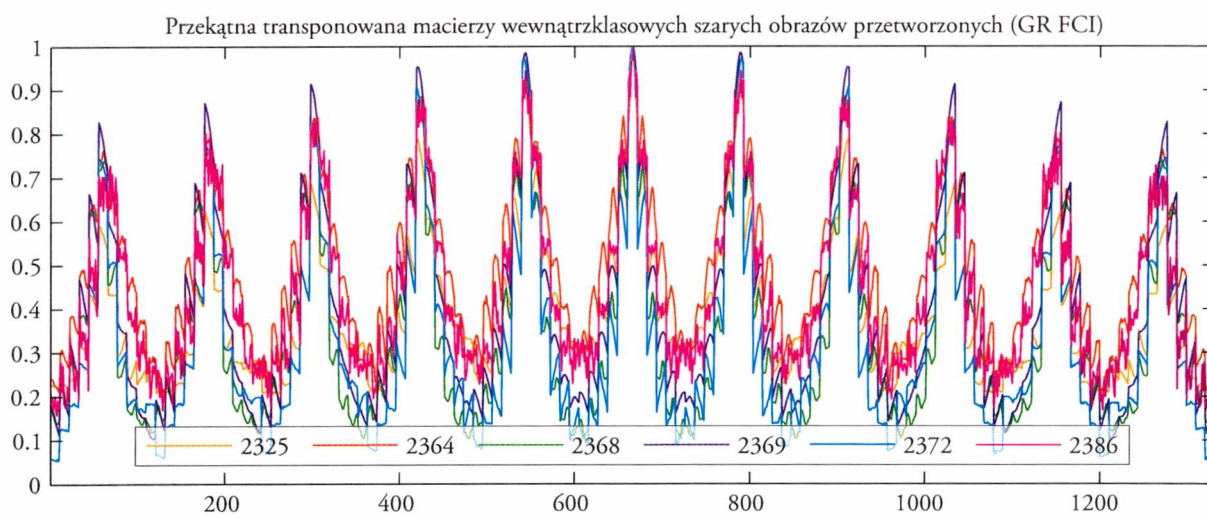
Rysunek 144. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

GR FCI – Hybrydowe izotropowe przekształcenie Foucault-Hilberta.

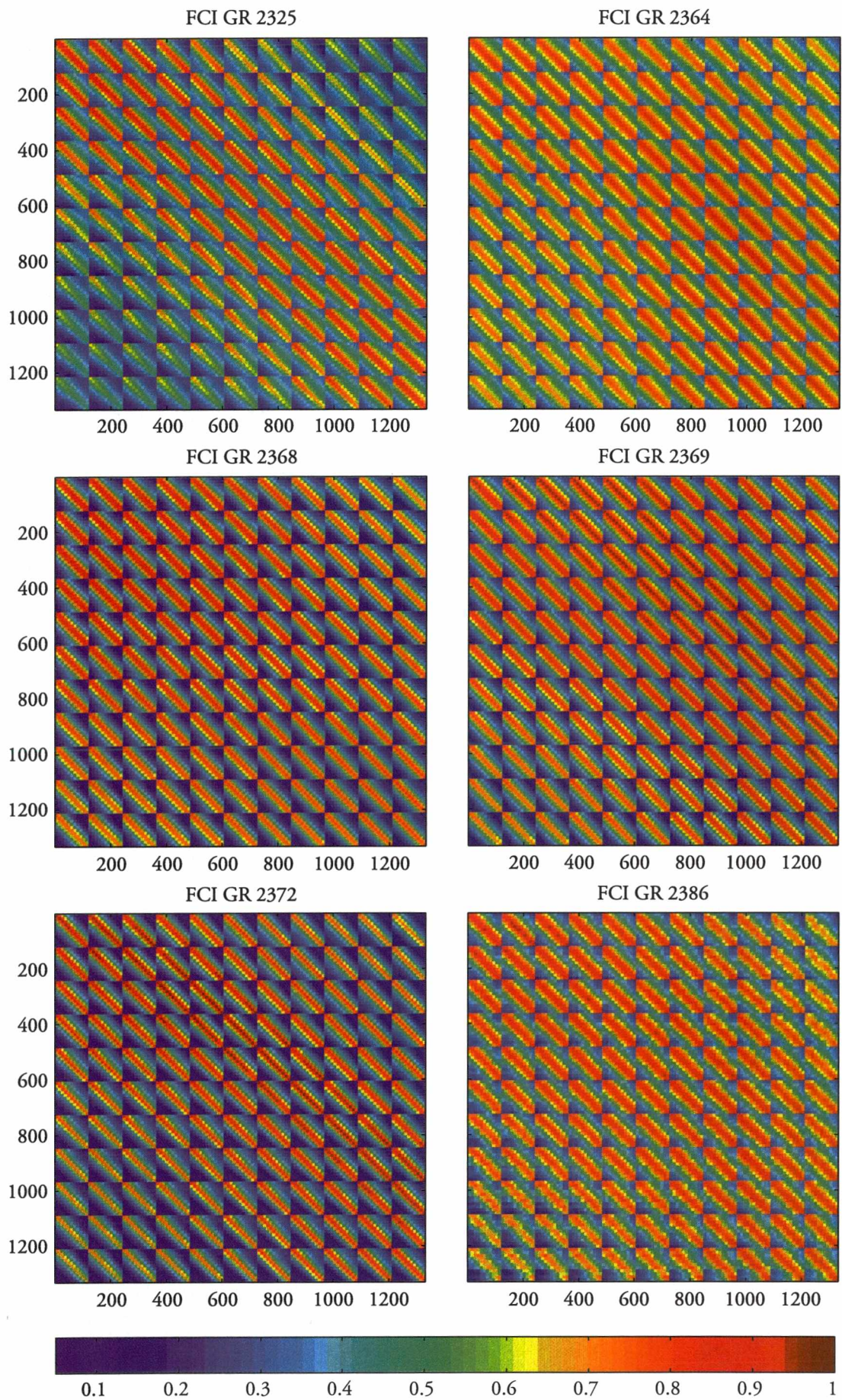
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

Tabela 33. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,000	0,000	0,000
2325-2368	0,159	0,011	0,170
2325-2369	0,000	0,000	0,000
2325-2372	0,276	0,010	0,286
2325-2386	0,089	0,422	0,511
2364-2368	0,000	0,000	0,000
2364-2369	0,207	0,013	0,220
2364-2372	0,025	0,004	0,028
2364-2386	0,129	0,005	0,134
2368-2369	0,000	0,000	0,000
2368-2372	0,179	0,020	0,198
2368-2386	0,137	0,034	0,171
2369-2372	0,000	0,000	0,000
2369-2386	0,000	0,000	0,000
2372-2386	0,000	0,542	0,542
Średnia:	0,080	0,071	0,151
Min	0,000	0,000	0,000
Max	0,276	0,542	0,542



Rysunek 145. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCI)



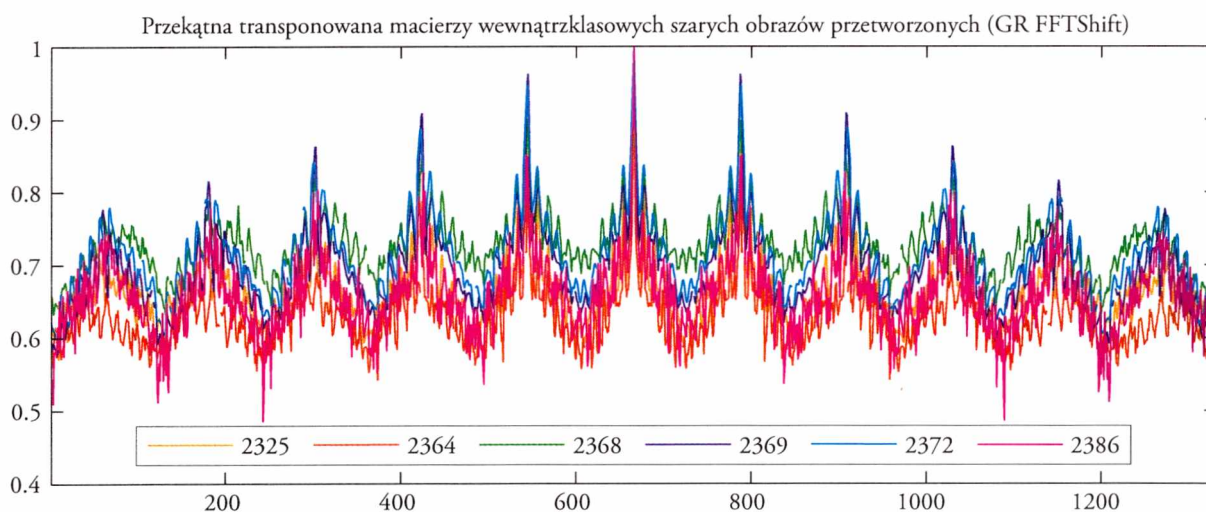
Rysunek 146. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.

GR FFTShift – Szybkie przekształcenie Fouriera.

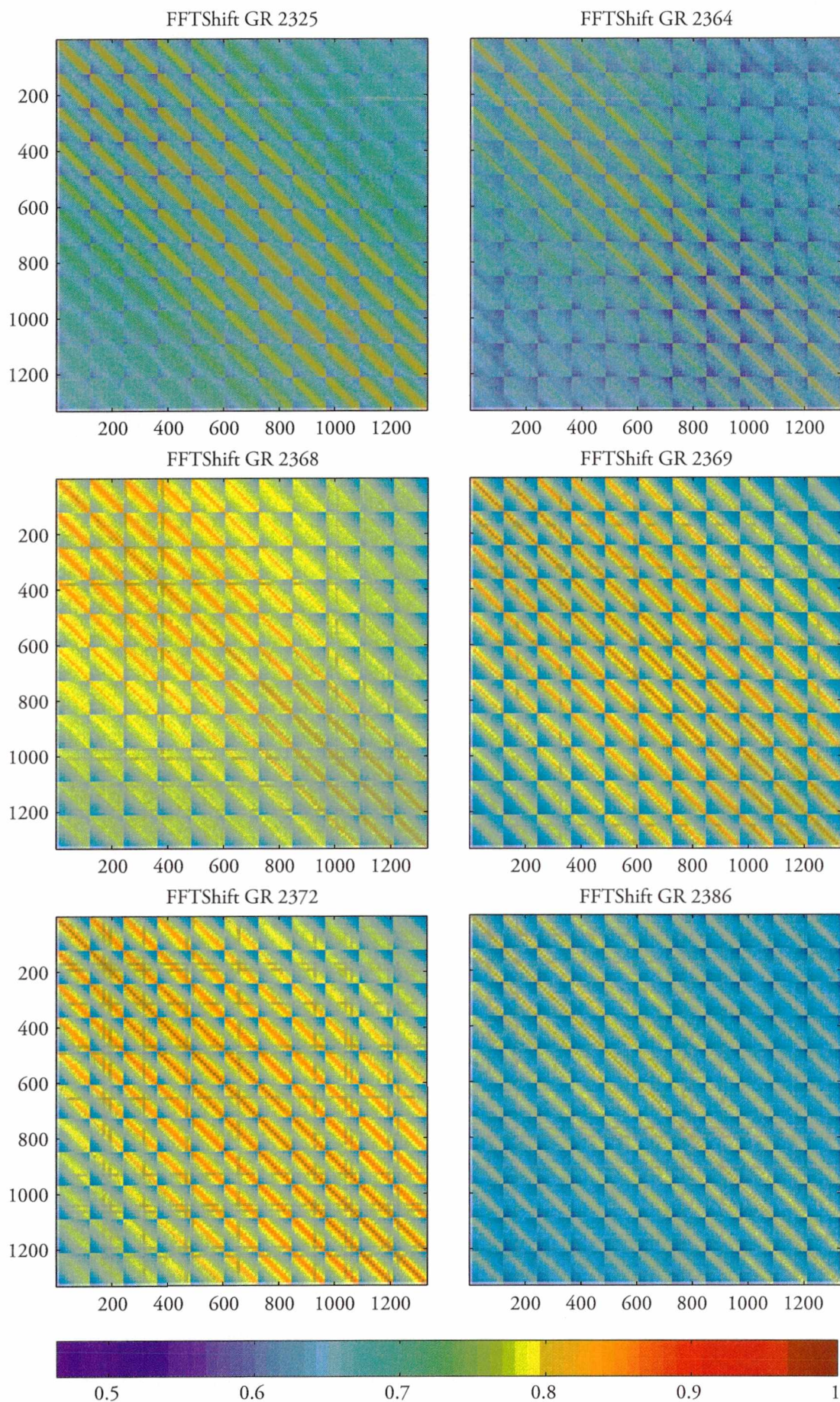
W niniejszym eksperymencie poddano analizie korelacyjnej binarne obrazy obiektów przetworzone szybkim przekształceniem Fouriera.

Tabela 34. Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych szybkemu przekształceniu Fouriera.

Klasa	S_1	S_2	S
2325-2364	0,146	0,070	0,216
2325-2368	0,387	0,103	0,490
2325-2369	0,387	0,091	0,477
2325-2372	0,061	0,547	0,607
2325-2386	0,387	0,107	0,493
2364-2368	0,000	0,647	0,647
2364-2369	0,042	0,723	0,764
2364-2372	0,488	0,079	0,567
2364-2386	0,000	0,728	0,727
2368-2369	0,078	0,036	0,114
2368-2372	0,015	0,005	0,020
2368-2386	0,163	0,071	0,235
2369-2372	0,256	0,059	0,315
2369-2386	0,256	0,067	0,323
2372-2386	0,083	0,026	0,109
Średnia:	0,183	0,224	0,407
Min	0,000	0,005	0,020
Max	0,488	0,728	0,764



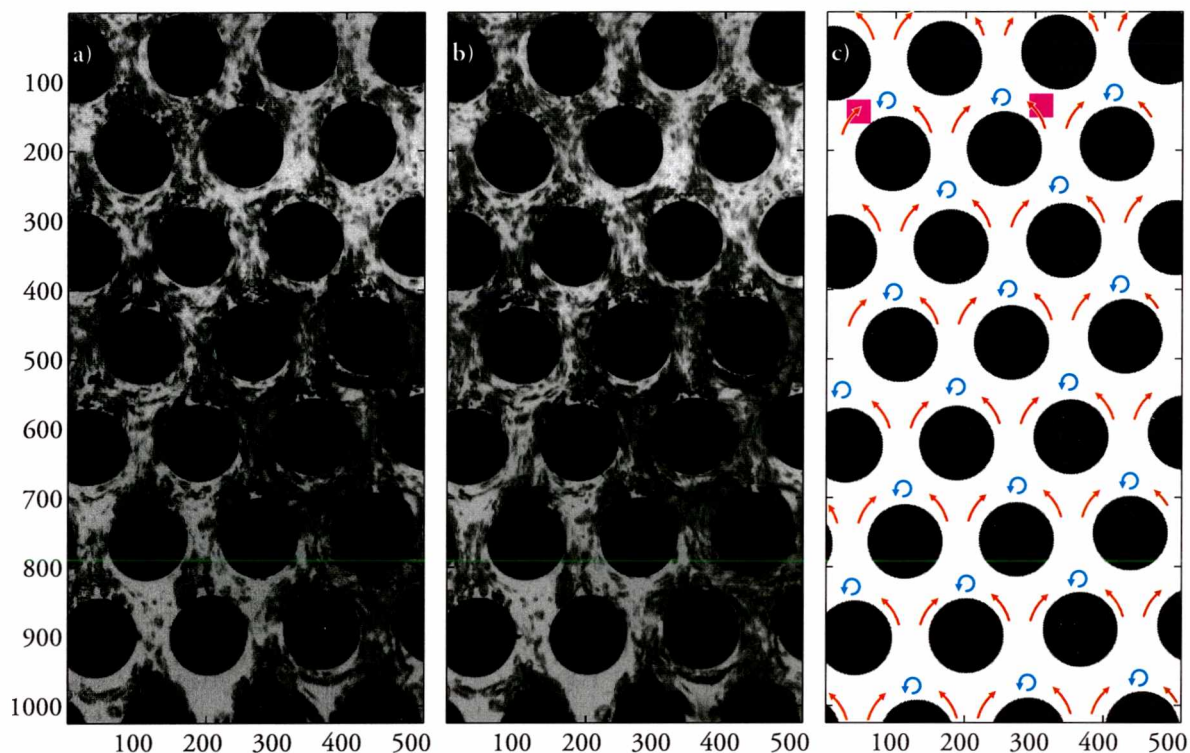
Rysunek 147. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR FFTShift)



Rysunek 148. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przetworzonych szybkim przekształceniem Fouriera.

5.3. Analiza i modelowanie statystyczne oraz morfologiczne obrazów amplitudo-fazowych

Eksperyment opisany w niniejszym rozdziale został przeprowadzony na dwóch klatkach obrazu zarejestrowanego ultraszybką kamerą do zdjęć płynu optycznie aktywnego. Obrazy zostały pozyskane w odstępach 10 ms. Obrazy źródłowe przedstawione na poniższym rysunku wykorzystano dzięki uprzejmości [60], [61], który prowadził badania nad strefami stagnacji w pękach rur wymienników ciepła m.in. metodami DPIV.



Rysunek 149. Dwie następujące po sobie ramki obrazu (a i b) badanego przepływu oraz schemat kierunku przepływu w układzie (c).

Purpurowe kwadraty oznaczają obszary, z których pobrano etalony korelacyjne

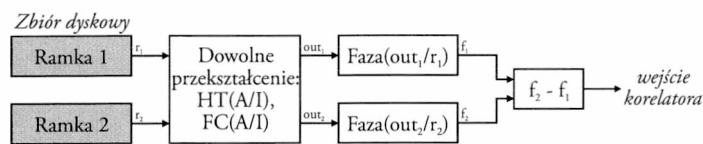
W eksperymencie wykorzystano podejście fazowe, którego hybrydyzowanie z innymi przekształceniami z domeny COH jest szczególnie użyteczne podczas wykrywania zmian obrazu w czasie. Podstawą eksperymentu jest przekształcenie fazowe opisane poniższym wzorem:

$$p_{x,y} = \tan^{-1} \frac{t_{x,y}}{o_{x,y}} \quad (16)$$

gdzie:

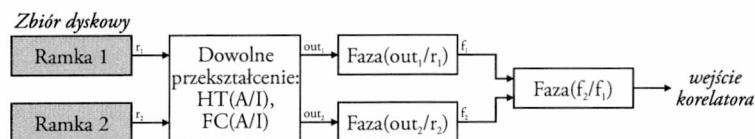
- p – faza elementu tablicowego o współrzędnych (x,y)
- t – obraz pierwotny przekształcony przekształceniem z domeny COH
- o – obraz pierwotny nie przekształcony

Przebadano tu dwa podejścia fazowe. Pierwsze z nich zakłada, że analiza fazowa zostanie przeprowadzona na hybrydzie stanowiącej różnicę faz obrazów przetworzonych z obrazami pierwotnymi. Koncepcję tego podejścia przedstawia rysunek 150.



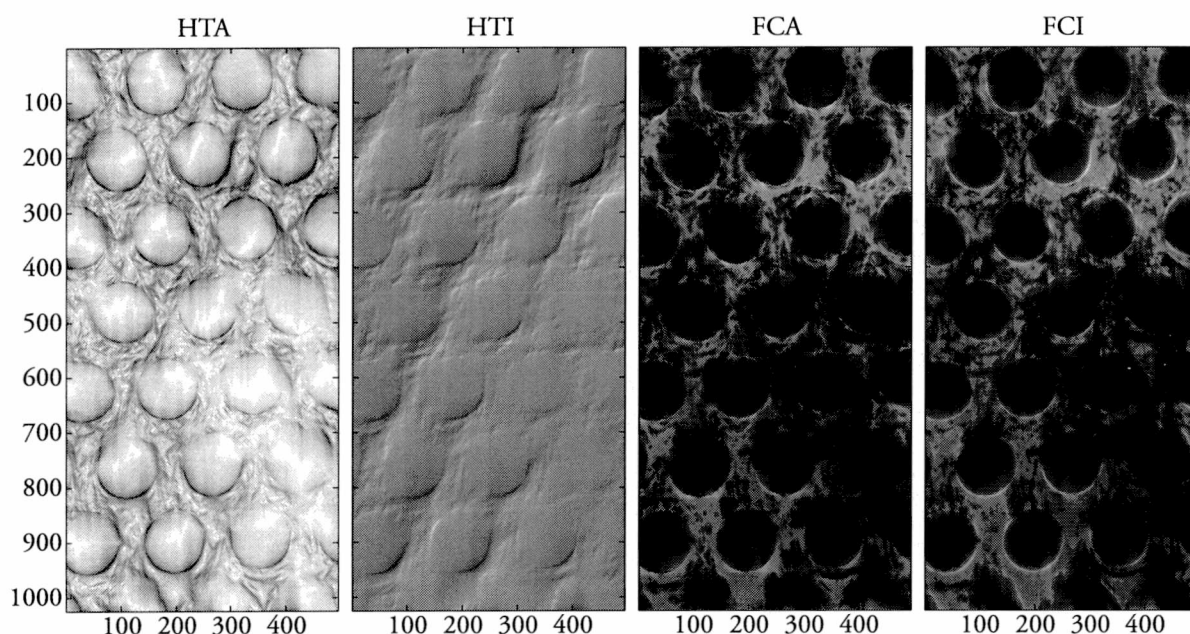
Rysunek 150. Analiza fazowa oparta na różnicy faz

Drugie zaś podejście to faza między obrazami wyjściowymi obliczona między fazami obrazów wynikowych i pierwotnych. Koncepcję tego podejścia przedstawia rysunek 151.



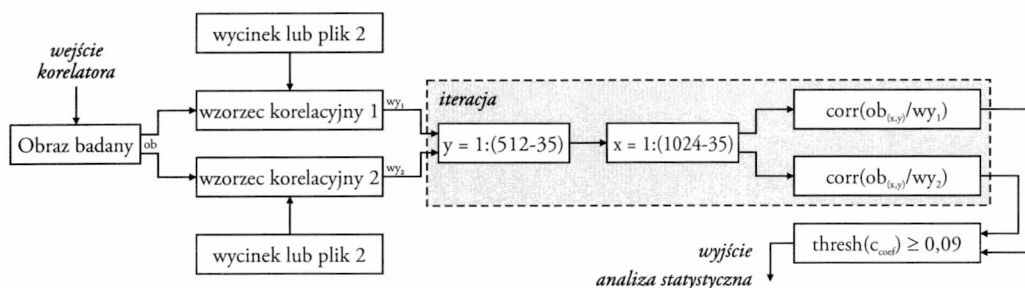
Rysunek 151. Analiza fazowa oparta na badaniu fazy między obrazami fazowymi

Eksperyment ma na celu wskazanie obszarów charakterystycznych, których obecność może być wykrywana przy wykorzystaniu opisanych tu hybryd fazowych.



Rysunek 152. Wizualizacja pierwszego kroku eksperymentu – przekształcenia obu klatek

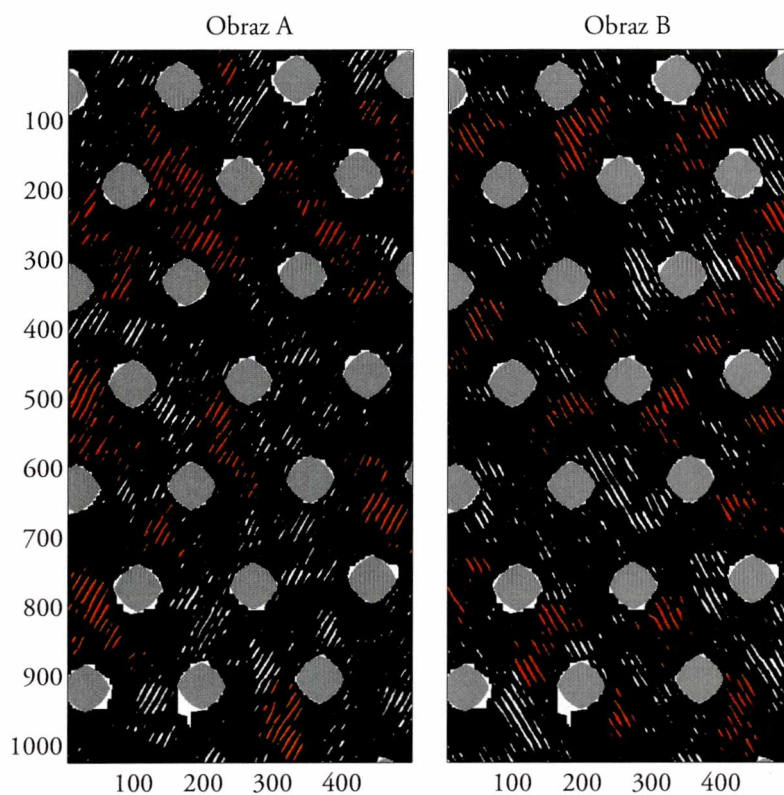
Pierwszym krokiem w eksperymencie było przekształcenie obu klatek przetwarzaniami z domeny COH FC(A/I) oraz HT(A/I) (rysunek 152).



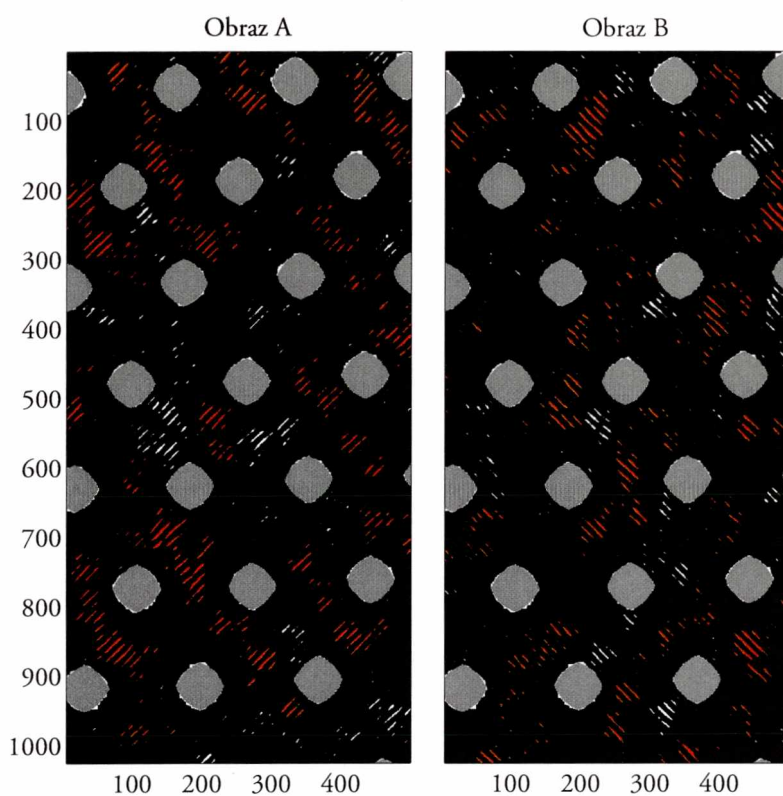
Rysunek 153. Schemat przebiegu korelacyjnej analizy hybrydowych przekształceń fazowych

Przekształceń dokonano na całych klatkach obrazu, bez segmentacji, ani dodatkowych białych obwódek, jak to miało miejsce w przypadku analizy obiektów latających. Przed uruchomieniem obliczeń korelacyjnych na wszystkie przekształcone obrazy została nałożona maska usuwająca kształty pęków rur. Kształt maski przedstawia rysunek 149(c). Przebieg analizy korelacyjnej ilustruje rysunek 153. Rysunki ze stron 5-83 ÷ 5-88 poddano następnie analizie statystycznej, której zadaniem jest wskazanie sposobu identyfikacji obszarów, które w tego rodzaju układach przepływu są niepożądane.

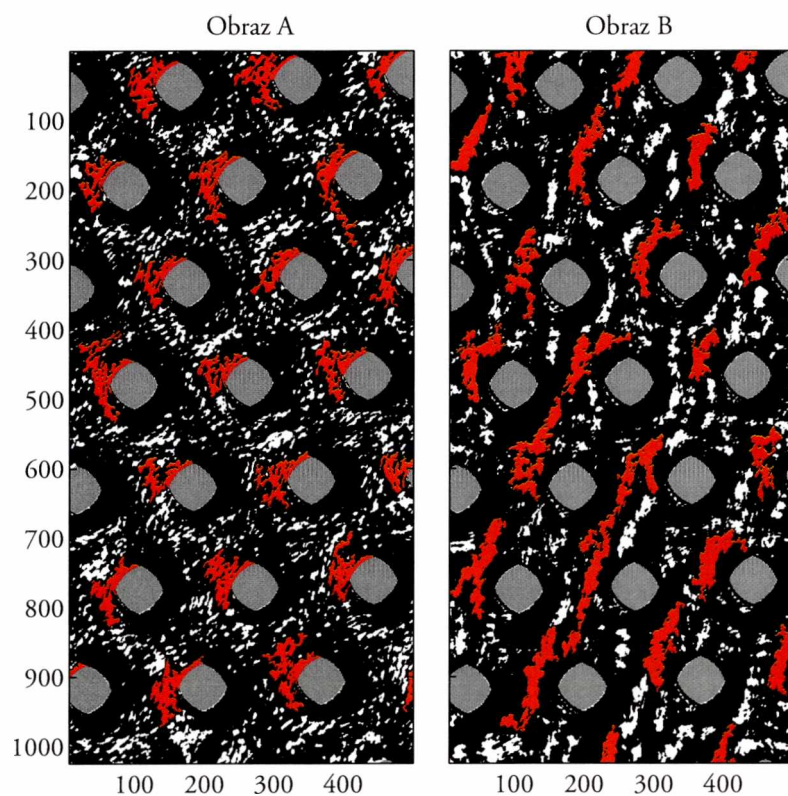
Różnica obrazów fazowych



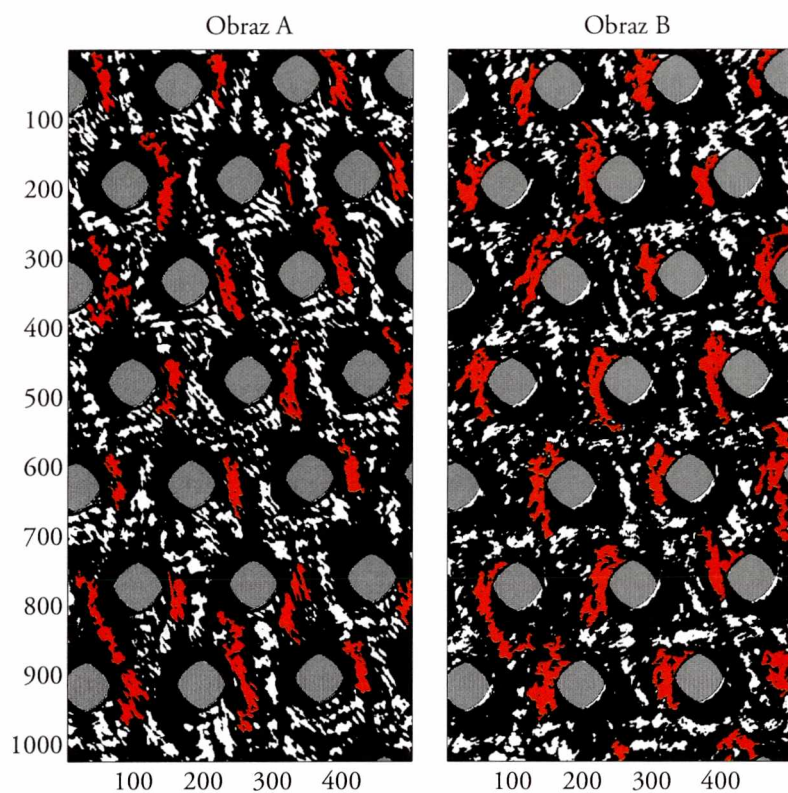
Rysunek 154. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA) po normalizacji jednostronnej, poddanych analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego



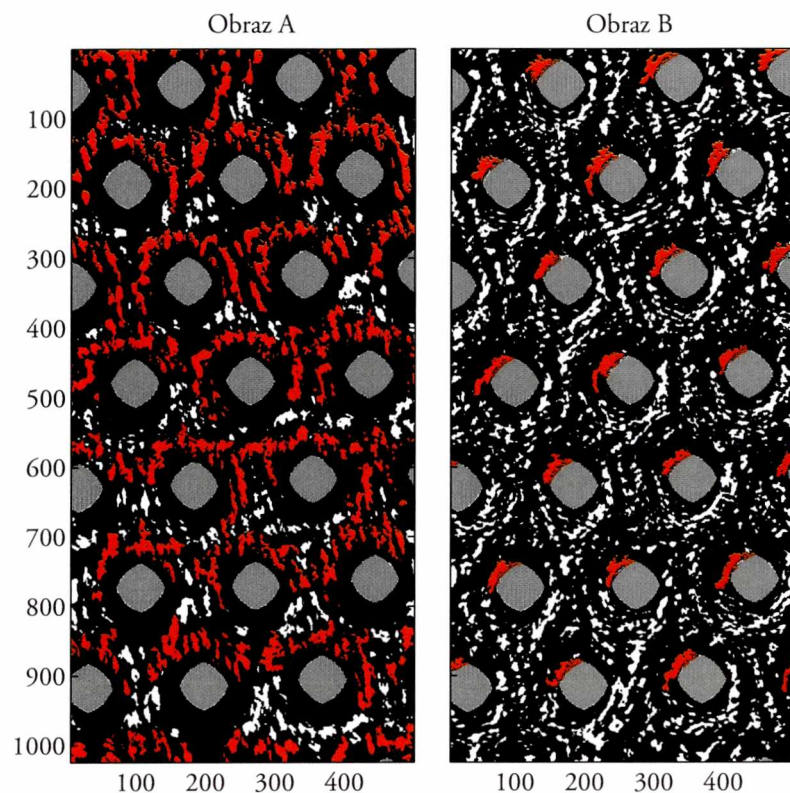
Rysunek 155. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA) po normalizacji jednostronnej, poddane analizie korelacyjnej ze wzorcem z pliku dyskowego



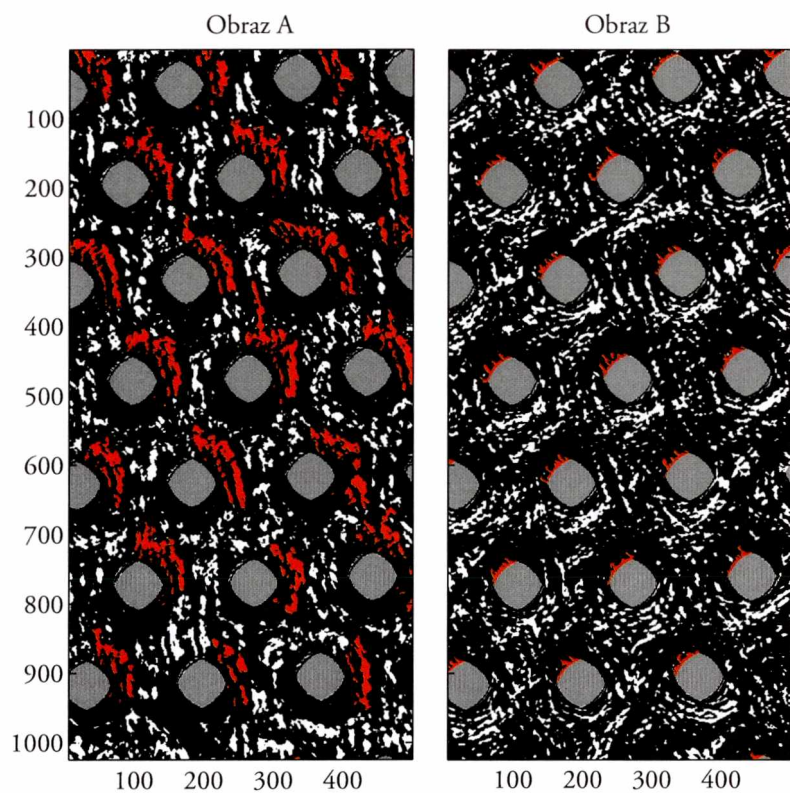
Rysunek 156. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Hilberta (HTI), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego



Rysunek 157. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego

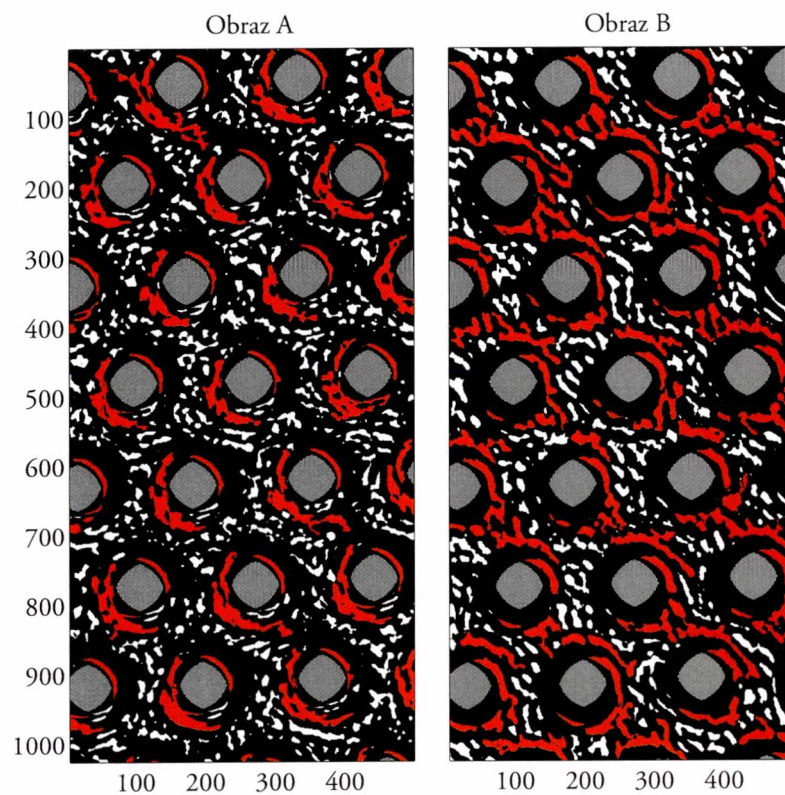


Rysunek 158. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCI), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego

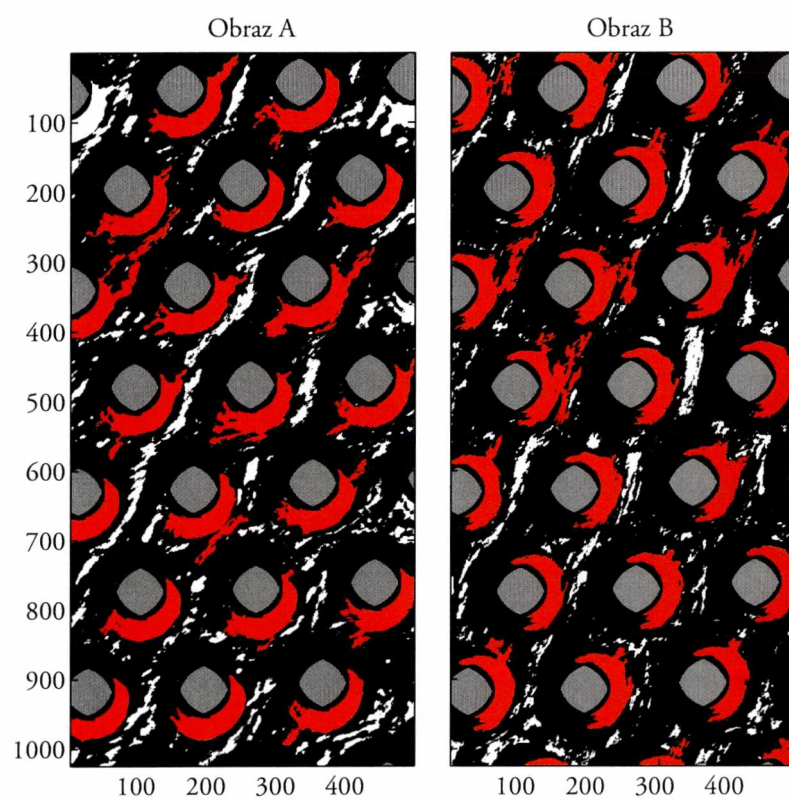


Rysunek 159. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCA), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego

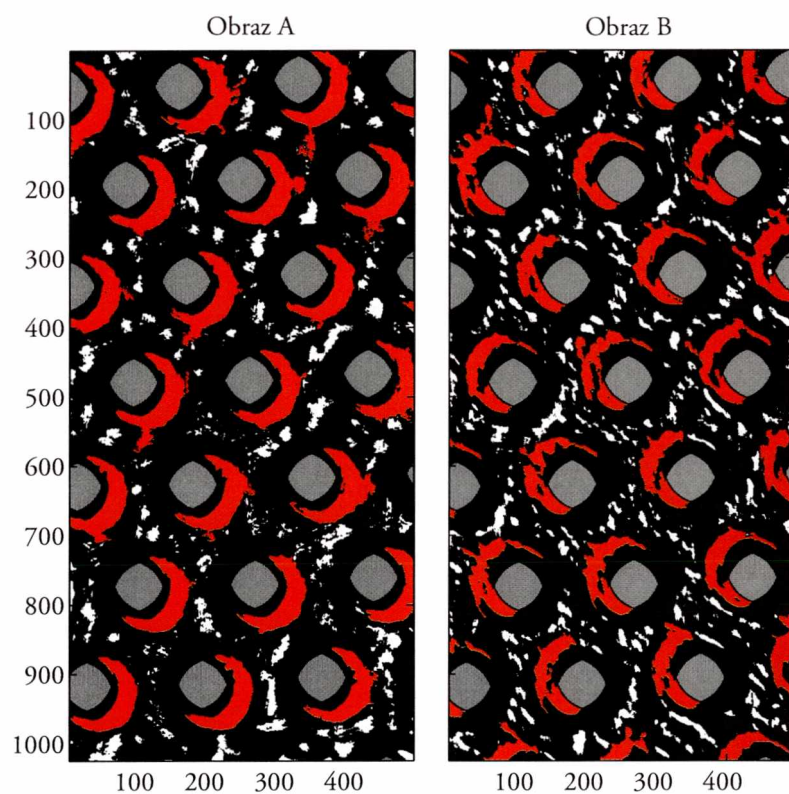
Faza obrazów fazowych



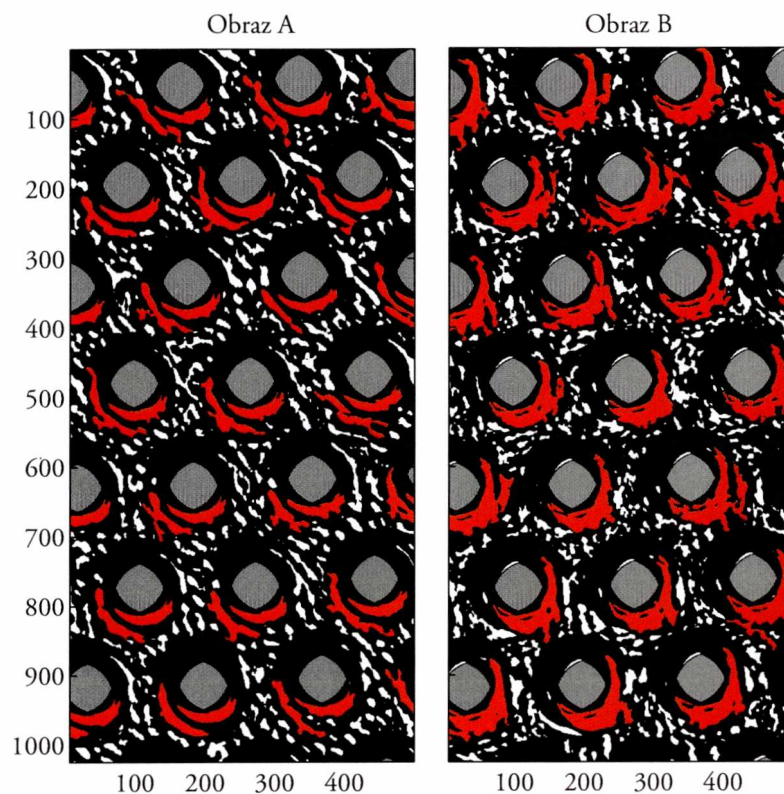
Rysunek 160. Obraz fazy obu klatek nie poddanych (NTR) jakimkolwiek przekształceniom, poddany analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego



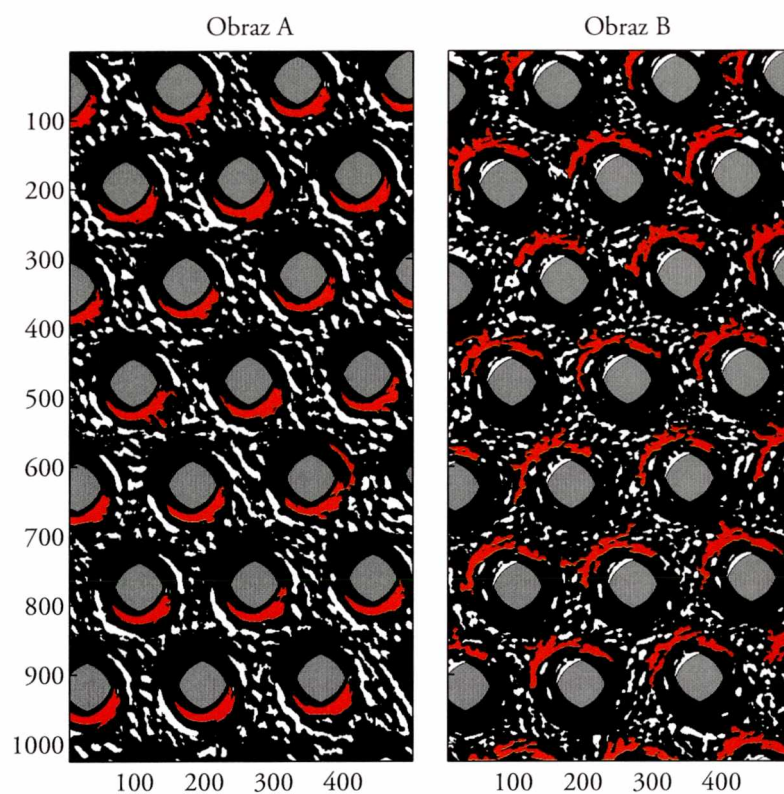
Rysunek 161. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Hilberta (HTI), po normalizacji symetrycznej



Rysunek 162. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA), po normalizacji symetrycznej



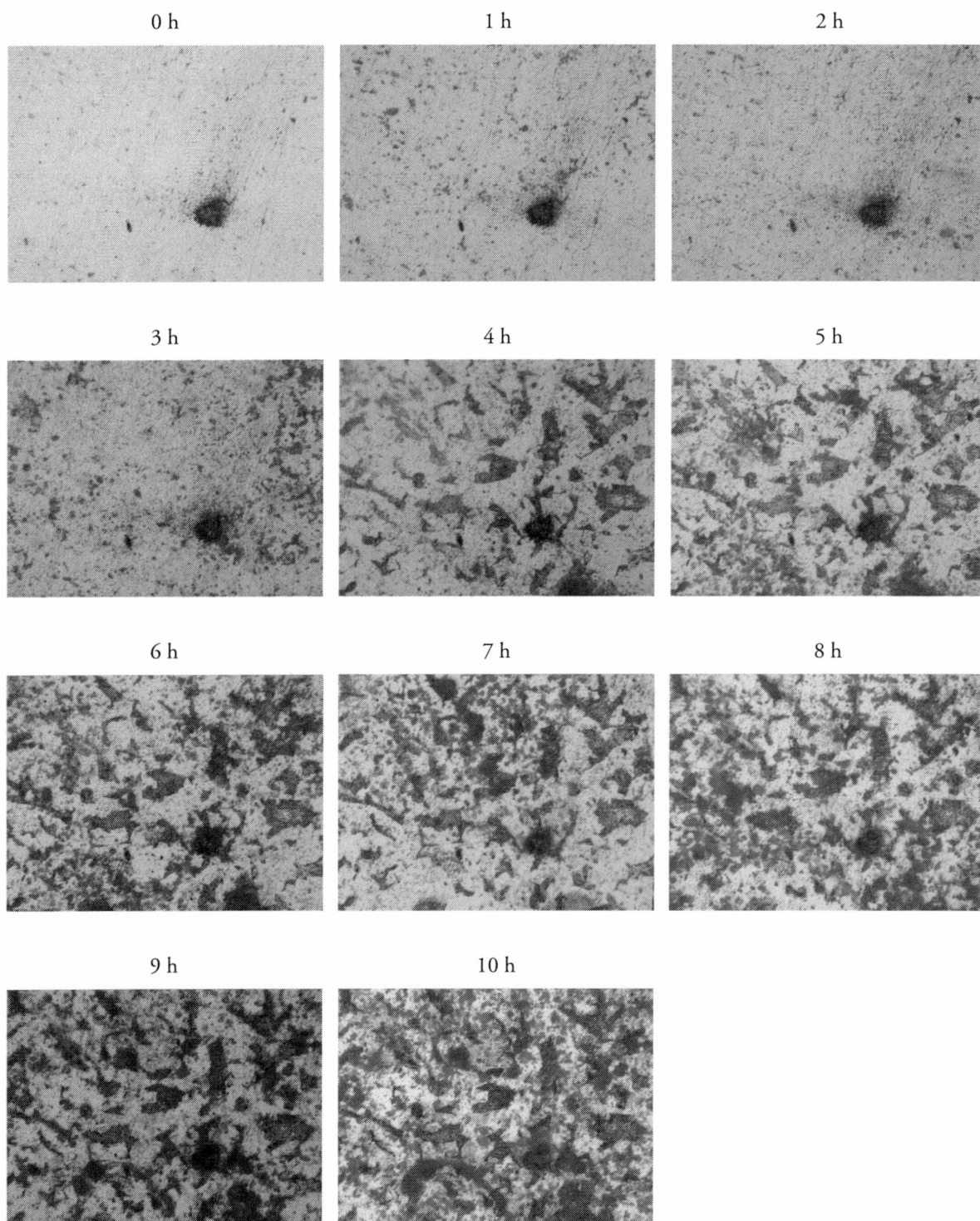
Rysunek 163. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCI), po normalizacji symetrycznej



Rysunek 164. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCA), po normalizacji symetrycznej

5.4. Analiza i identyfikacja obrazów amplitudowo-fazowych tekstur metali korodowanych

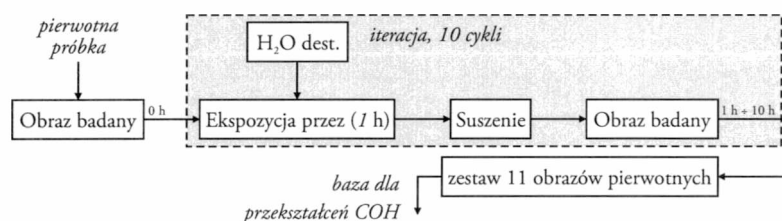
Eksperyment opisany w niniejszym rozdziale został przeprowadzony na jedenastu cyfrowych obrazach przedstawiających powiększony fragment wypolerowanej próbki stali ST3S. Sekwencję zarejestrowanych obrazów przedstawia rysunek 165.



Rysunek 165. Sekwencja obrazów korodowanej stali ST3S.

Wypolerowaną próbkę stali ST3S poddano ekspozycji na wodę destylowaną. Po ekspozycji próbka została osuszona i sfotografowana. Cały proces powtarzano w odstępach jednego-

dzinnych. Pierwsza próbka została zarejestrowana zaraz po wypolerowaniu (0 h). Po zarejestrowaniu jej obrazu, została ona poddana ekspozycji na wodę destylowaną przez okres 1 h. Cały proces powtórzono jeszcze dziewięć razy, a sumaryczny czas ekspozycji próbki wynosił 10 godzin. Przed wykonaniem zdjęcia próbki była ona osuszana strumieniem gorącego powietrza. Mechaniczne usunięcie wody z powierzchni próbki mogłoby doprowadzić do usunięcia również produktów ekspozycji próbki na wodę, które są tu przedmiotem badań. Dzięki zastosowaniu wody destylowanej, w czasie jej odparowywania z próbki nie pozostawały na niej jakiegokolwiek osady, które występowałyby przy zastosowaniu wody z kranu. Cały przebieg eksperymentu został opracowany przez ekspertów z dziedziny inżynierii materiałowej, na potrzeby których powstały procedury, których wyniki przedstawiono w niniejszym podrozdziale [10], [73], [74], [76]. Schemat akwizycji obrazów przedstawia rysunek 166.



Rysunek 166. Akwizycja obrazów do eksperymentu

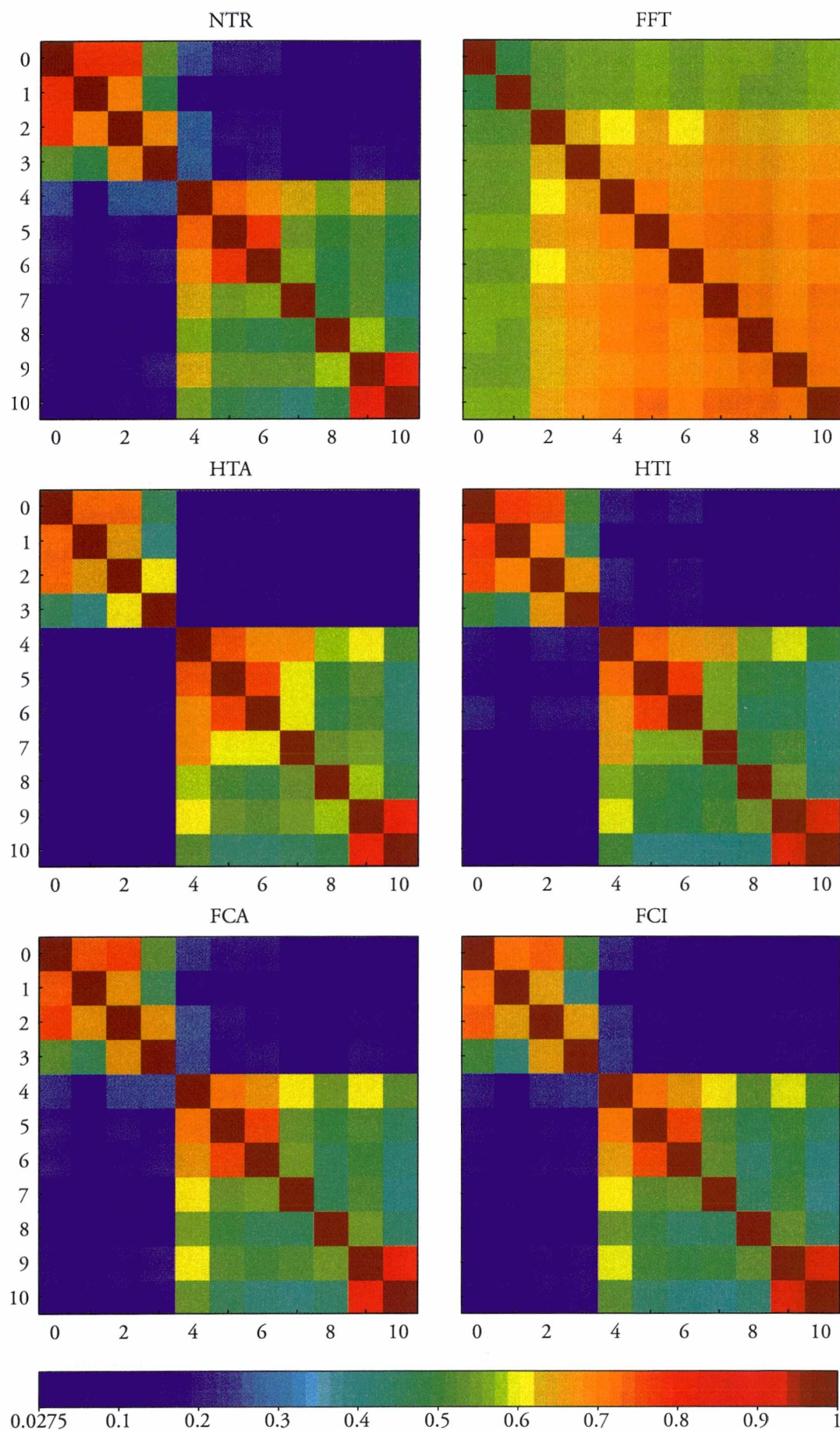
Wszystkie badane próbki poddano następnie pięciu podstawowym przekształceniom z dziedziny COH: FFT, HTA, HTI, FCA, FCI. Po ich przekształceniu próbki poddano analizie fazowej celem określenia stopnia przyrostu powierzchni korodowanych w poszczególnych godzinach eksperymentu. Ze względu na fakt, iż zmiana w obrębie kadru próbki ma charakter nierównomierny, eksperyment został podzielony na dwie części. W pierwszej części poddano analizie fazowo-korelacyjnej całe kadry pozyskanego obrazu, w drugiej zaś – segmenty obrazu powstałe w wyniku podziału kadru na fragmenty o boku 256 px, co dla obrazu o wymiarach 2048x1536 px daje 48 (8x6) fragmentów. Ta część eksperymentu została z kolei przeprowadzona na dwóch typach obrazów przekształconych wycinków. Pierwszy z nich powstał jako wynik przekształceń COH fragmentów obrazu powiększonych o białą obwódkę o szerokości połowy wymiarów fragmentu. Drugi typ powstał jako wynik przekształceń COH fragmentów obrazu bez obwódki. Pierwsze podejście było stosowane przy wszelkich badaniach obiektów latających omawianych w niniejszej rozprawie.

Rysunek 167 przedstawia macierze korelacyjne obrazów poddanych przekształceniom COH. Poniższe macierze obrazują wielkość zmian – szczególnie między godziną 3 i 4, jednakże nie widać tu charakteru tych zmian – nie widać ognisk obszarów podejrzanych o to, że stanowią korozję. Aby było to możliwe, koniecznym było obliczenie pól fazowych pokazujących charakter zmian w obrazach.

Wynikiem niniejszego eksperymentu są macierze korelacyjne opisujące zmiany pomiędzy poszczególnymi godzinami eksperymentu oraz różnice bezwzględne liczone od początku eksperymentu (0 h) do określonej jego godziny (x h).

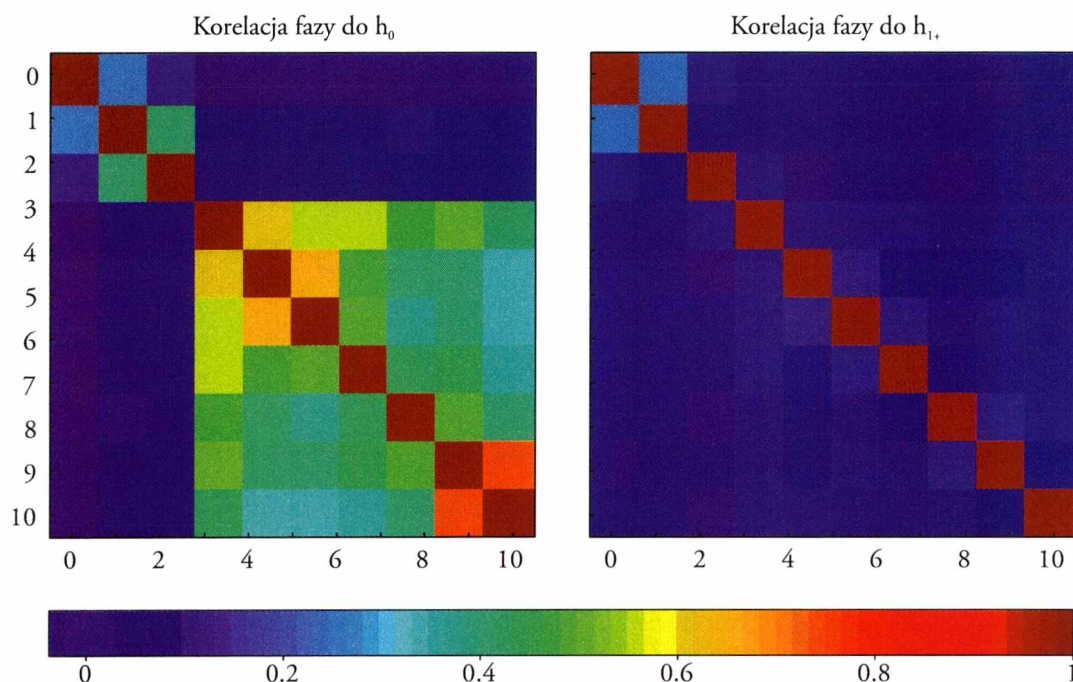
W eksperymencie zamieszczono również macierze korelacyjne obrazów oraz ich wycinków badanych metodami fazowymi. Eksperyment ten pokazuje jak czułe są one na niewielkie zmiany w badanym obrazie. Połączenie anizotropowego przekształcenia Hilberta z przekształceniem fazowym obrazów następujących po sobie w czasie jest bardzo skuteczną i wydają metodą identyfikacji zmian w obrazach we wszystkich badanych w niniejszej rozprawie domenach.

Szczegółową interpretację powstałych macierzy korelacyjnych pozostawiono ekspertom z dziedziny inżynierii materiałowej, na zlecenie których przeprowadzono niniejszy eksperyment.



Rysunek 167. Macierze korelacyjne obrazów przekształconych przekształceniami z domeny cyfrowej optyki Hilberta

Rysunek 168 pokazuje natomiast, w jaki sposób można wykorzystywać analizę fazową obrazów przekształconych HTA.

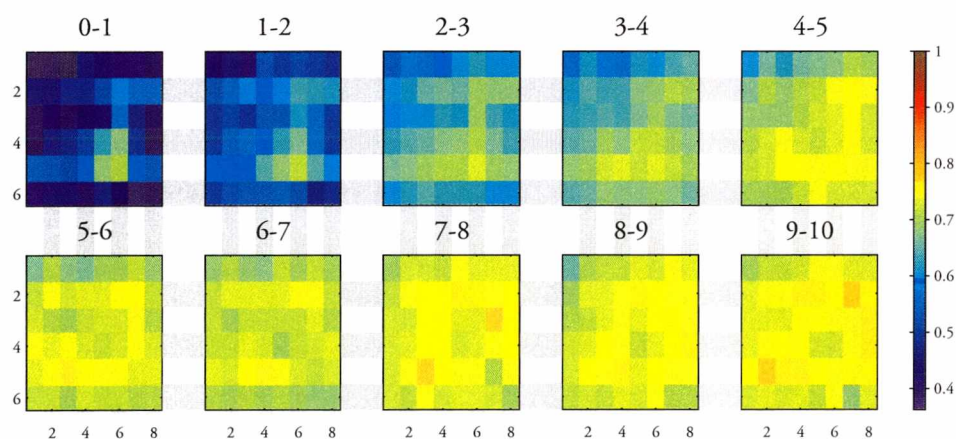


Rysunek 168. Macierz współczynników korelacji fazy obrazów przekształconych HTA.

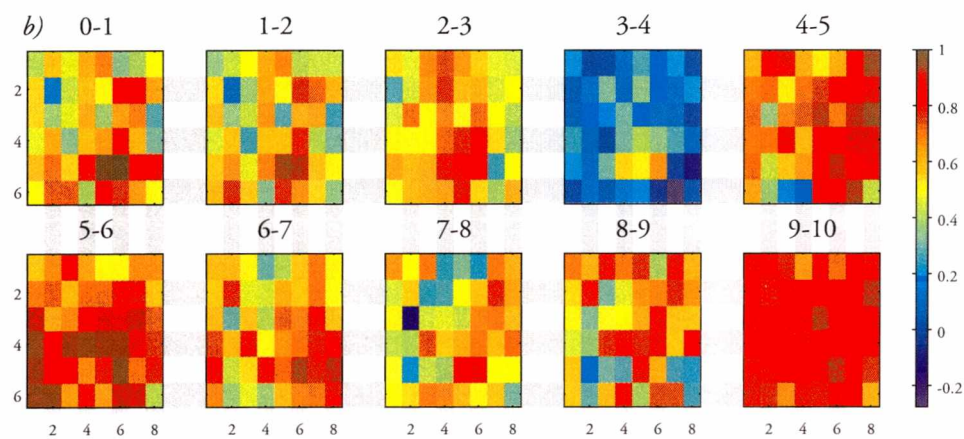
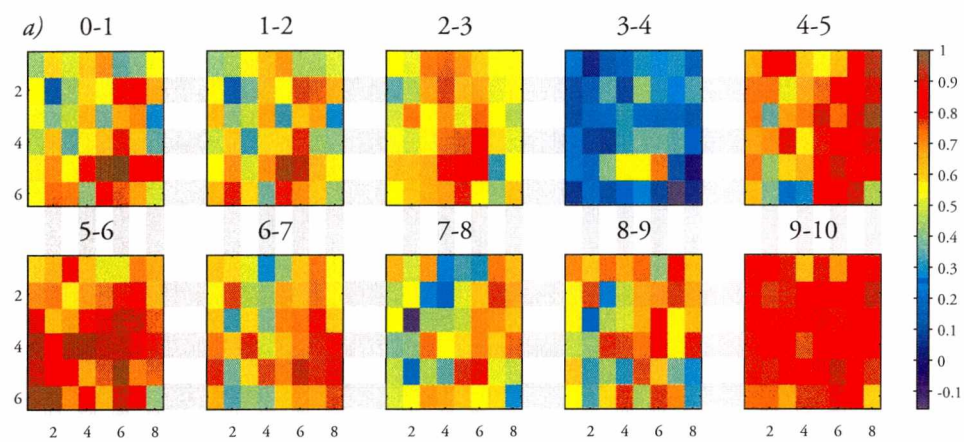
h_0 – faza liczona względem godziny 0, h_x – faza liczona między kolejnymi godzinami eksperymentu

Jednak charakter obrazów próbek korodowanych nie pozwala na skuteczną identyfikację ognisk korozji obrazów analizowanych jako całość, koniecznym było wprowadzenie segmentacji, dzielącej badany obraz na równe części. Sytuacja taka spowodowana jest nierównomiernym przyrostem potencjalnych ognisk korozji w całym obszarze powierzchni badanej próbki.

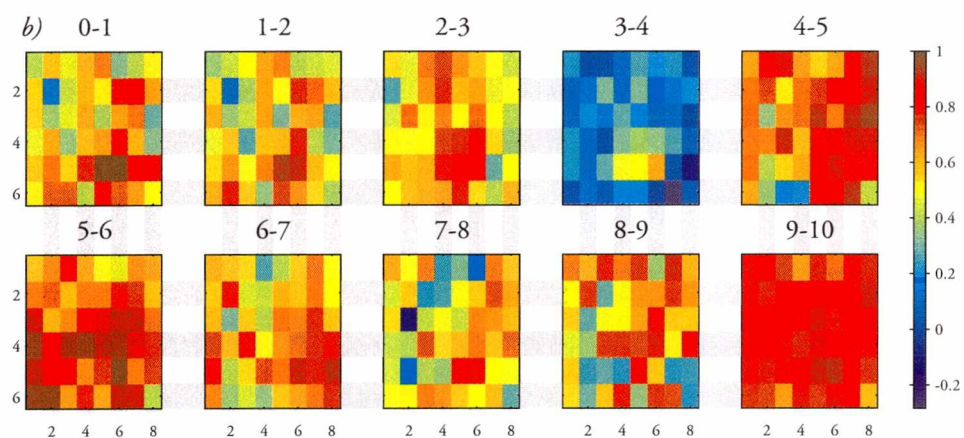
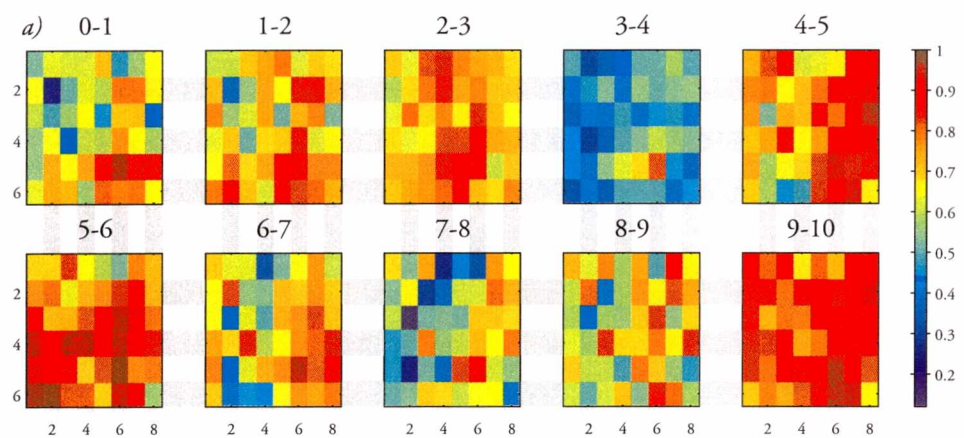
Rysunki poniżej przedstawiają wyniki analizy metodami COH na segmentach obrazu cyfrowego wg schematu opisanego wcześniej. We wszystkich rysunkach oznaczenia nad macierzami to godziny ekspozycji, między którymi wyznaczano współczynniki korelacji. Rysunki (a) to macierz wycinków bitmap przekształconych z obwódką, rysunki (b) – bez obwódki.



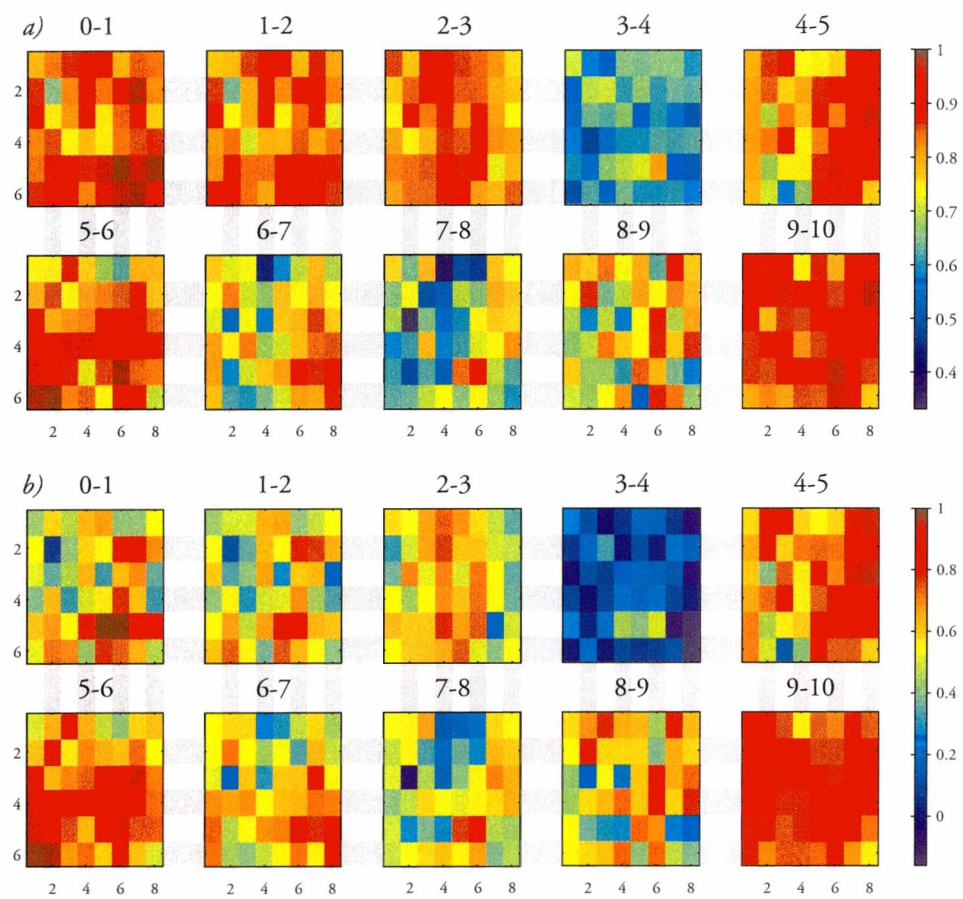
Rysunek 169. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu FFT (eksperyment prowadzony tylko na segmentach bez obwódek)



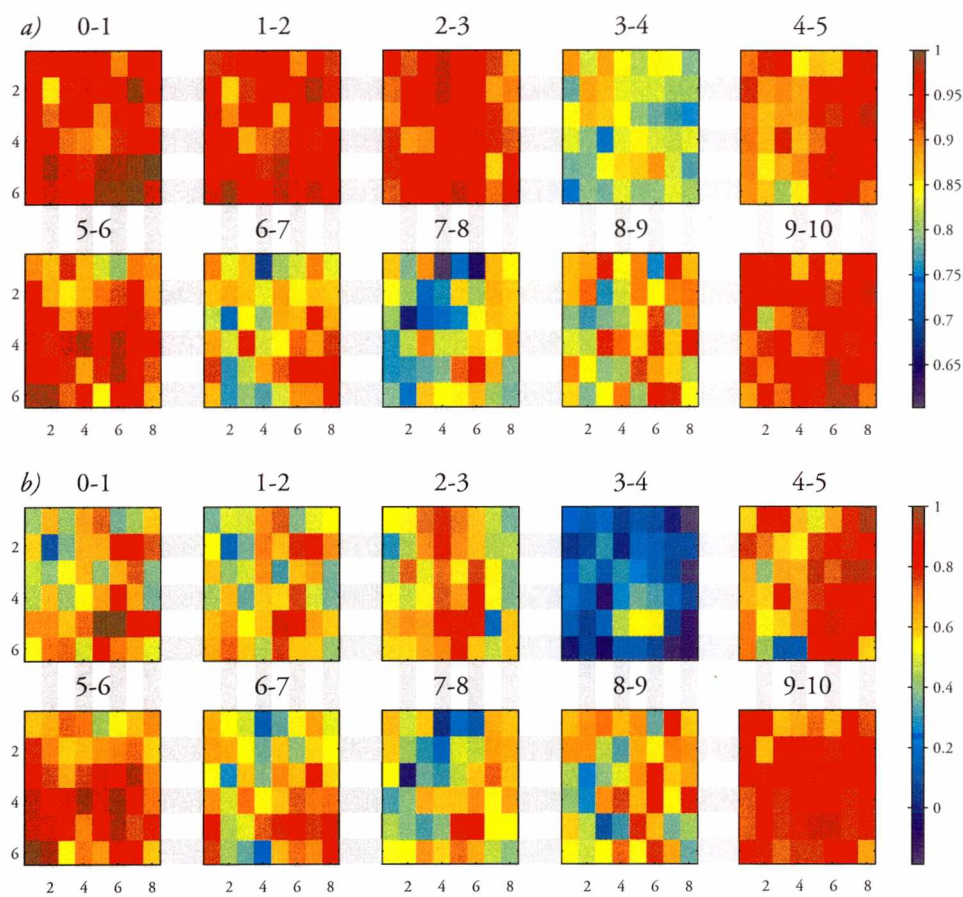
Rysunek 170. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu FCA



Rysunek 171. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu FCI

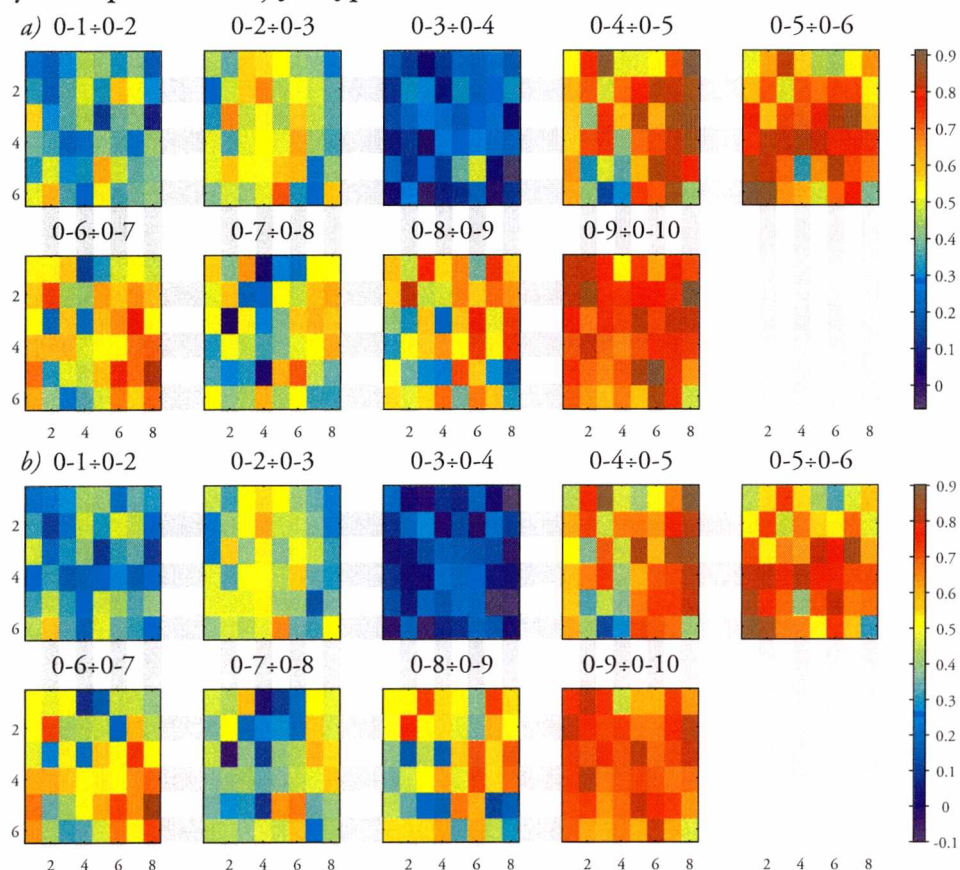


Rysunek 172. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu HTA

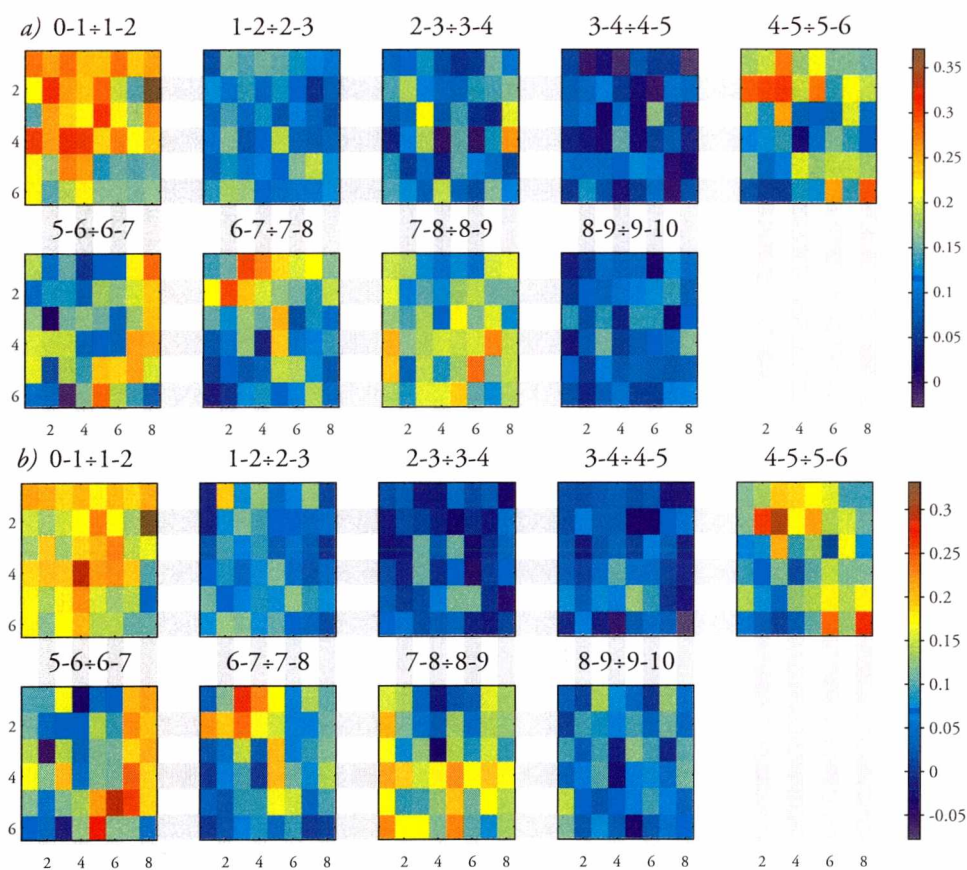


Rysunek 173. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu HTI

Poniższe rysunki przedstawiają fazę przekształceń HTA.



Rysunek 174. Macierze korelacyjne fazy wycinków obrazów w stosunku do h_0 poddane przekształceniu HTA



Rysunek 175. Macierze korelacyjne fazy wycinków obrazów w stosunku do h_{1+} poddane przekształceniu HTA

6. Ewaluacja efektywności i parametryczno-dynamicznej stabilności algorytmów uogólnionej amplitudowo-fazowej analizy i modelowania obrazów cyfrowych

Niniejszy rozdział w całości poświęcony jest analizie wyników zamieszczonych w rozdziale 5 z podrozdziałami. Zostały tu szczegółowo omówione sposoby analizy wydajności algorytmów oraz metod cyfrowej optyki Hilberta w domenach opisanych we wcześniejszych rozdziałach niniejszej rozprawy.

6.1. Metody analizy parametrów jakości decyzji identyfikacyjnych obiektów i tekstur na podstawie algorytmów uogólnionej amplitudowo-fazowej analizy.

Problem ewaluacji efektywności oraz stabilności algorytmów analizy i modelowania zazwyczaj sprowadza się do dobrania zestawu metod przetwarzania obrazów cyfrowych, zastosowania ich w odpowiedniej kolejności oraz stworzenia mechanizmów podejmowania lub wspomagających podejmowanie decyzji klasyfikacyjnej – identyfikacyjnej. Metody korelacyjne stanowiące trzon badań, których wyniki wraz z metodologią zostały przedstawione w niniejszej rozprawie stanowią jedną z powszechnie stosowanych metod klasyfikacyjnych. Zastosowanie metod korelacyjnych zostało przebadane w trzech domenach:

- identyfikacji obiektów latających,
- identyfikacji obszarów charakterystycznych w płynach optycznie aktywnych,
- identyfikacji obszarów stanowiących domniemane ogniska korozji w metalach.

Każda z przedstawionych wyżej domen wymaga wstępnego przygotowania obrazów pierwotnych. Wynika to z natury domeny, w której prowadzono badania. W większości przypadków wstępne przygotowanie obrazów oznacza segmentację, czyli wyseparowanie kształtów badanych obiektów z badanej sceny lub „pocięcie” na równe segmenty – w przypadku badania tekstur.

6.2. Analiza pełnego średniego ryzyka podejmowania decyzji identyfikacyjnych.

Na potrzeby implementacji metod korelacyjnych opisanych w niniejszej rozprawie powstało kilka ścieżek opisujących kolejne kroki procesu identyfikacyjnego. Najistotniejsze z punktu widzenia procesu identyfikacji są informacje o zniekształceniach, pod wpływem których obraz badanego obiektu pobierany jest do systemu identyfikującego. Chodzi tu o różnego rodzaju tzw. „szumy” kątowe, ale również amplitudowe, które jednak nie stanowią obiektu badań w niniejszej rozprawie. Szumy kątowe to zniekształcenia, pod jakimi obserwowany jest obiekt, a wiedza o nich przed rozpoczęciem procesu identyfikacji ma niebagatelną wpływ na jej powodzenie. Zarządzanie szumami kątowymi jest różne w zależności od domeny, i tak w przypadku identyfikacji obiektów latających, mogą być one obserwowane pod różnymi

kątami w trzech różnych osiach oraz w zmiennej skali. W przypadku tworzenia systemu typu OCR uwzględnić należy zniekształcenia innego rodzaju – w szczególności nie ma tu mowy o zniekształceniach kątowych w trzech osiach, bo tekst z samej swojej natury może być poprawnie rozpoznany tylko przy pewnym zakresie zniekształceń kątowych w dwóch osiach, ponieważ tekst, jak każdy inny rodzaj symbolu graficznego – jest dwuwymiarowy. Wystąpić tu może jedynie zniekształcenie perspektywiczne, które również może zostać rozpoznane i – w pewnym zakresie – usunięte. Analogicznie przedstawia się sytuacja z rozpoznawaniem tekstur, które – podobnie jak tekst – ma charakter dwuwymiarowy, nawet przy założeniu, że tekstura jest wytworem czynnika, który poza samą teksturą zmienia również charakter powierzchni badanego fragmentu próbki.

Wszystkie trzy wymienione wcześniej domeny mają jedno wspólne zniekształcenie, które występuje niezależnie od systemu akwizycji oraz innych czynników mających wpływ na kompozycję sceny podlegającej akwizycji. Mowa tu o skali, inaczej powiększeniu, które może być wynikiem zmiany odległości obserwatora od obserwowanego obiektu, ale również zmianą parametrów układu akwizycji obrazu, np. rozdzielczości układu skanującego.

Wszystkie wyżej opisane zniekształcenia mają wpływ na wartość pełnego średniego ryzyka podjęcia decyzji identyfikacyjnej. Ryzyko to jest również pochodną jakości oraz dbałości, z jaką została przygotowana baza etalonów, czyli wzorców próbek, z którymi będzie porównywany obraz badanego obiektu. Ma to szczególne znaczenie w przypadku próby identyfikacji obiektów trójwymiarowych, które mogą być obserwowane pod bardzo dużą ilością kombinacji kątów we wszystkich trzech osiach. Konieczność przechowywania w specjalizowanej bazie próbek obrazów lub sygnatur obiektów trójwymiarowych obserwowanych pod różnymi kątami wynika z faktu, że większości zniekształceń kątowych po prostu nie da się usunąć i konieczne jest identyfikowanie obiektu w zastanych warunkach, nawet pomimo tego, że głównym zadaniem postawionym opisywanym tu metodom jest identyfikacja obiektu, czyli klasyfikacja, a nie wyznaczenie orientacji badanego obiektu w przestrzeni. Z jednej strony opisywane metody mogą w niektórych przypadkach wspomóc określenie orientacji obiektu, z drugiej zaś strony znajomość orientacji obiektu przed przystąpieniem do jego identyfikacji ma ogromny wpływ na szybkość identyfikacji.

W przypadku domen, w których identyfikowane obiekty są dwuwymiarowe (np. tekst) zazwyczaj można dość dokładnie oszacować i usunąć zniekształcenie kątowe przed podjęciem próby identyfikacji obiektu na obrazie cyfrowym.

6.3. Badania i ewaluacja jakości decyzji identyfikacyjnych WIS-COH obiektów.

Badanie oraz ewaluacja jakości decyzji identyfikacji obiektów przy wykorzystaniu zestawu przekształceń cyfrowej optyki Hilberta zostało przeprowadzone na trójwymiarowych obrazach obiektów latających – samolotów, które z samej swojej natury mogą być obserwo-

wane w trzech różnych wymiarach. Rozdział 5.2 przedstawi wyniki badań korelacyjnych przeprowadzonych na sześciu różnych samolotach poddanych pięciu różnym przekształceniom macierzowym. Podczas przeprowadzania w/w eksperymentu poczyniono kilka wstępnych założeń:

- obrazy wszystkich badanych obiektów mają te same rozmiary bez względu na rzeczywistą różnicę w wymiarach tychże obiektów. Procedury prowadzące do odróżnienia np. samolotu bojowego od pasażerskiego opierają się na innych technikach, niż analiza kształtu. Niezwykle istotne są tu parametry sceny, na której zarejestrowano obiekt, np. odległość od obiektu, powierzchnia skrzydeł w stosunku do powierzchni kadłuba aż w końcu tzw. współczynnik kształtu, który w zależności od domeny obliczany jest jako kwadrat obwodu przez pole powierzchni obrazu obiektu.
- nie wszystkie obiekty muszą występować w określonych warunkach badawczych z tym samym prawdopodobieństwem. Podejście to zakłada, że w ściśle określonych warunkach niemożliwe (lub wielce nieprawdopodobne) jest wystąpienie pewnych obiektów, dlatego też nie przeprowadza się analizy prawdopodobieństwa ich wystąpienia i przyjmuje się ją jako 0. To właśnie na tej technice opiera się sposób podwyższenia jakości identyfikacji (rozróżniania) obiektów.

Poniżej przedstawiono tabele błędów identyfikacji obiektów, których obrazy poddano różnym przekształceniom Hilberta lub ich hybrydom. W tabelach zaznaczono najniższą oraz najwyższą wartość błędu, co pozwoliło na wyznaczenie klasy obiektu, który najmocniej koreluje z obiektem danej klasy i odrzucenie jej jako niepożądanego (nieprawdopodobnego) w danych warunkach.

Tabela 35. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów pierwotnych BW (NTR)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,178	0,000	0,231	0,458
2364	0,000	–	0,000	0,186	0,045	0,119
2368	0,178	0,000	–	0,000	0,170	0,175
2369	0,000	0,186	0,000	–	0,000	0,000
2372	0,231	0,045	0,170	0,000	–	0,522
2386	0,458	0,119	0,175	0,000	0,522	–
$S_{\max}$	2386	2369	2325	2364	2386	2372
S_{red}	1,988	1,558	1,016	No error	2,263	1,139

Tabela 36. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (HTA)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,001	0,131	0,000	0,247	0,491
2364	0,001	–	0,002	0,237	0,086	0,136
2368	0,131	0,002	–	0,000	0,267	0,198
2369	0,000	0,237	0,000	–	0,000	0,017
2372	0,247	0,086	0,267	0,000	–	0,531
2386	0,491	0,136	0,198	0,017	0,531	–
Sam _{max}	2386	2369	2372	2364	2386	2372
S _{red}	1,989	1,737	1,350	14,034	1,986	1,081

Tabela 37. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (HTI)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,094	0,424	0,099	0,410	0,585
2364	0,094	–	0,150	0,267	0,051	0,183
2368	0,424	0,150	–	0,084	0,522	0,448
2369	0,099	0,267	0,084	–	0,154	0,201
2372	0,410	0,051	0,522	0,154	–	0,567
2386	0,585	0,183	0,448	0,201	0,567	–
Sam _{max}	2386	2369	2372	2364	2386	2325
S _{red}	1,380	1,462	1,167	1,328	1,086	1,030

Tabela 38. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (FCA)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,274	0,000	0,336	0,498
2364	0,000	–	0,000	0,370	0,119	0,220
2368	0,274	0,000	–	0,000	0,240	0,245
2369	0,000	0,370	0,000	–	0,000	0,029
2372	0,336	0,119	0,240	0,000	–	0,554
2386	0,498	0,220	0,245	0,029	0,554	–
Sam _{max}	2386	2369	2325	2364	2386	2372
S _{red}	1,484	1,681	1,117	12,861	1,650	1,112

Tabela 39. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (FCI)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,170	0,000	0,286	0,510
2364	0,000	–	0,000	0,220	0,028	0,134
2368	0,170	0,000	–	0,000	0,198	0,170
2369	0,000	0,220	0,000	–	0,000	0,000
2372	0,286	0,028	0,198	0,000	–	0,542
2386	0,510	0,134	0,170	0,000	0,542	–
Sam _{max}	2386	2369	2372	2364	2386	2372
S _{red}	1,786	1,646	1,163	No error	1,895	1,061

Tabela 40. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (FFT)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,088	0,401	0,460	0,484	0,550
2364	0,088	–	0,139	0,387	0,308	0,429
2368	0,401	0,139	–	0,321	0,342	0,471
2369	0,460	0,387	0,321	–	0,440	0,293
2372	0,484	0,308	0,342	0,440	–	0,526
2386	0,550	0,429	0,471	0,293	0,526	–
Sam_{max}	2386	2386	2386	2325	2386	2325
S_{red}	1,138	1,110	1,175	1,043	1,087	1,047

Tabela 41. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów pierwotnych BW PLAN (NTR)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,000	0,004	0,190	0,070
2364	0,000	–	0,017	0,000	0,000	0,000
2368	0,000	0,017	–	0,000	0,000	0,000
2369	0,004	0,000	0,000	–	0,039	0,000
2372	0,190	0,000	0,000	0,039	–	0,122
2386	0,070	0,000	0,000	0,000	0,122	–
Sam_{max}	2372	2368	2364	2372	2325	2372
S_{red}	2,701	No error	No error	9,722	1,568	1,723

Tabela 42. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (HTA)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,000	0,025	0,218	0,111
2364	0,000	–	0,022	0,000	0,000	0,000
2368	0,000	0,022	–	0,000	0,000	0,000
2369	0,025	0,000	0,000	–	0,070	0,000
2372	0,218	0,000	0,000	0,070	–	0,140
2386	0,111	0,000	0,000	0,000	0,140	–
Sam_{max}	2372	2368	2364	2372	2325	2372
S_{red}	1,961	No error	No error	2,889	1,556	1,260

Tabela 43. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (HTI)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,000	0,004	0,209	0,077
2364	0,000	–	0,006	0,000	0,000	0,000
2368	0,000	0,006	–	0,002	0,000	0,000
2369	0,004	0,000	0,002	–	0,002	0,000
2372	0,209	0,000	0,000	0,002	–	0,196
2386	0,077	0,000	0,000	0,000	0,196	–
Sam_{max}	2372	2368	2364	2325	2325	2372
S_{red}	2,709	No error	2,781	1,880	1,069	2,535

Tabela 44. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (FCA)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,000	0,061	0,279	0,174
2364	0,000	–	0,090	0,004	0,017	0,047
2368	0,000	0,090	–	0,021	0,000	0,000
2369	0,061	0,004	0,021	–	0,131	0,032
2372	0,279	0,017	0,000	0,131	–	0,246
2386	0,174	0,047	0,000	0,032	0,246	–
Sam_{max}	2372	2368	2364	2372	2325	2372
S_{red}	1,606	1,922	4,256	2,146	1,136	1,414

Tabela 45. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (FCI)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,000	0,000	0,359	0,172
2364	0,000	–	0,017	0,001	0,020	0,013
2368	0,000	0,017	–	0,000	0,000	0,000
2369	0,000	0,001	0,000	–	0,026	0,000
2372	0,359	0,020	0,000	0,026	–	0,207
2386	0,172	0,013	0,000	0,000	0,207	–
Sam_{max}	2372	2372	2364	2372	2325	2372
S_{red}	2,090	1,168	No error	23,623	1,736	1,204

Tabela 46. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (FFT)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,000	0,198	0,000	0,000
2364	0,000	–	0,000	0,000	0,000	0,000
2368	0,000	0,000	–	0,336	0,307	0,292
2369	0,198	0,000	0,336	–	0,226	0,169
2372	0,000	0,000	0,307	0,226	–	0,208
2386	0,000	0,000	0,292	0,169	0,208	–
Sam_{max}	2369	2369	2369	2368	2368	2368
S_{red}	15809,318	No error	1,094	1,483	1,356	1,406

Tabela 47. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów pierwotnych GR (NTR)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,306	0,259	0,006	0,25	0,599
2364	0,306	–	0,000	0,020	0,002	0,139
2368	0,259	0,000	–	0,000	0,160	0,241
2369	0,006	0,020	0,000	–	0,000	0,022
2372	0,250	0,002	0,160	0,000	–	0,551
2386	0,599	0,139	0,241	0,022	0,551	–
Sam_{max}	2386	2325	2325	2386	2386	2325
S_{red}	1,959	2,196	1,075	1,107	2,210	1,086

Tabela 48. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (HTA)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,258	0,141	0,002	0,183	0,580
2364	0,258	–	0,000	0,036	0,004	0,171
2368	0,141	0,000	–	0,011	0,255	0,287
2369	0,002	0,036	0,011	–	0,003	0,062
2372	0,183	0,004	0,255	0,003	–	0,557
2386	0,580	0,171	0,287	0,062	0,557	–
Sam_{max}	2386	2325	2386	2386	2386	2325
S_{red}	2,249	1,505	1,125	1,726	2,180	1,042

Tabela 49. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (HTI)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,182	0,373	0,143	0,225	0,488
2364	0,182	–	0,003	0,022	0,002	0,127
2368	0,373	0,003	–	0,323	0,462	0,391
2369	0,143	0,022	0,323	–	0,142	0,144
2372	0,225	0,002	0,462	0,142	–	0,469
2386	0,488	0,127	0,391	0,144	0,469	–
Sam_{max}	2386	2325	2372	2368	2386	2325
S_{red}	1,309	1,435	1,183	2,234	1,015	1,039

Tabela 50. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (FCA)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,205	0,379	0,004	0,369	0,613
2364	0,205	–	0,005	0,076	0,033	0,148
2368	0,379	0,005	–	0,003	0,336	0,349
2369	0,004	0,076	0,003	–	0,043	0,083
2372	0,369	0,033	0,336	0,043	–	0,557
2386	0,613	0,148	0,349	0,083	0,557	–
Sam_{max}	2386	2325	2325	2386	2386	2325
S_{red}	1,619	1,381	1,086	1,092	1,511	1,100

Tabela 51. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (FCI)

	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,000	0,170	0,000	0,286	0,511
2364	0,000	–	0,000	0,220	0,028	0,134
2368	0,170	0,000	–	0,000	0,198	0,170
2369	0,000	0,220	0,000	–	0,000	0,000
2372	0,286	0,028	0,198	0,000	–	0,542
2386	0,511	0,134	0,170	0,000	0,542	–
Sam_{max}	2386	2369	2372	2364	2386	2372
S_{red}	1,786	1,646	1,163	No error	1,895	1,061

Tabela 52. Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (FFT)

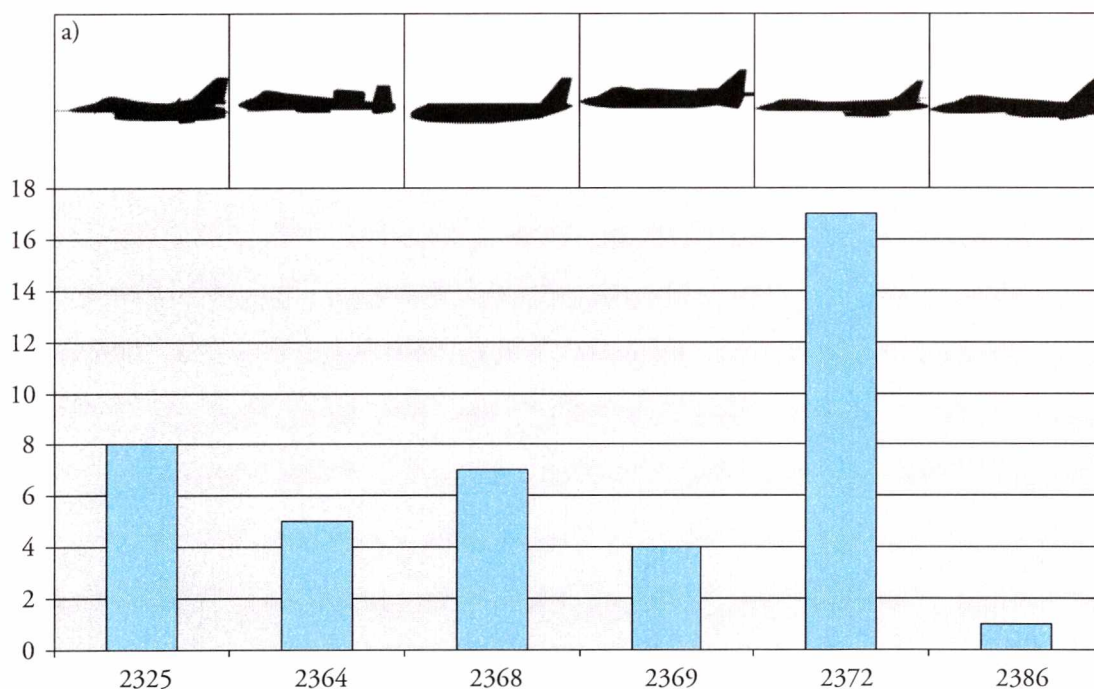
	2325	2364	2368	2369	2372	2386
2325	–	0,216	0,489	0,477	0,607	0,493
2364	0,216	–	0,647	0,764	0,567	0,727
2368	0,489	0,647	–	0,114	0,020	0,235
2369	0,477	0,764	0,114	–	0,315	0,323
2372	0,607	0,567	0,020	0,315	–	0,108
2386	0,493	0,727	0,235	0,323	0,108	–
Sam_{max}	2372	2369	2364	2364	2325	2364
S_{red}	1,232	1,051	1,321	1,601	1,071	1,475

gdzie:

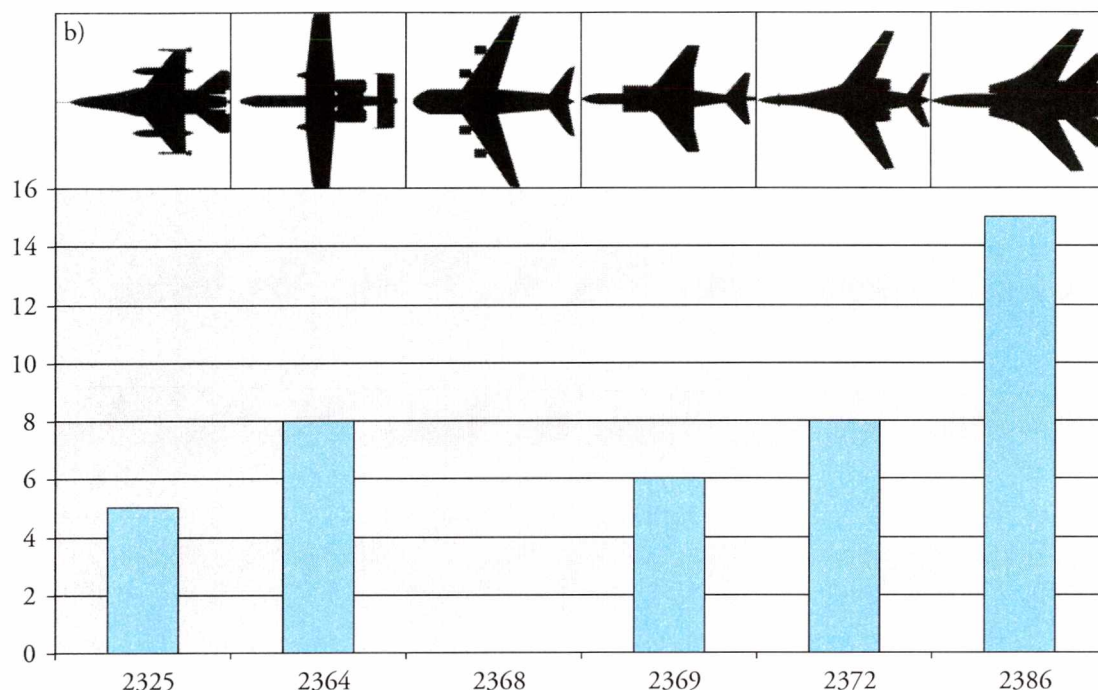
Sam_{max} – klasa odrzuconego samolotu

S_{red} – współczynnik zmiany średniego prawdopodobieństwa prawidłowej identyfikacji

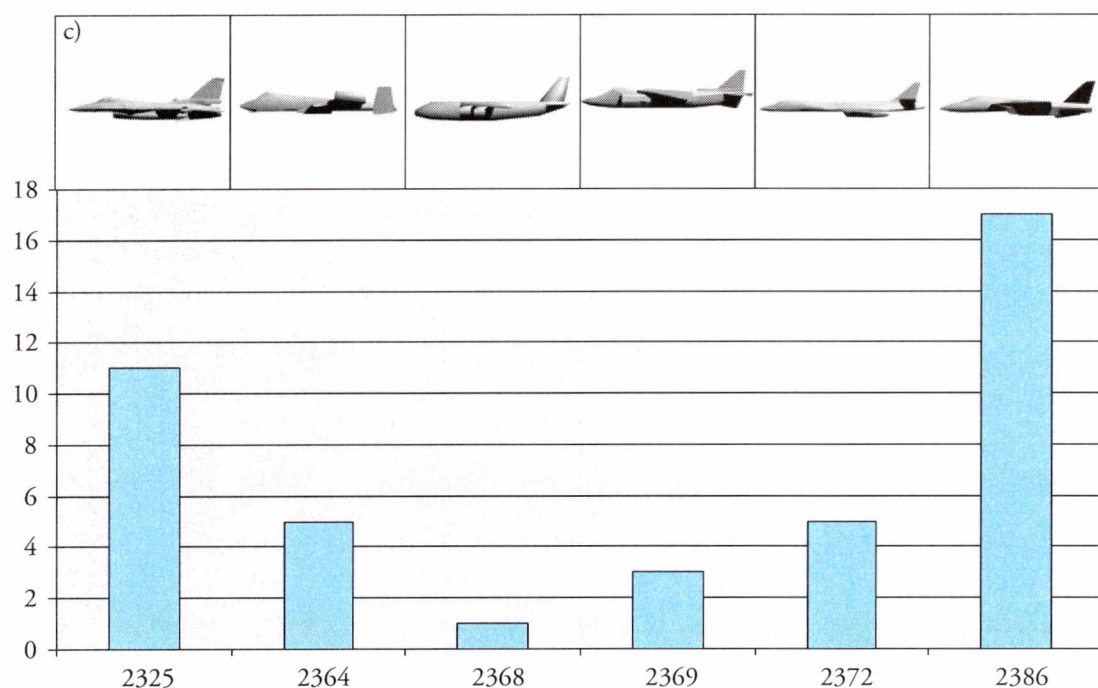
Z powyższych tabel wynika, że zarówno klasa odrzuconego samolotu, jak i współczynnik zmiany średniego prawdopodobieństwa prawidłowej identyfikacji jest zmienny i nie stanowi żadnego regularnego wzorca. Oznacza to, że hybrydę przekształcenia Hilberta należy dobierać zależnie od zbioru klas identyfikowanych obiektów. Jednak mimo powyższego możliwe jest wskazanie, która klasa samolotów i w jakich warunkach została najczęściej odrzucana. Dane te mogą stanowić podstawę analizy oraz dalszych badań nad doбором zestawu cech charakteryzujących poszczególne klasy obiektów, a co za tym idzie – dalsze powiększenie skuteczności identyfikacyjnej. Poniżej przedstawiono histogramy rozkładu odrzutów poszczególnych klas obiektów w zależności od warunków prowadzenia eksperymentu.



Rysunek 176. Rozkład kształtów odrzuconych dla zbioru obiektów BW obserwowanych z boku.



Rysunek 177. Rozkład kształtów odrzuconych dla zbioru obiektów BW obserwowanych z góry (plan).



Rysunek 178. Rozkład kształtów odrzuconych dla zbioru obiektów GR obserwowanych z boku.

6.4. Badania i ewaluacja jakości decyzji identyfikacyjnych WIS-COH tekstur.

Oba eksperymenty mające na celu identyfikację obszarów charakterystycznych na obrazach cyfrowych, których wyniki zostały przedstawione w rozdziałach 5.3 oraz 5.4 zostały przygotowane na zlecenie pracowników naukowych Katedry Technologii Uniwersytetu Opolskiego, dlatego też omówienie wyników z w/w podrozdziałów zostało ograniczone jedynie do algorytmów oraz sposobów stosowania hybryd przetwarzania Hilberta na potrzeby szeroko rozumianej identyfikacji tekstur.

Najważniejszą różnicą między eksperymentem z rozdziału 5.2 i tych z rozdziałów 5.3 oraz 5.4 jest zastosowanie kolejnej hybrydy przekształcenia Hilberta, która wcześniej nie była stosowana. Chodzi tu o przekształcenie fazowe poprzedzone przekształceniem HTA. Przekształcenie fazowe jest szczególnie użyteczne w przypadkach identyfikacji niewielkich zmian w obrazach stanowiących czasową sekwencję. Poza tym różnicą między identyfikacją obiektów i tekstur jest „płaski” charakter tych drugich. Oznacza to, że nie jest konieczne niwelowanie trójwymiarowego szumu kąтового. Kolejną różnicą jest wartość progowa współczynnika korelacji dla obiektów oraz tekstur. W przypadku obiektów, które można zaliczyć do pewnej, tej samej klasy współczynniki korelacji oscylują w granicach $0,65 \div 0,75$ natomiast w przypadku analizy oraz identyfikacji obszarów tekstur można mówić jedynie o podobieństwie do wzorca. Wystarczy powiedzieć, że w eksperymencie z podrozdziału 5.3 współczynnik korelacji zastosowany przy filtracji progowej obrazów ze stron 5-83 ÷ 5-88 był na poziomie 0,12, czyli sześciokrotnie niższym, niż w przypadku identyfikacji obiektów.

W podrozdziale 5.3 przedstawiono wyniki eksperymentu, w którym badane były dwie następujące po sobie klatki stanowiące obraz płynu optycznie aktywnego. W eksperymencie zastosowano kilka różnych podejść i sekwencji przetwarzania hybrydowych Hilberta. Każde z nich dawało podobne, aczkolwiek nieznacznie różniące się wyniki. Najważniejsze w eksperymencie jest zastosowanie dwóch różnych źródeł wzorców do porównań. Pierwszy wzorec to arbitralnie wygenerowane prążki obrócone pod kątem 60° od pionu (rysunek 155). Drugi wzorec natomiast to wycinki bitmap pochodzące z pierwszej klatki badanej sekwencji (rysunek 149.c).

Odpowiednio sparametryzowane wzorce i dobrana wartość progowa współczynnika korelacji może być bardzo przydatnym narzędziem do wykrywania powtarzalnych fragmentów obrazu takich, jak pęki rur w wymiennikach ciepła (rysunek 161 ÷ 185).

Kolejny eksperyment to dziesięciogodzinna sekwencja postępów korozji na wypolerowanej próbce stali ST3S (rozdział 5.4). Tu podobnie jak poprzednio zastosowano kilka podejść to tego samego materiału badawczego.[1]

6.5. Analiza powiększenia jakości metod identyfikacyjnych na podstawie hybrydyzacji algorytmów COH.

Identyfikacja obiektów oraz tekstur to podstawowe procedury analityczne scen oraz technologie interpretacji informacji, służące do rozwiązywania istotnych problemów związanych z cyfrowym przetwarzaniem obrazów [21], [30], [43], [79]. W ciągu ostatnich kilku dekad metody optyki Hilberta zaczęto stosować w inżynierii optycznej przy tworzeniu systemów oraz urządzeń wizualizacji oraz rozpoznawania. Przeglądem teorii przekształceń Hil-

berta oraz ich stosowania w przetwarzaniu sygnałów cyfrowych jest fundamentalne dzieło prof. Stefana L. Hahna opisujące przekształcenia Hilberta w przetwarzaniu sygnałów[21].

Hybrydowe systemy optoelektronicznej można zdefiniować jako wideo-informacyjne systemy posiadające określone cechy: kanały pobierania mediów i obróbki wstępnej; funkcjonalne połączenie (integracja) sygnałów przestrzenno-czasowych oraz modeli widmowych przetwarzanych danych; przynajmniej dwie podstawy (przestrzenie funkcjonalne) modelowanych danych; hybrydowe środowisko realizacji przetwarzania. Termin „identyfikacja” oznacza tu ekstrakcję zestawu własności wzorców kształtu obiektów, ich charakterystyki dynamicznej oraz modelowani i rozpoznawania opartego na różnych typach metod dyskryminacyjnych.

Zastosowanie złożonej analizy obrazów w postaci uogólnionej analizy amplitudowo-fazowej (GAPA – *ang. generalized amplitude-phase analysis*) w wielowymiarowej optyce Hilberta stanowi perspektywę poprawy technologii informacyjnej identyfikacji obiektów. Polepszenie zdolności identyfikacyjnych wymaga metod o wysokiej czułości na międzyklasowe zmiany kształtu obiektów oraz wysokiej stabilności na osobliwości wewnątrzklasowej dynamicznej zmiany kształtów. Wiąże się to ze swego rodzaju kompromisem między sytuacją a wymaganiami nowo tworzonych metod i ich własności badawczych. W szczególności *obrazy uogólnionej dwuwymiarowej fazy identyfikowanego obiektu obliczanej dzięki zastosowaniu cyfrowych przekształceń Hilberta z punktu widzenia identyfikacji OZK(TZK)*. Analiza stanu wiedzy wskazuje, że algorytmy tej klasy nie zostały jeszcze dostatecznie zbadane w kontekście formułowania rozwiązania wyżej przedstawionego problemu (identyfikacji).

7. Zakończenie, wnioski

Niniejsza rozprawa stanowi kompletny opis oraz ewaluację wybranych hybryd przekształcenia Hilberta, użytych w celu podniesienia skuteczności identyfikacji obiektów na podstawie ich obrazów cyfrowych.

W rozprawie jednoznacznie wykazano, iż hybrydyzacja metody Cyfrowej Optyki Hilberta w znacznym stopniu przyczynia się do zwiększenia skuteczności identyfikacji obrazów obiektów dwu- jak i trójwymiarowych. Zwiększenie jakości podejmowanych decyzji identyfikacyjnych nie jest w każdym przypadku jednakowe i zależy jednocześnie od klasy cyfrowego obrazu oraz od domeny, w której zastosowano opisane w rozprawie przekształcenia Hilberta.

7.1. Oryginalny wkład w dziedzinę cyfrowej optyki Hilberta w analizie oraz rozpoznawaniu obiektów.

Jako elementy nowości w niniejszej rozprawie wskazać należy przede wszystkim:

- zaproponowanie zestawu unikalnych cech charakterystycznych segmentowanego kształtu, ułatwiającego dalszą obróbkę otrzymanego segmentu. Cechy charakterystyczne segmentu są użyteczne w kontekście wykorzystywanych metod na dalszych etapach funkcjonowania systemu klasyfikacji obiektów;
- opracowanie metody normalizacji danych oraz redukcji pojemności danych obrazowych. Redukcja przyniosła bardzo wymierne korzyści ujawniające się w eksperymencie korelacyjnym (rozdział 5.2);
- opracowanie zestawu oryginalnych procedur tworzenia opisów sygnaturowych, które miały na celu dalszą redukcję objętości opisu – kosztem podwyższenia współczynnika korelacji międzyklasowej (obniżenia jakości identyfikacji);
- opracowano metody umożliwiające wydobycie z opisu sygnaturowego informacji „ubocznych” o orientacji obiektu w przestrzeni;
- opracowano metodę preselekcji etalonów Obiektu Złożonego Kształtu (OZK) na podstawie lokalności sceny oraz w oparciu o współczynnik kształtu;
- opracowano metodę obniżania współczynnika korelacji przez usunięcie komponentu stałego widma Fouriera;
- opracowano algorytm iteracyjny obliczających współczynniki korelacji, stanowiące podstawę eksperymentu opisanego w rozdziale 5.2 rozprawy., który następnie poddano wielu optymalizacjom;
- opracowano przykład zastosowania hybrydowych przekształceń Hilberta z ewaluacją wyników na prostym obrazie cyfrowym zawierającym kilka obiektów, z których miał zostać wskazany tylko ten najbardziej podobny do wzorca;

- zaproponowano strukturę specjalizowanej bazy danych służącej do przechowywania próbek – etalonów obiektów, które następnie stanowiłyby bazę do porównań z obrazem badanym. W rozwiązaniu tym zaproponowano hierarchiczną strukturę danych, umożliwiającą zapisanie kompletnej sceny, wraz z jej segmentami w postaci pierwotnej, wtórnej oraz sygnaturowej;
- wykorzystano hybrydy cyfrowych przekształceń Hilberta do analizy tekstur w celu wykrycia obszarów charakterystycznych (rozdział 5.3 oraz 5.4);
- opracowano i zaimplementowano metodologię ewaluacji metod oraz przekształceń cyfrowej optyki Hilberta przy klasyfikacji obiektów trójwymiarowych na podstawie ich obrazów cyfrowych. Metodą ewaluacji wyników eksperymentu opisanego w 5.2 jest metoda/miara średniego pełnego ryzyka podejmowania decyzji.

Część wyników opisanych w niniejszej rozprawie została opublikowana w następujących publikacjach: [28], [33], [49], [55]÷[59], [61], [64]÷[73], [80].

7.2. Proponowane kierunki dalszych badań

Przeprowadzona analiza przedmiotu oraz otrzymane wyniki wskazują ścieżkę potencjalnych przyszłych badań nad:

- optymalizacją wykonywania procedur identyfikacyjnych pod kątem skrócenia czasu ich wykonywania. W szczególności dotyczy to iteracyjnych obliczeń korelacyjnych, których skrypt w niniejszej rozprawie został tylko wstępnie zoptymalizowany;
- przystosowaniem niektórych, najbardziej czasochłonnych obliczeń o wykonywania równoległego. Autorytet w dziedzinie architektury mikroprocesorów architektury x86 oraz RISC [53] wskazuje możliwość wykorzystanie technik przetwarzania równoległego, jaką dają współczesne procesory komputerowe. Równie duże nadzieje można wiązać z wykorzystaniem na potrzeby obliczeń równoległych, procesorów graficznych GPU – w szczególności procesorów firmy nVidia, w których zaimplementowana została technologia CUDA, która w dramatyczny sposób może skrócić czas potrzebny na obliczenia korelacyjne, ale również na etapy wcześniejsze – czyli etapy przetwarzania wstępnego, gdzie powstają modele przekształceń Hilberta oraz Fouriera. To właśnie przekształcenia Fouriera są powszechnie wykorzystywane podczas kompresji map bitowych stratną kompresją JPEG, a procesory graficzne są tworzone w kierunku maksymalizacji wydajności właśnie w domenie kompresji i dekompresji obrazów w formacie JPEG.
- dalszą hybrydyzacją oraz opracowaniem metod skutecznego generowania unikalnych opisów wektorowych podnoszących jakość podejmowanych decyzji identyfikacyjnych w określonych domenach.

8. Literatura

- [1] ADOBE SYSTEMS INC., *Postscript Language Reference 3rd Edition*, 1999
- [2] ALIEVA T., BASTIAANS M. J., CALVO M. L., *Fractional Transforms in Optical Information Processing*, EURASIP Journal on Applied Signal Processing, no. 10, 2005, 1498–1519
- [3] AL-ATABY, A. ; AL-NUAIMY, W., *Advanced Signal Processing Techniques in Non-Destructive Testing*, Applied Signal and Image Processing, Chapter 8, ss. 127-146
- [4] AL-GARNI M., *Interpretation of spontaneous potential anomalies from some simple geometrically shaped bodies using neural network inversion*, Acta Geophysica, 58(1), 2010, ss. 143-162
- [5] BARNHART B. L., dysertacja: *The Hilbert-Huang transform: Theory, applications, development*, The University of Iowa; 2011
- [6] BEYNON-DAVIES P., *Systemy baz danych*, WNT, Warszawa, 2003
- [7] BISWAS, S., LOVELL, B.C., *Bézier and splines in image processing and machine vision*, Springer, 2008
- [8] BIELECKI Z. I IN., *Detekcja sygnałów optycznych*, WNT, Warszawa, 2001
- [9] BIGUN J., *Vision with Direction: A Systematic Introduction to Image Processing and Computer Vision*, Springer Berlin Heidelberg, 2006
- [10] BLACK, C. J. AND VENTURA, C. E., *Blind test on damage detection of a steel frame structure*, Proceedings of the 16th International Modal Analysis Conference, Santa Barbara, CA, Society for Experimental Mechanics (SEM), Bethel, CT, Vol. 2343 No. 1, 1998, ss. 623-629
- [11] BLUME H., *Image processing strategies in picture archiving and communication systems*, J. Digital Imaging, 1999;12(1), ss. 43-47
- [12] BORDEN B., *Problems in airborne radar target recognition*, Inverse Problems, 1994, Vol.10(5), ss. 1009-1022
- [13] CHOU Y. L., *Statistical Analysis*, 2nd ed., Holt Rinehart and Winston, New York, 1975, ss. 562-565
- [14] COOLEY J. W., JOHN, W. T., *An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series*, Mathematical Computations, Vol. 19, 1965, ss. 297-301
- [15] DAHLHAUS R. ET AL., *Mathematical Methods in Signal Processing and Digital Image Analysis*, Springer Berlin Heidelberg, 2008
- [16] DEMETER C., THIELE C., *On the two-dimensional bilinear Hilbert transform*, American Journal of Mathematics, 2010, 132(1), ss. 201-256
- [17] ESSAM A. E., KABUKA M. R., *Binary object representation and recognition using the Hilbert morphological skeleton transform*, Pattern recognition 33, 2000, ss. 1621-1636
- [18] FLANNERY D. L., HORNER J. L., *Fourier optical signal processors*, Proc. IEEE, vol. 77, no. 10, 1989, ss. 1511–1527
- [19] FURHT B., SMOLIAR S.W., ZHANG H., *Video and Image Processing in Multimedia Systems*. Kluwer Acad. Publ., Boston, 1995
- [20] GEDEON R. A., dysertacja: *Hilbert transforms of generalized functions*, University of California, Santa Barbara, 1986
- [21] HAHN, S. L., *Hilbert Transforms in Signal Processing*, Artech House, USA, 2009
- [22] JEITIA, *Exchangeable image file format for digital still camera: EXIF version 2.2*, kwiecień, 2002
- [23] KATSEVICH A., *Singular value decomposition for the truncated Hilbert transform*. Inverse Problems, 2010, 26(11), 15011
- [24] KAUFMANN G. H., *Hilbert transform analysis of a time series of speckle interferograms with a temporal carrier*, Applied Optics, 2008 47(9), ss. 1310-1316

- [25] KEYBL J. E., dysertacja: *Low time-bandwidth product signal phase estimation (linear programming, resolution, Hilbert transform)*, City University of New York, 1984.
- [26] KIM W., dysertacja: *Lp bounds for Hilbert transforms along convex surfaces*, The University of Wisconsin – Madison, 1991
- [27] LAZAROV B. S., *Topology optimization of pulse shaping filters using the Hilbert transform envelope extraction*, Structural and Multidisciplinary Optimization, 2011, 44(3), ss. 409-419
- [28] LAVRINENKO S.V., VLASSENKO N.K., PIERAŃSKI W., SUDOŁ A.: *Metody cyfrowej optyki Hilberta w identyfikacji obrazów multimedialnych*, Zeszyty Naukowe Wyższej Szkoły Zarządzania w Częstochowie, Nr 4(28), 2004
- [29] LO I. F., *A damage identification procedure based on Hilbert transform: Experimental validation*. Structural Control & Health Monitoring, 2012, 19(1), ss. 146-160
- [30] LUGT VAN DER, A. (ed.), *Optical Signal Processing*, Wiley Series in Pure and Applied Optics, John Wiley, New York, NY, USA, 1992
- [31] LYONS R. G., *Wprowadzenie do cyfrowego przetwarzania sygnałów*, WKŁ, Warszawa, 2003
- [32] MAJUMDAR N.S., dysertacja: *Signal analysis with Huang Hilbert transforms*, USA, Virginia, George Mason University, 2007
- [33] MICHAJŁOW H. K., VLASSENKO V. A., ŁAWRIENKO S. W., PIERAŃSKI W., SUDOŁ A., *Identyfikacja obiektów i metod w OOA-P-modelowaniu multimedialnych systemów obserwacji i kontroli tło-celowych sytuacji*, Proceedings of UNDIRT., Nr 2/2004, ss. 41-49
- [34] MROZEK B. I IN., *Matlab i Simulink, Poradnik użytkownika wyd. II*, Helion, Gliwice, 2004
- [35] NIENTEWSKI M., *Morfologia matematyczna w przetwarzaniu obrazów*, Akademicka Oficyna wydawnicza PLJ, Warszawa, 1998
- [36] NUNES J., NAIT-ALI A., *Hilbert transform-based ECG modeling*. Biomed Eng. 2005, 39, ss. 133-137
- [37] OLKKONEN J. T., OLKKONEN H., *Complex Hilbert Transform Filter*, Journal of Signal and Information Processing, 2011, 2, ss. 112-116
- [38] OLKKONEN H., PESOLA P., OLKKONEN JT., *Computation of Hilbert transform via discrete cosine transform*. Journal of Signal and Information Processing. 2010, 1(1), ss. 18-23
- [39] ORIOU H. AND MICHEL A., *Building Extraction from Stereoscopic Aerial Images*, Appl. Opt. 43, 2004, ss. 218-226
- [40] O'SHEA P. ET AL., *Digital Signal Processing: An Introduction with MATLAB and Applications*, Springer Berlin Heidelberg; Berlin, Heidelberg, 2011
- [41] OSTROW E.H., dysertacja: *A theory of generalized Hilbert transforms*, The University of Chicago, IL, 1960
- [42] OZAKTAS H. M., ZALEVSKY Z., KUTAY M. A., *The Fractional Fourier Transform with Applications in Optics and Signal Processing*, Wiley, New York, NY, USA, 2001
- [43] PRATT W. K., *Digital Image Processing 3 rd Edition*, John Wiley & Sons, Inc., USA, New York, 2001
- [44] PREPARATA F. P. I IN., *Geometria obliczeniowa - wprowadzenie*, Helion, Gliwice, 2004
- [45] RAN Q., ZHAO H., TAN L., MA J., *Sampling of bandlimited signals in fractional Fourier transform domain*. Circuits, Systems, and Signal Processing. 2010, 29(3), 459-467
- [46] RAO, K. R., HWANG, J. J., *Techniques and Standards for Image Video and Audio Coding*. Prentice Hall, 1996
- [47] RYAN C.S., HEMMES N.S., BROWN B.L., *The effect of chromaticity varies with object identification response: Speeded naming versus recognition*. The Psychological Record. 2003, 53(3), ss. 467
- [48] SABRI M. S., dysertacja: *Discrete Hilbert transform filtering*, Canada: University of Ottawa (Canada); 1976.

- [49] SEMENOV D., VLASENKO E., SUDOŁ A., *Technologies for dynamic scenes identification based on fractional integral cyclic transforms*, Didmattech, (1st part) 2008
- [50] SEUL M. ET AL., *Practical algorithms for image analysis. Description, Examples and Code*, Cambridge University Press, New York, 2001
- [51] SHENG H., CHEN Y., QUI T., *Fractional Processes and Fractional-Order Signal Processing: Techniques and Applications*, Springer London, Londyn, 2012
- [52] SKARBK, W. (red.), *Multimedia. Sprzęt i Oprogramowanie*. PLJ, Warszawa, 1999
- [53] STANISŁAWSKI W., RACZYŃSKI D., *Programowanie jednostek wektorowych procesorów rodziny x86*, Opole, 2009
- [54] STARK H. (ed.), *Applications of Optical Fourier Transforms*, Academic Press, New York, 1982
- [55] SUDOL A., STEMPLEWSKI S., VLASENKO N., VLASENKO V., *Hybrid transforms applications for objects and textures identification: MDHO based IIT comparative studies*, ISAT, 2010
- [56] SUDOL A., STEMPLEWSKI S., VLASENKO N., VLASENKO V., *Identification based on objects' generalized 2D phase images correlation algorithms: MDHO-IIT-HOES design and effectiveness comparative study*, ISAT, 2010
- [57] SUDOŁ A., STEMPLEWSKI S., VLASENKO E., *Design of video-information systems based on digital Hilbert-optics methods for objects identification: analysis and modeling as stages of project management process*, DidMatTech, Radom 2010
- [58] SUDOŁ A., STEMPLEWSKI S., VLASENKO E., *Information engineering as principal aspect of MDHO based video-information systems and technologies design project management: some examples of application*, DidMatTech, Radom 2010
- [59] SUDOŁ A., VLASENKO O., VLASENKO V., *Inżynieria informacji i wiedzy podstawą procesów projektowania systemów wideo: analiza porównawcza technologii identyfikacji i aspekty zarządzania*, Wyższa Szkoła Zarządzania i Administracji w Opolu, 2010
- [60] ŚLEZIAK M., dysertacja: *Przepływ dwufazowy gaz-ciecz w przestrzeni międzyrurowej wymiennika ciepła*, Politechnika Opolska, 2005, Opole
- [61] ŚLEZIAK M., VLASENKO V. SUDOŁ A., *Dynamic textural images visualization and identification based on digital Hilbert optics: applications of the correlative particle velocimetry and fragments localization methods*, Information Systems Architecture and Technology, Wrocław 2009
- [62] UMASUTHAN M., WALLACE A.M., *Model indexing and object recognition using 3D viewpoint invariance*, Pattern Recognition, 1997, Vol.30(9), ss. 1415-143
- [63] USHAH, A. M. A., *Application of Hilbert transform in geophysics*, The University of Manitoba, Canada, 1986
- [64] VLASENKO N.K., LAVRINENKO S.V., VLASENKO V.A., SUDOŁ A., *Modelirowanie urządzeń identyfikacji formy i parametrów funkcjonowania dynamicznych obiektów na podstawie metod cyfrowej Hilbert-optyki*, Proceedings of UNDIRT, Nr 3, 2005, KW nr 6061, ss. 107-109
- [65] VLASENKO N.K., SEMENOV D.O., VLASENKO V.A., SUDOŁ A., *Metody podwyższenia dyskryminacyjnej sposobności procedur identyfikacji obiektów i tekstur na podstawie wektorowej nieliniowej fazowej filtracji*, Proceedings of UNDIRT Nr 3, 2005, KW nr 6061, ss. 110 - 112
- [66] VLASENKO V., SUDOŁ A., *Digital Hilbert optics methodology for complex shape objects and textures at dynamic scenes identification: structure design, modeling and verification*, Systems Science, Vol. 35, No. 3, 2009
- [67] VLASENKO V., SUDOŁ A., *Identyfikacja elementów scen dynamicznych: zastosowania cyfrowej optyki Hilberta w modelowaniu procesów obróbki obrazów i sygnałów w systemach optoelektronicznych*, Przegląd Telekomunikacyjny i Wiadomości Telekomunikacyjne, Warszawa, 2009

- [68] VLASENKO V., SUDOŁ A., *Identyfikacja obiektów – elementów scen dynamicznych oparta na metodach cyfrowej optyki Hilberta oraz porównania ze wzorcem*, Metody Ilościowe w Ekonomii – Wybrane Problemy, Szczecin, 2009
- [69] VLASENKO V., SUDOŁ A., *Modelowanie systemów informatycznych analizy i identyfikacji scen dynamicznych opartych na cyfrowej optyce Hilberta*, Zarządzanie Wiedzą i Technologiami Informatycznymi, PWNT, Gdańsk, 2009
- [70] VLASENKO V., SUDOŁ A., *Zarządzanie informacją w systemach identyfikacji obiektów o złożonym kształcie*, Inżynieria wiedzy i systemy ekspertowe, Wrocław, 2009
- [71] VLASENKO V., VLASENKO N., SEMENOV D., SUDOŁ A., *Comparative studies of effectiveness of information technologies for dynamic scenes analysis: algorithms based on nonlinear processing and identification method*, Information Systems Architecture and Technology, Wrocław 2009
- [72] VLASENKO V., VLASENKO N., SEMENOV D., SUDOŁ A., *Information technologies for dynamic objects and textures identification based on methods of digital Hilbert optics*, Information Systems Architecture and Technology, Wrocław 2007
- [73] VLASENKO V., VLASENKO N., SEMENOV D., SUDOŁ A., *Modeling and verification of information Technologies for MDHO-identification of objects and textures at dynamic scenes*, Information Systems Architecture and Technology, Wrocław 2008
- [74] YANG J. N., LEI Y., LIN S., HUANG, N., *Hilbert-Huang based approach for structural damage detection*, Journal of Engineering Mechanics - ASCE, Vol. 130 No. 1, 2004, ss. 85-95
- [75] YONEMOTO K., SUMI H., *A CMOS Image Sensor with a Simple Fixed-Pattern-Noise-Reduction Technology and a Hole Accumulation Diode*, IEEE Journal Of Solid-State Circuits, vol. 35, no. 12, December 2000
- [76] WEI-LING C., DUNG-JIANG C., ET. AL., *Detecting the sensitivity of structural damage based on the Hilbert-huang transform approach*, Eng Comput. 2010, 27(7), ss. 799-818
- [77] WIELGUS M., *Evaluation of amplitude encoded fringe patterns using the bi-dimensional empirical mode decomposition and the 2D Hilbert transform generalizations*, Applied Optics, 2011, 50(28), ss. 5513-5523
- [78] XU G. L., *Generalized Hilbert transform and its properties in 2D linear canonical transform (LCT) domain*, Signal Processing, 2009, 89(7), ss. 1395-1402
- [79] ZIELIŃSKI T. P., *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów. Od teorii do zastosowań*, WKŁ, Warszawa, 2007
- [80] ВЛАСЕНКО В.А., ПЕРАНЬСКИ В., СУДОЛ А., *Исследование возможностей контроля топографии и цветоморфологических характеристик поверхностей методами гильберт оптической микроскопии*, Труды 7-й международной научно-практической конференции «Современные информационные и электронные технологии», Украина, Одесса, 22-26 мая 2006, т.1.
- [81] ЯРОСЛАВСКИЙ Л. П., *Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику*, М.: Радио и связь, 1987.

8.1. Dotychczasowy dorobek autora

Język polski

- [1] LAVRINENKO S.V., VLASENKO N.K., PIERAŃSKI W., SUDOŁ A.: Metody cyfrowej optyki Hilberta w identyfikacji obrazów multimedialnych, *Zeszyty Naukowe Wyższej Szkoły Zarządzania w Częstochowie*, Nr 4(28), 2004
- [2] VLASENKO V., SUDOŁ A., Identyfikacja obiektów – elementów scen dynamicznych oparta na metodach cyfrowej optyki Hilberta oraz porównania ze wzorcem, *Metody Ilościowe w Ekonomii – Wybrane Problemy*, Szczecin, 2009
- [3] VLASENKO V., SUDOŁ A., Zarządzanie informacją w systemach identyfikacji obiektów o złożonym kształcie, *Inżynieria wiedzy i systemy ekspertowe*, Wrocław, 2009
- [4] VLASENKO V., SUDOŁ A., Modelowanie systemów informatycznych analizy i identyfikacji scen dynamicznych opartych na cyfrowej optyce Hilberta, *Zarządzanie Wiedzą i Technologiami Informatycznymi*, PWNT, Gdańsk, 2009
- [5] VLASENKO V., SUDOŁ A., Identyfikacja elementów scen dynamicznych: zastosowania cyfrowej optyki Hilberta w modelowaniu procesów obróbki obrazów i sygnałów w systemach optoelektronicznych, *Przegląd Telekomunikacyjny i Wiadomości Telekomunikacyjne*, Warszawa, 2009
- [6] SUDOŁ A., VLASENKO O., VLASENKO V., Inżynieria informacji i wiedzy podstawą procesów projektowania systemów wideo: analiza porównawcza technologii identyfikacji i aspekty zarządzania, *Wyższa Szkoła Zarządzania i Administracji w Opolu*, 2010
- [7] SUDOŁ A., STEMPEWSKI S., Tworzenie opisów sygnaturowych na potrzeby identyfikacji z użyciem sieci neuronowych, *Zeszyty Naukowe Politechniki Opolskiej*, 2012 (zgłoszona do druku)

Język angielski

- [8] VLASENKO V., VLASENKO N., SEMENOV D., SUDOŁ A., Information technologies for dynamic objects and textures identification based on methods of digital Hilbert optics, *Information Systems Architecture and Technology*, Wrocław 2007
- [9] VLASENKO V., VLASENKO N., SEMENOV D., SUDOŁ A., Modeling and verification of information Technologies for MDHO-identification of objects and textures At dynamic scenes, *Information Systems Architecture and Technology*, Wrocław 2008
- [10] SEMENOV D., VLASENKO E., SUDOŁ A., Technologies for dynamic scenes identification based on fractional integral cyclic transforms, *Didmattech*, (1st part) 2008
- [11] ŚLEZIAK M., VLASENKO V. SUDOŁ A., Dynamic textural images visualization and identification based on digital Hilbert optics: applications of the correlative particle velocimetry and fragments localization methods, *Information Systems Architecture and Technology*, Wrocław 2009
- [12] VLASENKO V., VLASENKO N., SEMENOV D., SUDOŁ A., Comparative studies of effectiveness of information technologies for dynamic scenes analysis: algorithms based on nonlinear processing and identification method, *Information Systems Architecture and Technology*, Wrocław 2009
- [13] VLASENKO V., SUDOŁ A., Digital Hilbert optics methodology for complex shape objects and textures at dynamic scenes identification: structure design, modeling and verification, *Systems Science*, Vol. 35, No. 3, 2009
- [14] SUDOŁ A., STEMPEWSKI S., VLASENKO E., Design of video-information systems based on digital Hilbert-optics methods for objects identification: analysis and modeling as stages of project management process, *DidMatTech*, Radom 2010
- [15] SUDOŁ A., STEMPEWSKI S., VLASENKO E., Information engineering as principal aspect of MDHO based video-information systems and technologies design project management: some examples of application, *DidMatTech*, Radom 2010
- [16] SUDOŁ A., STEMPEWSKI S., VLASENKO N., VLASENKO V., Identification based on objects' generalized 2-d phase images correlation algorithms: MDHO-IIT-HOES design and effectiveness comparative study, *ISAT*, 2010

- [17] SUDOL A., STEMPLEWSKI S., VLASENKO N., VLASENKO V., Hybrid transforms applications for objects and textures identification: MDHO based IIT comparative studies, ISAT, 2010

Język rosyjski

- [18] ВЛАСЕНКО В.А., ПЕРАНЬСКИ В., СУДОЛ А., Исследование возможностей контроля топографии и цветоморфологических характеристик поверхностей методами гильберт-оптической микроскопии (Badanie możliwości kontroli topografii i koloro-morfologicznych charakterystyk powierzchni metodami hilbert-optycznej mikroskopii), Труды 7-й международной научно-практической конференции «Современные информационные и электронные технологии», Украина, Одесса, 22-26 мая 2006, т.1.
- [19] VLASENKO N.K., LAVRINENKO S.V., VLASENKO V.A., SUDOŁ A., Modeliowanie ustrojstw identyfikacji formy i parametrow funkcjonowania dynamiczieskich obiektow na osnowie mietodow cifrowoj Hilbert-optyki, Proceedings of UNDIRT, Nr 3. 2005, s.107-109, ISSN 1562 – 2541
- [20] VLASENKO N.K., SEMENOV D.O., VLASENKO V.A., SUDOŁ A., Metody podwyższenia dyskryminacyjnych sposobnosti procedur identyfikacji obiektow i tekstur na osnowie wiektornej nielinieijnoy fazowej filtracji, Proceedings of UNDIRT, Nr 3, 2005, s.110 – 112, ISSN 1562 – 2541
- [21] VLASENKO N.K., LAVRINENKO S.V., VLASENKO V.A., SUDOŁ A., Modeliowanie ustrojstw identyfikacji formy i paramietrow funkcjonowania dynamiczieskich obiektow na osnowie mietodow cifrowoj Hilbert-optyki., Proceedings of UNDIRT, Nr 3. 2005, s.107-109, ISSN 1562 – 2541
- [22] VLASENKO N.K., SEMENOV D.O., VLASENKO V.A., SUDOŁ A., Metody powyszenia dyskryminacjonnoy sposobnosti procedur identyfikaci obiektow i tekstur na osnowie wiektornej nielinieijnoy fazowej filtracji, Proceedings of UNDIRT Nr 3, 2005, s.110 – 112, ISSN 1562 – 2541
- [23] MICHAJŁOW H.K.; VLASENKO V.A.; ŁAWRIENKO S.W.; PIERAŃSKI W.; SUDOŁ A.; Identyfikacja obiektów i metod w OOA-P-modelowaniu multimedialnych systemów obserwacji i kontroli tło-celowych sytuacji, Proceedings of UNDIRT, Nr 2/2004 ss.41-49

9. Spis rysunków

Rysunek 1.	Struktury technologii informacyjnej (TI) dla modelowania oraz weryfikacji algorytmów analizy wstępnej, identyfikacji OZK w kolejnych segmentach informacyjnych Hybrydowych Systemów Optoelektronicznych	2-2
Rysunek 2.	Schemat pierwszych dwóch etapów procesu identyfikacji obiektów	2-3
Rysunek 3.	Trzeci etap identyfikacji – synteza algorytmów przekształceń.....	2-5
Rysunek 4.	Strukturalno-funkcjonalne modele TI systemu modelowania i identyfikacji.....	2-7
Rysunek 5.	Strukturalno-funkcjonalne modele TI systemu modelowania i identyfikacji (c.d.).....	2-8
Rysunek 6.	Przebieg dyskretyzacji kolorowego obrazu rzeczywistego	2-10
Rysunek 7.	Obraz cyfrowy z usuniętym zniekształceniem perspektywicznym.....	2-15
Rysunek 8.	Wynik próby redukcji artefaktów kompresji JPEG za pomocą programu Adobe Photoshop CS3 Extended.....	2-15
Rysunek 9.	Przykłady najczęstszych zakłóceń amplitudowych - szumów.....	2-17
Rysunek 10.	Najczęściej spotykane rzuty różnych obiektów latających.....	2-18
Rysunek 11.	Macierze korelacyjne dla samolotów z tabeli z poprzedniej strony.	3-3
Rysunek 12.	Uogólniona struktura analizy AF opartej na procedurach wielowymiarowej optyki Hilberta.....	3-6
Rysunek 13.	Wynik działania szybkiego przekształcenia Fouriera (FFT) na sygnale dyskretnym (DFT).	3-7
Rysunek 14.	Przekształcenie Hilberta obrazu binarnego.....	3-8
Rysunek 15.	Widmowa postać przekształcenia Hilberta.....	3-8
Rysunek 16.	Sposób projekcji badanego obiektu na powierzchnię detektorów.....	3-9
Rysunek 17.	Pozioma oraz pionowa projekcja funkcji prostokątnej.....	3-9
Rysunek 18.	Geometria przekształcenia Radona.....	3-10
Rysunek 19.	Obraz pierwotny oraz jego transformata Fouriera i przekształcenie ćwiartkowe FFTShift.	4-2
Rysunek 20.	Schemat działania funkcji FFTShift(x).....	4-3
Rysunek 21.	Trzy różne, możliwe do zastosowania gradienty usuwania środka transformaty DFT.....	4-4
Rysunek 22.	Obraz pierwotny (a), transformata Fouriera z zamienionymi ćwiartkami (b), transformata Fouriera b) z usuniętym komponentem zerowych częstotliwości (c).....	4-5
Rysunek 23.	Sposób tworzenia izotropowego przekształcenia Hilberta.....	4-6
Rysunek 24.	Wynik działania przekształcenia HTA (b) oraz jego moduł (c).....	4-7
Rysunek 25.	Sposób działania izotropowego przekształcenia Foucault-a.....	4-8
Rysunek 26.	Sposób działania anizotropowego przekształcenia Foucault-a.....	4-9
Rysunek 27.	Wynik działania przekształcenia Radona na obrazie binarnym	4-11
Rysunek 28.	Wynik działania przekształcenia Radona na przetworzonym HTA.....	4-12
Rysunek 29.	Suma projekcji Radona obiektów: symetrycznego i niesymetrycznego.....	4-13
Rysunek 30.	Wyznaczone najbardziej symetrycznego przekształcenie Radona.....	4-14
Rysunek 31.	Uogólniona struktura algorytmu identyfikacji opartej na kątowej analizie amplitudowo-fazowej.....	4-15
Rysunek 32.	Interfejs główny programu Matlab.....	4-16
Rysunek 33.	Okno skryptu obliczającego funkcję anizotropowego przekształcenia Hilberta z włączoną funkcją <i>Rapid Code Iteration</i> (po lewej) oraz kod w postaci liniowej (po prawej).....	4-17
Rysunek 34.	Badany region (białe pole) z podstawowym opisem statystycznym	4-19
Rysunek 35.	Postać dwóch zmiennych: a) 'Image', b) 'FilledImage'	4-21
Rysunek 36.	Cyfrowy obraz nieprzetworzony	4-22
Rysunek 37.	Obraz pierwotny po binaryzacji oraz usunięciu szumu (etapy 2 i 3).....	4-22
Rysunek 38.	Wynik działania skryptu z zadania demonstracyjnego.....	4-23
Rysunek 39.	Współczynniki korelacji w zależności od przetwarzania	4-24
Rysunek 40.	Cyfrowy obraz poszukiwanego kształtu.....	4-25
Rysunek 41.	Porównanie rozmiarów i orientacji obrazu badanego oraz wzorca.....	4-25
Rysunek 42.	Schemat wyznaczania błędów identyfikacji.....	5-8
Rysunek 43.	Graficzna interpretacja macierzy korelacyjnej.....	5-10
Rysunek 44.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (NTR)	5-11
Rysunek 45.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów pierwotnych badanych obiektów.....	5-12
Rysunek 46.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW NTR.....	5-13
Rysunek 47.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW NTR.....	5-13
Rysunek 48.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW NTR.....	5-13
Rysunek 49.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW NTR.....	5-14
Rysunek 50.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW NTR.....	5-14
Rysunek 51.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW NTR.....	5-14
Rysunek 52.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTA)	5-15

Rysunek 53.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.	5-16
Rysunek 54.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW HTA	5-17
Rysunek 55.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW HTA	5-17
Rysunek 56.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW HTA	5-17
Rysunek 57.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW HTA	5-18
Rysunek 58.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW HTA	5-18
Rysunek 59.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW HTA	5-18
Rysunek 60.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-HTA)	5-19
Rysunek 61.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.	5-20
Rysunek 62.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW RAD HTA	5-21
Rysunek 63.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW RAD HTA	5-21
Rysunek 64.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW RAD HTA	5-21
Rysunek 65.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW RAD HTA	5-22
Rysunek 66.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW RAD HTA	5-22
Rysunek 67.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW RAD HTA	5-22
Rysunek 68.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-NTR)	5-23
Rysunek 69.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów pierwotnych przekształconych przekształceniem Radona.	5-24
Rysunek 70.	Wspólny histogram współczynników korelacji względem wszystkich klas wzajemnie BW RAD-NTR	5-25
Rysunek 71.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTI)	5-26
Rysunek 72.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.	5-27
Rysunek 73.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCA)	5-28
Rysunek 74.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.	5-29
Rysunek 75.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCI)	5-30
Rysunek 76.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.	5-31
Rysunek 77.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FFTShift)	5-32
Rysunek 78.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przetworzonych szybkim przekształceniem Fouriera.	5-33
Rysunek 79.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (NTR PLAN)	5-34
Rysunek 80.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów pierwotnych badanych obiektów.	5-35
Rysunek 81.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW NTR PLAN	5-36
Rysunek 82.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW NTR PLAN	5-36
Rysunek 83.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW NTR PLAN	5-36
Rysunek 84.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW NTR PLAN	5-37
Rysunek 85.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW NTR PLAN	5-37
Rysunek 86.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW NTR PLAN	5-37
Rysunek 87.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTA PLAN)	5-38
Rysunek 88.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.	5-39
Rysunek 89.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW HTA PLAN	5-40
Rysunek 90.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW HTA PLAN	5-40
Rysunek 91.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW HTA PLAN	5-40
Rysunek 92.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW HTA PLAN	5-41
Rysunek 93.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW HTA PLAN	5-41
Rysunek 94.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW HTA PLAN	5-41
Rysunek 95.	Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-HTA PLAN)	5-42
Rysunek 96.	Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.	5-43
Rysunek 97.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 RAD HTA	5-44
Rysunek 98.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 RAD HTA	5-44
Rysunek 99.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 RAD HTA	5-44
Rysunek 100.	Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 RAD HTA	5-45

Rysunek 101. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 RAD HTA.....	5-45
Rysunek 102. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 RAD HTA.....	5-45
Rysunek 103. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (RAD-NTR).....	5-46
Rysunek 104. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów pierwotnych przekształconych przekształceniem Radona.....	5-47
Rysunek 105. Wspólny histogram współczynników korelacji względem wszystkich klas wzajemnie BW RAD-NTR PLAN.....	5-48
Rysunek 106. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (HTI PLAN).....	5-49
Rysunek 107. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.....	5-50
Rysunek 108. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCA PLAN).....	5-51
Rysunek 109. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.....	5-52
Rysunek 110. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCI PLAN).....	5-53
Rysunek 111. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.....	5-54
Rysunek 112. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FFTShift).....	5-55
Rysunek 113. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przetworzonych szybkim przekształceniem Fouriera.....	5-56
Rysunek 114. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR NTR).....	5-57
Rysunek 115. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów pierwotnych badanych obiektów.....	5-58
Rysunek 116. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 BW NTR.....	5-59
Rysunek 117. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 BW NTR.....	5-59
Rysunek 118. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 BW NTR.....	5-59
Rysunek 119. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 BW NTR.....	5-60
Rysunek 120. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 BW NTR.....	5-60
Rysunek 121. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 BW NTR.....	5-60
Rysunek 122. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR HTA).....	5-61
Rysunek 123. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Hilberta.....	5-62
Rysunek 124. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 GR HTA.....	5-63
Rysunek 125. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 GR HTA.....	5-63
Rysunek 126. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 GR HTA.....	5-63
Rysunek 127. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 GR HTA.....	5-64
Rysunek 128. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 GR HTA.....	5-64
Rysunek 129. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 GR HTA.....	5-64
Rysunek 130. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR RAD-HTA).....	5-65
Rysunek 131. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym przekształceniem Hilberta-Radona.....	5-66
Rysunek 132. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2325 GR RAD HTA.....	5-67
Rysunek 133. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2364 GR RAD HTA.....	5-67
Rysunek 134. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2368 GR RAD HTA.....	5-67
Rysunek 135. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2369 GR RAD HTA.....	5-68
Rysunek 136. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2372 GR RAD HTA.....	5-68
Rysunek 137. Histogram współczynników korelacji względem klasy 2386 GR RAD HTA.....	5-68
Rysunek 138. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR RAD-NTR).....	5-69
Rysunek 139. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów pierwotnych przekształconych przekształceniem Radona.....	5-70
Rysunek 140. Wspólny histogram współczynników korelacji względem wszystkich klas wzajemnie GR RAD-NTR.....	5-71
Rysunek 141. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR HTI).....	5-72
Rysunek 142. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Hilberta.....	5-73
Rysunek 143. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR FCA).....	5-74
Rysunek 144. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.....	5-75
Rysunek 145. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (FCI).....	5-76
Rysunek 146. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przekształconych hybrydowym izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta.....	5-77

Rysunek 147. Współczynniki korelacji na przekątnej transponowanej macierzy wewnątrzklasowych (GR FFTShift)	5-78
Rysunek 148. Graficzna interpretacja macierzy współczynników korelacji wewnątrzklasowych obrazów obiektów przetworzonych szybkim przekształceniem Fouriera.	5-79
Rysunek 149. Dwie następujące po sobie ramki obrazu (a i b) badanego przepływu oraz schemat kierunku przepływu w układzie (c).	5-80
Rysunek 150. Analiza fazowa oparta na różnicy faz.....	5-81
Rysunek 151. Analiza fazowa oparta na badaniu fazy między obrazami fazowymi	5-81
Rysunek 152. Wizualizacja pierwszego kroku eksperymentu – przekształcenia obu klatek	5-81
Rysunek 153. Schemat przebiegu korelacyjnej analizy hybrydowych przekształceń fazowych	5-81
Rysunek 154. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA) po normalizacji jednostronnej, poddanych analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego	5-83
Rysunek 155. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA) po normalizacji jednostronnej, poddane analizie korelacyjnej ze wzorcem z pliku dyskowego	5-83
Rysunek 156. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Hilberta (HTI), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego.....	5-84
Rysunek 157. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego.....	5-84
Rysunek 158. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCI), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego.....	5-85
Rysunek 159. Obraz różnicy faz obu klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCA), po normalizacji symetrycznej, poddane analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego.....	5-85
Rysunek 160. Obraz fazy obu klatek nie poddanych (NTR) jakimkolwiek przekształceniom, poddany analizie korelacyjnej z wycinkiem obrazu badanego.....	5-86
Rysunek 161. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Hilberta (HTI), po normalizacji symetrycznej 5-87	87
Rysunek 162. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Hilberta (HTA), po normalizacji symetrycznej	5-87
Rysunek 163. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych izotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCI), po normalizacji symetrycznej	5-88
Rysunek 164. Obraz faz obrazów fazowych klatek przetworzonych anizotropowym przekształceniem Foucault-Hilberta (FCA), po normalizacji symetrycznej	5-88
Rysunek 165. Sekwencja obrazów korodowanej stali ST3S.	5-89
Rysunek 166. Akwizycja obrazów do eksperymentu	5-90
Rysunek 167. Macierze korelacyjne obrazów przekształconych przekształceniami z domeny cyfrowej optyki Hilberta	5-92
Rysunek 168. Macierz współczynników korelacji fazy obrazów przekształconych HTA.....	5-93
Rysunek 169. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu FFT	5-93
Rysunek 170. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu FCA	5-94
Rysunek 171. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu FCI.....	5-94
Rysunek 172. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu HTA.....	5-95
Rysunek 173. Macierze korelacyjne wycinków obrazów poddane przekształceniu HTI.....	5-95
Rysunek 174. Macierze korelacyjne fazy wycinków obrazów w stosunku do h_0 poddane przekształceniu HTA.....	5-96
Rysunek 175. Macierze korelacyjne fazy wycinków obrazów w stosunku do h_1 , poddane przekształceniu HTA	5-96
Rysunek 176. Rozkład kształtów odrzuconych dla zbioru obiektów BW obserwowanych z boku.	6-8
Rysunek 177. Rozkład kształtów odrzuconych dla zbioru obiektów BW obserwowanych z góry (plan).....	6-9
Rysunek 178. Rozkład kształtów odrzuconych dla zbioru obiektów GR obserwowanych z boku.	6-9

10. Spis tabel

Tabela 1.	Przykłady obrazów różnych obiektów latających	2-17
Tabela 2.	Klasyfikacja modyfikowanych algorytmów COH w analizie obrazów	3-1
Tabela 3.	Przykładowe wzorce obiektów złożonego kształtu (OKZ)	3-2
Tabela 4.	Współczynniki korelacji dla obiektów z nieusuniętym środkiem transformaty	4-5
Tabela 5.	Współczynniki korelacji dla obiektów z usuniętym środkiem transformaty	4-5
Tabela 6.	Zmienne formatu EFIX włączone do opisu próbki	5-1
Tabela 7.	Parametry statystyczno-morfologiczne włączone do opisu próbki	5-2
Tabela 8.	Kształty samolotów (2325, 2364, 2368) użyte do ewaluacji metod korelacyjnych. a) - widok samolotu pod kątem $90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}$, b) widok samolotu pod kątem $0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}$, c) widok samolotu pod kątem $10^{\circ}/10^{\circ}/10^{\circ}$	5-5
Tabela 9.	Kształty samolotów (2325, 2364, 2368) użyte do ewaluacji metod korelacyjnych. a) - widok samolotu pod kątem $90^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}$, b) widok samolotu pod kątem $0^{\circ}/0^{\circ}/0^{\circ}$, c) widok samolotu pod kątem $10^{\circ}/10^{\circ}/10^{\circ}$	5-6
Tabela 10.	Klasy obrazów badanych. (a) - obrazy binarne, (b) obrazy w odcieniach szarości	5-7
Tabela 11.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla bitmap wejściowych czarno-białych nie poddanych jakimkolwiek przekształceniom.	5-11
Tabela 12.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Hilberta.	5-15
Tabela 13.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu przekształceniu Hilberta-Radona.	5-19
Tabela 14.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap wejściowych poddanych przekształceniu Radona.	5-23
Tabela 15.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Hilberta.	5-26
Tabela 16.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.	5-28
Tabela 17.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.	5-30
Tabela 18.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych szybkemu przekształceniu Fouriera.	5-32
Tabela 19.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla bitmap wejściowych czarno-białych nie poddanych jakimkolwiek przekształceniom.	5-34
Tabela 20.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Hilberta.	5-38
Tabela 21.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu przekształceniu Hilberta-Radona.	5-42
Tabela 22.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap wejściowych poddanych przekształceniu Radona.	5-46
Tabela 23.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Hilberta.	5-49
Tabela 24.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.	5-51
Tabela 25.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.	5-53
Tabela 26.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla czarno-białych bitmap poddanych szybkemu przekształceniu Fouriera.	5-55
Tabela 27.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla bitmap wejściowych ciążłotonalnych nie poddanych jakimkolwiek przekształceniom.	5-57
Tabela 28.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciążłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Hilberta.	5-61
Tabela 29.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciążłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu przekształceniu Hilberta-Radona.	5-65
Tabela 30.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciążłotonalnych bitmap wejściowych poddanych przekształceniu Radona.	5-69
Tabela 31.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciążłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Hilberta.	5-72

Tabela 32.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu anizotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.....	5-74
Tabela 33.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych hybrydowemu izotropowemu przekształceniu Foucault-Hilberta.....	5-76
Tabela 34.	Prawdopodobieństwo podjęcia błędnej decyzji identyfikacji dla ciągłotonalnych bitmap poddanych szybkiemu przekształceniu Fouriera.....	5-78
Tabela 35.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów pierwotnych BW (NTR).....	6-3
Tabela 36.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (HTA).....	6-4
Tabela 37.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (HTI).....	6-4
Tabela 38.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (FCA).....	6-4
Tabela 39.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (FCI).....	6-4
Tabela 40.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW (FFT).....	6-5
Tabela 41.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów pierwotnych BW PLAN (NTR).....	6-5
Tabela 42.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (HTA).....	6-5
Tabela 43.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (HTI).....	6-5
Tabela 44.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (FCA).....	6-6
Tabela 45.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (FCI).....	6-6
Tabela 46.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych BW PLAN (FFT).....	6-6
Tabela 47.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów pierwotnych GR (NTR).....	6-6
Tabela 48.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (HTA).....	6-7
Tabela 49.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (HTI).....	6-7
Tabela 50.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (FCA).....	6-7
Tabela 51.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (FCI).....	6-7
Tabela 52.	Macierz błędów identyfikacji dla obrazów przekształconych GR (FFT).....	6-8

11. Supplement

Poniżej zamieszczono listingi najważniejszych skryptów omawianych w niniejszej rozprawie

```
function x = hilbert(xr,n)
if nargin<2, n=[]; end
if ~isreal(xr)
    warning('HILBERT ignoruje urojona część wejściową.')
    xr = real(xr);
end
% Działanie wzdłuż pierwszego wymiaru
[xr,nshifts] = shiftdim(xr);
if isempty(n)
    n = size(xr,1);
end
x = fft(xr,n,1); % n-punktowe FFT po kolumnach.
h = zeros(n,~isempty(x)); % nx1 dla niepustych. 0x0 dla pustych.
if n > 0 && 2*fix(n/2) == n
    % parzyste i niepuste
    h([1 n/2+1]) = 1;
    h(2:n/2) = 2;
elseif n>0
    % nieparzyste i niepuste
    h(1) = 1;
    h(2:(n+1)/2) = 2;
end
x = ifft(x.*h(:,ones(1,size(x,2)))));
% Konwersja do pierwotnego kształtu wejścia
x = shiftdim(x,-nshifts);
```

Skrypt 1. Kod źródłowy funkcji *hilbert*

```
function [trans, norm, nlog] = FFTSHIFT2(image, coef, shape)
F = fft2(double(image));
F = FFTShift(F);
f = log(abs(F));
% cut off the centre of spectrum
if coef > 0
    [dx,dy] = size(image);
    shape = imread ([shape '.BMP']);
    shape = double(shape) / 255;
    shape_resized = imresize(shape,[(dx*coef) (dy*coef)]);
    for x = 1:size(shape_resized,1)
        for y = 1:size(shape_resized,2)
```

```

        xx = uint16(dx/2*(1-coef))-1+x;
        yy = uint16(dy/2*(1-coef))-1+y;
        f (xx,yy) = f (xx,yy) * shape_resized(x,y);
    end;
end;
end;
trans = f;
norm = normalize (f, min(min(f)), max(max(f)));
nlog = (log(f));
nlog = normalize (nlog, -5, max(max(nlog)));

```

Skrypt 2. Zmodyfikowana postać funkcji FFTShift

```

function [trans, norm, nlog] = HTI(image)
%% ustalenie typu danych wejściowych
original_im = im2double(image);
%% Hilbert po x
ox = imag(hilbert(original_im));
%% Hilbert po y (transpozycja obrazu pierwotnego)
oy = imag(hilbert(original_im'))';
%% Właściwy HTI
trans = ox+oy;
%% Cała reszta do wyprowadzania wyników na ekran
t2 = abs(ox)+abs(oy);
norm = normalize (t2,min(min(t2)),max(max(t2)));
nlog = (log(t2));
nlog = normalize (nlog, -5, max(max(nlog)));

```

Skrypt 3. Skrypt realizujący izotropowe przekształcenie Hilberta

```

function [trans, norm, nlog] = HTA(image)
%%ustalenie typu danych wejściowych
original_im = im2double(image);
%% Hilbert po x
ox=imag(hilbert(original_im));
%% Hilbert po y (transpozycja obrazu ox)
original_transform = imag(hilbert(ox'))';
%% Właściwy HTI
trans = original_transform;
%% Cała reszta do wyprowadzania wyników na ekran
t2 = abs(trans);
norm = normalize (t2,min(min(t2)),max(max(t2)));
nlog = (log(t2));
nlog = normalize (nlog, -5, max(max(nlog)));

```

Skrypt 4. Skrypt realizujący anizotropowe przekształcenie Hilberta


```

function [trans, norm, nlog] = FOUCAULTI(image)
%% ustalenie typu danych wejściowych
original_im = double(image);
%% Hilbert^2 po x
ix = imag(hilbert(original_im)).^2;
%% Hilbert^2 po y
iy = (imag(hilbert(original_im'))).^2;
%% Suma obu Hilbertów
img = ix+iy;
%% obraz pierwotny
goi = (original_im).^2;
%% właściwy FCI
trans = sqrt(img+goi);
%% Cała reszta do wyprowadzania wyników na ekran
norm = normalize (trans,min(min(trans)),max(max(trans)));
nlog = (log(trans));
nlog = normalize (nlog, -5, max(max(nlog)));

```

Skrypt 5. Skrypt realizujący izotropowe przekształcenie Foucault-a

```

function [trans, norm, nlog] = FOUCAULTA(image)
%% ustalenie typu danych wejściowych
original_im = im2double(image);
%% Hilbert^2 po x
ix = imag(hilbert(original_im)).^2;
%% Hilbert^2 po y (transpozycja ix)
original_transform = imag(hilbert(ix'))';
img = abs(original_transform);
%% obraz pierwotny
goi = (double(original_im)).^2;
%% właściwy FCA
trans = sqrt(img+goi);
%% Cała reszta do wyprowadzania wyników na ekran
norm = normalize (trans,min(min(trans)),max(max(trans)));
nlog = (log(trans));
nlog = normalize (nlog, -5, max(max(nlog)));

```

Skrypt 6. Skrypt realizujący anizotropowe przekształcenie Foucault-a

```

function [trans suma] = RADEK (data,theta)
trans = radon(data,theta);
suma = sum (trans)';

```

Skrypt 7. Skrypt realizujący przekształcenie Radona

```

%% start
clear;
sam = {'2325' '2364' '2368' '2369' '2372' '2386'};

```



```

%nazwy samolotów do korelacji
trans1 = {'fca' 'fci' 'fft' 'hta' 'hti' 'ntr'};
%nazwy plików rozpoczynają się od skrótu przetwarzania, a potem jest
informacja o koncie
%np. hta_001035090 - to plik z transformacją hilberta
%anizotropową obiektu dla kątów: x = 1, y = 35, z = 90
trans2 = trans1; % na wszelki wypadek, gdyby trzeba było korelować ze
sobą wyniki różnych przetwarzania
%wybór przetwarzania do analizy
sel_trans = char(trans1(5));
%nagłówek nazwy katalogu tworzony przez wcześniejsze skrypty
header = 'sym_norm_00_10_';
%katalog, w którym mam wszystkie źródła i wyniki
root = 'J:\SAMOLOTY\';
wyniki = 'Q:\SAMOLOTY\';
ext = '.bmp'; %rozszerzenia odczytywanych plików
%skrypt będzie rozpoznawał, czy ma dokonać analizy
%korelacyjnej bitmap, czy zmiennych MATLAB-owskich
t_start = now; %czas rozpoczęcia obliczeń
for start = 1:6 %od którego katalogu zaczynać, opis w sam
%% czyszczenie zmiennych w pętli
clear 'x' 'y' 'done';
%% tworzenie zmiennych ścieżek
for x = start:size(sam,2)
    path(x,:) = [root header char(sam(x))];
end; %of for
nx = 0:10; ny = 0:10; nz = 0:10;
%% zmienne logiczne
% macierz do przechowywania wartości logicznej, czy już obliczono daną
korelację, czy nie.
% 0 - nie obliczono (stan pierwotny 1 - obliczono.
% Wypełnia wartości (x,y) oraz (y,x)
done = logical (zeros ((size (nx,2))^3,(size (nx,2))^3));
for x = start:size(sam,2)
    ciong = [sel_trans '_' char(sam(start)) '_' char(sam(x)) ' = zeros ((size
(nx,2))^3,(size (nx,2))^3);'];
    eval (ciong); %macierz korelacyjna
end; %of for
x = 0;
for x1 = nx for y1 = ny for z1 = nz
    plik = [char(path(start,:)) '\' sel_trans '_' sprintf('%03d',x1)
    sprintf('%03d',y1) sprintf('%03d',z1) ext];
    glowna = imread (plik);
    glowna = glowna(65:192,65:192);

```



```

x = x+1;
y = 0;
for x2 = nx for y2 = ny for z2 = nz
y = y+1;
if done (x,y) == 0
for a = start:size(sam,2)
macierze(:,:,a) = imread ([char(path(a,:)) '\\' sel_trans '_'
sprintf('%03d',x2) sprintf('%03d',y2) sprintf('%03d',z2) ext]);
end; %of for;
macierze = macierze (65:192,65:192,:);
for a = start:size(sam,2)
eval ([sel_trans '_' char(sam(start)) '_' char(sam(a)) '(x,y) =
corr2(glowna,macierze(:,:,a));']);
eval ([sel_trans '_' char(sam(start)) '_' char(sam(a)) '(y,x) = '
sel_trans '_' char(sam(start)) '_' char(sam(a)) '(x,y);']);
end; %of for
done (x,y) = 1;
done (y,x) = done (x,y);
clear macierze;
end; end; end; end; end; end; end;
%% zapis zmiennych środowiskowych do pliku dyskowego wg. poniższego wzorca
nazwy
for a = start:size(sam,2)
    plik = [wyniki '__WYNIKI\__BW\HTI_SYM_PLAN_BW\' char(sam(start)) '_'
sel_trans '_' char(sam(a)) '_' sel_trans '.mat'];
    zmienna = char([sel_trans '_' char(sam(start)) '_' char(sam(a))]);
    save (plik,zmienna);
    eval (['clear ' zmienna ';']);
end; %of for
%% KONIE PĘTLI GŁÓWNEJ
end; %of for start...
t_stop = now; %czas końca obliczeń
godzin = (t_stop-t_start)*86400/3600; %ile godzin zajęły obliczenia??

```

Skrypt 8. Skrypt realizujący obliczenia korelacyjne wewnątrzklasowe

```

%% czyszczenie zmiennych
clear;
%% ładowanie i przetwarzanie wzorca
i = im2double(imread ('http://dasiek.info/pencap.bmp'));
wzorzec.Image = i;
bkg = zeros(uint16(size(i,1)/2),uint16(size(i,2)/2));
original_im = blkdiag (bkg,i,bkg);
wzorzec.Hta = HTA (original_im);
[q wzorzec.RadHta] = RADEK (wzorzec.Hta,0:179);
[q wzorzec.RadNtr] = RADEK (i,0:179);

```

```

%% ładowanie obrazu badanego
RGB = imread('pillsetc.png');
%% segmentacja
I = rgb2gray(RGB);
threshold = graythresh(I);
bw = im2bw(I,threshold);
bw = bwareaopen(bw,30);
se = strel('disk',2);
bw = imclose(bw,se);
bw = imfill(bw,'holes');
[B,L] = bwboundaries(bw,'noholes');
%% przekształcenia
obrazy = regionprops (L,'Image');
for a = 1:size(obrazy,1)
x = obrazy(a,1).Image;
bkg = zeros(uint16(size(x,1)/2),uint16(size(x,2)/2));
original_im = blkdiag (bkg,x,bkg);
obrazy(a,1).Hta = HTA (original_im);
[q obrazy(a,1).RadHta] = RADEK (obrazy(a,1).Hta,0:179);
[q obrazy(a,1).RadNtr] = RADEK (double(x),0:179);
end; %of for a
%% korelacje
for a = 1:size(obrazy,1)
    k_pierw(a) = corr2(imresize(obrazy(a).Image, [size(worzec.Image)],
'bicubic'),worzec.Image);
    k_Hta(a) = corr2(imresize(obrazy(a).Hta, [size(worzec.Hta)],
'bicubic'),worzec.Hta);
    k_RadHta(a) = corr2(imresize(obrazy(a).RadHta, [size(worzec.RadHta)],
'bicubic'),worzec.RadHta);
    k_RadNtr(a) = corr2(imresize(obrazy(a).RadNtr, [size(worzec.RadNtr)],
'bicubic'),worzec.RadNtr);
end; %of for a
%% rysunki pierwotne
for a = 1:size(obrazy,1)
    subplot (1,6,a); imagesc (1-obrazy(a).Image); colormap (gray);
end; %of for a
subplot (4,1,1); bar (k_pierw); title ('Korelacja obrazów pierwotnych ze
wzorcem'); ylim ([0 1]);
subplot (4,1,2); bar (k_RadNtr); title ('Korelacja wektorów Radona na
pierwotnych ze wzorcem');
subplot (4,1,3); bar (k_Hta); title ('Korelacja obrazów HTA ze wzorcem');
subplot (4,1,4); bar (k_RadHta); title ('Korelacja wektorów Radona na HTA
ze wzorcem');

```